



火炮发射与控制学报  
*Journal of Gun Launch & Control*  
ISSN 1673-6524, CN 61-1280/TJ

## 《火炮发射与控制学报》网络首发论文

题目：一种基于 ISSA-BP 神经网络的火控系统故障预测方法  
作者：孟新冉，李英顺，王德彪，杨松  
DOI：10.19323/j.issn.1673-6524.202404006  
收稿日期：2024-04-08  
网络首发日期：2024-07-31  
引用格式：孟新冉，李英顺，王德彪，杨松. 一种基于 ISSA-BP 神经网络的火控系统故障预测方法[J/OL]. 火炮发射与控制学报.  
<https://doi.org/10.19323/j.issn.1673-6524.202404006>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.19323/j.issn.1673-6524.202404006

# 一种基于ISSA-BP神经网络的火控系统故障 预测方法

孟新冉<sup>1</sup>, 李英顺<sup>2</sup>, 王德彪<sup>3</sup>, 杨松<sup>1</sup>

(1.沈阳工业大学 化工过程自动化学院, 辽宁 沈阳 111003; 2.大连理工大学 控制科学与工程, 辽宁 大连 116200;  
3.沈阳顺义科技股份有限公司, 辽宁 沈阳 110000)

**摘要:** 陀螺仪组能够产生高低方向和水平方向上的稳定和瞄准信号, 同时也能够为系统提供火炮更新位置之后的驱动信号, 在整个火控系统中发挥着非常关键的作用, 因此对陀螺仪组的故障预测非常重要。为了提高预测准确性, 提出一种融合正余弦算法和Levy飞行改进麻雀算法 (ISSA) 优化BP神经网络的预测方法。首先, 利用Circle混沌映射初始化种群; 然后, 在发现者位置更新时, 引入非线性动态学习因子以及融合正余弦的思想; 最后, 在追随者更新位置时, 引入Levy飞行策略, 建立ISSA-BP故障预测模型。为了验证模型预测的精度, 同时与BP模型、PSO-BP模型、GWO-BP模型、SSA-BP模型进行实验对比, 实验结果显示, ISSA-BP模型比其他4种模型预测精度更高。

**关键词:** Circle混沌映射; 故障预测; 火控系统; BP神经网络; 麻雀搜索算法  
**中图分类号:** TJ811+.2 **文献标识码:** A

## A Fault Prediction Method for Fire Control System Based on ISSA-BP Neural Network

MENG Xinran<sup>1</sup>, LI Yingshun<sup>2</sup>, WANG Debiao<sup>3</sup>, YANG Song<sup>1</sup>

(1.School of Chemical Process Automation, Shenyang University of Technology, Shenyang 111003, Liaoning, China; 2. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116200, Liaoning, China; 3. Shenyang Shunyi Technology Co.,Ltd, Shenyang 110000, Liaoning, China)

**Abstract:** The gyroscope group is capable of generating stability and aiming signals in the high and low directions and horizontal directions. Additionally, it provides the system with the driving signal following updates to the gun position, which plays a pivotal role in the overall fire control system. Consequently, the failure prediction of the gyroscope group is of paramount importance. In order to enhance the precision of the prediction, a methodology integrating the Sine Cosine Algorithm and the Levy Flight Improved Sparrow Algorithm (ISSA) was developed to refine the BP neural network. Initially, the Circle chaotic map is employed to initialize the population. Subsequently, the nonlinear dynamic learning factor and the concept of fusing the sine and cosine are introduced when the finder's position is updated. Finally, the Levy flight strategy is introduced when the follower updates the position. A fault prediction model based on the ISSA-BP was constructed. In order to verify the accuracy of the model prediction, the experimental results demonstrated that the ISSA-BP model exhibited superior prediction accuracy compared to the other four models.

**Key words:** Circle chaos mapping; failure prediction; fire control system; BP neural network; sparrow search algorithm

火控系统作为装甲车辆的重要组成部分, 是整个武器控制系统的核心, 担负着瞄准及稳定火炮的重任, 其性能的高低对武器系统能否正常使用起着决定性作用<sup>[1]</sup>。陀螺仪组作为火控系统中的一个核心部件, 其健康状况对火炮瞄准信号的精准度密切相关。但由于陀螺仪组结构复杂, 采集其故障数据比较困难, 因此, 建立高效、精准的预测模型对陀螺仪组进行故障预测至关重要。故障预测是故障预

测和健康管理 (Prognostics Health Management, PHM) 的一个重要环节, 其目的在于根据现在的或者历史的性能状态预测性的诊断部件或者系统的健康状态包括设备的健康度或剩余使用寿命<sup>[2]</sup>。因此, 预测结果的准确性将直接影响装甲车辆的作战能力。

目前, 国内外学者在故障预测领域进行了深入研究, 文献<sup>[3]</sup>采用深度迁移和自适应加权的方法实

收稿日期: 2024-04-08

基金项目: 辽宁省重点科技计划 (2022JH1/10400007)

作者简介: 孟新冉 (1999 —), 男, 硕士研究生。

通信作者: 李英顺 (1971 —), 女, 博士, 教授。

现了对滚动轴承的故障诊断。文献<sup>[4]</sup>通过对轴承信号的特征提取并且采用蝗虫优化算法优化长短时记忆网络，证明了Bi-LSTM对轴承故障预测的可行性。文献<sup>[5]</sup>提出了粒子群优化随机森林（PSO-RF）的FRP筋与混凝土间粘结强度预测模型，结果显示，PSO-RF模型的R<sup>2</sup>和MAE值分别提高了141.9%和81.3%。文献<sup>[6]</sup>提出一种改进鲸鱼算法优化门控循环单元电压预测的方法实现了对燃料电池的老化趋势以及剩余寿命的预测。与其他智能优化算法相比，麻雀搜索算法（Sparrow Search Algorithm, SSA）具有非常优秀的寻优能力，但是，随着迭代的进行，该算法陷入局部最优的风险变大，搜索能力明显下降<sup>[7]</sup>。

为了建立高效，精确的故障预测模型。本文提出一种改进的麻雀搜索算法（ISSA）与BP神经网络相结合，构建出ISSA-BP预测模型，克服了传统BP神经网络存在预测精度低且收敛速度慢等问题。笔者以火控系统中的陀螺仪组为例，验证了ISSA-BP方法的有效性。

## 1 算法设计

### 1.1 BP 神经网络

BP（Back Propagation）神经网络是根据反馈的误差信号进行自我训练的多层前馈网络<sup>[8]</sup>。它的基本原理是基于梯度下降法，利用梯度搜索技术，以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小。该模型的特点是输入的正向传播与误差的反向传播。正向传播时，隐含层根据输入信号选取合适的权值，再经过输出层得到输出值。若预测值与真实值之间的误差比期望值大，误差信号则会反向传播，根据误差调整权值和阈值，直到获得最优权值和阈值，从而构建最佳预测模型。

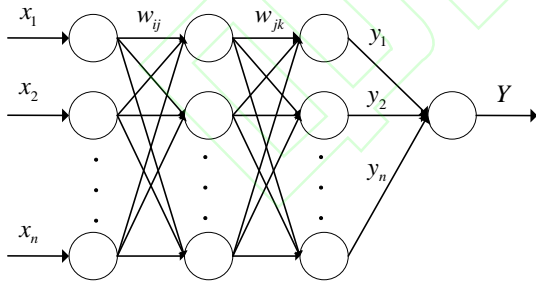


图1 BP神经网络结构图

网络隐含层个数  $S$  可以根据输入层层数和输出层层数得出：

$$S = \sqrt{N + M} + a \quad (1)$$

式中： $N$  为输入层神经元个数； $M$  为输出层神经元个数； $a$  为1到10之间的常数。由式(1)计算得出当隐含层个数为11时，均方误差最小，所以BP神经网络的隐含层数量为11。

激活函数是实现非线性映射的关键因素。它不仅决定了网络能否在给定输入下激活特定的神经元，而且也影响了整体的学习和训练效果。在构建

模型时，选择双曲正切函数（ $\tanh$ ）作为隐含层的激活函数。其输出值分布在-1到1之间，且以0为中心，有助于平衡正负输入值的影响并提高数值稳定性。此外，双曲正切函数的S型特点有助于模型在训练过程中实现更高的效率和更准确的预测结果。其数学表达式为

$$f_1(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (2)$$

输出层的激活函数选择线性激活函数（Purelin），其连续可微的特性使得基于梯度下降的优化方法可以高效运算，适用于处理简单的任务。其数学表达式为

$$f_2(x) = x. \quad (3)$$

在BP神经网络中，权值和阈值是影响模型性能和输出结果的关键参数。权值是一个重要的参数矩阵，它连接了各层之间的神经元，为每个输入信号分配权重，直接影响每个输入信号对于下一层输出的贡献程度；在BP神经网络中，每个神经元都有一个阈值，当神经元接收到的信号加权和超过了该阈值时，神经元才会被激活并向下一层传递信息。

权值可以对输入信号进行加权处理，从而实现对于输入信号的特征提取和分类，阈值通过调整激活函数的输入门槛引入非线性特性，决定了神经元的激活状态。但是，不适当的权重和阈值初始值会影响神经网络的学习效率、稳定性和性能，可能导致网络收敛速度慢、陷入局部最优等问题，故寻找合适的权值和阈值是设计神经网络至关重要的一步。

### 1.2 麻雀搜索算法（SSA）原理

麻雀搜索算法<sup>[9-10]</sup>是基于麻雀种群捕食行为的元启发式算法，麻雀种群主要由发现者、加入者、警戒者三种角色构成。在SSA算法中，发现者的能量最高，更有机会优先获取食物，因此具有较高的适应度，在每次迭代之后发现者的位置都会更新。追随发现者觅食的麻雀称为加入者，其适应度值普遍比发现者的适应度值较低。发现者和加入者在一定条件下可以角色互换。除发现者和加入者之外还有一定数量的麻雀被称为警戒者，它们的任务是种群一旦遇到危险，就会给其它麻雀发出警报，并且带领它们飞往安全的区域。警戒者数量占整个种群总数的10%~20%<sup>[11]</sup>。

发现者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot N_{\max}}\right) & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (4)$$

式中： $t$  为迭代次数； $N_{\max}$  为最大迭代次数； $\alpha$  是随机数，范围为 $(0,1]$ ； $R_2$  为预警值， $R_2 \in [0,1]$ ； $S_T$  为安全值， $S_T \in [0.5,1]$ ； $Q$  为服从正态分布的随机数； $L$  为 $1 \times d$  且元素全为1的矩阵。当  $R_2 < S_T$



时，表示发现者处于安全的位置，它们可以扩大自己的搜索范围。当  $R_2 \geq S_T$  时，说明有部分麻雀意识到了自己处于危险位置，它们向其他的麻雀发出了警报的同时，飞往安全位置寻找食物。

加入者位置更新公式：

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(-\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中： $X_p$  为发现者的最优位置； $X_{worst}$  是发现者最差的位置； $A$  表示一个行矩阵，其每个元素的值为1或-1，并且  $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ ；当  $i > n/2$  时，表示第  $i$  个加入者处于饥饿的状态，此时它的适应度最差，它需要去别的地方获取食物。

警戒者的位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{best}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left( \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (6)$$

式中： $X_{best}$  为最优位置的麻雀； $\beta$  为控制步长的参数且服从正态分布； $\varepsilon$  为很小的常数，目的是为了防止分母为0； $K$  是随机值，范围为  $[-1,1]$ ， $f_i$  表示当前个体  $i$  的适应度值； $f_g$  和  $f_w$  分别表示最优和最差的适应度值。当  $f_i > f_g$  时，说明第  $i$  只麻雀个体处于整个麻雀种群的边缘地带，此时很容易遇到危险；当  $f_i = f_g$  时，表示在中心位置的麻雀也察觉到了危险，它们需要向安全的区域移动<sup>[12]</sup>。

### 1.3 改进麻雀算法

#### 1.3.1 Circle 混沌映射

在麻雀搜索算法中，如果随机生成初始种群，很容易造成麻雀个体分布不均，出现麻雀聚集的现象。导致麻雀搜索的范围变小，陷入局部最优。因此本文用Circle混沌映射来初始化麻雀种群。Circle混沌映射公式如下：

$$x_{i+1} = \text{mod}(x_i + 0.2 - (\frac{0.5}{2\pi}) \sin(2\pi x_i), 1) \quad (7)$$

随机初始化和Circle混沌映射初始化对比如图2所示。

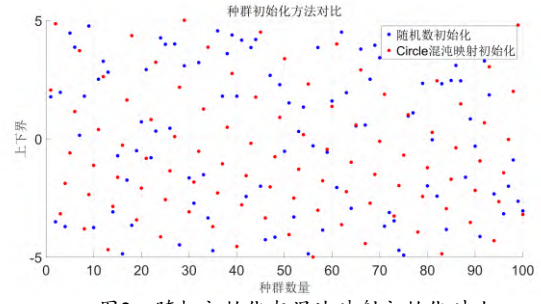


图2 随机初始化与混沌映射初始化对比

由图2可以看出，随机初始化出现了大部分的空白，分布的相对比较集中；而Circle混沌映射分布相对比较均匀，增大了每个个体的搜索空间，从而减小了陷入局部最优的风险，提高了搜索效率。

#### 1.3.2 混合正余弦算法

SSA算法中，当  $R_2 < S_T$  时，随着迭代次数增加，发现者的维度逐渐减小的同时，搜索空间也减小，增加了发现者陷入局部最优的可能。因此，笔者引入正余弦（SCA）算法思想<sup>[13]</sup>来改变发现者的位置更新方式。同时，加入非线性正弦学习因子（ $\omega$ ），由于在搜索初期学习因子的值较大，所以能够在全局范围内进行搜索；随着搜索次数的增加，学习因子的值变小，从而增强了后期的搜索能力，提高了精确度。改进后的发现者位置公式：

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \sin(t\pi / I_{\text{iter\_max}}) \quad (8)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} (1-\omega) \cdot X_{i,j}^t + \omega \cdot \sin(r_1) \cdot |r_2 \cdot X_{best}^t - X_{i,j}^t| & R_2 < S_T \\ (1-\omega) \cdot X_{i,j}^t + \omega \cdot \cos(r_1) \cdot |r_2 \cdot X_{best}^t - X_{i,j}^t| & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (9)$$

式中： $r_1$  为  $[0, 2\pi]$  内的随机数； $r_2$  为  $[0, 2]$  内的随机数。

#### 1.3.3 Levy 飞行策略

当迭代到一定次数时，发现者的适应度值比较稳定时，此时部分加入者转变为发现者，为了防止陷入局部最优，在加入者位置更新时引入Levy飞行机制<sup>[14]</sup>，帮助算法跳出局部最优，实现全局范围内有效搜索。改进的公式如下：

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(-\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + X_p^{t+1} \otimes \text{Levy}(d) & \text{other} \end{cases} \quad (10)$$

式中， $X_p^{t+1}$  是发现者所处的最好位置。Levy飞行机制如下：

$$\text{Levy}(x) = 0.01 \times \frac{r_3 \times \sigma}{|r_4|^{(1/\xi)}}, \quad (11)$$

式中： $r_3$  和  $r_4$  是随机数，范围为  $[0,1]$ ； $\xi$  的值取1.5。

## 2 预测模型构建

由于采集的陀螺仪组信号具有维度高，非线性

等特点，而BP神经网络的非线性映射能力较强，所以笔者采用BP神经网络来构建预测模型。在BP神经网络中，权值可以对输入信号进行加权处理，以实现特征提取和分类，而阈值则决定神经元是否激活。不合适的权值和阈值的初始值可能会影响神经网络的性能以及收敛速度。因此寻找合适的权值与阈值非常关键。

本文改进的麻雀算法能够减少算法早期陷入局部最优的风险，在初期，更加侧重全局的搜索，在后期，更加侧重于局部的搜索，从而提高了搜索的效率和精度，避免算法陷入局部最优。用ISSA来优化BP神经网络的权值和阈值时能够表现出更高的稳定性和效率，从而更有效的找到最优参数以及最佳适应度。

因此笔者利用改进的麻雀算法优化BP神经网络的权值和阈值，用最优参数构建最佳预测模型。图3为改进麻雀算法优化BP神经网络故障预测模型的流程图，其具体步骤为：

**步骤1** 将采集的数据分为训练集和测试集，并进行归一化处理，根据公式(1)求得最佳隐含层数量，设置神经网络的参数。

**步骤2** 初始化算法的参数。设定麻雀算法的最大迭代次数，混沌映射初始化种群，发现者和警戒者比例等。

**步骤3** 计算每只麻雀个体的初始适应度。找出最优和最差适应度值以及它们所对应的位置。

**步骤4** 更新发现者、加入者、警戒者的位置。发现者位置更新中引入正弦学习因子和正余弦算法，在追随者位置更新方式中引入Levy飞行策略。

**步骤5** 计算个体的适应度值并排序。

**步骤6** 终止循环。当达到最大迭代次数时，从已排序好的适应度值中选取最优适应度值。随后，将最优参数设定为BP神经网络的权值和阈值。

**步骤7** 用得到的最佳权值和阈值来训练神经网络。

**步骤8** 当达到神经网络的最大迭代次数时，完成模型的训练并终止迭代过程。用训练好的预测模型进行预测并输出预测结果。

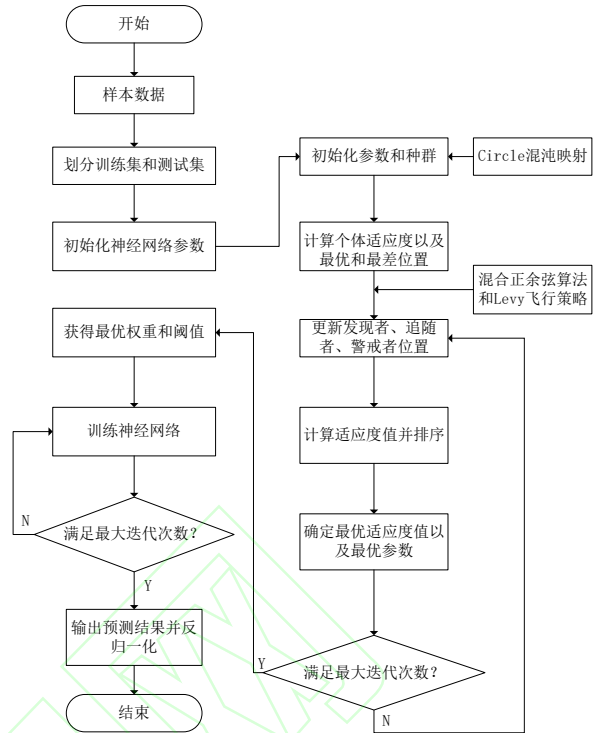


图3 ISSA-BP神经网络算法流程图

### 3 实验验证与分析

#### 3.1 数据选取

火控系统内的炮控分系统能够在垂直向和水平向同时稳定火炮，是一种能够进行瞄准的装置。能够实现火控计算机对火炮的控制。炮控分系统由炮控箱、陀螺仪组、启动配电箱、操作台等组成。其中陀螺仪组能够精准的测量火炮的角度和角速度，同时能够为火炮提供稳定和精准的瞄准信号，并将信号转变为直流电压传递给火控系统使用。陀螺仪漂移是影响陀螺仪精度的主要原因之一，如果漂移超过一定范围，陀螺仪的作用会失效，将直接影响火炮瞄准的精度。

本文选用某型装甲车辆火控系统内的陀螺仪组作为研究对象来验证ISSA-BP神经网络故障预测模型的预测性能。陀螺仪组输出的信号包括角度信号和速度信号。角度信号由速度信号与瞄准电路输出的信号相加，再经过积分器积分后得到的；速度信号是速度传感器测量火炮在高低和水平方向上偏离原来位置的角速度，并输出一个相应的电控制信号。这两个信号能够反映陀螺仪组的漂移情况。陀螺仪的部分漂移数据由积分板输出。实验以陀螺仪组角度信号和速度信号作为模型的输入，将预测的陀螺仪漂移数据与真实的漂移数据进行对比。采取陀螺仪组在工作状态下300组数据，250组划分为训练集，50组划分为测试集。

#### 3.2 评价指标

为了衡量模型的预测性能，笔者将平均绝对误差 ( $E_{MAE}$ )、均方根误差 ( $E_{RMSE}$ )、决定系数 ( $R^2$ )，作为评价指标<sup>[15]</sup>。均方根误差 ( $E_{RMSE}$ ) 和平均绝对误差 ( $E_{MAE}$ ) 能够反映出实际值与预测值之间的差

异程度，是评估预测效果的重要指标，其值越接近0，说明模型的预测精度越高；决定系数（ $R^2$ ）表示拟合程度，其值越接近1，说明拟合的效果越好<sup>[16]</sup>。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (12)$$

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \tilde{y}_i| \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

式中： $y_i$ 代表实际值； $\bar{y}$ 代表实际值的平均值； $\tilde{y}_i$ 代表预测值； $n$ 代表样本个数。

### 3.3 网络的选取

为了验证BP神经网络在本次实验中的优势，笔者将构建的BP神经网络模型与较为前沿的长短期记忆网络（Long-Short Term Memory, LSTM）、卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）进行对比。用以上3种模型对300组实验数据进行对比实验，BP神经网络的最大迭代次数为1000，学习速率为0.01，训练目标最小误差为0.000001，采用双曲正切函数和线性激活函数作为神经网络的两个激活函数；LSTM采用Adam梯度下降算法，训练批量Epochs设置为300，学习率下降因子为0.5；CNN采用sgdm梯度下降算法，训练批量Epochs设置为300，学习率下降因子为0.5。将 $E_{\text{RMSE}}$ 、 $E_{\text{MAE}}$ 、 $R^2$ 作为评价3种模型的性能指标，实验结果如图4所示。

表1 三种模型评价指标结果

模型	$E_{\text{MAE}}$	$E_{\text{RMSE}}$	$R^2$	用时/s
CNN	0.48450	0.1465	0.9696	42.35
BP	0.05812	0.1890	0.9971	3.37
LSTM	0.60140	0.8718	0.9378	64.16

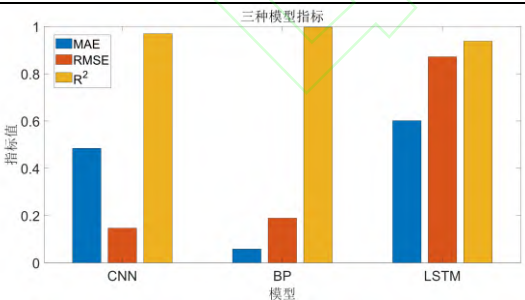


图4 三种模型实验结果

由表1可知，BP神经网络 $R^2$ 的值比其他两种神经网络的值都大，说明BP比其他两种模型的拟合效果更好，BP的 $E_{\text{MAE}}$ 值比其他两种模型的值都要小，说明BP比其他两种模型的预测精度更高。BP神经网络的用时为3.37s，CNN的用时为42.35s，LSTM的用时为64.16s，与CNN和LSTM相比，BP神经网络通常需要的计算资源较少，训练时间更短。BP神经网络比LSTM结构相对简单易于实现和调试，对于火

控系统的数据量不是特别大并且问题本身不需要高度复杂的模型的情况下，BP神经网络在能够提供足够的性能同时也能保持模型的可解释性。因此笔者选用BP神经网络来构建预测模型。

### 3.4 实验结果及分析

为了验证ISSA-BP神经网络预测模型的预测性能，将BP模型、PSO-BP模型、GWO-BP模型、SSA-BP模型跟ISSA-BP预测模型进行实验对比。将神经网络模型输出的均方根误差（ $E_{\text{RMSE}}$ ）作为适应度函数。4种智能优化算法的基础参数设置完全相同，最大迭代次数为100，种群数量为20。ISSA-BP模型与SSA-BP模型的适应度曲线如图5所示。由图5可知，ISSA-BP模型在第10次迭代时适应度值达到最小，此时模型收敛至最优。SSA-BP模型在第91次迭代适应度值达到最小，模型收敛至最优。因此，ISSA-BP模型比SSA-BP模型收敛速度快且收敛精度更高。

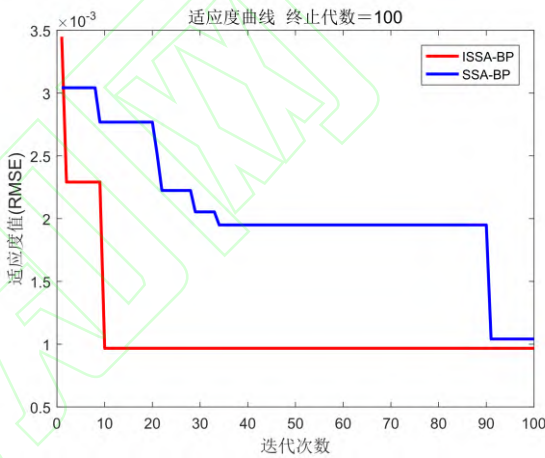


图5 ISSA-BP模型和SSA-BP模型适应度曲线

5种预测模型的预测值与真实值对比如图6所示，相对误差如图7所示。由图6、图7可知，BP模型、PSO-BP模型、GWO-BP模型、SSA-BP模型4种模型的误差波动范围较大，预测值与真实值之间的偏差也比较大。ISSA-BP模型的预测效果明显要好很多，其预测值更加接近真实值，误差波动范围更小，预测精度更高，拟合效果更好。

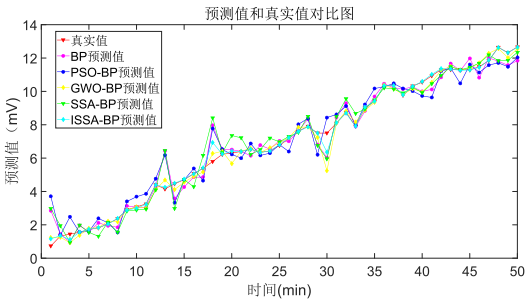


图6 实际值与五种模型预测值对比



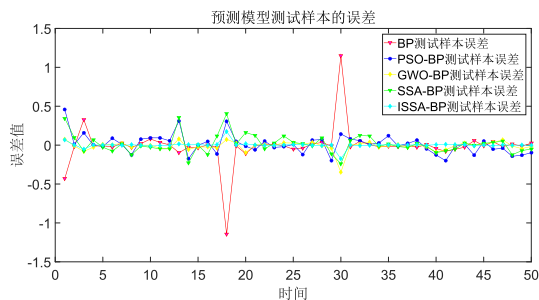


图7 五种模型预测结果相对误差对比

为了更好地衡量ISSA-BP模型的预测性能，同时为了防止实验发生偶然性，笔者一共做了10次对比实验，取各个评价指标的平均值作为各个模型的评价指标结果，如表2所示。

表2 四种模型评价指标结果对比

模型	$E_{MAE}$	$E_{RMSE}$	$R^2$
BP	0.48137	0.70714	0.95910
PSO-BP	0.57212	0.80812	0.94659
GWO-BP	0.23471	0.40734	0.98643
SSA-BP	0.54724	0.79841	0.94786
ISSA-BP	0.08713	0.24428	0.99512

由表2可知，ISSA-BP模型的3个指标明显优于其他4种模型。具体来看，ISSA-BP模型的平均绝对误差分别减小了39.4%、48.4%、14.7%和46.0%；均方根误差减小了46.2%、56.3%、16.3%和55.4%；决定系数增加了3.6%、4.8%、0.87%和4.7%。由以上数据可知，该模型的精度比其他四种模型精度更高。ISSA-BP神经网络模型的决定系数达到了0.99512，比其他4种模型更接近1，这表明该模型具有更好的拟合效果。

陀螺仪组角度信号漂移的阈值为10mV，由图6可知当时间为35min左右时，陀螺仪组的漂移电压第1次超出了阈值，在40min左右第2次超出阈值，并且漂移电压越来越大，可以断定陀螺仪组出现了某种故障。因此，可以在第1次超出阈值时让陀螺仪组发出警报，以防止发生故障。因此，利用本文提出的ISSA-BP神经网络预测模型能够准确的较早发现陀螺仪的故障。

## 4 结论

笔者通过优化麻雀算法对BP神经网络的权值和阈值进行优化，用最优参数来重新训练网络，构建预测模型。用构建好的ISSA-BP预测模型对陀螺仪组的漂移进行预测。结果显示，该模型与BP模型、PSO-BP模型、GWO-BP模型、SSA-BP模型相比，具有更高的预测精度和更快的收敛速度。笔者提出的方法能够对陀螺仪进行有效预测，不仅可以让维修技术人员及时了解到陀螺仪的健康状态，还可以避免在实际使用中造成较大损失。

## 参考文献

- [1] 周文彬.某型坦克炮控系统故障在线检测研究[D].北京石油化工学院,2020.
- [2] 胡修宇,李英顺,王德彪等.基IGWO组合模型的炮控系统健康预测方法[J].火炮发射与控制学报, 2023, 44(03):28-34.
- [3] 贾峰,李世豪,沈建军等.采用深度迁移学习与自适应加权的滚动轴承故障诊断[J].西安交通大学学报,2022,56(08):1-10.
- [4] 于飞,樊清川,宣敏.基于蝗虫优化Bi-LSTM网络的电机轴承故障预测[J].电机与控制学报,2022,26(06):9-17.
- [5] 易晓园.基于PSO-RF的FRP筋与混凝土间粘结强度预测模型[J/OL].复合材料科学与工程,1-8[2024-03-18].
- [6] 李浩,杨扬等.基于改进鲸鱼算法优化GRU的PEMFC老化预测[J/OL].中国电机工程学报,1-14[2024-03-22].
- [7] 韩蔚然,俞博,方辽辽等.基于ISSA-BP神经网络的棉纱条干均匀度预测[J/OL].棉纺织技术,1-10[2024-03-04].
- [8] 高科,吕航宇,戚志鹏等.基于PCA-BP神经网络的巷道通风摩擦阻力系数预测模型[J].矿业安全与环保,2024,51(01):7-13.
- [9] 周玉,房倩,裴泽宣等.基于改进麻雀搜索算法优化LSTM的滚动轴承故障诊断[J/OL].工程科学与技术, 1-11[2024-03-04].
- [10] 赵霞,张君毅,龙倩倩.基于Circle混沌映射的ISSA-ELM神经网络室内可见光定位方法[J].光学学报,2023,43(02):33-42.
- [11] 王耀国,李勇永,郭涛.基于改进的SSA优化BP神经网络的导水断裂带高度预测[J].煤矿安全,2023,54(02):166-173.
- [12] LI Peng,DING Qianwen. OSTU segmentation algorithm based on sparrow algorithm optimization [J].Electronic Measurement Technology,2021,44 (19) :148-154.
- [13] MIRJALILI S. SCA: ASine Cosine Algorithm for Solving Optimization Problems[J].Knowl Based Syst,2016, 96:120 - 133.
- [14] 许杰,汤显峰.融合莱维飞行与混合变异的蝠鲼觅食优化传感器节点覆盖策略[J].传感技术学报,2023,36(04):635-645.
- [15] 赵长春,赵亮,王博.基于改进粒子群算法的RBF神经网络磨机负荷预测研究[J].计算机测量与控制,2020,28(06):19-22+27.
- [16] 徐仁义,王航,彭敏俊等.核电厂电动闸阀外漏故障预测方法研究[J].哈尔滨工程大学学报,2022,43(12): 1759-1765.