

遗传算法在抽取和过滤模糊控制规则中的应用研究*

张晓绩 戴冠中 徐乃平

(西北工业大学自动控制系·西安, 710072)

摘要: 本文分析了模糊控制规则抽取中存在的困难, 提出了用遗传算法(GA)解决模糊控制中模糊规则的抽取和过滤问题, 给出了具体的解决方法. 仿真结果表明该方法有效地解决了模糊规则的抽取和过滤问题, 而且结果可以直接放入计算机内存中进行控制. 该方法具有推广应用的价值.

关键词: 遗传算法; 模糊控制; 模糊规则抽取; 模糊规则过滤

1 引言

自从 Zadeh 提出了模糊推理的基本方法以来, 由于模糊控制不依赖于被控对象的数学模型, 它广泛地应用于许多领域, 尤其是在家用电器方面取得了很大的成功.

然而模糊控制器(FLC)中的语言规则和隶属函数的选取都具有很大的主观性, 并且当输入、输出数目和语言变量划分的等级增大时, 模糊规则的数目是以级数的平方关系而迅速增长. 这都给模糊控制器的设计带来困难.

模糊控制器主要由输入模糊化、模糊算法器和模糊判决三部分组成. 在控制器中常采用误差 e 和误差变化率 \dot{e} 作为控制器的输入, 我们将误差和误差变化率分别看作论域 $x \in X$ 和 $y \in Y$ 上的语言量 E 和 C , 一般说来, x 和 y 是数轴上的一个区间 $[a, b]$, 通过变换

$$x' = \frac{12}{b-a} \left(x - \frac{a+b}{2} \right) \quad (1)$$

可以把论域 $[a, b]$ 转化为论域 $[-6, 6]$. E 和 C 的语言值可能取 PL(正大), PM(正中), PS(正小), 0(零), NS(负小), NM(负中), NL(负大)7 个值, 它们的隶属函数可为三角分布和正态分布. 这样就得到各语言值隶属度表.

模糊规则的一般形式为

$$\text{IF } E = \tilde{E}_i \text{ and } C = \tilde{C}_j \text{ THEN } U = \tilde{U}_k.$$

其中 $\tilde{E}_i, \tilde{C}_j, \tilde{U}_k$ 分别是误差、误差变化率及控制量的某个语言值, 这里 $i \in I = \{1, 2, \dots, m\}, j \in J = \{1, 2, \dots, n\}, k \in K = \{1, 2, \dots, m \times n\}$. 把所有规则列成表, 构成控制规则表, 最后求出模糊决策表. 这样每当测量到 E 时, 只计算一下 E 和 C , 然后就查表, 找到对应于 E 和 C 的控制等级 U' , 由(1)式得到控制的物理量 U .

模糊控制决策表为一个 13×13 的矩阵, 矩阵的每个元素取值于 $[-6, 6]$. 模糊控制器的控制质量的好坏就由决策表、输入 E, C 和输出 U 的区间 $[a_e, b_e], [a_c, b_c], [a_u, b_u]$ 决定^[1].

模糊规则的抽取其实质是在 $13^{13 \times 13}$ 的空间内寻找最优的决策表和输入输出区间. 这种优化问题由于其高度的非线性和搜索空间巨大, 用传统的优化算法都难以解决.

对于多输入系统, 模糊决策表就是多头表, 而且非常庞大. 另一方面, 模糊规则中许多是冗余的或对实际的输出影响很小. 若将这些冗余的规则和对实际输出影响很小的规则去掉, 会使

* 国家自然科学基金重大项目资助课题(69391900).

本文于 1996 年 4 月 17 日收到. 1997 年 3 月 5 日收到修改稿.

系统开销大大减小.

GA 算法是 Holland 吸取自然界中适者生存和基因遗传的思想而提出的一种优化算法, 由于其不依赖于问题的数学模型, 也不需要其具有可导等约束条件, GA 算法非常适于复杂性高且搜索空间大的问题. 本文就是基于这种思想, 首先用 GA 搜寻模糊控制决策表和输入输出区间范围, 然后用 GA 过滤掉冗余和对系统影响较小的规则.

2 用 GA 优化模糊控制决策表

2.1 GA 算法

GA 算法是通过再生(reproduction)、交换(crossover)、变异(mutation)三个基本基因操作求出多变量函数的极值. GA 将函数的多个变量编码构成“串”(染色体), 通常是由二进制数构成串. 根据每个串对“环境”的适应程度赋予一个适应值(fitness). GA 的流程详细参见[2].

2.2 基于 GA 的模糊控制决策表寻优

基于 GA 的模糊控制决策表寻优的结构如图 1 所示:

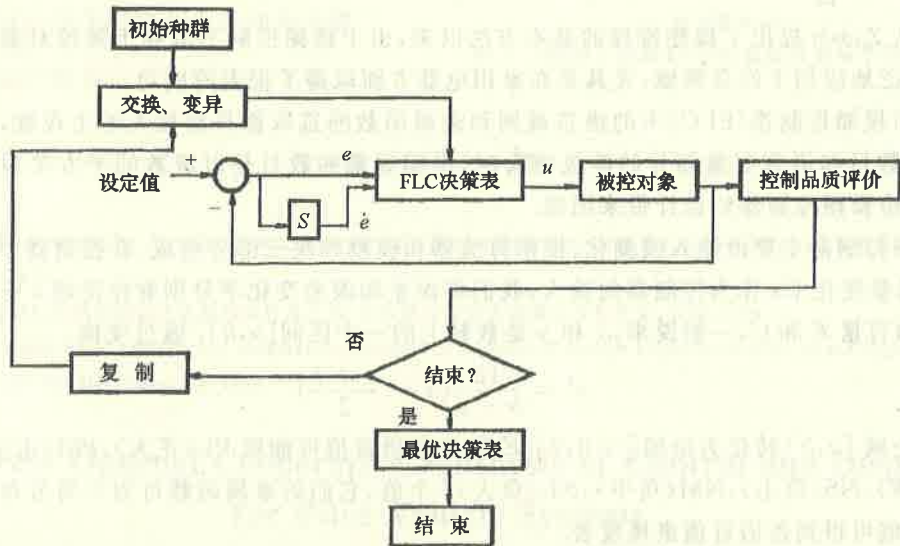


图 1 基于GA的模糊控制决策表寻优结构图

模糊控制决策表寻优的过程为:

- 1) 初始化种群;
- 2) 使用交换和变异操作来产生新的个体;
- 3) 对每个个体解码为模糊控制决策表和输入输出范围, 构成 FLC;
- 4) 评价每个 FLC 的控制品质, 作为每个个体的适应值;
- 5) 若已找到了最优的 FLC 或进化代数已达到预先设定值, 则结束;
- 6) 进行选择操作, 产生新一代种群;
- 7) 转 2).

2.3 染色体的构成

一个二输入一输出的模糊控制器的决策表是 13×13 的矩阵, 另外输入输出区间可用 6 个实数表示. 这样我们用 $169 + 6$ 个实数构成染色体, 即

$$\begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & \cdots & u_{2,1} & \cdots & u_{13,13} & a_e & b_e & a_i & b_i & a_u & b_u \end{bmatrix}$$

其中 $u_{i,j}$ 表示模糊控制决策表中第 i 行第 j 列的元素.

我们选用实数而不用二进制数构成染色体是因为这样可以降低搜索空间的维数。

2.4 适应函数的选择

同[3]中一样,我们构成如下的适应函数:

$$f = \alpha \cdot \frac{\sigma_m - \sigma}{\sigma_m} + \beta \cdot \frac{t_{sm} - t_s}{t_{sm}} + \gamma \cdot \frac{e_m - e_s}{e_m} \quad (2)$$

其中 σ, t_s, e_s 分别为控制系统超调量、调整时间和稳态误差, σ_m, t_{sm}, e_m 分别为超调量、调整时间和稳态误差的最大值, $\frac{\sigma_m - \sigma}{\sigma_m}, \frac{t_{sm} - t_s}{t_{sm}}, \frac{e_m - e_s}{e_m}$ 分别表示控制系统在超调量、调整时间和稳态误差三方面的控制品质。 α, β, γ 分别为超调量、调整时间和稳态误差在控制系统的总体性能中所占的比重。要求 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。通过调节 α, β, γ 可以改变控制效果,如增加 β , 减小 α , 可以使控制系统的调整时间变小, 超调量变大。

这样构造的适应函数保证了控制品质越好的个体, 适应值越高, 并且适应值在 $[0, 1]$ 区间。同时因作了归一化处理, 使得不会因为某个性能的取值范围比其它性能高, 而对该性能有所偏向。

适应函数还可以选择调整适应函数 (Adjusted fitness)^[4]

$$f_a = \frac{1}{1 + f_s} \quad (3)$$

这里 f_s 是标准适应函数, 它要求越好的个体, 适应值越小。调整适应函数放大了当标准适应值接近 0 (即 GA 在运行多代后, 种群就收敛于最优解附近) 时它们之间的差别, 有利于在 GA 运行多代后, 从当前最优解附近继续找到新的最优解。

2.5 交换和变异

对交换操作我们加以了限制, 只有当两个染色体的输入输出范围相近时, 才能进行交换。两个染色体的输入输出范围相近的程度用欧氏距离来衡量, 即

$$R = \sqrt{(a_{e_i} - a_{e_j})^2 + (b_{e_i} - b_{e_j})^2 + (a_{u_i} - a_{u_j})^2 + (b_{u_i} - b_{u_j})^2} \quad (4)$$

当 $R \leq R_m$ 时按交换概率 P_c 进行交换操作。 R_m 为设定的距离值。

由于采用十进制数构成染色体, 所以变异操作定义为

$$S_{ik}(t) = S_{ik}(t-1) + (1 - f_i(t-1)) \cdot N(-1, 1) \quad (5)$$

其中 $S_{ik}(t)$ 是第 t 代种群中第 i 个染色体串中的第 k 位, $N(-1, 1)$ 产生 $[-1, 1]$ 之间的随机数。用 $1 - f_i(t-1)$ 调节随机数的大小, 使适应值较差的个体, 变异量较大; 而当适应值较大时, 变异量较小。

2.6 GA 参数选择

取种群数目 N 为 120, 交换概率 P_c 为 0.8, 变异概率 P_m 为 0.3。这里变异概率比标准 GA 中的变异概率要高得多, 是因为我们采用十进制数构成染色体, 这样交换操作不能产生新的染色体元素, 只会产生新的组合, 染色体元素数值的改变全靠变异操作。

2.7 仿真结果

选择具有时延的被控对象, 传递函数为 $\frac{ke^{-rs}}{T_s + 1}$, 当式 (2) 中的 α, β, γ 分别为 0.1, 0.45, 0.45 时, 用 GA 抽取出模糊控制决策表如表 1, 输入输出范围如表 2, 控制效果如图 2 中曲线 ① 所示。当式 (2) 中的 α, β, γ 分别为 0.1, 0.65, 0.25 时, 控制效果如图 2 中曲线 ② 所示。

表 1 当 $\alpha = 0.1, \beta = 0.45, \gamma = 0.45$ 时抽取出的模糊控制决策表

e		误差变化率 C												
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
误 差 E	-6	4.6	5.65	5.3	4.95	4.6	4.25	3.9	3.55	3.2	2.85	2.5	2.15	1.8
	-5	5.35	5	4.65	4.3	3.95	3.6	3.25	2.9	2.55	2.2	1.85	1.5	1.15
	-4	4.7	4.35	4.00	3.65	3.3	2.95	2.6	2.25	1.90	1.55	1.2	0.85	0.5
	-3	4.05	3.7	3.35	3	2.65	2.3	1.95	1.6	1.25	0.9	0.55	0.2	-0.15
	-2	3.4	3.05	2.7	2.35	2	1.65	1.3	0.95	0.6	0.25	-0.1	-0.45	-0.8
	-1	2.75	2.4	2.05	1.7	1.35	1.05	0.7	0.35	0.05	-0.3	-0.65	-1	-1.35
0	0	2.1	1.75	1.4	1.05	0.7	0.35	0	-0.35	-0.7	-1.05	-1.4	-1.75	-2.1
	1	1.45	1.1	0.75	0.4	0.05	-0.3	-0.65	-1	-1.35	-1.7	-2.05	-2.4	-2.75
	2	0.8	0.45	0.1	-0.25	-0.6	-0.95	-1.2	-1.55	-1.9	-2.25	-2.6	-2.95	-3.2
	3	0.15	-0.2	-0.55	-0.9	-1.25	-1.6	-1.95	-2.3	-2.65	-3	-3.35	-3.7	-4.05
	4	-0.5	-0.85	-1.2	-1.55	-1.9	-2.25	-2.6	-2.95	-3.3	-3.65	-4	-4.35	-4.7
	5	-1.15	-1.5	-1.85	-2.2	-2.55	-2.9	-3.25	-3.6	-3.95	-4.3	-4.65	-5	-5.35
6	-1.8	-2.15	-2.5	-2.85	-3.2	-3.55	-3.9	-4.25	-4.6	-4.95	-5.3	-5.55	-6	

表 2 当 $\alpha = 0.1, \beta = 0.45, \gamma = 0.45$ 时搜索出的输入输出范围

a_e	b_e	a_c	b_c	a_u	b_u
-0.099	8.599	-1.958	5.900	-4.849	2.537

3 GA 过滤模糊规则

用上面方法优化出模糊控制决策表和输入输出范围,但当输入为多输入时,决策表会很庞大,而且决策表中有许多是冗余信息或对控制效果影响较小的信息,庞大的表占用大量计算机的存储资源,另外庞大的表,查表过程会很慢.针对这一问题,我们采用 GA 算法过滤掉冗余信息,及对控制效果影响较小的信息.

3.1 用 GA 过滤模糊规则流程

用 GA 过滤模糊规则的流程图如图 3 所示,算法描述如下:

- 1) 初始化种群;
- 2) 使用交换和变异产生新个体;
- 3) 对每个个体解码,解码后为决策表的模板,模板决定决策表中哪一些表项起作用,哪一些表项不起作用;
- 4) 评价被模板作用后的决策表的控制品质,以及模板中非 0 元素的个数,由这两项计算适应值;
- 5) 若已找到了过滤后的最优决策表或进化代数已达到预定值,则结束;
- 6) 进行选择操作,产生新一代种群;
- 7) 转 2).

3.2 染色体构成

染色体由 13×13 个二进制位构成,它解码后构成一个 13×13 的模板,该模板中某项为 0 表示决策表中相应项不起作用,为 1 表示起作用.

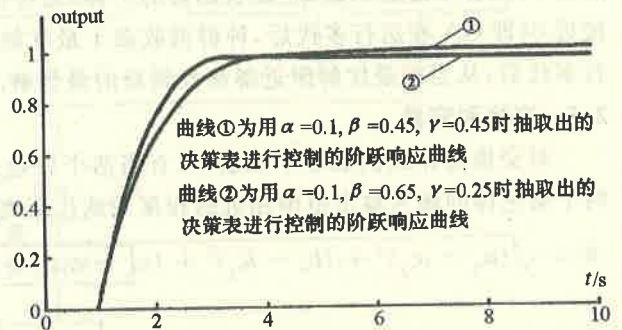


图 2 抽取出的决策表的控制效果

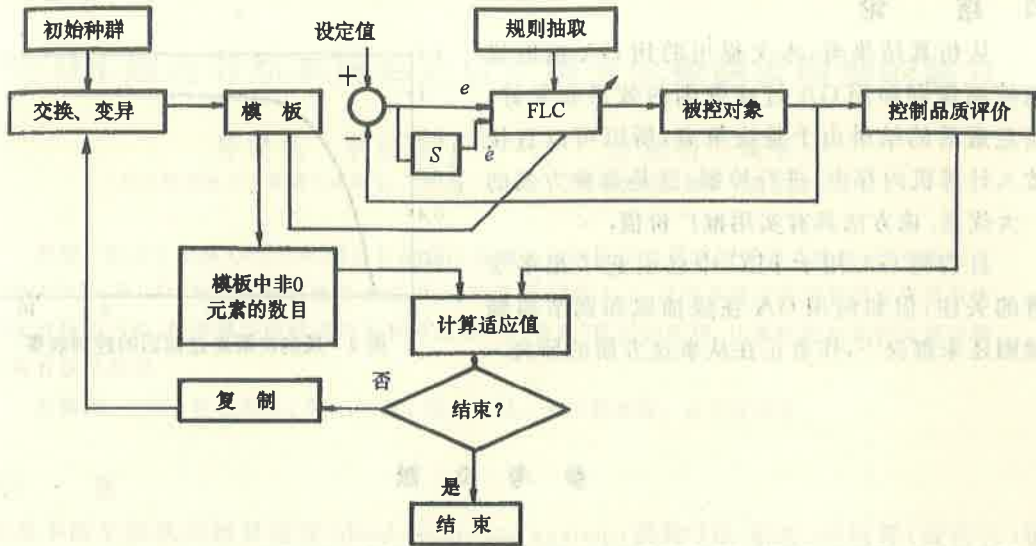


图3 基于遗传算法的模糊控制规则过滤流程

3.3 适应函数的构造

构造如下的适应函数

$$f = c_1 \cdot q + c_2 \cdot (1 - \frac{n}{169}). \tag{6}$$

其中 q 为按(2)式计算出的控制效果的评价值, n 为染色体中 1 的个数, c_1, c_2 分别表示控制品质 and 决策表的大小在适应值计算中所占的比重, 且 $c_1 + c_2 = 1$. 通过调节 c_1, c_2 可以在控制效果和决策表的大小之间进行权衡.

3.4 交换和变异操作及参数选择

交换和变异操作采用标准 GA 的交换、变异操作. 取种群数目 N 为 60, 交换概率 P_c 为 0.7, 变异概率 P_m 为 0.05.

表3 模板

	NL	NM	NS	0	PS	PM	PL
NL	1	0	0	1	1	0	0
NM	0	0	0	1	0	0	0
NS	1	0	1	1	1	0	1
0	1	1	1	1	1	1	1
PS	1	0	1	1	1	0	1
PM	0	0	0	1	0	0	0
PL	0	0	1	1	0	0	0

3.5 仿真结果

对上节抽取出的决策表表 1 和输入、输出范围表 2 进行过滤, 式(6)中 $c_1 = 0.8$, $c_2 = 0.2$, 经 GA 过滤得到模糊控制决策

表模板如表 3, 相应的决策表如表 4. 可见此时决策表已变为稀疏矩阵. 控制效果如图 4 所示.

表4 过滤后的模糊控制决策表

$\bar{U} \backslash \bar{E}$	NL	NM	NS	0	PS	PM	PL
NL	×	×	×	PL	PL	×	×
NM	×	×	×	PM	×	×	×
NS	PL	×	PS	PS	PS	×	NL
0	PL	×	PS	0	NS	×	NL
PS	×	×	×	NS	×	×	×
PM	×	×	×	NS	×	×	×
PL	×	×	NL	NL	×	×	×

4 结 论

从仿真结果看,本文提出的用 GA 抽取模糊控制规则和用 GA 过滤规则的效果非常好,而且最后的结果由于是决策表,所以可以直接放入计算机内存中,进行控制,这是这种方法的一大优点.该方法具有实用推广价值.

目前将 GA 用于 FLC 中已引起了很多学者的关注,但如何用 GA 在线抽取和调节模糊规则还未解决^[5],作者正在从事这方面的研究.

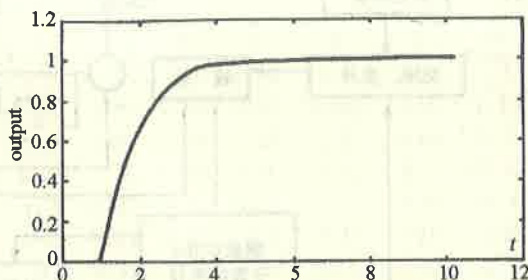


图4 规则决策表过滤后的控制效果

参 考 文 献

- 1 李洪兴,汪群,段钦治,雪家雄.工程模糊数学方法及应用.天津:天津科学技术出版社,1993,650—703
- 2 张晓绩,戴冠中,徐乃平.一种新的优化搜索算法——遗传算法.控制理论与应用,1995,12(3):265—273
- 3 李孝安,张晓绩等.基于遗传算法的PID控制器参数寻优方法及应用.中国自动化学会第十届青年学术年会论文集,西安,1994,304—307
- 4 Koza, John, R. Genetic Programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection. Cambridge, Mass.; MIT press, 1992, 94—99
- 5 张晓绩,李孝安,徐乃平,戴冠中.一种利用GA在线调整模糊控制规则的控制器的控制.1995年中国控制会议论文集,黄山,1995,1352—1356

The Study on Drawing and Filtering Fuzzy Control Rules by Using Genetic Algorithms

ZHANG Xiaohui, DAI Guanzhong and XU Naiping

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University · Xi'an, 710072, PRC)

Abstract: The difficulties of drawing fuzzy control rules are analysed in this paper. A novel method for drawing and filtering fuzzy control rules by using genetic algorithms is proposed. Numerical results for simulated model demonstrated that this method have many advantages.

Key words: genetic algorithms(GA); fuzzy logic controller; drawing fuzzy rule; filtering fuzzy rule

本文作者简介

张晓绩 见本刊1998年第1期第23页.

戴冠中 见本刊1998年第1期第23页.

徐乃平 见本刊1998年第1期第23页.