

文章编号:1004-9037(2002)04-0423-05

# 基于进化策略的模糊控制系统优化设计方法

曹邦武<sup>1)</sup> 姜长生<sup>1)</sup> 文 戎<sup>2)</sup> 陈 谋<sup>1)</sup>

(<sup>1)</sup>南京航空航天大学自动化学院 南京,210016)

(<sup>2)</sup>西安交通大学电子与信息工程学院 西安,710059)

**摘要** 提出了一种改进的基于进化策略的算法,研究了模糊相似度、规则一致度的概念,将其量化从而影响模糊系统的进化过程,以根据样本数据设计出具有完备性、一致性和紧凑性的模糊系统。仿真结果表明,即使在学习样本较少的情况下,应用本文提出的方法,依然可以设计出具有完备性、一致性和紧凑性的模糊系统,而且该系统对初值不敏感,具备泛化能力。

**关键词:** 模糊系统;进化策略;优化设计

**中图分类号:** TP273;TP30

**文献标识码:** A

## Optimal Design Approach for Fuzzy System Based on Evolutionary Strategy

Cao Bangwu<sup>1)</sup> Jiang Changsheng<sup>1)</sup> Wen Rong<sup>2)</sup> Chen Mou<sup>1)</sup>

(<sup>1)</sup> College of Automation Engineering,  
Nanjing University of Aeronautics & Astronautics Nanjing 210016, P. R. China)

(<sup>2)</sup> College of Electronics & Information Engineering,  
Xi'an Jiaotong University Xi'an 710059, P. R. China)

**Abstract** An improved algorithm based on evolutionary strategy is proposed. The concept of “fuzzy similarity measure” and “consistency of rule base” is studied, which is quantified to influence the evolutionary process in a fuzzy system. By this way a fuzzy system with completeness, consistency and compactness is designed from sample data. Simulational results show that a fuzzy system with completeness, consistency and compactness as well as the ability of generalization is acquired by the design scheme. The fuzzy system is not sensitive to its initial status when lacking in enough sample data.

**Key words:** fuzzy system; evolutionary strategy; optimal design

## 引 言

模糊逻辑是运用到系统控制中的一种强有力的工具。模糊控制系统应具有完备性、一致性、紧凑性,它主要由描述控制器行为的一组模糊控制规则构成,控制规则和隶属函数的确定是设计模糊控制器的瓶颈。近来,不少研究者开始探讨从样本数据产生模糊系统,把 BP 网络<sup>[1]</sup>、RBF 网络<sup>[2]</sup>、B 样条网络<sup>[3]</sup>和类神经元的结构<sup>[4]</sup>应用到模糊系统的优化设计中,其优点在于不必预先精确确定模糊规则

和模糊子集分区的参数,可是由于样本范围的局限,模糊系统的完备性和一致性通常会受到破坏。

迄今为止,对于从样本数据产生模糊系统时如何保证其完备性、一致性、紧凑性,尚无充分的研究工作,本文详细地研究了完备性、一致性的概念,进而提出了一种改进的基于进化策略的算法,它主要关注模糊系统的完备性、一致性,进而获得性能优异、物理意义明晰、紧凑的模糊控制系统。本文用倒立摆控制的实例说明了此方法达到了设计目的,优于其它方法。

# 1 模糊系统的完备性和一致性

## 1.1 模糊系统的完备性

由于一个多输入多输出的模糊系统总能分解成若干个多输入单输出的系统,按其输出形式又可分为 Mamdani 型和 Takagi-Sugeno 型。不失一般性,本文只讨论 MISO Mamdani 型模糊系统。

定义 1 如果模糊系统的每个输入变量的模糊子集分区在其论域上完备而且模糊规则结构完备,则称该模糊系统是完备的。

运用 BP 网络、RBF 网络、B 样条网络等方法从样本提取模糊规则时,总是尽量根据样本数据来调整模糊系统隶属函数的分布,使得一些输入变量的模糊子集分区常常不再在其整个论域上完备,或者一些模糊子集相应的物理意义变得模糊不清了。对于前者,当输入变量超出样本数据的范围时,模糊系统对此输入没有正确响应,系统的性能是得不到保证的;对于后者,各个模糊子集之间无可区别性,物理意义不清。

定义 2 两个模糊子集  $A$  和  $B$  的“模糊相似度”定义为

$$S(A,B)=\frac{M(A\cap B)}{M(A\cup B)}=\frac{M(A\cap B)}{M(A)+M(B)-M(A\cap B)}\quad (1)$$

其中

$$M(A)=\int_{-\infty}^{+\infty}A(x)\mathrm{d}x\quad (2)$$

可见,  $A=B$  时,  $S(A,B)=1$ ,  $A$  和  $B$  完全不相交时,  $S(A,B)=0$ 。在其它情况下,  $S(A,B)$  在从 0 到 1 的范围内变化。故任意两个相邻的模糊子集  $A_i$ ,  $A_{i+1}$  的模糊相似度应满足

$$\mathrm{FSM}^-\leq S(A_i,A_{i+1})\leq \mathrm{FSM}^+\quad (3)$$

其中  $\mathrm{FSM}^-$  和  $\mathrm{FSM}^+$  分别表示模糊相似度的上界和下界。

另外,一般的模糊系统通常是不紧凑的<sup>[5]</sup>,应采取措施来保证其紧凑性,同时又要防止产生不完备的模糊系统。解决这个两难问题的一个途径在于允许去掉模糊子集分区两端的子集,而只用中间的模糊子集。

## 1.2 模糊系统的一致性

在从样本数据产生模糊规则的过程中,迄今尚未对它的一致性进行过足够的研究。在大多数情况

下,只有那些具有相同前提而不同的结果的规则才会被认为是不一致的。文[6]对每一条产生的模糊规则赋予了一个置信度,当两条规则有相同的前提条件而不同的结论时,只有具有较大的置信度的规则才会被接受。实际上,具有不同的前提部分的规则也可能是不一致的,它可能与其它规则不一致,或者与专家经验不一致。

定义 3 考虑多输入单输出 MISO 模糊系统的每条规则可描述为:

$R_i$ : If  $x_1$  is  $A_{i1}(x_1)$  and  $\cdots$  and  $x_n$  is  $A_{in}(x_n)$ , then  $y$  is  $B_i(y)$

其中  $i=1,2,\cdots,N$ ,  $N$  为模糊规则的总数;  $n$  为模糊系统输入变量的总数。将任意两条规则  $R_i, R_k$  之间的前提相似度(Similarity of premise, SRP)和结论相似度(Similarity of consequence, SRC)定义为

$$\mathrm{SRP}(i,k)=\min_{j=1}^nS(A_{ij},A_{kj})\quad (4)$$

$$\mathrm{SRC}(i,k)=S(B_i,B_k)\quad (5)$$

定义模糊规则  $R(i)$  和  $R(k)$  的一致度为

$$\mathrm{Cons}(R(i),R(k))=\exp\left\{-\frac{\left(\frac{\mathrm{SRP}(i,k)}{\mathrm{SRC}(i,k)}-1.0\right)^2}{\left(\frac{1}{\mathrm{SRP}(i,k)}\right)^2}\right\}\quad (6)$$

定义 4 定义规则  $R_i$  的不一致度为

$$\mathrm{Incons}(i)=\sum_{1\leq k\leq N,k\neq i}[1.0-\mathrm{Cons}(R^1(i),R^1(k))]+\sum_{1\leq l\leq L}[1.0-\mathrm{Cons}(R^1(i),R^2(l))]\quad (7)$$

其中  $i=1,2,\cdots,N$ ,  $R^1$  和  $R^2$  分别表示从数据和专家知识产生的规则,  $N$  和  $L$  分别为相应的规则数,则整个规则库的不一致度为

$$f_{\mathrm{Incons}}=\sum_{i=1}^N\mathrm{Incons}(i)\quad (8)$$

# 2 用进化策略实现模糊系统优化设计

## 2.1 进化策略

遗传算法、进化策略和进化规划这三种遗传理论算法都是在模仿生物遗传进化理论的基础上发展而来的,它们作为有效的优化理论,越来越广泛地应用于求解各种优化问题。其中,进化策略可以采用实数值编码,并且强调变异算子的有效性,利用选择和变异算子,通过产生更高的平均适应值和

更好的个体,迅速找到问题的最优解。本文采用了一种改进的 $(\mu,\lambda)-ES$ 算法,能同时处理实数和整数,它可表示为

$$(\mu,\lambda)-ES=(I,\mu,\lambda;m,\sigma;f,g) \tag{9}$$

其中: $I$ 表示每个个体的实数或整数串; $\mu$ 和 $\lambda$ 分别表示父代和子代的个数; $\mu/\lambda\approx 1/7$ ; $\sigma$ 为控制步长的参数; $m$ 代表变异算子,它是进化算法机制中的主要算子; $f$ 表示代价函数; $g$ 表示条件限制函数,在本文中它表示各模糊子集的中心只允许在各自的取值范围内自由移动。被优化的变量和步长控制参数按以下方式变异

$$\sigma'_i=\sigma_i\exp(\tau_1\cdot N(0,1)+\tau_2\cdot N_i(0,1)) \tag{10}$$
$$i=1,2,\cdots,Q$$

$$I'_i=I_i+\sigma'_i\cdot N_i(0,1) \tag{11}$$
$$i=1,2,\cdots,Q_1$$

$$I'_i=I_i+[\sigma'_i\cdot N_i(0,1)] \tag{12}$$
$$i=Q_1+1,Q_2+2,\cdots,Q$$

其中: $N(0,1)$ 和 $N_i(0,1)$ 为均值为 0、方差为 1 的正态分布随机变量; $Q$ 为被优化的变量的总数; $Q_1$ 为实数变量的总数,则 $Q-Q_1$ 表示整数变量的总数; $[x]$ 表示小于 $x$ 的最大整数; $\tau_1$ 和 $\tau_2$ 为算子集参数,分别表示变异运算时的整体步长和个体步长。

进化算法的许多参数,包括群体大小 $\mu$ 和 $\lambda$ ,算子集参数 $\tau_1$ 和 $\tau_2$ ,以及步长 $\sigma$ 的初值,必须手工确定。 $\tau_1$ 和 $\tau_2$ 的初值分别确定为 $\tau_{10}=\frac{1}{\sqrt{2\mu_0}},\tau_{20}=\frac{1}{\sqrt{2\mu_0}}$ , $\mu_0$ 是初始群体大小。若用常规进化策略,当步长 $\sigma$ 过早收敛到 0 时,只能得到局部最优解。为此,本文对常规进化策略加以改进。当 $\sigma$ 变得非常小时,给它重新赋一个初值 1。一方面它使进化过程从局部极值中跳出来,但另一方面也会使进化过程发生振荡。同时,在每次进化过程中都记录迄今最好的个体,如果它不属于最新的一代,就不参加竞争,直接保存到下一代。应用实例表明本文所作的这种尝试是有效的。

在引入了完备性和一致性新的目标约束函数后,由于对进化产生的每个模糊系统个体的输入变量和规则结构都要进行检验,算法的复杂程度相应增加了,但这是在离线情况下对于样本数据进行,现有的计算机处理水平可以满足其要求。

在引入了完备性和一致性新的目标约束函数后,由于对进化产生的每个模糊系统个体的输入变量和规则结构都要进行检验,算法的复杂程度相应增加了,但这是在离线情况下对于样本数据进行,现有的计算机处理水平可以满足其要求。

2.2 模糊系统的编码

万方数据

在运用进化策略算法前,必须对模糊系统进行

编码,包括对模糊隶属函数的编码和对模糊规则库的编码。

不失一般性,对每个模糊隶属函数都用高斯函数表示

$$A(x)=\exp\left\{-\frac{(x-c)^2}{\omega^2}\right\} \tag{13}$$

故每一个模糊隶属函数只有两个参数 $c$ 和 $\omega$ ,用实数编码。

对模糊规则结构用整数编码。假设每个输入变量 $x_i$ 最多有 $M_i$ 个模糊子集,那么规则的前提部分可用下述矩阵来表示

$$struc_{\text{premise}}=\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{N1} & a_{N2} & \cdots & a_{Nn} \end{bmatrix} \tag{14}$$

其中, $a_{ji}\in\{0,1,2,\cdots,M_i\},j=1,2,\cdots,N;i=1,2,\cdots,n$ 。整数 $0,1,2,\cdots,M_i$ 代表相应的模糊子集数,当 $a_{ji}=0$ 时,说明变量 $x_i$ 在第 $j$ 条规则中不出现。由于在进行可区分性检查时,进化策略要优先选择满足式(3)条件的规则,具备多余的模糊子集的个体将被抛弃,模糊系统的紧凑性就得到了保证。

类似地,结论部分的编码为

$$strcu_{\text{consequent}}=[c_1,c_2,\cdots,c_N]^T \tag{15}$$

其中 $c_j\in\{1,2,\cdots,K\},j=1,2,\cdots,N$ (假设输出变量有 $K$ 个模糊分区)。

3 应用实例

单级倒立摆的运动方程<sup>[7]</sup>

$$\theta''=\frac{mgsin\theta-\cos(-f+M_p l\theta'^2sin\theta))}{\frac{4}{3}ml-M_p lcos^2\theta} \tag{16}$$

其中: $M_p$ 表示摆杆的质量(0.1 kg); $m$ 表示总质量(1.1 kg); $2l$ 表示两倍杆长(1 m); $\theta\in[-0.57,0.57]\text{rad};\theta'\in[-3.14,3.14]\text{rad/s};f\in[-30,30]\text{N};g=9.8\text{ m/s}^2$ 。

先用文[7]中的方法在不同的初值条件下( $\theta=0.08\text{ rad},\theta'=0\text{ rad/s};\theta=0.2\text{ rad},\theta'=0\text{ rad/s}$ )产生两组数据。第一组用于训练,第二组用于测试,每一组包含 200 个样本数据。

进化策略产生的模糊系统个体的优劣可以用以下代价函数来计算

$$f_{\text{gross}}=f_E+\xi\cdot f_{\text{Incons}}+f_{\text{Incompl}} \tag{17}$$

其中

$$f_E=\sum_{i=1}^J\sqrt{(\theta(t)-\theta_d(t))^2} \tag{18}$$

$J$  为样本的总数,  $\theta_d(t)$  为期望角位移。  $f_{\text{Incons}}$  由式 (8) 定义,  $f_{\text{Incompl}}$  为对于不满足条件 (3) 或模糊子集分区不完备情形的罚值,  $\xi$  为决定一致程度的权重常量。可设定  $\text{FSM}^+$  为 0.9,  $\text{FSM}^-$  为 0.1, 权重值  $\xi$  为 0.3~0.5。通常情况下, 一旦规则库不完备,  $f_{\text{Incompl}}$  的值就较大, 进而代价函数较大, 即进化策略可容忍一定程度的不一致, 但不允许产生不完备的模糊系统。

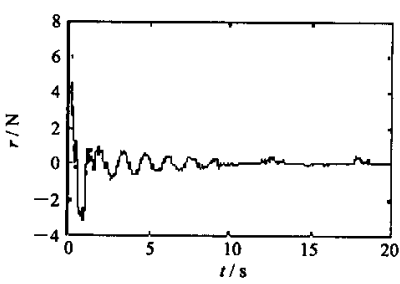
在本文中, 以下两条规则被作为专家经验, 以参与检验所产生规则的一致度:

- (1) If  $\theta$  is positive big and  $\theta'$  is positive big, then  $f$  is negative big;
- (2) If  $\theta$  is negative big and  $\theta'$  is negative big, then  $f$  is positive big.

初始种群的一些个体可用这两条规则进行初始化, 其它的则采用随机数产生。

第一步, 用初值条件为  $\theta = 0.08 \text{ rad}$ ,  $\theta' = 0 \text{ rad/s}$  时收集的样本产生模糊规则。为进行比较, 分两种情形, 在其代价函数中分别不检验或检验其完备性和一致性, 产生了两个模糊系统, 即前者  $f_{\text{gross}} = f_E$ , 后者  $f_{\text{gross}} = f_E + \xi \cdot f_{\text{Incons}} + f_{\text{Incompl}}$ , 得到的两个模糊系统分别有 22 条和 18 条规则, 即后者比前者更紧凑。

前者控制效果如图 1 所示, 图中的离散点表示样本数据, 实线表示模糊控制器的响应, 可见它较好地逼近了训练的样本数据。它对倒立摆角度  $\theta$  和控制器输出  $f$  的绝对误差总和分别是 0.12 rad 和 0.08 N, 这说明模糊隶属函数的参数和规则结构同时得到了优化。但是倒立摆角度的模糊子集的物理意义缺乏可区分性, 而角速度的模糊子集分区是不完备的, 整个规则库的不一致度是 8.9, 较大; 后者同样很好地逼近了训练样本数据(图略), 对倒立摆角度和控制器输出  $f$  的绝对误差总和分别是 0.1 rad 和 0.05 N, 规则库的不一致度是 0.08, 大大小于前者。而且后者的输入变量的隶属函数分区



(b) 控制器的输出  $f$

图 1 无检验模糊系统的训练效果

是完备的, 分布更合理。以上说明采用本文改进的进化策略可以充分地拟合样本数据。

第二步, 用测试样本数据来分别对它们进行评估。对应于初值条件为  $\theta = 0.2 \text{ rad}$ ,  $\theta' = 0 \text{ rad/s}$  的测试数据, 由于没有检验完备性、一致性的模糊系统不完备, 它的输出响应是发散的, 如图 2 所示。检验了完备性、一致性的模糊系统的输出响应如图 3

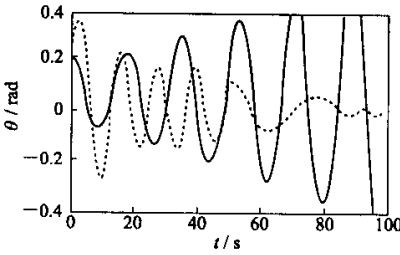


图 2 无检验模糊系统的测试效果

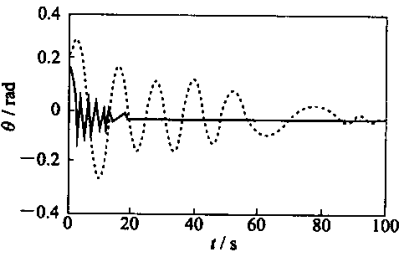
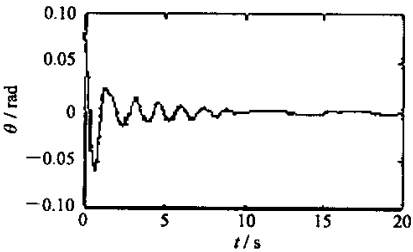


图 3 有检验模糊系统的测试效果

所示(由于所采用的倒立摆模型是非线性的, 故样本数据所表现的输出响应不是周期性函数)。比较图 2 和 3, 可见检验了完备性、一致性的模糊系统对于系统的初值不敏感, 较快地使倒立摆到达平衡状态, 这也说明了具有完备性、一致性和紧凑性的模糊系统性能更优良, 而且具有良好的泛化能力。



万方数据) 倒立摆的角度

4 结 论

本文为保证模糊系统的完备性、一致性和紧凑性,研究了模糊相似度、规则一致度的概念,并提出了一种改进的基于进化策略的算法,将模糊系统的完备性、一致性进行量化以影响模糊系统的进化过程,使模糊系统的隶属函数、模糊规则同时得到了优化。仿真实例表明,根据样本数据产生的模糊系统具备完备性和一致性,同时也具有紧凑性,优于未经完备性和一致性检验的系统,且具有良好的泛化能力。

参 考 文 献

1 Lin C T, Lee C S G. Real-time supervised structure/parameter learning for fuzzy neural network[C]. In: Proc IEEE Conf Fuzzy Systems, 1992. 1283~1290

2 Jang J S R, Sun C T. Self-learning fuzzy controller based on temporal back-propagation[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1992, (3): 714~723

3 Hunt K J, Haas R, Brown M. On the functional equivalence of fuzzy inference systems and spline-based networks[J]. Int J Neural Syst, 1995, 6(2): 171~184

4 Berenji H R, Khedkar P. Learning and tuning fuzzy controllers through reinforcement [J]. IEEE Trans Neural Networks, 3(5): 724~739

5 Jin Y. Decentralized adaptive fuzzy control of robot manipulators[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern B, 1998, 28: 47~58

6 Wang L X, Mendel M. Generating fuzzy rules by learning from examples [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1992, 22(6): 1414~1427

7 康赐荣,陈芳,魏腾雄. 基于 ANN 的模糊规则表自动生成[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 1997, 18(2): 199~202

作者简介 曹邦武,男,博士研究生,1975 年 8 月生。研究方向:非线性系统的鲁棒自适应控制;姜长生,男,教授,博士生导师,1942 年 1 月生。研究方向:非线性系统的鲁棒自适应控制;文 戎,男,1962 年 5 月生。研究主向:信息融合;陈 谋,男,博士研究生,1975 年 10 月生。研究方向:智能控制。