

采用免疫进化算法优化设计径向基函数模糊神经网络控制器

左兴权, 李士勇

(哈尔滨工业大学 控制科学与工程系, 黑龙江 哈尔滨, 150001)

摘要: 基于生物免疫系统的计算智能近年来正逐渐成为一个研究热点. 针对模糊神经网络控制器难于设计的问题, 提出了一种免疫进化算法用于径向基函数模糊神经网络控制器参数的优化设计. 首先将控制器参数进行编码表示成个体, 并由若干随机个体组成初始群体; 然后模拟生物适应性免疫应答过程, 通过扩展操作在群体中较优秀个体的小邻域内进行局部搜索, 同时利用突变操作在较差个体的大邻域内搜索; 最后将设计的控制器用于控制倒立摆系统, 仿真结果验证了该控制器的有效性.

关键词: 人工免疫系统; 优化计算; 径向基函数模糊神经网络; 模糊控制

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Optimal design of radial basis function fuzzy neural network controller based on immune evolutionary algorithm

ZUO Xing-quan, LI Shi-yong

(Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150001, China)

Abstract: The computational intelligence based on biology immune system is becoming the focal point in recent years. Aiming at the design difficulty for fuzzy neural network controller, an immune evolutionary algorithm is proposed to design the parameters of a radial basis function fuzzy neural network controller. First, the parameters of the controller were encoded into an individual, and the initial population was composed of some random individuals; then, simulating the process of biology adaptive immune response, expansion operation was used to perform local searching in a small neighborhood of the better individuals in population, and mutation operation was used to search in a large neighborhood of the worse individuals. Finally, the designed controller was employed to control an inverted pendulum system, and the simulation results verified the effectiveness of the controller.

Key words: artificial immune system; optimization computation; radial basis function fuzzy neural network; fuzzy control

1 引言(Introduction)

模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)是近年来颇受关注的研究领域, 它既具有模糊推理的结构性知识表达能力, 又具有神经网络的自学习能力, 从而在多变量、强非线性的复杂系统控制中被广泛采用^[1]. FNN 控制器的设计参数较多, 实际应用中往往难以得到一组最优的设计参数, 因此设计的关键问题之一是其参数的确定. 尽管可以采用反向传播(BP)和遗传算法(GA)设计 FNN 控制器参数^[2], 然而由于 BP 算法本身的局限性, 参数学习过程中易陷入局部最优解. GA 虽然具有全局搜索能力, 但其局部搜索能力不理想, 且易出现进化缓慢的现象.

生物免疫系统与神经系统一样具有高度的智能, 其中蕴含着丰富的信息处理机理. 受生物免疫系

统启发而产生的人工免疫系统正逐渐成为计算智能领域中的研究热点^[3,4]. 生物适应性免疫应答中存在着进化现象, 作者首先分析了免疫进化过程中的全局和局部搜索机理, 在此基础上提出了一种具有新颖全局和局部寻优机制的免疫进化算法(immune evolutionary algorithm, IEA)用于 RBF 模糊神经网络(RBFFNN)控制器参数的优化设计. 仿真结果验证了 IEA 优化设计的控制器的有效性.

2 免疫进化算法的提出(Presentation of immune evolutionary algorithm)

免疫系统中有大量的 B 细胞和 T 细胞, 它们在适应性免疫应答中起主要作用. 每个 B 细胞表面都有形状独特的可以识别抗原的受体. B 细胞受体形状与抗原互补程度越大, 其与抗原间的亲和性越高.

当抗原侵入机体时,免疫系统通过如下过程产生高亲和性的 B 细胞,发生适应性免疫应答^[5]:

1) 选择. B 细胞群体中的一些亲和性较高的 B 细胞被选出;

2) 克隆扩增. 在辅助 T 细胞的作用下,这些 B 细胞中的每个 B 细胞分裂为若干子 B 细胞,子 B 细胞受体形状在母细胞的基础上发生了细微变异;

3) 受体修饰. 一部分亲和性低的子 B 细胞删除其受体并生成新受体;

4) 更新. 亲和性很低的子 B 细胞死亡,同时骨髓产生一部分新 B 细胞加入群体.

群体中亲和性较高的一些 B 细胞又被选出,同样经历克隆扩增、受体修饰及更新等过程. 若干世代后,便产生了亲和性很高的 B 细胞,它进一步演化为浆细胞以分泌大量抗体消灭抗原,发生适应性免疫应答.

免疫系统寻求高亲和性 B 细胞的过程是一个进化过程^[6],其搜索机理如图 1 所示^[7]. 图中横标表示 B 细胞受体的形状,两点间距离越近所代表的受体形状越相似. 多峰曲线描述 B 细胞的亲和性和受体形状的关系. 假设 B 细胞 A 的亲和性最高而被选出,则该 B 细胞进行克隆扩增,产生的子 B 细胞受体形状发生细微变化,相当于在 A 的局部搜索亲和性更高的 B 细胞. 如果产生了亲和性更高的子 B 细胞,则该子 B 细胞被选出,又通过克隆扩增在其局部进行搜索. 经过若干世代后,免疫系统通过局部搜索向上爬山找到 B 细胞 A'. 受体修饰使子 B 细胞受体形状可能发生很大突变,即在图中发生较大的跳跃,这可能产生亲和性低的 B 细胞(如 B),也可能产生亲和性更高的 B 细胞(如 C). B 由于其亲和性低而死亡,而 C 则被选出,通过克隆扩增进行局部搜索最终找到亲和性最高的 B 细胞 C'.

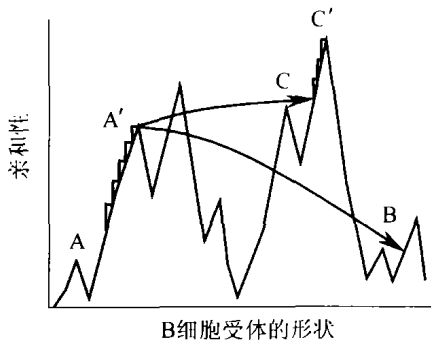


图1 生物免疫系统中的优化机理

Fig. 1 Optimal principle in biological immune system

由此可见,免疫系统的进化过程也是一个搜索

最高亲和性 B 细胞的优化过程,克隆扩增进行局部搜索,受体修饰进行全局搜索以避免陷入局部最优. 本文中把待求解问题对应于抗原,问题的可行解及其评价价值对应于 B 细胞和其亲和性,提出了 IEA 用于 RBFFNN 控制器参数的优化设计. IEA 通过选择、扩展、突变和替换四个操作来模拟免疫系统的进化过程. 选择操作从群体中选出一部分评价价值最高的个体;扩展操作使这部分个体中的每个个体在其小邻域内随机产生若干新个体;突变操作使评价价值低的新个体突变为其大邻域内任一个体;替换操作随机产生的个体替换群体中评价价值低的个体.

3 基于 IEA 的 RBFFNN 控制器参数优化设计 (Optimal design of RBFFNN controller parameters based on IEA)

3.1 RBFFNN 控制器 (RBFFNN controller)

n 输入单输出 RBFFNN 控制器的结构如图 2 所示. 控制器输入 $e = (e_1, e_2, \dots, e_n)^T$ 经输入比例因子 $(K_1, K_2, \dots, K_n)^T$ 作为 RBFFNN 的输入 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 网络输出 y 经输出比例因子 K_u 作为控制量 u .

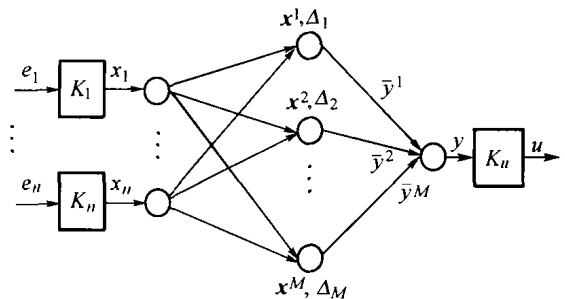


图2 RBFFNN 控制器结构

Fig. 2 Architecture of RBFFNN controller

图 2 中 RBFFNN 的输入输出论域分别被输入输出比例因子规范化到区间 $[-1, 1]$ 上, 隐单元的中心和到输出单元的权值也在区间 $[-1, 1]$ 上. 图中 RBFFNN 为规范化形式, 有 M 个隐单元, 其输入、输出关系为

$$y = \sum_{k=1}^M \bar{y}^k C^k / \sum_{k=1}^M C^k, \quad (1)$$

其中 $\bar{y}^k$ 为第 k 个隐单元到输出单元的权值, C^k 为第 k 个隐单元的基函数, 即

$$C^k = \exp[-(\mathbf{x} - \mathbf{x}^k)^T \Delta_k (\mathbf{x} - \mathbf{x}^k)]. \quad (2)$$

它是广义高斯型函数, 其中心向量 $\mathbf{x}^k$ 和宽度矩阵 Δ_k 分别为

$$\mathbf{x}^k = (\bar{x}_1^k, \bar{x}_2^k, \dots, \bar{x}_n^k)^T, \quad (3)$$

$$\Delta_k = \text{diag}\left[\left(\frac{1}{\sigma_1^k}\right)^2, \left(\frac{1}{\sigma_2^k}\right)^2, \dots, \left(\frac{1}{\sigma_n^k}\right)^2\right]. \quad (4)$$

该 RBFFNN 具有模糊推理功能^[8],其每一个隐单元对应于一条模糊规则,整个 RBFFNN 相当于有 M 条规则的模糊系统.该模糊系统的隶属度函数为高斯型,并且其模糊推理方法为代数积-加法-重心法^[1].RBFFNN 的第 k 个隐单元表示的模糊规则中输入变量 x_i 对应的高斯型隶属函数的中心值和方差分别为 $\bar{x}_i^k$ 和 σ_i^k ,输出变量 y 对应的隶属函数取最大时的值为 $\bar{y}^k$.

3.2 RBFFNN 控制器参数的免疫优化设计 (Immune optimal design for RBFFNN controller parameters)

设 RBFFNN 控制器的隐单元数 M 已确定,则可调参数为 $\bar{x}_i^k, \sigma_i^k, \bar{y}^k, K_i, K_u$, 其中 $k = 1, 2, \dots, M, i = 1, 2, \dots, n$. IEA 优化设计这些参数的步骤如下:

1) 编码和初始化:随机产生 N 个个体组成初始群体 $A_m (m = 1)$, 个体采用实数编码,即

$$\begin{aligned} & \bar{x}_1^1, \sigma_1^1, \bar{x}_2^1, \sigma_2^1, \dots, \bar{x}_n^1, \sigma_n^1, \dots, \\ & \bar{x}_1^M, \sigma_1^M, \bar{x}_2^M, \sigma_2^M, \dots, \bar{x}_n^M, \sigma_n^M, \\ & \bar{y}^1, \dots, \bar{y}^M, K_1, \dots, K_n, K_u. \end{aligned}$$

编码长度为 $(2n + 1)M + n + 1$.

2) 计算评价值.每个个体对应一组控制器参数,对应的控制器采用 ITAE 积分性能指标^[1]

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^\infty t |e(t)| dt. \quad (5)$$

按下式计算当前群体 A_m 中每个个体的评价值

$$f = \frac{1}{a + J(\text{ITAE})}, \quad (6)$$

其中 a 为一个很小的正数,使分母不为零.

3) 选择.从当前群体 A_m 中选出 S 个评价值最高的个体组成群体 B_m (其中 $S < N$). IEA 的选择操作是确定性选择,与 GA 的概率性选择不同.

4) 扩展.模拟克隆扩增过程,构造了一个较小的邻域,群体 B_m 中每个个体在其小邻域内随机产生若干新个体, S 个个体共产生 N 个新个体组成群体 C_m .群体 B_m 中任一个体 v_i 的小邻域构造为

$$SN(v_i) = \{v \mid \|v - v_i\| \leq r, v \in \Omega, r > 0\}, \quad (7)$$

其中 Ω 为可行解空间, $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数. $SN(v_i)$ 是由与 v_i 的欧氏距离不大于常数 r 的所有可行解构成,在解空间中是以 v_i 为中心,以 r 为半径的球形区域,定义 r 为扩展半径.

免疫系统克隆扩增过程中,亲和性越高的 B 细胞产生的子 B 细胞越多,模拟这一现象,本文用转盘法^[1]实现亲和性越高的个体扩展出越多新个体.设群体 B_m 中的个体为 $v_1, v_2, \dots, v_s$, 评价值分别为 $f_1, f_2, \dots, f_s$, 则每个个体扩展出新个体的概率为

$$p_k = f_k / \sum_{i=1}^s f_i, \quad k = 1, 2, \dots, S, \quad (8)$$

计算累积概率

$$q_k = \sum_{i=1}^k p_i, \quad k = 1, 2, \dots, S. \quad (9)$$

令 $q_0 = 0$, 在 $[0, 1]$ 上产生一个均匀分布的随机数 ω , 若 $q_{k-1} \leq \omega \leq q_k$, 则 v_k 扩展出一个新个体.产生 N 个这样的随机数,就可确定群体 B_m 中每个个体扩展出新个体的数目.

5) 突变.在突变操作中,构造了一个较大的邻域,群体中 C_m 评价值最低的 $N - S$ 个个体突变为其较大邻域内任一个体.突变后的个体与群体 C_m 中未突变的个体一起组成群体 D_m .设个体 v_j 进行突变操作,其大邻域构造为

$$MN(v_j) = \{v \mid \|v - v_j\| \leq R, v \in \Omega, R > 0\}. \quad (10)$$

$MN(v_j)$ 在解空间中是以 v_j 为中心,以 R 为半径的球形区域,定义 R 为突变半径. IEA 的突变操作是在个体的邻域内随机突变,与 GA 的按一定概率改变个体基因的变异操作不同.

6) 替换.模拟免疫系统群体更新过程,用随机产生的个体替换群体 D_m 中评价值最低的一部分个体,形成群体 E_m .

7) 最优个体保留.为了避免群体中最优个体因扩展操作而丢失,将群体 E_m 中评价值最低的个体替换为群体 A_m 中评价值最高的个体,形成下一代群体 A_{m+1} .令 $m = m + 1$, 返回 2) 循环计算,直至满足收敛条件.

群体中每个个体相当于一个可行解,扩展操作相当于在优秀解的小邻域内进行局部细搜索.个体的评价值越高,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,即在其邻域内搜索更多次.突变操作利用大邻域搜索在解空间全局范围内搜索评价值较高的区域;替换操作用来保持群体多样性.如果突变或替换操作找到解空间中评价值较高区域内的某一解,则该解被选择操作选出,扩展操作在该解所在区域进行局部细搜索,以寻求高精度的解. IEA 通过从全局到局部的两

层邻域搜索,以保证其全局寻优和局部求精能力.

4 仿真实例(Simulation instance)

为了验证 IEA 优化设计的 RBFFNN 控制器的有效性,本节用所设计的控制器控制倒立摆,倒立摆的模型为

$$\ddot{\theta} = \frac{g\sin\theta - aml\dot{\theta}^2\sin2\theta/2 - aucos\theta}{4l/3 - aml\cos^2\theta}, \quad (11)$$

其中 $g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 为重力加速度, $M = 1 \text{ kg}$ 为小车重量, $m = 0.2 \text{ kg}$ 为摆杆重量, $a = 1/(M + m)$, $l = 0.3 \text{ m}$ 为摆杆长度, θ 为摆杆与垂直方向的夹角, u 为作用在小车上的力(单位为 N).

RBFFNN 控制器的两输入 $\theta, \dot{\theta}$ 分别经输入比例因子 K_2, K_2 作为 RBFFNN 的输入 x_1, x_2 , RBFFNN 的输出 y 经输出比例因子 K_u 作为控制器输出 u . 变量 x_1, x_2 的模糊语言变量 X_1, X_2 分别采用“正”、“零”、“负”3 个语言值,形成 $3 \times 3 = 9$ 条模糊规则,由此构成具有 9 个隐单元的 RBFFNN 控制器. 模糊

规则的隶属函数为高斯函数,语言值“正”的隶属函数大于其中心的值为 1,语言值“负”的隶属函数小于其中心的值为 1.

RBFFNN 控制器有 3 个输入输出比例因子,每个隐单元有 2 个中心值、2 个方差以及一个到输出单元的权值,因此总共有 $(2 + 2 + 1) \times 9 + 3 = 48$ 个参数. 用 IEA 优化设计这些参数,取 $N = 100, S = 20$, 扩展半径 $r = 0.01$, 突变半径 $R = 0.1$. 为了保证模糊控制规则的完备性,将表示语言值“正”、“零”、“负”的 RBFFNN 隐单元中心的调节范围分别限定在 $[0.3, 1], (-0.3, 0.3)$ 和 $[-1, -0.3]$ 内. 隐单元方差和到输出单元权值的调节范围分别为 $[0.02, 0.6], [-1, 1]$. 为了使控制器适用于更宽的操作范围,对于每个个体,分别给定初始角度 $\pi/3, -\pi/3, \pi/6, -\pi/6$, 利用式(5)进行 4 次评价并将结果相加,最后由式(6)计算个体的评价价值.

表 1 IEA 优化设计的 RBFFNN 控制器参数

Table 1 RBFFNN controller parameters designed optimally by IEA

IF X_1 AND X_2 THEN Y							
隐单元	X_1 语言值	X_1 的隶属度函数		X_2 语言值	X_2 的隶属度函数		Y 的隶属函数中心
		中心	方差		中心	方差	
1	正	0.4775	0.5795	正	0.8695	0.5252	-0.9918
2	正	0.5174	0.4251	零	0.2435	0.0426	-0.6026
3	正	0.5072	0.2116	负	-0.8319	0.0677	0.1994
4	零	-0.2172	0.3062	正	0.5999	0.1984	-0.8267
5	零	0.1494	0.0707	零	0.2315	0.3534	-0.2226
6	零	-0.2385	0.3976	负	-0.5799	0.2677	0.6733
7	负	-0.6281	0.4682	正	0.9552	0.0789	-0.0191
8	负	-0.5341	0.0455	零	0.1937	0.2317	0.9713
9	负	-0.3144	0.2621	负	-0.5417	0.3878	0.8861

用 IEA 优化计算 500 世代,群体中最优个体评价价值进化曲线如图 3 所示. 优化得到 RBFFNN 控制器的输入、输出比例因子分别为 $K_1 = 2.3349, K_2 = 8.0611, K_u = 70.5950$. RBFFNN 的各隐单元对应的模糊控制规则如表 1 所示. 用该控制器控制初始角度为 $\pi/3$ 的倒立摆,采样时间为 0.01 s ,角度的动态响应见图 4 中曲线①. 用手动调节的具有 25 条规则、9 条规则的普通模糊控制器控制倒立摆,倒立摆系统的动态响应分别如曲线②、③所示. 仿真结果表明,IEA 优化设计的 RBFFNN 控制器性能优于具有 9 条和 25 条规则的普通模糊控制器,从而说明了 IEA 优化设计的控制器是有效的.

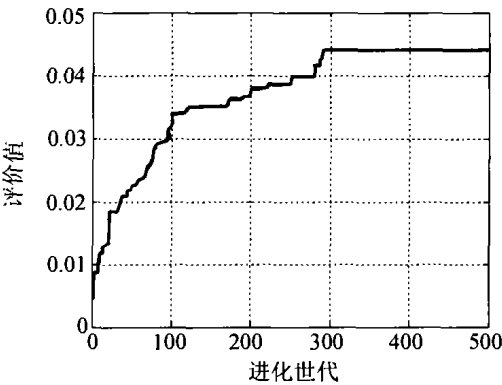


图 3 群体中最优个体的进化曲线
Fig. 3 Evolutionary curve of the best individual in populations

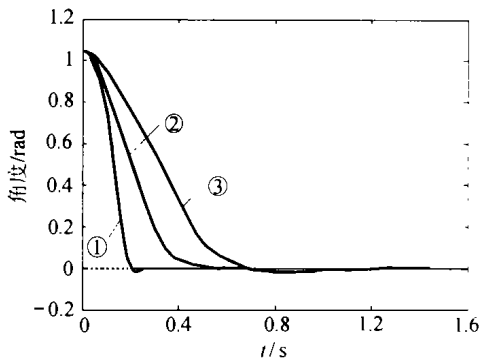


图4 倒立摆控制系统的响应曲线

Fig. 4 Response curves of inverted pendulum control system

5 结论(Conclusion)

基于适应性免疫应答中的优化机理,提出了一种免疫进化算法用于 RBF 模糊神经网络控制器参数的优化设计.对倒立摆的仿真结果表明,IEA 优化设计的 RBFFNN 控制器具有响应速度快、超调小等优点,是一种行之有效的控制方案,其性能不仅优于具有相同规则数目的普通模糊控制器,而且优于具有更多规则的普通模糊控制器.

参考文献(References):

- [1] 李士勇.模糊控制·神经控制和智能控制论[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1998.
(LI Shiyong. *Fuzzy Control, Neurocontrol and Intelligent Cybernetics* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 1998.)
- [2] SENG T L, KHALID M B, YUSOF R. Tuning of a neuro-fuzzy controller by genetic algorithm [J]. *IEEE Trans on System, Man, and*

Cybernetics, 1999, 29(2): 226 - 236.

- [3] 韦巍,张国宏.人工免疫系统及其在控制系统中的应用[J].控制理论与应用,2002,19(2): 157 - 160.
(WEI Wei, ZHANG Guohong. Artificial immune system and its applications in the control system [J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(2): 157 - 160.)
- [4] 左兴权,李士勇.人工免疫系统研究的新进展[J].计算机测量与控制,2002,10(11): 701 - 705.
(ZUO Xingquan, LI Shiyong. The new progresses in artificial immune system [J]. *Computer Measurement & Control*, 2002, 10(11): 701 - 705.)
- [5] BEREK C, Ziegner M. The maturation of the immune response[J]. *Immunology Today*, 1993, 14(8): 400 - 402.
- [6] de CASTRO L N, Von ZUBEN F J. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239 - 251.
- [7] GEORGE A T, Gray D. Receptor editing during affinity maturation [J]. *Immunology Today*, 1999, 20(4): 196.
- [8] HUNT K J, HAAS R, MURRAY-SMITH R. Extending the functional equivalence of radial basis function networks and fuzzy inference systems [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1996, 7(3): 776 - 781.

作者简介:

左兴权 (1971 —),男,1997 年于哈尔滨理工大学获硕士学位,现为哈尔滨工业大学控制理论与控制工程专业博士研究生,研究方向为免疫优化计算、智能控制理论与应用, E-mail: zuoxingquan@vip.sina.com;

李士勇 (1943 —),男,1983 年于哈尔滨工业大学自动控制专业获硕士学位,现为哈尔滨工业大学教授、博士生导师,研究方向为模糊控制、神经控制及智能控制理论.