引文格式：伍勇. 改进海鸥算法优化 BP 神经网络的 GPS 高程拟合方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(2): 108-111. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.02.024

改进海鸥算法优化 BP 神经网络的 GPS 高程拟合方法

伍　勇[1]
（1. 湖北省荆州市水文水资源勘测局，湖北 荆州 434000）

摘　要：针对 BP 神经网络受参数初始权值和阈值影响高程拟合精度问题，改进海鸥算法弥补 BP 神经网络缺陷，使拟合模型得到更优参数。将海鸥算法加入混沌映射初始种群和改变惯性权重运动方式，提高算法寻优精度、收敛速度且具有鲁棒性，利用改进海鸥算法的最优适应度个体神经元连接权值和阈值，以此建立改进海鸥算法优化 BP 神经网络的 GPS 高程异常值拟合预测模型，通过实际工程 GPS 高程数据对模型进行检核。结果表明提出改进优化模型比传统 BP 神经网络模型拟合精准性、稳定性高，对数据适应度更好，是一种可靠拟合模型。

关键词：海鸥算法；混沌映射；BP 神经网络；高程拟合
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）02-0108-04

GPS Elevation Fitting Method Using Improved the Seagull Algorithm to Optimize BP Neural Network

WU Yong[1]
(1. Hubei Province Jingzhou Hydrology and Water Resources Survey Bureau, Jingzhou 434000, China)

Abstract: The initial weight and threshold of parameters will affect the elevation fitting of BP neural network, and the improved seagull algorithm can make up the defects of BP neural network, so that the fitting model can get better parameters. In this paper, we added seagull algorithm into the initial population of chaotic mapping and changed the inertia weights movement to improve the algorithm's accuracy, convergence speed and robustness. We used the optimal adaptive individual neuron connection weights and thresholds of improved seagull algorithm to establish the prediction model of GPS elevation anomalies by using improved seagull algorithm to optimize BP neural network, and checked the model by the actual engineering GPS elevation data. The model is checked by actual engineering GPS elevation data. The results show that the improved model proposed in this paper has higher fitting accuracy and stability than the traditional BP neural network model, and has better adaptability to the data, which is a reliable fitting model.

Key words: seagull algorithm, chaotic mapping, BP neural network, elevation fitting

全球定位系统（global positioning system，GPS）广泛应用水利、测绘、国土等多个领域，随着技术发展与成熟，GPS 在工程测量获取三维数据精度高。目前，在 WGS84 参考椭球参数下，平面坐标直接获取且精度达毫米级，高程系统为大地高 H。实际工程使用高程系统为正常高系统 h，正常高与大地高存在一个转化高程异常值 ξ，其中 $\xi=H-h$ [1]。根据学者们对高程异常值相关研究，需通过拟合方式求解得到，拟合方法主要有数学模型法、物理重力法、神经网络方法[2-9]。近些年人工智能、机器学习和深度学习等技术在多领域应用和研究，其中高程拟合方法具有收敛速度快、搜索能力强、误差小等优点。人工智能中 BP 神经网络具有大规模处理和自我学习能力，应用领域广泛；BP 神经网络也存在缺陷，它主要沿着局部方向逐渐调整，容易造成局部极值点；采样梯度下降进行传递，受网络结构、隐含层影响造成收敛速度慢[10-12]。

综合上述，本文提出一种改进海鸥算法（Logistics Chaotic mapping nonlinear inertia weights Aeagull Optimization Algorithm）优化 BP 神经网络（本文称之 LNSOA-BP），采用混沌映射和非线性惯性权重相结合提升海鸥算法（SOA）的收敛速度和搜索能力。利用改进海鸥算法求得初始权值和阈值有效对 BP 神经网络参数进行优化，提升泛化能力和精确度，并建立 GPS 高程拟合模型。通过实际测量数据开展验算，对模型进行验证，并与传统 BP 神经网络方法进行对比分析。

作者简介：伍勇（1987—），本科，工程师，研究方向为水文测验与水资源，E-mail：281251606@qq.com。

1　BP神经网络算法

BP神经网络（back propagation neural network，BPNN）是一种采用误差反向传播算法的多层前馈网络，由输入层、隐含层和输出层组成拓扑结构[13]，通过调整权重和阈值优化，满足误差要求停止迭代。如式（1）所示：

$$\begin{cases} f\left(u_j\right)=\dfrac{1}{1+e^{-u}} \\ u_j=\sum\limits_{i=1}^{n}\omega_{ij}x_i-\theta_j \\ b_j=f(\sum\limits_{i=1}^{n}\omega_{ij}x_i-\theta_j \\ y_k=f\left(\sum\limits_{j=1}^{n}\omega_{jk}x_j+\theta_k\right) \end{cases} \tag{1}$$

式中，$f(\cdot)$ 为神经元的激励函数，采用Sigmoid函数；u_j 为训练集与初始权值经过加权值求和之后和阈值相减得到隐含层神经元数值；x_i 为输入样本数据；ω_{ij} 为权值；θ_j 为初始阈值；θ_k 为输出阈值；y_k 为局部输出。

本文将测量数据分为训练集和测试集，以平面坐标作为输入层，以高程异常值 ξ 作为输出层。隐含层节点个数采样经验公式计算[14]。如式（2）所示：

$$h=\sqrt{m+n}+\mathrm{a} \tag{2}$$

式中，h 为隐含层节点个数；m 为输入层节点个数；n 为输出层节点个数；a为1～10调节常数。

BP神经网络具有良好的非线性映射能力，采样梯度下降法，搜索全局最小值无法达到最佳，初始权值和阈值难以准确获得，影响网络训练结果，导致预测效果不稳定。

2　海鸥算法（SOA）

海鸥算法（aeagull optimization algorithm，SOA）是2019年Gaurav Dhiman和Vijay Kumar对海鸥生物特征迁徙和攻击行为，同时可以做出螺旋状的自然形状运动行为启发而研究，算法原理简单、计算复杂度低的优点，求解最优问题优势明显[15]。

2.1　海鸥迁徙阶段

海鸥算法模拟海鸥群在迁徙过程中从一个位置移动到另一个位置，为全局搜索能力行为。在这个阶段，海鸥应该满足3个条件：

1）避免碰撞。海鸥群在迁徙过程中，为了避免海鸥之间的碰撞，先找一个未与其他海鸥位置发生冲突，在算法中通过附加变量 A 来计算新的海鸥位置。

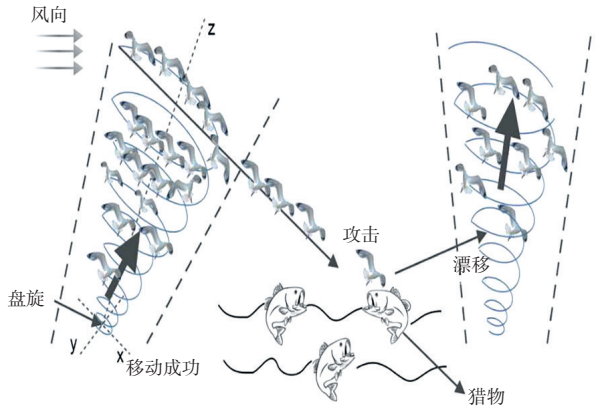


图1　海鸥算法模型

海鸥之间避免相互碰撞行为如式（3）所示：

$$\begin{cases} C_S=A\times\mathrm{PS}(x) \\ A=f_c-\left(x\times\left(f_c/\mathrm{Max}_T\right)\right) \end{cases} \tag{3}$$

式中，C_S 为新的海鸥位置，不与其他海鸥发生碰撞的位置；A 为海鸥迁徙的移动参数；PS为当前海鸥位置；x 为当前位置迭代次数；f_c 为控制移动参数变化，取值为2，Max_T 为最大迭代次数。

2）向最佳海鸥方向移动。为避免与其他海鸥的碰撞后，每只海鸥会寻找最优海鸥所在的方向，然后向最优海鸥靠拢，如式（4）所示：

$$\begin{cases} M_S=B\times\left(\mathrm{PBS}(x)-\mathrm{PS}(x)\right) \\ B=f_c\times A^2\times rd \end{cases} \tag{4}$$

式中，M_S 为最佳海鸥方向；B 为所搜和利用平衡因子；rd 为 $[0,1]$ 范围内服从均匀分布的随机数；$\mathrm{PBS}(x)$ 为最优海鸥的位置。

3）与最佳海鸥位置保持密切联系。个体海鸥回去最优海鸥位置之后，搜寻其他位置的距离，如式（5）所示：

$$D_s=\left|C_S+M_S\right| \tag{5}$$

式中，D_s 为与最佳海鸥位置之间的距离。

2.2　攻击阶段

海鸥在迁徙过程中可以连续改变迎角和速度。它们利用翅膀和重量来保持高度。攻击猎物时，在空中发生螺旋运动行为在 xyz 平面中的数学描述。海鸥的攻击行为贯穿每一次的迭代过程，决定了其在每次迭代后的新位置。如式（6）所示：

$$\begin{cases} x=r\times\cos\left(k\right) \\ y=r\times\sin\left(k\right) \\ z=r\times k \\ r=u\times e^{kv} \\ \mathrm{PS}(x)=\left(D_x\times x\times y\times z\right)+\mathrm{PBS}(x) \end{cases} \tag{6}$$

式中，r 为海口螺旋飞行半径；k 为 $[0,2\pi]$ 范围内服

从均匀分布的随机数；u、v为螺旋形状常数，常取值为1；e为自然对数的底数；$PS(x)$为更新后海鸥当前位置。海鸥攻击阶段是利用算法过程中历史和经验，提高算法的搜索精度。

3 算法优化

依据海鸥算法（SOA）原理与结构，SOA复杂度低、计算效率高、容易模拟实现迁徙和攻击行为，解决优化问题，容易陷入局部最优、收敛精度低以及鲁棒性差等问题。提出Logistics混沌映射重新进行种群初始化，扰动初始海鸥种群，目的是使得海鸥在初始的位置上更加均匀地分布，有效避免算法早熟和陷入局部最值，从而提高算法的收敛速度和精度。Logistics混沌映射函数如式（7）所示：

$$x_{n+1}=x_n\times u\times(1-x_n),u\in[0,4],x\in[0,1] \quad (7)$$

搜索能力是智能算法重要环节，对于SOA中海鸥迁徙过程中位置更新与附加变量A有关。A是对运动轨迹进行定位，用于反映运动状态，为防止迁徙过程中发生碰撞，标准SOA中A随着迭代变化呈线递减，收敛速度慢且容易陷入局部最优。如式（8）所示：

$$A=f_c-f_c\times\arctan\left(R\times P_i\times\left(\frac{x}{\mathrm{Max}_T}\right)\right),R\in(0,1) \quad (8)$$

为充分利用附加变量A在SOA重要性，提出非线性惯性权值改进策略，改进A从2至0非线性变化，前期较小步长搜索，中后期用较大步长，用最短速度提高海鸥搜索范围，增强后期局部搜索能力，如图2所示。

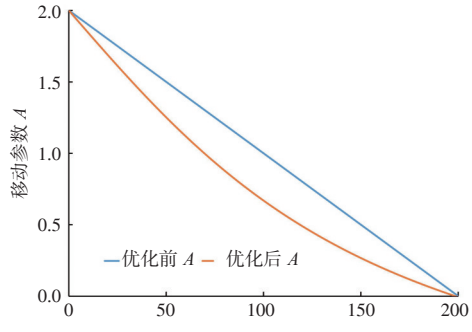


图2 移动参数A改进前后变化趋势

基于BP神经网络高程拟合模型在训练过程中，模型中输出层、隐含层、输出层之间神经元的初始权值和阈值具有随机性特点，在模型训练过程中容易陷入局部最优解缺点，无法准确预测拟合模型高程异常值，对高程拟合模型预测值产生影响。针对上述问题，本文通过SOA对BP神经网络初始权值和阈值进行优化，弥补BP神经网络随机值的缺点，SOA加入Logistics混沌映射初始值和修改参数A为非线性惯性权重，优化模型参数，提高泛化能力和准确性，为LNSOA-BP神经网络模型，将改进后海鸥算法重新优化BP神经网络，建立高程拟合模型，流程如图3所示。

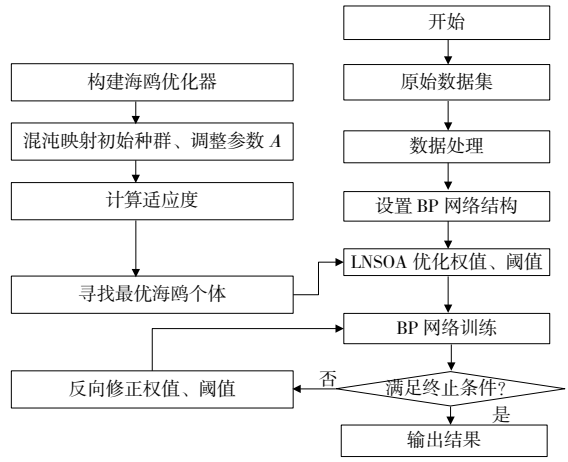


图3 LNSOA-BP神经网络流程图

4 工程案例

本文实验数据采用荆州市万城水文站河段地形测量成果，测量范围为水文站测流断面上下游各2 km。万城水文站布设于沮漳河，沮漳河河宽约400 m，堤宽6 m，河段内建有桥梁、橡胶坝等建筑物。地形测量仪器设备采用无人机，无人机航测布设像控点，均匀分布两岸堤顶和漫滩，建筑物地带加密控制，GPS像控点共布设39个点。选取24个像控点作为训练集，15个像控点作为测试集，分别运用BP、SOA-BP、LNSOA-BP拟合模型高程异常值进行质量评定。

利用构建拟合模型，分别得出训练集和测试集高程异常值，并与测量高程异常值计算残差。图4、5分别为3种拟合模型对训练集、测试集高程异常值与测量高程异常值的残差比较。从案例结果可以得知，残差离中心线越远，模型精度越低，反之越高，训练集、测试集残差波动性且变幅大小依次为BP、SOA-BP、LNSOA-BP。LNSOA-BP拟合模型训练集残差值范围为-0.004 9～0.002 1 m，平均残差值为-0.000 5 m，SOA-BP拟合模型训练集残差值范围为-0.006 4～0.002 6 m，平均残差值为-0.000 8 m，BP拟合模型训练集残差值范围为-0.005 1～0.014 4 m，平均残差值为-0.006 2 m，拟合模型精度高于LNSOA-BP要高于SOA-BP、BP，拟合高程异常值与测量高程异常值非常接近，克服了容易陷入局部最优特点，提高了泛化能力，拟合结果最优。

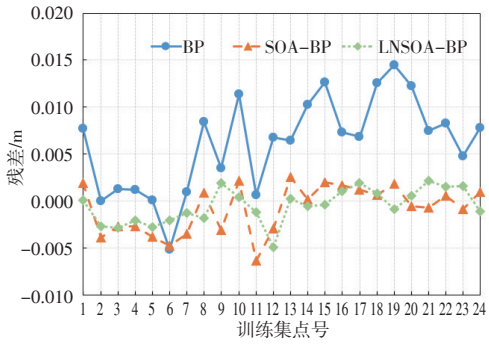


图4　训练集不同方法残差曲线

为验证3种拟合模型高程异常值准确性，对其进行内、外、模型符合精度指标分析。内符合精度指模型得出训练集高程异常值与测量高程异常值残差的标准差，外符合精度指模型得出测试集高程异常值与测量高程异常值残差的标准差。模型符合精度为模型所有高程异常值与测量高程异常值残差的标准差。如式（9）所示：

$$m=\pm\sqrt{\frac{[\Delta\Delta]}{n-1}} \tag{9}$$

式中，n 为测量个数；Δ 为拟合模型值与测量值残差；[ ]为残差代数和。

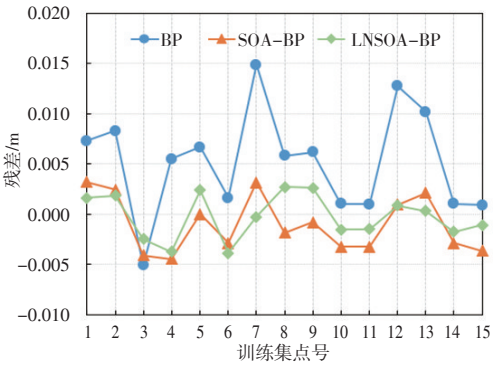


图5　测试集不同方法残差曲线

由表1得知采用LNSOA-BP拟合模型精度优于其他模型。LNSOA-BP内、外、模型符合精度分别为0.001 9、0.002 3、0.002 0 m，比BP模型精度提高了76.25%、69.33%、74.03%，SOA-BP模型精度提高了29.63%、23.33%、28.57%。

表1　不同拟合模型的精度统计/m

拟合模型	内符合精度	外符合精度	模型精度
BP	0.008 0	0.007 5	0.007 7
SOA-BP	0.002 7	0.003 0	0.002 8
LNSOA-BP	0.001 9	0.002 3	0.002 0

5　结　语

本文对BP随机获取初始权值和阈值和SOA搜索方法单一、依赖个体导致拟合模型高程异常值精度低且不稳定，对SOA中种群、惯性权值进行改进，优化了BP初始参数并对其进行拟合高程异常值。通过工程案例证明LNSOA-BP拟合模型优于其他传统神经网络拟合模型，所提方法可获得更高拟合精度，满足工程实际需要，具有一定的应用价值。

参考文献

[1] 丁莹莹. GPS高程拟合在公路断面测量中的应用[J]. 测绘通报,2020(7):162-164

[2] 唐兆鹏,花向红,张伟,等. GNSS高程拟合信息和点位环境可视化系统[J]. 测绘地理信息,2020,45(2):56-59

[3] 罗文生,倪津,施昆,等. EGM2008在GPS高程拟合中的应用研究[J]. 测绘与空间地理信息,2015,38(4):177-179,181

[4] 钱建国,刘淑亮. BP神经网络在GPS高程拟合中的应用探讨[J]. 测绘与空间地理信息,2017,40(1):18-20

[5] 岳春芳,宋金元. RBF神经网络组合模型在GPS高程拟合中的应用[J]. 测绘地理信息,2020,45(1):20-22

[6] 石长伟,何晴晴,陈长坤. RBF神经网络在区域性GPS高程拟合中的应用与精度分析[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(11):94-96,99

[7] 袁晓燕,石晨阳,柴香,等. 线状工程GPS高程拟合方法研究[J]. 全球定位系统,2021,46(6):74-77

[8] 丁凯,王泽林. RBF神经网络在区域性GPS高程拟合中的应用与精度分析[J], 测绘与空间地理信息,2023,46(5):100-103

[9] 赵飞燕,杨文华. GNSS定位测量高程拟合方法的研究与实践[J]. 地理空间信息,2021,19(8):113-118

[10] 王小辉,王琪洁,丁元兰,等. 基于二次曲面和BP神经网络组合模型的GPS高程异常拟合[J]. 大地测量与地球动力学,2012,32(6):103-105

[11] 钱建国,徐志文,赵玉国,等. 基于改进鲸鱼算法优化神经网络的GPS高程拟合方法[J/OL]. 大地测量与地球动力学(2023-07-03). https://kns. cnki. net/kcms2/detail/42. 1 655. p. 20230703. 0933. 002. html

[12] 梁小龙,齐二恒,王强昆,等. 基坑变形小波去噪及BP神经网络组合预测模型研究[J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(1):189-192,195

[13] 卢献健,晏红波,梁月吉,等. 各组合模型在GPS高程拟合中的应用研究[J]. 测绘通报,2015(5):20-23

[14] 赵祥鸿,暴景阳,欧阳永忠,等. 利用BP神经网络剔除多波束测深数据粗差[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(4):518-524

[15] Gaurav D, Vijay K. Aeagull Optimization Algorithm: Theory and Its Applications for Large-scaleindustrial Engineering Problems[J]. Knowledge-based Systems,2019(FEBa1):169-196