

基于乌鸦搜索优化 BP 神经网络的人侵检测方法

蓝吕盈¹, 唐向红^{1,2,3*}, 顾鑫¹, 陆见光^{1,2,3}

¹ 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室, 贵州 贵阳 550025;

² 贵州大学机械工程学院, 贵州 贵阳 550025;

³ 贵州大学公共大数据国家重点实验室, 贵州 贵阳 550025

摘要 为了提高入侵检测系统的准确率,提出一种基于乌鸦搜索算法的反向传播(CSA-BP)神经网络模型。BP神经网络是解决非线性问题的重要方法,但其预测能力容易受到初始参数的影响。针对这一问题,将相对百分误差作为模型的目标函数,通过乌鸦搜索算法极强的全局搜索能力找到最优权值和阈值。然后,利用5组标准的数据集对CSA-BP模型进行验证。最后,将CSA-BP算法用于入侵检测系统,结果表明,该算法使入侵检测系统准确率更高,达到了96.6%,且加快了收敛速度。

关键词 图像处理; 入侵检测; 反向传播神经网络; 乌鸦搜索算法; 参数优化

中图分类号 TP183

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0610006

Intrusion Detection Method of BP Neural Network Based on Crow Search Algorithm

Lan Lüying¹, Tang Xianghong^{1,2,3*}, Gu Xin¹, Lu Jianguang^{1,2,3}

¹ Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China;

² School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China;

³ State Key Laboratory of Public Big Data, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China

Abstract In order to improve the accuracy of the intrusion detection system, a back propagation neural network model based on the crow search algorithm (CSA-BP) is proposed. BP neural network is an important method to solve nonlinear problems, but its predictive ability is easily affected by the initial parameters. To solve this problem, the relative percentage error is used as the objective function of the model, and the optimal weight and threshold are found through the strong global search ability of the crow search algorithm. Then, the CSA-BP model is validated with five standard datasets. Finally, the CSA-BP algorithm is used in the intrusion detection system. The results show that the proposed algorithm makes the intrusion detection system more accurate, reaching 96.6%, and speeds up the convergence.

Key words image processing; intrusion detection; back propagation neural network; crow search algorithm; parameter optimization

OCIS codes 100.4996; 150.1135; 200.4260; 200.3050

收稿日期: 2020-07-03; 修回日期: 2020-08-05; 录用日期: 2020-08-25

基金项目: 贵州省公共大数据重点实验室开放基金资助项目(2017BDKFJJ019)、贵州省留学回国人员科技活动择优资助项目—优秀类项目(2018.0002)

* E-mail: lanlym249@163.com

1 引言

入侵检测系统(IDS)^[1]是信息安全领域的重要组成部分,通过收集和分析网络数据而检测出异常信息。随着 5G 时代的到来,当前网络数据比以往更为庞大、复杂和 multidimensional,传统的入侵检测技术不能满足日常需求。因此,提高入侵检测系统的性能对信息安全意义重大。

目前,国内外学者提出许多入侵检测的方法,其中基于反向传播(BP)神经网络的入侵检测技术是主要研究对象。葛雨玮等^[2]提出基于动态 BP 神经网络的恶意代码检测方法,该方法能有效判别恶意代码,但是检测率低。Chiba 等^[3]提出了一种基于遗传算法(GA)优化 BP 神经网络的入侵检测系统,采用遗传算法得到 BP 神经网络的最优学习率,但训练时间长。Zhu 等^[4]采用灰狼算法优化 BP 神经网络,合理选择网络的初始参数,提高了检测率,但是适应性不高。

为了弥补 BP 神经网络在收敛速度、局部极值和初始权值敏感等方面的不足,提高其解决实际问题的能力,群体智能优化算法开始应用于 BP 神经网络的优化问题,但依旧存在一些不足。其中,遗传算法^[5]易过早收敛,控制变量复杂;蚁群算法^[6](AOC)计算量大,易陷入局部最优和出现停滞现象;布谷鸟算法^[7](CA)搜索速度慢,易出现局部最优。

针对上述不足,本文提出一种基于乌鸦搜索优化 BP(CAS-BP)神经网络的算法,以 BP 神经网络的相对百分误差(MAPE)最小为优化目标建立目标函数,选择最优的权值和阈值,避免 BP 神经网络陷入局部极值,从而使其具有较高的预测精度^[8]。

2 乌鸦搜索算法

乌鸦搜索算法(CSA)是一种新兴的元启发式算法,由伊朗学者 Askarzadeh^[9]在 2016 年提出,目的是解决全局最优的问题。CSA 算法需要设置的参数少,且具有很强的收敛能力。

乌鸦通过相互尾随以获得额外食物,它们会观察同类的食物隐藏点,一旦同类离开它们就会盗取食物,并且会更新自己的食物隐藏点,防止被外来乌鸦盗窃,以及采取额外的预防措施,防止自己成为下一个受害者。通过模拟乌鸦的觅食策略,提出一种新型的群体智能优化算法,即 CSA。CSA 算法的规则总结如下:1)乌鸦的生活方式为群居;2)乌鸦可以记住自己的食物隐藏点;3)乌鸦会相互跟踪以盗

取食物;4)乌鸦会通过额外的措施保护自己的食物。

群体智能算法的原则是利用种群的群体智慧进行协同搜索,在解空间内找到最优解并跳出布局最优。CSA 算法与遗传算法、布谷鸟搜索(CS)算法都遵循这一原则。但优化算法往往会受到参数设置的影响,参数越少算法工作量越少。群体智能算法必要的参数是种群数和最大迭代次数,其余参数根据算法不同来设置。CSA 算法需要设置的参数:乌鸦飞行长度和感知概率。GA 算法需要设置的参数:选择方法、交叉方法、交叉概率、变异方法和变异概率^[10]。CS 算法需要设置的参数:莱维飞行随机步长、步长常数、发现外来蛋的概率^[11]。

CSA 算法是一种贪婪算法^[12]。每次飞行结束后,如果新位置比当前的位置更优,乌鸦就会更新记忆位置,否则继续保持当前位置。因此,CSA 算法能保证乌鸦的记忆位置始终都是最优的,算法的局部搜索能力可以获得更优的解,且提高了收敛速度。乌鸦会对同类进行跟踪以获取对方食物来源,进而扩大搜索空间,使得 CSA 算法具有全局搜索能力。乌鸦可以记住每一代产生的新位置,进而保证当前的位置是最优的,并可以记住最优的位置。当运行到最大迭代次数时,记忆中乌鸦种群的最佳适应度值即为问题的最优解。

3 基于 CSA 算法的 BP 神经网络参数优化

本节通过 CSA 较强的全局寻优能力和鲁棒性来优化 BP 神经网络的初始权重和阈值。

典型的 BP 神经网络有三层:输入层、隐含层及输出层。输入层输入数据,通过激活函数传到隐含层,隐含层将处理过的数据通过激活函数传给输出层。网络的每一层由多个可进行并行计算的神经元组成,相邻两层网络的神经元之间的权值 W_{ij} 和神经元内的阈值 θ ,通过反复调节 W_{ij} 和 θ 进行学习训练。

BP 神经网络的初始 W_{ij} 和 θ 都是随机生成的,因此网络的稳定性和误差均存在一定的偶然性,导致网络的泛化能力不强^[13]。为减小网络误差,本文将 CSA 算法与 BP 神经网络结合,并将网络的 MAPE 最小作为 CSA 算法的适应度函数,利用 CSA 算法的全局搜索能力来进行网络初始参数选择,选择 BP 神经网络最优的 (W_{ij}, θ) 参数组合来进行训练。CSA 算法优化 BP 神经网络(CAS-BP)的

流程图如图 1 所示。

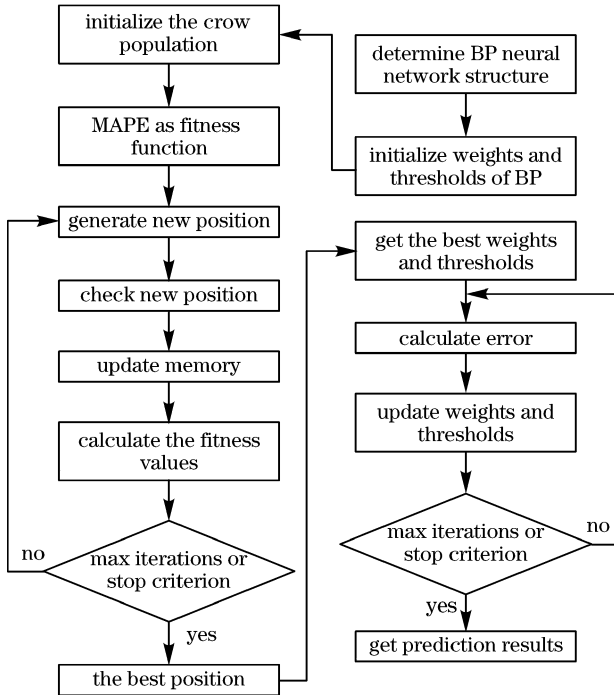


图 1 CSA-BP 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of CSA-BP algorithm

CSA-BP 的具体步骤如下。

1) 根据数据集的特征参量和输出类型确定 BP 神经网络的结构。

2) 设置 CSA 算法的初始参数。即种群规模 N 、最大迭代次数 $N_{iter\ max}$ 、飞行长度 l_{fl} 、感知概

率 P_{AP} 。

3) 初始化乌鸦的位置和记忆。假设它们将食物藏在自己的初始位置。因为需要优化的参数是权值 W_{ij} 和阈值 θ ，所以搜索空间维度 $b=2$ ， (W_{ij}, θ) 代表乌鸦的位置和记忆中的藏食点，具体表示为

$$x^{i, iter} = (W_{ij}, \theta), \quad (1)$$

$$m^{j, iter} = (W_{ij}, \theta), \quad (2)$$

式中： $x^{i, iter}$ 表示乌鸦 i 在迭代飞行中的位置； $m^{j, iter}$ 表示乌鸦 j 在迭代飞行中的记忆。

4) 利用 CSA 算法优化 BP 神经网络参数。

① 将乌鸦的初始位置 (W_{ij}, θ) 赋予 BP 神经网络进行训练，并求出适应度值。CSA-BP 算法的适应度函数是 MAPE，适应度函数的最小值为优化目标。适应度函数用公式表示为

$$F_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y'_i - y_i|}{y_i}, \quad (3)$$

式中： y'_i 和 y_i 分别表示 BP 神经网络输出值和预期输出值； N 为训练集样本。

② 生成新位置。CSA 算法每轮迭代都会产生新位置，直到寻到全局最优解或到达最大迭代次数。飞行过程中，乌鸦 i 随机跟踪乌鸦 j ，会发生两种情况：乌鸦 j 没有注意到乌鸦 i ，乌鸦 i 跟踪成功；乌鸦 j 意识到被乌鸦 i 跟踪，采取飞行轨迹，用随机位置来骗取乌鸦 i 。因此，乌鸦 i 的位置可以表示为

$$x^{i, iter+1} = \begin{cases} x^{j, iter} + r_j \times l_{fl}^{i, iter} \times (m^{j, iter} - x^{i, iter}), & r_j \geq P_{AP}^{j, iter} \\ \text{a random position,} & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

式中： $x^{i, iter+1}$ 代表乌鸦 i 的新位置； r_j 为 $0 \sim 1$ 之间分布均匀的随机数； $P_{AP}^{j, iter}$ 代表乌鸦 j 在飞行过程中的感知概率。

③ 检查位置并更新。将乌鸦 i 的新位置与当前位置进行比较，若新位置可行则更新；否则乌鸦 i 停留在当前位置。

④ 根据目标函数计算新位置的适应度值。

⑤ 更新记忆位置。当新的藏食点优于乌鸦原记忆位置中的藏食点时，更新乌鸦更新记忆位置，否则不会更新。乌鸦 i 记忆位置更新为

$$m^{i, iter+1} = \begin{cases} X^{i, iter+1}, & f(X^{i, iter+1}) \geq f(M^{i, iter}) \\ M^{i, iter}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式中： $f(\cdot)$ 表示适应度值。重复步骤 4，直到满足终止条件。输出 CSA 算法的最优解，最优解即 BP 神

神经网络的最优参数组合 (W_{ij}, θ) 。

5) 计算模型的预测精度。将最优的参数组合 (W_{ij}, θ) 赋给 BP 神经网络，用测试集对优化后的 BP 神经网络进行测试，输出 CSA-BP 模型的预测精度。

4 实验结果与分析

为了验证 CSA-BP 算法的可行性和有效性，将 CSA-BP 与 BP 神经网络、遗传-BP 神经网络 (GA-BP)、布谷鸟搜索-BP 神经网络 (CS-BP) 进行对比。

4.1 实验数据

实验中用到的数据集来自 UCL 公开数据集中的 5 组标准数据集，数据集的描述见表 1。算法设计的平台为 MATLAB R2014a，在处理器为 Inter (R)Core(TM) i7-5500U 2.40 GHz，内存 4.00 GB

的计算机上进行仿真实验。

表 1 数据集描述

Table 1 Dataset description

NO.	Dataset	Feature	Sample size	Classification
D1	Iris	4	150	3
D2	Wine	13	178	3
D3	Glass	9	214	6
D4	Parkinson	22	195	2
D5	Ionosphere	34	351	2

4.2 CSA-BP 参数设置

BP 神经网络需要确定的参数有:网络拓扑结构、隐含层神经元数 m 、神经元间的权值 W_{ij} 和神经元内的阈值 θ 及激活函数 f 。详细的参数设置如下。

1) 网络拓扑结构。三层 BP 神经网络的非线性映射能力很强,可逼近任意的非线性函数^[14]。因此,实验采用的 BP 神经网络拓扑结构是 1-1-1,即输入层、隐含层及输出层都是 1。并根据训练集确定输入层 l 和输出层 n 的神经元个数。

2) 隐含层神经元数 m 。隐含层神经元数的选取还没有可靠的理论依据,只能依赖经验公式获取。本文根据下式计算隐含层神经元数 m 。

$$m = \sqrt{l + n} + b, \quad (6)$$

式中: l 、 n 分别是输入层和输出层的神经元数,根据训练集来决定; b 为 1~10 的常数。

3) 神经元间的权值 W_{ij} 和神经元内的阈值 θ 。BP 神经网络的初始权值和阈值是随机生成的,导致算法不易收敛,且易陷入局部极值。为解决这个问题,本文将 CSA 算法得到的最优 (W_{ij}, θ) 赋给 BP 神经网络的初始权值和阈值,权值和阈值的取值范围都在 $[-1, 1]$ 之间。

4) 激活函数 f 。输入层的激活函数 f_1 采用 tanh 函数,输出层函数 f_2 采用双极性 Sigmoid 函数。

CSA 算法只需要设置两个主要参数。即飞行长度 $l_{fl} = 0.03$,感知概率 $P_{Ap} = 0.01$ 。

4.3 对比实验参数设置

为了确保实验对比分析结果的有效性,本文对比了实验中的所有算法,对 BP 神经网络训练的参数均进行统一设置。BP 神经网络部分的参数设置为:最大迭代次数 $N_{iter\ max} = 1000$,目标 $g_{goal} = 1 \times 10^{-6}$,学习率 $r_{learn} = 0.01$ 。

在神经网络训练参数相同的情况下,设对比算

法的主要参数如下:GA 算法交叉和变异概率分别为 0.5 和 0.02^[15];CS 算法发现概率 $P_a = 0.25$,步长 $a = 0.01$ ^[16];各算法种群规模均为 100,使用相同数据集。每组数据集都把 80% 作为训练集,余下 20% 为测试集。本文分别对 BP 神经网络算法、GA-BP 算法、CA-BP 算法以及本文 CSA-BP 算法进行训练和测试。

4.4 实验结果与分析

根据表 1 的数据集和 4.2 节的算法进行参数设置,分别通过 GA、CS 以及 CSA 算法优化 BP 神经网络 (W_{ij}, θ) 参数组合,再将优化后的 BP 神经网络模型对数据集进行训练和测试。

以 Ionosphere 数据集为例,通过 CSA-BP 算法进行训练和测试,如图 2 所示,CSA-BP 算法在网络经过 200 次训练后,能够达到最小的误差值,为 5.058×10^{-8} 。可以得出:本文 CSA-BP 算法有效,在训练过程中收敛速度快,且不易陷入局部极小值。

图 3~7 展示了 CSA-BP、GA-BP、CS-BP 及 BP 神经网络这四种模型在 5 个标准数据集中,测试集的预测准确率的比较结果。

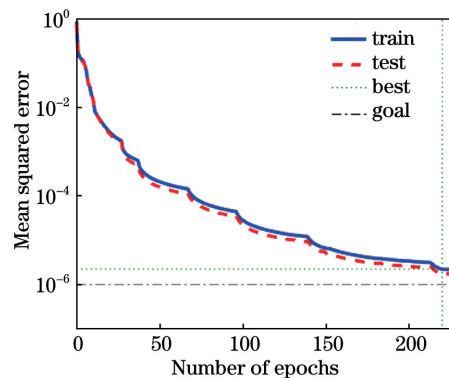


图 2 Ionosphere 数据集训练情况

Fig. 2 Training status of Ionosphere dataset

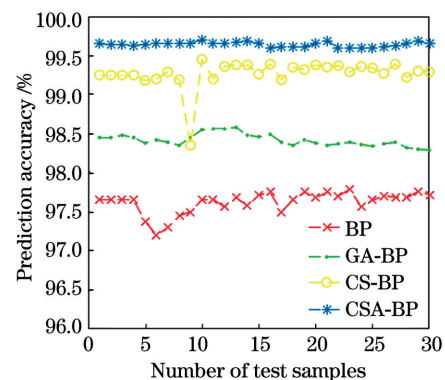


图 3 Iris 数据集预测准确率

Fig. 3 Prediction accuracy of Iris dataset

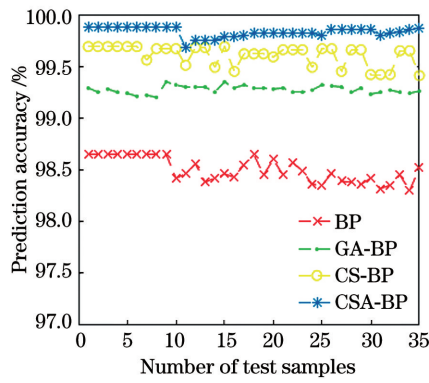


图 4 Wine 数据集预测准确率

Fig. 4 Prediction accuracy of Wine dataset

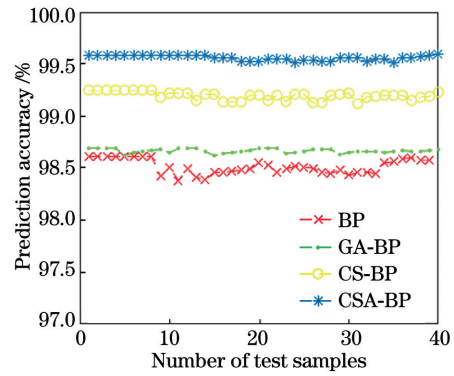


图 5 Glass 数据集预测准确率

Fig. 5 Prediction accuracy of Glass dataset

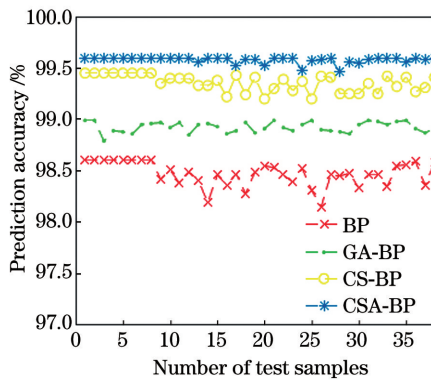


图 6 Parkinson 数据集预测准确率

Fig. 6 Prediction accuracy of Parkinson dataset

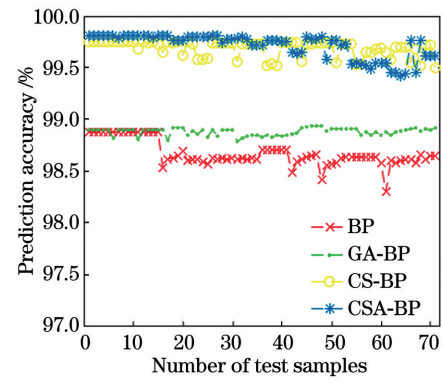


图 7 Ionosphere 数据集预测准确率

Fig. 7 Prediction accuracy of Ionosphere dataset

由图 3 可以看出,本文提出的 CSA-BP 算法在四个数据集上的预测准确率都是最高的,在 Ionosphere 数据集(图 7),CSA-BP 和 CS-BP 算法得到的准确率几乎相同。原因是 CSA 算法和 CS 算法的寻优原理相同,且两种算法需要设置的参数都较少。此外,在不同数据集下 CSA-BP 算法的准确率波动较小,体现了 CSA-BP 算法在预测精度方

面的优越性。总体来看,和其他三种算法对比,CSA-BP 可以得到最优的 (W_{ij}, θ) 参数组合。

由表 3 可以看出,在数据集不同的情况下,在训练时间和迭代次数方面,CSA-BP 算法的运行时间明显少于 CS-BP 算法、GA-BP 算法和 BP 算法,说明了 CSA-BP 算法在预测时间方面的优越性。

表 3 四种算法在不同数据集性能比较

Table 3 Performance comparison of four algorithms in different datasets

Dataset	CSA-BP		CS-BP		GA-BP		BP	
	Training time /s	Number of iterations	Training time /s	Number of iterations	Training time /s	Number of iterations	Training time /s	Number of iterations
D1	9.67	34	12.64	45	15.22	62	15.78	75
D2	16.91	42	28.28	65	35.11	80	38.52	96
D3	19.29	63	31.14	78	49.25	95	52.16	111
D4	40.15	96	60.57	189	72.18	207	85.24	239
D5	57.15	175	66.52	222	80.55	251	90.66	288

4.5 CSA-BP 神经网络入侵检测识别

4.5.1 数据集介绍

本文所选用的数据集是在 1999 年被 KDD

(Knowledge Discovery and Data Mining) 竞赛所使用的 KDD Cup99 数据集,所有数据从林肯实验室模拟的美国空军局域网上采集。KDD Cup 数据集

每个记录包含 41 个特征属性和 1 个标签属性, 标签属性又被进一步分为 Normal、DOS、R2L、Probe 和 U2R。

本文从 KDD Cup 数据集的“10%-KDD”的子集中随机选取 3000 条作为训练集, 800 条作为测试集。由于原始数据集的部分特征属性为非数值型, 为了便于 BP 神经网络处理, 先将数据集进行数值化编码处理, 例如: http、SF、RSTR 分别通过数值化处理表示为 0000、0001、0010。通过处理, 41 个特征属性转换为 164 维特征。

4.5.2 检测结果与分析

为了验证 CSA-BP 算法的入侵检测性能, 采用 BP 神经网络、GA-BP 算法、CS-BP 算法以及本文 CSA-BP 算法进行对比。四种算法训练参数和数据集相同, 参数设置如下: 输入层 $l=41$, 输出层 $n=1$, 根据(6)式算出隐含层 $m=10$, 学习率 $r_{learn}=0.01$, 训练目标 $g_{goal}=1 \times 10^{-6}$, 最大迭代次数 $N_{iter\ max}=1000$ 。最后, 以检测准确率作为评价指标, 表示为

$$R = \frac{N_{cor}}{N_{total}} \times 100\%, \quad (7)$$

式中: N_{cor} 为正确检测的样本数; N_{total} 为总测试样本数。

每种算法重复进行 200 次实验, 取检测准确率的平均值, 图 8~11 分别为 BP 神经网络、GA-BP 算法、CS-BP 算法以及 CSA-BP 算法的收敛曲线。

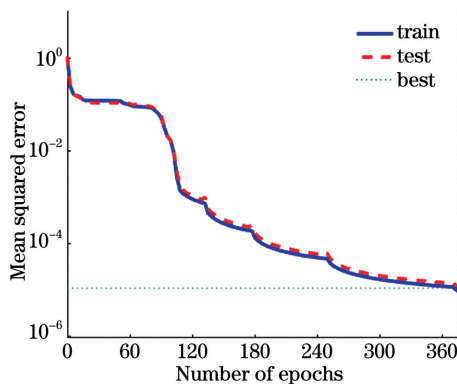


图 8 BP 神经网络收敛曲线

Fig. 8 BP neural network convergence curve

通过图 8~11 的收敛曲线和表 4 可以看出, 三种改进后的 BP 神经网络算法, 在准确率和迭代次数上明显优于传统的 BP 神经网络。虽然准确率没有达到 100%, 但是 CSA-BP 算法的准确率略高于其他三个算法。在重复进行的 200 次实验中, CSA-BP 算法均能达到 96%, 体现了 CSA-BP 算法在检

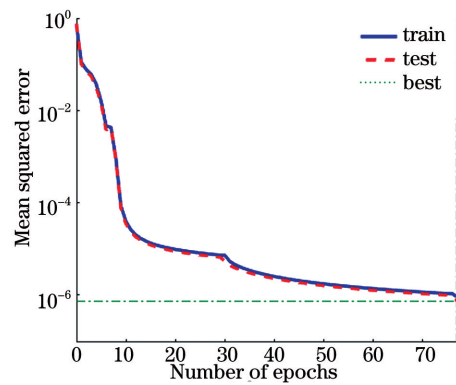


图 9 GA-BP 收敛曲线

Fig. 9 GA-BP convergence curve

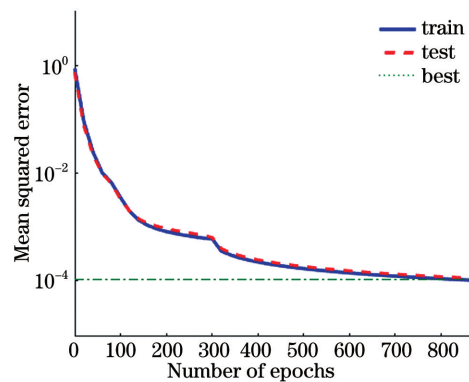


图 10 CS-BP 收敛曲线

Fig. 10 CS-BP convergence curve

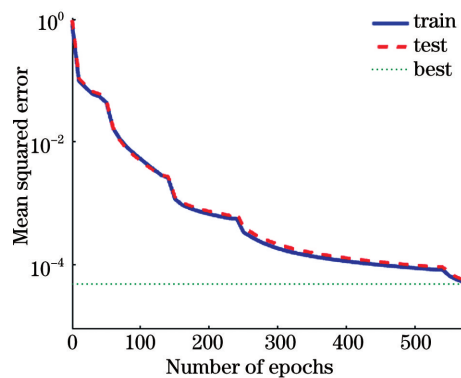


图 11 CSA-BP 收敛曲线

Fig. 11 CSA-BP convergence curve

测准确率上的优越性。

表 4 准确率与迭代次数

Table 4 Accuracy and number of epochs

Algorithm	Number of epochs	Accuracy / %
BP	815	89.2
GA-BP	572	92.1
CS-BP	358	94.3
CSA-BP	79	96.6

本文提出的 CSA-BP 算法的迭代次数仅为 79, 明显少于 GA-BP 算法和 CS-BP 算法。CSA-BP 算法是对传统 BP 神经网络的改进, 基于乌鸦搜索算法强大的全局搜索能力, 获得 BP 神经网络的最佳初始权值和阈值。因为 CSA 算法需要设置的参数少, 只需要设置飞行长度 l_{fi} 和感知概率 P_{AP} , 所以, 检测过程中需要的时间短、迭代次数少。综上所述, CSA-BP 算法无论迭代次数还是准确率都优于其他三种算法。

5 结 论

BP 神经网络被广泛应用于入侵检测系统, 非线性映射能力强。但 BP 神经网络的初始权值和阈值是随机设置的, 影响了网络稳定性。乌鸦搜索算法是一种新型的群体智能算法, 可自动调节全局搜索和局部搜索。本文将 CSA 算法和 BP 神经网络结合, 利用 CSA 算法优化 BP 神经网络参数, 提出了 CSA-BP 算法。该算法可以提高收敛速度, 跳出局部极小值。并将 CSA-BP 与 GA-BP 和 CS-BP 进行对比, 实验结果表明, CSA 算法寻优能力强, CSA-BP 的预测精度也最优, 且收敛速度快、所用时间短, 为 BP 神经网络的参数优化提供了一种新的可行途径。

参 考 文 献

- [1] Liu H. Research on intrusion detection based on principal component analysis and multilayer perceptron neural network[J]. *Software Engineering*, 2020, 23(7): 10-12.
刘辉. 基于主成分分析和多层感知机神经网络的入侵检测方法研究[J]. *软件工程*, 2020, 23(7): 10-12.
- [2] Ge Y W, Kang F, Peng X X. Homology analysis of malicious code based on dynamic BP neural network[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2016, 37(11): 2527-2531.
葛雨玮, 康绯, 彭小洋. 基于动态 BP 神经网络的恶意代码同源性分析[J]. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(11): 2527-2531.
- [3] Chiba Z, Abghour N, Moussaid K, et al. Novel network IDS in cloud environment based on optimized BP neural network using genetic algorithm [C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Smart City Applications, Tetouan Morocco*. New York, NY, USA: ACM, 2018.
- [4] Zhu E Z, Liu D, Ye C C, et al. Effective phishing website detection based on improved BP neural network and dual feature evaluation [C] // *2018 IEEE Intl Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Ubiquitous Computing & Communications, Big Data & Cloud Computing, Social Computing & Networking, Sustainable Computing & Communications (ISPA/IUCC/BDCloud/SocialCom/SustainCom)*, December 11-13, 2018, Melbourne, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 759-765.
- [5] Song H S, Ma L Z, Zhu E G, et al. Plastic classification and recognition by laser-induced breakdown spectroscopy and GA-BP neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(15): 153002.
宋海声, 麻林召, 朱恩功, 等. 基于激光诱导击穿光谱与 GA-BP 神经网络的塑料分类识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(15): 153002.
- [6] Nan J C, Zang J, Gao M M. Reverse modeling method for BRBP neural network power amplifier based on improved ant colony algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(1): 012001.
南敬昌, 臧净, 高明明. 改进蚁群算法的 BRBP 神经网络功放逆向建模方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(1): 012001.
- [7] Ma C, Wang S H, Xu X L, et al. Research on intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on CBSP neural network method [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(12): 58-63.
马超, 王少红, 徐小力, 等. 基于 CSBP 的滚动轴承故障智能诊断方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(12): 58-63.
- [8] Xu J, Chen Q Q, Liu X P. Classification of electroencephalography based on BP neural network optimized by crossover operation of artificial bee colonies [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(21): 212001.
徐健, 陈倩倩, 刘秀平. 基于交叉运算的人工蜂群优化 BP 神经网络的脑电信号分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(21): 212001.
- [9] Askarzadeh A. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm [J]. *Computers & Structures*, 2016, 169: 1-12.
- [10] Yan J, Nie D Z, Peng Y D, et al. Design of solar dish concentrator for improving flux uniformity on planar receiver [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(9): 0922002.
颜健, 聂笃忠, 彭佑多, 等. 可改善平面接收器能流均匀性的太阳能碟式聚光器设计[J]. *光学学报*, 2020, 40(9): 0922002.

- [11] Sun C, Li Y, Li X G, et al. Stock forecasting model based on optimising bp neural network with cuckoo search [J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(2): 276-279.
孙晨, 李阳, 李晓戈, 等. 基于布谷鸟算法优化 BP 神经网络模型的股价预测 [J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(2): 276-279.
- [12] Wang Y, Cao J, Qiu Z Y. A novel feature selection algorithm based on crow search algorithm [J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2019, 57(4): 869-874.
王颖, 曹捷, 邱志洋. 基于乌鸦搜索算法的新型特征选择算法 [J]. 吉林大学学报(理学版), 2019, 57(4): 869-874.
- [13] Song H S, Ma L Z, Wang Y F, et al. Recognition of formaldehyde, methanol based on PCA-BP neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(7): 071201.
宋海声, 麻林召, 王一帆, 等. 基于 PCA-BP 神经网络对甲醛和甲醇的识别研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(7): 071201.
- [14] Lan G Q, Wang Y H, Zhang J X, et al. Estimation of compressive strength of earth block masonry prisms based on artificial neural networks [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(8): 50-54.
兰官奇, 王毅红, 张建雄, 等. 基于人工神经网络的生土基砌体抗压强度预测 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(8): 50-54.
- [15] Fan W, Lin Y Y, Li Z S. Prediction model of the creep of piezoceramic based on BP neural network optimized by genetic algorithm [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(7): 91-96.
范伟, 林瑜阳, 李钟慎. 遗传算法优化的 BP 神经网络压电陶瓷蠕变预测 [J]. 电机与控制学报, 2018, 22(7): 91-96.
- [16] Zhang Y Y, Jin Z G. An improved cuckoo search for multimodal optimization problems [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(11): 89-99.
张艺瀛, 金志刚. 求解多峰优化问题的改进布谷鸟算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(11): 89-99.