

基于完备性和语义性的隶属函数 GA 优化方法^{*}

时招军¹ 邓辉文¹ 黄笑鹃²

(西南师范大学 重庆400715)¹ (东华理工学院 南昌330013)²

摘要 提出优化隶属函数的 GA 编码方法可以保证其完备性和语义性,并给出了仿真结果。

关键词 隶属函数,遗传算法,模糊控制,仿真

A GA-Based Optimization Method for Completeness and Semantics of Membership Functions

SHI Zhao-Jun¹ DENG Hui-Wen¹ HUANG Xiao-Juan²

(Southwest China Normal University, Chongqing 400715)¹ (East China Institute of Technology, Nanchang 330013)²

Abstract We propose a coding method of genetic algorithm (GA) to guarantee the completeness and semantics of membership function and give some simulation results.

Keywords Membership function, Genetic algorithm, Fuzzy control, Simulation

1 引言

模糊控制技术在多个领域得到了成功应用^[1,2],特别是对非线性系统和复杂难建模系统具有良好控制性能。当模糊规则给定时,模糊控制性能在很大程度上取决于模糊变量的各个子集的隶属函数^[3]。一些研究者提出了许多的隶属函数的自调整方法^[4-6],这些算法在优化过程中仅是针对目标函数寻优,忽略了隶属函数的完备性和模糊集合的语义性,包括著名的神经-模糊推理系统 ANFIS^[7]。文[8]针对隶属函数是等腰三角形的情形提出一种优化隶属函数方法以保证隶属函数的完备性以及语义性,然而文[8]采用的方法只适用于等腰三角形隶属函数,并只是做了函数逼近的仿真。基于此,本文对于广泛使用的两边为半梯形,中间为一般三角形隶属函数,提出一种保证隶属函数完备性和语义性的 GA 优化方法,并用于模糊控制和函数逼近仿真,取得了较好的效果。

2 隶属函数和现有优化方法分析

论域 U 中的模糊子集 A ,是以隶属函数 μ_A 为特征的集合,即映射 $\mu_A: U \rightarrow [0,1]$ 确定论域 U 的一个模糊子集的隶属函数 MF , $\mu_A(u)$ 称为 u 对 A 的隶属度。

ϵ -完整性^[3,9]简称为完备性,是指对于给定 $\epsilon(0 < \epsilon < 1)$,取值域内的任意输入量,都能得到一个模糊集合,使该输入对于该模糊集合的隶属度函数不小于 ϵ 。

隶属函数的语义性是指隶属函数有合理形状^[7,8],使人易于理解。

为了讨论 ϵ -完整性,把相邻两个隶属函数的交点的纵坐标 α 称为重叠因子^[3](如图1)。

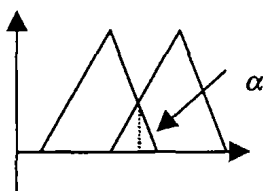


图1

下面以三角形隶属度函数(见图2)为例分析隶属函数的完备性和语义性。

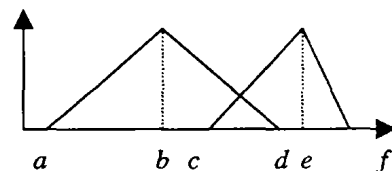


图2

采用如基于规则编码的 GA 及梯度下降法等优化方法调整后,参数的约束条件: $a \leq b < c$ 不再成立;可能会出现相邻的模糊集合的隶属函数之间无重叠(如图3),所有的隶属度函数未能全部覆盖输入/输出变量的取值域,这样就不能保证对于取值域内的任意输入,都能找到一个模糊集合,使该输入对于该模糊集合的隶属度函数不小于 $\epsilon(0 < \epsilon < 1)$,即造成了隶属度函数的不完备性;也可能造成隶属函数完全覆盖而失去语义,使人难以理解(如图4)。

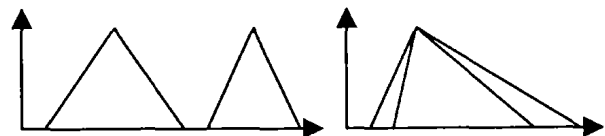


图3

图4

3 保证隶属函数完备性和语义性的遗传优化算法

3.1 保证隶属函数完备性和语义性的隶属函数编码方法

与文[3]不同,如图5所示,假设语言变量模糊集合为两边为半梯形,中间为一般三角型隶属函数。采用文[9]的模糊划分方案,模糊集合取为 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$,基本论域取为 $[-3, 3]$ 。

对于两边的半梯形隶属函数可以用三个点 a, b, c 确定

^{*} 本文得到 SWNUF2004008 资助。时招军 硕士研究生,邓辉文 博士生导师,教授,博士后,研究兴趣为智能控制、遗传算法、神经网络。

(如图5-1和图5-2),三角形隶属函数的形状(如图5-3)可以由左端点 a 、中心 b 、右端点 c 确定。通常的编码方法就是把这三个点编码来学习,如前文所述,这样的编码方法,往往会导致隶属函数失去完备性和语义,而且这种编码方法只适用于三

角型隶属函数和梯形隶属函数。另外一种常见的编码方法是对宽度和中心编码,这种方法只适用于等腰三角形隶属函数和高斯型隶属函数。

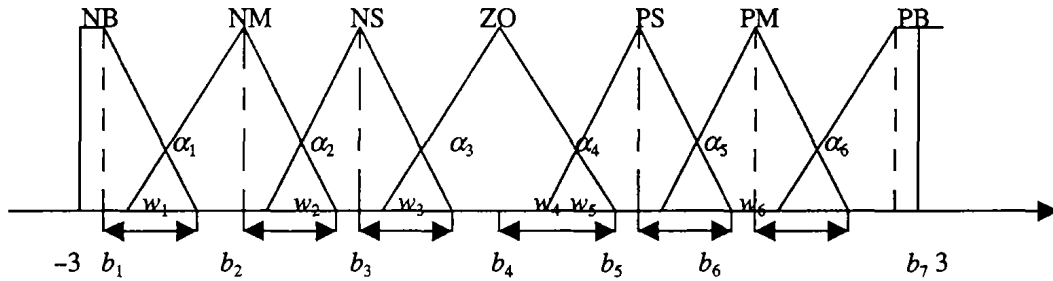


图5

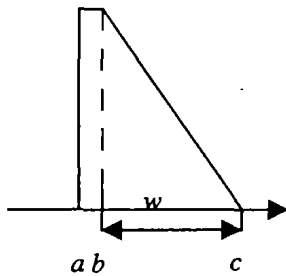


图5-1

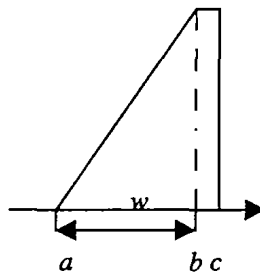


图5-2

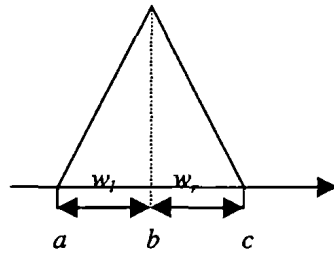


图5-3

本文提出一种新的隶属函数编码方法,对于两边的半梯形隶属函数,左边的半梯形隶属函数宽度 w 直接编码(见图5-1),而右边的半梯形隶属函数(见图5-1)的宽度 w 是通过与其相邻的三角形隶属函数的右宽度和重叠因子 α 共同确定;而把中间的三角形隶属函数的宽度分为两部分,中心以左的称为左宽度 w_l ,中心以右的称为右宽度 w_r , w_l 可以不等于 w_r ,若为等腰三角形隶属函数则 $w_l = w_r$,本文编码时采用的编码方法是右宽度、中心和重叠因子。相邻的两个隶属函数,例如正小(PS)和正中(PM)是两个相邻的隶属函数(如图6),PM的左宽度不是直接编码,而是通过重叠因子和PS的右宽度计算得到的。本文采用的编码方法可使隶属函数满足完备性和语义性。

定理1 采用如图5所示的模糊集合(两边为半梯形,中间为一般三角形),利用遗传算法(GA)调整其参数,根据上述编码方法,按下式计算右相邻隶属函数的左宽度:

$$w = (b_2 - b_1) / (1 - \alpha) - w_1$$

其中 α 为重叠因子, $0.3 \leq \alpha \leq 0.8$, b_1 和 b_2 分别为相邻隶属函数的中心坐标($b_1 < b_2$), w_1 为左相邻隶属函数的右宽度, w 为右相邻的隶属函数的左宽度,则这样优化的隶属函数满足完备性和语义性。

证明: 在 $\triangle BCD$ 中,有 $|PD|/|DC| = (1 - \alpha)/|BD|$, 于是 $|PD| = w_1(1 - \alpha)$ 。

同理,在 $\triangle EGH$ 中, $|PH| = w(1 - \alpha)$ 。而 $|PH| = b_2 - b_1 - |PD|$, 因此有

$$w = (b_2 - b_1) / (1 - \alpha) - w_1$$

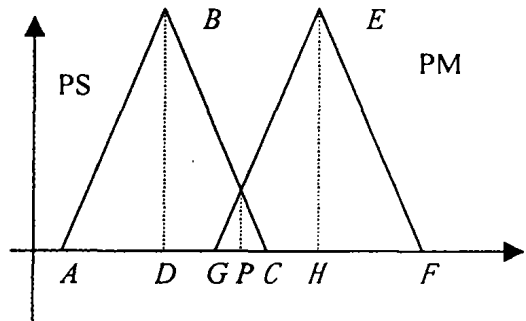


图6

在遗传编码过程中,若保证 $0.3 \leq \alpha \leq 0.8$,则显然这样得到的相邻隶属函数不会有交点,也不会完全重叠。而左宽度的计算是通过 α 和相邻的隶属函数的右宽度得到,这样,始终保持了相邻的两个隶属函数是相交的,即保证了隶属函数的完备性。本文的编码方法是利用三角形的右宽度、中心编码及重叠因子编码,始终保持三角形合理的形状,即左端点小于中心值,中心值小于右端点,即保证隶属函数的语义性。证毕。

对于模糊控制器,一般采用两个输入 E 和 EC ,一个输出 U ,每个变量采用七个模糊语言值{NB,NM,NS,ZO,PS,PM,PB},如图5所示,需要编码的6个相应的右宽度、6个重叠因子 α ,7个中心 b_i ,每个语言值用八位二进制表示,一共两个输入变量和一个输出变量,这样总共456位。编码顺序如下:

w_1	w_2	w_3	w_{18}	b_1	b_2	b_{21}	α_1	α_2	α_3	α_{18}
-------	-------	-------	-------	----------	-------	-------	-------	----------	------------	------------	------------	-------	---------------

为了保证 $0.3 \leq \alpha \leq 0.8$, α 的编码方法如下:定义 α 的论域为 $[0.3, 0.8]$, 由

$$\alpha = 0.3 + K * (0.8 - 0.3) / (2^8 - 1) \quad (1)$$

可将8位二进制码 K 转换为区间 $[0.3, 0.8]$ 上的实数。

3.2 适应度函数的选取

适应度函数的设计应避免在进化的开始由于少数性能较

优的个体适应度过大而淹没其他个体,使寻优过程缓慢或出现未成熟收敛。为获取满意的过渡过程动态特性,采用误差绝对值时间积分性能指标作为参数选择的最小目标函数,设 $e(t)$ 为系统误差, $u(t)$ 为控制量输出,采用如式(2)的评价函数

$$J = \int_0^{\infty} t|e(t)|dt \quad (2)$$

适应函数取为 $f = 1/J$ 。

3.3 遗传算法所使用的各参数的取值

在具体实现遗传算法的过程中,尚有一些参数需要事先选择。它们包括初始种群的大小 N ,选择复制方法,交叉概率 P_c ,变异概率 P_m 。这些参数对遗传算法的性能都有很重要的影响,一般来说,选择较大的初始种群可以同时处理更多的解,因而容易找到全局的最优解,其缺点是增加了每次迭代的时间,在本文中取种群大小 $N=20$ 。

本文利用适应度比例法进行复制:通过适应度函数求得适配值,进而求出复制概率,复制概率与每代字串的个数的乘积为该串在下一代的复制个数,复制概率大的在下一代中将有较多的子孙,相反则会被淘汰,并保留每一代的最优个体,与复制的个体一起构成下一代种群。

交叉概率的选择决定了交叉操作的频率。频率越高,可以越快地收敛到最有希望的最优解区,但是,太高的频率也可能导致收敛于一个解。一般 $P_c \in [0.75, 0.95]$,本文中 $P_c = 0.9$ 。

变异概率通常取为 $0.001 \sim 0.1$ 。如选取较高的变异率,一方面可以保证样本模式的多样性,另一方面可能引起不稳定,一般在算法开始阶段采用较小的变异率,而在进化算法结束阶段可以采用较大的变异率,这样一来,可以保证种群的多样性,本文选择进化代数为50代,变异概率在前40代时为 0.005 ,而在后10代的变异概率为 0.01 。

3.4 优化算法

step 1 初始化隶属函数,初始隶属函数为等腰三角形,重叠因子为 0.5 。

step 2 初始化遗传算法参数,包括初始种群 P ,适应度函数值 J ,交叉概率 P_c ,变异概率 P_m ,进化代数 $generation$ 。

step 3 评价

while $I < generation$ do(当进化还未完成时)

计算隶属函数,利用模糊推理计算出系统实际输出,计算 J 。从 P 中选择复制群体,并保留每一代的最优个体,交叉和变异,形成下一代。

end

4 仿真实验

基于上述思想,本文采用 Matlab 实现了选择、交叉、变异算子及适应度函数的计算。对典型二阶工业对象作了阶跃响应仿真和对比试验,仿真对象为 $G(s) = 20/(s^2 + 3.6s + 20)$,初始群体规模 $M=20$,迭代次数 $generation=50$ 。初始的隶属函数如图7所示(从上到下依次为 E, EC, U 的隶属函数),模糊控制规则如表1^[9]。

本文直接用4阶龙格库塔法编程进行计算。未进行优化的隶属函数(从上到下依次为 E, EC 和输出 U)如图8所示,优化后的隶属函数如图9所示,仿真结果如图7所示,从仿真结果可以看出,优化后的控制效果在各方面都优于未进行优化的。图中曲线1为优化后的响应,曲线2为没有优化的响应。

表1

$E \backslash U$	EC	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NM	NM	NM	NS	PS	
NM	NB	NM	NM	NM	NS	ZO	PS	
NS	NM	NM	NS	NS	ZO	PS	PM	
ZO	NM	NS	NS	ZO	PS	PS	PM	
PS	NM	NS	ZO	PS	PS	PM	PM	
PM	NS	ZO	PS	PM	PM	PM	PB	
PB	NS	PS	PM	PM	PM	PM	PB	

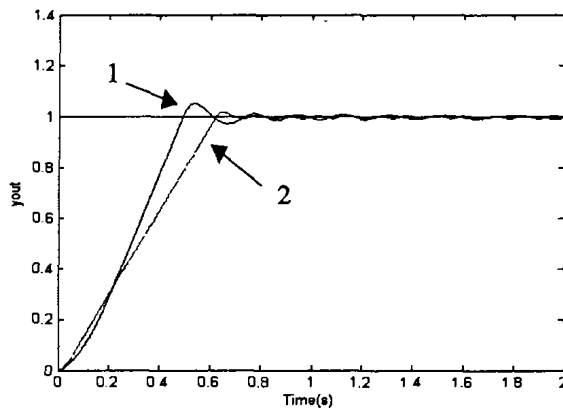


图7

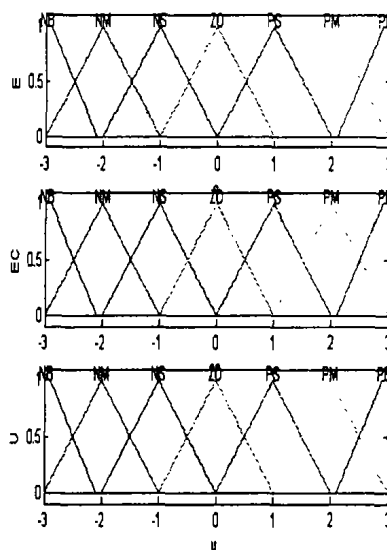


图8 优化前的 E, EC, U 的隶属函数

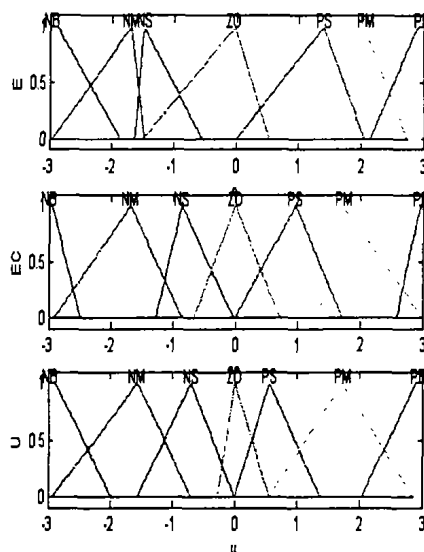


图9 优化后的 E, EC, U 的隶属函数

图6结果表明,使用 HCM 聚类算法划分数据要比使用任

意数据划分方法会得到更好的多级模糊神经网络执行。

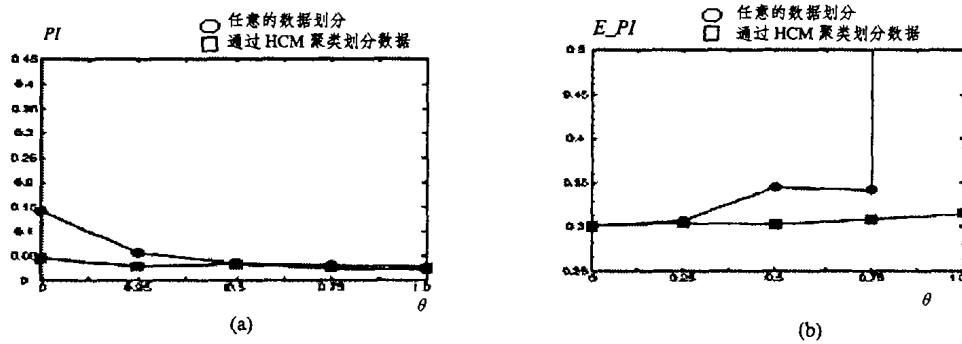


图6 多级模糊神经网络的行为指数(a)(b)

结论 本文提出了一个作为并行结构的模糊模型神经网络的多级 FNN。多级 FNN 包含多种技术:聚类 HCM,基于 FNN 和 GAs 算法的线性模糊推理。HCM 聚类可帮助构建结构优良有效的模型。处理信息颗粒的优化问题最重要的思想是通过利用聚类和进化计算。所提出的行为指数可帮助完成近似与预测能力之间的平衡。实验结果表明了该模型的有效性。

参考文献

1 刘保路. 随机规划与模糊规划[M]. 北京:清华大学出版社,1998
 2 张智星. 神经-模糊与软计算[M]. 西安:西安交通大学出版社,

2000
 3 Dubois D, Prade H. Fuzzy sets and systems: theory and applications. New York: Academic press, 1990
 4 Bezdek J C. Weighted fuzzy pattern matching. Fuzzy Sets and Systems, 1988, 28: 313~331
 5 Oh Sung-Kwun, et al. Rule-based multi-FNN identification with the aid of evolutionary fuzzy granulation. Knowledge-Based Systems 17, 2002
 6 Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989
 7 Box, Jenkins. Time Series Analysis, Forecasting and Control, Holden Day, San Francisco, CA, 1976. 532~533

(上接第225页)

文[9]中提出对于 ANFIS 进行建模,方法是通过训练样本拟合非线性函数,通过 ANFIS 优化隶属函数,本文也对这种情况进行仿真,本文对函数 $y = 1.8\sin(\pi x) + 0.2\sin(5\pi x)$ 进行拟合,采用五个隶属函数变量。初始的隶属函数参数如表1,采用本文的隶属函数优化方法,优化后的隶属函数保持了完整性和语义性。拟合的结果如图10,优化前后得到的隶属函数参数如表2。

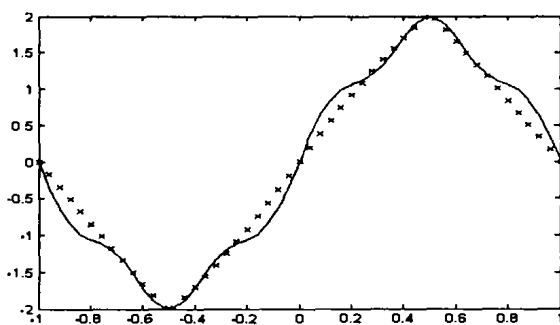


图10

表2

隶属函数	NB	NS	ZO	PS	PB
优化前	$[-1 \ -1 \ 0]$	$[-1 \ -0.5 \ 0]$	$[-0.5 \ 0 \ 0.5]$	$[0 \ 0.5 \ 1]$	$[0.5 \ 1 \ 1]$
优化后	$[-1 \ -1 \ -0.499]$	$[-1 \ -0.4824 \ 0]$	$[-0.5033 \ 0 \ 0.5118]$	$[-0.0177 \ 0.5012 \ 0.9745]$	$[0.4949 \ 1 \ 1]$

结论 本文在对用梯度下降法、GA 等模糊系统学习方法优化隶属函数时存在的问题进行深入分析的基础上。针对一类简单、有效、并广泛使用的三角形隶属度函数,提出了一种保证隶属度函数 e-完备性和语义性的参数调整的方法。通过实例进行了模拟,验证了该方法的可行性,以及保证模糊系统隶属度函数完备性和模糊集合语义一致性的优点。

参考文献

1 刘曙光,等. 模糊控制技术. 北京:中国纺织出版社,2001
 2 冯冬青,谢宋和. 智能控制技术. 北京:化学工业出版社,1998
 3 Lotfi A, Tsoi A C. Learning fuzzy inference system using an adaptive membership function scheme. IEEE transaction on system, man and cybernetics-part B, 1996, 26: 326~331
 4 Tarnq Y S, Yeh Z M, Nian C Y. Genetic synthesis of fuzzy logic controllers in tuning. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 83: 301~310
 5 Shimojima O, Fukuda T, Hasegawa Y. Self-tuning fuzzy modeling with adaptive membership function, rules and hierarchical structure based on genetical algorithm. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 71: 295~309
 6 Farag W A, Quintana V H, Lambert-Torres G. A genetic-based neuro-fuzzy approach for modeling and control of dynamical systems. IEEE transaction on neural networks, 1998, 9: 756~767
 7 张智星,孙春在,水谷英二. 神经-模糊和软计算. 西安交通大学出版社,2000
 8 武研,等. 一种保证隶属度函数完备性和模糊集合语义一致性的学习方法. 计算机研究与发展, 1999, 9: 1080~1085
 9 侯北平,卢佩,等. MATLAB 下模糊控制器的设计与应用. 测控技术, 2001, 20: 40~42