

文章编号: 1673-3193(2024)05-0695-11

遗传算法优化BP神经网络的高速信号状态判断

万超^{1,2}, 谢锐^{1,2}

(1. 中北大学 电气与控制工程学院, 山西 太原 030051;

2. 中北大学 仪器科学与动态测试教育部重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要: 针对引信控制系统高速信号状态判断误差大和BP(Back Propagation, BP)神经网络在状态判断过程中存在精度差、易陷入局部最优解的缺点, 利用其它寻优算法来改善BP神经网络的缺点以减小高速信号状态判断的误差。本文利用遗传算法优化BP神经网络来构建模型, 以引信的高速信号时间和电压为输入指标建立了分类模型, 将其用于高速信号状态的判断来提高识别准确率, 加快收敛速度, 降低误差, 并根据高速信号来了解引信控制系统在每一时刻处于哪种状态从而判断系统是否正常可靠。仿真分析结果表明, 本文方法在引信的高速信号状态判断方面具有识别结果优、收敛速度快、误差小的特点, 其正确率达到了99.6%, 优于BP神经网络的88.6%和卷积神经网络的98.7%; 同时, 平均绝对误差降低至0.012 10, 均方误差降低至0.043 68, 均方根误差降低至0.209 01, 进化代数为23代, 优于BP神经网络的0.168 42, 0.319 85, 0.564 75, 51代, 卷积神经网络的0.022 63, 0.060 5, 0.245 97, 25代。连续实验结果表明, 改进后的模型鲁棒性更优, 威尔克森秩和检验结果也表明, 改进后的模型比BP神经网络和卷积神经网络的识别效果更优, 有更好的泛化能力, 模型满足了高速信号状态判断要求。

关键词: 高速信号; 状态判断; BP神经网络; 遗传算法

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1673-3193.2024.05.016

引用格式: 万超, 谢锐. 遗传算法优化BP神经网络的高速信号状态判断[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2024, 45(5): 695-705.

WAN Chao, XIE Rui. Genetic algorithm optimized BP neural network for high-speed signal state judgment[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition), 2024, 45(5): 695-705.

Genetic Algorithm Optimized BP Neural Network for High-Speed Signal State Judgment

WAN Chao^{1,2}, XIE Rui^{1,2}

(1. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Key Laboratory of Instrumentation Science and Dynamic Measurement (North University of China), Ministry of Education, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In response to the large error in high-speed signal state judgment in the fuse control system and the shortcomings of BP (back propagation, BP) neural network in the state judgment process, such as poor accuracy and easy trapping in local optimal solutions, some optimization algorithms were used to improve the shortcomings of BP neural network and reduced the error in high-speed signal state judgment. Genetic algorithm was used to optimize the BP neural network for building a model, and the high-speed signal time and voltage

收稿日期: 2023-12-04

作者简介: 万超(1996—), 男, 硕士生, 主要从事动态测试与智能仪器的研究。

通信作者: 谢锐(1983—), 女, 副教授, 博士, 主要从事动态测试与智能仪器的研究。E-mail: xierui@nuc.edu.cn。

of the fuse were made as input indicators to establish a classification model. The model was used to judge the high-speed signal state in order to improve recognition accuracy, accelerate convergence speed, and reduce errors. And the signal state was used to know the state of the fuse control system at each moment and judge whether the system was normal and reliable. The simulation results show that the method proposed in this article has the characteristics of excellent recognition results, fast convergence speed, and small error in the high-speed signal state judgment of the fuse. Its accuracy rate reaches 99.6%, which is better than the 88.6% of BP neural network and 98.7% of convolutional neural network. At the same time, the average absolute error is reduced to 0.012 10, the mean square error is reduced to 0.043 68, and the root mean square error is reduced to 0.209 01. The evolution generation is 23 generations, Better than BP neural network with 0.168 42, 0.319 85, 0.564 75, and 51st generation; 0.022 63, 0.060 5, 0.245 97, 25th generation of convolutional neural networks. The continuous experiments results show that the improved model has better robustness. The Wilcoxon rank sum test results also show that the improved model has better recognition performance and better generalization ability compared to BP neural network and convolutional neural network. The model meets the requirements of high-speed signal state judgment.

Key words: high-speed signal; status judgment; BP neural network; genetic algorithm

0 引言

引信是决定弹丸起爆的关键设备,其性能对战斗部的毁伤效果起着至关重要的作用。引信控制系统(简称引控系统)是按照既定的工作程序来解除保险,并发出各种预设控制信号的系统。引信在引控系统发出的高速信号的控制下保证炮弹、导弹战斗部安全可靠地在最佳时机引爆^[1]。引信的性能往往通过引控系统的状态来进行全面评估^[2]。引控系统的信号周期极短,变化快,电压幅值较高。由于信号周期短,传统的引信状态判断取决于单一的电压量,凭借人的经验来判断引信的工作状态,往往在状态转换的临界点处存在误差,这对状态判断的影响较大^[3]。近年来,机器学习快速发展并得到广泛应用。常见的分类学习算法有以下几种:1)以决策树为代表的集成学习算法;2)以支持向量机(SVM)为代表的小样本学习算法;3)以 k -最邻近为代表的简单分类算法;4)以BP神经网络为代表的分类神经网络算法,BP神经网络便是其中的一种。BP神经网络是使用最广泛的模式识别模型,其优秀的学习能力和极佳的数学特性与高速信号瞬时变化快的特点相匹配,且其自适应性强,容错度高,能更精确地判别引控系统的状态。林浩宇^[4]采用的模型为常规的遗传算法改进的BP神经网络,其在初始化种群中有偏离最优解的缺陷,导致最后的预测结果与实际结果相差较大。Kong等^[5]和Fu等^[6]虽然利用了改进后的BP神经网络模型,但仍然存在均方误差、

均方根误差指标不理想的缺陷。周杰^[7]、刘东^[8]、周挺^[9]等在状态判别中采用的是多信号人为分组判断,实际处理时非常繁琐,不利于大规模的数据分类识别;杨理践^[10]、杨庚^[11]、邓葳^[12]等在实际应用中仍采用人为分组,进化较慢,有收敛度大和收敛速度慢的问题。王兴桐^[13]、武晨晨^[14]等追求过快的收敛速度而导致了误差大的问题。孟雅滢等^[15]利用改进后的BP神经网络对地震建筑物损害进行了评估,但依然存在正确率低的问题。房芯如等^[16]的方法在芒果成熟度判别中评判指标过少且正确率偏低。滕涛等^[17]在岩爆烈度分类中所用的神经网络层数过多导致训练速度变慢且正确率依然不理想。顾聪聪^[18]的方法在机闸电解加工故障诊断中存在样本规模小,误差较大收敛速度慢等缺点。引信控制系统高速信号有非线性的特点,而BP神经网络可以很好地处理非线性问题,但利用改进BP神经网络对高速信号进行状态判断鲜有研究。本文利用遗传算法改进BP神经网络来对引控系统的状态进行判断,并与BP神经网络、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)进行比较,通过三者的辨识结果以及平均绝对误差、均方误差、均方根误差、适应度曲线和鲁棒性来验证本文模型的可行性和有效性。

1 高速信号状态判断电路基础

高速信号采集电路的结构如图1所示,其原理是将引信的电压信号输入到电压跟随电路进行信号衰减,然后由滤波电路滤除信号中的低频噪

声,再利用FPGA进行采样计数,最终在上位机上显示电压波形。

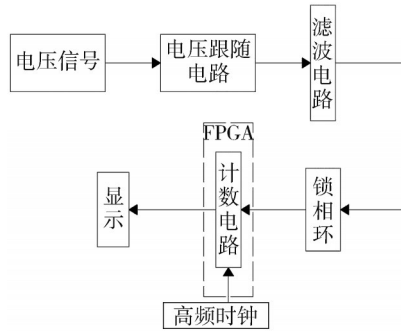


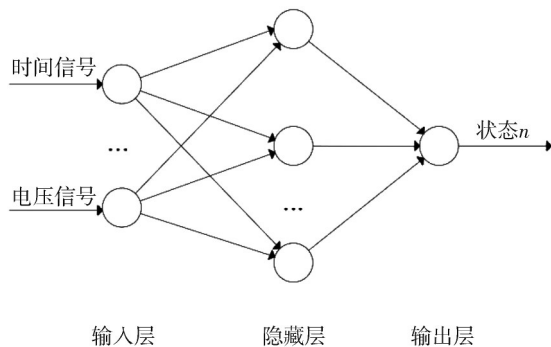
图 1 高速信号调理电路

Fig. 1 High speed signal conditioning circuit

2 高速信号状态判断相关理论

2.1 高速信号 BP 神经网络

BP神经网络是一种按照误差反向传播训练的多层前馈神经网络,通常是由输入层、隐藏层、输出层组成,如图2所示。类似于负反馈控制模型,信号由输入端向输出端传递,误差由输出端反向传入输入端。BP神经网络具有优秀的数学特性,无需确定输入与输出之间的关系,仅依靠自身的训练来掌握数据的规律,最后在给定输入值时得到最接近期望的输出值。但BP神经网络也有以下缺陷:1)受权值和阈值的影响较大,易陷入局部最优解,对模式识别结果有极大的影响;2)由于采用了梯度下降法,训练时间长,迭代次数多,导致其收敛性差且收敛速度较慢。由于上述缺陷,单纯使用BP神经网络已无法满足对引控系统高速信号的高精度状态判断的要求。



输入层 隐藏层 输出层

图 2 BP神经网络结构

Fig. 2 BP neural network structure

设神经网络输入层的节点(神经元)数为 m ,隐含层的节点数为 n ,输出层的节点数为 l ,输入层到隐藏层的权重为 ω_{ij} ,隐藏层到输出层的权重

为 ω_{jk} ,输入层到隐藏层的偏置为 a_j ,隐藏层到输出层的偏置为 b_k 。学习速率为 η ,从输入层到隐藏层的传递函数为双曲正切函数 $h(x)$,隐藏层的输出为 H_j ,输出层的目标数据为 O_i ,误差为 e_i ,测试集个数为 l ,实际输出为 Y_i ,平均绝对误差为 MAE ,均方误差为 MSE ,均方根误差为 $RMSE$ 。

$$h(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (1)$$

$$H_j = h\left(\sum_{i=1}^m \omega_{ij} x_i + a_j\right), \quad (2)$$

$$O_k = \sum_{j=1}^n H_j \omega_{jk} + b_k, \quad (3)$$

$$MAE = |e_i|/l, \quad (4)$$

$$e_i = (Y_i - O_i), \quad (5)$$

$$MSE = MAE^2/l, \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{MAE}. \quad (7)$$

权值和阈值更新的计算方法为

$$\begin{cases} \omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^l \omega_{jk} e_i, \\ \omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_i, \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} a_j = a_j + \eta H_j (1 + H_j) x_i \sum_{k=1}^l \omega_{jk} e_i, \\ b_k = b_k + \eta e_i. \end{cases} \quad (9)$$

2.2 高速信号遗传算法模型

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)是依据大自然中生物进化规律提出的,以达尔文的自然选择以及遗传学的生物进化来得到最优解。它既保存了母体的完整性,又优化了个体的缺陷,以找到最优个体为目标,辅以非常强大的全局寻优能力。遗传算法的实质就是选择—交叉—变异的循环往复,直到找到最优解或满足最大迭代次数为止。GA-BP神经网络是利用遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值来解决陷入局部最优解的困局,减小了赋值的随机性,加快了模型的训练速度。经过遗传算法改进后的神经网络,可以增强原有BP神经网络模型的适应能力和收敛性,从而提高了识别精度^[19]。

2.2.1 初始化种群

传统的遗传算法初始化种群的方法为随机初始化,该方法虽然保证了初始种群的随机性,但是也导致了部分染色体的初始位置偏离最优结果的距离变大,使得“早熟”现象出现的概率变大。这将导致

采用遗传算法来进行寻优的过程变得混乱,寻优的结果误差较大。混沌模型能在一定范围内不重复遍历所有状态,故本文引入Logistic混沌映射来初始化种群。Logistic映射将输入映射到区间 $[0, 1]$ 之间。采用该方法初始化种群既可以改善随机初始化的缺点,也可以提高种群的多样性^[20]。

Logistic映射函数的计算方法公式为

$$x_{i+1} = \mu * x_i (1 - x_i), \quad (10)$$

式中: x_i 为第*i*个混沌染色体的位置; N 为种群规模大小; μ 为Logistic混沌映射参数。

在进行初始化种群时需要对输入量进行归一化运算,运算公式为

$$x_i = \frac{x_j - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad j = 1, 2, \dots, n。 \quad (11)$$

Logistic映射参数 $\mu \in (0, 4]$ 。当 $0 \leq x_i \leq 1$ 时,Logistic映射工作在混沌区间中。当 $\mu \in [3.57, 4]$ 时,映射会呈现一种伪随机分布状态, μ 越趋近于4,这种趋势越明显,故本文中 μ 取4,并通过生成随机数来验证该映射。

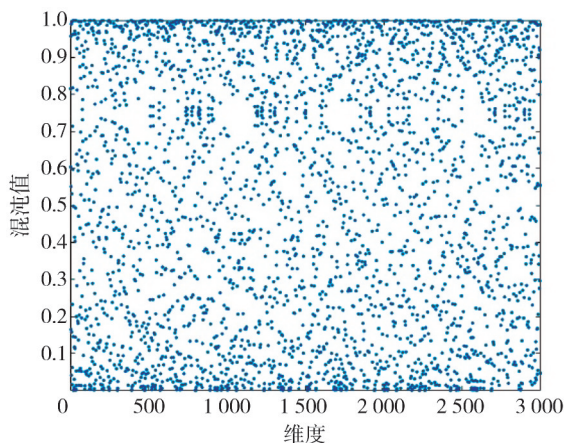


图3 Logistic映射分布图

Fig. 3 Logistic map distribution

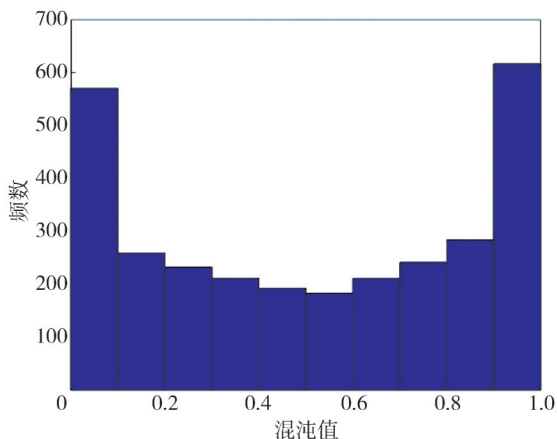


图4 Logistic映射直方图

Fig. 4 Logistic mapping histogram

从图3中可以看出,各个粒子的分布呈一种完全混沌分布,提高了种群的多样性。

从图4中可以直观地看出,映射以混沌值0.5左右对称分布,避免了初始位置偏离最优结果的距离变大的现象。

2.2.2 选择操作

选择操作采用轮盘选择策略。本文将各个体成员按适应度从大到小排列并分配选择概率,按照这一方法从初始化后的种群挑选优秀的个体作为父本来进行后续操作。通过选择操作,挑选出来的优秀个体会进入交叉、变异操作。

2.3.3 遗传算子的选择

选择过程结束后,被选择的个体会进行交叉与变异操作。传统遗传算法的交叉与变异操作的参数固定不变,对算法本身的收敛速度和收敛大小有不利的影响。为了解决这一问题,通过将最大适应度等分来避免算法陷入局部最优解的死循环中。经过改进后的遗传算子既提高了适应度较大的染色体的 p_c ,又改善了适应度较小的染色体的 p_m 。通过此种方法改进的遗传算子进一步提高了种群的多样性。改进后的算子计算公式为

$$p_c = \begin{cases} p_{a1}, & f' > \frac{1}{2} f_{\max}, \\ p_{a1} - \frac{(p_{a1} - p_{a2}) \left(f' - \frac{1}{2} f_{\max} \right)}{\frac{1}{2} f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \leq \frac{1}{2} f_{\max}, \end{cases} \quad (12)$$

$$p_m = \begin{cases} p_{b1}, & f < \frac{1}{2} f_{\max}, \\ p_{b1} - \frac{(p_{b1} - p_{b2}) \left(f - \frac{1}{2} f_{\max} \right)}{f_{\text{avg}} - \frac{1}{2} f_{\max}}, & f \geq \frac{1}{2} f_{\max}, \end{cases} \quad (13)$$

式中: p_c 为交叉概率; p_m 为变异概率; p_{a1} , p_{a2} , p_{b1} , p_{b2} 均为小于1的常数,且 $p_{a1} > p_{a2}$, $p_{b1} > p_{b2}$,本文 $p_{a1} = 0.5$, $p_{a2} = 0.1$, $p_{b1} = 0.2$, $p_{b2} = 0.05$; f_{\max} 为最大适应度; f_{avg} 为平均适应度; f , f' 为个体适应度。

2.3.4 倒位操作

倒位操作就是指颠倒个体编码序列中随机指定的2个基因座之间的基因的顺序,从而形成一个新的染色体。

倒位操作的步骤:

- 1) 在个体编码串中随机指定倒位点;
 - 2) 以倒位概率 p_d 交换倒位点之间的基因序列。
- 经过倒位操作,可进一步提高种群的多样性,避免出现“早熟”现象。

3 高速信号状态判断模型的建立

BP 神经网络是模式识别、信号处理等领域中经典的解决问题的手段^[21]。因为 BP 神经网络的结构特点使得其在状态诊断的正确率和收敛速度上存在一定的缺陷,所以在本文中以 BP 神经网络为主体,采用改进后的遗传算法(GA-BP),改进优化神经网络的权值和阈值以提高识别正确率和收敛速度。

算法步骤如下:

- 1) 将数据导入算法结构中来确定神经网络的拓扑结构;
- 2) 利用 Logistic 映射初始化种群,并计算每个染色体的适应度;

- 3) 运用“轮盘选择”策略挑选染色体以便进行后续操作;
 - 4) 将挑选后的染色体按照改进遗传算子进行交叉;
 - 5) 再随机挑选一个染色体,按照改进的变异算子公式进行变异;
 - 6) 将变异后的个体进行倒位操作,形成新的个体;
 - 7) 根据终止条件(达到最大迭代次数或误差低于预定阈值)判断是否结束寻优过程,若不符合则返回第 3 步重新进行选择;
 - 8) 将上一步寻优解赋给 BP 神经网络来训练;
 - 9) 逐次计算误差来更新权值和阈值;
 - 10) 判断神经网络是否达到结束条件(适应度低于预定值),若符合结束条件,则输出最优权值、阈值、状态识别结果及正确率;若不符合,则返回第 9 步。
- GA-BP 神经网络流程如图 5 所示。

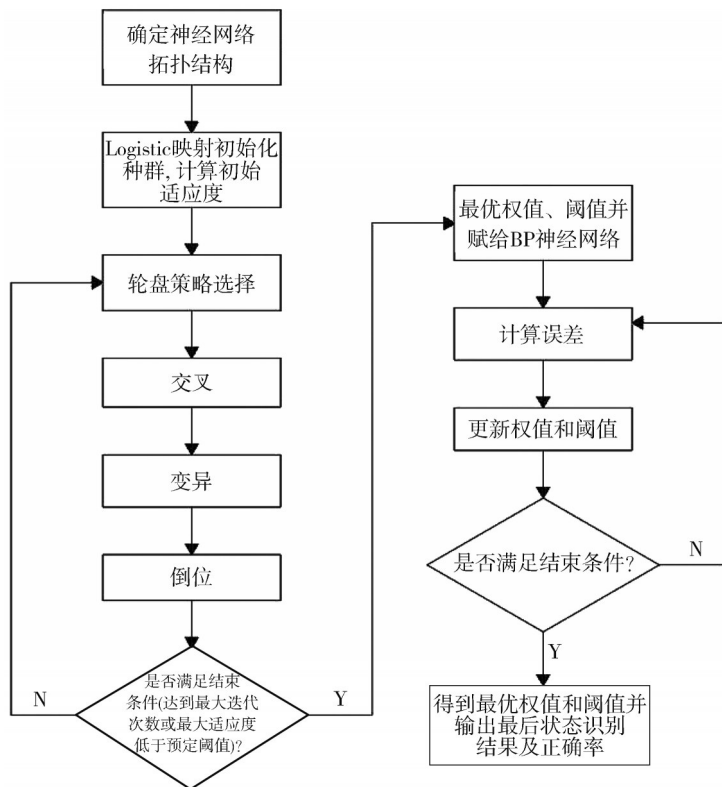


图 5 GA-BP 神经网络流程图

Fig. 5 Flow chart of GA-BP neural network

4 高速信号状态判断及结果分析

4.1 模型仿真

根据时间和电压幅值来判断高速信号的状态。

在一个周期内,电压幅值的高低说明了引控系统处于何种状态。FPGA 高速信号采集系统采用 200 MHz 频率对引控系统的高速编码信号进行采集。采集到的火炮弹药引控系统的信号如图 6 所示。

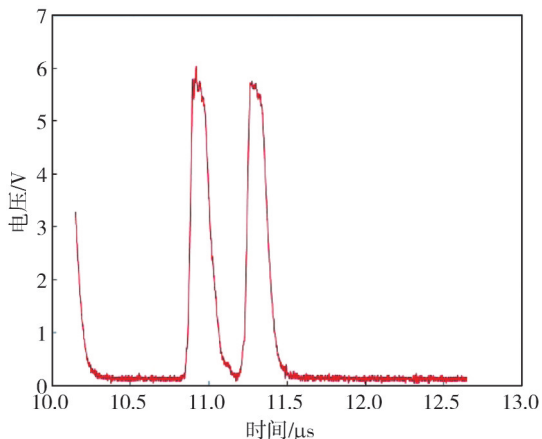


图6 引控系统的状态电压

Fig. 6 State voltage of the guidance and control system

从图6中可以看出,信号在10.2~10.4 μs 处于前一周期的二次消退状态,在10.4~10.8 μs 处于休眠状态;在10.8~10.9 μs 处于一次激发状态;在10.9~11.2 μs 处于一次消退状态;在11.2~11.3 μs 处于二次激发状态;在11.3~11.7 μs 处于二次消退状态;在11.7~12.7 μs 处于休眠状态。信号在2.5 μs 内状态发生了7次变化,尤其在一次激发→一次消退→二次激发→二次消退变化时电压瞬时升高或降低,对状态判别产生了极大的影响。

本文利用MATLAB R2023b,以时间和电压幅值为特征来判断高速信号的状态。输入的数据为2 500个样本的2个特征。通过调用自身的BP神经网络模式识别工具箱,以改进后的遗传算法优化BP神经网络,训练方法为量化共轭梯度。相关的参数如表1所示。

表1 GA-BP神经网络参数表

Tab. 1 Parameters of GA-BP neural network

参数	数值	参数	数值
种群数量	50	倒位概率	0.2
训练次数	1 000	目标误差	0.001
学习速率	0.1	最高失败次数	20

经过对代码的运行,得到了BP神经网络的结构图,如图7所示。BP神经网络、GA-BP神经网络、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的识别结果、正确率、验证性能曲线、适应度变化曲线,以MAE、MSE、RMSE、鲁棒性四大指标衡量模型,结果如图8、图9和表2所示。

由图8可以看出,利用GA-BP神经网络进行状态判别的正确率较BP神经网络提高了10个百分点,较卷积神经网络提高了0.9个百分点,即伪正、伪反现象降低,同时改进后的BP神经网络与BP神经网络、卷积神经网络相比,识别的效果也更

好,很好地满足了对高速信号状态判断的要求。

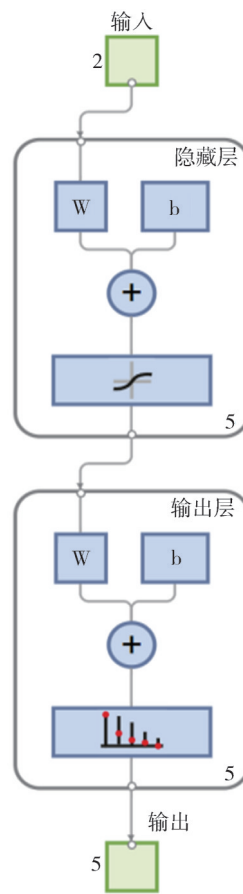


图7 BP神经网络结构图

Fig. 7 Structure diagram of BP neural network

表2 BP神经网络、GA-BP神经网络、CNN的评价结果

Tab. 2 Evaluating results of BP neural network, GA-BP neural network, and CNN

模型	MAE	MSE	RMSE	正确率/%
BP	0.168 42	0.31985	0.56475	89.6
GA-BP	0.012105	0.043684	0.209 01	99.6
CNN	0.02263	0.0605	0.24597	98.7

交叉熵代表预测概率分布与真实概率分布之间的差异。图9反映了神经网络在状态判断过程中性能随训练次数变化的关系,其中性能用交叉熵来表示,熵值越低说明模型的混乱程度越低,从而说明随着模型的持续训练,本文采用的模型与其他两种模型相比更容易向真实值逼近。

误差直方图显示了在模型训练中与实际结果误差的分布情况。由图10可以看出,改进后的模型误差分布更集中,也更接近于零。

由图11可以看出,改进后的BP神经网络相比其他两种模型有着更好的适应度且迭代次数变少,即进化速度更快,GA-BP在第23代的适应度值为0.09,并在之后的训练中保持不变,直至第

120代模型训练结束。BP在51代之后，卷积神经网络在25代之后，适应度值不再变化，即跳出迭代，结束训练。本文方法较其他两种方法训练耗时更少，陷入局部最优解的现象也可以减少。

预测类别	1	1 377 72.5%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.1%	0 0.0%	99.9% 0.1%
	2	0 0.0%	1 1.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	26 1.4%	65 3.9%	0 0.0%	10 0.5%	67.6% 32.4%
	4	3 0.2%	3 0.2%	15 0.8%	96 5.1%	13 0.7%	78.8% 26.2%
	5	0 0.0%	16 0.8%	67 3.5%	43 2.3%	153 8.1%	54.8% 45.2%
		99.8% 0.2%	2.2% 97.8%	47.8% 52.2%	68.1% 31.9%	86.9% 13.1%	89.6% 10.4%
	1	2	3	4	5		

(a) BP神经网络

预测类别	1	1 375 72.4%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.1%	1 0.1%	99.9% 0.1%
	2	1 0.1%	44 2.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97.8% 2.2%
	3	0 0.0%	2 0.1%	157 8.3%	0 0.0%	0 0.0%	98.7% 1.3%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	141 7.4%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	4 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	175 9.2%	97.8% 2.2%
		99.6% 0.4%	95.7% 4.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.4% 0.6%	99.6% 0.4%
	1	2	3	4	5		

(b) GA-BP神经网络

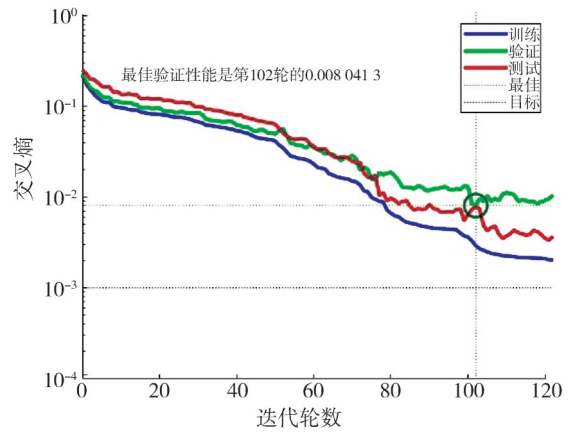
预测类别	1	1 374 72.3%	2 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.9% 0.1%
	2	0 0.0%	49 2.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	1 0.1%	135 7.1%	14 0.7%	0 0.0%	90.0% 10.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	142 7.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	5 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.2%	175 9.2%	95.6% 4.4%
		99.6% 0.4%	94.2% 5.8%	100% 0.0%	89.3% 10.7%	100% 0.0%	98.7% 1.3%
	1	2	3	4	5		

(c) CNN

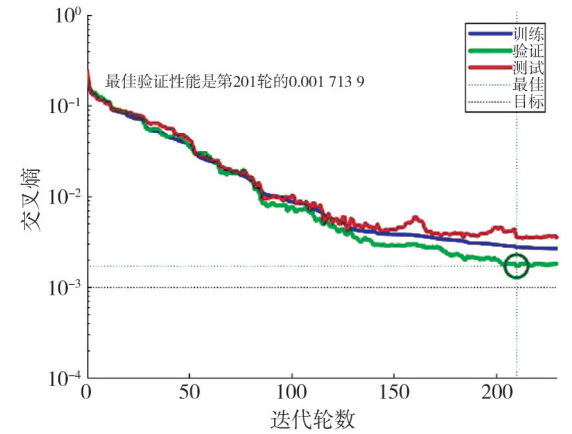
图 8 BP神经网络、GA-BP神经网络、CNN的状态识别结果
Fig. 8 State recognition results of BP Neural network, GA-BP neural network, and CNN

图 8 的结果说明本文方法识别的正确率比其他两种方法高，图 11 的结果说明本文方法较其他

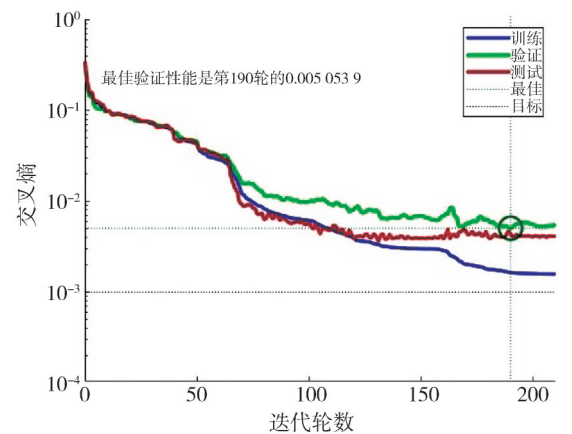
两种方法进化更快且适应度值更低，表 2 的结果说明本文方法的指标较其他两种方法更理想，以上结果都表明采用GA-BP神经网络的效果要优于BP神经网络和卷积神经网络的效果，能很好地判断高速信号的状态。



(a) BP神经网络



(b) GA-BP神经网络



(c) CNN

图 9 不同神经网络的性能曲线

Fig. 9 Performance curve of different neural networks

在机器学习领域中，鲁棒性通常用于描述一个模型对于输入数据中的扰动等异常情况的处理能力。鲁棒性强的模型对于扰动不敏感。本文通

过连续多次重复实验来验证各方法的鲁棒性,比较优化前后的正确率、MAE、MSE、RMSE,结果如表3所示。

表3 BP神经网络、GA-BP神经网络、CNN的多次实验结果
Tab. 3 Multiple experimental results of BP neural network, GA-BP neural network, and CNN

实验序号	模型	正确率/%	MAE	MSE	RMSE
1	BP	95.0	0.060 000	0.113 68	0.337 17
	GA-BP	98.8	0.020 526	0.052 105	0.228 27
	CNN	98.3	0.002 374	0.071 2	0.266 8
2	BP	90.7	0.152 11	0.335 26	0.579 02
	GA-BP	99.2	0.017 895	0.052 632	0.229 42
	CNN	99.0	0.016 953	0.049 965	0.223 5
3	BP	98.6	0.022 632	0.060 526	0.246 02
	GA-BP	99.2	0.012 632	0.031 579	0.177 7
	CNN	98.9	0.017 423	0.049 999	0.223 6
4	BP	90.4	0.137 89	0.244 21	0.494 18
	GA-BP	99.1	0.016 842	0.048 421	0.220 05
	CNN	98.5	0.023 725	0.143 89	0.379 33
5	BP	88.2	0.177 37	0.322 63	0.568 01
	GA-BP	99.3	0.013 684	0.038 947	0.197 35
	CNN	98.8	0.017 536	0.043 991	0.209 74
6	BP	91.1	0.122 11	0.195 79	0.442 48
	GA-BP	99.1	0.015 263	0.036 316	0.190 57
	CNN	96.0	0.054 864	0.099 97	0.316 18
7	BP	88.7	0.226 94	0.542 63	0.736 64
	GA-BP	98.9	0.017 368	0.042 632	0.206 47
	CNN	97.5	0.051 34	0.153 38	0.391 64
8	BP	90.0	0.174 21	0.357 37	0.597 8
	GA-BP	99.1	0.015 263	0.040 526	0.201 31
	CNN	98.7	0.022 574	0.060 32	0.245 6
9	BP	92.3	0.110 00	0.187 89	0.433 47
	GA-BP	99.4	0.016 842	0.061 053	0.247 09
	CNN	99.2	0.013 895	0.047 76	0.218 54
10	BP	86.5	0.228 42	0.466 32	0.682 87
	GA-BP	97.8	0.049 474	0.137 89	0.371 34
	CNN	97.0	0.058 96	0.139 98	0.374 14
11	BP	88.4	0.204 21	0.497 89	0.705 62
	GA-BP	99.0	0.015 263	0.034 211	0.184 96
	CNN	98.9	0.017 408	0.048 59	0.220 4
12	BP	91.8	0.137 89	0.297 89	0.545 8
	GA-BP	99.6	0.006 842 1	0.019 474	0.139 55
	CNN	99.3	0.013 782	0.045 68	0.213 73
13	BP	92.4	0.175 26	0.547 89	0.740 2
	GA-BP	99.4	0.013 684	0.045 263	0.212 75
	CNN	99.0	0.015 389	0.034 344	0.185 32
14	BP	90.1	0.132 11	0.202 63	0.450 15
	GA-BP	99.0	0.020 00	0.057 895	0.240 61
	CNN	98.4	0.023 251	0.065 268	0.255 48
15	BP	90.0	0.168 42	0.318 95	0.564 75
	GA-BP	99.6	0.012 105	0.043 684	0.209 01
	CNN	99.5	0.012 184	0.043 699	0.209 04

Wilcoxon符号秩检验法相对于传统的单独用正负号的检验更精确。它既适用于对单个样本中

位数的检验,又适用于对配对样本的比较检验,且并不要求样本之差服从特定分布。在本实验中调用MATLAB里的signrank函数来进行秩和检验。

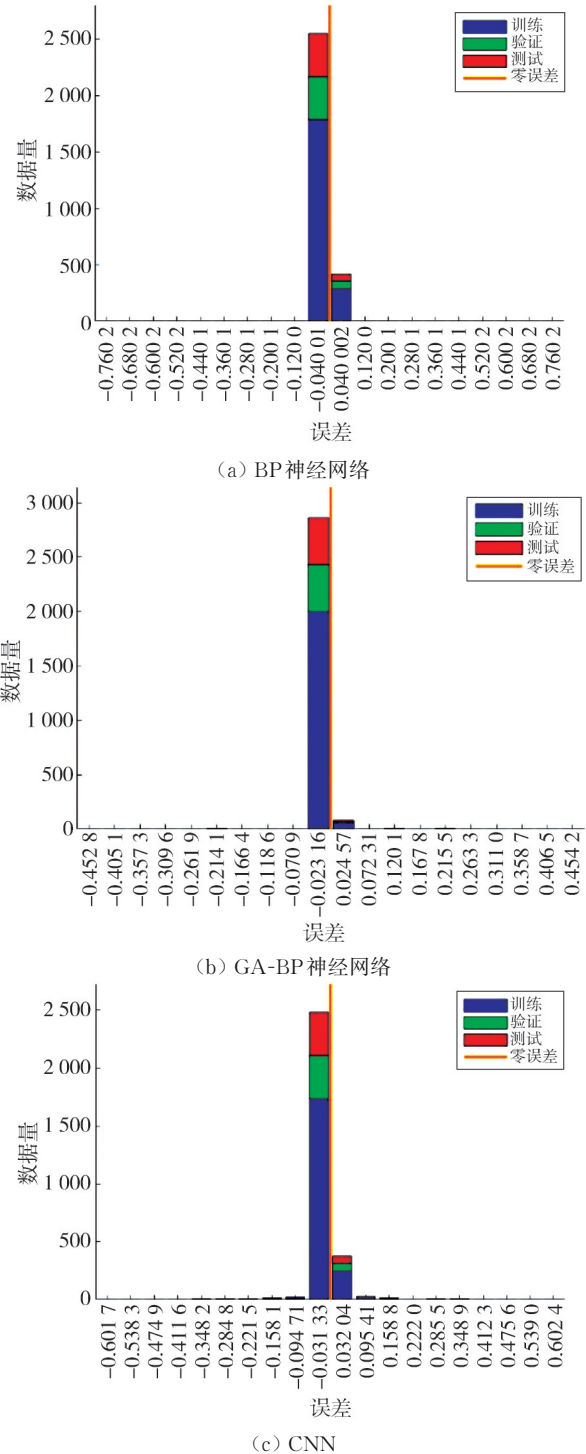
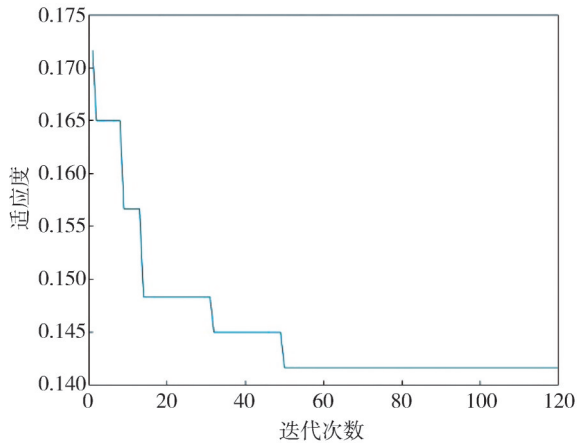


图10 不同神经网络的误差直方图

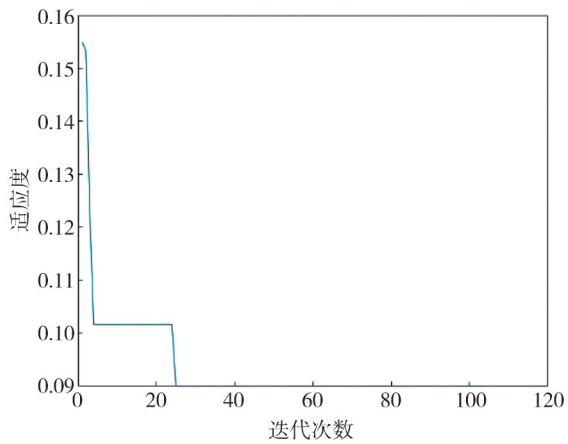
Fig. 10 Error histograms of different neural networks

根据Wilcoxon秩和检验,以表3的正确率为数据,在 $\alpha=0.05$ 的情况下作出假设, H_0 : GA-BP的正确率与BP神经网络、卷积神经网络的正确率

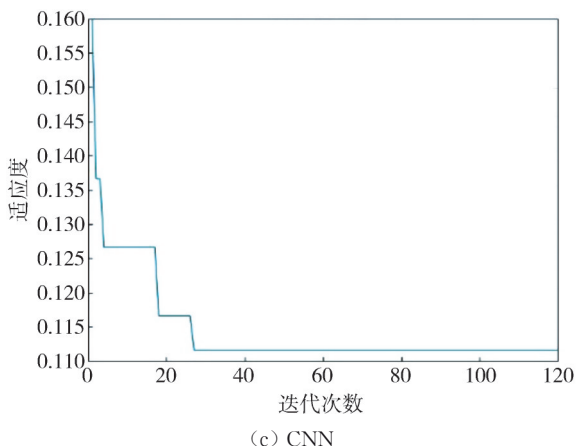
无显著差异, H_1 : GA-BP 的正确率与BP神经网络、卷积神经网络的正确率有显著差异。当 $p > \alpha$ 或 $h=0$ 时, 接受原假设, 反之, 拒绝原假设。通过计算, 得出 $p=6.1035 \times 10^{-5}$, $p < \alpha$ 且 $h=1$, 即拒绝 H_0 , 接受 H_1 。



(a) BP神经网络



(b) GA-BP神经网络



(c) CNN

图 11 GA-BP神经网络、BP神经网络、CNN的适应度曲线
Fig 11 Fitness curves of GA-BP neural network, BP neural network, and CNN

4.2 数据校验

待模型训练结束后, 取后续周期的部分数据进行验证, 如表 4 所示。

表 4 验证数据

Tab. 4 Validation data

组别	时间/ μs	电压/V	状态类别
1	12.670	0.15	1
	12.675	0.12	
	12.680	0.13	
	12.685	0.16	
	12.690	0.17	
2	13.000	0.21	2
	13.050	2.1	
	13.100	3.4	
	13.150	4.3	
	13.200	5.8	
3	13.600	6.5	3
	13.650	5.2	
	13.700	3.5	
	13.750	1.3	
	13.800	0.9	
4	15.400	0.18	4
	15.450	1.9	
	15.500	3.4	
	15.550	5.7	
	15.600	6.3	
5	16.500	5.9	5
	16.550	4.3	
	16.560	3.4	
	16.565	1.2	
	16.570	0.2	

表 5 为 3 种模型对 5 组状态共 25 个数据的识别结果, 反映了本文提出的 GA-BP 神经网络识别的正确率比其他两种网络模型高。图 12 为数据校验中的细节, 反映了本文提出的 GA-BP 神经网络的误差较其他两种网络模型小。因此, 综合表 5 和图 12 可以直观地看出, 本文提出的 GA-BP 神经网络比 BP 神经网络和卷积神经网络的分类效果更好。

表 5 验证结果

Tab. 5 Validation results

模型	识别数量				
	1	2	3	4	5
BP	4	7	3	6	5
GA-BP	5	6	5	4	5
CNN	5	5	4	4	7

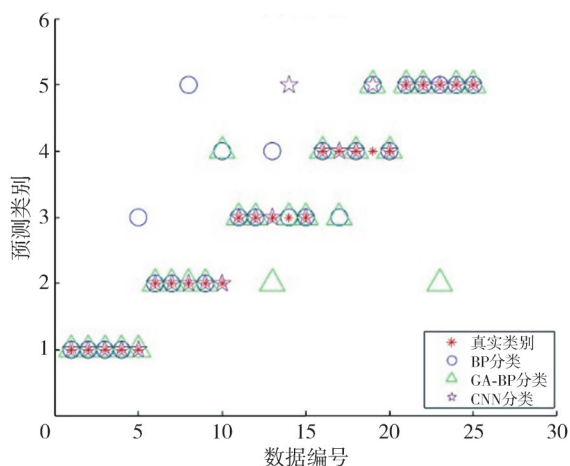


图 12 分类对比图

Fig 12 Classification comparison chart

5 结 论

本文利用改进的BP神经网络来判断高速信号的状态,得出以下结论:1)GA-BP神经网络对高速信号状态识别的正确率较BP神经网络提高了10%,较卷积神经网络提高了0.9%,进化速度更快;2)GA-BP神经网络的相关指标与BP神经网络、卷积神经网络相比更好,经Wilcoxon秩和检验,本文的模型较原有的BP神经网络、卷积神经网络更优,说明利用GA-BP神经网络进行状态识别的效果更好。

从识别结果来看,本文采用GA-BP神经网络对高速信号状态识别的目标效果与实际效果高度吻合。针对BP神经网络要求的数据量较大(通常为上万个)和高速信号的状态判断的输入特征量较少的结构特点,可采用其他的算法或对信号进行特征量提取扩大来继续优化以改善其性能。

参考文献:

- [1] 周涛. 弹载引控信号存储器的设计与实现[D]. 太原: 中北大学, 2015.
- [2] 赵子龙. 小型高速数据采集系统关键技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [3] 王海龙, 姚文. 具有状态识别特征的引信用电磁拨销器[J]. 航空工程进展, 2019, 10(3): 418-422.
WANG Hailong, YAO Wen. Electromagnetic actuator with state recognition feature used in fuze [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2019, 10(3): 418-422. (in Chinese)
- [4] 林浩宇. 基于GA的BP网络算法优化及应用[J]. 电视技术, 2022, 46(9): 42-46.
LIN Haoyu. Optimization and application of BP network algorithms based on GA [J]. Video Engineering, 2022, 46(9): 42-46. (in Chinese)
- [5] KONG Y, JIA L, ZHANG X. Research on voice mark recognition algorithms based on optimized BP neural network [C]// Advances in 3D Image and Graphics Representation, Analysis, Computing and Information Technology. Singapore: Springer, 2020: 157-164.
- [6] FU Z K, SHI C, WU M. Simulation of control strategy for swing speed of roadheader's cutting arm based on GA-BP network [J]. Journal of the China Coal Society, 2021, 46: 511-519.
- [7] 周杰, 张矿伟, 金龙奎. 基于GA-BP神经网络的电力系统负荷预测研究[J]. 科技创新与生产力, 2019 (10): 61-63.
ZHOU Jie, ZHANG Kuangwei, JIN Longkui. research on power system load forecasting based on GA-BP neural network [J]. Science and Technology Innovation and Productivity, 2019 (10): 61-63. (in Chinese)
- [8] 刘东, 李田泽, 刘开石, 等. GA-BP神经网络在光伏阵列故障检测中的应用研究[J]. 电源技术, 2021, 45 (3): 370-373.
LIU Dong, LI Tianze, LIU Kaishi, et al. Application research of GA-BP neural network in photovoltaic array fault detection [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(3): 370-373. (in Chinese)
- [9] 周挺, 程华, 张今朝. 基于GA-BP神经网络的气压伺服系统辨识研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(6): 42-46.
ZHOU Ting, CHENG Hua, ZHANG Jinchao. Research on identification of pneumatic servo system based on GA-BP neural network [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2021, 49(6): 42-46. (in Chinese)
- [10] 杨理践, 徐世文, 高松巍. 基于BP神经网络的有杆抽油系统故障智能判断[J]. 沈阳工业大学学报, 2004, 26(6): 667-669.
YANG Lijian, XU Shiwen, GAO Songwei. Fault intelligent diagnosis of pumping unit based on BP neural network [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2004, 26(6): 667-669. (in Chinese)
- [11] 杨庚. GA-BP神经网络在成矿预测中的应用[D]. 成都: 成都理工大学, 2021.
- [12] 邓葳. 遗传算法优化神经网络在供水管网中的应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2019.
- [13] 王兴桐, 邹宇, 喻彩云. 基于GA-BP神经网络的变压器绕组热点温度预测[J]. 电工材料, 2021(1):

- 27-29.
- WANG Xingtong, ZOU Yu, YU Caiyun. Prediction of transformer winding hot spot temperature prediction based on GA-BP neural network[J]. *Electrical Engineering Materials*, 2021(1): 27-29. (in Chinese)
- [14] 武晨晨, 苗霖, 祝佳楠, 等. 遗传算法优化BP神经网络的电能质量预测预警研究[J]. *电工电气*, 2021(9): 18-22.
- WU Chenchen, MIAO Ji, ZHU Jianan et al. Power quality prediction and warning based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. *Electrotechnics Electric*, 2021(9): 18-22. (in Chinese)
- [15] 孟雅滢, 熊永良, 郭红梅, 等. 基于改进遗传算法优化BP神经网络的单体建筑物震害评估方法[J]. *中国地震*, 2023, 39(4): 785-794.
- MENG Yatian, XIONG Yongliang, GUO Hongmei, et al. A single building seismic damage assessment method for individual buildings based on improved genetic algorithm optimized BP neural network [J] *China Earthquake*, 2023, 39(4): 785-794. (in Chinese)
- [16] 房芯如, 邢靖萱, 索郎措, 等. 基于遗传算法BP神经网络芒果成熟度判别模型的构建与优化[J]. *北方农业学报*, 2023, 51(5): 103-113.
- FANG Xinru, XING Jingxuan, Suo Langcuo, et al. Construction and optimization of BP neural network mango maturity discrimination model based on genetic algorithm[J]. *Journal of Northern Agriculture*, 2023, 51(5): 103-113. (in Chinese)
- [17] 滕涛, 王国军, 周伟胜, 等. GA-BP神经网络模型在岩爆烈度分类预测研究及应用[J]. *现代矿业*, 2023, 39(9): 278-281.
- TENG Tao, WANG Guojun, ZHOU Weisheng, et al. Research and application of classification prediction of rockburst intensity based on GA-BP neural network model[J]. *Modern Mining*, 2023, 39(9): 278-281. (in Chinese)
- [18] 顾聪聪. 基于遗传算法优化的BP神经网络机匣电加工故障诊断方法研究[D]. 盐城: 盐城工学院, 2023.
- [19] 邢雯雯. 基于GA-BP神经网络模型的排水管道系统健康状况评估[D]. 西安: 长安大学, 2021.
- [20] 吴凯枫, 张立新, 阚希, 等. 基于改进GA-BP神经网络的压力传感器校准方法[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(2): 38-44.
- WU Kaifeng, ZHANG Lixin, KAN Xi, et al. Pressure sensor calibration method based on improved GA-BP neural network [J] *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(2): 38-44. (in Chinese)
- [21] 谢永成, 李光升, 魏宁, 等. 基于GA-BP神经网络的装甲车辆电路板故障诊断[J]. *自动化与仪表*, 2022, 37(8): 97-101.
- XIE Yongcheng, LI Guangsheng, WEI Ning, et al. Fault diagnosis of armored vehicle circuit board based on GA-BP neural network[J]. *Automation and Instrumentation*, 2022, 37(8): 97-101. (in Chinese)