



基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估

杜秀丽, 周敏, 吕亚娜, 邱少明

(大连大学通信与网络重点实验室, 辽宁大连 116000)

摘要: 针对现有装备保障系统效能评估方法存在依赖专家经验、主观性强等问题, 提出一种基于径向基函数(RBF)神经网络优化的装备保障系统效能评估方法。通过完备交叉与预变异策略对遗传算法(GA)进行改进, 利用改进的GA对RBF神经网络中心、宽度及输出权值进行全局寻优, 并采用优化的RBF神经网络实现装备保障系统效能评估。仿真结果表明, 该方法相比AGA-RBF和GA-RBF评估方法能更准确地评估装备保障系统效能值, 并且可在一定程度上降低评估过程中主观因素的影响, 确保评估结果更客观真实。

关键词: 装备保障系统; 效能评估; 径向基函数神经网络; 遗传算法; 适应度函数

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 杜秀丽, 周敏, 吕亚娜, 等. 基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估[J]. 计算机工程, 2021, 47(9): 282-287, 296.

英文引用格式: DU X L, ZHOU M, LÜ Y N, et al. Effectiveness evaluation of equipment support system based on optimized RBF neural network[J]. Computer Engineering, 2021, 47(9): 282-287, 296.

Effectiveness Evaluation of Equipment Support System Based on Optimized RBF Neural Network

DU Xiuli, ZHOU Min, LÜ Yana, QIU Shaoming

(Key Laboratory of Communication and Network, Dalian University, Dalian, Liaoning 116000, China)

[Abstract] The existing methods for evaluating the effectiveness of equipment support systems rely on expert experience, and are thus influenced by subjective factors. To address the problem, a new evaluation method is proposed based on optimized Radial Basis Function(RBF) neural network. The method employs a complete crossover and pre-mutation strategy to improve the Genetic Algorithm(GA), which is then used to optimize globally the center, width and output weights of RBF neural network. Finally, the optimized RBF neural network is used to evaluate the effectiveness of equipment support systems. Simulation results show that the proposed method improves the accuracy of effectiveness evaluation for equipment support systems than AGA-RBF and GA-RBF methods. Also, it reduces the influence of subjective factors on evaluation to a certain extent, and ensures the objectivity of evaluation results.

[Key words] equipment support system; effectiveness evaluation; Radial Basis Function(RBF) neural network; Genetic Algorithm(GA); fitness function

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0058710

0 概述

装备保障系统是部队的重要后勤支撑, 能够为部队作战提供充足的作战资源以保障作战顺利进行^[1]。对装备保障系统进行效能评估可以有效发现系统中存在的问题并及时制定改进方案^[2], 提高装备保障系统效能, 是装备保障领域的关键技术之

一^[3]。因此, 如何有效准确地对装备保障系统进行效能评估已成为当前研究的热点。目前, 国内外研究人员主要采用层次分析法、ADC模型、模糊综合评判法以及神经网络模型进行效能评估^[4]。层次分析法依据专家经验, 通过判断矩阵实现决策结果的定量化分析^[5-6], 但是该方法遵循自上而下、逐层传递等原则^[7], 不利于反映指标层对目标层的反馈作

基金项目: 装备发展部装备预研领域基金(61400010301)。

作者简介: 杜秀丽(1977—), 女, 教授、博士, 主研方向为装备保障建模仿真、数字图像处理、压缩感知; 周敏, 硕士研究生; 吕亚娜(通信作者), 讲师、博士; 邱少明, 副教授。

收稿日期: 2020-06-22 修回日期: 2020-08-14 E-mail: 616101621@qq.com

用与层次间各指标间的相互影响,且主观因素较强^[8]。ADC模型利用系统可用性向量 A 、可信性矩阵 D 和固有能力矩阵 C 的函数表示系统效能^[9-11],但是当评估对象包含多个子对象且每个子对象又包含多种初始状态时,该模型确定初始状态的复杂度及状态转移概率计算的复杂度将成倍增加。模糊综合评判法以模糊数学为理论基础,提高了评估结果的准确性与可信性^[12-14],但是当系统效能评估指标数量增多时相对隶属度系数会偏小,可能会导致权向量无法匹配模糊矩阵,造成评判失败。利用神经网络进行效能评估可有效解决评估过程中存在的主观因素影响,能够生成准确、客观的智能评估模型^[15-17]。

基于上述分析可知,现有装备保障系统效能评估方法存在依赖专家经验、主观性强等问题,导致评估结果具有一定的主观性,而径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络是一种性能良好的前馈型神经网络,具有数据驱动、自主寻求数据中心的特点,被广泛应用于模式识别、效能评估等任务,但是RBF神经网络存在参数训练速度慢、容易陷入局部最优值等问题。本文提出一种基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估方法,利用改进的遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对RBF神经网络参数进行全局寻优,并将优化的RBF神经网络应用于装备保障系统进行效能评估。

1 改进的GA-RBF神经网络

传统的装备系统效能评估方法主观性强,依赖专家经验,难以精确评估装备保障系统效能。RBF神经网络能够处理系统内的难以解析的规律性,泛化能力强且学习收敛速度快^[18-19],且可以很好地避免人为因素干扰,较客观准确地对装备保障系统效能进行评估。但是由于RBF神经网络隐含层激活函数采用的是径向基函数,如式(1)所示:

$$\psi_i = \exp\left(-\frac{\|p - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中: $p = [p_1, p_2, \dots, p_m]^T$ 为网络输入向量; μ_i 为第 i 个隐层单元的中心向量; σ_i 为第 i 个隐节点的RBF宽度。

当隐含层节点的输入值离激活函数中心越近时,其输出值越大,反之越小,甚至趋近于0,故RBF神经网络输出权值、径向基函数中心以及宽度很难找到全局最优值,如果这些参数选择不当,则RBF神

经网络会逼近精度下降甚至发散。因此,本节重点研究利用遗传算法优化RBF神经网络参数,提高网络性能。

遗传算法是一种高效、并行、全局搜索的算法^[20]。传统遗传算法的交叉概率与变异概率固定,容易使算法陷入局部最优解,且收敛性较差。本文通过完备交叉与预变异操作来提高遗传算法性能。完备交叉操作的基本思想是在遗传算法种群中,不论个体好坏,均可能通过其得到问题的优质解。笔者认为在当前种群中,所有个体都应该进行交叉操作,以保证新产生的个体不会遗漏优质解。因此,将上一代群体通过均匀交叉算法进行两两交叉,得到备选子代个体。预变异操作的基本思想是首先将父代个体与备选子代通过单点变异算法进行预变异得到预变异个体;然后利用适应度函数分别对上一代种群个体与预变异个体及备选子代个体与变异个体求解其适应度值,并在此基础上与其自身适应度值进行对比,若对比结果为预变异个体适应度大于自身适应度值,则表示此时个体的变异操作是有效的,产生变异个体,否则无效,无变异个体产生;最后依据适应度值大小对经过完备交叉与预变异操作后的个体排序,得到下一代个体。

传统的RBF神经网络通过随机梯度法进行训练,但由于其跳出局部最优值的能力较弱,难以寻找到网络参数最优值,因此本文利用改进的遗传算法动态调整RBF网络参数,对RBF神经网络进行优化处理。利用改进的遗传算法调整RBF神经网络参数,种群中的每个个体对应RBF神经网络参数的一种组合,个体大小 C_{CodeL} 由RBF神经网络输入层节点数 m 、输出层节点数 k 以及隐含层个数 n 共同决定:

$$C_{\text{CodeL}} = m \times n + n + n \times k \quad (2)$$

输出层维数与输入层维数根据数据样本得到,隐含层个数由常用经验公式推导得出:

$$n = \sqrt{m + k} + \alpha, \alpha \in [1, 10] \quad (3)$$

利用RBF神经网络实际输出值和期望输出值之间的均方误差构造遗传算法适应度函数 f_{fitness} ,其值越小表示网络实际输出值越接近于期望值。

$$f_{\text{fitness}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (4)$$

其中: N 表示训练数据样本个数; y_j 表示第 j 个样本训练数据通过RBF神经网络的实际输出值; \hat{y}_j 表示第 j 个样本训练数据的期望输出值。

利用改进的遗传算法优化RBF神经网络参数的具体步骤如下:

1)根据训练样本数确定RBF神经网络的输入层与输出层个数,并由式(3)确定隐含层个数。

2)利用二进制编码执行算法中的编码操作,以10位二进制串分别表示RBF神经网络的径向基函数中心、宽度以及输出权值的每个值大小,然后依据输入层、输出层以及隐含层个数确定个体大小,即二进制编码串长度。

3)设置种群规模和最大迭代次数,随机初始化种群。

4)根据式(4)求解当前个体适应度值。

5)对上一代个体与子代个体以个体适应度值大小为依据执行排序操作,将适应度值大的个体选出组成新一代群体,判断当前迭代次数与最大迭代次数是否相等,若相等,则执行步骤8,否则继续执行排序操作。

6)利用均匀交叉算法对上一代种群个体执行完备交叉操作,并计算备选子代个体适应度值。

7)利用单点变异算法对上一代种群个体与备选子代个体进行预变异,然后计算预变异个体适应度值,若预变异个体适应度值大于当前个体适应度值,则产生变异,否则不进行变异操作,跳转到步骤4继续执行。

8)输出种群最佳个体,并将其作为RBF神经网络参数。

基于改进遗传算法的RBF神经网络优化流程如图1所示。

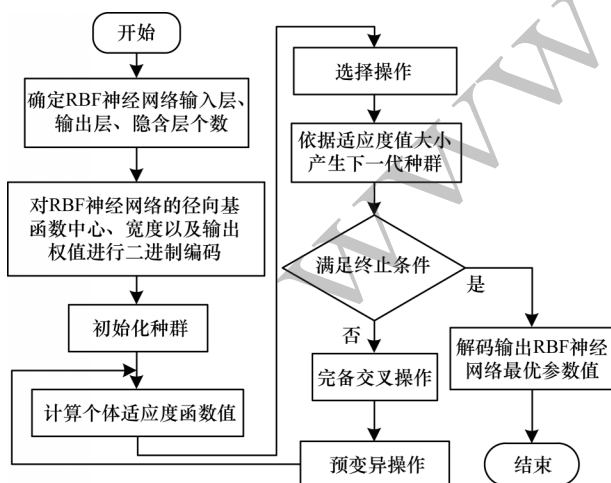


图1 基于改进遗传算法的RBF神经网络优化流程

Fig.1 Optimization process of RBF neural network based on improved GA

2 基于RBF神经网络优化的效能评估

装备保障系统效能是指装备保障系统在已有的装备保障能力下完成装备保障任务时发挥出来的实际效果,是装备保障活动完成指定任务有效程度的综合体现。基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估流程如图2所示。

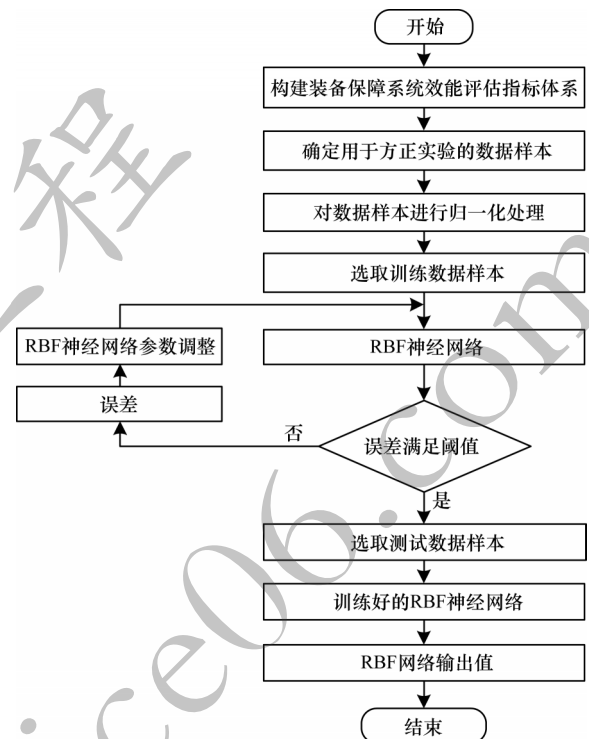


图2 基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估流程

Fig.2 Effectiveness evaluation process of equipment support system based on optimized RBF neural network

基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估具体步骤如下:

1)根据现代战争受高新技术的影响以及装备保障系统的发展趋势,在相关部队调研及专家意见的基础上,综合考虑装备保障系统运行中的主要因素,建立如图3所示的装备保障系统效能评估指标体系。

2)在查阅相关资料与文献的基础上,通过相关调研确定用于仿真实验的数据样本。

3)为使装备保障系统效能评估结果更加符合实际情况,能够真实反映装备保障系统效能,需要对数据样本进行归一化处理,归一化处理后的数据可以消除指标单位及其数值数量级影响,降低网络预测误差,而且能够加快网络训练速度。

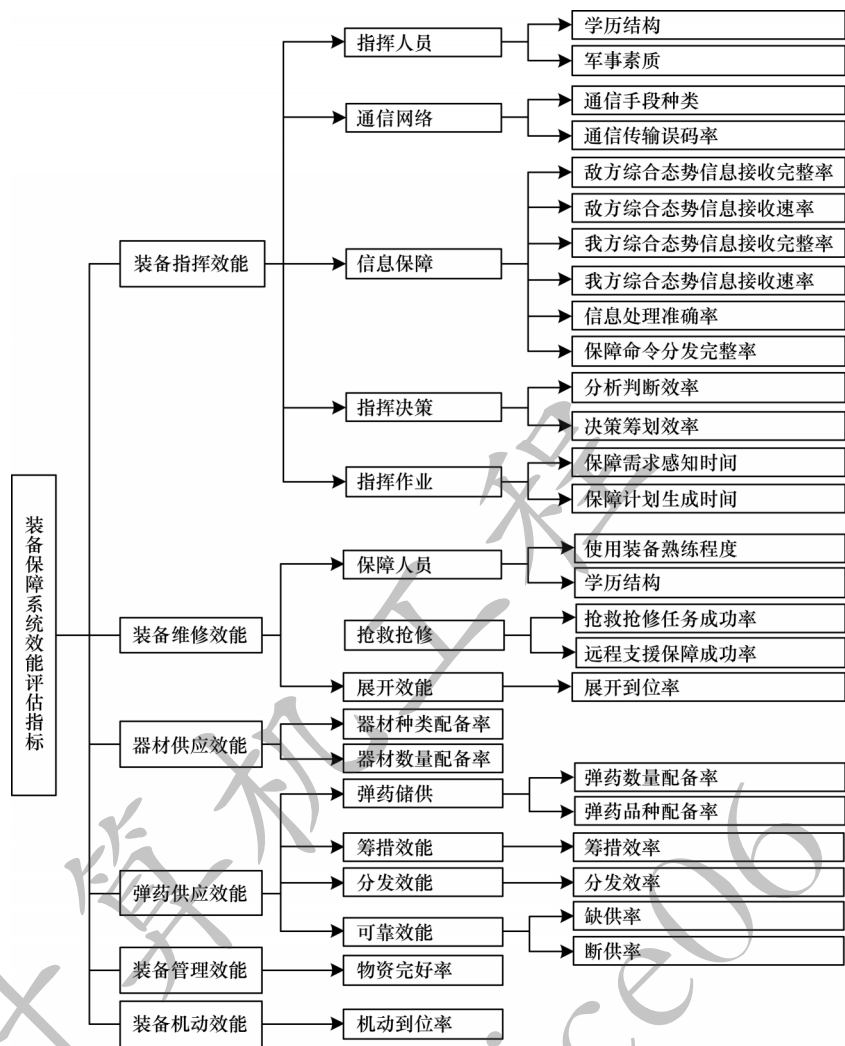


图 3 装备保障系统效能评估指标

Fig.3 Effectiveness evaluation indexes of equipment support system

当评估值随指标值增大而减小时,使用式(5)进行处理:

$$x' = \frac{x_{\max} - x}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{5}$$

当评估值随指标值增大而增大时,使用式(6)进行处理:

$$x' = \frac{x - x_{\max}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{6}$$

其中: x' 表示归一化处理后的样本数据值; x 表示原始样本数据值; x_{\max} 、 x_{\min} 分别表示同一指标在样本数据中出现的最大值和最小值。

4)确定 RBF 网络结构,RBF 神经网络输入层个数与装备保障系统效能评估指标个数相同,输出层的装备保障系统效能评估值只有 1 个,隐含层个数由式(3)确定,通过改进的遗传算法以及训练样本数据训练 RBF 神经网络。

5)利用测试样本数据对优化的 RBF 神经网络性能进行测试,将网络实际输出值与样本数据期望输出值之间的误差作为该神经网络性能评价指标。此外,与已有效能评估方法进行对比分析,验证基于 RBF 神经网络优化的装备保障系统效能评估方法的有效性和准确性。

3 实验与结果分析

以效能评估指标为例,对本文评估方法进行仿真分析,设置 RBF 神经网络输入层个数为 29,用于接收 29 个效能评估指标输入值,输出层仅包含装备保障系统效能值,因此该网络模型输出层个数只有 1 个。装备保障系统效能值表示该系统效能等级,取值为 1、2 和 3,其中,1 表示该系统效能一般,2 表示该系统效能良好,3 表示该系统效能优秀。评估方法以高斯函数为隐含层神经元激活函数。从样本集中首

先选取适当个数的训练样本,以该样本集训练网络模型,然后选取120组测试样本测试评估方法的有效性。

为验证本文评估方法的有效性,将其与AGA-RBF和GA-RBF评估方法进行适应度对比实验,网络模型训练过程中的最优适应度曲线如图4所示。可以看出,3种评估方法在网络训练过程中的误差均可以快速收敛到最小值,但是本文评估方法相对于其他2种评估方法收敛速度更快,在进化到30代左右时神经网络种群基本趋于稳定,已经找到最优解,并且快速找到效能值与评估指标两者之间存在的映射关系。主要原因为本文评估方法采用完备交叉与预变异策略改进了交叉与变异遗传操作,增加了种群多样性与优质个体的保存率,能够更快地寻找到最佳个体,因此加快了优化的RBF神经网络评估方法的收敛速度。

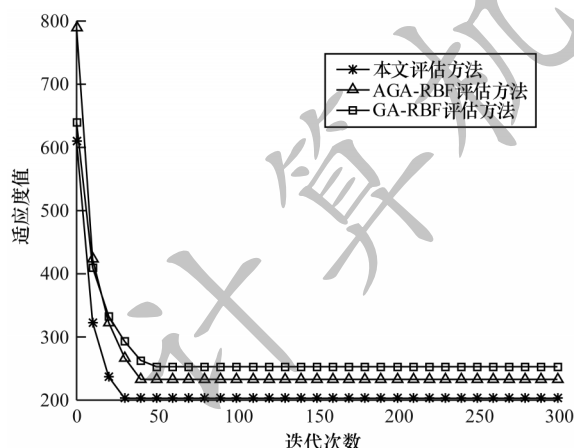
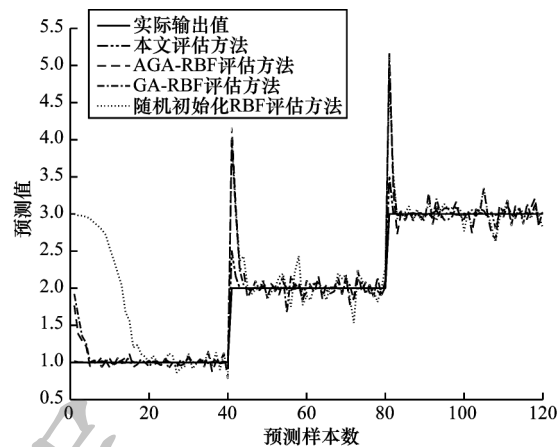


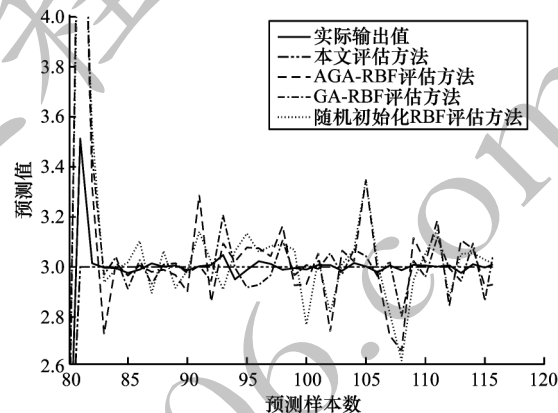
图4 优化的RBF神经网络适应度结果

Fig.4 Fitness results of optimized RBF neural network

为进一步验证本文评估方法的有效性,将其与随机初始化RBF评估方法、AGA-RBF评估方法和GA-RBF评估方法进行效能对比实验,如图5所示。可以看出,随机初始化RBF评估方法、GA-RBF评估方法与AGA-RBF评估方法的预测样本输出出现了很大波动,在有些样本点取得较好的评估效果,有些样本点出现较多的错误评估,导致整体评估效果不理想,这主要是因为3种评估方法的网络输出权值、径向基函数中心及宽度未取得最优值,导致难以得到最优的网络结构,而本文评估方法的预测值在所有样本点处均与实际效能值最接近,与实际效能值走势更为吻合。因此,与其他3种评估方法相比,本文评估方法的评估结果更准确,且拟合效果更好。



(a)4种方法对应的系统预测输出



(b)图5(a)的局部放大图

图5 效能评估结果

Fig.5 Effectiveness evaluation results

采用绝对误差对4种评估方法的评估值进行定量对比,结果如图6所示。可以看出,随机初始化RBF评估方法绝对误差值最大,其绝对误差平均值为0.2484,其次是GA-RBF评估方法,其绝对误差平均值为0.1404,然后是AGA-RBF评估方法,其绝对误差平均值为0.1193,而本文评估方法绝对误差值最小,其绝对误差平均值为0.0179,因此本文评估方法具有较高的评估准确度。

利用均方误差百分比(Mean Square Percentage Error, MSPE)与均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对效能评估方法的性能进行进一步验证。

$$M_{MSPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y'_i - y_i}{y_i} \right)^2 \quad (7)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y'_i - y_i)^2} \quad (8)$$

其中: y'_i 为评估效能值; y_i 为期望效能值; N 为样本数。由式(7)和式(8)可知,当MSPE和RMSE值越小,此时效能评估方法性能越好,即评估准确度越高。将各评估方法的MSPE值以及RMSE值进行对比分析,由表1可知,本文评估方法的MSPE值与RMSE值均为最小,因此得到的评估结果更准确。

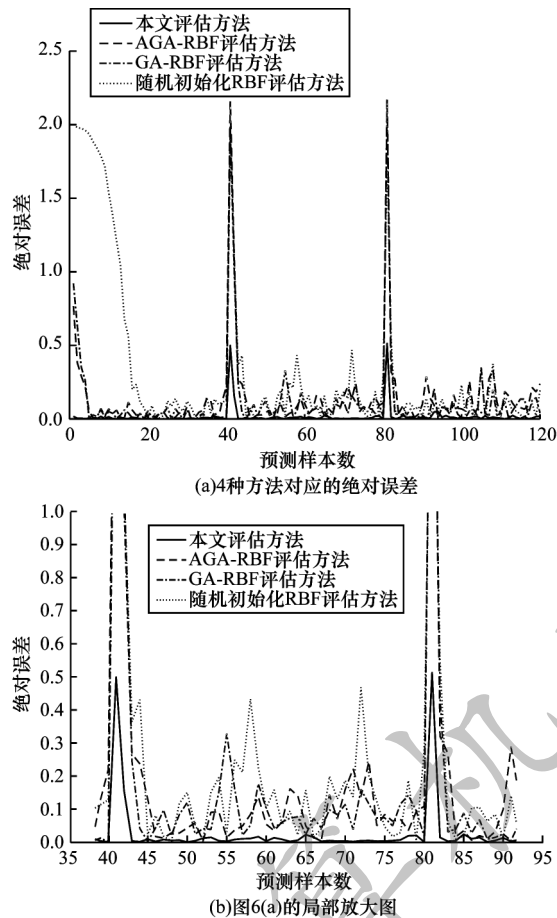


图6 绝对误差结果

Fig.6 Absolute error results

表1 MSPE值与RMSE值对比结果

Table 1 Comparison results of MSPE value and RMSE value

指标	随机初始化 RBF 评估方法	AGA-RBF 评估方法	GA-RBF 评估方法	本文评估 方法
MSPE	0.484 4	0.027 1	0.028 2	0.008 5
RMSE	0.135 5	0.330 3	0.138 5	0.067 8

4 结束语

本文提出基于RBF神经网络优化的装备保障系统效能评估方法,利用改进的遗传算法对RBF神经网络参数进行全局寻优,增强了网络精度和收敛速度,将优化的RBF神经网络应用于装备保障系统进行效能评估,提升了评估结果的精确性和客观性。实验结果表明,该评估方法相对对比方法能够更准确地评估效能值,可有效解决现有装备保障系统效能评估方法过度依赖专家经验、主观性强等问题。

参考文献

- [1] 杜晓明,古平,高鲁,等. 基于仿真的装备保障效能评估[M]. 北京:国防工业出版社,2017.
DU X M, GU P, GAO L, et al. Equipment support effectiveness evaluation based on simulation[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2017. (in Chinese)
- [2] 王伟宇,朱连军. 基于AHP-Fuzzy的装备保障指挥信息系统指挥控制效能评估[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(10): 66-71.
WANG W Y, ZHU L J. Study of command and control effectiveness evaluation on equipment support command information system based on AHP-Fuzzy[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2016, 37(10): 66-71. (in Chinese)
- [3] 李玲玮,王兵,曹军海,等. 基于仿真的装备动用与保障效能评估[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(9): 1747-1754.
LI L W, WANG B, CAO J H, et al. Equipment assignment and supporting efficiency evaluation based on simulation[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(9): 1747-1754. (in Chinese)
- [4] 帅勇,宋太亮,王建平,等. 装备保障能力评估方法综述[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(3): 1-3, 7.
SHUAI Y, SONG T L, WANG J P, et al. Equipment support capability assessment review[J]. Computer Measurement and Control, 2016, 24(3): 1-3, 7. (in Chinese)
- [5] 任佳成,徐常凯,陈博. 基于灰色-层次分析法的装备保障效能评估[J]. 舰船电子对抗, 2018, 41(5): 31-34.
REN J C, XU C K, CHEN B. Equipment support effectiveness evaluation based on grey theory-AHP[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2018, 41(5): 31-34. (in Chinese)
- [6] 刘海光,王桂芹,张永. 基于DEA的装备技术保障综合效能评估[J]. 兵工自动化, 2016, 35(8): 55-57.
LIU H G, WANG G Q, ZHANG Y. Comprehensive effectiveness evaluation of equipment technical support based on DEA[J]. Ordnance Industry Automation, 2016, 35(8): 55-57. (in Chinese)
- [7] 金琨,刘兆平. 基于AHP的指挥控制系统效能评估改进方法[J]. 舰船电子工程, 2015, 35(1): 131-134.
JIN K, LIU Z P. An improved method of command and control system effectiveness evaluation based on AHP[J]. Ship Electronic Engineering, 2015, 35(1): 131-134. (in Chinese)
- [8] FU B, LIU F S, YAN X, et al. Armored equipment effectiveness evaluation based on hierarchy-grey theory[C]//Proceedings of the 11th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [9] 宋星,贾红丽,赵汝东,等. 基于ADC和模糊综合评判法的合成旅装备保障效能评估[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(8): 126-129.
SONG X, JIA H L, ZHAO R D, et al. Effectiveness evaluation of synthetic brigade equipment support based on ADC and fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(8): 126-129. (in Chinese)
- [10] XIA W, LIU X X, MENG S F, et al. Efficiency evaluation research of missile weapon system based on the ADC-model[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Machinery, Materials, Environment, Biotechnology and Computer. Paris, France: Atlantis Press, 2016: 1227-1236.
- [11] GUI C M. Evaluation of unmanned equipment operational effectiveness based on ADC model[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 299-303.
- [12] 周荣基,马志刚,邹强,等. 基于模糊-改进ADC模型的潜空导弹作战效能评估[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(11): 181-186.
ZHOU R J, MA Z G, ZOU Q, et al. Evaluation of operational effectiveness of submarine-to-air missile based on fuzzy-improved ADC model[J]. Ship Electronic Engineering, 2019, 39(11): 181-186. (in Chinese)

(下转第296页)

(上接第 287 页)

- [13] 邓辉咏,熊超,殷军辉,等.考虑主观思维区间性的效能量化模糊评估方法[J].火力与指挥控制,2019,44(5):117-120.
DENG H Y, XIONG C, YIN J H, et al. Effectiveness fuzzy analysis method considering interval features of subjective target[J]. Fire Control & Command Control, 2019, 44(5): 117-120. (in Chinese)
- [14] 赵立坤,侯兴明.基于AHP-FCE的装备保障能力评价分析[J].科技创新与应用,2020(3):66-67.
ZHAO L K, HOU X M. Evaluation and analysis of equipment support capability based on AHP-FCE [J]. Technology Innovation and Application, 2020(3): 66-67. (in Chinese)
- [15] 张元,赵忠文.基于OLS-RBF神经网络的指挥信息系统效能评估[J].指挥控制与仿真,2018,40(4):66-69.
ZHANG Y, ZHAO Z W. Effectiveness evaluation of command information system based on OLS-RBF neural network[J]. Command Control & Simulation, 2018, 40(4): 66-69. (in Chinese)
- [16] 刘国强,陈维义,程晗,等.基于BP神经网络的炮光集成武器系统作战效能评估与预测[J].海军工程大学学报,2019,31(3):55-59.
LIU G Q, CHEN W Y, CHENG H, et al. Evaluation and prediction of combat effectiveness on weapon system with gun and laser based on BP networks[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2019, 31(3): 55-59. (in Chinese)
- [17] KHAN S, NASEEM I, MALIK M A, et al. A fractional gradient descent-based RBF neural network[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2018, 37(12): 5311-5332.
- [18] ZHOU Y, ZENG Z Y, JIA Z Y, et al. Multi-quality characteristics model integration of aviation equipment for support effectiveness evaluation[EB/OL]. [2020-05-13]. <http://www.dpi-proceedings.com/index.php/dtcse/article/download/20033/19520>.
- [19] GU L, TOK D K, YU D L. Development of adaptive p-step RBF network model with recursive orthogonal least squarestraining[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 29(5): 1445-1454.
- [20] 曲志坚,陈宇航,李盘靖,等.基于多算子协同进化的自适应并行量子遗传算法[J].电子学报,2019,47(2):266-273.
QU Z J, CHEN Y H, LI P J, et al. Cooperative evolution of multiple operators based adaptive parallel quantum genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(2): 266-273. (in Chinese)

编辑 陆燕菲