

## 基于免疫原理的模糊控制器优化设计与仿真

邢小军, 张洪才, 闫建国

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

(xxiaojun@nwpu.edu.cn)

**摘 要:**利用免疫进化算法,提出了一种新的模糊控制器优化设计方法。该方法以实数方式对模糊控制规则和隶属函数参数进行独立编码,分步联合优化,有效降低了待寻优参数的维数,提高了寻优的速度和精度。最后,通过对调压铸造压力控制系统的仿真表明了这种方法的有效性。

**关键词:**免疫原理;模糊控制;免疫进化算法

**中图分类号:**TP391.9 **文献标识码:**A

## Optimal design of fuzzy controller based on immune principle and its simulation

XING Xiao-jun, ZHANG Hong-cai, YAN Jian-guo

(College of Automation, Northwestern Polytechnic University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** By use of immune evolutionary algorithm, a new optimal method of fuzzy controller was presented. Fuzzy control rules and parameters of member functions are encoded respectively in forms of real number cluster, and then integrated optimization is carried out step by step, which leads to decrease in dimension of optimal parameters and increase in optimal speed and precision. Final simulation for pressure adjustable casting control system shows better performance of the method.

**Key words:** immune principle; fuzzy control; immune evolutionary algorithm

### 0 引言

模糊控制由于无需知道被控对象的数学模型,具有较强的鲁棒性等特点,广泛应用于难于获得精确数学模型、非线性和大滞后系统的控制。在模糊控制器的设计中,需要解决两个主要的问题:其一是如何获得模糊控制规则;其二是如何确定模糊子集的隶属函数。这两者对模糊控制器的性能均有着至关重要的影响。解决第一个问题通常需要依靠该领域专家的经验知识,然而在很多情况下,由于专家经验的不完备甚至缺乏相关的专家经验,使得模糊规则难于确定;解决第二个问题通常要靠经验或手动调节来实现,不但效率低而且有很强的主观性。上述因素往往导致按常规方法所设计的模糊控制器很难获得满意的性能,为此有必要采用一些优化方法来设计模糊控制规则和隶属函数,以尽可能摆脱对经验知识的依赖,从而获得更好的系统控制性能。生物免疫系统中蕴含着丰富而独特的信息处理机制,它具有很多优点。受该系统启发的计算智能可用于多参数的优化中。本文采用模拟生物免疫机理的免疫进化算法,实现了对模糊控制规则和隶属函数参数的联合优化设计。

### 1 生物免疫系统理论

生物免疫系统是一个高度复杂的分布协调自适应系统,能够有效地抵御入侵体内的细菌,从而维持生命体的生存和进化<sup>[1]</sup>。这一过程中,由骨髓产生的B细胞和T细胞起着非常重要的作用。

当抗原侵入有机体时,B细胞在T细胞的辅助下识别抗原,并通过无性繁殖产生大量高度变异的子B细胞(克隆扩增)。之后,免疫系统删除亲和性较低的子B细胞群(受体编辑),而选择亲和性较高的子B细胞群继续进行选择、克隆扩增、受体编辑等进化过程。经过若干世代的进化,最终会产生亲和性很高的B细胞,与抗原结合以消灭抗原。T细胞在抗原消灭后抑制效应细胞的增殖,使免疫系统重新回到正常状态,从而保持免疫系统的有效功能<sup>[2]</sup>。

从信息处理的角度看,生物免疫系统是一个典型的并行、分布式自适应系统,具有“自我/非我”识别、自组织和学习、免疫记忆和免疫宽容等一系列独特的功能,它的最大特点是免疫记忆特性、抗体的自我识别和调节能力以及免疫的多样性等<sup>[1]</sup>。受生物免疫系统启发的免疫原理已经在控制、规划、图像处理、数据挖掘、故障检测和诊断等领域得到了广泛应用<sup>[3]</sup>。

### 2 免疫进化算法<sup>[4]</sup>

如上所述,免疫系统通过B细胞的克隆扩增来获得高亲和性的子B细胞。如果把B细胞看作问题的可行解,B细胞的亲和性看作可行解的评价值,可将免疫系统的进化过程归纳为选择、扩展、突变和替换4个操作。

#### 2.1 选择操作

随机产生n个实数编码的个体作为初始群体A,计算其中每个个体的评价值。选出其中m个评价值最高的个体组成群体B( $m < n$ )。

#### 2.2 扩展操作

构造一个小邻域,群体B中每个个体在其小邻域内随机产生若干新个体,m个个体共产生n个新个体组成群体C。群体B中任一个体 $v_i$ 的小邻域 $SN(v_i)$ 构造为:

$$SN(v_i) = \{v \mid \|v - v_i\| \leq r, v \in \Omega, r > 0\} \quad (1)$$

其中: $\Omega$ 为可行解空间, $\| \cdot \|$ 为欧几里得范数。 $SN(v_i)$ 是由与

收稿日期:2005-11-21;修订日期:2006-02-07

**作者简介:**邢小军(1976-),男,陕西西安人,讲师,博士研究生,主要研究方向:智能控制及其融合方法;张洪才(1938-),男,江苏江阴人,教授,博士生导师,主要研究方向:自适应系统的建模、估计与控制;闫建国(1956-),男,上海人,教授,博士研究生,主要研究方向:计算机控制与智能控制、信号与信息处理、光传飞控。

$v_i$  的欧氏距离不大于常数  $r$  的所有可行解构成。定义  $r$  为扩展半径。用正比选择法实现扩展操作, 评价价值越高的个体扩展出越多新个体。设群体  $B$  中的个体为  $v_1, v_2, \dots, v_m$ , 评价价值分别为  $f_1, f_2, \dots, f_m$ , 则每个个体扩展新个体的概率为:

$$p_i = f_i / \sum_{j=1}^m f_j, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

计算累积概率  $q_k = \sum_{j=1}^k p_j$ , 其中  $k = 1, 2, \dots, m$ , 令  $q_0 = 0$ 。

在  $[0, 1]$  上产生一个均匀分布的随机数  $w$ , 若  $q_{k-1} \leq w \leq q_k$ , 则  $v_k$  扩展出一个新个体, 产生  $n$  个这样的随机数, 得到  $n$  个新个体。对群体  $B$  中的  $m$  个个体进行扩展操作, 相当于在优秀个体的小邻域内进行局部搜索。个体越优秀, 其邻域内存在优秀个体的概率越大, 故在其邻域内产生更多新个体的概率越大, 以搜索更多次。

### 2.3 突变操作

构造一个较大邻域, 群体  $C$  中评价价值最低的  $n-m$  个个体的每个个体突变为其大邻域内的任一个体。突变后的个体与群体  $C$  中未突变的个体一起组成群体  $D$ 。设个体  $v_j$  进行突变操作, 其大邻域构造为:

$$MN(v_j) = \{v \mid \|v - v_j\| \leq R, v \in \Omega, R > 0\} \quad (3)$$

定义  $R$  为突变半径。群体  $C$  中评价价值最低的  $n-m$  个个体一定不会被选入下一代, 对其进行突变操作, 相当于在解空间的全局范围内进行大邻域搜索。

### 2.4 替换操作

群体  $D$  中评价价值最低的  $L$  个个体替换为随机个体形成群体  $E$ 。替换操作模拟骨髓产生新  $B$  细胞过程以增加群体多样性。

免疫进化算法通过构造大、小两个邻域, 对多个可行解进行大邻域和小邻域进行搜索, 可以实现由全局到局部的两层邻域搜索机制, 从而保证全局寻优和所求解的精度, 同时又有较高的搜索效率。

## 3 基于免疫进化算法的模糊控制器优化设计

采用免疫进化算法优化模糊控制规则及隶属函数, 目的就是寻找使目标函数最小的一组模糊控制规则 and 一组隶属函数参数。本文将表征控制系统性能的目标函数作为抗原, 将要优化的模糊控制规则库及隶属函数参数作为抗体, 通过抗原与抗体的亲和性来描述可行解与最优解的逼近程度, 而最优解就是那些与抗原具有最大亲和性的抗体。

如果待优化的模糊规则数与隶属函数参数比较多, 将两者编码为一个串会使算法的搜索维数很大, 寻优时间呈几何级数增加。此外, 由上节可以看出, 扩展半径与突变半径这两个参数对免疫进化算法的性能有很大的影响, 如果将模糊规则与隶属函数参数统一编码, 这两个参数在选取时就要折中考虑, 使算法的效率降低。为此, 本文对模糊规则、隶属函数参数独立编码, 并分别指定不同的扩展半径和突变半径。

考虑到模糊规则与隶属函数在优化过程中是相互影响的, 在优化时, 先给定一组初始隶属函数参数不变, 利用免疫进化算法对模糊控制规则库进行若干世代优化; 将优化后的模糊控制规则库中亲和度最高的一组规则作为初始条件不变, 再利用免疫进化算法对隶属函数参数群进行若干世代优化; 然后将得到的亲和度最高的一组优化隶属函数参数作为初始值, 回过头再去优化模糊规则库。如此反复, 直到满足给定的停止条件。其具体步骤如下:

第 1 步: 分别对模糊规则及隶属函数参数进行编码;

第 2 步: 给定一组初始模糊控制器隶属函数参数, 并随机

产生由  $K$  组模糊规则组成的规则库作为初始群体;

第 3 步: 将给定的初始群体解码为模糊控制器参数, 代入系统并进行闭环仿真;

第 4 步: 按照性能指标函数评价初始群体中的个体, 如果未达到给定的模糊规则库优化世代数  $L$ , 转第 5 步, 否则转第 6 步;

第 5 步: 对该群体进行选择、扩展、突变及替换操作得到下一世代群体, 将其作为初始群体, 转第 3 步;

第 6 步: 取步骤 4 中得到的一组亲和性最高的模糊规则作为初始值, 随机产生由  $M$  组隶属函数参数构成的初始群体;

第 7 步: 将初始群体代入系统进行闭环仿真, 并按照性能指标函数评价个体, 如果未达到给定的隶属函数参数优化世代数  $N$ , 转第 8 步, 否则转第 9 步;

第 8 步: 对该群体进行选择、扩展、突变及替换操作得到下一世代群体, 并作为初始群体, 转第 7 步;

第 9 步: 将步骤 7 中得到的亲和性最高的一组隶属函数参数作为初始值, 如果达到联合优化世代数  $P$ , 停止, 否则转第 2 步。

### 3.1 模糊控制规则的编码

为进行模糊控制规则的优化, 首先要选择合适的编码方式。设模糊控制器的输入为误差  $E$  和误差的变化率  $EC$ , 输出为控制量  $U$ 。  $E, EC, U$  上均定义有 7 个模糊子集:  $\{NB(\text{负大}), NM(\text{负中}), NS(\text{负小}), ZE(\text{零}), PS(\text{正小}), PM(\text{正中}), PB(\text{正大})\}$ , 模糊控制规则库最多有 49 条规则。由于模糊规则的条件部分  $E, EC$  可以事先写出来, 确定了规则的结论部分就等同于确定了一条模糊控制规则, 故只需要对结论进行编码。这里采用十进制整数 0 到 7 对每条规则的结论部分编码, 即将结论中的  $NB$  编码为 1,  $NM$  编码为 2, 以此类推, 0 则表示相应的规则不存在。由 49 个这样的十进制数所构成的编码串可以表示一组完整的模糊控制规则。

### 3.2 隶属函数参数的编码

模糊控制器隶属函数通常有 Gaussian 型, 三角型, 梯形等, 统计结果表明, 采用 Gaussian 型隶属函数来描述模糊概念是比较适宜的<sup>[5]</sup>。即:

$$\mu(x) = \exp\left[-\left(\frac{x - c_i}{\sigma_i}\right)^2\right] \quad (4)$$

式中,  $c_i$  和  $\sigma_i$  分别为隶属函数  $\mu(x)$  的中心和标准差。可见, Gaussian 型隶属函数可用这两个参数来描述, 对隶属函数参数的优化实质上就是对这两个参数的优化。本文采用式 (4) 表示的 Gaussian 型隶属函数, 且  $E, EC, U$  均有 7 个模糊子集, 所以待优化的隶属函数参数共有  $7 \times 3 \times 2 = 42$  个, 对这 42 个参数采用  $\{c_1, \sigma_1, c_2, \sigma_2, \dots, c_{21}, \sigma_{21}\}$  形式的实数串进行编码。其中,  $c_1 \sim c_7, c_8 \sim c_{14}, c_{15} \sim c_{21}$  分别为  $E, EC, U$  的模糊子集的隶属函数的中心;  $\sigma_1 \sim \sigma_7, \sigma_8 \sim \sigma_{14}, \sigma_{15} \sim \sigma_{21}$  分别为  $E, EC, U$  的模糊子集的隶属函数的标准差。

### 3.3 目标函数及亲和度的计算

目标函数既要能恰当评价系统的性能, 同时还有要较少的寻优时间。具体到本文, 目标函数要能体现出一组模糊控制规则或一组隶属函数参数的控制性能的优劣, 这里采用如下形式的目标函数:

$$J = \sum_{i=1}^k e_i^2 \quad (5)$$

式中,  $e$  为系统的期望输出与实际输出的差值,  $k$  为采样次数。这种形式的目标函数是对控制系统性能的综合评价指标, 它综合考虑了系统的上升时间、超调量和稳态误差等各个性能指标。

由目标函数可以得到抗原与抗体亲和性的计算公式为:

$$f = \frac{1}{J+1} \quad (6)$$

#### 4 仿真实例

为验证免疫进化算法应用在模糊控制优化设计中的有效性,本文以调压铸造中的压力控制系统<sup>[6]</sup>为仿真对象。该系统的控制目标是要对上、下压腔内的压力进行精确的调节,以保证获得合格的薄壁铸件。由于存在气体泄露、型腔体积随充型时间的变化、坩埚中的金属液面随充型时间的下降以及调节阀到坩埚之间有纯滞后等因素的影响,常规的控制方法难以达到理想的效果,可以采用模糊控制的方法。

在优化模糊控制规则时,随机产生  $K = 20$  (第4节中步骤2的参数  $K$  的值,下同) 个由49条规则组成的模糊控制规则库以构成初始群体,且  $E, EC, U$  的模糊子集隶属函数的标准差均取为0.1,中心在  $[-6, 6]$  区域上取均匀分布。免疫进化算法的选择率为0.2,扩展半径为1,突变半径为5。以上述参数对模糊规则库进行  $L = 30$  世代的优化,取其中亲和度最大的一组作为优化隶属函数的初始模糊规则,对隶属函数参数进行优化。产生  $M = 20$  组初始隶属函数参数作为个体构成初始群体。免疫进化算法的选择率为0.2,扩展半径取0.1,突变半径取0.5。以上述参数优化计算  $N = 30$  世代,得到优化后的隶属函数参数。将上述过程优化计算  $P = 60$  世代,得到表1的模糊控制规则。至于隶属函数参数的优化结果,由于参数较多,限于篇幅,此处不再列出。

表1 优化后的模糊控制规则

E	EC						
	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PB	NM	NS	NS	ZE	NM	NB	NB
PM	NS	NS	ZE	ZE	NS	NM	NM
PS	ZE	ZE	ZE	ZE	NS	NS	NS
ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
NS	PS	PS	PS	ZE	ZE	ZE	ZE
NM	PM	PM	PS	ZE	ZE	PS	PS
NB	PB	PB	PM	ZE	PS	PS	PM

图1中给出了采用常规PID控制器与采用本文方法优化后的下腔模糊控制器的系统控制仿真结果。为了说明问题的方便,图中仅截取了25s到80s的一段。其中曲线2为期望的下腔压力曲线,曲线1为本文方法的仿真结果,曲线3为采用常规PID方法的仿真结果。可以看出,本文的方法具有比较好的控制性能,系统的动、静态特性都比常规PID方法有了较大的改善。

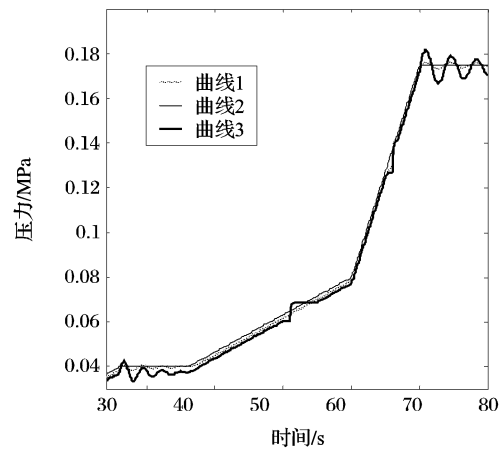


图1 仿真结果

#### 5 结语

本文针对模糊控制器设计中存在的问题,利用免疫进化算法实现了对模糊控制规则与隶属函数参数的优化,很大程度上克服了传统的模糊控制器设计方法过于依赖专家经验、有很大主观性的缺点,同时又兼有生物免疫机理的很多优点,具有一定的实际应用价值。

#### 参考文献:

- [1] 周颖, 郑德玲, 裴之亮, 等. 一种人工免疫与 RBF 神经网络结合的混合算法的应用[J]. 计算机工程与应用, 2004, (1): 39-40.
- [2] 张剑, 谢学科, 何华灿, 等. 免疫计算的主要模型[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(10): 93-96.
- [3] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540-1548.
- [4] 左兴权, 李士勇, 黄金杰. 一种免疫进化算法及其性能分析[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(11): 1607-1609.
- [5] 朱伟兴, 李新城, 毛罕平, 等. 基于遗传算法的模糊控制器的综合优化设计[J]. 计算机工程与应用, 2002, (23): 68-70.
- [6] 邢小军, 刘歌群, 闫建国, 等. 基于 LabVIEW 的分布式调压铸造计算机控制系统设计[J]. 制造业自动化, 2004, 26(3): 42-43.

(上接第1112页)

表1 两种算法对测试函数的执行情况

函数	平均收敛率		平均收敛代数		平均误差	
	CIGA	IGA	CIGA	IGA	CIGA	IGA
$f_1$	100%	100%	6.28	87.8	0	0.05
$f_2$	100%	99%	13.5	101.20	0.0025	0.015
$f_3$	98.75%	63%	30.75	484.75	0.001	0.035
$f_4$	100%	87%	22.05	337.40	0.0015	0.020

#### 4 结语

混沌免疫遗传算法在初值生成阶段,利用混沌映射的内在随机性和空间遍历性,克服数据冗余,在变异阶段,利用混沌的初值敏感性,扩大搜索范围,从而更好地保持了种群多样性,避免了局部最优,提高了运算效率。

#### 参考文献:

- [1] 李敏强, 寇纪淞, 林丹, 等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北

京: 科学出版社, 2002.

- [2] LEANDRO N, CASTRO DE, TIMMIS J. Artificial immune system: a novel computational intelligence approach[M]. Springer-Verlag, 2002.
- [3] 郑日荣, 毛宗源, 罗欣贤. 改进人工免疫算法的分析研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, (34): 35-37.
- [4] JIAO LC, WANG L. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2000, 30(5): 552-561.
- [5] 张化光, 王智良, 黄玮. 混沌系统的控制理论[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2003.
- [6] 李涛. 计算机免疫学[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [7] 刘赛, 徐斌, 梁意文. 入侵检测系统中的一种免疫遗传算法[J]. 计算机工程, 2004, 8(30): 63-64.
- [8] 何新贵, 梁久祯. 利用目标函数梯度的遗传算法[J]. 软件学报, 2001, 12(7): 981-985.