

· 雷达系统与技术 ·

DOI:10.16592/j.cnki.1004-7859.2021.11.009

基于计算机神经网络的雷达自适应抗干扰优化算法研究

陈志超

(包头广播电视台大学, 内蒙古 包头 014030)

摘要:反向传播(BP)神经网络算法能准确有效地对电子对抗效能进行评估,并已获得理论和实践验证,但其存在训练时间长、收敛速度慢的缺陷。文中基于计算机BP神经网络,主要针对如何快速、准确计算出雷达自适应优化数值进行了大量分析,发现唯有将神经网络计算方式引入自适应优化计算方法才可以得出结果,最终按照实际情况再对该值进行修改,以此减少过程时间,提高收敛速度,增强评估时效性。在计算机大环境相同的运行程序条件下,就时间代价而言,BP神经网络跟踪的处理耗时比波形捷变提升了一个数量级,比波形固定的计算方法提升了两个数量级。通过计算神经网络映射数值,能够进一步对雷达抗干扰性能进行计算和测评。研究表明:倘若设定评分指标不变,BP神经网络法的雷达抗干扰效能指标要优于传统加权评估法。

关键词:反向传播神经网络;自适应;抗干扰;优化算法

中图分类号:TN973 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-7859(2021)11-0051-06

引用格式:陈志超. 基于计算机神经网络的雷达自适应抗干扰优化算法研究[J]. 现代雷达, 2021, 43(11): 51-56.

CHEN Zhichao. A study on radar adaptive anti-jamming optimization algorithm based on computer neural network [J]. Modern Radar, 2021, 43(11): 51-56.

A Study on Radar Adaptive Anti-jamming Optimization Algorithm Based on Computer Neural Network

CHEN Zhichao

(Baotou Radio and Television University, Baotou 014030, China)

Abstract: Back propagation (BP) neural network algorithm can accurately and effectively evaluate the jamming effectiveness of electronic countermeasure, which has been verified in practice and theory, but it has the defects of long training time and slow convergence speed. Based on computer BP neural network, a large number of analysis on how to quickly and accurately calculate radar adaptive optimization numbers is carried out, and the results can be gotten only by introducing the BP neural network algorithm into adaptive optimization algorithm. Then the results are modified according to actual situations so as to reduce the training time, improve the convergence speed, and enhance the timeliness of evaluation. Under the operating condition with the same computer environment, in terms of time cost, compared with waveform agility, the processing time of BP neural network tracking is increased by one order of magnitude; compared with waveform fixed method, the processing time is increased by two orders of magnitude. Using mapping ability of BP neural network, the radar anti-jamming effectiveness is calculated and evaluated. The results show that the radar anti-jamming effectiveness index of BP neural network method is better than the traditional weighted evaluation method under the same scoring index.

Key words: back propagation neural network; adaptive; anti-jamming; optimization algorithm

0 引言

在现代战争中,雷达干扰的性能对战争的成败起到关键性作用,已经成为当前重点研究项目之一^[1]。前期研究表明,影响雷达的条件很多。经大量实践工作,最终总结出评估雷达干扰的方法主要包括模糊评

判、层次分析以及灰色关联等,通过上述方法能够促进雷达干扰性能计算。这类方法的共同缺陷是相关权值引入专家评价,因而个人主观因素具有较大影响^[2]。一些学者对此提出串并联模型、贝叶斯以及神经网络等^[3-5]。近段时间以来,人们已经能够成功将多维度、目标函数应用于抗干扰计算中^[6]。神经网络在雷达抗干扰中得到一定的应用,但该算法还存在一些不足,比如存在多种变量时体现出计算较慢的特性,在训练

基金项目:内蒙古自治区科技项目(NJYT-21-B32)

收稿日期:2021-08-17 修订日期:2021-09-17

过程中体现出振幅不稳定,在计算过程中无法求出最佳解等,类似的问题还有很多,需要及时研究和破解。通过相关数据样本训练学习,可对各层级的权值分别进行总结,最终罗列出不同的能够对其造成影响的因素条件,并且将这些数值导入到实验性计算中,最终获取较为准确的数值。上述理论已通过实验得到论证,然而,常规网络算法在该算法中仍然存在较大的问题^[7]。综上,本文基于计算机反向传播(BP)神经网络,对雷达自适应抗干扰优化算法进行了研究。

1 神经网络基本原理

神经网络通过建模对人类大脑计算过程做出最真实的还原,从而对每个单元类别进行串联并处理,这个过程属于大规模自适应算法^[8]。主要影响因素是该神经网络是否属于线性、非线性类别,若为非线性神经网络,则在整个网络实现过程中体现这一特性。自适应性神经网络可对网络固有权值进行调节,应对外界环境变化。雷达神经网络类似于人体,其中一项重要因素就是神经元。该链接属性与身俱来就具备一定的权值归属,将 x_j 输入到连接链上,再将这个数值与连接链相乘。然而,这种算法又与人的头脑进行相连,权值可以作为负数,也可以作为正数的体现。此外,还可以对加法器加入所有神经元,进而求取和数,最终达成组合器的作用。通常情况下可以激活函数,保证神经元输出数值保持在稳定区间内,这项过程被称为函数压制。神经元的输出范围可以是 $[-1, 1]$,也可以是 $[0, 1]$ 。偏置作用根据其小于零或大于零的情况,对压制函数输入进行增减。倘若用 w_{j0} 表示偏置信号的旁路连接,就可以和输入值相匹配,进而求出输出结果。如图 1 所示,一个三层神经网包括输入、输出和隐蔽层。 $x_1 \sim x_n$ 表示雷达抗干扰性能,其中, n 表示神经元具体序列,例如第 n 个神经元。可以按照需求具体选定神经元数量以及位置。

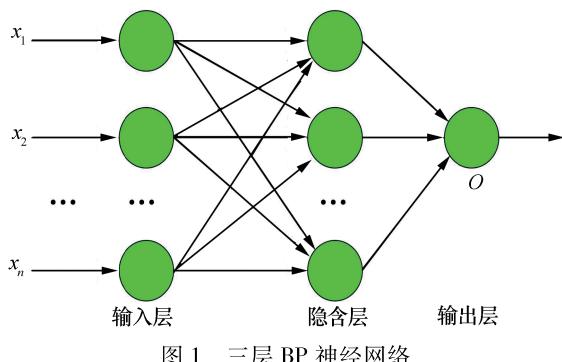


图 1 三层 BP 神经网络

2 BP 神经算法及其改进

2.1 BP 神经算法

在当前计算机教学科目中,BP 神经算法是一种人们常用的比较成功、比较经典的算法,完整的 BP 过程包含前向阶段、反向阶段两个阶段。在前向阶段,网络连接链权重固定,对输入信号进行一层一层传播,直至输出端。因而,输入信号在这一阶段影响隐含层及输出层。反方向可逆阶段,通常采取网络和期望输出进行比对,如此就会产生误差,从而将该误差再反复比对、反复传播计算。在这个过程中,网络的连接权值将会不断得到调整和修复。神经元 j 被其 $j-1$ 神经元传递信息激励,信号 $v_j(n)$ 通常用 $v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji} y_i(n)$ 来表示,其中, m 表示影响输入的所有数值, $y_i(n) = \varphi_i(v_i(n))$ 用作计算神经元的信号强度。 $e_j(n)$ 表示误差信号, $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$ 。若采用类似最小均方算法,则可对连接链权重的所有瞬时误差能量进行修正,即 $\varepsilon(n) = \sum_j e_j^2(n)/2$;根据梯度下降思想,修正权重 $w_{ji}(n)$,获得 $\Delta w_{ji}(n)$,且将其与 $\varepsilon(n)$ 、 $w_{ji}(n)$ 的数值进行比较,从而得出关系论证。这个结果就是 $\Delta w_{ji}(n) = -\eta [\partial \varepsilon(n) / \partial w_{ji}(n)]$, $\partial \varepsilon(n) / \partial w_{ji}(n)$ 表示学习进度。由于在计算梯度数值的时候能够对能量值反复调控,存在不定性因素,因而采用负号来表示。根据微积分分链式法则,可获得式(1)

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (1)$$

将所需的等式带入式(1)可获得式(2)

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) y_j(n) \quad (2)$$

因而,通过计算获得权重修正值 $\Delta w_{ji}(n) = \eta e_j(n) \cdot \varphi'_j(v_j(n)) y_j(n)$,在调整权重时,神经元 j 输出端误差信号 $e_j(n)$ 能够产生较大的作用;相同情况下,针对 j 的分析方法, $e_j(n)$ 随 j 的位置变化而变化。例如,如果 j 作为一个输出旁路,则对信号偏差值的计算就会相对比较简易;如果 j 作为一个隐藏旁路,则不用考虑神经元的影响,可以直接计算。这样获得另外的权值修正。采用类似于上述的分析过程,可获得式(3)所示的权重修正值

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \varphi_j'(v_j(n)) \sum_k e_k(n) \varphi_k'(v_k(n)) \cdot w_{kj}(n) y_j(n) \quad (3)$$

实际上,BP 形成的计算方法是通过期望信号开展的,可以按照网络预测数值进行训练实现。所以,可将预测方法比作一个黑箱,针对这种黑箱能够提升计算者的思维。

2.2 改进的 BP 算法

尽管 BP 网络已形成一定理论基础,能被人们广泛应用于相关计算工作,但该网络还是缺乏稳定性,速度收敛的效果也比较差^[9]。其收敛速度较慢会导致训练时间拖长,较大程度拖沓了人们的精力和时间,很难和当下系统时效性、高效性的要求相匹配。如果仅仅针对 BP 算法,则可以发现系统训练时间和梯度下降计算方法之间有较大比例关系。如果函数复杂,就会导致误差曲线陡促,有利于降低误差,但速度较慢,还延长了训练时间^[10]。对此,应对 BP 算法进行改进,将批量梯度下降的方法引入系统计算过程中,得出计算全过程中的误差,并将这些误差反复进行修改,最终降低训练时长。通过式(4)获得输出层权值的调整值

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta(\partial e / \partial w_{ji}) + \alpha \Delta w_{ji}(t) \quad (4)$$

式中: w_{ji} 表示第 k 层到第 j 层的加权值; η 为学习率,在 $0.1 \sim 0.3$ 取值; e 表示总累积误差; α 为动量系数。给定输入 x , 实际输出为 y , 即 $y_k = f\left(\sum_{j=0}^n w_{ji} x_i\right), k = 1, 2, \dots, n$, 其中, f 表示激励函数。选用 Sigmoid 函数,结合式(1)和式(2)可获得加权调节公式,即 $w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \Delta w_{ji}(t+1) + \epsilon \Delta w_{ji}(t)$, 如果 j 为隐含层节点, 则设定 $\delta_j = (y - y_i)(1 - y_j)$; 如果 j 为输出层节点, 则设定 $\delta_j = y_j(y - y_i) \sum_i \delta_i w_{ji}$, 则 $\Delta w_{ji}(t+1) = \eta \delta_j y_j + \alpha w_{ji}(t)$, 从而获得权值进行迭代运算, 在运算到指定次数误差或处于允许范围内时停止。

2.3 改进的干扰评估模型的建立

1) 输入参数的选择

雷达的干扰原理是我方雷达设备发出同敌方雷达相同的波段、频率,从而混淆敌方雷达回传,破坏其雷达功能,甚至导致其设备不能正常工作。雷达干扰因素种类很多,包括时间、对准、样式、自然、电磁等。如果要称一次雷达干扰是有效的,必须要同时满足四个条件:(1)主波段要和敌方雷达相一致,并且确保波段

足够强大,足够稳定;(2)要能确保敌方雷达能够有效接收;(3)干扰样式必须合适,主要包括干扰信号相位、幅度等参数调制方式;(4)必须要在恰当时刻做好信号发射。依据上述四个条件,评估模型输入参数选取功率、样式、时机等多重因素,其中,干扰功率和频率这两个因素必须表示为样式,进而对比敌我双方的雷达干扰方式,得出定量结果。

2) 参数归一化

如果集中对出现的各项因素进行处理,几乎所有定量指标都可使用模糊函数和指标函数替代并计算。这里提及的因素包括适度型和合理型,其中合理型的模型函数表示如下

$$F(Q_i) = \begin{cases} 1, & Q_i > Q_1 \\ Ae^{(Q_i-Q_3)/(Q_1-Q_3)}, & \text{其他} \\ 0, & Q_i < Q_3 \end{cases} \quad (5)$$

在干扰时机为越小越优取值时,其具体的模糊量化模型函数如下

$$F(Q_i) = \begin{cases} 1, & Q_i > Q_1 \\ Ae^{(Q_1-Q_i)/(Q_1-Q_3)}, & \text{其他} \\ 0, & Q_i < Q_3 \end{cases} \quad (6)$$

倘若适当获取干扰样式和频率,则其模型函数如下

$$F(Q_i) = \begin{cases} Ae^{2(Q_i-Q_1)/(Q_1-Q_3)}, & Q_3 < Q_i < Q_2 \\ Ae^{2(Q_1-Q_2)/(Q_1-Q_3)}, & Q_2 < Q_i < Q_1 \\ 0, & Q_i \leq Q_3 \text{ 或 } Q_i \geq Q_1 \end{cases} \quad (7)$$

式中: Q_1 为指标最大取值; Q_2 取最小值; Q_3 取最优值。此外,还必须对规定、指标这些主观性因素进行合理的设定。归一化处理各项因素值,在有限区间 $[0, 1]$ 上进行无量纲映射。

3 改进的 BP 神经网络跟踪仿真

BP 神经网络可以被当作一种黑箱,这是由于它具备了广泛性的特点,稳定性较差,需要开展大量的训练,从而更好地掌握其特性。

3.1 训练样本的选取与训练过程

通过不断改善 BP 算法,能更有效获取训练样本,首先基于准则函数分析波形捷变跟踪情况,通过这个模式,对决策性过程开展较为丰富的学习,其实就是函数。此外,如果输出一个稳定的数值,就会为训练网络

营造一个良好的环境,进一步促发下一步研究和实验。实验通常是全部波形开展统一的、全程的研究,进而选择波形参数,获取较为准确的数据,确保训练数据的充分性、有效性。进行波形库的构建,在波形库中,共有550组不同参数形式,因而可得到初始波形参数不同的550批次跟踪结果。经过训练,可获得如图2所示的网络误差曲线。从图2可以看出,训练产生结果存在误差,出现此情况时停止训练过程。此外还发现训练强度曾一度达到5 050次,这是由于训练数据选择随机性导致的,但最终均会得到相对稳定的性能。

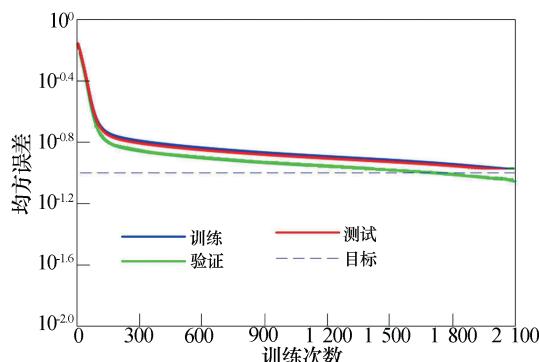
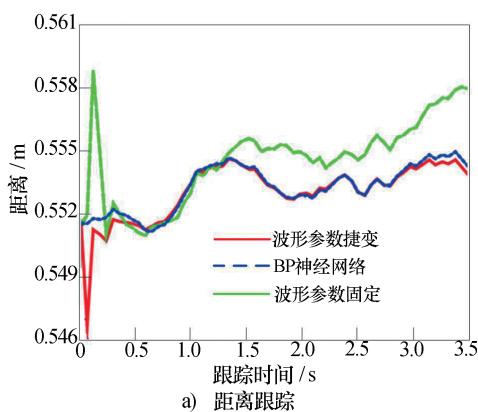


图2 改进型神经网络误大曲线

3.2 利用改进的BP神经网络跟踪仿真分析

通过大量训练可更好地掌握神经网络,进而分别固定参数和改变波形,得出跟踪效果,将两个结果进行对比得出差异性。此次研究开展55次实验,图3为获得的实验结果。通过大量学习发现,神经网络的研究只能以基准函数为基础,这是由于BP神经网络和捷变之间的跟踪结果往往相差不大,同时也说明了神经网络包含了稳定性、广泛性的特点。此外还发现如果系统处于特定的空间内,则跟踪效果较好;如果上述两种变化存在较大的类似,则波形固定条件下更为稳定。



a) 距离跟踪

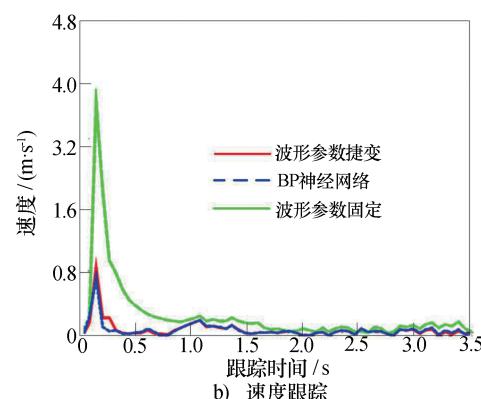


图3 三种方法跟踪结果对比

表1是固定参数、捷变波形等不同情况下的跟踪结果和过程时间。在计算机大环境相同的运行程序条件下,就时间代价而言,BP神经网络比波形捷变的处理耗时提升了一个数量级;比波形固定处理耗时提升两个数量级,这说明雷达性能得到很大提升。

表1 三种方法跟踪结果平均均方根误差及平均耗时

跟踪方法	长度/m	速度/(m·s ⁻¹)	处理耗时/s
波形参数固定	0.541 8	0.029 0	0.017 5
波形捷变	0.540 3	0.008 3	0.008 8
BP 神经网络	0.540 5	0.007 8	0.000 1

3.3 神经网络的抗干扰性能

针对BP网络可采取时时跟踪,继而将跟踪结果和抗干扰度进行对比,或开展相关实验进行系统仿真,最终得出图4的结果。从图4可发现,尽管采取了两种不同的方法,但是干扰度的差异其实并不大,原因是BP神经网络实现是模拟准则函数,因而二者具有相似的跟踪性能。随着干扰不断增强,二者的偏差均逐渐增加,采用BP神经网络方法得到的结果变化更加缓慢、平稳,且适应性更好。速度跟踪结果表明:在一定程度上,采用BP神经网络跟踪可克服波形捷变大突变,原因是BP神经网络输出,即波形参数依赖于选择,导致波形变化差异较大,BP神经网络输出更平稳,因而在一定程度上和波形参数固定时性能特点比较类似。这表明BP神经网络方法处理突然出现的干扰时,其跟踪处理结果相对平稳。

理想处理方式是采用线下训练方式,学习决策过程,因BP神经网络具有非线性特性,可对多种决策方式进行综合学习。通常,大多数采取成熟的BP神经网络开展各项执行工作,期间,必须对函数各项跟踪进行优化处理,某种意义上能够有效解决波形变化的干扰性。

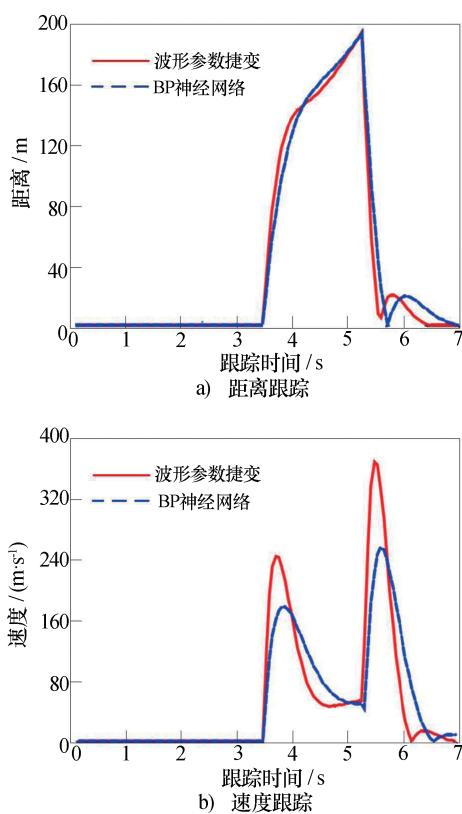


图 4 神经网络跟踪及波形突变对比图

3.4 不同评估法的抗干扰效能比较

通过 MATLAB 提供的 BP 神经网络工具包, 可以对传统的计算方法以及神经网络计算方法再进行可靠有效的具体研究, 最终得出神经元体现在输入层上的具体表现为十项, 其中就包含了发射功率、宽带宽积、信号体积、探测威力、雷达探测精度变化率、目标航迹质量变化率、假目标识别率、真目标识别率、布站方式、雷达抗干扰技术措施因子; 隐含层神经元有八个; 输出层神经元有一个, 表 2 为五组数据抗干扰效能比较。

表 2 抗干扰效能比较

数据	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组
1	0.64	0.84	0.79	0.64	0.89
2	0.29	0.29	1.00	0.89	1.00
3	0.81	0.79	0.81	0.80	0.82
4	0.54	0.67	0.78	0.81	0.85
5	0.63	0.65	0.74	0.76	0.78
6	0.67	0.73	0.71	0.68	0.78
7	0.44	0.63	0.73	0.79	0.88
8	0.51	0.66	0.76	0.78	0.91
9	0.12	0.31	0.12	0.71	0.72
10	0.36	0.44	0.47	0.57	0.82
传统加权评估	0.430 1	0.502 0	0.743 2	0.710 0	0.962 0
BP 神经网络	0.460 0	0.600 2	0.709 3	0.803 1	0.926 0

通过表 2 可发现传统的计算方法仅仅能够对每个雷达节点发生作用, 忽略了雷达的自身功能。在评分指标相同的条件下, BP 神经网络法的雷达抗干扰效能指标要优于传统加权评估法, 原因是 BP 神经网络法属于多层次架构, 通过大量的训练后能够找出输出和输入之间的潜在关系, 进而获取映射论证。

4 结束语

BP 神经网络算法能对电子对抗干扰效能准确有效地进行评估, 已获得实践、理论验证, 但存在训练时间长、收敛速度慢的缺陷。本文基于计算机 BP 神经网络, 对雷达自适应抗干扰优化算法进行了研究, 得出如下结论:

(1) 如果将 BP 神经网络算法带入到动量批处理过程中, 就能准确求出误差批算法, 进而获取积累误差值, 进一步降低训练时间, 提高收敛速度, 增强评估时效性。

(2) 在计算机大环境相同的运行程序条件下, 就时间代价而言, 与波形捷变相比, 通过 BP 神经网络跟踪, 其处理耗时提升一个数量级; 与波形固定相比, 其处理耗时提升两个数量级。

(3) 通过神经网络反映映射情况能够对雷达抗干扰的效果进行具体的测算。通过大量的实验表明: 如果设置指标数值不变, 则 BP 神经网络法的雷达抗干扰效能指标要优于传统加权评估法。

参 考 文 献

- [1] 卞泓斐, 杨根源, 于磊. 基于粗糙集-神经网络的组网雷达作战效能评估 [J]. 四川兵工学报, 2015, 36(6): 87-92.
BIAN Hongfei, YANG Genyuan, YU Lei. Operational effectiveness evaluation of netted radar based on rough set neural network [J]. Sichuan Military Engineering Journal, 2015, 36(6): 87-92.
- [2] 陈侠, 艾宇迪. 应用改进神经网络的无人机三维航迹规划 [J]. 电光与控制, 2018, 25(9): 7-11.
CHEN Xia, AI Yudi. Three dimensional path planning of UAV based on improved neural network [J]. Electro Optic and Control, 2018, 25(9): 7-11.
- [3] 李圣衍, 蔡苗红, 郭波. 针对脉间变频雷达信号的干扰样式分析 [J]. 舰船电子对抗, 2017, 40(6): 32-35.

- LI Shengyan, CAI Miaohong, GUO Bo. Analysis of jamming mode for pulse to pulse frequency conversion radar signal[J]. Ship Electronic Countermeasure, 2017, 40 (6) : 32-35.
- [4] 徐斐, 谢洲烨, 沈伟, 等. 基于神经网络的分布式雷达抗干扰效能评估方法[J]. 现代雷达, 2015, 37(7) : 4-8.
- XU Fei, XIE Zhouye, SHEN Wei, et al. Anti jamming effectiveness evaluation method of distributed radar based on neural network[J]. Modern Radar, 2015, 37 (7) : 4-8.
- [5] 庄夏. 一种基于增强学习神经网络的雷达故障诊断方法[J]. 现代雷达, 2017, 39(12) : 15-19.
- ZHUANG Xia. A radar fault diagnosis method based on reinforcement learning neural network [J]. Modern Radar, 2017, 39 (12) : 15-19.
- [6] 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) : 116-121.
- ZHENG Guojie, REN Ji, LI Zepeng. Radar network effectiveness evaluation based on improved BP neural network model[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2019, 33(2) : 116-121.
- [7] 李娜. 雷达有源干扰分类与识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
- LI Na. Research on classification and recognition method of radar active jamming[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.
- [8] 江海龙. 基于侦察信息的雷达干扰有效性分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- JIANG Hailong. Analysis of radar jamming effectiveness based on reconnaissance information[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
- [9] 王蝶冰, 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 determination method of hidden layer node number of BP neural network[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4) : 31-35.
- [10] 王克非, 舒汀, 郁文贤. 基于神经网络的宽带线性调频信号幅相均衡[J]. 现代雷达, 2019, 41(12) : 30-34.
- WANG Kefei, SHU Ting, YU Wenxian. Amplitude phase equalization of wideband LFM signal based on neural network[J]. Modern Radar, 2019, 41 (12) : 30-34.

作者简介:

陈志超 女,1977年生,大学本科,讲师,研究方向为计算机。