

文章编号: 1001-0920(2002)04-0476-04

# 具有前置滤波特性的非单点模糊逻辑系统

祖家奎, 戴冠中, 张 骏  
(西北工业大学 自动控制系, 陕西 西安 710072)

**摘要:** 采用非单点模糊化对输入数据进行模糊处理, 分析和解释了非单点模糊逻辑系统(NSFLS)的前置滤波特性, 并用误差反向传播算法对相关参数进行优化。通过仿真验证以及与单点模糊逻辑系统(SFLS)的性能比较, 说明非单点模糊逻辑系统具有较强的前置滤波能力, 在实际工程中具有较高的应用价值。

**关键词:** 前置滤波; 非单点模糊化; 模糊逻辑; BP 算法

**中图分类号:** TP 18      **文献标识码:** A

## Non-singleton fuzzy logic system and its performance of prefilter

ZU Jia-kui, DAI Guan-zhong, ZHANG Jun

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnic University, Xi an 710072, China)

**Abstract:** Non-singleton fuzzifier is adopted to deal with the input data. The prefiltering performance of non-singleton fuzzy logic system (NSFLS) is analyzed. The back-propagation algorithm is applied to optimize parameters. According to the simulation results and the performance comparison between non-singleton fuzzy logic system and singleton fuzzy logic system, it can be seen that the NSFLS has better prefiltering capability and higher engineering values in practical applications.

**Key words:** prefilter; non-singleton fuzzifier; fuzzy logic; back-propagation algorithm

## 1 引 言

模糊逻辑系统是指那些与模糊概念和模糊逻辑有直接关系的系统。在以往的文献<sup>[1]</sup>中, 最常见的模糊逻辑系统有 3 类: 纯模糊逻辑系统、Takagi-Sugeno 模糊逻辑系统以及具有模糊产生器和模糊消除器的模糊逻辑系统。具有模糊产生器和模糊消除器的模糊逻辑系统因其具有众多优点, 在工程系统中得到了广泛的应用。该系统的结构主要由 4 部分组成: 模糊产生器、模糊规则库、模糊推理机和模糊消除器。在用于数据处理的模糊逻辑系统(模糊控制、模糊信号处理等)中, 由于输入输出数据大都是

清晰化的, 通常采用单点模糊产生器对输入数据进行模糊化处理。但在某些工程应用场合, 这种单点模糊化并不适宜, 特别是当数据被测量噪声污染时, 必须考虑这种不确定性因素, 以便提高模糊系统的抗干扰能力和鲁棒性。

本文采用非单点模糊产生器<sup>[2,3]</sup>对输入数据进行模糊化处理, 分析了这种非单点模糊化所具有的前置滤波特性, 并采用误差反向传播(BP)学习算法<sup>[4]</sup>对参数进行优化。对系统所具有的前置滤波特性进行仿真验证, 结果表明该非单点模糊逻辑系统是可行而有效的。

收稿日期: 2001-04-23; 修回日期: 2001-06-13

作者简介: 祖家奎(1974—), 男, 江苏徐州人, 博士生, 从事模糊控制、神经网络等研究; 戴冠中(1937—), 男, 上海人, 教授,

© 1994-2001 博士生导师, 从事自动控制、信息安全等研究。Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

### 2 非单点模糊逻辑系统

考虑通常情况下的多输入单输出模糊逻辑系统, 其模糊规则可表述如下

$$R^l: \text{If } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ Then } y \text{ is } G^l \quad (1)$$

式中,  $F_i^l$  和  $G^l$  分别为  $U_i \subset R$  和  $V \subset R$  上的模糊集合,  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$   $U_1 \times \dots \times U_n$  和  $y \in V$  均为语言变量,  $l = 1, 2, \dots, M$  为模糊规则数。

式(1)的模糊规则可表示成一个积空间  $U \times V$  的模糊蕴涵  $F_1^l \times \dots \times F_n^l \rightarrow G^l$ 。设  $U$  上的模糊集合  $A$  为模糊推理的输入, 采用  $\sup$ - $*$  合成运算, 其对应于  $V$  上的模糊集合  $B^l$  为

$$u_{B^l}(y) = \sup_x u[u_{F_1^l} \times \dots \times u_{F_n^l} \circ^l (X, y) * u_A(X)] \quad (2)$$

在模糊逻辑系统中, 模糊产生器的作用是将一个确定的点  $X$  映射为  $U$  上的一个模糊集合  $A$ 。对于单点模糊化,  $A$  为模糊单值, 则对  $X = X$ , 有  $u_A(X) = 1$ , 而对其余  $X \neq X$ , 有  $u_A(X) = 0$ 。但在非单点模糊产生器中,  $u_A(X) = 1$ , 随着  $X$  偏离  $X$ ,  $u_A(X)$  逐渐减少, 被映射成模糊数, 模糊隶属函数与  $X$  相关, 则有

$$u_A(X) = u_{x_1}(x_1) * \dots * u_{x_n}(x_n) \quad (3)$$

模糊推理采用乘积规则, 进而式(2)可改写成

$$u_{B^l}(y) = u_{G^l}(y) \sup_{k=1}^n [u_{x_k}(x_k) u_{F_k^l}(x_k)] \quad (4)$$

本文非单点模糊逻辑系统的隶属函数均采用如下高斯函数

$$u_{x_k}(x_k) = \exp[-(x_k - m_{x_k})^2 / 2\sigma_{x_k}^2] \quad (5)$$

$$u_{F_k^l}(x_k) = \exp[-(x_k - m_{F_k^l})^2 / 2\sigma_{F_k^l}^2] \quad (6)$$

并设

$$u_{G^l}(x_k) = u_{x_k}(x_k) u_{F_k^l}(x_k) \quad (7)$$

将其最大化, 经推理证明(略) 可得其最大值产生于

$$x_{k, \max}^l = (\sigma_{x_k}^2 m_{F_k^l} + \sigma_{F_k^l}^2 m_{x_k}) / (\sigma_{x_k}^2 + \sigma_{F_k^l}^2) \quad (8)$$

当各输入变量具有相同水平的不确定性时, 输入模糊集合的宽度相等,  $\sigma_{x_k}^2$  成为常量  $\sigma_x^2$ 。通常在工程处理中, 将精确输入  $x_k$  作为模糊输入集合的均值  $m_{x_k}$ , 则式(8)可简化为

$$x_{k, \max}^l = (\sigma_{F_k^l}^2 m_{x_k}) / (\sigma_x^2 + \sigma_{F_k^l}^2) \quad (9)$$

从式(9)可以看出, 当输入变量  $x_k$  没有受到噪声污染, 即  $\sigma_x^2 = 0$  时,  $x_{k, \max}^l = x_k$ , 非单点模糊化与单点模糊化等价; 当输入变量  $x_k$  受到噪声污染时, 式(9)对噪声数据进行预处理, 将  $x_k$  转化为  $x_{k, \max}$ 。这

相当于在模糊推理机前增加一个噪声滤波器(如图1所示), 在整个模糊逻辑系统中起到了对数据的前置滤波作用。这种非单点模糊化处理有利于提高模糊系统的抗干扰能力和鲁棒性。

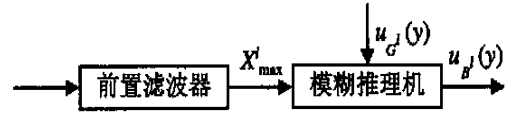


图 1 输入前置滤波

将式(5), (6), (9) 代入式(7), 得  $u_{G_k^l}(x_k)$  的最大值

$$u_{G_k^l}(x_{k, \max}^l) = \exp[-(x_k - m_{F_k^l})^2 / (2\sigma_x^2 + 2\sigma_{F_k^l}^2)] \quad (10)$$

由此, 采用中心平均模糊消除器、乘积推理规则、高斯隶属函数以及非单点模糊化的模糊逻辑系统可描述如下

$$f_{ns}(X) = \frac{\prod_{l=1}^M \prod_{k=1}^n u_{G_k^l}(x_{k, \max}^l)}{\prod_{l=1}^M \prod_{k=1}^n \exp[-(x_k - m_{F_k^l})^2 / (2\sigma_x^2 + 2\sigma_{F_k^l}^2)]} = \frac{\prod_{l=1}^M \prod_{k=1}^n \exp[-(x_k - m_{F_k^l})^2 / (2\sigma_x^2 + 2\sigma_{F_k^l}^2)]}{\prod_{l=1}^M \prod_{k=1}^n \exp[-(x_k - m_{F_k^l})^2 / (2\sigma_x^2 + 2\sigma_{F_k^l}^2)]} \quad (11)$$

### 3 参数学习算法

对于上述非单点模糊逻辑系统, 本文采用误差反向传播算法对模糊系统的前提和结论参数进行优化。

根据给定的输入输出数据对  $(X^{(i)}, y^{(i)})$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 选择

$$e^{(i)} = [f_{ns}(X^{(i)}) - y^{(i)}]^2 / 2, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

作为误差指标函数, 使得非单点模糊逻辑系统的误差最小。由式(11)可知, 非单点模糊逻辑系统中需调整的参数有  $\bar{y}^l$ ,  $m_{F_k^l}$ ,  $\sigma_{F_k^l}$ ,  $\alpha$ , 使用 BP 算法可得如下公式

$$\begin{aligned} \bar{y}^l(i+1) &= \bar{y}^l(i) - \alpha_{\bar{y}} [f_{ns}(X^{(i)}) - y^{(i)}] \phi(X^{(i)}) \\ m_{F_k^l}(i+1) &= \end{aligned} \quad (13)$$

$$m_{F_k^l}(i) - \alpha_m [f_{ns}(X^{(i)}) - y^{(i)}] \times$$

$$[\bar{y}^l(i) - f_{ns}(X^{(i)})] \frac{x_k^{(i)} - m_{F_k^l}(i)}{\sigma_x^2(i) + \sigma_{F_k^l}^2(i)} \Phi(X^{(i)}) \quad (14)$$

$$\sigma_{F_k^l}(i+1) =$$

$$\sigma_{F_k^l}(i) - \alpha_l \sigma_{F_k^l}(i) [f_{ns}(X^{(i)}) - y^{(i)}] \times$$

$$[\bar{y}^l(i) - f_{ns}(X^{(i)})] \frac{x_k^{(i)} - m_{F_k^l}(i)}{\sigma_x^2(i) + \sigma_{F_k^l}^2(i)} \Phi(X^{(i)}) \quad (15)$$

$$\alpha_x(i+1) =$$

$$\alpha_x(i) - \alpha_x \alpha_x(i) [f_{ns}(X^{(i)}) - y^{(i)}] \times$$

$$[\bar{y}^l(i) - f_{ns}(X^{(i)})] \frac{x_k^{(i)} - m_{F_k^l}(i)}{\sigma_x^2(i) + \sigma_{F_k^l}^2(i)} \Phi(X^{(i)}) \quad (16)$$

其中

$$\Phi(X) = \frac{\sum_{k=1}^n u_{F_k^l}(x_{k, \max}^l)}{\sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^n u_{F_k^l}(x_{k, \max}^l)} \quad (17)$$

$\alpha_{\bar{y}^l}, \alpha_{\sigma_{F_k^l}}, \alpha_x, \alpha$  为确定的训练步长。

利用以上公式迭代更新上述参数, 从而使得式(12)的误差最小化。

## 4 仿真验证

考虑文献[1]中例 3.2 所提供的二阶差分方程

$$y(k+1) = g[y(k), y(k-1)] + u(k)$$

式中

$$g[y(k), y(k-1)] =$$

$$\frac{y(k)y(k-1)[y(k) + 2.5]}{1 + y^2(k) + y^2(k-1)}$$

$$u(k) = \sin(2\pi k/25)$$

串行-并行辨识器可描述为

$$\hat{y}(k+1) = f[y(k), y(k-1)] + u(k)$$

式中  $f[y(k), y(k-1)]$  取式(11)所描述的非单点

表 1 非单点模糊逻辑系统与单点模糊逻辑系统的性能比较

SNR	NSFLS			SFLS		
	RMSE	MAXE	MINE	RMSE	MAXE	MINE
	0.000 78	0.008 93	- 0.000 89	0.064 74	0.093 15	- 0.335 18
47.50	0.001 83	0.012 79	- 0.001 16	0.088 48	0.372 27	- 0.335 19
23.47	0.026 41	0.238 45	- 0.160 73	0.351 57	3.087 13	- 0.335 19
14.47	0.046 19	0.241 62	- 0.312 73	0.496 68	3.087 13	- 1.325 01
10.91	0.057 04	0.390 76	- 0.322 74	0.586 47	3.087 13	- 1.462 44
7.095	0.103 50	0.507 54	- 0.312 74	0.828 58	3.087 13	- 1.615 26
5.004	0.217 58	0.681 04	- 0.873 63	0.866 28	3.087 13	- 1.462 45
2.365	0.387 44	1.318 65	- 1.250 74	1.060 19	3.087 13	- 1.802 14

模糊逻辑系统。

取初始 100 个时刻无噪声污染的输入输出作为训练样本, 根据文献[5]所述基于山峰函数的减法聚类算法对数据进行聚类, 提取出 32 条模糊规则以及相应的初始参数, 并利用上述 BP 算法对参数训练 100 步。同时, 取前 200 个时刻含噪声的输入组成验证样本, 其中验证样本的信噪比(SNR)为 5.004, 随机噪声的均值为 0, 用以检验非单点模糊逻辑系统的泛化能力和滤波特性。信噪比定义为

$$\text{SNR} = \sigma_y / \sigma_n \quad (18)$$

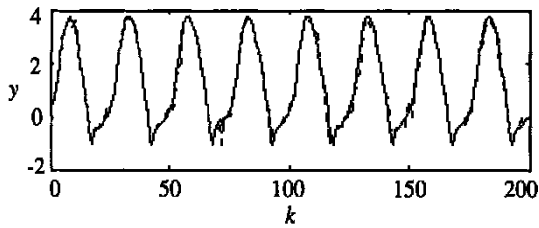
其中,  $\sigma_y$  代表信号的标准偏差,  $\sigma_n$  代表噪声的标准偏差。非单点模糊逻辑系统的性能采用均方根误差(RMSE)、最大误差(MAXE)和最小误差(MINE)3 个指标来衡量。

仿真验证结果如图 2 所示。图 2(a) 中, 实线为无噪声污染的理想输出, 虚线为在受噪声污染情况下非单点模糊逻辑系统的仿真验证输出; 图 2(b) 为各时刻相对应的误差曲线, 其相应的指标为

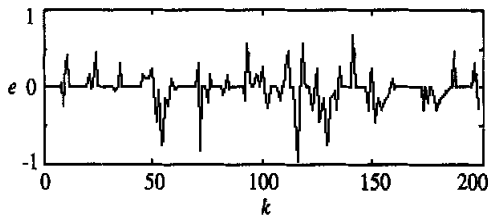
$$\text{RMSE} = 0.217 58, \quad \text{MAXE} = 0.681 04$$

$$\text{MINE} = - 0.873 63$$

为了进一步证明非单点模糊逻辑系统所具有的前置滤波特性, 本文将相同训练样本、模糊规则数和训练步数的非单点模糊逻辑系统与单点模糊逻辑系统, 在受不同噪声污染输入数据条件下的预测输出性能进行比较(如表 1 所示)。从表 1 可以看出, 非单点模糊逻辑系统的各项性能指标大大优于单点模糊逻辑系统, 体现了非单点模糊逻辑系统具有良好的前置滤波性能, 显著地提高了系统的抗干扰性和鲁棒性。



(a) 验证曲线



(b) 验证误差曲线

图2 仿真验证结果

较,充分说明了非单点模糊逻辑系统具有较强的前置滤波能力和鲁棒性。该系统能较好地解决工程应用中输入噪声干扰问题,具有较强的实际工程应用价值。

#### 参考文献(References):

- [1] 王立新. 自适应模糊系统与控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [2] Mouzouris G C, J M Mendel. Non-singleton fuzzy logic systems: Theory and appl[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1997, 5(1): 56-71.
- [3] 张骏, 王楠, 魏炳波, 等. 随机模糊神经网络在快速凝固研究中的应用[J]. *西北工业大学学报*, 2000, 18(2): 336-339.  
(J Zhang, N Wang, B Wei, et al. Application of stochastic fuzzy neural networks in rapid dendritic solidification [J]. *J of Northwestern Polytec Univ*, 2000, 18(2): 336-339.)
- [4] J S Jang, C T Sun, E Mizutani. *Neuro-fuzzy and Soft Computing*[M]. Tokyo: Prentice Hall, 1997.
- [5] Ronald R Yager, Dimitar P Filev. Approximate clustering via the mountain method[J]. *IEEE Trans on Syst, Man & Cybern*, 1994, (8): 1274-1284.

## 5 结 论

本文分析了当模糊逻辑系统采用非单点模糊产生器对输入进行模糊化时,非单点模糊逻辑系统所具有的前置滤波特性,并对此进行数学描述和解释。通过仿真验证以及与单点模糊逻辑系统的性能比

(上接第475页)

## 4 结 语

本文利用 Actor/Critic 增强学习算法并结合 RBFN 神经网络构成一个直接的自适应控制器,用于控制动态特性时变的未知过程对象。仿真结果表明,该学习算法能较快地适应动态特性的变化,学到合适的控制策略。对于那些难以建模的复杂系统,当控制精度要求不高时,本文方法是一种富有吸引力的选择。

#### 参考文献(References):

- [1] D A Linkens, H O Nyongesa. Learning systems in intelligent control: An appraisal of fuzzy, neural and genetic algorithm control applications[J]. *IEE Proc on*

*Control Theory and Appl*, 1996, 143(4): 367-386.

- [2] Kaelbling L P, Littman M L, Moore A W. Reinforcement learning: A survey[J]. *J of Artificial Intell Res*, 1996, 4: 237-277.
- [3] Barto A G, Sutton R S, Anderson C W. Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems[J]. *IEEE Trans on Syst, Man & Cybern*, 1983, 13(5): 834-846.
- [4] Kimura H, Kobayashi S. An analysis of actor/critic algorithms using eligibility traces: Reinforcement learning with imperfect value function[A]. *15th Int Conf on Machine Learning*[C]. Madison, 1998. 278-286.
- [5] Clouse J A, Utogoff P E. A teaching method for reinforcement learning[A]. *Proc of the 9th Int Conf on Machine Learning*[C]. San Mateo, 1992. 93-101.