

文章编号: 1001-0920(2010)01-0121-05

一种基于滑动库的多模型在线建模方法

邵雷, 雷虎民, 赵宗宝

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 针对未知边界的复杂非线性系统, 提出一种基于滑动库的多模型在线建模方法. 该方法首先结合滑动库思想, 利用系统输入输出数据在线确定输入空间的边界, 使其不需要准确知道系统输入空间的边界, 减小了对先验信息的依赖性; 然后, 基于模糊划分的方法对输入数据在线聚类; 最后, 基于最小二乘法建立局部模型, 并根据数据对局部模型的参数进行更新. 仿真结果表明了该方法处理未知边界非线性系统在线建模问题的有效性.

关键词: 非线性系统; 在线多模型建模; 滑动库; 聚类; 模糊空间划分

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Moving bank based online multiple-model modeling method

SHAO Lei, LEI Hu-min, ZHAO Zong-bao

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China. Correspondent: SHAO Lei, E-mail: shaoleijing@126.com)

Abstract: An online multiple-model modeling method based on moving bank is suggested for the complex nonlinear system with unknown boundaries. Based on the philosophy of moving bank, the boundaries of the input spaces are determined, which decreases the depending on the priority information. Then data is clustered online based on the method of fuzzy partition. Finally, the least-squares (LS) algorithm is employed to construct the local model for each clustering, and the parameter of each local model is updated by the new data. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: Nonlinear system; Online multiple-model modeling; Moving bank; Clustering; Fuzzy partition

1 引言

在实际工业过程中, 复杂系统往往具有多变量、非线性、工况范围广等特点, 使得建立最大程度反映系统性能模型成为难题. 从系统输入输出数据入手, 采用非线性系统辨识方法, 如 Hammerstein 模型结构、Wiener 模型结构、Hammerstein-Wiener 模型结构以及 NARMAX 模型结构等^[1]. 然而运用上述模型结构表征复杂系统全局性能往往十分困难, 采用基于分解-合成法则^[1,2]的多模型建模策略可在一定程度上克服上述不足.

在多模型建模过程中, 为了避免全部参数同时辨识的非线性优化问题, 通常将建模问题分两步实施^[3]: 首先采用聚类算法(如 k 均值聚类算法, c 均值算法, 减法聚类算法等)确定系统的工作区域; 然后采用参数估计技术(如 RLS, 递推 RLS, SVD 等算法)估计各个局部模型的参数. 然而, 多数建模方法

是在离线情况下进行的. 尽管一些学者对在线情况下的建模问题进行了研究, 但多数都是先进行离线数据聚类, 而后对局部模型的参数进行在线调整^[3-7]. 尽管这种方法在一定程度上提高了模型辨识的能力, 但在实际建模过程中, 当出现新的不被已有聚类覆盖的工作区域时, 对模型的辨识就会变得不准确.

针对该情况, 一些学者提出将在线聚类与在线局部模型建模相结合^[8-14], 在在线运行的过程中根据数据进行在线数据聚类, 以及在线局部模型的建模. 这种方法对于解决上述问题具有一定的作用, 但需确知每一个变量的范围, 即输入空间的范围. 而在实际问题中, 常常无法获得输入空间的范围. 为此, 本文借鉴滑动库^[15,16]的思想, 将输入空间的动态确定与在线多模型建模相结合, 提出一种不需要确切知道输入空间范围的、完全基于数据的多模型

收稿日期: 2008-12-29; 修回日期: 2009-05-12.

基金项目: 总装武器装备预研基金项目(9140A04050407JB3201).

作者简介: 邵雷(1982—), 男, 湖北天门人, 博士生, 从事多模型自适应控制、飞行器制导与控制的研究; 雷虎民(1960—), 男, 陕西合阳人, 教授, 博士生导师, 从事飞行器制导与控制技术等研究.

建模方法,完全根据系统的实际输入输出数据实现对复杂非线性系统的在线建模.

2 模糊空间划分

假定系统具有 N 个输入变量,借鉴文献[17]对输入输出空间进行模糊划分的方法,将每一个变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 划分为 c_i 个三角模糊集,即

$$T_i = \{A_{i,1}, A_{i,2}, \dots, A_{i,c_i}\}, 1 \leq i \leq N. \quad (1)$$

若模糊集 $A_{i,j}$ 的中心为 a_{ij} , 相对半径为 a_{ij} , 则输入 $x_i(k)$ 属于模糊集 $A_{i,j}$ 的隶属度函数

$$\mu_{A_{i,j}}(x_i(k)) = \begin{cases} 1 - \frac{|x_i(k) - a_{ij}|}{a_{ij}}, & x_i(k) \in [a_{ij} - a_{ij}, a_{ij} + a_{ij}]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

模糊集 $A_{i,j}$ 可由相应的中心以及宽度来描述,即

$$A_{i,j} = \{a_{ij}, a_{ij}\}. \quad (3)$$

将模糊划分应用于整个输入空间,则将其分解为 C 个模糊子空间,其中

$$C = \prod_{i=1}^N c_i. \quad (4)$$

每一个模糊子空间 $A^l (1 \leq l \leq C)$ 可定义为 N 个特定的模糊子集,即 $A_{1,j_1}^l, T_1, A_{2,j_2}^l, T_2, \dots, A_{N,j_N}^l, T_N (1 \leq j_1 \leq c_1, 1 \leq j_2 \leq c_2, \dots, 1 \leq j_N \leq c_N)$, 其表述为

$$A^l = [A_{1,j_1}^l, A_{2,j_2}^l, \dots, A_{N,j_N}^l] = \{[a_{1,j_1}^l, a_{1,j_1}^l], [a_{2,j_2}^l, a_{2,j_2}^l], \dots, [a_{N,j_N}^l, a_{N,j_N}^l]\}. \quad (5)$$

通过引进多维隶属度函数,可将隶属度函数扩展到多维,即

$$\mu_{A^l}(X(k)) = \begin{cases} 1 - rd^l(X(k)), & rd^l(X(k)) \leq 1; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

式中

$$rd^l(X(k)) = \frac{\left[\sum_{i=1}^N (a_{i,j_i}^l - x_i(k))^2 \right]^{1/2}}{\left[\sum_{i=1}^N (a_{i,j_i}^l)^2 \right]^{1/2}} \quad (7)$$

为模糊子空间 A^l 与输入数据向量之间 $X(k)$ 的欧氏相对距离.

根据式(6)与(7)可以推出,给定输入向量到某一个模糊子集的欧氏相对距离越小,则该输入向量到此模糊子集的隶属度越大.因而,隶属度函数可以反映给定输入数据向量与某一个子集的接近程度.

最小距离准则^[8] 对于任何输入数据向量 $X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)]$, 在 C 个模糊子集中具有最大隶属度的模糊子集 $A^{l_0} = [A_{1,j_1}^{l_0},$

$A_{2,j_2}^{l_0}, \dots, A_{N,j_N}^{l_0}]$, $A^{l_0} \in T_i, i = 1, 2, \dots, N$, 是使得该数据向量中每一个元素均具有最大隶属度的模糊子集,相应的模糊子空间是在欧氏相对距离下距输入数据向量最近的模糊子空间.

3 输入空间的动态确定

从以上论述可以看出,进行模糊空间划分的前提是准确知道输入空间的范围.事实上,在很多实际过程中往往只知道系统的局部工作范围,而无法准确确定输入空间的全部范围.当实际系统的工作空间超出初始设定的输入空间边界时,对系统的建模会变得不准确.为此,在对系统进行建模之前,需要动态更新输入空间的边界,使得所有的输入变量均包含在输入空间以内.

本文结合滑动库的思想,将输入空间的扩展与收缩应用于输入空间的动态确定.其基本思想是,当出现新的不被输入空间所包含的数据点时,通过输入空间的扩展将其包含在输入空间以内,如图 1 所示.为了防止输入空间的过度膨胀(模糊空间划分得过多会引起维数灾难),引入数据遗忘机制,对于那些长期没有使用的数据点,通过输入空间的收缩将其从输入空间中删除,如图 2 所示.

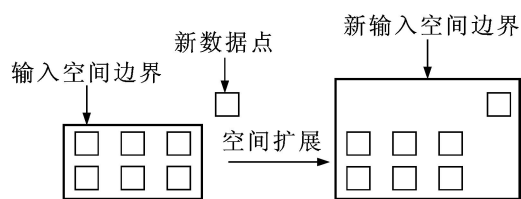


图 1 输入空间的扩展变换

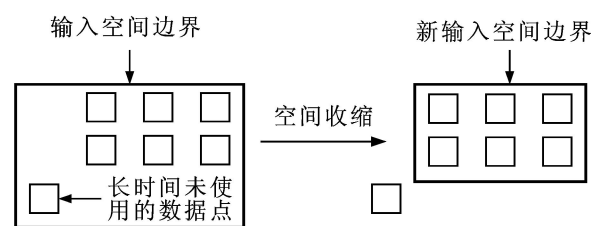


图 2 输入空间的收缩变换

4 多模型在线建模算法

将滑动库的思想引入多模型在线建模,首先利用滑动库的思想确定输入空间的边界;然后基于模糊划分的方法进行在线数据聚类,进而在线生成多个局部模型,并通过加权的方式对非线性系统进行在线逼近.具体在线建模步骤如下:

Step1 初始化. 首先,设定输入空间 $V(k)$ 的边界以及每一个变量相对半径 $wide_i$, 并按照第 2 节的方法对输入空间进行模糊划分.然后,对一些参数进行初始化,包括:1) 允许聚类及相应局部模型持续不起作用的最长时间 N_d , 这里某一聚类点持续不起

作用是指持续没有新数据分配给该聚类;2) 存储每一个聚类历史输入输出数据的滑动窗长度 N_s ; 3) RLS 算法中的遗忘因子 λ ; 4) 反映局部模型个数的参数 L .

Step2 创建第 1 个聚类点. 当读取第 1 组数据点 $M(1) = [X(1), y(2)]$ 以后, 令 $L = 1$, 同时按照最小距离准则确定离此数据点最近的模糊子集

$$A^1 = [A_{1,j_1}^1, A_{2,j_2}^1, \dots, A_{N,j_N}^1],$$

$$j_i = \arg \max_j \mu_{A_{ij}}(x_i(1)) / i, i = 1, 2, \dots, N,$$

并以此模糊子集的中心为聚类中心, 建立第 1 个局部模型. 创建 4 个动态矩阵 C, H, M 和 O , 分别存储当前时刻的所有聚类中心、各个聚类点最近一次起作用的时刻、每一个聚类中的数据以及数据数目. 当第 1 个聚类创建时, $G^1 = 1, h^1 = 1, O^1 = 1, M^{1,O^1} = [X(1), y(2)]$, 其中 M^{1,O^1} 表示第 1 个聚类的第 O^1 个数据.

Step3 距离计算. 对于每一步 k , 按照下式:

$$rd^{l_0}(X(k)) = \min_{1 \leq l \leq L} rd^l(X(k)),$$

$$l_0 = \arg \min_{1 \leq l \leq L} rd^l(X(k))$$

找出与输入数据点 $X(k)$ 距离最近的子空间, 以及相应的距离. 如果 $rd^{l_0} > 1$, 则需要创建新的聚类点, 生成相应的局部模型.

Step4 输入空间扩展. 根据 Step3 的结果, 若在第 k 时刻需要创建新的聚类点, 则首先判断该数据点 $M(k) = [X(k), y(k+1)]$ 是否在当前输入空间 $V(k)$ 以内. 若 $M(k) \in V(k)$, 即在当前输入空间内, 则不需对其进行扩展; 若 $M(k) \notin V(k)$, 即不在当前输入空间内. 为保持以前的数据结点以及以前对输入空间的划分不发生变化, 结合图 1 中的基本思想, 采用如下的方式对其进行扩展:

If $M_i(k) \notin V(k)$,

If $M_i(k) > \sup(V_i(k))$,

num = ceil(($M_i(k) - \sup(V_i(k))$)/wide_{*i*});

sup($V_i(k+1)$) = sup($V_i(k)$) + num * wide_{*i*};

Else if $M_i(k) < \inf(V_i(k))$,

num = ceil(($\inf(V_i(k)) - M_i(k)$)/wide_{*i*});

sup($V_i(k+1)$) = inf($V_i(k)$) - num * wide_{*i*};

End

End

其中:ceil(·) 表示向上取整; $M_i(k)$ 表示数据点 $M(k)$ 中的第 i 个变量;sup($V_i(k)$),inf($V_i(k)$) 分别表示输入空间所规定的第 i 个变量的上界和下界.

最后按第 2 节的方法对输入空间的扩展部分进行模糊划分.

Step5 局部模型创建. 当在第 k 时刻需要创建

新的聚类点, 生成相应的局部模型时, 首先令 $L = L + 1$, 再按照最小距离准则确定离此数据点最近的模糊子集

$$A^L = [A_{1,j_1}^L, A_{2,j_2}^L, \dots, A_{N,j_N}^L],$$

$$j_i = \arg \max_j \mu_{A_{ij}}(x_i(k)) / i, i = 1, 2, \dots, N,$$

并以此模糊子集的中心为聚类中心, 建立一个局部模型. 同时, 采用如下的方法对相应的动态矩阵进行更新: $G^L = L, h^L = k, O^L = 1, M^{L,O^L} = [X(k), y(k+1)]$.

若在第 k 步不需要创建新的聚类, 则采用如下的方式对局部模型活动历史记录进行更新:

$$h^{l_0} = k, O^{l_0} = O^{l_0} + 1,$$

$$M^{l_0,O^{l_0}} = [X(k), y(k+1)],$$

式中

$$l_0 = \arg \min_{1 \leq l \leq L} rd^l(X(k)).$$

Step6 局部模型删除. 为了防止局部模型数量过多, 减少计算量, 需要删除那些长时间没有使用的局部模型. 这里根据局部模型的持续未使用时间来确定需要删除的局部模型.

$$l_r = \arg \min_{1 \leq l \leq L} h^l(k),$$

如果 $h^{l_r}(k) < k - N_d$, 则说明该局部模型从当前时刻往前, 有持续的 N_d 个时刻没有起作用, 此时考虑将其删除. 删除聚类 l_r 及其对应的局部模型后, 采用如下方式对相关数据进行更新: 令 $L = L - 1$, 同时删除 $G^{l_r}, h^{l_r}, O^{l_r}, M^{l_r}$. 其中, 删除 M^{l_r} 是指删除存储于对应第 l_r 个聚类点的所有数据.

Step7 模型参数更新. 每当获得一组新的数据后, 都需要对相应的局部模型进行初始化或对相关参数进行更新.

若该聚类为新生成的模型, 则对该新聚类所对应的局部模型参数进行初始化, 其他局部模型的参数不变. 这里采用最小二乘法^[18] 对其进行初始化. 若没有生成新的局部模型, 则其他局部模型的参数不变, 只采用带遗忘因子的递推最小二乘法^[18] 对第 l_0 个模型的参数进行更新, 即

$$i_0(t+1) = i_0(k) + \frac{P_{l_0}(k) X_{l_0}(k) e_{l_0}^T(k+1)}{1 + X_{l_0}^T(k) P_{l_0}(k) X_{l_0}(k)},$$

$$e_{l_0}^T(k+1) = y(k+1) - i_0(k) X_{l_0}(k),$$

$$P_{l_0}(k+1) =$$

$$\frac{1}{\lambda} \left[P_{l_0}(k) - \frac{P_{l_0}(k) X_{l_0}(k) X_{l_0}^T(k) P_{l_0}^T(k)}{1 + X_{l_0}^T(k) P_{l_0}(k) X_{l_0}(k)} \right].$$

式中: i_0 表示第 l_0 个模型的参数; $[X(k), y(k+1)]$ 可由 $M^{l_0,O^{l_0}}$ 获得; P_{l_0} 表示第 l_0 个模型的方差矩阵.

Step8 输入空间收缩. 为防止输入空间的过度

膨胀,需对长期没有使用的空间予以删除,通过输入空间的收缩将其从输入空间中删除.基于图 2 中输入空间收缩的基本思想,采用逐点删除的方法,即

```

If  $M_i^r = \inf(V_i(k))$ ,
     $\inf(V_i(k)) = \inf(V_i(k)) + \text{wide}_i$ ;
Else if  $M_i^r = \sup(V_i(k))$ ,
     $\sup(V_i(k)) = \sup(V_i(k)) - \text{wide}_i$ ;
End
    
```

Step9 权值更新.每获得一个新的数据,在对局部模型的参数进行更新后,都要对它属于各个局部模型的程度进行更新,其更新方式如下:

$$w_i(X(k)) = \mu_i(X(k)) / \left(\sum_{i=1}^s \mu_i(X(k)) \right),$$

式中 $\mu_i(X(k))$ 为第 k 个输入向量属于第 i 个局部模型的程度.

为了提高对非线性系统模型预测的精度和鲁棒性,采用多个局部模型加权的方式对非线性系统进行逼近^[19],加权后系统最终的输出为

$$y(k+1) = \sum_{i=1}^s w_i(X(k)) (X^T(k) + c_i).$$

令 $k = k + 1$, 获取新的数据后,转 Step3.

注 1 考虑到篇幅的问题,这里没有对如何确定输入向量的维数以及局部模型的阶数进行讨论.关于该问题的研究,可基于 Takens 的延迟嵌入定理^[20],采用相空间重构的方式进行.

5 仿真实例

考虑如下离散非线性系统^[8]:

$$y(k) = [y(k-1) y(k-2) y(k-3) \times u(k-2) (y(k-3) - 1) + u(k-1)] / [1 + y(k-2)^2 + y(k-3)^2],$$

式中

$$u(k) = \begin{cases} \sin(2k/250), & k \leq 500; \\ 0.5 \sin(2k/250) + 0.5 \sin(2k/25), & k > 500. \end{cases}$$

仿真时间为 1000 步,步长为 0.01 s,仿真时参数选取为 $N_d = 100, N_s = 80$,遗忘因子 $\lambda = 0.8$,初始时刻局部模型的数量为 $L = 0$,输入向量选择为

$$X(k) = [u(k-1) \quad u(k-2) \quad u(k-3) \quad y(k-1) \quad y(k-2) \quad y(k-3)]^T.$$

初始输入空间设置为 $u = [-0.5, 0.5], y = [-0.4, 0.4]$,相对半径 $\text{wide}_i = 0.13$.

根据给定的仿真条件,分别采用文献[8]与本文所提出的方法对该系统建模并进行仿真,仿真结果分别如图 3 和图 4 所示.

图 3 为采用文献[8]中算法,在只知道初始输入空间而整个输入空间未知时,采用仿真条件中的设定值进行建模时的响应曲线.其中,图 3(a)为真实输出与建模输出的对比;图 3(b)为建模误差曲线,其最终的 MSE 为 0.0636;图 3(c)为在建模过程中的节点数变化曲线,同时也反映了局部模型的变化曲线.图 4 为采用本文方法,在同样条件下对该系统

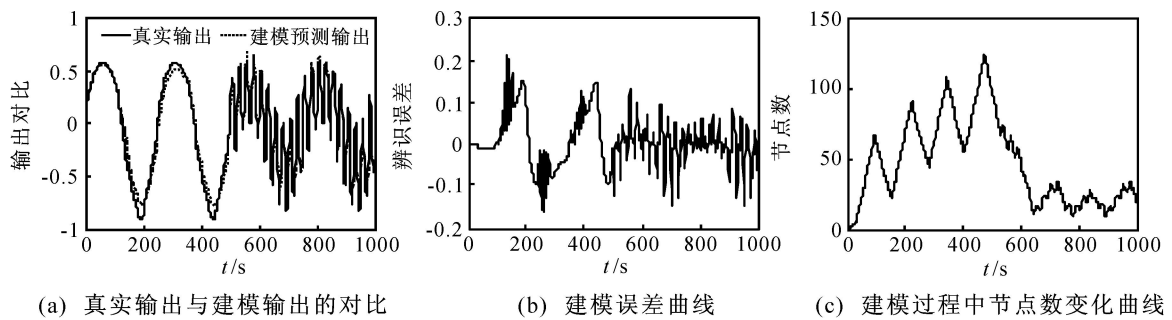


图 3 文献[8]中方法的建模效果

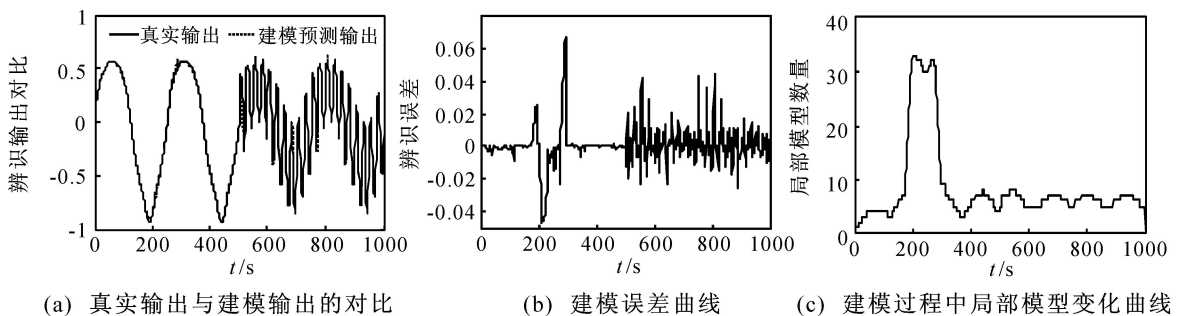


图 4 本文方法的建模效果

进行建模时的响应曲线.其中,图 4(a)为真实输出与建模输出的对比;图 4(b)为建模误差曲线,其最终的 MSE 为 0.0105;图 4(c)为在建模过程中的局部模型变化曲线.

从图 4 的仿真结果可以看出,采用本文方法进行多模型建模时,建模误差较小,同时局部模型的数量从无到有,逐渐变化,而且局部模型数量较少;从图 3 与图 4 仿真结果的对比以及 MSE 的对比可以看出,采用本文方法对该系统进行在线建模时,建模误差更小,同时局部模型更少,其建模的效果明显优于文献[8]的方法.

6 结 论

本文借鉴模糊空间划分的思想,基于多模型建模策略,在将模糊空间划分与多模型建模相结合的基础上,引入滑动库的思想确定输入空间的边界,提出了一种基于滑动库的多模型在线建模方法.该方法对非线性系统进行建模时,在不需要准确知道输入空间边界的条件下,首先根据输入输出数据确定输入空间的边界,然后在线生成多个局部模型,并通过加权的方式对非线性系统进行在线逼近,减小了对先验信息的依赖性,为非线性系统的多模型建模提供了一条新的途径.

参考文献(References)

- [1] Boukhris A, Mourot, Ragot J. Nonlinear dynamic system identification: A multi-model approach[J]. *Int J of Control*, 1999, 72(7/8): 591-604.
- [2] Rainer Palm, Dimiter Driankov. Fuzzy switched hybrid systems — Modeling and identification[C]. *Proc of the 1998 IEEE ISIC/ CIRA/ ISAS Joint Conf.* Gaithersburg, 1998: 130-135.
- [3] Vladimir Cherkassky, Yunqian Ma. Multiple model regression estimation [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2005, 16(4): 785-798.
- [4] Aydogan Savran. An adaptive recurrent fuzzy system for nonlinear identification [J]. *Applied Soft Computing*, 2007, 7(2): 593-600.
- [5] Plamen Angelov. An approach for fuzzy rule-base adaptation using on-line clustering [J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 2004, 35(3): 275-289.
- [6] Peng H, Yang ZJ, Gui W H, et al. Nonlinear system modeling and robust predictive control based on RBF-ARX model[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2007, 20(1): 1-9.
- [7] 王蓬, 李少远. 一类非线性系统的多模型预测控制[J]. *控制与决策*, 2007, 22(10): 1113-1118.
(Wang P, Li S Y. Multiple model-based predictive control for a class of nonlinear systems[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(10): 1113-1118.)
- [8] Alex Alexandridis, Haralambos S, George B. A new algorithm for online structure and parameter adaptation of RBF networks[J]. *Neural Networks*, 2003, 16(7): 1003-1017.
- [9] Marjan Golob, Boris Tovornik. Input-output modelling with decomposed neuro-fuzzy ARX model [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(4-6): 875-884.
- [10] Qiao J F, Wang H D. A self-organizing fuzzy neural network and its applications to function approximation and forecast modeling[J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(4-6): 564-569.
- [11] Marcos Angel Gonzalez-Olvera, Yu Tang. A new recurrent neurofuzzy network for identification of dynamic systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2007, 158(10): 1023-1035.
- [12] Barbounis T G, Theocharis J B. A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation [J]. *Neurocomputing*, 2007, 70(7-9): 1525-1542.
- [13] Zhang L Q, Shao C. An adaptive learning method for the generation of fuzzy inference system from data[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 30(1): 80-84.
- [14] Jear-Camille de Barros, Dexter A L. On-line identification of computationally undemanding evolving fuzzy models[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2007, 158(18): 1997-2012.
- [15] Gordon C Griffin, JR Peter S Maybeck. MMAE/MMAC control for bending with multiple uncertain parameters [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(3): 903-912.
- [16] Vasquez J R, Maybeck P S. Enhanced motion and sizing of bank in moving-bank MMAE[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 770-779.
- [17] 蔡自兴. 智能控制理论与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
(Cai Z X. *Intelligent control principles and applications* [J]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.)
- [18] 李言俊, 张科. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
(Li Y J, Zhang K. *The theory and application of system identification* [M]. Beijing: The National Defense Industry Press, 2003.)
- [19] John Yen, Wang L, Charles Wayne Gillespie. Improving the interpretability of TSK fuzzy models by combining global learning and local learning[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1998, 6(4): 530-537.
- [20] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence [C]. *Dynamical Systems and Turbulence*. Berlin: Springer-Verlag, 1981: 366-381.