

免疫BP网络的机载嵌入式训练系统效能评估

邓晓政, 叶冰

(中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089)

摘要:针对如何定量、精准地对机载嵌入式训练系统进行效能评估的工程问题,提出了一种基于免疫BP神经网络的效能评估方法。首先将效能评估工程问题建模为一个非线性回归的数学问题;其次,根据机载嵌入式训练系统的组成结构和特点,设计了简洁、实用的效能评估指标体系;再次,综合利用了免疫克隆选择优化算法全局搜索能力强的优势以及BP神经网络算法局部搜索能力强的优点,从而快速有效地求解神经网络的突触权值,进而得到训练好的神经网络。最后在算法验证部分,通过四组仿真数据实验,并对比经典的BP神经网络算法、基于进化计算的BP神经网络算法,结果表明该效能评估方法在评估精度和评估稳定性方面都是较优的。

关键词:嵌入式训练系统;效能评估;BP神经网络;免疫克隆选择

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2019)12-0173-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.12.031

Effectiveness Evaluation of Airborne Embedded Training System of Immune BP Networks

DENG Xiao-zheng, YE Bing

(Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

Abstract: Aiming at the engineering problem of how to quantitatively and accurately evaluate the effectiveness of the airborne embedded training system, we propose a novel effectiveness evaluation method based on immune BP neural networks. Firstly, the problem of effectiveness evaluation engineering is modeled as a nonlinear regression problem. Secondly, according to the composition and characteristics of the airborne embedded training system, a concise and practical effectiveness evaluation index system is designed. Thirdly, the advantages of immune clonal selection optimization algorithm in global search and BP neural network algorithm in local search are comprehensively utilized, so that the weights of the neural network can be solved quickly and effectively, and the trained neural network can be obtained. Finally in the algorithm verification, through four groups of simulation experiments and the comparison with classic BP neural network and BP neural network based on evolutionary computation, it shows that this method is superior in evaluation accuracy and stability.

Key words: embedded training system; effectiveness evaluation; BP neural networks; immune clonal selection

0 引言

目前,机载嵌入式训练系统受到航空装备领域专家的广泛关注,该系统是将来航空兵训练技术发展的新趋势,其原理是用虚拟目标、虚拟传感器和虚拟武器与飞机平台进行交互仿真,仿真信息通过解算后在显示器上显示,从而支撑飞行员完成对抗训练任务。它克服了实装训练存在的风险大、组织难、费用高的缺点,以及使用地面模拟器训练存在的体验度差的不足。

通常认为,效能是指“在规定条件下达到规定使

用目标的能力”^[1]。效能评估可为被评装备的论证、设计、生产、鉴定及使用提供科学定量的依据,促进装备的发展。

传统的效能评估方法有专家打分法^[2]、层次分析法^[3-4]、解析计算法^[5]、统计试验法^[6]等。但是专家打分法与层次分析法存在主观因素占比过大的缺点,解析计算法考虑因素较少,统计试验法则需要事先获取大量的实战和演习数据。最近,很多专家学者提出了BP神经网络的效能评估方法^[7-8],因为其具有从大量

数据中找出数据的趋势性和规律性的能力。但是 BP 神经网络算法由于使用梯度下降法求解网络权值,极易陷入局部极值^[9]。而免疫克隆优化算法^[10-11]是模仿自然免疫系统功能的一种新的智能优化方法,具有很强的全局搜索能力,是人工智能领域的研究热点之一。

在这样的背景下,文中提出一种基于免疫 BP 网络的机载嵌入式训练系统效能评估方法。综合利用免疫克隆优化算法的全局搜索能力以及 BP 神经网络算法的局部搜索能力和非线性函数拟合能力,同时构建了简洁实用的评估指标体系。仿真实验结果表明,该方法可有效对机载嵌入式训练系统进行效能评估。

1 基本理论

1.1 免疫克隆选择算法

人工免疫系统因为借鉴了生物免疫系统的信息处理机制,从而可为解决复杂工程问题提供新的思路。其中,免疫克隆选择算法^[12-13]是人工免疫系统最具代表性的算法,其具有全局寻优能力,在搜索中不易陷入局部极值。

在免疫克隆选择算法中,抗原指待求解问题及其约束条件;抗体指问题的候选解;抗体亲和力函数指候选解对问题的适应性度量,用 $f(\cdot)$ 表示。抗体种群 $\vec{A}(k)$ 在克隆选择算子的作用下,其种群进化过程如下:

$$p_s^k(A_i(k+1) = B_i(k)) = \begin{cases} 1 & f(A_i(k)) < f(B_i(k)) \\ \exp\left(-\frac{f(A_i(k)) - f(B_i(k))}{\alpha}\right) & f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)) \text{ 且 } A_i(k) \text{ 不是目前种群最佳抗体} \\ 0 & f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)) \text{ 且 } A_i(k) \text{ 是目前种群最佳抗体} \end{cases} \tag{6}$$

其中 $\alpha > 0$,取值越大,则抗体种群多样性越好。可以看出,免疫克隆选择算法通过解空间的扩张与压缩,利用全局搜索能力实现问题的精确求解。

1.2 BP 神经网络算法

BP(back propagation,反向传播)神经网络算法是一种按照误差反向传播的训练多层感知器的方法,也是目前较为流行的神经网络算法。其具有较好的泛化能力和局部搜索能力,可以逼近评估指标和效能数值之间的复杂非线性映射关系。算法主要包括两个阶段:前向阶段和后向阶段。

(1)前向阶段。

在该阶段,神经网络的突触权值保持不变。令 $\Gamma = \{x(n), d(n)\}_{n=1}^N$ 表示训练网络的训练样本集。

在神经元 j 输出端的激活函数值为:

$$y_j(n) = \varphi(v_j(n)) \tag{7}$$

$$\vec{A}(k) \xrightarrow{T_c^c} \vec{Y}(k) \xrightarrow{T_g^c} \vec{Z}(k) \cup \vec{A}(k) \xrightarrow{T_s^c} \vec{A}(k+1) \tag{1}$$

具体的:

(1)克隆操作 T_c^c 定义为:

$$\vec{Y}(k) = T_c^c(\vec{A}(k)) = [T_c^c(A_1(k)), T_c^c(A_2(k)), \dots, T_c^c(A_n(k))]$$

其中, $T_c^c(A_i(k)) = \vec{I}_i \times A_i(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。n称为抗体种群规模, \vec{I}_i 为全1元素 q_i 维行向量, q_i 为抗体 A_i 的克隆规模。克隆操作 T_c^c 过后,种群变为:

$$\vec{Y}(k) = [Y_1(k), Y_2(k), \dots, Y_n(k)] \tag{3}$$

其中, $Y_i(k) = [A_{i1}(k), A_{i2}(k), \dots, A_{iq_i}(k)]$, $A_{ij}(k) = A_i(k)$ 。

(2)免疫基因操作 T_g^c 定义为:

$$\vec{Z}(k) = T_g^c(\vec{Y}(k)) \tag{4}$$

该操作主要包括交叉和变异两种子操作,根据免疫学理论,抗体多样性的形成以及亲和度的成熟主要依靠高频变异,所以文中免疫基因操作主要指变异操作。

(3)克隆选择操作 T_s^c 定义为:

$$B_i(k) = \{Z_{ij}(k) \mid \max f(Z_{ij}(k)), j = 1, 2, \dots, q_i\} \tag{5}$$

即 $B_i(k)$ 为子种群 $Z(k)$ 内的最优抗体,则 $B_i(k)$ 被选择进入下一代种群的概率为:

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) y_i(n) \tag{8}$$

其中, m 是神经元 j 的输入向量的维数; $w_{ji}(n)$ 是连接神经元 i 和 j 的突触权值; $y_i(n)$ 是神经元 i 输出端的激活函数值。

如果神经元 j 在第一隐藏层,则 $y_i(n) = x_i(n)$;如果神经元 j 在输出层,则误差信号定义为:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \tag{9}$$

因此,前向阶段以训练向量输入开始,以计算输出层每个神经元的误差信号结束。

(2)后向阶段。

在后向阶段,误差信号从输出层开始向左一层一层传播,突触权值通过递归计算进行调整。

突触权值按照下式进行调整:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \alpha \times w_{ji}(n-1) + \eta \times \delta_j(n) \times y_i(n)$$

(10)

其中, α 为动量常数; η 为学习率参数; $\delta_j(n)$ 为神经元 j 的局域梯度, 如果 j 在隐藏层, 则:

$$\delta_j(n) = \varphi'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n)$$

(11)

如果 j 在输出层, 则:

$$\delta_j(n) = \varphi'(v_j(n)) e_j(n)$$

(12)

2 免疫 BP 网络的机载嵌入式训练系统效能评估

2.1 效能评估指标

机载嵌入式训练系统由飞行任务训练计算机、数据链、地面监控系统构成。整个系统由训练能力和可靠度组成。共设计 10 个指标, 分别由 E_1, E_2, \dots, E_{10} 表示, 训练能力由 9 个指标体现, 分别是虚拟目标个数、虚拟目标机动类别数、虚拟雷达模式类别数、虚拟雷达逼真度、虚拟武器类别数、虚拟武器逼真度、空地传输距离、空空传输距离、地面态势感知能力; 可靠度由平均故障间隔时间来表示。设计的效能评估指标如图 1 所示。除虚拟雷达逼真度、虚拟武器逼真度、地面态势感知能力的指标值由领域专家以百分制打分给出外, 其他指标值均为实际物理值。

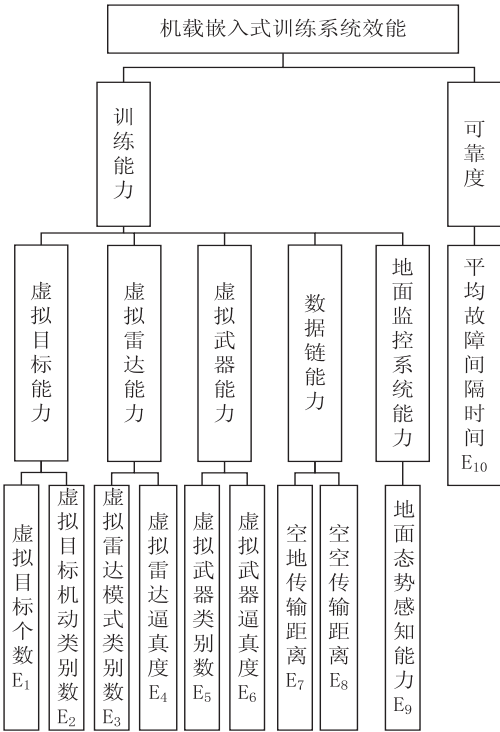


图 1 效能评估指标体系

2.2 基于免疫 BP 网络的效能评估算法

算法流程如下:

Step1: 选取算法初始参数。免疫克隆选择算法的参数有: 亲和度函数设计, 抗体编码方式, 种群规模, 克隆规模, 变异概率, 选择概率, 算法终止条件。BP 神经网络的参数有: 网络层数及神经元个数, 激活函数, 动量常数, 学习率, 算法终止条件。

Step2: 产生初始抗体种群。文中将免疫克隆选择算法的最优解作为神经网络的初始突触权值, 从而避免 BP 神经网络算法陷入局部最优, 所以抗体采用实数编码方式, 每个抗体代表网络所有突触权值的串行级联。

Step3: 克隆操作。对所有抗体分别进行克隆操作。

Step4: 变异操作。对抗体 $A = a_1 a_2 \cdots a_j \cdots a_m$ 的每个基因位 a_j 按变异概率在其取值范围内进行变化。文中的变异策略为等概率进行 $a'_j = a_j + (1 - a_j) \times \text{rand}$ 或

$a'_j = a_j - (a_j + 1) \times \text{rand}$ 运算, a'_j 表示新的基因位, rand 表示 $(0, 1)$ 之间均匀分布的随机数。

Step5: 克隆选择操作。按照每个抗体的亲和度函数值, 依概率选择进入新一代种群。亲和度函数定义为:

$$f = \frac{1}{1 + \sum_n \sum_j (d_j(n) - y_j(n))^2}$$

(13)

其中, 亲和度函数的分母表示网络的误差能量函数, 误差能量值越小, 亲和度函数值越大, 表示抗体越成熟。

Step6: 判断种群进化终止条件。如果满足条件, 则转 Step7, 否则, 转 Step3。

Step7: 产生神经网络初始突触权值。对种群最优抗体解码, 作为初始突触权值。

Step8: 呈现训练样本。将所有的训练样本随机排

序,形成一个回合,对每个样本依次执行 Step9 和 Step10。

Step9:前向计算。使用式 9 计算输出层的误差信号。

Step10:后向计算。使用式 10 计算新的突触权值。

Step11:判断效能评估算法终止条件。如果满足条件,则转 Step12,否则,转 Step8。

Step12:开展效能评估。利用训练好的神经网络对样本进行效能评估。

3 实验对比分析

采用的样本数据集共 160 组,指标值由实际数据和仿真数据共同构成,期望效能值由对数法^[14]给出。表 1 显示的是其中 20 组样本,后 4 组样本(样本 17-样本

20)用于测试,其余样本用于训练网络。

对比算法为经典的 BP 算法^[7]和遗传 BP 算法(GABP)^[15]。文中算法参数设计为:种群规模为 50,克隆规模为 5,变异概率为 0.7,种群进化终止条件为 500 次进化,网络层数为 3,输入层节点数为 10,隐藏层节点数为 9,输出层节点数为 1,激活函数取 sigmoid 函数,动量常数为 0.1,学习率设计为 $0.5 \times \exp(-\text{num}/50)$ (随着算法逐步收敛,学习率下降,num 为当前迭代次数),效能评估算法的终止条件为 1 000 回合训练;BP 算法参数与文中参数设置一致;GABP 算法参数为:染色体种群大小为 100,交叉概率为 0.15,变异概率为 0.01,最大遗传进化代数为 500,其余参数与文中参数设置一致。

样本数据集见表 1。

表 1 样本数据集

样本	指标										效能
	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8	E_9	E_{10}	
1	1	0	2	30	1	40	140	80	60	80	0.023 3
2	1	2	2	30	1	50	140	100	60	70	0.026 7
3	1	2	2	60	2	55	150	100	70	80	0.073 8
4	1	4	3	65	2	65	160	110	75	80	0.106 9
5	2	4	3	70	2	65	170	110	75	90	0.133 6
6	2	4	3	75	3	70	170	125	75	90	0.158 9
7	2	5	3	80	3	70	180	140	80	90	0.180 1
8	2	6	4	85	3	80	200	155	80	95	0.244 5
9	4	7	4	85	3	85	210	160	80	98	0.284 9
10	4	7	5	85	4	85	220	165	85	98	0.301 9
11	4	8	5	90	5	85	230	180	85	100	0.338 4
12	5	8	5	92	5	90	270	190	88	105	0.401 3
13	4	8	6	90	6	90	290	200	85	110	0.416 1
14	7	10	7	91	10	95	320	225	91	105	0.490 9
15	8	12	8	95	11	95	320	230	92	110	0.565 4
16	10	18	10	90	12	91	350	240	95	120	0.623 9
17	1	3	2	60	2	60	160	110	75	75	0.081 2
18	3	5	3	82	3	80	180	150	80	95	0.228 9
19	5	9	7	90	8	90	290	220	91	110	0.456 9
20	9	15	9	95	12	91	320	240	95	110	0.576 9

各算法独立运行 10 次。表 2 是对测试样本 1 的评估结果,文中算法的均值为 0.080 9,标准差为 0.001 1,均为最优,而 GABP 算法优于 BP 算法。表 3 是对测试样本 2 的评估结果,文中算法的均值为 0.226 5,标准差为 0.003 7,均为最优,而 GABP 算法优于 BP 算法。表 4 是对测试样本 3 的评估结果,文中算法的均值为 0.455 1,标准差为 0.003 3,均为最优,而 GABP 算法均值略差于 BP 算法,但标准差优于 BP 算法。表 5 是对

测试样本 4 的评估结果,文中算法的均值为 0.577 2,标准差为 0.001 0,均为最优,而 GABP 算法优于 BP 算法。

通过以上 4 组实验结果可知,GABP 算法除了对第 3 个样本的评估均值略差于 BP 算法外,在其他样本的评估均值和标准差均优于 BP 算法,这表示遗传算法的全局搜索能力优于传统的 BP 算法;而文中算法在所有测试样本的评估均值和标准差均是最优,表明

该算法结合了免疫克隆选择算法和 BP 算法的优点,全局搜索能力强于遗传算法,又兼顾局部寻优能力,所以评估结果精度较高,且算法运行稳定。

表 2 测试样本 1 效能评估结果对比

算法	期望	均值	标准差
BP	0.081 2	0.080 1	0.006 1
GABP	0.081 2	0.080 3	0.001 5
文中算法	0.081 2	0.080 9	0.001 1

表 3 测试样本 2 效能评估结果对比

算法	期望	均值	标准差
BP	0.228 9	0.233 0	0.016 4
GABP	0.228 9	0.225 1	0.007 8
文中算法	0.228 9	0.226 5	0.003 7

表 4 测试样本 3 效能评估结果对比

算法	期望	均值	标准差
BP	0.456 9	0.458 9	0.011 2
GABP	0.456 9	0.453 6	0.003 5
文中算法	0.456 9	0.455 1	0.003 3

表 5 测试样本 4 效能评估结果对比

算法	期望	均值	标准差
BP	0.576 9	0.571 8	0.004 5
GABP	0.576 9	0.576 3	0.002 2
文中算法	0.576 9	0.577 2	0.001 0

4 结束语

提出了一种基于免疫 BP 网络的机载嵌入式训练系统效能评估方法。该方法由于综合利用免疫克隆选择算法的全局搜索能力、BP 神经网络算法的局部搜索能力和非线性函数拟合能力,具有寻优精确、运行稳定的特点。同时,设计了简洁实用的机载嵌入式训练系统评估指标体系。实验结果表明,该方法可有效解决机载嵌入式训练系统效能评估工程问题,并且具备一定的推广价值。

参考文献:

[1] 白金鹏,李 天.面向指标论证的战斗机突防效能评估[J].航空学报,2016,37(1):122-132.

[2] 陈兆兵,郭 劲,王 兵,等.车载高架式光电探测系统的作战效能评估[J].光学精密工程,2013,21(1):77-86.

[3] 贾 翔,吴森堂,文永明,等.导弹自主编队综合作战效能评估方法[J].北京航空航天大学学报,2017,43(5):1013-1022.

[4] 秦茂森,赵丹玲,杨克巍,等.基于作战网络的反潜活动效能评估[J].系统工程与电子技术,2018,40(7):1513-1520.

[5] 陆营波,钱晓超,陈 伟,等.数据驱动的装备效能评估模型构建方法研究[J].系统仿真学报,2018,30(12):4587-4594.

[6] 高 尚,娄寿春.武器系统效能评定方法综述[J].系统工程理论与实践,1998,18(7):109-114.

[7] 姚裕盛,徐开俊.基于 BP 神经网络的飞行训练品质评估[J].航空学报,2017,38(S1):19-27.

[8] 李 波,刘学全,高晓光.基于 BP 网络和序优化方法的火控攻击方案寻优[J].系统工程与电子技术,2013,35(9):1886-1890.

[9] 杨 航,刘 凌,倪骏康,等.双关节刚性机器人自适应 BP 神经网络算法[J].西安交通大学学报,2018,52(1):129-135.

[10] SHANG Ronghua, DU Bingqi, MA Hongnan, et al. Immune clonal algorithm based on directed evolution for multi-objective capacitated arc routing problem[J]. Applied Soft Computing,2016,49:748-758.

[11] 武 健,舒健生,李亚雄,等.基于人工免疫克隆选择算法的无人机三维航迹规划[J].系统工程与电子技术,2018,40(1):86-90.

[12] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(3):239-251.

[13] 牛永洁,薛宁静.改进的免疫克隆算法在入侵检测中的应用[J].计算机技术与发展,2016,26(5):86-90.

[14] 朱宝璠,朱荣昌,熊笑非.作战飞机效能评估[M].第 2 版.北京:航空工业出版社,2006.

[15] 邓召学,郑 玲,郭敏敏,等.基于遗传 BP 神经网络的磁流变悬置模型辨识[J].电子科技大学学报,2014,43(6):955-960.