第 30 卷 第 3 期
2004 年 5 月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol. 30, No. 3
May, 2004

广义模糊双曲正切模型:一个万能逼近器[1)]

张化光 王智良 黎 明 全永兵 张明君

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

(E-mail: hg_zhang@21cn.com)

摘 要 提出一种广义模糊双曲正切模型，此模型可以看作是模糊双曲正切模型的扩展.讨论了广义双曲模型与 T-S 模型的关系，证明了此模型是 T-S 模型的真子集，它具有全局逼近性.给出了此模型的一种参数及结构的辨识算法，仿真结果表明了建模及辨识算法的有效性.

关键词 模糊模型，建模，万能逼近器，辨识

中图分类号 TP273

Generalized Fuzzy Hyperbolic Model: A Universal Approximator

ZHANG Hua-Guang WANG Zhi-Liang LI Ming QUAN Yong-Bing ZHANG Ming-Jun

(*Institute of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang* 110006)

(E-mail: hg_zhang@21cn.com)

Abstract A new generalized fuzzy hyperbolic model (GFHM) is proposed, which is a generalization of fuzzy hyperbolic model. The relationship between T-S fuzzy models with GFHM is discussed. The set of GFHM is a proper subset of the T-S fuzzy model set. The GFHM is proved to be a universal approximator. An identification algorithm is proposed to identify the parameters and structures of the GFHM. Simulation studies are given to illustrate the effectiveness of the model and the identification algorithm.

Key words Fuzzy model, modeling, universal approximator, identification

1 引言

文献[1]中提出的模糊双曲正切模型(fuzzy hyperbolic model, FHM)结构简单，适合于根据成熟的线性系统理论设计强鲁棒性的稳定控制器.但由于结构的特殊性，FHM 并不能

1) 国家自然科学基金(60274017)、国家教委博士点基金(20011045023)和沈阳市自然科学基金(1022033-1-07)资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60274017) and the Foundation for Doctoral Special Branch by the Ministry of Education of P. R. China (20011045023) and Shenyang City Science Foundation (1022033-1-07)

收稿日期 2003-05-30 收修改稿日期 2003-11-08
Received May 30, 2003; in revised form November 8, 2003

以任意精度逼近任意定义在紧集上的连续函数. 一个模型能进行实际建模的必要条件是：该模型能以任意精度逼近实际系统，即应具有全局逼近性. 本文在 FHM 基础上，提出一种广义模糊双曲正切模型(generalized fuzzy hyperbolic model, GFHM)，此模型可以看作是模糊双曲正切模型[1]的扩展. 本文证明了 GFHM 模型是 T-S 模糊模型的真子集，GFHM 模型具有全局逼近性质，即为一万能逼近器(universal approximator)[2]. 仿真例子显示了该方法的有效性.

2　广义模糊双曲正切模型定义

定义 1. 已知 MISO 系统的 n 个输入变量组成的向量为 $\boldsymbol{x}=(x_1(t),\cdots,x_n(t))^T$，输出为 y. 如果用来描述此系统的模糊规则基满足以下条件，则称这组模糊规则基为广义模糊双曲正切型规则基：

1) 第 l 条模糊规则的形式为

$$
\begin{aligned}
R^l: &\text{IF } (x_1-d_{11}) \text{ is } F_{x_{11}} \text{ and } (x_1-d_{12}) \text{ is } F_{x_{12}} \text{ and } \cdots \text{ and } (x_1-d_{1w_1}) \text{ is } F_{x_{1w_1}} \text{ and} \\
&(x_2-d_{21}) \text{ is } F_{x_{21}} \text{ and } (x_2-d_{22}) \text{ is } F_{x_{22}} \text{ and } \cdots \text{ and } (x_2-d_{2w_2}) \text{ is } F_{x_{2w_2}} \text{ and } \cdots \text{ and} \\
&(x_n-d_{n1}) \text{ is } F_{x_{n1}} \text{ and } (x_n-d_{n2}) \text{ is } F_{x_{n2}} \text{ and } \cdots \text{ and } (x_n-d_{nw_n}) \text{ is } F_{x_{nw_n}} \\
&\text{THEN } y^l = c_{F_{11}}+c_{F_{12}}+\cdots+c_{F_{1w_1}}+c_{F_{21}}+\cdots+c_{F_{2w_2}}+\cdots+c_{F_{n1}}+ \\
&\qquad c_{F_{n2}}+\cdots+c_{F_{nw_n}}\ (l=1,\cdots,2^m)
\end{aligned}
\tag{1}
$$

其中 $w_z(z=1,\cdots,n)$ 为将 x_z 线性变换的个数，$m=\sum_{z=1}^{n}w_z$ 为广义输入变量的个数，$d_{zj}(z=1,\cdots,n;\ j=1,\cdots,w_z)$ 为常参数，$F_{x_{zj}}$ 为与 x_z-d_{zj} 对应的模糊子集，包括正(P)和负(N)两个语言值，$c_{F_{zj}}$ 是与 $F_{x_{zj}}$ 对应的常参数.

2) 输出项 $c_{F_{zj}}(z=1,\cdots,n;\ j=1,\cdots,w_z)$ 与输入变量是一一对应的，即如果在 IF 部分包括 $F_{x_{zj}}$，则在 THEN 部分应对应包括 $c_{F_{zj}}$ 项；相反如果 IF 部分不包括 $F_{x_{zj}}$，则在 THEN 部分也应不包括 $c_{F_{zj}}$ 项.

3) 此模糊规则基共有 $s=2^m$ 条模糊规则，即在 IF 部分模糊变量包括所有可能的正负组合，在 THEN 部分常参数包括所有的常数组合.

引理 1. 给定一组广义模糊双曲正切型规则基，首先定义广义输入变量

$$x_i = x_z - d_{zj} \tag{2}$$

式中 x_i 为广义输入变量，$i=1,\cdots,m$，而 $m=\sum_{z=1}^{n}w_z$. 并且取广义输入变量对应的模糊集合 P_{x_i} 和 N_{x_i} 的隶属函数为

$$\mu_{P_{x_i}}(x_i)=\mathrm{e}^{-\frac{1}{2}(x_i-k_{x_i})^2}\quad \mu_{N_{x_i}}(x_i)=\mathrm{e}^{-\frac{1}{2}(x_i+k_{x_i})^2} \tag{3}$$

式中 k_{x_i} 为常数. 为表达简便，以后 $\mu_{P_{x_i}}(x_i)$ 简写为 μ_{P_i}，k_{x_i} 简写为 k_i. 在 1)所示的规则基中，由各规则的局部输出 $y^l(l=1,\cdots,2^m)$ 可推得整体输出 y 如下：

$$y=\sum_{i=1}^{m}\frac{c_{P_i}\mathrm{e}^{k_ix_i}+c_{N_i}\mathrm{e}^{-k_ix_i}}{\mathrm{e}^{k_ix_i}+\mathrm{e}^{-k_ix_i}}=\sum_{i=1}^{m}p_i+\sum_{i=1}^{m}q_i\frac{\mathrm{e}^{k_ix_i}-\mathrm{e}^{-k_ix_i}}{\mathrm{e}^{k_ix_i}+\mathrm{e}^{-k_ix_i}}=p+\boldsymbol{q}\tanh(K_x\boldsymbol{x}) \tag{4}$$

其中 $p_i=\dfrac{c_{P_i}+c_{N_i}}{2}$，$q_i=\dfrac{c_{P_i}-c_{N_i}}{2}$，$p=\sum\limits_{i=1}^{m}p_i$，$\boldsymbol{q}=(q_1,\cdots,q_m)$，$K_x=\mathrm{diag}(k_1,\cdots,k_m)$. 从定义可知，模型(4)是文献[1]中提出的模糊双曲正切模型的扩展，因此我们称其为广义模糊双曲正切模型.

证明. 设 IF 部分共有 m 个 x_i 的组合，如模糊化采用单点模糊集合，清晰化采用加权平均法，直积运算采用求积法，则有 $y=U/V$，其中，

$$U=(c_{P_1}+c_{P_2}+\cdots+c_{P_m})\mu_{P_1}\mu_{P_2}\cdots\mu_{P_m}+\cdots+(c_{N_1}+c_{N_2}+\cdots+c_{N_m})\mu_{N_1}\mu_{N_2}\cdots\mu_{N_m}$$

$$V=\mu_{P_1}\mu_{P_2}\cdots\mu_{P_m}+\mu_{N_1}\mu_{P_2}\cdots\mu_{P_m}+\cdots+\mu_{N_1}\cdots\mu_{N_m}$$

则
$$y=U/V=\sum_{i=1}^{m}\frac{c_{P_i}\mu_{P_i}+c_{N_i}\mu_{N_i}}{\mu_{P_i}+\mu_{N_i}}=\sum_{i=1}^{m}\frac{c_{P_i}\mathrm{e}^{k_ix_i}+c_{N_i}\mathrm{e}^{-k_ix_i}}{\mathrm{e}^{k_ix_i}+\mathrm{e}^{-k_ix_i}} \tag{5}$$

令 $p_i=\dfrac{c_{P_i}+c_{N_i}}{2}$，$q_i=\dfrac{c_{P_i}-c_{N_i}}{2}$，则有式(4)成立. 证毕.

广义模糊双曲正切模型与模糊双曲正切模型[1]的区别在于：1)由于将输入变量做了线性变换，使得模糊规则数不再固定为 2^n 个，而可以任意选择模糊规则数目，直到其以任意精度逼近真实系统为止；2)c_{P_z} 与 c_{N_z} 不再是互为负数的关系，可以选为任意常参数.

3 广义模糊双曲正切模型逼近性和特点

定理 1. 广义模糊双曲正切模型集合是 T-S 模糊模型集合的真子集.

证明. 已知 MISO 系统的 n 个输入变量组成的向量为 $\boldsymbol{x}=(x_1(t),\cdots,x_n(t))^{\mathrm{T}}$，输出为 y. 第 z 个输入变量被扩展成 w_z 个广义输入变量，扩展后的系统输入由 $m=\sum\limits_{z=1}^{n}w_z$ 个广义输入变量组成，每个广义输入变量化分成为两个模糊子集：正(P)和负(N)，对应的隶属函数定义同式(3). 那么 T-S 模糊规则集合由 $s=2^m$ 条规则组成，其中第 l 条规则描述如下：

R^l：If $x_{11}(t)$ is $F^l_{x_{11}}$，$\cdots$，$x_{1w_1}(t)$ is $F_{x_{1w_1}}$，$\cdots$，$x_{n1}(t)$ is $F^l_{x_{n1}}$，$\cdots$，$x_{nw_n}(t)$ is $F^l_{x_{nw_n}}$

$$\text{Then } y=b_l\ (l=1,2,\cdots,2^m) \tag{6}$$

式中 $F_{x_{ij}}(i=1,2,\cdots,n,j=1,2,\cdots,w_i)$ 为与输入变量 x_i 对应的第 j 个广义输入变量对应的模糊子集，包括正(P)和负(N)两个语言值. $b_l(l=1,\cdots,2^m)$ 是常参数. 该 T-S 模糊模型集合的规则数和前提部分与广义模糊双曲正切模型集合相应环节是完全相同的. 证毕.

规则 1. 的结论部分可扩展成如下矩阵 A 和向量 $\boldsymbol{c}$ 相乘的形式，

$$A\boldsymbol{c}=\begin{bmatrix} c_{Px_{11}}+c_{Px_{12}}+\cdots+c_{Px_{1w_1}}+\cdots+c_{Px_{n1}}+\cdots+c_{Px_{nw_n}} \\ c_{Px_{11}}+c_{Px_{12}}+\cdots+c_{Px_{1w_1}}+\cdots+c_{Px_{n1}}+\cdots+c_{Nx_{nw_n}} \\ \vdots \\ c_{Nx_{11}}+c_{Nx_{12}}+\cdots+c_{Nx_{1w_1}}+\cdots+c_{Nx_{n1}}+\cdots+c_{Px_{nw_n}} \\ c_{Nx_{11}}+c_{Nx_{12}}+\cdots+c_{Nx_{1w_1}}+\cdots+c_{Nx_{n1}}+\cdots+c_{Nx_{nw_n}} \end{bmatrix}_{s\times 1}$$

其中，

$$A=\begin{bmatrix}1 & 0 & 1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 1 & 0\\ 1 & 0 & 1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 1\\ & \ddots & & & a_{ij} & & \ddots & & \\ 0 & 1 & 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & 1 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 1\end{bmatrix}_{s\times 2m}$$

$$\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix}c_{Px_{11}} & c_{Nx_{11}} & c_{Px_{12}} & c_{Nx_{12}} & \cdots & c_{Px_{1w_1}} & c_{Nx_{1w_1}} & \cdots & c_{Px_{nw_n}} & c_{Nx_{nw_n}}\end{bmatrix}_{1\times 2m}$$

Ac 中的第 l 行对应(1)中第 l 条规则的结论部分. 使用向量 $\boldsymbol{b}\in R^{s\times 1}$ 来描述(6)的结论部分，即 $\boldsymbol{b}=[b_1 \quad b_2 \quad \cdots \quad b_s]^{\mathrm{T}}$.

比较方程(6)和(1)，易见 T-S 模糊模型和广义模糊双曲正切模型的差别主要表现在每条规则的结论部分，其关系可以由如下的矩阵方程来描述：

$$A\boldsymbol{c}=\boldsymbol{b} \tag{7}$$

T-S 模糊模型可以被转换为广义模糊双曲正切模型，当且仅当在(7)中的 $\boldsymbol{c}$ 有解. 此时，T-S 规则基可以被写作为式(1)的形式. 但是，方程 $A\boldsymbol{c}=\boldsymbol{b}$ 有解的充要条件是 $\mathrm{rank}(A)=\mathrm{rank}([A,\boldsymbol{b}])$. 而对于任意的 $\boldsymbol{b}$，该条件并不总成立，所以广义模糊双曲正切模型的集合是 T-S 模糊模型的真子集. 证毕.

注释 1. 引理 2 指出了广义模糊双曲正切模型集合是 T-S 模糊模型集合的一个真子集. 在这个子集上除了具有 T-S 模型的特点外，还有以下几个特点.

1) 广义模糊双曲正切模型将传统模糊模型的结构辨识问题化简为确定对应的广义模糊变量个数的问题，辨识的复杂性大大降低，辨识参数的个数较少.

2) 与其它模糊模型相比，广义模糊双曲正切模型更加适合于对控制对象所知有限的多变量非线性对象. 只要我们知道各个状态变量的导数与状态变量及输入变量之间的定性关系，便可以得到此模型.

3) 广义模糊双曲正切模型也是一种神经网络模型，因此可以通过神经网络强大的学习功能来优化模型参数.

定理 2. 对于 $\boldsymbol{U}\subset R^n$ 上任意连续实函数 g 以及任意实数 $\varepsilon>0$，都存在 $f\in Y$ 满足

$$\sup_{x\in U}|g(x)-f(x)|<\varepsilon \tag{8}$$

其中 Y 为所有形如(4)所示的广义模糊双曲正切系统组成的集合.

根据 Stone-Weierstrass 定理[3]可证明本定理，略.

定理 2 说明了广义模糊双曲正切模型能够逼近定义在致密集上的非线性函数，是一种全局模型，因此根据此模型设计的最优控制器可以使整个系统性能指标达到最优.

4 广义模糊双曲正切模型的辨识算法

由输入输出数据求取对象的 GFHM 的模糊辨识方法由以下几部分组成：广义输入变量个数辨识，即确定将每个输入变量经线性变换扩展为广义输入变量的个数；前提参数的辨识，包括线性变换的中心点 $d_{zj}(z=1,2,\cdots,n,\ j=1,2,\cdots,w_z)$ 的辨识、隶属函数参数 $k_i(i=1,2,\cdots,m)$ 的辨识；结论参数的辨识包括 $c_{P_{ij}}$ 和 $c_{N_{ij}}$ 的辨识.

4.1 结论参数的辨识

由广义模糊双曲正切模型的定义可知：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{m}\frac{c_{P_i}\mathrm{e}^{k_ix_i}+c_{N_i}\mathrm{e}^{-k_ix_i}}{\mathrm{e}^{k_ix_i}+\mathrm{e}^{-k_ix_i}}=\boldsymbol{h}\cdot\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

其中 $\boldsymbol{\theta}=(c_{P_1},c_{N_1},\cdots,c_{P_m},c_{N_m})$

$$\boldsymbol{h}=\left(\frac{\mathrm{e}^{k_1x_1}}{\mathrm{e}^{k_1x_1}+\mathrm{e}^{-k_1x_1}},\frac{\mathrm{e}^{-k_1x_1}}{\mathrm{e}^{k_1x_1}+\mathrm{e}^{-k_1x_1}},\cdots,\frac{\mathrm{e}^{k_mx_m}}{\mathrm{e}^{k_mx_m}+\mathrm{e}^{-k_mx_m}},\frac{\mathrm{e}^{-k_mx_m}}{\mathrm{e}^{k_mx_m}+\mathrm{e}^{-k_mx_m}}\right) \tag{10}$$

$\boldsymbol{h}$ 为数据行向量，$\boldsymbol{\theta}$ 为待辨识的参数向量，上标"T"表示向量的转置.

可见辨识参数向量与函数值为线性关系，根据最小二乘法求取误差平方意义下的最优结论参数步骤[4]为

1）假若给定了 L 组输入输出数据(要求 $L>m\times(m+1)$)，对于其中的每组数据(x_{1k}，$x_{2k},\cdots,x_{mk},y_k$)，计算 $\boldsymbol{h}_k$；

2）初始参数为 $\boldsymbol{\theta}_0=0$；$S_0=\alpha I$；其中 α 为较大数，本文取为 10^5，I 是单位矩阵；

3）计算

$$\boldsymbol{f}_k=S_{k-1}\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{T}}/(1+\boldsymbol{h}_kS_{k-1}\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{T}}) \tag{11}$$

$$S_k=S_{k-1}-\boldsymbol{f}_k\boldsymbol{h}_kS_{k-1} \tag{12}$$

$$\boldsymbol{\theta}_k=\boldsymbol{\theta}_{k-1}+\boldsymbol{f}_k(y_k-\boldsymbol{h}_k\boldsymbol{\theta}_{k-1}^{\mathrm{T}}) \tag{13}$$

这里 S_k 是协方差矩阵，$\boldsymbol{f}_k$ 是增益向量；

4）$k+1\rightarrow k$，如果 $k\leqslant L$，返回 3)；否则迭代完毕，$\boldsymbol{\theta}_k$ 即为所的最优结论参数.

4.2 广义输入变量的确定及前提参数的辨识

1）先辨识 k_i. 我们应用遗传算法，每条染色体为(k_i，0，0)，染色体的后两个元素对应输入变量的平移变换的平移距离. 这就是说对所有的输入变量先不做平移变换，辨识模型，得到它的性能指标为 $PER(1)$；本文采用的性能指标 PER 为误差平方的均方，这里误差是实际系统的输出值与辨识器输出值之差.

2）将输入变量平移变换分为两个广义变量. 应用遗传算法，随机选取 m 条染色体，染色体的形式为(k_z，d_{z1}，d_{z2}，…，d_{zw_z})，$z=1,\cdots,n$. 先对输入变量 x_1 进行扩展，将 x_1 变换分为两个变量：$x_1^1=x_1+d_{11}$，$x_1^2=x_1+d_{12}$，按上面的方法辨识，将性能指标最好的那一组数记下来. 接着进行 t 次遗传迭代，采用实数编码，选择策略为轮盘赌方法，适应度函数取为性能指标 PER，交叉采用最大一最小算术交叉方法，变异采用非一致变异算子. 每一代都辨识结论参数并计算性能指标，最好的性能指标所对应的那组数就是 k_1，d_{11} 和 d_{12}，同样，对于 x_2 和其它变量也进行上述处理，在这 n 个模型中选出最小的性能指标记为 $PER(2)$.

3）把前提中的平移变换由两个增加到三个，即令染色体长度 $S=S+1$，继续进行步骤 2)操作.

4）假若上一步所得出的最小性能指标为 $PER(i-1)$，$i>3$，在新的输入变量下，划分的数量由 $i-1$ 增加到 i 个，辨识有关参数计算 PER，从中得到最小的 $PER(i)$；如果满足如下某个结束条件，则辨识过程结束，最佳性能指标为 $PER(i)$，并且得到了相应的前提参数和结论参数. 否则返回步骤 4)继续划分输入变量. 辨识结束条件为：

1）$PER(i)$ 小于预先给定的某个值；

2）输入变量线性划分的数目等于预定值；

3) $\left|\dfrac{PER(i)-PER(i-1)}{PER(i)}\right|<\varepsilon$，其中 ε 为给定的小数.

5 仿真示例

例 1. 为验证本文提出的广义模糊双曲正切模型的模糊辨识算法的有效性，辨识如下系统：

$$y=\ln\left(\frac{\sin x_1^2\cos x_2^2+2.5\cos x_2^2+1.2\sin x_1^2+3}{x_3^2+1}\right),\ -2\leqslant x_1,x_2,x_3\leqslant 2$$

这里 x_1，x_2，x_3是输入变量，y 是输出变量. 我们分别采用广义模糊双曲正切模型的辨识算法和文献[5]的辨识算法进行了仿真实验. GFHM 的辨识得到如下参数：$w_1=4$，$w_2=4$，$w_3=4$，即三个输入变量均被变换为 4 个广义变量，整个 GFHM 由 12 个广义输入变量构成，具体参数为

$$\begin{array}{cc} & \begin{array}{cccc} d & k & C_p & C_V \end{array} \\ \begin{array}{c} x_1\left\{\begin{array}{c} \\ \\ \\ \\ \end{array}\right. \\ x_2\left\{\begin{array}{c} \\ \\ \\ \\ \end{array}\right. \\ x_3\left\{\begin{array}{c} \\ \\ \\ \\ \end{array}\right. \end{array} & \begin{bmatrix} 0.5086 & 0.5677 & 1.4795 & -3.1171 \\ -0.5055 & 0.5677 & -1.4765 & 3.1218 \\ 1.9515 & 1.9752 & -1.2040 & 0.9813 \\ -1.9409 & 1.9752 & 1.2307 & -0.9640 \\ 1.6358 & 2.4298 & -4.6912 & -0.5095 \\ -1.6303 & 2.4298 & 4.7364 & 0.5218 \\ -1.9491 & 5.0036 & -3.7184 & -0.2505 \\ 1.9565 & 5.0036 & 3.7802 & 0.2763 \\ 5.2432 & 2.8878 & 4.7339 & 2.5872 \\ -5.2192 & 2.8878 & -4.7336 & -2.5721 \\ 0.5102 & 0.6690 & -1.9279 & 4.5590 \\ -0.5074 & 0.6690 & 1.9313 & -4.5536 \end{bmatrix} \end{array}$$

定义 $e_{\max}$为满足收敛条件(8)时的辨识输出值与实际值之差的最大绝对值，两种辨识算法结果对比如下：

1) 在基本相同的计算代价下：文献[5]辨识算法的 $e_{\max}=1.0229$(56 个辨识参数)；GFHM 的 $e_{\max}=0.135$(48 个辨识参数)；

2) 在输入变量模糊子空间个数相同的条件下：文献[5]辨识算法的 $e_{\max}=0.32914$(3584 个辨识参数)，GFHM 的 $e_{\max}=0.135$(48 个辨识参数).

6 结束语

本文提出一种广义模糊双曲正切模型，此模型是 T-S 模型的真子集，它具有全局逼近性. 仿真结果证明了广义模糊双曲正切模型可以很好地逼近真实系统，且在相同的计算代价下，广义双曲模型的逼近效果比文献[5]中模型的要好；在输入变量模糊子空间个数相同的条件下，广义模糊双曲正切模型的辨识参数数量远少于 T-S 模型的辨识参数数量，即其辨识复杂度较小.

References

1 Zhang Hua-Guang, Quan Yong-Bing. Modeling and control based on fuzzy hyperbolic model. *Acta Automatica Sinica*, 2000, **26**(6): 729～735(in Chinese)

2 Wang L X, Mendel M. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, **3**(5): 807～814

3 Rudin W. Principles of Mathematical Analysis. New York: McGraw-Hill Inc., 1976

4 Zhang Hua-Guang. Fuzzy Identification and Fuzzy Adaptive Control of Complex System. Shenyang: Northeastern University Press, 1993. 50～75(in Chinese)

5 Wang L X. Adaptive Fuzzy Systems and Contronl: Design and Stability Analysis. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1994. 29～32

张化光 1991年于东南大学获博士学位,教授,博士生导师. 主要研究领域为复杂系统的模糊自适应控制,非线性控制,混沌控制等.

(**ZHANG Hua-Guang** Received his Ph. D. degree from Southeastern University in 1991. Now he is a professor. His research interests include fuzzy adaptive control of complex systems, nonlinear systems control, and chaos control.)

王智良 2000年于吉林大学获硕士学位,现在东北大学攻读博士学位. 主要研究方向为混沌控制理论,模糊控制等.

(**WANG Zhi-Liang** Received his master degree from Jilin University in 2000. Now he is a Ph. D. candidate at Northeastern University, P. R. China. His research interests include fuzzy control and chaos control.)

黎 明 2003年于东北大学获博士学位. 主要研究方向为模糊控制理论与粗糙集理论与应用.

(**LI Ming** Received his Ph. D. degree from Northeastern University in 2003. His research interests include fuzzy control and rough set theory and applications.)

全永兵 2001年于东北大学获博士学位. 主要研究方向为模糊控制理论与应用等.

(**QUAN Yong-Bing** Received his Ph. D. degree from Northeastern University in 2001. His research interests include fuzzy control theory and application.)

张明君 1995年于东北大学获硕士学位,现在东北大学攻读博士学位. 主要研究方向为模糊控制理论与应用.

(**ZHANG Ming-Jun** Received her master degree from Northeastern University in 1995. Currently she is a Ph. D. candidate at Northeastern University, P. R. China. Her research interests include fuzzy control theory and application.)