

引用格式: 崔文竣吉, 陈旗, 龚辉. 基于GA-BP神经网络的雷达干扰效能评估方法[J]. 信息对抗技术, 2023, 2(6): 85-96. [CUI Wenjunji, CHEN Qi, GONG Hui. Effectiveness evaluation method of radar jamming based on GA-BP neural network[J]. Information Countermeasure Technology, 2023, 2(6): 85-96. (in Chinese)]

## 基于GA-BP神经网络的雷达干扰效能评估方法

崔文竣吉<sup>1</sup>, 陈旗<sup>1\*</sup>, 龚辉<sup>2</sup>

(1. 海军工程大学电子工程学院, 湖北武汉 430034; 2. 92192部队, 浙江宁波 315000)

**摘要** 针对当前雷达干扰效能评估方法中评估模型较为复杂、参数获取困难、应用价值不大的问题, 优化了雷达干扰效能评估变量和指标体系, 使其更加贴近实际应用; 针对传统雷达干扰效能评估方法中依赖专家打分、人为因素影响较大而普通神经网络预测误差较大的问题, 采用遗传算法(genetic algorithm, GA)对误差反传(back propagation, BP)神经网络的初始参数进行全局优化, 提出基于GA-BP神经网络的雷达干扰效能评估方法, 降低评估系统误差。最后, 进行了仿真验证, 与普通BP神经网络和支持向量机(support vector machine, SVM)进行了对比分析, 并通过调整参数进一步优化了该方法。仿真结果表明, 该方法明显优于普通BP神经网络和SVM, 具有较好的准确度和稳定性, 可为实际应用提供科学依据。

**关键词** 雷达干扰; 效能评估; 遗传算法; BP神经网络

**中图分类号** TN 972.1

**文章编号** 2097-163X(2023)06-0085-12

**文献标志码** A

**DOI** 10.12399/j.issn.2097-163x.2023.06.007

## Effectiveness evaluation method of radar jamming based on GA-BP neural network

CUI Wenjunji<sup>1</sup>, CHEN Qi<sup>1\*</sup>, GONG Hui<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430034, China;  
2. Unit 92192 of PLA, Ningbo 315000, China)

**Abstract** Aiming at the problems in the current radar jamming effectiveness evaluation methods that the evaluation models are complex, the parameters are difficult to obtain and the application value is little, the variable and index system of radar jamming effectiveness evaluation are optimized to be closer to practical applications. Aiming at the problem that expert scoring is relied on and human factors are existed in traditional radar jamming effectiveness evaluation methods, and large prediction errors are existed in ordinary neural networks, a radar jamming effectiveness evaluation method based on GA-BP neural network is proposed, and genetic algorithm(GA) is used to globally optimize the initial parameters of back propagation(BP) neural networks to reduce the evaluation system error. Finally, the method is simulated and verified, compared with ordinary BP neural network and support vector machine(SVM), and further optimized by adjusting the parameters. The simulation results show that the performance of the method with good accuracy and stability is significantly bet-

ter than that of ordinary BP neural network and SVM, with good accuracy and stability, which can provide scientific basis for practical application.

**Keywords** radar jamming; effectiveness evaluation; genetic algorithm; BP neural networks

## 0 引言

雷达干扰效能评估方法是指对雷达在电磁干扰环境下性能水平下降的程度进行定量评估的一种方法<sup>[1]</sup>。早期定性、笼统的干扰效能评估方法不能提供可靠、详实的数据支撑,已经不再满足当前实际应用需要,人们开始追求定量、客观的干扰效能评估方法<sup>[2]</sup>。传统的雷达干扰效能评估方法有雷达干扰方程计算法<sup>[3-4]</sup>、基于准则评估法<sup>[5-7]</sup>、层次分析法<sup>[8-10]</sup>、灰色关联分析法<sup>[11]</sup>、计算机软件仿真法<sup>[12]</sup>等,其效能评估变量和指标<sup>[13]</sup>选取主要基于技术理论层面,其中部分评估方法的效能评估变量参数获取极为困难,部分评估方法的效能评估指标参数不能直接反应实际干扰效果,普适性较强但针对性不足,仿真结果较为理想,但脱离了装备实际和应用背景,现实指导意义不大。同时,大多数方法依赖人工赋值、专家打分,或多或少存在人为因素、模糊因素,不能保证可用性和准确性。

随着人工智能、机器学习等高级算法的发展,出现了越来越多更加科学、精确的雷达干扰效能评估方法。文献[14]首次提出利用支持向量机(support vector machines, SVM)对雷达干扰效能进行评估,计算速度快、泛化能力强、评估结果较为准确,但是在大量样本的回归分析中表现不如神经网络。文献[15]首次提出利用反向传播(back propagation, BP)神经网络算法对电子对抗干扰效果进行评估,减少了评估中的人为因素,使评估结果更为可信。针对BP神经网络存在的学习过程收敛速度较慢的问题,文献[16]引入附加动量对BP神经网络进行改进,文献[17]提出了基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的模型,均实现了雷达干扰效能评估方法中神经网络学习效率的提高。文献[18]引入随机森林-BP神经网络组合算法,利用随机森林算法的特征选取能力优选指标,结合BP神经网络算法的函数拟合能力进行评估,提高了雷达干扰效能评估模型的稳定性。上述基于普通神经网络的雷达干扰效能评估方法虽然具有一定

的客观性,但存在对复杂系统拟合能力有限、预测结果存在较大误差的问题<sup>[19-21]</sup>,且依赖学习样本的可靠性。

本文立足相似场景下的雷达和干扰机装备,对雷达干扰方程<sup>[22]</sup>中的雷达干扰效能评估变量和指标体系进行优化,重点关注实际应用层面,使得优化后的雷达干扰效能评估变量和指标体系尽可能全面、精练。采用遗传算法(genetic algorithms, GA)对BP神经网络进行全局优化,提出基于GA-BP神经网络的雷达干扰效能评估方法,降低评估系统误差。针对信息化条件下的陆海空天电多军种联合作战行动,北京华成防务技术有限公司开发的一款兵棋推演系统——墨子联合作战推演系统(后文简称“墨子系统”),可实现战役级作战概念仿真。通过墨子系统仿真可获得更加贴近实际的雷达干扰效能评估变量和指标数据,作为GA-BP神经网络的学习样本,提高系统的可用性、准确性。

## 1 优化雷达干扰效能评估变量和指标体系

干扰机要对雷达实施有效的有源干扰,必须满足干扰方位对准、干扰频率对准、干扰样式合适、干扰能量足够4个条件<sup>[23]</sup>。因此,影响干扰效能的因素可分为干扰方位对准因素、干扰频率对准因素、干扰样式匹配因素、干扰能量对抗因素4大类(如图1所示)。结合雷达干扰方程分析,干扰方位对准因素取决于雷达对目标和干扰机的张角,干扰频率对准因素取决于干扰信号带宽和雷达接收机带宽,干扰样式匹配因素取决于雷达采取改善措施减弱受干扰的程度(即雷达改善因子)、干扰信号对雷达天线的极化损失,干扰能量对抗因素取决于干扰机和雷达发射功率(含天线增益和传播衰减)、被掩护目标雷达截面积、干扰机至雷达的距离、雷达至目标的距离,各项因素最终确定了干扰压制系数。当干扰压制系数达到了一定的阈值时,即可认为达成了有效干扰。

根据上述影响干扰效能的各项因素,可将效能评估变量分为干扰机变量、雷达变量、态势变量和环境变量4类,如图2所示。

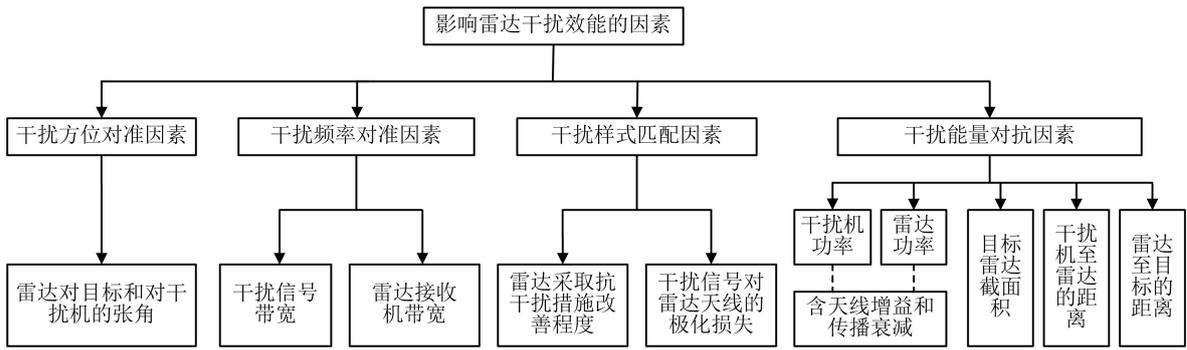


图 1 影响雷达干扰效能的因素

Fig. 1 Factors affecting the effectiveness of radar jamming

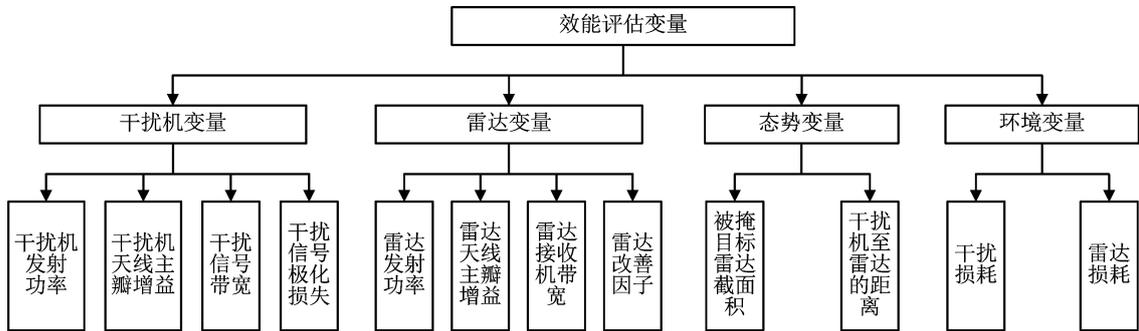


图 2 雷达干扰效能评估变量体系

Fig. 2 Variable system of radar jamming effectiveness evaluation

对于相似场景中两型固定对抗装备之间,一些变量参数相对固定,为简化模型,可以设为定量或进行合并。干扰信号一般采用圆极化,极化损失可以设为定值 0.5;干扰机天线主瓣增益以及雷达发射功率、天线主瓣增益、接收机带宽通常比较固定,可以通过查询资料等方式确定,均可设为定值;环境变量会随着电磁、气象环境变化而变化,是较为复杂的变量,但由于多数雷达工作频段电磁波具有穿云透雾能力强的特性和现代雷达普遍具备较强的杂波抑制能力,其对干扰效能的整体影响较小,可合并为一个变量。优化后的雷达干扰效能评估变量体系如图 3 所示。

干扰压制系数是干扰信号调制样式、调制参数和雷达信号参数的复杂函数,其值大小虽然可以反映雷达干扰效能的强弱,但在实际应用中,重点关心的是当干扰压制系数达到了一定阈值时,即干扰机对雷达达成了有效干扰、成功掩护了目标时,雷达探测能力下降程度和干扰机的最大活动范围。因此,我们选择在对抗双方确定时,将干扰压制系数设为定值,把雷达受干扰后探测距离和干扰机最大有效干扰角作为雷达干扰效能评估指标,来描述干扰效能的程度。

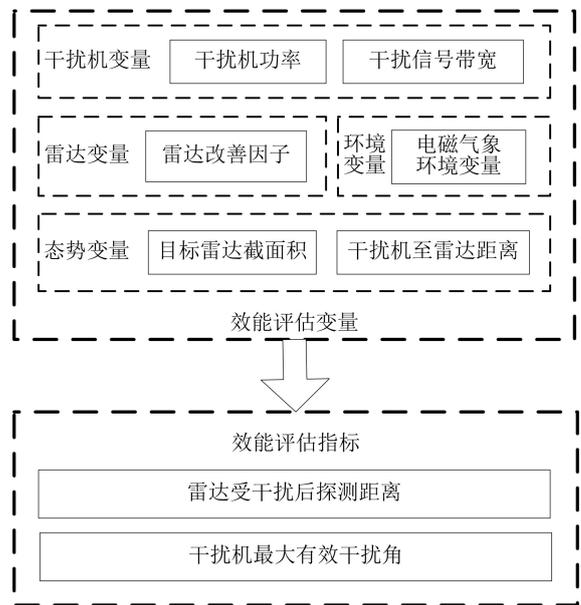


图 3 优化后的雷达干扰效能评估变量体系

Fig. 3 Optimized variable and index system of radar jamming effectiveness evaluation

## 2 基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估模型

通过第 1 节分析可知,雷达干扰效能是一个

由多种变量组成的非常复杂的非线性系统,可以将 GA-BP 神经网络引入到雷达干扰效能评估中,

利用该算法强大的拟合能力,实现更加客观、精确的效能评估,总体模型设计如图 4 所示。

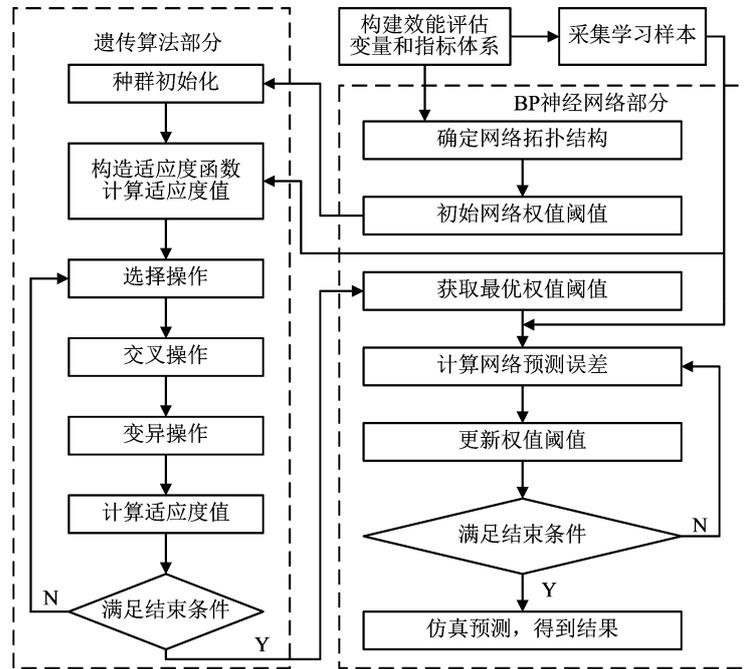


图 4 基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估模型总体设计

Fig. 4 Overall design of effectiveness evaluation model of radar jamming based on GA-BP neural network

## 2.1 BP 神经网络部分

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,主要特点是信号前向传递、误差反向传播<sup>[24]</sup>。它虽然具有较好的非线性函数拟合能力,但其拟合能力不是绝对的,对于雷达干扰效能评估等一些复杂系统,它的初始参数设置很大程度上会影响预测结果的准确度。为了进一步降低评估系统误差,获取最优的初始参数,可以引入遗传算法来进行优化。BP 神经网络部分设计步骤如下:

1) 确定网络拓扑结构。第 1 节中确定了雷达干扰效能评估变量为 6 个(干扰机功率、干扰信号带宽、雷达改善因子、干扰机至雷达距离、目标雷达截面积、电磁气象环境),效能评估指标为 2 个(雷达受干扰后探测距离、干扰机最大有效干扰角),因此 BP 神经网络输入层节点数为 6 个,输出层节点数为 2 个。BP 神经网络的隐含层数越多,理论上拟合能力越强,但过多的层数会带来“过拟合”的问题。本文数据集输入输出的关系实质上是从一个有限空间到另一个有限空间的映射关系,因此,隐含层数设为 1 即可。隐含层节点数可由经验公式  $s = (m + n + 1)^{1/2} + a$  确定,其中  $s$  为隐含层节点数,  $m$  为输入层节点数,  $n$  为输出层节点数,  $a$  为 1~10 之间的常数<sup>[25]</sup>。因

此,隐含层节点数设为 13,训练过程中可不断调整隐含层节点数,使系统达到最优状态<sup>[26]</sup>。BP 神经网络拓扑结构初步确定为 6-13-2。

2) 初始网络权值阈值。BP 神经网络的结构为 6-13-2,即输入层有 6 个节点,隐含层有 13 个节点,输出层有 2 个节点,共有  $6 \times 13 + 13 \times 2 = 104$  个权值,  $13 + 2 = 15$  个阈值,所以权值阈值长度即遗传算法个体编码长度为  $104 + 15 = 119$ 。初始化 BP 神经网络的权值和阈值后交给遗传算法部分进行全局优化。

3) 获取最优权值阈值。根据遗传算法得到的最优个体,可获取 BP 神经网络输入层、隐含层和输出层神经元之间的初始连接权值,以及隐含层、输出层的初始阈值。

4) 计算网络预测误差。对学习样本中的数据进行归一化处理,使其均在  $[0, 1]$  之间。利用学习样本中的训练数据对 BP 神经网络进行训练,根据网络预测输出和期望输出,计算网络预测误差。

5) 迭代更新权值阈值。根据网络预测误差,使用梯度下降法,向前更新每一层的权值、阈值参数,再向后逐层计算直到最后一层输出,根据新的网络预测误差再向前不断迭代、自学习更新

权值、阈值参数,直到满足条件。

6) 仿真预测得到结果。当评估系统误差降低到期望值以下或不再下降时,停止训练。利用学习样本中的测试数据对系统进行测试,根据系统的迭代次数、训练时间、误差、泛化能力灵活调整系统网络结构和初始参数,使系统获得较好的性能,可以对雷达干扰效能进行较为精准的评估预测。

## 2.2 遗传算法部分

遗传算法是一种模拟自然界遗传机制和生物进化论的优化参数群体方法。它利用构造的适应度函数对个体进行筛选,并通过选择、交叉和变异等操作产生一代又一代新的群体,将适应度好的个体保留,适应度差的个体淘汰,如此反复循环,直至满足条件<sup>[27]</sup>。利用遗传算法可以获得 BP 神经网络的全局最优初始权值和阈值参数,减少 BP 神经网络计算量,避免其陷入局部最优,达到降低评估系统误差的目的。遗传算法部分设计步骤如下:

1) 种群初始化。BP 神经网络初始化的权值和阈值集合即为遗传算法的初始种群,权值阈值长度即为遗传算法种群个体的编码长度。对种群中每个个体进行实数编码,每个个体均为一个包含所有权值、阈值的实数串。

2) 构造适应度函数。每个个体中的初始权值阈值构成一个确定的 BP 神经网络,利用学习样本中的训练数据对该网络进行训练,个体的适应度函数即为其 BP 神经网络预测误差的绝对值,通过适应度函数得到个体适应度值。

3) 选择、交叉、变异操作。模拟自然界“适者生存、优胜劣汰”的原理,根据个体适应度值大

小,以一定的概率对种群中的个体进行筛选,适应度值越小的个体被保留的概率越大;反之,被舍弃的概率越大。根据设定的交叉概率和变异概率迭代进化,由此产生组成新一代种群,新一代种群既继承了上一代的信息,又优于上一代。

4) 计算适应度值。计算每一代种群中每个个体的适应度值,适应度值越小代表该个体越优。若有个体适应度值满足 BP 神经网络的评估系统误差期望值或达到设定的进化代数,则结束遗传算法,将最优个体赋给 BP 神经网络作为其初始权值阈值;若没有个体满足条件,则继续根据个体适应度值大小进行迭代进化,直至满足条件。

## 3 仿真分析

### 3.1 学习样本数据采集

学习样本的可靠性对 GA-BP 神经网络的准确性和可信度同样具有重要影响。获取雷达干扰效能各参量的数据样本有 3 种途径:1) 战备演训任务采集实际数据;2) 装备外场试验积累测试数据;3) 相关软件系统模拟仿真数据。前 2 种方法获取的数据是非常可靠的,但依赖平时的大量积累。本文引入墨子系统进行仿真推演,根据第 1 节优化的雷达干扰效能评估变量和指标体系,模拟生成尽可能贴近实际的雷达干扰效能仿真数据,作为 GA-BP 神经网络的学习样本,从中随机抽取 1 900 组训练数据和 100 组测试数据。模拟的效能评估变量参数取值范围见表 1 所列。

根据模拟的效能评估变量参数仿真生成效能评估指标参数,随机抽取 2 000 组数据作为 GA-BP 神经网络学习样本,部分学习样本数据见表 2 所列。

表 1 雷达干扰效能评估变量参数取值范围

Tab. 1 Variable parameter value range of radar jamming effectiveness evaluation

类别	参数含义/单位	参数取值范围	备注
干扰机变量	干扰机功率/kW	100~200	对应干扰机不同工作模式
	干扰信号带宽/MHz	100~200	对应干扰信号的不同样式
雷达变量	雷达改善因子	0.3~1.0	对应雷达的不同工作模式
态势变量	干扰机至雷达的距离/km	200~600	对应不同距离的支援干扰
	目标雷达截面积/m <sup>2</sup>	1~25	对应不同被掩护目标的 RCS
环境变量	电磁气象环境变量	0.8,0.9,1	对应恶劣、中等、优良 3 种电磁气象环境

表 2 部分学习样本数据  
Tab. 2 Partial learning sample data

序号	效能评估变量						效能评估指标	
	干扰机功率/kW	干扰信号带宽/MHz	雷达改善因子	干扰机至雷达的距离/km	目标雷达截面积/m <sup>2</sup>	电磁气象环境变量	雷达受干扰后探测距离/km	干扰机最大有效干扰角/(°)
1	121	170	0.4	270	20	1.0	70.57	47.62
2	129	170	0.4	340	8	0.9	63.63	58.57
3	125	100	0.4	420	1	0.8	38.23	90.00
4	143	200	0.9	490	21	0.9	120.87	16.23
5	159	150	0.3	530	5	1.0	58.90	68.37
6	102	200	0.7	220	17	0.9	78.50	38.48
7	159	140	0.9	380	18	0.8	93.96	26.87
8	154	180	0.4	330	8	1.0	59.26	67.55
9	199	110	0.8	270	15	1.0	61.85	61.99
10	162	160	0.6	480	15	0.8	93.82	26.94
11	136	170	0.5	370	21	0.8	90.80	28.76
12	186	190	0.4	400	10	1.0	66.70	53.32
13	154	130	0.3	580	18	0.8	87.28	31.14
14	128	200	0.6	360	22	1.0	94.84	26.37
15	172	140	0.8	250	25	0.8	78.77	38.23
16	187	170	0.7	460	8	0.9	77.58	39.40
17	164	140	1.0	510	5	1.0	76.14	40.91
18	178	120	0.3	360	5	0.8	47.19	90.00
19	153	130	0.5	460	20	1.0	85.89	32.15
20	174	200	0.5	310	9	0.9	63.94	58.00

### 3.2 基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能仿真分析

GA-BP 神经网络为 6-13-2 的网络拓扑结构,训练目标即评估系统误差(MSE)期望值设为  $10^{-4}$ ,学习速率设为 0.1,种群规模设为 10,交叉概率设为 0.4,变异概率设为 0.2,进化代数设为 50,期望输出与预测输出部分数据对比见表 3 所列。仿真结果如图 5 所示,横坐标为遗传算法的进化代数,纵坐标为每一代种群中最优个体的适应度。从图 5 可以看出,利用遗传算法,当进化到第 35 代时,适应度达到最小值并趋于稳定,说明此时已找到系统全局最优个体,即系统的最优初始权值阈值,其适应度值为  $8.0678 \times 10^{-4}$ ,非常接近 0,说明该系统获得了较为理想的初始参数。

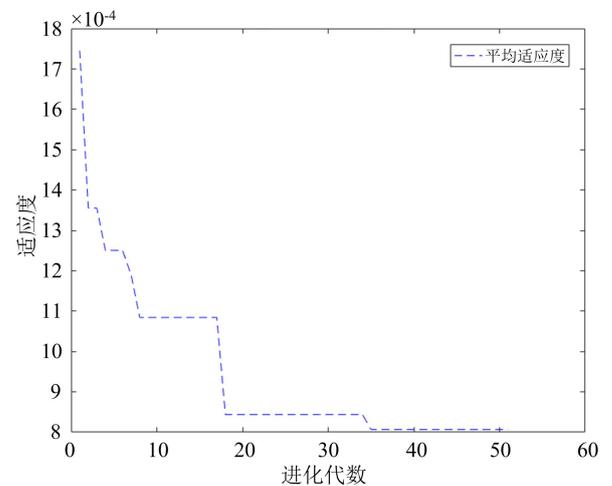


图 5 GA-BP 神经网络适应度曲线  
Fig. 5 GA-BP neural network fitness curve

表 3 GA-BP 神经网络期望输出与预测输出部分数据对比

Tab. 3 Partial data comparison between GA-BP neural networks expect outputs and predicted outputs

序号	雷达受干扰后 探测距离/km		干扰机最大 有效干扰角/(°)	
	期望输出	预测输出	期望输出	预测输出
	1	103.66	103.20	22.07
2	82.55	83.19	34.80	35.26
3	92.31	91.46	27.84	27.41
4	64.33	64.29	57.30	58.39
5	105.96	105.63	21.12	21.08
6	67.71	68.39	51.73	53.05
7	112.38	113.31	18.78	18.88
8	79.41	79.63	37.61	36.97
9	65.32	65.75	55.59	55.79
10	80.81	80.57	36.32	37.09
11	71.37	71.32	46.57	46.28
12	48.57	48.76	90.00	88.92
13	72.30	72.17	45.38	45.14
14	91.16	91.18	28.54	28.60
15	69.49	68.81	49.12	48.29
16	57.08	57.36	72.78	72.25
17	41.98	42.57	90.00	88.37
18	72.55	72.05	45.06	45.05
19	53.90	53.79	81.65	79.52
20	78.98	78.70	38.02	38.27

GA-BP 神经网络系统均方误差 (MSE) 如图 6 所示。

使用学习样本中的训练数据全部训练了 296 轮,每训练 1 轮优化调整 1 次权值阈值。从图 6 可以看出,当神经网络训练到第 290 轮时,系统获得了最理想的训练结果,此时的系统 MSE 为  $4.2596 \times 10^{-4}$ ,接近评估系统误差期望值,说明该系统的预测准确度比较高。

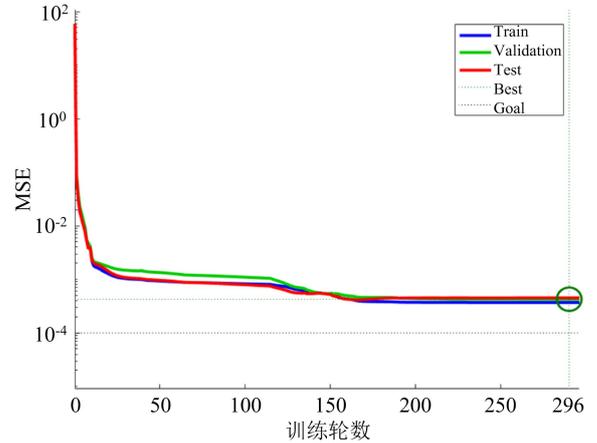


图 6 GA-BP 神经网络系统均方误差 (MSE)

Fig. 6 GA-BP neural network mean squared error

GA-BP 神经网络拟合曲线如图 7 所示。系统网络期望输出和预测输出的相关系数用  $R$  表示,若  $R$  越接近 1,则表示线性化程度越高,结果越好。从图 7 中可以看出,各个数据集的相关系数  $R$  均大于 0.9989,非常接近 1,进一步说明了该系统具有较好的拟合能力。

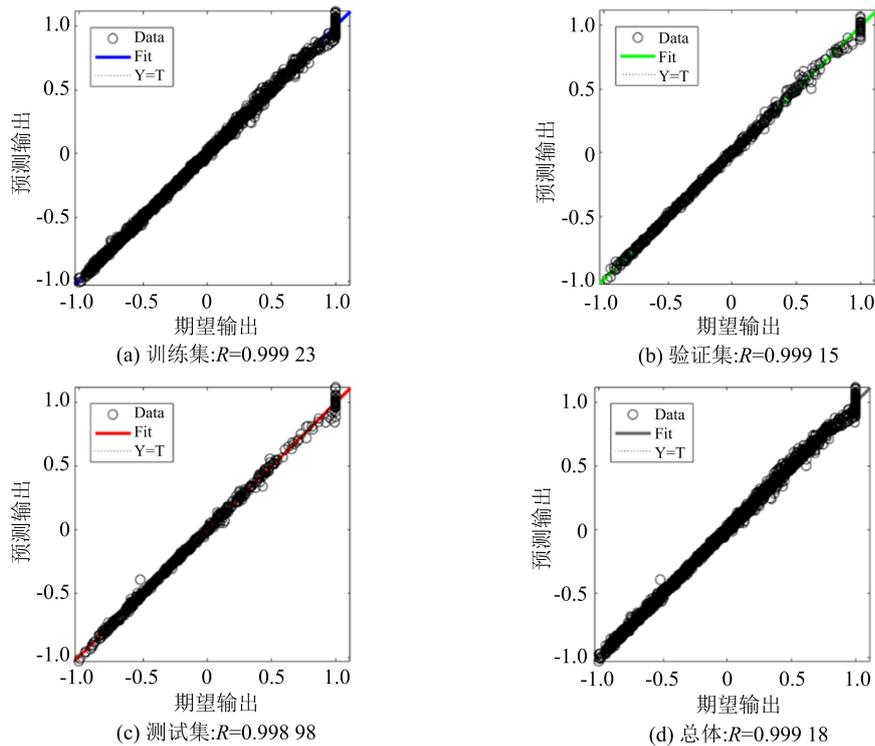


图 7 GA-BP 神经网络拟合曲线图

Fig. 7 GA-BP neural network fitting graph

GA-BP神经网络预测绝对误差和相对误差如图8所示。图8中,前3幅图分别代表GA-BP神经网络预测第1个输出、第2个输出、2个输出总体的绝对误差,最后一幅图代表GA-BP神经网络预测总体的相对误差。从图8(a)中可以看出,系统对雷达受干扰后探测距离预测值基本与期望值吻合,预测结果较为准确;从图8(b)、图8(c)

中可以看出,在干扰机最大有效干扰角较大时,尤其是接近 $90^\circ$ 时,系统预测误差较大,当小于 $60^\circ$ 时,预测值与期望值基本吻合;从图8(d)中可以看出,系统预测相对误差基本都在 $0.1\%$ 以内,最大相对误差不超过 $0.7\%$ ,说明基于GA-BP神经网络的雷达干扰效能评估方法对于干扰效能实现了较为精确的评估预测。

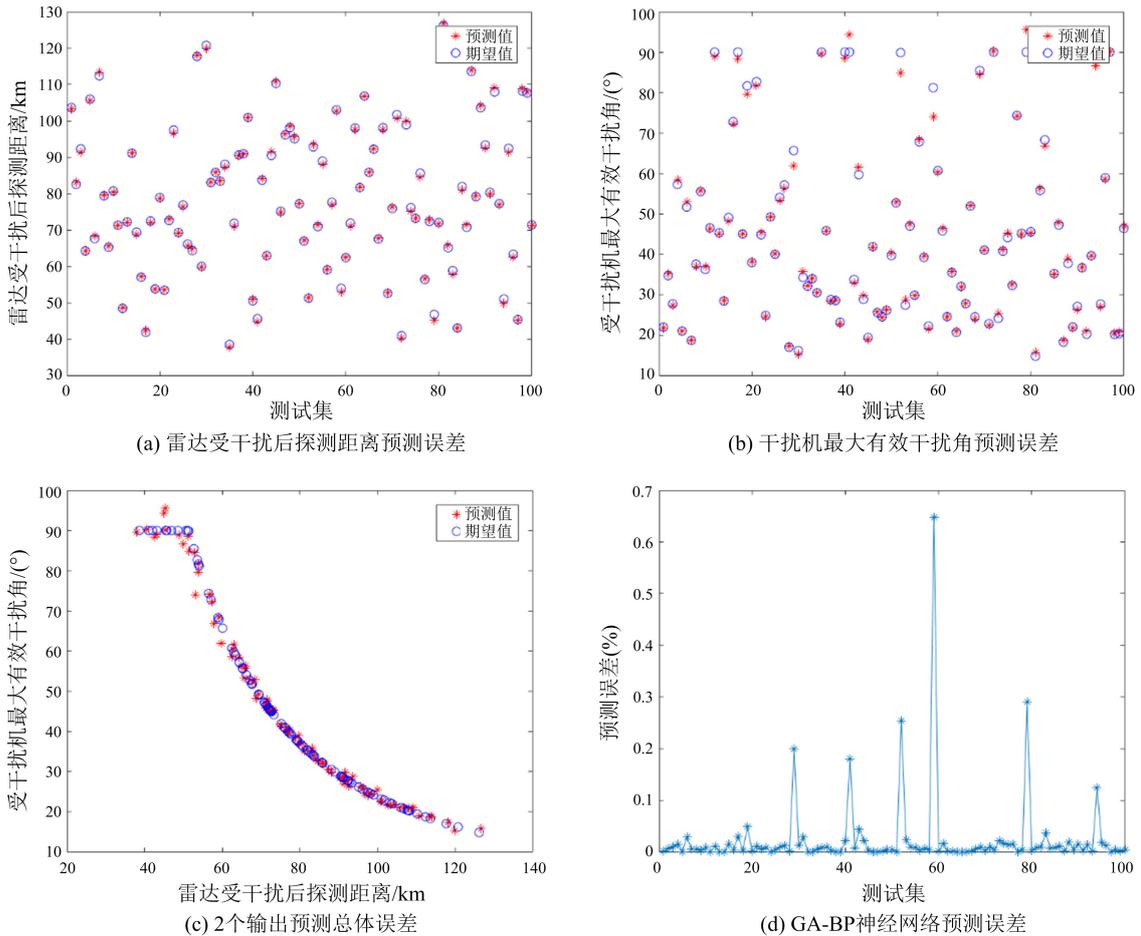


图8 GA-BP神经网络预测绝对误差和相对误差

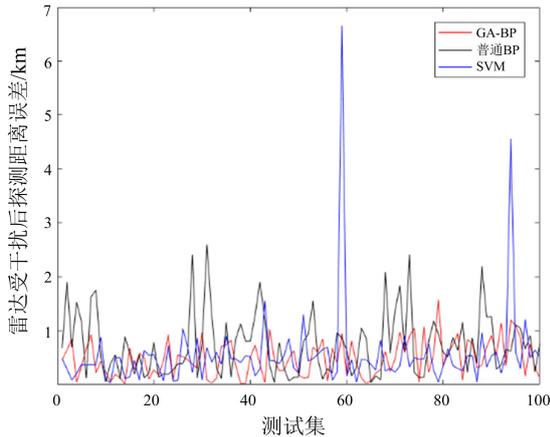
Fig. 8 Absolute and relative errors of GA-BP neural network prediction

### 3.3 普通BP神经网络、SVM和GA-BP神经网络性能对比

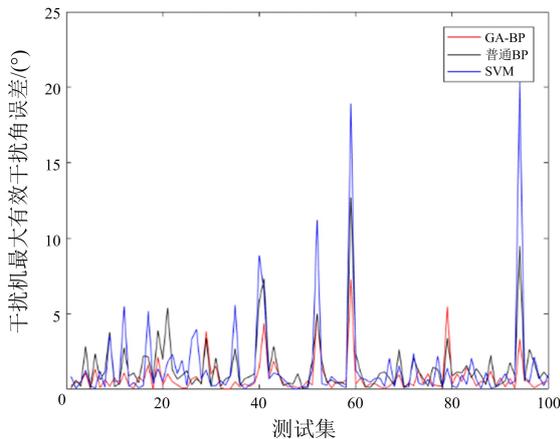
SVM是在统计学习理论上发展而来的一种新型机器学习方法<sup>[28]</sup>。其采用结构风险最小化原则代替传统统计学上的基于大样本的经验风险最小化原则,对于小样本情况下的统计学习问题有较好的学习分类能力和推广能力。基本思想是通过用内积函数定义的非线性变换将输入控件变换到一个高维空间,在这个高维空间中寻求输入变量和输出变量之间的一种非线性关系。支持向量机不仅可以解决分类、模式识别等问题,还可以解决回归、拟合等问题,因此,其

在各个领域中都得到了非常广泛的应用。与神经网络相比,支持向量机有严格的理论和数学基础,基于结构风险最小化原则,泛化能力优于前者,算法具有全局最优性,是针对小样本统计的理论,但是对于大样本而言,需要消耗大量的机器内存和运算时间,学习效率和评估精度较低。SVM的初始参数一般为惩罚系数 $c$ 和核函数宽度 $g$ ,初始参数的设置也会直接影响预测输出。 $c$ 越高,说明越不容忍出现误差,容易过拟合; $c$ 越小,容易欠拟合; $c$ 过大或过小,泛化能力都变差。 $g$ 越大,支持向量越少; $g$ 越小,支持向量越多;支持向量的个数影响训练速度。

为了验证 GA-BP 神经网络与普通 BP 神经网络、SVM 的性能,本文对三者进行了仿真对比。其中,通过循环算法寻找 SVM 对第一个输出的最优  $c$  参数为 11.31,最优  $g$  参数为 0.125;对第二个输出的最优  $c$  参数为 256,最优  $g$  参数为 0.125。此时,SVM 2 个预测输出误差最小,仿真结果如图 9 所示。



(a) 雷达受干扰后探测距离预测误差对比



(b) 干扰机最大有效干扰角预测误差对比

图 9 普通 BP 神经网络、SVM 和 GA-BP 神经网络 2 个输出误差对比

Fig. 9 Comparison of the two output errors of ordinary BP neural network, SVM and GA-BP neural network

图 9 中,两幅图分别代表普通 BP 神经网络、SVM 和 GA-BP 神经网络 2 个输出绝对误差的对比情况,黑色线段代表普通 BP 神经网络,蓝色线段代表 SVM,红色线段代表 GA-BP 神经网络。从图 9(a)中可以看出,普通 BP 神经网络、SVM 和 GA-BP 神经网络对雷达受干扰后探测距离预测绝对误差基本均在 1 km 以内,但 SVM 预测误差有 2 次超过 4 km,最大预测误差达到 6.6 km,普通 BP 神经网络预测误差大于 1 km 的次数明

显多于 GA-BP 神经网络;从图 9(b)中可以看出,SVM 对干扰机最大有效干扰角预测绝对误差基本在 5°以内,有 7 次超过 5°,最大预测误差高达 18°,普通 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络对干扰机最大有效干扰角预测绝对误差基本均在 2°以内,但普通 BP 神经网络预测最大误差达到了 12°,对实际应用来说该预测结果基本不可用。说明基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法较普通 BP 神经网络和 SVM,具有更好的可用性和准确性。

为全面衡量神经网络和 SVM 的性能,本文引入总体误差概念,即神经网络或 SVM 2 个输出绝对误差之和的均方。在训练时间大致相同的情况下,总体误差越小,代表该神经网络或 SVM 整体性能越优。通过多次试验,得到普通 BP 神经网络、SVM 和 GA-BP 神经网络总体误差数据如图 10 所示。

图 10 中,横坐标代表试验次数,纵坐标代表普通 BP 神经网络、SVM 与 GA-BP 神经网络预测输出总体误差。从图 10 中可以看出,SVM 预测输出总体误差基本在 6 以上,普通 BP 神经网络预测输出总体误差分布在 1.5~3.5 之间,而 GA-BP 神经网络预测输出总体误差基本在 2 以内。说明基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法较普通 BP 神经网络和 SVM,具有更好的合理性和稳定性。

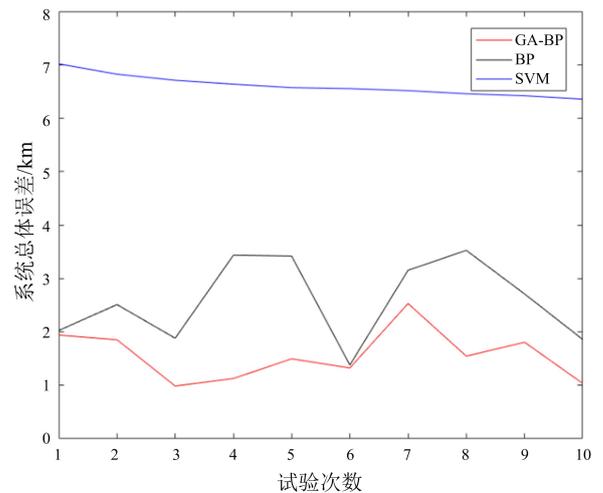


图 10 普通 BP 神经网络、SVM 与 GA-BP 神经网络多次试验总体误差对比

Fig. 10 Comparison of the overall error of ordinary BP neural network, SVM and GA-BP neural network multiple experiments

考虑到学习样本的数量大小会对神经网络和 SVM 产生不同的影响,通过不断调整学习样本数量的大小,可以检验神经网络和 SVM 的泛化能力,试验数据如图 11 所示。

图 11 中,横坐标代表样本数量,纵坐标代表普通 BP 神经网络、SVM 与 GA-BP 神经网络预测输出总体误差。从图 11 中可以看出,随着学习样本的不断增多,普通 BP 神经网络、SVM 与 GA-BP 神经网络预测输出总体误差不断减小。当学习样本数量较少( $\leq 100$ )时,SVM 具有比 BP 神经网络更好的预测精度。但在学习样本数量增加( $\geq 300$ )后,SVM 的预测输出总体误差均比 BP 神经网络大。对于不同学习样本数量,GA-BP 神经网络的预测输出总体误差均小于 BP 神经网络,且在学习样本达到一定数量( $\geq 900$ )后,预测输出总体误差趋于稳定,均在 2 以内。说明在一定数量的学习样本支持下,基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法较普通 BP 神经网络和 SVM,具有更好的预测精度和泛化能力。

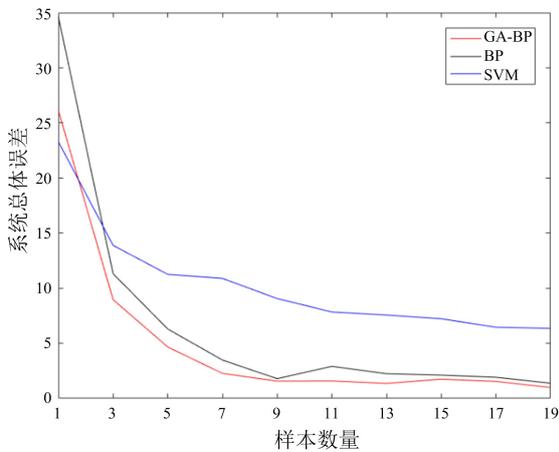


图 11 不同样本数量下普通 BP 神经网络、SVM 与 GA-BP 神经网络总体误差对比

Fig. 11 Comparison of the overall error of ordinary BP neural network, SVM and GA-BP neural network under different sample sizes

### 3.4 GA-BP 神经网络性能优化

GA-BP 神经网络是通过遗传算法优化其初始权值阈值参数,降低评估系统误差。可以通过不断调整隐含层节点数进行试验,找到最佳节点数,使系统获得更好的性能,试验结果见表 4 所列。

表 4 中,第二列数值代表当隐含层节点数由 1~20 变化时,GA-BP 神经网络分别试验 10 次后

预测输出总体误差的平均值。从表 4 中可以看出,当隐含层节点数小于 6 时,系统预测输出总体误差基本在 10 以上,效果非常不理想,说明隐含层节点数过少不能将网络训练出来。当隐含层节点数大于 13 时,系统预测输出总体误差基本在 2 以下,且趋于稳定。因此,为避免网络学习时间增加、且出现“过拟合”现象,本文的雷达干扰效能评估模型选择 GA-BP 神经网络隐含层节点数 13 为最佳状态。

表 4 隐含层节点数与 GA-BP 神经网络预测输出总体误差关系

Tab. 4 Relationship between the number of hidden layer nodes and the overall error of GA-BP neural network prediction output

隐含层节点数	系统总体误差	隐含层节点数	系统总体误差
1	67.52	11	4.61
2	38.98	12	2.10
3	12.04	13	1.98
4	15.98	14	4.33
5	8.98	15	1.94
6	10.93	16	1.72
7	5.97	17	0.85
8	3.18	18	2.14
9	5.14	19	1.08
10	5.08	20	0.93

综上,基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法对雷达受干扰后探测距离的预测误差基本在 1 km 以内,对干扰机最大有效干扰角的预测误差基本在  $2^\circ$  以内,最大不超过  $6^\circ$ ,性能明显优于普通 BP 神经网络和 SVM,基本满足实际应用需求。

## 4 结束语

本文针对当前雷达干扰效能评估方法中存在的可用性和准确性问题,开展了基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法研究。立足相似场景固定两型对抗装备,优化了雷达干扰效能评估变量和指标体系,提升了该方法的可用性。建立了基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估模型,利用 BP 神经网络对复杂系统的拟合能力,减少了传统效能评估方法中的人为因素,引入 GA 优化 BP 神经网络的初始权值阈值,使评

估结果更加精确客观。通过软件系统采集学习样本,进行仿真分析试验,验证了该方法的可用性、准确性。仿真结果表明,基于 GA-BP 神经网络的雷达干扰效能评估方法与普通 BP 神经网络、SVM 相比具有明显的优越性,经过进一步性能优化后,对雷达受干扰后探测距离和干扰机最大有效干扰角的预测误差可以分别控制在 1 km 和 2°以内,具有较强的实际应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] 张永顺,童宁宇,赵国庆. 雷达电子战原理[M]. 3 版. 北京:国防工业出版社,2020.  
ZHANG Yongshun, TONG Ningning, ZHAO Guoqing. Principles of radar electronic warfare[M]. 3rd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2020. (in Chinese)
- [2] 王雪松,肖顺平,冯德军,等. 现代雷达电子战系统建模与仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2010.  
WANG Xuesong, XIAO Shunping, FENG Dejun, et al. Modeling and simulation of modern rader and electronic warfare systems[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010. (in Chinese)
- [3] 幸涛,李波波. 雷达压制干扰有效性研究与评估[J]. 现代信息科技,2020,4(20):34-38.  
XING Tao, LI Bobo. Research and evaluation on radar suppression jamming effectiveness[J]. Modern Information Technology, 2020,4(20):34-38. (in Chinese)
- [4] 张顺健. 远距离干扰飞机对地面警戒雷达的作战效能计算方法[J]. 电子对抗技术,2004(3):29-31.  
ZHANG Shunjian. Combat efficiency calculating method of long-distance airborne jamming aircraft against ground early warning radar [J]. Electronic Warfare Technology, 2004(3):29-31. (in Chinese)
- [5] 徐跃,丁亚非,闫中原. 基于雷达探测距离的干扰效能评估[J]. 雷达科学与技术,2011,9(2):104-108.  
XU Yue, DING Yafei, YAN Zhongyuan. Jamming effectiveness evaluation based on radar detection range [J]. Radar Science and Technology, 2011,9(2):104-108. (in Chinese)
- [6] 刘占强,梁路江,王春阳,等. 基于雷达探测概率的干扰效能评估[J]. 测控技术,2018,37(3):150-154.  
LIU Zhanqiang, LIANG Lujiang, WANG Chunyang, et al. Jamming effectiveness evaluation based on rader detection probability [J]. Measurement & Control Technology, 2018,37(3):150-154. (in Chinese)
- [7] MOHAMMAD R Z, MOHSEN M, MOHAMAD F S. Implementation and assessment of jamming effectiveness against an FMCW tracking radar based on a novel criterion[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(6):4723-4733.
- [8] QI Z F, WANG G S. Effectiveness evaluation of electronic warfare command and control system based on grey AHP method[J]. Journal of Chemical and Pharmaceutical Research, 2014, 6(7):535-542.
- [9] 汤广富,安红,焦志. 基于层次分析法的协同干扰效能评估[J]. 电子信息对抗技术,2016,31(4):58-62.  
TANG Guangfu, AN Hong, JIAO Zhi. Cooperative jamming effectiveness evaluation based on analytic hierarchy process [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2016,31(4):58-62. (in Chinese)
- [10] 高丹. 雷达抗干扰效能评估方法研究[D]. 西安:西安工业大学,2022.  
GAO Dan. Radar anti-jamming effectiveness evaluation method study[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022. (in Chinese)
- [11] 方棉佳,陈朝. 一种改进的 TOPSIS 法雷达干扰效果评估[J]. 信息对抗技术,2023,2(2):90-96.  
FANG Mianjia, CHEN Zhao. Jamming effect evaluation of radar based on improved TOPSIS method[J]. Information Countermeasure Technology, 2023, 2(2):90-96. (in Chinese)
- [12] 李晨昊. 干扰效能评估计算软件实现方法研究[D]. 西安:西安工业大学,2022.  
LI Chenhao. Research on implementation method of jamming effectiveness evaluation and calculation software [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022. (in Chinese)
- [13] 张杰,唐宏,苏凯,等. 效能评估方法研究[M]. 北京:国防工业出版社,2009.  
ZHANG Jie, TANG Hong, SU Kai, et al. Research on effectiveness evaluation methods[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009. (in Chinese)
- [14] 袁超鹏,李江. 基于支持向量机的雷达网抗干扰效能评估[J]. 电子科技,2014,27(9):101-103.  
YUAN Chaopeng, LI Jiang. Evaluation of radar net anti-jamming capacity based on SVM [J]. Electronic Science and Technology, 2014, 27(9):101-103. (in Chinese)
- [15] 高彬,郭庆丰. BP 神经网络在电子战效能评估中的应用[J]. 电光与控制,2007,109(1):69-71.  
GAO Bin, GUO Qingfeng. Application of BP neural network in EW effectiveness evaluation [J]. Electronics Optics & Control, 2007,109(1):69-71. (in Chinese)
- [16] 柯凯,唐梓璐,姚啸. 基于改进的 BP 神经网络的雷达干扰效能评估模型[J]. 舰船电子对抗,2013,36(4):71-74.

- KE Kai, TANG Zilu, YAO Xiao. Rader jamming effectiveness evaluation model based on improved BP neural network [J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2013,36(4): 71-74. (in Chinese)
- [17] 员志超. 基于 RBF 神经网络的雷达干扰效能评估方法[J]. 软件导刊, 2015,14(6): 51-53.  
YUAN Zhichao. Effectiveness evaluation method of radar jamming based on RBF neural network[J]. Software Guide, 2015,14(6): 51-53. (in Chinese)
- [18] 翁鑫锦. 基于机器学习的雷达干扰效能评估[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.  
WENG Xinjin. Effectiveness evaluation of radar jamming based on machine learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019. (in Chinese)
- [19] 郑国杰,任吉,李泽鹏. 基于改进的 BP 神经网络模型的雷达网效能评估[J]. 空军预警学院学报, 2019, 33(2): 116-120.  
ZHENG Guojie, REN Ji, LI Zepeng. Evaluation on radar network performance based on improved BP neural network model[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2019,33(2): 116-120. (in Chinese)
- [20] 吴建坤,詹雷雷. 基于遗传算法和 BP 神经网络的通信网络效能评估[J]. 黑龙江科技信息, 2010, (29): 96-97.  
WU Jiankun, ZHAN Leilei. Communication network performance evaluation based on genetic algorithm and BP neural network[J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2010,(29): 96-97. (in Chinese)
- [21] 王晓军,黄沛,唐彬鑫. 基于 GA-BP 神经网络的无人防空装备作战效能评估[J]. 无人系统技术, 2022, 5(3): 106-113.  
WANG Xiaojun, HUANG Pei, TANG Binxin. Operational effectiveness evaluation of unmanned air defense equipment based on GA-BP neural network[J]. Unmanned Systems Technology, 2022, 5(3): 106-113. (in Chinese)
- [22] 邵国培. 电子对抗战术计算方法[M]. 北京: 解放军出版社, 2010.  
SHAO Guopei. Methods of calculating electronic countermeasures tactics[M]. Beijing: Liberation Army Publishing House, 2010. (in Chinese)
- [23] 叶红军. 雷达干扰效能评估[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2006.  
YE Hongjun. Effectiveness evaluation on radar jamming[D]. Xi'an: Xidian University, 2006. (in Chinese)
- [24] 闻新,李新,张兴旺,等. 应用 MATLAB 实现神经网络[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.  
WEN Xin, LI Xin, ZHANG Xingwang, et al. The application of MATLAB neural network[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015. (in Chinese)
- [25] 王嵘冰,徐红艳,李波,等. BP 神经网络隐含层节点数确定方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2018,28(4): 31-35.  
WANG Rongbing, XU Hongyan, LI Bo, et al. Research on method of determining hidden layer nodes in BP neural network[J]. Computer Technology and Development, 2018,28(4): 31-35. (in Chinese)
- [26] HUANG S C, HUANG Y F. Bounds on the number of hidden neurons in multiplayer perceptron[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1991, 2(3): 467-471.
- [27] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.  
SHI Feng, WANG Xiaochuan, YU Lei, et al. MATLAB neural network 30 cases studies [M]. Beijing: Beihang University Press, 2010. (in Chinese)
- [28] 白鹏,张喜斌,张斌,等. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.  
BAI Peng, ZHANG Xibin, ZHANG Bin, et al. Support vector machine and its application in mixed gas infrared spectrum analysis[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2008. (in Chinese)

## 作者简介

### 崔文峻吉

男,1991年生,工程师,研究方向为新一代电子信息技术  
E-mail:935550133@qq.com



### 陈旗

男,1974年生,副教授,研究方向为新一代电子信息技术  
E-mail:chenqi13797092300@163.com



### 龚辉

男,1980年生,高级工程师,研究方向为电网对抗技术  
E-mail:4428175@qq.com



责任编辑 钱静