CN 51-1346/O4 ISSN 1003-501X (印刷版) ISSN 2094-4019 (网络版)

光电工程
Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊
Scopus CSCD

光电测量系统故障诊断中跟踪误差预测的CS-BP算法研究

马杰，吴志勇

引用本文:

马杰，吴志勇. 光电测量系统故障诊断中跟踪误差预测的CS-BP算法研究[J]. 光电工程，2022， **49**(8): 210455.

Ma J, Wu Z Y. Research on CS-BP algorithm of tracking error prediction in fault diagnosis of photoelectric measurement system[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, **49**(8): 210455.

https://doi.org/10.12086/oee.2022.210455

收稿日期: 2022-01-24; 修改日期: 2022-05-17

相关论文

RANSAC算法在空间目标光电跟踪中的应用研究
严灵杰，黄永梅，张涯辉，唐涛，夏运霞
光电工程 2019, **46**(11): 180540 doi: 10.12086/oee.2019.180540

基于误差的观测器在光电跟踪系统中的应用
徐田荣，阮勇，赵志强，王宗友，唐涛
光电工程 2020, **47**(11): 190713 doi: 10.12086/oee.2020.190713

基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈
夏文强，何秋农，段倩文，周翕，邓久强，毛耀
光电工程 2021, **48**(11): 210153 doi: 10.12086/oee.2021.210153

光电跟踪系统中精密控制技术研究进展
唐涛，马佳光，陈洪斌，付承毓，杨虎，任戈，杨文淑，亓波，曹雷，张孟伟，包启亮，谭毅，黄永梅，毛耀，王强
光电工程 2020, **47**(10): 200315 doi: 10.12086/oee.2020.200315

更多相关论文见光电期刊集群网站

OEE 光电工程 Opto-Electronic Engineering
http://cn.oejournal.org/oee

OE_Journal
Website

Opto-Electronic Engineering
光 电 工 程

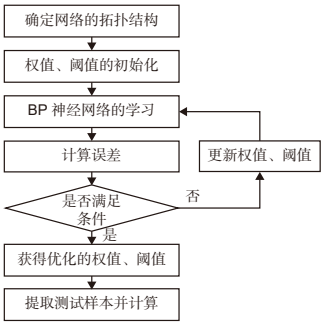
Article
2022 年, 第 49 卷, 第 8 期

DOI: 10.12086/oee.2022.210455

光电测量系统故障诊断中跟踪误差预测的 CS-BP 算法研究

马　杰[1,2]，吴志勇[1,2*]

[1] 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所，吉林 长春 130033；
[2] 中国科学院大学，北京 100049



摘要： 近年来，随着光电测量系统的数量与复杂度的日趋增长，其故障诊断的需求也不断增加。在光电测量系统的故障诊断中，跟踪误差的预测尤为重要。本文在 BP 神经网络的基础上利用布谷鸟算法进行了阈值及权值的优化，提出了一种 CS-BP 算法。利用光电测量系统的方位引导、俯仰引导、方位编码器、俯仰编码器和时间数据，对跟踪误差进行预测。与传统神经网络算法相比，该算法利用布谷鸟出色的寻找极值特点，解决了因初始阈值及权值设置不当给神经网络算法所带来的无法得到最优解的问题。实验结果表明，与传统 BP 神经网络、遗传算法优化的 BP 神经网络 (GA-BP) 对比， CS-BP 算法的迭代次数分别少 21 次和 60 次，且其预测平均相对误差分别低 4.85% 和 1.57%。因此，CS-BP 算法具有较快的收敛速度和较高的预测精度，适合应用在光电测量系统故障诊断中。

关键词： 光电测量系统；跟踪误差；故障诊断；BP 神经网络；布谷鸟算法

中图分类号： TP391.41　　**文献标志码：** A

马杰，吴志勇. 光电测量系统故障诊断中跟踪误差预测的 CS-BP 算法研究 [J]. 光电工程，2022，**49**(8): 210455
Ma J, Wu Z Y. Research on CS-BP algorithm of tracking error prediction in fault diagnosis of photoelectric measurement system[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, **49**(8): 210455

Research on CS-BP algorithm of tracking error prediction in fault diagnosis of photoelectric measurement system

Ma Jie[1,2], Wu Zhiyong[1,2*]

[1] Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;
[2] University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: In recent years, with the increasing number and complexity of photoelectric measurement systems, the demand for fault diagnosis is also increasing. In the fault diagnosis of the photoelectric measurement system, the prediction of its tracking error is particularly important. In this paper, we propose a BP neural network algorithm optimized by the Cuckoo algorithm (CS-BP). The tracking error can be predicted by using the azimuth guidance, pitch guidance, azimuth encoder, pitch encoder and time data of the optoelectronic measurement system. Compared with the traditional neural network algorithm, this algorithm uses the excellent characteristics of Cuckoo

收稿日期：2022-01-24；收到修改稿日期：2022-05-17
*通信作者：吴志勇，wuzy@ciomp.ac.cn。
版权所有©2022 中国科学院光电技术研究所

to find the extreme value, and solves the problem that the neural network algorithm cannot get the optimal solution due to the improper setting of the initial threshold and weight. The experimental results show that, the number of iterations with CS-BP is 21 and 60 less than the traditional BP neural network and the BP neural network optimized by the genetic algorithm (GA-BP), respectively. The relative errors are 4.85% and 1.57% lower, respectively. Therefore, the CS-BP algorithm has a faster convergence speed and higher prediction accuracy, and it is suitable for fault diagnosis of photoelectric measurement system.

Keywords: photoelectric measurement system; tracking errors; fault diagnosis; BP neural network; Cuckoo algorithm

1 引　言

近年来，典型的光电测量系统日趋复杂化。具有非线性、耦合性强、随机性等特点，由于规模庞大、结构复杂、相互关联以及其它因素的影响，各类故障难以避免。若能在故障发生之前，预测其故障发生的可能性并做好先期预案，对整个系统的安全性、可靠性和操作性十分必要。在光电测量系统的故障诊断中，对于其跟踪误差的预测尤为重要。

许多研究人员对卷积神经网络、贝叶斯网络、支持向量机、模糊神经网络等算法与故障诊断的结合做相关研究[1-5]。其中，反向传播 (back propagation，BP) 网络是一种经典的人工神经网络，它的特点是能够逼近任何连续非线性函数，通过训练后拥有强大的自我学习本领，进而实现对实际工程应用问题的数学建模。为了克服 BP 算法诸多劣势，不少研究人员提出了将其优化或与智能算法结合的方式，并且取得了很好的效果[6-8]。徐鹏等人将小网络集群思想应用在了 BP 神经网络的设计之中，并利用自适应算法对其进行了优化，从而提高了算法的诊断准确率[9]。郭林等人在文献 [10] 中提出了一种应用了 ResNet 残差网络模块以及支持向量机的 BP 神经网络算法，并将其应用到了变压器故障的诊断中。在文献 [11] 中，作者在传统布谷鸟算法基础上，提出了文化基因布谷鸟算法，并将其与 BP 神经网络相结合，进而获得了较高的故障诊断准确率。乔维德则将蛙跳算法以及粒子群算法应用到了 BP 神经网络之中以对滚动轴承进行高精度故障诊断[12]。

从以上的研究中我们不难看出，引入智能算法能够在一定程度上弥补 BP 神经网络工作时的缺陷，布谷鸟算法就是其中一种，它是由 Yang 等于 2009 年提出的一种新兴生物启发算法[13]。布谷鸟算法通过模拟某些种属大的布谷鸟的寄生育雏习性，能够有效地求解最优化问题。在布谷鸟算法中引入列维飞行来刻画布谷鸟的觅食动态，使算法探索解空间的性能更高，并能灵活地跳出局部极值[14-17]。

光电测量系统的跟踪架多为地平式结构，其跟踪误差的主要来源有跟踪算法误差、系统轴系误差以及光电编码器测量误差等。本文针对光电测量系统故障诊断中的跟踪误差预测问题，提出一种基于布谷鸟算法的优化 BP 神经网络 (CS-BP) 的跟踪误差预测算法。以光电测量系统的方位引导、俯仰引导、方位编码器、俯仰编码器和时间作为输入量，跟踪方位、俯仰误差作为输出变量，对 CS-BP 模型进行训练，随后，把实际数据与训练后的输出数据对比，以验证算法的有效性。

2 基于 BP 神经网络的光电测量系统故障诊断

BP 神经网络，是一种典型的多层前馈型 (通常为三层) 的人工神经网络。光电测量系统 BP 神经网络结构包含典型的输入层、隐含层和输出层，相邻层节点之间由权值连接，但各层内的节点之间相互独立。应用于光电测量系统的 BP 神经网络结构如图 1 表示。其中，方位引导值A'、俯仰引导值E'、方位编码器值A、俯仰编码器值E和时间T为 5 个输入层神经元，方位跟踪误差ΔA和俯仰跟踪误差ΔE作为输出层结果。三层之间顺序相连，但每层的节点相互独立。

依据光电测量设备参数特点，隐含层的节点数量基于以下经验公式进行选取：

$$j=\sqrt{n_1+n_2}+a\,, \tag{1}$$

式中：j代表隐含层的节点数，n_1和n_2分别代表输入层、输出层的节点数，a为常数。依据光电测量设备数据特征和仿真实验，取a为 5。则由图 1，可计算出 BP 神经网络隐含层节点数为 8。

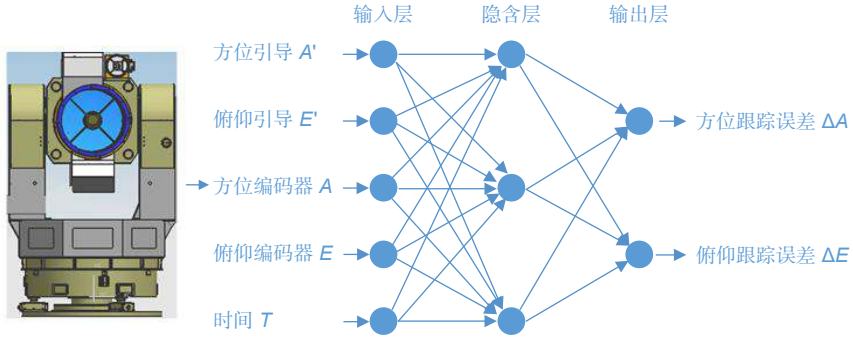


图 1 光电测量系统 BP 神经网络故障诊断模型图

Fig. 1 BP neural network fault diagnosis model diagram of photoelectric measurement system

设 BP 神经网络输入层第i个节点的输出为x_i，隐含层第j个节点的输出为y_j，则输出层第k个节点的输出公式如下：

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^{s}\omega_{jk}y_j + b_k\right), \tag{2}$$

其中：$k = 1,2,\cdots,s$；ω_{jk}为权值；b_k为阈值。网络的计算误差首先反馈到隐含层，并调整输出层与隐含层之间的权值和阈值。

由图 1 及以上可知，BP 神经网络完整算法流程如下所示。

Step1： 确定网络拓扑结构及相关参数的初始化。

Step2：进行 BP 神经网络的学习，信息由输入层经隐含层传递到输出层，经输出层计算后输出该过程网络的实际输出。

Step3：计算网络数据实际输出与样本数据期望输出之间的误差，并依据得到的误差信息反向传播到输入层，同时调整各层之间的权值、阈值。

Step4：循环 Step2 和 Step3 两个过程，逐步降低计算误差，直到误差达到设定的目标误差或循环迭代次数达到设定的最大次数。

Step5：获取到最优的权值、阈值。

Step6：提取检测样本的输入信息，由获取到的最优的权值、阈值，便可计算出测试样本的预测输出。

其算法流程图如图 2 所示。

由图 2 可以得知，BP 神经网络具有良好的非线性映射能力。然而 BP 神经网络算法依然被视为是局部优化的搜索算法，尤其是初始 BP 神经网络的权值和阈值的设置不当，很有可能会使整个网络陷入局部极值的陷阱。因此可以采用与其它智能算法联动结合的方式进行修正完善。在这方面应用较多的是借助一些智能算法来优化 BP 神经网络的初始的权值和阈值。

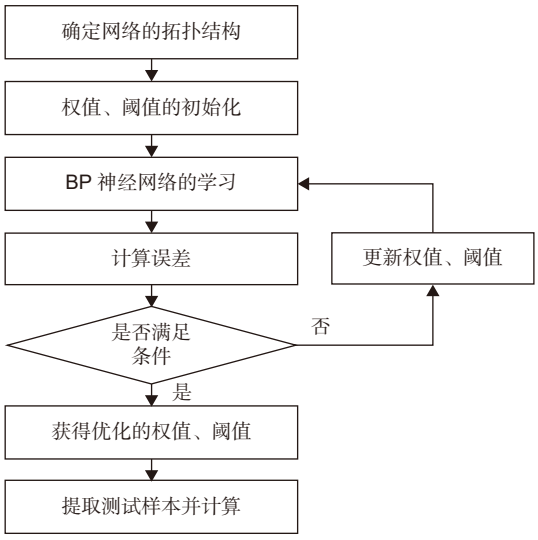


图 2 BP 神经网络算法流程图

Fig. 2 Flow chart of BP neural network algorithm

3 CS-BP 神经网络算法

3.1 布谷鸟算法

布谷鸟算法的目标是寻找最优值。通过仿照布谷鸟寻找宿主鸟巢下蛋的行为，并依据鸟类的飞行特征，可以求得最优解。由于列维 (Lévy) 飞行准确地描述了鸟类觅食飞行运动，因此布谷鸟算法引入了列维飞行模式。

在布谷鸟进行搜寻时，其活动方式由较长时间的小范围搜索和较低频率的长距离移动组合而成，即列维飞行中大概率落在值比较小的地方，而小概率落

在值比较大的地方，且其飞行方向服从于均匀概率分布，飞行距离则服从于幂律分布。列维飞行的步长公式[18]为

$$s=\frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, \tag{3}$$

其中：β为常数。u、v均服从正态分布，即：

$$\begin{aligned} &u\sim N\left(0,\delta_u^2\right),\\ &v\sim N\left(0,\delta_v^2\right),\\ &\delta_u=\left\{\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]\beta\times 2^{(\beta-1)/2}}\right\}^{\frac{1}{\beta}},\\ &\delta_v=1, \end{aligned} \tag{4}$$

其中：$0<\beta\leqslant 2$，Γ为标准的 Gamma 函数。

为了更好地对布谷鸟的生育习性进行数学建模，Yang 等人设置了以下假设规则：

(a) 每只布谷鸟每次在一个其他鸟巢中，只下一个鸟蛋，且其选择的鸟巢是随机的。

(b) 具有优质蛋的最佳巢会被传递保留到下一代。

(c) 可选择的寄宿巢数量是有限的，设置为n，外来布谷鸟的蛋被宿主鸟识破的概率是p_a，其中$p_a\in[0,1]$。布谷鸟搜索算法的数学模型可以描述有n个鸟巢的p_a值被替代，被选择替代的鸟巢和布谷鸟蛋被视为解。通过列维飞行公式，更新寻找最佳位置即最优解。公式如下：

$$x_i^{(t+1)}=x_i^{(t)}+\alpha\oplus L(\lambda), \tag{5}$$

其中：$x_i^{(t)}$和$x_i^{(t+1)}$表示第t次和其下一次迭代时的第i个解；α为步长信息且$\alpha>0$；$L(\lambda)$为服从列维分布的随机搜索路径，$\oplus$表示点对点乘法；化简后为

$$L(\lambda)=0.01*\frac{u}{|v|^{1/\beta}}*\left(x_i^{(t)}-x_b^{(t)}\right), \tag{6}$$

式中：$x_i^{(t)}$是第t次迭代时布谷鸟寻找的最优宿主鸟巢即最佳解，u和v严格符合正态分布。经过若干次迭代后，将随机数$r\in[0,1]$与p_a进行对比，其中r符合均匀分布。如果$r<p_a$，则改变$x_i^{(t+1)}$，反之不变。最终，通过比较得到适应度值最优的所对应的宿主鸟巢位置，标记为$x_i^{(t+1)}$。以上过程，在布谷鸟算法对应的公式为

$$x_i^{(t+1)}=\begin{cases} x_i^{(t)}+r\left(x_i^j-x_i^k\right) & r<p_a\\ x_i^{(t)} & \text{other}\end{cases}, \tag{7}$$

其中：r为 [0,1] 之间的随机数，x_i^j和x_i^k为第i代所有鸟巢中任意两个鸟巢的位置。

3.2 CS-BP 神经网络算法

CS-BP 算法适合处理数值型的数据，由于光电测量系统所记录的数据符合应用要求。因此，本文采用布谷鸟搜索算法，对 BP 神经网络的初始权值和阈值优化，得到最优的权值和阈值组合，进而得到最优的 CS-BP 神经网络结构。

由于布谷鸟算法的搜索方式是采用列维飞行模式，可以避免布谷鸟一直在同一地方反复搜寻。这样的搜索方式不仅可以有效地扩大搜索范围，还可以避免陷入局部最优点。鉴于其出色的全局搜索能力，CS 算法已经被应用于多种工程优化问题。另外不同于粒子群等其他搜索算法需要初始设置许多参数，因此，CS-BP 算法更适用于光电测量系统的状态数据预测。此外，CS-BP 算法具有较强的自适应以及自学习能力，无需额外施加人为干预就可以获取较为可靠的结果，因此常被用于大型系统的诊断以及参数预测等场景。

布谷鸟搜索算法优化 BP 网络由布谷鸟算法和 BP 算法两部分组成。布谷鸟算法部分通过优化 BP 神经网络初始权值和阈值，求得其最优解。然后使用优化后的 BP 神经网络权值和阈值，训练神经网络，算法流程图如图 3。

算法具体流程如下所示。

第一步：设置目标函数$f(x),x=(x_1,x_2,\cdots,x_d)^{\mathrm{T}}$，建立一个包含$n$个鸟巢的集合$x_i(i=1,2,\cdots,n)$，设置种群规模为$n$，外来布谷鸟的蛋被宿主鸟识破的概率为$p_a$，最大的迭代次数为$t$；

第二步：求得本代中所有宿主鸟巢对应的适应度函数即鸟巢位置f，计算得当前代的最优解$f(\min)$；

第三步：保留上一代的最佳解，并根据式 (7) 对其他宿主鸟巢位置进行求解，比较新解得适应度和上一代解得适应度值，选取更优的作为当前的最佳鸟巢位置$f(\mathrm{new})$；

第四步：生成随机数$r\in[0,1]$，与$p_a=0.6$进行对比，如果$r>p_a$，则改变$x_i^{(t+1)}$，反之不变。然后对变化后的鸟巢再次求解鸟巢位置，与上一代最佳鸟巢位置进行比较，选择出测试值较好的一组鸟巢作为当代的所有鸟巢位置的最优值，记为pb_t；

第五步：将$f(pb_t)$与$f(\min)$对比判断是否更优，如果为最优解，进行下一步；否则，返回到第三步；

第六步：由全局最佳位置对应的参数，作为优化后的 BP 神经网络所对应的权值和阈值，进行神经网络训练后，满足条件后，输出得到预测结果。

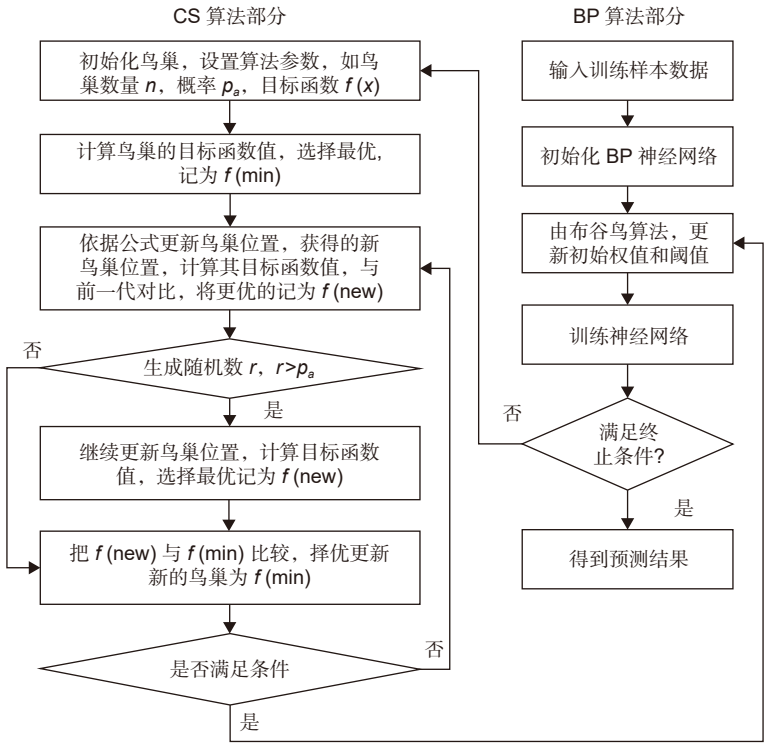


图 3 CS-BP 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of CS-BP algorithm

4 实验结果与分析

光电测量系统主要应用于目标轨迹测量和实况景象获取等领域。跟踪误差是指引导数据与编码器数据的差值。平均相对误差可评估光电测量系统跟踪误差稳定程度，通过分析跟踪误差稳定程度来判断光电测量系统健康状态，可较好地分析数据进而评估系统的健康状态，为下一步故障分类奠定基础。

因此选择平均相对误差 M 作为衡量预测模型好坏的标准，计算式如下：

$$M=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_k-d_k|}{d_k}\times 100\%\,, \tag{8}$$

式中：y_k和d_k为评估模型的输出值和期望输出值，n为测试样本集。

以某型光电测量设备系统中的参数为实验数据，选取方位引导值A'、俯仰引导值E'、方位编码器值A、俯仰编码器值E和时间T为5个输入参数，方位跟踪误差ΔA和俯仰跟踪误差ΔE作为输出参数。选择 sigmoid 函数 δ 作为 BP 神经网络的激活函数，如下所示：

$$\delta(z)=1+\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-1}}\,. \tag{9}$$

布谷鸟算法的目标函数与 BP 神经网络的损失度函数公式如下：

$$E_t=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_{t,i}-y_{t,i})^2}\,, \tag{10}$$

其中：$y(x)=\sum_{i=1}^{n}(\omega_i x_i+\varepsilon_i)$，$\omega_i$为第$i$个因素的权重，$\varepsilon_i$为第$i$个因素的阈值。

由于光电测量系统中输入参数引导值、编码器值、时间和输出参数跟踪误差的单位不一致，需要进行数据的无量纲处理，本文采用如下的归一化公式：

$$x'=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}\,, \tag{11}$$

其中：$x_{\max}$和$x_{\min}$表示训练样本数据的最大和最小值。

本文使用 Matlab 软件的神经网络工具箱实现所提出的 CS-BP 模型。CS-BP 模型包括布谷鸟搜索最优权值、阈值部分和 BP 神经网络模型两部分。设置布谷鸟种群规模$n=100$，设定外来布谷鸟的蛋被宿主鸟识破的概率$p_a=0.6$，最大迭代代数$t=100$; 选取光电测量系统的方位引导值A'、俯仰引导值E'、方位编码器值A、俯仰编码器值E和时间T为5个输入参数，方位跟踪误差ΔA和俯仰跟踪误差ΔE作为输出参

数。隐含层激活函数选择标准的 sigmoid 函数。图 4 表示布谷鸟算法在寻找最优鸟巢位置时的适应度值变化曲线。

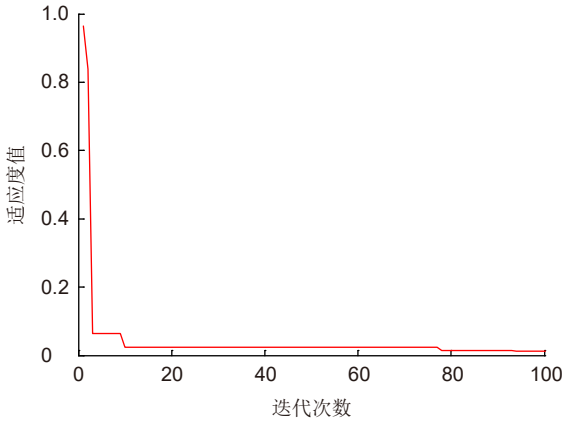


图 4 CS-BP 神经网络适应度值变化曲线

Fig. 4 CS-BP neural network fitness value change curve

从图 4 可知，经过 10 次迭代，CS-BP 神经网络的适应度就达到最优。说明布谷鸟算法具有较优的收敛性的特点，在寻找全局最优值上所消耗的时间较少，有利于对 BP 神经网络进行优化。

借助于 Matlab 软件中的神经网络工具箱，采用遗传算法 (genetic algorithm，GA) 优化 BP 神经网络，形成 GA-BP 算法[19]。将本文提出的 CS-BP 算法和基于 BP 神经网络的方法、GA-BP 算法所需的迭代次数进行比对：当 CS-BP、BP 和 GA-BP 训练完成时，所需的迭代次数分别为 10 次、31 次和 70 次。从结果可知，CS-BP 神经网络的迭代次数较之 BP、GA-BP，分别少 21 次和 60 次。由此可知，CS-BP 算法的收敛速度更快。

在 Matlab 软件完成三种模型训练后，分别选取 100 组测试样本数据输入到神经网络的输入部分，将输出的方位、俯仰跟踪误差预测值与实际值进行比较，其结果如图 5~7 所示。

图 5 给出了 BP 神经网络预测相对误差。可以看出，BP 神经网络的预测相对误差较大，个别样本的误差超出工程设定的可接受范围。

图 6 给出了 GA-BP 神经网络预测相对误差。可以看出，相比 BP 神经网络，GA-BP 神经网络的预测相对误差较小，但是仍有一些样本的误差较大。

图 7 给出了 CS-BP 神经网络预测相对误差。可以看出，与 BP 和 GA-BP 神经网络相比，CS-BP 神经网络的输出预测误差更小。表明 CS-BP 的预测误差精度更高。

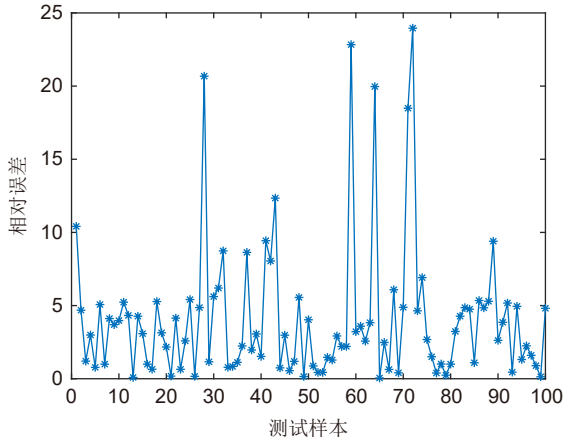


图 5 BP 神经网络预测相对误差

Fig. 5 Relative error of BP neural network prediction

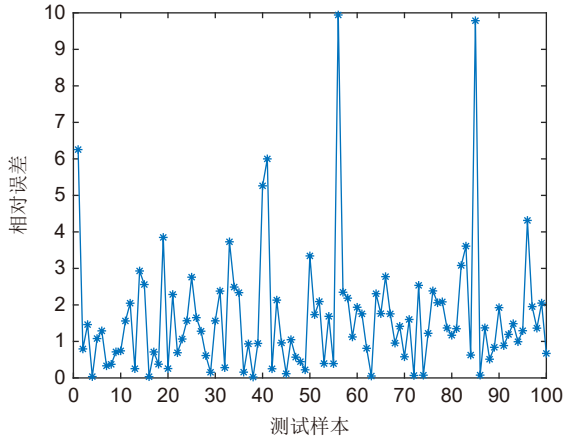


图 6 GA-BP 神经网络预测相对误差

Fig. 6 Relative error of GA-BP neural network prediction

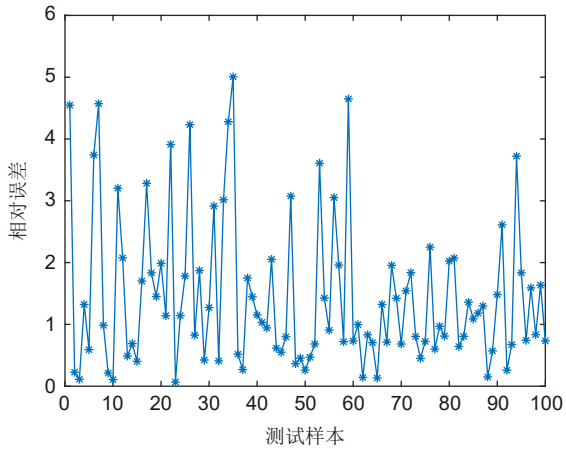


图 7 CS-BP 神经网络预测平均相对误差

Fig. 7 Relative error of CS-BP neural network prediction

经计算得到 BP、GA-BP 和 CS-BP 三种方法预测平均相对误差分别为 8.81%、5.53% 和 3.96%。CS-BP 平均误差比 BP 和 GA-BP 分别低 4.85% 和 1.57%，说

明 CS-BP 算法准确度较好，能够更加精准地描述光电测量系统的方位和俯仰跟踪误差。结果如表 1 所示。

表 1 CS-BP 、GA-BP 和 BP 三种算法实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of three algorithms: CS-BP, GA-BP and BP

算法类别	迭代次数	平均相对误差/%
BP	70	8.81
GA-BP	31	5.53
CS-BP	10	3.96

综上所述，由表 1 可知，CS-BP 比 BP 和 GA-BP 具有更少的迭代次数、更快的收敛速度和更高的预测准确度，更适合应用于光电测量系统故障诊断中。

除了本文所提出的 CS-BP 算法以外，常用的全局优化的 BP 神经网络算法还有 PSO-BP 算法。PSO-BP 算法的平均相对误差为 5.44%，实验仿真结果图如图 8 所示。

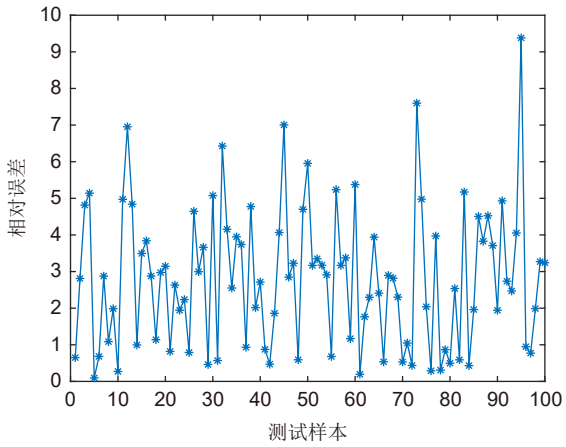


图 8 PSO-BP 神经网络预测相对误差

Fig. 8 Relative error of PSO-BP neural network prediction

通过仿真对比，本文所提出的 CS-BP 算法仅需 10 次迭代输出结果便可达到收敛状态。其平均相对误差仅为 3.96%。与 PSO-BP 算法相比，CS-BP 的收敛迭代次数仅约为其 1/3，而平均相对误差则降低了约 40%。因此，CS-BP 算法拥有较大优势。

5 结 论

本文针对光电测量系统的跟踪误差预测问题，提出了一种 CS-BP 跟踪误差预测算法。该算法利用方位、俯仰、时间等数据，对系统的跟踪误差进行预测。与传统的 BP 神经网络算法相比，有效避免了阈值及权值易陷入局部最优解的问题。本文利用某型光电测量系统的实测数据对该算法进行了仿真实验验证。通过分析实验结果说明，与传统 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络比较，该算法具有更快的收敛速度、更强的逼近能力以及更高的评估精度。因此，该算法对于光电测量系统故障诊断技术研究具有一定的借鉴意义。

利益冲突: 所有作者声明无利益冲突

参考文献

[1] Dong J Y, Pang J Y, Peng Y, et al. Spacecraft telemetry data anomaly detection method based on ensemble LSTM[J]. *Chin J Sci Instrument*, 2019, **40**(7): 22−29.
董静怡, 庞景月, 彭宇, 等. 集成LSTM的航天器遥测数据异常检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, **40**(7): 22−29.

[2] Zhang H F, Jiang J, Zhang X Y, et al. Novel anomaly detection method for satellite power system[J]. *J Astronaut*, 2019, **40**(12): 1468−1477.
张怀峰, 江婧, 张香燕, 等. 面向卫星电源系统的一种新颖异常检测方法[J]. 宇航学报, 2019, **40**(12): 1468−1477.

[3] Wang C L, Zhao Q, Qin X L, et al. Life prediction method of lithium battery based on improved relevance vector machine[J]. *J Beijing Univ Aeronaut Astronaut*, 2018, **44**(9): 1998−2003.
王春雷, 赵琦, 秦孝丽, 等. 基于改进相关向量机的锂电池寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, **44**(9): 1998−2003.

[4] Sparthan T, Nzie W, Sohfotsing B, et al. A valorized scheme for failure prediction using ANFIS: application to train track breaking system[J]. *Open J Appl Sci*, 2020, **10**(11): 732−757.

[5] Meyes R, Donauer J, Schmeing A, et al. A recurrent neural network architecture for failure prediction in deep drawing sensory time series data[J]. *Procedia Manuf*, 2019, **34**: 789−797.

[6] Shao H D, Jiang H K, Zhao H W, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2017, **95**: 187−204.

[7] Zhang X Y, Shi D X, Zhang J, et al. Transient voltage stability assessment of power system integrated with wind power based on CPSO-BP neural network[J]. *Smart Power*, 2021, **49**(10): 38−44.
张晓英, 史冬雪, 张琎, 等. 基于CPSO-BP神经网络的风电并网暂态电压稳定评估[J]. 智慧电力, 2021, **49**(10): 38−44.

[8] Li X L, Wang Q F. Research on fault monitoring system of belt conveyor based on GA-BP neural network[J]. *Coal Technol*, 2021, **40**(12): 222−224.
李晓丽, 王庆福. 基于GA-BP神经网络的带式输送机故障监测系统研究[J]. 煤炭技术, 2021, **40**(12): 222−224.

[9] Xu P, Yang H Y, Cheng N, et al. Fault diagnosis of ship power system based on optimized BP neural network[J]. *Chin J Ship Res*, 2021, **16**(S1): 106−113.
徐鹏, 杨海燕, 程宁, 等. 基于优化BP神经网络的船舶动力系统故障诊断[J]. 中国舰船研究, 2021, **16**(S1): 106−113.

[10] Guo L, Tang J, Tang L Z, et al. A method of transformer fault diagnosis based on improved BP neural network[J]. *Control Inf Technol*, 2021(5): 71−77.
郭林, 唐晶, 唐黎哲, 等. 一种基于改进BP神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 控制与信息技术, 2021(5): 71−77.

[11] Li X Z, Chen Z J, Fan X C, et al. Fault diagnosis of transformer based on BP neural network and ACS-SA[J]. *High Voltage Appar*, 2018, **54**(2): 134−139,146.

李笑竹, 陈志军, 樊小朝, 等. 基于ACS-SA文化基因算法的BP神经网络变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2018, **54**(2): 134−139,146.

[12] Qiao W D. Rolling bearing fault diagnosis using optimized BP neural network by particle swarm optimization-leapfrog algorithm[J]. *J Xiamen Univ Technol*, 2021, **29**(5): 8−13.
乔维德. 基于粒子群-蛙跳算法优化BP神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 厦门理工学院学报, 2021, **29**(5): 8−13.

[13] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Lévy flights[C]// *Proceedings of 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing*, Coimbatore, 2009: 210–214.

[14] Dong C J, Liu Y, Peng Y. Improved cuckoo search algorithm applied to multi-objective optimization of crowd evacuation[J]. *J Syst Simul*, 2016, **28**(5): 1063−1069.
董崇杰, 刘毅, 彭勇. 改进布谷鸟算法在人群疏散多目标优化中的应用[J]. 系统仿真学报, 2016, **28**(5): 1063−1069.

[15] Yang H H, Wang K, Li L Q, et al. K-means clustering algorithm based on adaptive cuckoo search and its application[J]. *J Comput Appl*, 2016, **36**(8): 2066−2070.
杨辉华, 王克, 李灵巧, 等. 基于自适应布谷鸟搜索算法的K-means聚类算法及其应用[J]. 计算机应用, 2016, **36**(8): 2066−2070.

[16] Li D S, Gao Y, Yong A X. Jamming resource allocation via improved discrete cuckoo search algorithm[J]. *J Electron Inf Technol*, 2016, **38**(4): 899−905.
李东生, 高杨, 雍爱霞. 基于改进离散布谷鸟算法的干扰资源分配研究[J]. 电子与信息学报, 2016, **38**(4): 899−905.

[17] Wang F, He X S, Wang Y. Markov model and convergence analysis based on cuckoo search algorithm[J]. *Comput Eng*, 2012, **38**(11): 180−182,185.
王凡, 贺兴时, 王燕, 等. 基于CS算法的Markov模型及收敛性分析[J]. 计算机工程, 2012, **38**(11): 180−182,185.

[18] Tian Y C. Application of cuckoo search neural network in the pumping units' fault diagnosis[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2016.
田野岑. 基于布谷鸟搜索算法的神经网络在抽油机故障诊断中的应用[D]. 大庆: 东北石油大学, 2016.

[19] Yang L, Wang J L, Li S N, et al. Prediction of rolling bearing degradation trend by GA-BP algorithm[J]. *Meas Control Technol*, 2021, **40**(11): 131−137.
杨乐, 王景霖, 李胜男, 等. GA-BP算法预测滚动轴承退化趋势[J]. 测控技术, 2021, **40**(11): 131−137.

作者简介

马杰 (1992-)，男，汉族，河北邯郸人，2014年毕业于中国科学技术大学，获得学士学位，2014至今于长春光机所攻读博士学位，主要从事光电测量设备故障诊断与健康管理方面的研究。

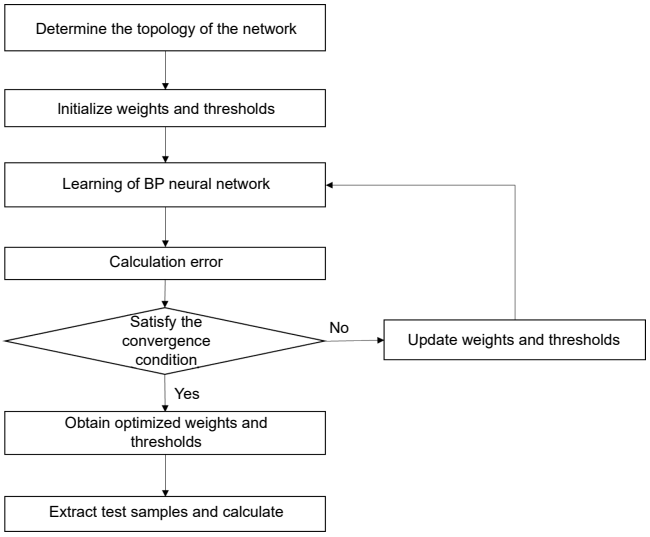
E-mail: majie14@mails.ucas.ac.cn

【通信作者】吴志勇 (1965-)，男，汉族，内蒙古通辽人，研究员，博士生导师，参加省部级课题及国防科研重点工程项目多项，发表学术论文数十篇。荣获总装备部军队科技进步三等奖一项，专利多项。主要研究方向为光电测控总体技术和光通信技术。

E-mail: wuzy@ciomp.ac.cn

Research on CS-BP algorithm of tracking error prediction in fault diagnosis of photoelectric measurement system

Ma Jie[1,2], Wu Zhiyong[1,2*]



Flow chart of CS-BP algorithm

Overview: In recent years, the number of new photoelectric measurement equipment has increased rapidly, the composition has become more and more complex, the accuracy has gradually improved, and the functions have become more comprehensive. During the normal life cycle of large-scale optoelectronic measurement equipment, engineers seek to maintain the performance of the equipment with the lowest possible cost and as few personnels as possible, so the demand for research on failure prediction and diagnosis technology is increasing. The traditional on-site manual diagnosis and maintenance method requires a lot of manpower and material resources, and it takes a long time to complete a test and diagnosis. The accuracy of the diagnosis is very dependent on the familiarity and experience of the operator. Once a fault occurs, it is difficult to quantify the time for positioning and troubleshooting, which affects the combat effectiveness of the equipment. In fact, major faults that affect the performance of equipment are generally easy to repair in the early stage, but often due to incomplete detection and diagnosis methods, they cannot be detected or cannot be detected on-site in time, resulting in major faults accumulated over time. In the fault diagnosis of photoelectric measurement system, the prediction of tracking error is particularly important. CS-BP algorithm has strong self-adaptive and self-learning ability, and can obtain more reliable results without additional human intervention, so it is often used for fault diagnosis and parameter prediction of large-scale systems. Based on the BP neural network, this article uses the cuckoo algorithm to optimize the threshold and weight, and proposes a CS-BP algorithm. This essay uses the azimuth guidance, pitch guidance, azimuth encoder, pitch encoder and time data of the photoelectric measurement system to predict the tracking error. Compared with the traditional neural network algorithm, the algorithm utilizes the cuckoo's excellent feature of finding extreme values, and solves the problem that the neural network algorithm cannot obtain the optimal solution due to improper initial threshold and weight settings. The experimental results show that compared with the traditional BP neural network and the BP neural network optimized by the genetic algorithm (GA-BP), the number of iterations of the CS-BP algorithm is 21 and 60 times less, and the average relative error of the prediction is 4.85% and 1.57% lower, respectively. Therefore, CS-BP algorithm has a faster convergence speed and higher prediction accuracy, and is suitable for application in fault diagnosis of optoelectronic measurement systems.

Ma J, Wu Z Y. Research on CS-BP algorithm of tracking error prediction in fault diagnosis of photoelectric measurement system[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, **49**(8): 210455; DOI: 10.12086/oee.2022.210455

[1]Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China; [2]University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

* E-mail: wuzy@ciomp.ac.cn