

文章编号: 1002-0411(2003)05-0462-05

免疫遗传算法的改进及其在模糊控制中的应用研究

徐雪松, 诸 静

(浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 本文对免疫遗传算法加以改进后, 应用于多变量模糊控制器的模糊规则提取. 研究表明: 改进后免疫遗传算法既能有效克服用遗传算法筛选模糊规则造成的早熟现象, 又能充分利用现有经验, 对学习过程进行适当引导, 加快收敛速度.*

关键词: 免疫遗传算法; 模糊控制; 推理规则产生

中图分类号: TP13

文献标识码: B

AN IMPROVED IMMUNE GENETIC ALGORITHM FOR FUZZY CONTROL

XU Xue-song, ZHU Jing

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In the paper, an improved immune algorithm is used to generate the rule-base of fuzzy controller. Simulation results show that using immune algorithm to optimize fuzzy controller helps to solve premature problems and to quicken evolution course by referring to the existing experience.

Keywords: immune genetic algorithm; fuzzy control; rules generating

1 引言 (Introduction)

模糊控制器的设计需要丰富的领域知识和经验, 具有一定的主观色彩^[1]. 随着控制要求提高, 特别是对于多变量复杂对象, 根据局部经验设计出高性能的控制器往往比较困难. 近年来一些研究人员尝试利用遗传算法提取模糊控制器的模糊规则, 取得了一些成果^[2,4,5], 但仍存在一些问题: 1) 如何克服遗传算法的早熟收敛问题. 随机产生和交叉变异过程中形成的规则适应度相差很大, 极易产生早熟现象. 通过改进适应度函数, 虽能起到一些抑制作用, 但不能从根本上解决问题. 2) 如何有效利用现有知识和经验对算法进行适当引导. 常用的算法忽略了经验的存在, 寻优过程不可避免会走一些弯路. 免疫遗传算法借鉴生物免疫系统, 能快速识别抗原, 产生相应抗体并保持抗体多样性的特点提出的一种全新的优化算法. 它通过进化地处理不同抗体能够有效改善遗传算法的局部搜索能力, 克服早熟问题^[3]. 本文采用免疫遗传算法提取模糊规则, 并针对免疫遗传算法无视经验存在的缺点进行改进, 引入人工免疫概念, 将先验知识和经验表达成一定数量的疫

苗, 不断作用于学习过程, 在避免早熟的同时, 加快了收敛速度. 同时通过在线评估免疫效果, 不断改良疫苗, 减少了疫苗缺陷对学习效果的影响.

2 免疫遗传算法及其改进 (Immune genetic algorithm and its improvement)

生物体的免疫系统是一个高度进化、复杂的系统, 它能自适应地识别和排除入侵肌体的抗原性异物, 并具有学习、记忆和自适应调节的能力. 免疫系统在发现有抗原性异物入侵时, 通过抗体分子的对位与抗原分子的表位相互匹配不断进行学习, 最终产生最恰当的抗体排除抗原并记忆抗体. 当再次遭遇类似抗原时, 它能迅速产生大量抗体消灭抗原. 同时又通过抗体与抗体之间、抗原与抗体之间的相互刺激和抑制关系, 降低抗原对免疫细胞的刺激, 抑制抗体的过度分化、增殖, 保证肌体的免疫平衡并维持抗体的多样性. 免疫遗传算法就是根据这种免疫调节原理提出的一种优化算法, 其流程图见图 1.

免疫遗传算法是一种无知识引导的随机搜索算法. 然而对于通常问题, 我们虽然不知道问题的具体解, 但对解的特征或多或少有所认识. 这些先验知识

* 收稿日期: 2002-08-20
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69904009)

对人类的认知活动往往有着重要的参考价值.如能充分发挥这些知识的导向作用,将有助于减少学习的盲目性.

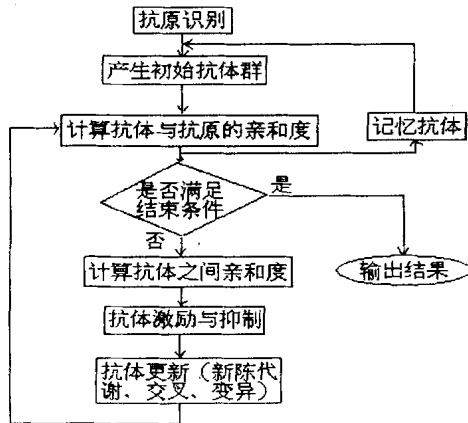


图1 免疫遗传算法的流程框图

Fig.1 Flow chart of immune genetic algorithm

本文借鉴生物医学工程中的人工免疫概念对免疫遗传算法进行了改进.在医学中,为提高生物体对病毒的抵抗力,往往根据病毒提取疫苗给生物体接种,接种过的生物体由于免疫细胞预先获得了病毒染色体的特征信息,因而在类似病毒入侵时,能迅速产生亲合度很高的抗体,有效抵御疾病.与之类似,如果将有关优化问题的先验知识转化为对抗原特征的认识,则相当于获得了针对该问题的疫苗,而利用这种认识有意识地改造抗体则相当于免疫接种.可以想象:疫苗越准确,通过接种就越能有效减小抗体的寻优空间,加快搜索速度.基于上述思想改进了抗体的免疫接种操作.免疫接种就是利用疫苗改造抗体并根据改造的效果修正抗体群和疫苗的过程.改进后的算法流程为:

- 1) 载入待求解问题及约束条件作为抗原.
- 2) 从记忆库提取或随机产生初始抗体.
- 3) 计算抗体与抗原的亲合度.选择最佳抗体进入记忆库.
- 4) 按比例从抗体群随机抽取抗体,选择疫苗进行免疫接种,比较接种前后抗体与抗原的亲合度,亲合度提高了,则将接种过的新抗体放入抗体群替换接种前的原抗体,否则,保留原抗体,清除新抗体.根据接种效果修正疫苗.
- 5) 判断是否满足结束条件.是,输出结果,结束.否则继续下一步计算.
- 6) 计算抗体之间的亲合度和抗体浓度,进行抗体抑制或激励.
- 7) 通过新陈代谢、交叉、变异操作获得下一代抗体群,并将抗体库中最佳抗体直接转入下一代抗体群.最后,转步骤3.

3 应用改进的免疫遗传算法提取倒立摆控制器的模糊规则 (Extracting fuzzy rules of inverted pendulum system controller using improved immune genetic algorithm)

倒立摆的模型见下式.结构见图2.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} &= \omega \\ \dot{\omega} &= \frac{g \sin \theta - \frac{\cos \theta (F + m_p l \omega^2 \sin \theta)}{m_c + m_p}}{l \left(\frac{3}{4} - \frac{m_p \cos^2 \theta}{m_c + m_p} \right)} \\ \dot{x} &= v \\ \dot{v} &= \frac{F + m_p l (\omega^2 \sin \theta - a \cos \theta)}{m_c + m_p} \end{aligned}$$

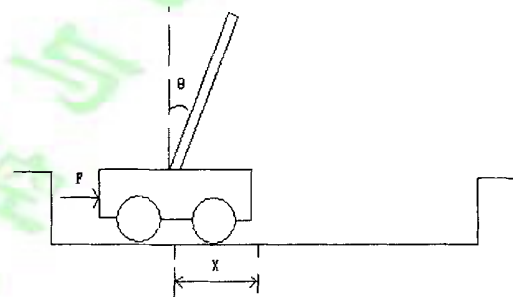


图2 倒立摆结构

Fig.2 The inverted pendulum system

3.1 抗体编码

抗体编码方式详见[4].模糊控制器输入变量 θ, ω, x, v , 输出变量 F , 相应的模糊变量 A, B, C, D, E . 其模糊子集:

$$A = \{A_{i1}\} \quad B = \{B_{i2}\} \quad C = \{C_{i3}\} \quad ,$$

$$D = \{D_{i4}\} \quad E = \{E_k\}$$

$$i1 \in (1, \dots, n1); i2 \in (1, \dots, n2); \quad (1)$$

$$i3 \in (1, \dots, n3); i4 \in (1, \dots, n4);$$

$$k \in (1, \dots, n5)$$

将规则 if A is A_{i1} and B is B_{i2} and C is C_{i3} and D is D_{i4} then E is E_k 记为 $R(D_{i4} C_{i3} B_{i2} A_{i1}) = k$. 则抗体由所有上述规则排列而成.一条规则构成一位基因, 值为 k . 规则排列顺序为 $R(D_1 C_1 B_1 A_1) \sim R(D_1 C_1 B_{n2} A_{n1}) \sim R(D_1 C_{n3} B_{n2} A_{n1}) \sim R(D_{n4} C_{n3} B_{n2} A_{n1})$, 抗体总长度为 $n1 \times n2 \times n3 \times n4$.

3.2 抗体更新

抗体更新包括新陈代谢、交叉、变异三个过程.交叉、变异与遗传算法相同.新陈代谢仍采用按概率复制上一代抗体的方式产生新抗体群.

抗体选择概率主要取决于抗体与抗原之间的亲和度.为了抑制亲和度较大的个体过度繁殖,避免早熟收敛,实际用于计算选择概率的亲和度必须经过抗体浓度调节.具体方式为:考察亲和度大于均值的抗体,其浓度如果大于规定阈值,则根据浓度大小,不同程度地降低其亲和度;如果低于阈值,亦根据浓度大小,不同程度地提高其亲和度.另外,同代抗体差异较大时,相应减小对较优抗体的激励程度,以免丢失亲和度较小的抗体中的有用基因.抗体选择概率计算如下:

抗体 u 与抗原的亲和度为:

$$f_u = \frac{1}{1 + \int_{t_0}^{t_f} E'PE + U'QUdt} \quad (2)$$

抗体 u 与抗体 v 之间的亲和度为:

$$f_{u,v} = \sum_{i=1}^N |R_i^u - R_i^v| \quad (3)$$

根据 3 式,得抗体 u 的浓度 C_u 为:

$$C_u = \text{number}(f_{u,v} | f_{u,v} < \delta, v \in (1, 2, \dots, m)) / m \quad (4)$$

结合 2.4 式,对抗体 u 的激励表示为:

$$\begin{aligned} f_u^* &= \frac{\alpha C}{2 C_u} (1 + \text{sgn}(\zeta - \frac{f_{\max}}{f_{\text{aver}}})) \\ &+ (1 - \text{sgn}(\zeta - \frac{f_{\max}}{f_{\text{aver}}})) e^{-\frac{f_u^2}{2 f_{\text{aver}}}} f_u \end{aligned} \quad (5)$$

对抗体 u 的抑制表示为:

$$f_u^* = -\frac{\beta C_u}{C} f_u \quad (6)$$

综合 5.6 式,调节后抗体 u 的亲和度为:

$$\begin{aligned} f_u^* &= f_u + \frac{1}{2} (1 + \text{sgn}(C - C_u)) f_u \\ &+ \frac{1}{2} (1 - \text{sgn}(C - C_u)) f_u \end{aligned}$$

抗体 u 的选择概率为:

$$p_u = \frac{f_u^*}{\sum_{u=1}^m f_u^*}$$

其中, E : 偏差向量; U : 输出; P 、 Q : 正定对角阵; m : 抗体数; N : 抗体长度; R_i^u : 抗体 u 第 i 位基因值; $\text{number}(f)$ 表示满足条件的 f 的个数; δ : 常量,用以界定是否是同类抗体; C : 浓度阈值; ζ : 差异度阈值; α 、 β : 可调参数,且 β 小于 C/C_u .

3.3 免疫接种

3.3.1 疫苗的产生与选择

疫苗主要有两种形式: I 型表现为对抗原的某

些基因片断的估计; II 型表现为对抗原结构的估计.

1) 抗原结构估计: 各变量按原点对称, 向左或向右推小车的情况相同, 因此控制器输出很可能在输入语言变量空间按原点奇对称. 相应表现为抗原结构特点 (II 型疫苗) 是:

$$\begin{aligned} R_{N+1-i} &= n5 + 1 - R_i \\ i &\in (1, 2, \dots, INT(N/2)) \end{aligned} \quad (7)$$

R_i : 抗原第 i 位基因值; N : 抗原长度; $n5$: 输出变量模糊子集个数.

2) 基因片断估计: 为避免杆倒下, θ 、 ω 正大时, 应迅速向右推小车, 见图 2. 此时如果 x 、 v 正大, 为尽快回到中间, 也需要迅速向右推小车, 无疑推力 F 很可能是 PB . 同理, 情况相反时, F 为 NB . 为保持杆竖直, 小车稳定在中间, 如果杆几乎直立, 小车几乎静止在中间, F 很可能为 ZO . 根据这些经验控制规则, 可估计出抗原相应位置的基因值. 设经验规则为

$R(D_{i4} C_{i3} B_{i2} A_{i1}) = k$, 得 I 型疫苗:

$$\begin{aligned} R_i &= k \\ i &= (n3 \times i4 + i3 - n3 - 1) \times n2 \times n1 \\ &+ n1 \times i2 + i1 - n1 \end{aligned} \quad (8)$$

R_i 见 7 式, $n1$ 、 $n2$ 、 $n3$ 见 1 式.

知识经验难免模糊片面, I 型疫苗尤其如此, 为给疫苗提供一个筛选余地, 本文采用了先扩大 I 型疫苗规模, 然后通过观察实际效果进行筛选的办法. 具体操作是: 以经验疫苗为基, 选择其邻域的部分可能基因都作为疫苗, 将每一个疫苗基扩充成一个候选疫苗群. 设经验规则为: $R(D_{i4} C_{i3} B_{i2} A_{i1}) = k$, 其邻域规则全体为:

$$R(D_{i4} C_{i3} B_{i2} A_{i1}) = k'; R(D_{i4}' C_{i3} B_{i2} A_{i1}) = k;$$

$$R(D_{i4} C_{i3}' B_{i2} A_{i1}) = k; R(D_{i4} C_{i3} B_{i2}' A_{i1}) = k;$$

$$R(D_{i4} C_{i3} B_{i2} A_{i1}') = k$$

$$k' \in (k - \lambda_5, k + \lambda_5); i4' \in (i4 - \lambda_4, i4 + \lambda_4);$$

$$i3' \in (i3 - \lambda_3, i3 + \lambda_3); i2' \in (i2 - \lambda_2, i2 + \lambda_2);$$

$$i1' \in (i1 - \lambda_1, i1 + \lambda_1) \quad (9)$$

结合 8.9 式可得相应的候选疫苗群.

接种疫苗的选择过程分两步: 第一步, 按疫苗群候选概率从所有候选疫苗群中随机选出一个疫苗群; 第二步按元素候选概率从该疫苗群中随机选择一个元素作为接种疫苗. 疫苗群与元素的选择原则是接种效率越高, 被选中的概率越大. 各元素接种效率初始值根据经验确定. 疫苗群 j 的接种效率与候选概率分别为:

$$\mu^j = \sum_{i=1}^{l_1} \mu(R_i^j)$$

$$p^j = \frac{\mu^j}{\sum_{j=1}^{l_2} \mu^j}$$

疫苗群 j 中第 i 个元素 R_i^j 的候选概率为:

$$p_i^j = \frac{\mu(R_i^j)}{\sum_{i=1}^{l_1} \mu(R_i^j)}$$

l_1 为疫苗群中元素的个数, l_2 为疫苗群的个数, $\mu(R_i^j)$ 为疫苗群 j 中元素 R_i^j 的接种效率.

3.3.2 免疫接种

免疫接种分两种: I 型疫苗接种时以待接种抗体为基础,用疫苗替换该抗体相应位置基因成为新抗体.例如:待接种抗体为 123454321,疫苗为 $R_3 = 5$,则接种后的新抗体为 125454321. II 型疫苗接种则根据疫苗不同,相应改变抗体结构后成为新抗体.例如:待接种抗体为 123453425,输出变量模糊集个数为 5,疫苗见 7 式,则接种后的新抗体为 123432345.

新抗体经接种效果评估后,决定是否被抗体群接纳.疫苗 R_i^j 对抗体 f_u 的接种效果为:

$$g(R_i^j) = \text{sgn}\left(\frac{f_u^{\text{接种后}}}{f_u^{\text{接种前}}} - 1\right) \quad (10)$$

$g(R_i^j) = 1$ 说明接种有效,抗体群接受新抗体,清除原抗体. $g(R_i^j) = -1$ 或 0 说明接种无效,抗体群保留原抗体,清除新抗体.

3.3.3 疫苗修正

为优选出高效的疫苗群和疫苗,接种后,根据接种效果调整疫苗的接种效率,逐步提高高效疫苗群和疫苗选择概率.疫苗 R_i^j 的效率调整公式为:

$$\mu(R_i^j) = \begin{cases} 1 & \mu(R_i^j) + g(R_i^j) \eta(1 - \mu_{\min}) > 1 \\ \mu_{\min} & \mu(R_i^j) + g(R_i^j) \eta(1 - \mu_{\min}) < \mu_{\min} \\ \mu(R_i^j) + g(R_i^j) \eta(1 - \mu_{\min}) & \text{其它} \end{cases}$$

η 为小于 1 的常数, $g(R_i^j)$ 见 10 式.

4 仿真实验 (Simulation)

以文献[2]中倒立摆控制为例,利用免疫遗传算法提取控制规则,对 6 种初始状态进行仿真,将所得结果与利用文献[4]中的遗传算法提取规则所得结果做了比较,结果见表 1. 参数及变量划分见[2]. 初始抗体随机产生. 抗体长度为 $3 \times 3 \times 2 \times 2 = 36$ 位,抗体数 40,交叉概率 0.8,变异概率 0.1,每代接种抗体数 8. I 型疫苗见表 2. II 型疫苗见 4 式. $P = \text{diag}$

(20, 4, 0.5, 0.5), $Q = 0.1$. 利用改进免疫遗传算法获得的控制规则见表 3. 根据文献[2]的经验规则(表 1)得出的亲和度为 0.0094. 疫苗的在线调整结果见表 2.

表 1 仿真结果比较

	平均最佳抗体的亲和度 $f_u \times 1000$	出现最佳抗体时的平均代数	出现最佳抗体时的平均 $f_{u,v}$
GA	13.225	128.67	8.87
IGA	16.247	136.32	22.61
改进 IGA	16.733	103.73	21.95

表 2 疫苗接种效率调整情况

疫苗基	疫苗群	初始效率	平均结束时效率
$R_1 = 1$	$R_1 = 1$	0.6	1
	$R_1 = 2$	0.2	0.02
	$R_2 = 1$	0.2	0.18
$R_{14} = 4$	$R_{14} = 4$	0.6	0.02
	$R_{15} = 4$	0.2	0.02
	$R_{16} = 4$	0.2	0.22
$R_{23} = 4$	$R_{23} = 4$	0.6	0.02
	$R_{23} = 5$	0.2	0.32
	$R_{23} = 3$	0.2	0.98
$R_{36} = 7$	$R_{36} = 7$	0.6	1
	$R_{35} = 7$	0.2	0.94
	$R_{36} = 6$	0.2	0.02

表 3 改进免疫遗传算法搜索出的最佳控制规则表之一

$E(F)$	$B(\omega) \quad A(\theta)$									
	NN	NZ	NP	ZN	ZZ	ZP	PN	PZ	PP	
$C(x)$	NN	NB	NM	PS	NB	NM	NS	NB	NM	PS
	NP	NM	NS	NS	NS	PS	PM	NS	PS	PB
$D(v)$	PN	NB	NS	NS	NB	NS	PB	PS	PS	PS
	PP	NS	PM	PB	NS	PM	PS	ZO	PB	PB

根据上述仿真数据,三种算法均能搜索到比经验规则更优的模糊规则.而免疫遗传算法和改进免疫遗传算法在找到最佳规则时仍具有较大的抗体距离,从而保持了较大的抗体多样性,有利于克服早熟收敛问题,快速找到亲和度更高的个体.在免疫遗传算法中加入免疫接种操作后,搜索速度得到了有效提高.另外,通过在线调整接种效率,能逐步降低性

能不良的疫苗或疫苗群参与接种的可能性,遴选出性能优良的疫苗或疫苗群,从而在一定程度上克服了初始疫苗的局限性,提高了接种效率。

5 结语 (Conclusion)

本文将免疫遗传算法进行改进后应用于倒立摆模糊控制器的模糊规则提取.仿真结果表明:免疫遗传算法能够有效解决利用遗传算法提取模糊规则带来的早熟问题.同时,通过在免疫遗传算法中加入疫苗接种环节,能够有效利用现有经验,指导学习过程,加快收敛速度。

参 考 文 献 (References)

[1] 诸 静. 模糊控制原理及应用 [M]. 北京:机械工业出版社.

1995.

[2] Hoffmann F. Evolutionary algorithms for fuzzy control system design [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, (89):1318~1333.

[3] 丁永生,任立红. 人工免疫系统:理论与应用 [J]. 模式识别与人工智能, 2000, 13(1):52~59.

[4] Lim M H, Rahardja S, Gwee B H. A GA paradigm for learning fuzzy rules [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, (82):177~186.

[5] 张晓绩,戴冠中. 遗传算法在抽取和过滤模糊控制规则中的应用研究 [J]. 控制理论与应用, 1998, 15(3):379~384.

作者简介

徐雪松(1970-),男,浙江大学电气工程学院博士生.研究领域为进化算法、智能控制和计算机集成控制系统等。

诸 静(1938-),男,浙江大学电气工程学院教授,博士生导师.研究领域为复杂系统智能控制、进化计算和机器人控制等。

(上接第 461 页)

[4] Yavatkar R, Pai P, Finkei R. A reservation based CSMA protocol for integrated manufacturing networks [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(8):1247~1258.

[5] Kweon S, Shin K G. Statistical real-time communication over Ethernet for manufacturing automation systems [A]. Real-Time Technology and Applications Symposium, 1999. Proceedings of the Fifth IEEE [C]. 1999. 192~202.

作者简介

吴爱国(1954-),男,教授,博士生导师.目前主要研究方向为电力电子领域中功率变换器拓扑结构及控制策略、电力传动系统的控制策略及智能大厦的控制。

梁 瑾(1978-),男,硕士研究生.目前主要研究方向为网络控制。

金 文(1967-),女,工学学士.目前主要从事楼宇自动化教学工作。

编
辑
部