

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211054

# 基于 ISSA-BP 神经网络的滑坡区 输电铁塔状态预测模型\*

李梦源<sup>1,2</sup> 董瑞科<sup>3</sup> 王彦海<sup>1,2</sup> 周冬阳<sup>1,2</sup> 邹梦健<sup>1,2</sup>

(1.三峡大学湖北省输电线路工程技术研究中心 宜昌 443002; 2.三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002;

3.云南省水利水电勘测设计研究院 昆明 650051)

**摘要:** 滑坡区输电铁塔基础发生位移时,会导致铁塔的最大位移及杆件所受最大应力发生变化,建立铁塔状态预测模型可得到铁塔的最大位移及杆件所受最大应力变化趋势,进而预防灾害事故的发生。提出一种改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的预测模型,首先利用 Sin 混沌序列与步长因子动态调整策略对麻雀搜索算法进行优化,其次用优化后的模型对 BP 神经网络的权值及阈值进行参数寻优,得到预测模型。将铁塔基础在 XYZ 方向的位移值作为预测模型的输入量,得到铁塔最大位移值及铁塔杆件最大应力的预测值。本预测模型较 BP 神经网络模型相比,方根误差 RSME 值最高下降了 63.4%,平均相对误差 MAPE 值最高下降了 60.4%,绝对值平均绝对误差 MAE 值最高下降了 62.6%,同时本文预测模型预测值符合真实值的变化趋势,综上本预测模型能较准确地预测输电铁塔运行状态,为其安全运行提供有力保障。

**关键词:** 滑坡区输电铁塔;BP 神经网络;麻雀搜索算法;步长因子动态调整

**中图分类号:** TP183;TM753 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## State prediction model of transmission tower in landslide area based on ISSA-BP neural network

Li Mengyuan<sup>1,2</sup> Dong Ruike<sup>3</sup> Wang Yanhai<sup>1,2</sup> Zhou Dongyang<sup>1,2</sup> Zou Mengjian<sup>1,2</sup>

(1. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, China Three Gorges University,

Yichang 443002, China; 2. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

3. Yunnan Institute of Water &amp; Hydropower Engineering Investigation, Design and Research, Kunming 650051, China)

**Abstract:** When the transmission tower foundation in landslide area is displaced, the maximum displacement of the tower and the maximum stress of the rod will change. The state prediction model of the tower can be established to obtain the maximum displacement of the tower and the maximum stress of the rod, so as to prevent the occurrence of disaster accidents. Proposes an improved sparrow search algorithm to optimize the prediction model of BP neural network. Firstly, Sin chaotic sequence and the dynamic adjustment strategy of step factor are used to optimize the sparrow search algorithm. Secondly, the optimized model is used to optimize the weights and thresholds of BP neural network to obtain the prediction model. The displacement value of the tower foundation in the direction XYZ is taken as the input of the prediction model, and the maximum displacement value of the tower and the predicted maximum stress value of the tower members are obtained. Compared with the model of BP neural network, the root error RSME value decreased by 63.4%, the average relative error MAPE value decreased by 60.4%, and the absolute mean absolute error MAE value decreased by 62.6%. At the same time, the predicted value of the prediction model in this paper was in line with the changing trend of the real value. In conclusion, the prediction model can accurately predict the operation state of the transmission tower and provide strong guarantee for its safe operation.

**Keywords:** transmission tower in landslide area;BP neural network;sparrow search algorithm;step size factor dynamic adjustment

## 0 引言

近年来,随着中国经济的高速发展,电网建设规模也日

益增长,输电线路作为电能输送的载体,其安全运行能力关乎社会的发展与稳定。输电铁塔作为输电线路中最重要的组成部分,不可避免的要建设于山地、陡坡边缘、山脊等地

收稿日期:2022-08-12

\* 基金项目:国家自然科学基金(52079070)项目资助

区<sup>[1]</sup>。滑坡作为这些地区中最常见的地质灾害,会造成输电铁塔基础的沉降、倾斜等,对输电线路安全性造成影响<sup>[2-3]</sup>。因此,对输电铁塔进行监测以此来预防灾害的发生具有重大意义。

目前,国内外学者针对输电线路铁塔灾害预防研究集中在对输电铁塔的监测,主要方法有利用传感器对铁塔的倾斜及应力进行监测<sup>[4-6]</sup>、雷达与卫星对铁塔状态进行监测<sup>[7-9]</sup>、风速与等效结冰厚度等铁塔外负荷进行监测<sup>[10-11]</sup>,上述研究方法都是对输电铁塔及铁塔周围环境的实时状态信息进行监测,无法对输电铁塔的状态进行预测。为此,本文引入数据预测模型对输电杆塔的最大位移及杆件的最大应力进行预测,使得监测人员可以提前对铁塔可能发生的灾害事故进行预防。

在数据预测方面,常用的方法有统计预测中的灰色模型、时间序列模型等,随着科学技术的发展,机器学习中的支持向量机<sup>[12]</sup>、BP 神经网络、深度学习<sup>[13]</sup>为代表的数学模型,对类似复杂条件下的滑坡变形这样的非线性复杂系统行为预测方面有着较好的准确性<sup>[14]</sup>。其中 BP 神经网络具有较好的非线性映射能力与自学习和自适应能力,因此,本文采用 BP 神经网络作为预测模型。

输电铁塔在滑坡区的特点是土体滑坡引发基础缓慢的发生倾斜,当滑坡持续进行到某一时刻,基础倾斜值会发生突变,从而导致铁塔整体的倾斜加大,或铁塔杆件应力增大致杆件失效。传统 BP 神经网络存在精度不高导致预测模型所得值偏差与真实值较大,收敛速度慢导致求解慢问题<sup>[15]</sup>。麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是一种找寻最佳参数的效率和精度较高的算法,但其缺点是收敛速度不够快<sup>[16]</sup>。本文提出一种改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)对 BP 神经算法的权值及阈值进行优化,使得模型的所得预测值更加接近真实值,收敛速度也更加快速。

目前,少有研究使用铁塔基础变形监测数据评估铁塔整体结构的状态,本文将铁塔基础监测数据与智能算法相结合,提出一种基于 ISSA 优化 BP 神经网络的滑坡区输电铁塔预测模型。利用 Sin 混沌序列与步长因子调整策略对麻雀搜索算法进行优化,再用 ISSA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,得到 ISSA-BP 神经网络模型。将铁塔基础位移数据带入至 ISSA-BP 神经网络模型进行学习,对铁塔的最大位移及铁塔杆件最大应力作出预测,得出的预测值与未改进的 BP 神经网络模型进行精确度的对比。通过仿真模型对比可知,ISSA-BP 神经网络的预测误差较小,与真实值较为接近,证实其有效性。

## 1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法是薛建凯等人依据麻雀种群在捕食与反捕食这两个行为而提出的一种新型群智能算法。麻雀种群中的每只麻雀都可能充当 3 种角色:a 发现者,b 加入者,c

警戒者。每只麻雀个体所在位置即对应的当前解。

在麻雀群体的活动中,发现者的任务是寻找食物,为整个种群寻找捕食的区域与方向。加入者的目的是跟随发现者的方向获取食物,有些加入者会争抢发现者的食物以便获得更多的能量,加入者和发现者的身份随着迭代也不断地互换,但是发现者与加入者在麻雀种群中所占比例保持不变。警戒者负责对食物周围进行监视作用,警戒者发现天敌威胁种群时,会发出警告信号,当警告信号值大于种群安全值时,发现者会将种群带领到安全区域。

通常来说,一个数量为  $n$  的麻雀种群可以用一个矩阵来表示,如下:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1d} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nd} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}$  表示麻雀种群, $n$  表示种群数量, $d$  表示目标函数所需优化的种群维度, $X_{nd}$  表示第  $n$  只麻雀所在  $d$  维位置,则麻雀种群的适应度为以下形式:

$$\mathbf{F}_X = \begin{pmatrix} f([X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1d}]) \\ f([X_{21} & X_{21} & \cdots & X_{2d}]) \\ \vdots \\ f([X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nd}]) \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $f$  表示适应度,在预测模型中,均方误差(MSE)通常反映模型预测的精准度,因此,本文选用选取均方误差作为麻雀的适应度值,表达式如下:

$$f = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^m \omega_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

式中: $\omega_i$  为大于 0 的常数, $t$  为样本总数, $m$  为神经网络输出层节点数; $y_i$  为数据在第  $i$  节点的真实值; $\hat{y}_i$  为数据在第  $i$  个节点的预测值。均方误差值越小说明适应度函数值越小,表明训练越准确。

在麻雀搜索算法里,发现者一般具有较高的能量,会优先成为种群中获取食物的麻雀,即发现者的适应度值相对较高,拥有更大的搜寻范围并为其他的搜寻者提供觅食区域或方向,在迭代过程中,其位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot T_{\max}}\right), & R < ST \\ x'_{ij} + Q \cdot L, & R \geq ST \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\alpha$  是一个取值范围在  $(0, 1]$  的随机数, $t$  为当前迭代次数, $X_{i,j}$  为第  $i$  个麻雀个体在  $j$  维中的位置, $j = 1, 2, 3, \dots, d$  代表维度, $T_{\max}$  为最大迭代次数, $Q$  为一个符合正态分布的随机数, $L$  为一个  $1 \times d$ ,元素都为 1 的矩阵, $R$  是一个取值范围在  $[0, 1]$  的随机数, $ST \in [0.5, 1]$  为警戒阈值,当  $R < ST$  时,代表着环境安全,天敌对种群不构成威胁,麻雀种群可以放心的执行搜索食物的任务。当  $R \geq ST$  时,代表环境周围出现了天敌,威胁到了种群的安全,部分麻雀发现天敌,并向种群发出预警,种群随即飞往到其

他地区搜索食物。

对于加入者来说,加入者跟随发现者寻找食物,加入者拥有的能力低于发现者,即适应度较低,但加入者可以通过掠夺发现者的食物,从而自身成为发现者,另一部分没有获得食物的加入者会前往其他区域寻找食物,加入者的位置变换公式如下:

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

式中: $n$  是麻雀种群数量, $A$  是一个  $1 \times j$  的矩阵,其中矩阵中的元素随机赋值为 1 或者 -1,同时  $A^+ = A^T(AA^T)$ ,  $X_{worst}$  为目前麻雀的最差位置,  $X_p^{(1)}$  为麻雀目前的最优位置。 $i > n/2$  表示部分加入者麻雀没有找到食物而处于饥饿状态,它们将离开现有的空间,前往其他空间寻找食物。其中  $i \leq n/2$  表示第  $i$  个加入者的麻雀将在附近寻找食物。

对于警戒者,警戒者承担种群的警戒任务,种群遇到天敌时,警戒者就会带领种群飞往其他区域寻找食物,警戒者在种群的占比为 10%~20%,其位置更新公式为:

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

式中: $X_{best}$  为警戒者最优位置, $\beta$  是一个服从正态分布随机数, $K$  为  $-1 \sim 1$  的随机数, $f_i, f_g, f_w$  分别为当前麻雀的适应度值,当前最优适应度值、最差的适应度值, $\epsilon$  的作用是避免分母为 0。

## 2 改进麻雀搜索算法

### 2.1 Sin 混沌序列

麻雀搜索算法生成的初始种群具有较大随机性,其产生的种群分布不均匀,遍历性低,易导致算法搜索空间不彻底。采用混沌序列可以增大种群初始多样性,扩大算法的搜索范围,从而提高算法的寻优精度和收敛速度,其基本原理是通过映射关系在混沌变量空间  $[0, 1]$  之间产生混沌序列,再将其转化到个体的优化变量空间内<sup>[17]</sup>。

Tent 混沌序列模型与 Logistic 混沌序列模型为常用模型,但它们都是映射折叠数有限的模型, Sin 混沌序列模型是一种具有映射折叠数无限的混沌模型。杨海东等<sup>[18]</sup> 通过研究表明, Sin 模型具备最佳的混沌特性,因此,本文利用 Sin 混沌模型产生多样性较好的初始种群, Sin 混沌 1 维映射表达式如下:

$$\begin{cases} X_{n+1} = \sin\left(\frac{2}{X_n}\right), & n = 0, 1, \dots, N \\ -1 \leq X_n \leq 1, & X_n \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $X_n$  是取值  $(-1, 1)$  的序列且初始值不能设置为 0。

### 2.2 步长因子动态调整策略

在 SSA 中,侦察者中的步长因子参数  $\beta$  和  $K$  都为随机

数,可能导致麻雀搜索算法陷入局部最优,本文将对  $\beta$  和  $K$  进行优化,以便更好的控制  $\beta$  和  $K$ ,使其有利于进行全局搜索,促进局部区域的寻优,让算法跳出局部最小值,对步长控制参数  $\beta$  和  $K$  的改进如下:

$$\beta = f_g - t \times \frac{(f_g - f_w)}{t_{max}} \quad (8)$$

$$K = f_g \times \exp\left(\log \frac{f_g}{f_w} \times \frac{t}{t_{max}}\right) \quad (9)$$

式中: $f_g$  和  $f_w$  分别为当前全局最优和最差的适应度值, $t$  为当前的迭代次数, $t_{max}$  为最大迭代次数。由式(8)可知,改进后的步长控制参数呈线性递减变化的,目前最为广泛的调整策略即为应用递减函数,递减模式简单直观易懂,且在寻优迭代过程中线性减小。由式(9)可知,步长因子  $K$  在迭代时表现为先加速下降后再缓慢减小,这将使得麻雀搜索算法在迭代前期过程中可以充分的探索,迭代后期提高收敛速度。通过上述调整最终可以调整麻雀搜索算法全局搜索与局部开发能力,同时也避免求解结果陷入局部最优值。

## 3 基准函数的测试

### 3.1 基准函数与参数设置说明

为了测试改进麻雀算法 ISSA 的寻优性能,本文选取 8 种基准测试函数用于对 ISSA 算法进行测试。为了避免测试的偶然性,增加测试结果可靠性,这 8 种测试函数包含了单峰和多峰函数, $f_1 \sim f_5$  为单峰基准测试函数, $f_6 \sim f_8$  为多峰基准测试函数。基准测试函数各信息如表 1 所示。另选取灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、SSA、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)及文化基因算法(memetic algorithm, MA)与 ISSA 算法进行基准函数比对。其中 PSO 的参数为: $w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.4, c_1 = 2, c_2 = 2$ ; SSA 的参数为: $ST = 0.6, PD = 0.7, SD = 0.2$ ; GWO 的参数为: $a$  范围为  $[0, 2]$ , 并从 2 线性下降; WOA 的参数为: $b = 1, p = 0.5$ ; MA 的参数为: $g = 0.8, a_1 = 1.0, a_2 = 1.5, a_3 = 1.5$ 。各个算法种群数均设为 30, 迭代次数为 1 000, 收敛曲线图的维度和搜索上下界范围依照上述 8 种基准测试函数设定。每种算法在 8 个测试函数中分别独立运行 30 次, 以此来降低实验结果中产生的统计误差, 统计每种算法对应的测试函数的最优解、平均值与标准差, 求解结果如表 2 所示。

### 3.2 算法结果与分析

根据表 2 分析数据可以得出:ISSA 算法的整体统计结果要显著优于其他 5 种算法。在单峰函数  $f_1, f_2, f_3$  的测试中,ISSA 算法可以找到这些基准函数理论的最优解,表明 ISSA 算法的寻优效果强于 PSO、SSA、GWO、WOA、MA;对于函数  $f_1, f_2, f_3$ ,SSA 也能找到最优值,但平均值和标准值与 ISSA 算法相比较差;对于单峰函数  $f_5$ ,ISSA

表 1 基准函数

函数公式	维度	搜索范围	最小值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	$[-100, 100]$	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-30, 30]$	0
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$f_7(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$f_8(x) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1\right)$	30	$[-600, 600]$	0

表 2 基准函数测试比较

函数	结果	PSO	SSA	ISSA	GWO	WOA	MA
$f_1$	最优解	$3.02 \times 10^{-5}$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$1.95 \times 10^{61}$	$1.59 \times 10^{168}$	$3.52 \times 10^{60}$
	平均值	$3.60 \times 10^{-4}$	$7.16 \times 10^{-56}$	$0.00 \times 10^0$	$8.94 \times 10^{59}$	$3.64 \times 10^{150}$	$1.14 \times 10^{13}$
	标准差	$3.82 \times 10^{-4}$	$3.67 \times 10^{-55}$	$0.00 \times 10^0$	$2.08 \times 10^{-58}$	$1.96 \times 10^{-149}$	$1.88 \times 10^{-13}$
$f_2$	最优解	$1.69 \times 10^{-4}$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$1.30 \times 10^{35}$	$5.49 \times 10^{115}$	$5.25 \times 10^{11}$
	平均值	$4.33 \times 10^0$	$5.25 \times 10^{-24}$	$0.00 \times 10^0$	$1.46 \times 10^{-34}$	$4.10 \times 10^{-104}$	$7.58 \times 10^{-9}$
	标准差	$6.67 \times 10^0$	$2.83 \times 10^{-23}$	$0.00 \times 10^0$	$1.96 \times 10^{-34}$	$1.89 \times 10^{-103}$	$1.96 \times 10^{-8}$
$f_3$	最优解	$3.30 \times 10^2$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$3.10 \times 10^{-20}$	$6.38 \times 10^3$	$1.40 \times 10^2$
	平均值	$1.99 \times 10^3$	$6.53 \times 10^{-50}$	$0.00 \times 10^0$	$2.97 \times 10^{-14}$	$2.47 \times 10^4$	$1.29 \times 10^3$
	标准差	$3.08 \times 10^3$	$3.52 \times 10^{-49}$	$0.00 \times 10^0$	$7.99 \times 10^{-14}$	$1.14 \times 10^4$	$7.18 \times 10^2$
$f_4$	最优解	$4.52 \times 10^0$	$6.56 \times 10^{-70}$	$1.65 \times 10^{-90}$	$1.59 \times 10^{-16}$	$1.41 \times 10^{-2}$	$2.62 \times 10^1$
	平均值	$6.05 \times 10^0$	$1.46 \times 10^{20}$	$5.88 \times 10^{110}$	$2.50 \times 10^{14}$	$4.04 \times 10^1$	$3.97 \times 10^1$
	标准差	$9.79 \times 10^{-1}$	$7.85 \times 10^{-20}$	$3.18 \times 10^{-110}$	$7.57 \times 10^{-14}$	$2.89 \times 10^1$	$7.21 \times 10^0$
$f_5$	最优解	$2.26 \times 10^1$	$5.16 \times 10^1$	$4.65 \times 10^{-9}$	$2.53 \times 10^1$	$2.66 \times 10^1$	$2.15 \times 10^{-1}$
	平均值	$1.23 \times 10^1$	$3.73 \times 10^1$	$2.88 \times 10^{-5}$	$2.67 \times 10^1$	$2.73 \times 10^1$	$4.25 \times 10^1$
	标准差	$3.05 \times 10^4$	$7.31 \times 10^{-1}$	$4.02 \times 10^{-5}$	$6.84 \times 10^{-1}$	$5.31 \times 10^{-1}$	$5.08 \times 10^1$
$f_6$	最优解	$2.59 \times 10^1$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$1.99 \times 10^0$
	平均值	$5.05 \times 10^1$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$2.49 \times 10^{-1}$	$0.00 \times 10^0$	$9.01 \times 10^0$
	标准差	$1.57 \times 10^1$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$9.38 \times 10^{-1}$	$0.00 \times 10^0$	$4.57 \times 10^0$
$f_7$	最优解	$1.25 \times 10^{-3}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$7.99 \times 10^{-15}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$2.96 \times 10^{-7}$
	平均值	$8.57 \times 10^{-2}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$1.50 \times 10^{-14}$	$4.32 \times 10^{-15}$	$3.62 \times 10^{-1}$
	标准差	$2.90 \times 10^{-1}$	$3.94 \times 10^{31}$	$3.94 \times 10^{31}$	$3.24 \times 10^{15}$	$2.67 \times 10^{15}$	$5.61 \times 10^{01}$
$f_8$	最优解	$2.88 \times 10^{-5}$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$9.55 \times 10^{-15}$
	平均值	$1.31 \times 10^{-2}$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$1.92 \times 10^{-3}$	$1.12 \times 10^{-2}$	$2.03 \times 10^{-2}$
	标准差	$1.44 \times 10^{-2}$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$4.45 \times 10^{-3}$	$2.87 \times 10^{-2}$	$2.77 \times 10^{-2}$

的寻优能力显然高于其他算法;对于多峰函数  $f_6$  与  $f_8$ , ISSA 与 SSA 可以寻找到最优值,表明了麻雀搜索算法较

其他算法具有自身优越性;对多峰函数  $f_7$ , SSA 和 ISSA 两者之间并无差距,说明对于此基准函数,本文的改进方法对其效果不大,且 SSA、ISSA、GWO、WOA 四者在此基准函数下的寻优解相差不大。综合表中数据与上述分析,ISSA 在寻找最优解的方面是高于其他算法的,而在最优解相同的情况下,其平均值与标准差也是要优于其他算法。表明 ISSA 算法可以在其需搜索空间内保证较高的搜索能力与效率,同时也具备较强的全局寻优能力和跳出局部最优解的能力,有较强的鲁棒性。

为了更好地说明 ISSA 相对其他算法有较强的寻优精度与收敛速度,在 8 个基准测试函数上进行仿真实验,绘制了测试函数的收敛曲线图,各个算法的测试函数的收敛曲线图如图 1~8 所示,可以看出,ISSA 算法在单峰函数与多峰函数的测试中,在收敛精度相同时,其所需的迭代次数最少,表明 ISSA 算法较其他算法的收敛速度更快;而在保持迭代次数相同的情况下,ISSA 的求解精度除  $f_8$  测试函数外,其求解精度都高于其他算法。

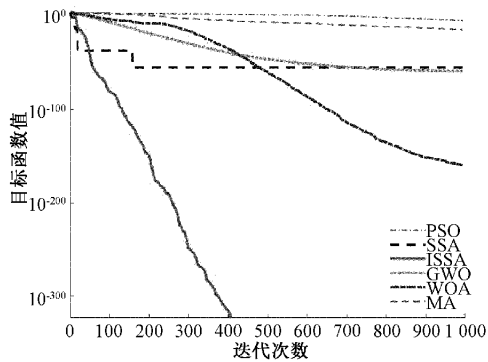


图 1  $f_1$  测试函数

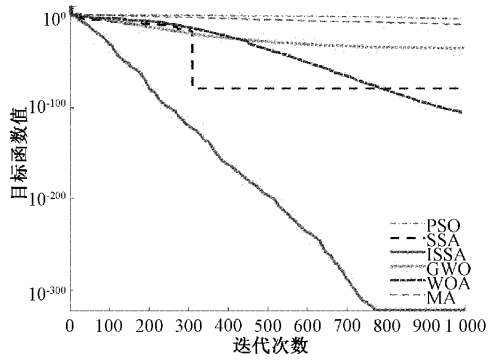


图 2  $f_2$  测试函数

### 4 ISSA 优化 BP 神经网络模型

模型对 BP 神经网络中权值与阈值进行优化。具体步骤如图 9 所示。

1) 将原始数据分为训练集与测试集两类,并将它们归一化到  $[-1, 1]$  之间。

2) 通过输入变量与输出变量个数,采用经验公式确定

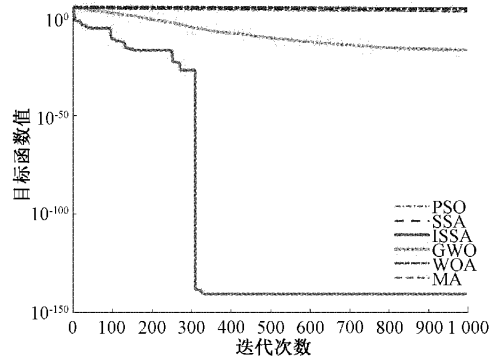


图 3  $f_3$  测试函数

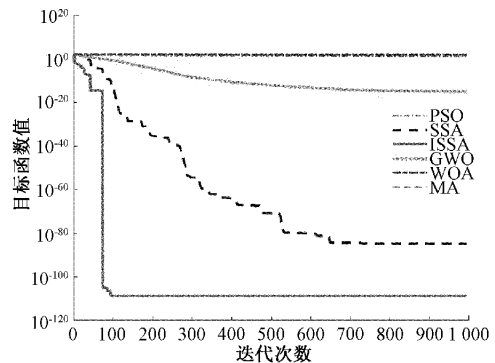


图 4  $f_4$  测试函数

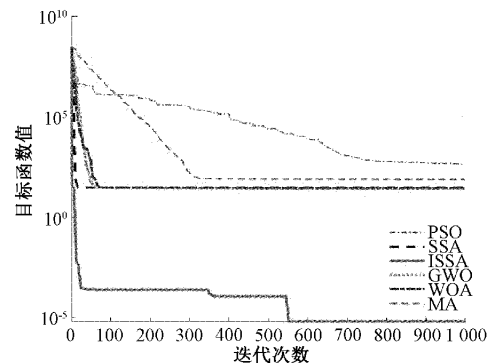


图 5  $f_5$  测试函数

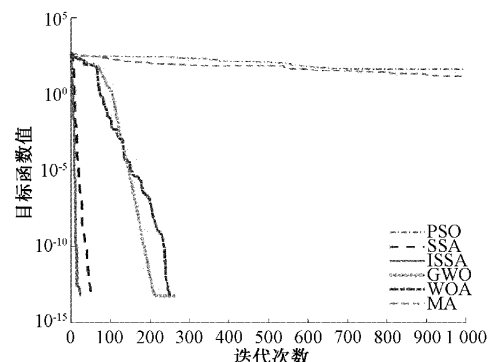


图 6  $f_6$  测试函数



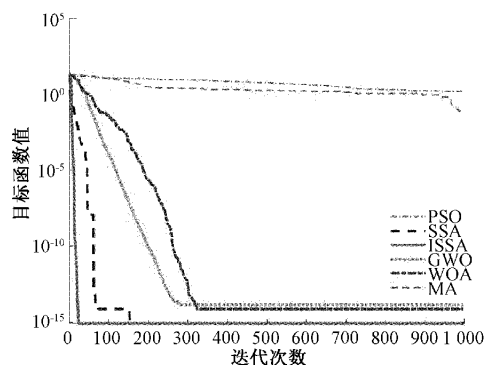
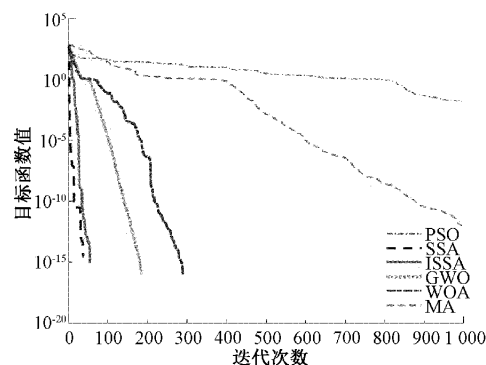
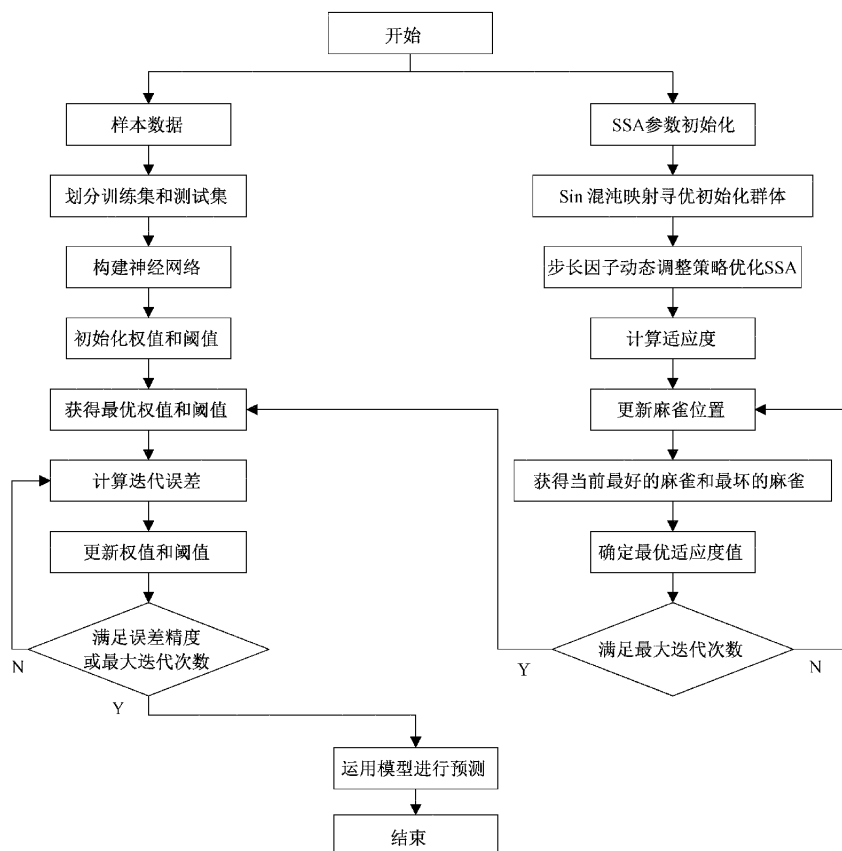
图 7  $f_7$  测试函数图 8  $f_8$  测试函数

图 9 ISSA-BP 流程

BP 神经网络的隐藏层及拓扑结构。

3) 初始化麻雀搜索算法中的种群规模、最大迭代次数、预警值  $ST$ 、发现者比例、加入者比例、预警者比例。

4) 利用 Sin 混沌序列及步长因子动态调整策略对 SSA 进行优化, 得到 ISSA 模型。

5) 麻雀种群中的每个麻雀个体代表 BP 神经网络中的初始权值和阈值。把初始权值与阈值带入 BP 神经网络训练, 预测输出值和实际输出值的误差绝对值求和作为适应度函数, 适应度值越小表示误差越小。找到当前全局最优解并确定对应的位置。

6) 利用 ISSA 模型对发现者麻雀、加入者麻雀、警戒者

麻雀位置进行更新, 并将更新后的适应度值与以得到的最优适应度值进行比较, 达到提前设置的收敛精度或最大迭代次数后选择全局最优解。

7) 最优解赋值给 BP 神经网络的权值和阈值, 利用误差反向传播微调参数, 达到最大迭代次数或者提前设置的收敛精度后结束训练。

8) 运用训练好的 ISSA-BP 神经网络模型进行预测。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 模型的建立

本文以九越线 220 kV 高压输电塔为研究对象, 该输

电铁塔塔型为猫头型直线塔,其中输电铁塔总高为 51 m,呼称高度为 42 m,基础跟开 8.46 m,铁塔塔材采用等边角钢,角钢型号最大为 L100×10,最小为 L40×4,钢号有 Q235 和 Q345 两种,铁塔正视图如图 10 所示。本文在建模过程中,选用 Beam188 梁单元来模拟铁塔的主材和斜材,选用 Link180 杆单元来模拟铁塔的辅材,建立梁杆混合单元的铁塔模型。

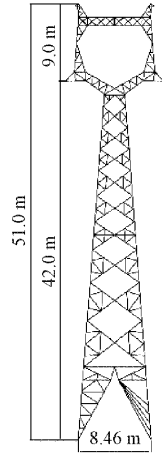


图 10 九越线 220 kV 高压输电铁塔平面图

当滑坡区土体出现滑动的前兆时,铁塔基础会受到土体压力产生相应变形,导致铁塔的塔腿产生平移、沉降和倾斜等位移。本文主要以滑坡导致铁塔基础产生倾斜为例,如图 11 所示,其中 ABCD 为铁塔 4 个塔腿, $z$  轴为铁塔顺线路方向,塔腿基础如果产生倾斜变形则表示该塔腿在 XYZ 3 个方向都产生位移,利用 XYZ 位移值作为输入变量进行预测,铁塔最大应力及最大位移作为预测输出值,当预测输出值到达铁塔极限承受范围之前提供预警作用。本文选取 800 组数据进行实验,其中 600 组为训练集,200 组作为测试集。

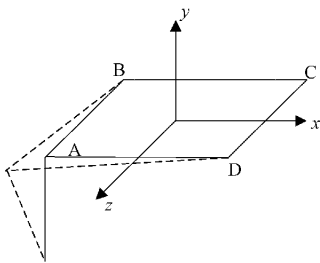


图 11 塔腿倾斜示意图

### 5.2 评价指标

为了更好说明 ISSA-BP 神经网络模型的预测精确性,将 ISSA-BP 模型、SSA-BP 模型与 BP 神经网络模型的预测结果进行对比,保证 3 个模型的基础参数设置相同。同时本文选取均方根误差 RMSE、平均相对误差 MAPE、绝对值平均绝对误差 MAE 作为评价指标验证模型的预测效果。3 个评价指标值越小,则代表预测值更加接近真实值,

结果越精确,3 个偏差具体公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{d}_i - d_i)^2} \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{\hat{d}_i - d_i}{d_i} \right| \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{d}_i| \quad (12)$$

式中: $N$  为预测值个数; $d_i$  为真实值; $\hat{d}_i$  为预测值。

### 5.3 结果分析

本文选取铁塔顺线路方向双塔腿倾斜与四塔腿沿缓坡方向倾斜这两种工况进行仿真分析,以每个塔腿 XYZ 3 个方向位移量作为输入值,铁塔最大应力值与最大位移值作为模型输出。图 12 与 13 为铁塔顺线路方向双塔腿倾斜铁塔最大位移预测值与最大应力预测值。图 14 与 15 为铁塔顺线路方向四塔腿倾斜铁塔最大位移预测值与最大应力预测值。表 3 为模型评价指标对比。

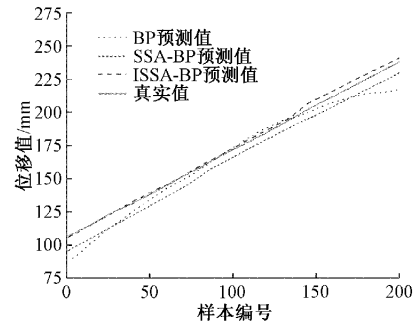


图 12 双塔腿倾斜铁塔最大位移预测值

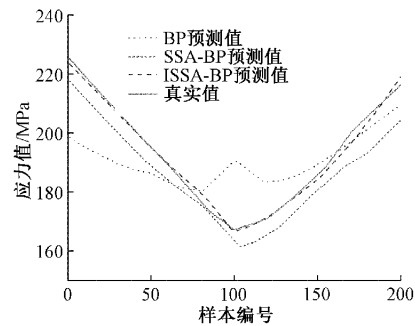


图 13 双塔腿倾斜铁塔最大应力预测值

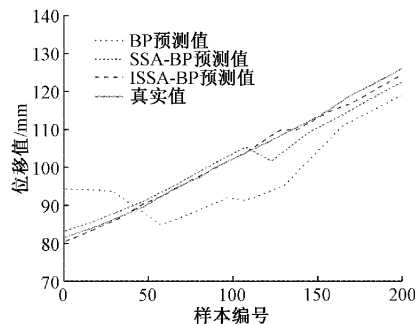


图 14 四塔腿倾斜铁塔最大位移预测值

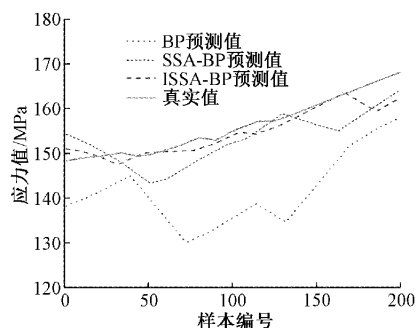


图 15 四塔腿倾斜铁塔最大应力预测值

图中显示,SSA-BP 模型与 ISSA-BP 模型预测值趋势与真实值趋势接近,显著优于 BP 模型。ISSA-BP 模型相对与 SSA-BP 模型,其波动范围更小。为了更好地说明 ISSA-BP 模型预测值更加接近于真实值,需通过评价指标来对其进行精准评价。

表 3 预测性能比较

模型	误差指标	双塔腿倾斜		四塔腿倾斜	
		铁塔最大位移	杆件最大应力	铁塔最大位移	杆件最大应力
BP	RSME	23.913	34.229	11.561	18.308
	MAPE	8.71%	11.84%	10.75%	9.46%
	MAE	17.486	27.598	11.008	14.929
SSA-BP	RSME	1.314	3.702	1.669	3.814
	MAPE	0.63%	1.48%	1.42%	2.04%
	MAE	1.159	3.2451	2.787	3.138
ISSA-BP	RSME	0.482	2.608	1.755	2.521
	MAPE	0.25%	0.99%	1.26%	1.37%
	MAE	0.433	2.071	1.405	2.132

由表 3 可以发现,ISSA-BP 模型与 SSA-BP 模型在 3 个误差指标上显著优于 BP 模型,与上述最大位移与最大应力预测值结论保持一致。在双塔腿倾斜时铁塔最大位移预测值中,相对于 SSA-BP,ISSA-BP 的 RSME 值下降了 63.4%,MAPE 值下降了 60.4%,MAE 值下降了 62.6%;在双塔腿倾斜时杆件最大应力预测值中,相对于 SSA-BP 模型,ISSA-BP 模型的 RSME 值下降了 29.7%,MAPE 值下降了 33.2%,MAE 值下降了 36.2%;在四塔腿倾斜时铁塔最大位移预测值中,相对于 SSA-BP 模型,ISSA-BP 模型的 RSME 值上升了 5.1%,MAPE 值下降了 11.3%,MAE 值两者接近;在四塔腿倾斜时铁塔最大应力预测值中,相对于 SSA-BP,ISSA-BP 的 RSME 值下降了 33.9%,MAPE 值下降了 32.9%,MAE 值下降了 32.1%;综上所述,通过比较 3 个误差指标,ISSA-BP 模型在预测能力方面较 SSA-BP 模型更加精准,证实了 ISSA-BP 模型的有效性。

## 6 结 论

针对滑坡区输电铁塔塔腿倾斜导致的铁塔位移及塔材杆件失效问题,本文提出一种基于改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的预测模型,以塔腿倾斜导致铁塔产生的最大位移值与最大应力值为研究对象,结论如下:

本文提出了一种利用改进麻雀搜索算法对 BP 神经网络优化的方法,解决了 BP 神经网络选参数时出现收敛速度慢、精度低等问题。

由于 SSA 模型容易陷入局部最优,且全局搜索能力较弱,故借助 Sin 混沌序列与步长因子动态调整策略对 SSA 模型进行优化,优化后的 ISSA 模型提高了算法全局搜索和寻优能力,再利用 ISSA 模型对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,形成最终的 ISSA-BP 神经网络预测模型。

ISSA-BP 模型与 SSA-BP 模型相较单一的 BP 神经网络模型,在 4 种情况的预测中,整体预测趋势更符合真实值发展规律,其中 ISSA-BP 模型较 SSA-BP 模型其整体的模型评价指标更低,具有更好的短期预测效果。

本预测模型所选数据集在千组以内,实际工程中对铁塔的监测数据会非常庞大,由于建模数量增加而带来的累计误差是实现中长期预测的一个挑战。

## 参考文献

- [1] 周英博,陈航,周秋鹏,等. 输电杆塔极限荷载状态对滑坡稳定性影响研究[J]. 人民长江, 2021, 52(12): 188-194.
- [2] 王彦海,刘晓亮,任文强,等. 滑坡区输电塔体系抗变形能力及动力响应分析[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(25):10725-10731.
- [3] 王彦海,李清泉,陈波,等. 滑坡灾害下 500 kV 铁塔安全性分析[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2020, 42(1):74-79.
- [4] 范寒柏,王涛,陈邵权,等. 电力线传输杆塔的智能监测系统[J]. 电力系统通信, 2012, 33(5):85-88.
- [5] HUANG X, ZHAO L, CHEN Z, et al. An online monitoring technology of tower foundation deformation of transmission lines [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(3):949-962.
- [6] 黄新波,廖明进,徐冠华,等. 采用光纤光栅传感器的输电线路铁塔应力监测方法[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(4):68-72.
- [7] 沈小军,杜勇,王仁德,等. 基于地面激光雷达的输电线路铁塔倾斜度测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4):516-521.
- [8] 王古月,魏永,章兵,等. 基于北斗卫星的电网塔形监测研究[J]. 能源与环境, 2017, 39(10):102-106.
- [9] 邓召魁,吕玉祥,高存博,等. 基于北斗卫星的输电杆塔在线监测系统[J]. 现代电子技术, 2016, 39(10):



- 162-166.
- [10] HAN J, ZHANG H, LIN D, et al. Evaluation on safety performance of power transmission iron tower based on stress monitoring [J]. E3S Web of Conferences, 2020, DOI:10.1051/e3sconf/202014502084.
- [11] SEIFADDINI M, SAEIDI A, FARZANEH M. Ice stress-strain curve prediction in uniaxial compression loading in the objective of atmospheric icing risk evaluation [J]. Materials Science & Engineering Technology, 2020, 51(5):676-684.
- [12] 付乐天, 李鹏, 高莲. 考虑样本异常值的改进最小二乘支持向量机算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 179-190.
- [13] 王宏超, 邵云峰, 马中静, 等. 基于深度学习增强的 LSD 杆塔倾斜度检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9):204-213.
- [14] ZHOU C, YIN K, CAO Y, et al. A novel method for landslide displacement prediction by integrating advanced computational intelligence algorithms [J]. Scientific Reports, 2018, 8(1):72-87.
- [15] 余安安, 吴雪菲, 李栋, 等. 基于神经网络的毫米波测云雷达云状识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(4):82-86.
- [16] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8):1712-1720.
- [17] 罗仕杭, 何庆. 融合 Sin 混沌和分段权值的阿基米德优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(14):63-72.
- [18] 杨海东, 鄂加强. 自适应变尺度混沌免疫优化算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10):1069-1074.
- [19] 孟彩霞, 吴迪, 雷雨. 基于麻雀搜索算法优化的 BP 神经网络卫星钟差预报[J]. 大地测量与地球动力学, 2022, 42(2):125-131.

### 作者简介

**李梦源**, 硕士研究生, 主要研究方向为输电线路工程。

E-mail: 912935571@qq.com

**董瑞科**, 高级工程师, 主要研究方向为主要从事水利水电工程设计工作。

E-mail: dongruike@qq.com

**周冬阳**, 硕士研究生, 主要研究方向为输电线路工程。

E-mail: 2287308158@qq.com

**邹梦健**, 硕士研究生, 主要研究方向为输电线路工程。

E-mail: 297435213@qq.com

**王彦海**(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为输电线路工程。

E-mail: 45245356@qq.com