引文格式：宋海艳. 改进蚁狮优化算法优化 BP 神经网模型的高程拟合方法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):28-31. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.006

改进蚁狮优化算法优化 BP 神经网模型的高程拟合方法

宋海艳
（西宁市测绘院，青海 西宁 810000）

摘　要：针对复杂地形条件下 GNSS 高程异常拟合模型精度不高的问题，提出一种改进蚁狮优化算法以优化 BP 神经网络的建模方法。该方法通过引入非线性动态权重调整机制与和动态比例因子调节策略，改进蚁狮优化算法的搜索能力，从而实现对 BP 神经网络中神经元间的权值与阈值的全局搜索与局部优化，有效克服了 BP 神经网络易陷入梯度下降缓慢和局部极值的缺陷。基于实际工程数据，分别对比了 BP 神经网络、最小二乘支持向量机、标准 ALO-BP 方法以及所提出的改进方法在高程异常拟合精度上的表现。实验结果表明，方法所获得的高程异常拟合值与实测高程高度吻合度更高，在拟合精度和稳定性方面均优于其他方法，表现出良好的工程应用前景。

关键词：非线性动态权重机制；动态比例系数；蚁狮优化算法；BP 神经网络
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0028-04

Elevation Fitting Method Based on BP Neural Network Model Optimized by Improved Ant Lion Optimization Algorithm

SONG Haiyan
(Xining Surveying Mapping Institute, Xining 810000, China)

Abstract: In complex terrain environments, the accuracy of GNSS elevation anomaly fitting model is often limited due to the nonlinear characteristics of data. To address this issue, we proposed a modeling method based on BP neural network model optimized by improved ant lion optimization algorithm. The proposed method introduced a nonlinear dynamic weight adjustment mechanism along with a dynamic scaling factor, enabling the algorithm to perform global search and local optimization of neuron weights and thresholds more effectively, which could significantly mitigate common problems in BP neural networks, such as slow convergence and susceptibility to local minima. To validate the performance of this method, we compared the performances of BP neural network, least squares support vector machine, standard ALO-BP method and the proposed method in the fitting accuracy of elevation anomalies respectively using actual engineering data. The experimental results indicate that the proposed method achieves the best performance in terms of elevation anomaly fitting accuracy and model stability. The predicted anomalies show high consistency with actual elevation data, confirming the effectiveness and robustness of this model in complex terrain scenarios.

Key words: nonlinear dynamic weight mechanism, dynamic scaling factor, ant lion optimization algorithm, BP neural network

目前常用的高程异常拟合方法有多面函数拟合、最小二乘支持向量机（least squares support vector machines，LSSVM）、BP 神经网络以及分区拟合等[1-3]。由于 BP 神经网络能够有效降低误差对模型的干扰，该方法近年在高程异常拟合求解等领域等到广泛的应用，但也存在一定的局限性。当 BP 神经网络结构复杂时，容易出现梯度消失进而计算效率较低等问题。其次，由于 BP 神经网络权值逐渐调整机制，使得算法容易陷入局部最优解。为了提升高程异常拟合精度，相关学者采用智能优化算法获取最优参数改进 BP 神经网络的初始参数获取策略[4-13]。

本文提出改进蚁狮优化 BP 神经网络的高程异常拟合方法。为了平衡迭代过程中的权重，通过将非线性动态权重与动态比例系数等策略融入蚁狮优化算法中，增强蚁狮优化算法的全局搜索能力，降低算法过早陷入局部范围搜索可能。为了进一步验证该方法的性能，通过工程实测数据验证本文方法在高程异常拟合方面的可行性与优越性。

1　基本原理

1.1　ALO 算法

蚁狮优化算法的主要步骤如下：

1）参数初始化：初始化算法参数，如最大迭代次数 T，维度 D，利用公式（1）为 N 个蚂蚁随机分配初始位置：

$$X_{i,d}=L+\mathrm{rand}(U-L) \tag{1}$$

作者简介：宋海艳（1991—），本科，工程师，主要从事 GNSS 数据处理相关工作，E-mail：songhy_91@163.com。

式中，U 、L 分别为蚂蚁搜索空间的上界、下界；X_{id} 为第 i 只蚂蚁位于 d 维度空间位置。

2）蚂蚁随机游走：通过随机游走策略更新蚂蚁的位置，具体过程为：

$$X_{i,d}^{t}=\left[0,\mathrm{cumsum}(2r(t_1)-1),\mathrm{cumsum}(2r(t_2)-1),\ldots,\mathrm{cumsum}(2r(t_n)-1)\right] \tag{2}$$

式中，n为 蚂蚁最大游走次数；t 为当前迭代次数；$r(\cdot)$ 为随机函数值；$\mathrm{cumsum}(\bullet)$ 为步长随机游走累积值。

针对每个搜索空间上存在不同的边界，因此由公式（2）并不能更新蚂蚁位置。为了确保随机游走搜索空间保持一致，蚂蚁随机游走位置进行归一化处理：

$$X_{i,d}^{t}=(X_{i,d}^{t}-a_{i,d})\times\frac{(H_{i,d}^{t}-C_{i,d}^{t})}{(b_{i,d}-a_{i,d})}+C_{i,d}^{t} \tag{3}$$

式中，在第 t 次迭代计算中，a_{id} 、b_{id} 分别为第 i 只蚂蚁在第 d 维度空间随机游走最小值与最大值，H_{id}^{t} 、C_{id}^{t}为 搜索空间的最大值和最小值。

3）陷阱构建：由于蚁狮构造陷阱后，对蚂蚁在搜索空间内部随机选择线路产生影响，具体数学表达式为：

$$\begin{cases}C_i^t=\mathrm{Antlion}_j^t+c^t\\ H_i^t=\mathrm{Antlion}_j^t+h^t\end{cases} \tag{4}$$

式中，c^t 、h^t 分别为蚂蚁在第 t 次迭代计算时随机游走空间的上界与下界；$\mathrm{Antlion}_j^t$为 第 j 只蚁狮的位置。

4）自适应机制：蚁狮捕食的过程中，适应值越大蚁狮捕获蚂蚁的概率就越高。通过轮盘策略，蚁狮选择适应值最高的蚂蚁进行捕食，在捕食过程中为了避免蚂蚁逃脱，蚁狮在陷阱周围抛沙，缩减蚂蚁的搜索空间，具体数学模型为：

$$\begin{cases}c^t=\dfrac{c^t}{I}\\ h^t=\dfrac{h^t}{I}\end{cases} \tag{5}$$

$$I=\begin{cases}1,\ t\leqslant 0.1T\\ 10^{v}\dfrac{t}{T},\ t>0.1T\end{cases} \tag{6}$$

式中，t为 当前迭代次数；ω为 开发精度。

5）捕食猎物并重构陷阱：在每次迭代计算后，蚁狮在捕捉蚂蚁后会更新陷阱，具体过程为：

$$\mathrm{Antlion}_j^i=\mathrm{Ant}_i^t \tag{7}$$

$$\mathrm{iff}(\mathrm{Antlion}_j^i)>f(\mathrm{Ant}_i^t) \tag{8}$$

式中，Ant_i^t 为第 t 次迭代时第 i 只蚂蚁的位置。

6）精英策略：在每次迭代计算后，对适应度值进行排序，将适应度最大值对应的蚁狮设置为精英蚁狮。由于精英蚁狮与轮盘赌的共同影响，对每只蚂蚁采用公式（9）更新位置。

$$\mathrm{Ant}_i^t=\frac{R_A^t+R_E^t}{2} \tag{9}$$

式中，R_A^t为 第 t 次迭代时蚂蚁受轮盘影响的随机游走；R_E^t为 第 t 次迭代时蚂蚁受精英蚁狮影响的随机游走。

1.2　BP 神经网络

BP 神经网络是一种反向传播的人工神经网络模型，该模型广泛应用于数据挖掘，该神经网络由输入层、隐藏层以及输出层三部分构成。如图 1 所示，x_i 表示模型的输入层；W_{sp} 表示隐含层与输出层间的权值；Y_i 表示输出层的输出值。

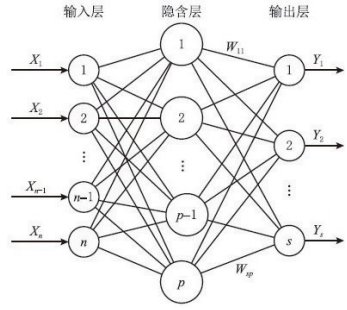


图 1　BP 神经网络结构图

2　改进 ALO-BP 模型的高程异常拟合方法

2.1　动态调整比例系数

为了提高 ALO 算法的局部寻优与全局搜索能力，通过动态比例系数对游走的蚁狮进行调整，优化围绕轮盘赌附近的蚂蚁选择机制。参考文献[14]中的动态比例系数策略，对蚁狮优化算法进行改进，具体过程如下：

$$\mathrm{Ant}P_i^t=\left(0.8-0.8\times\frac{t}{T}\times\mathrm{rand}()\right)R_A^t+\left(0.2+0.8\times\frac{t}{T}\times\mathrm{rand}()\right)R_E^t \tag{10}$$

式中，$\mathrm{rand}(\ )$为 随机产生一个 0~1 间数的函数。

通过公式（10）可以优化蚂蚁在不同时期的游走方式，优化算法不同时期的搜索能力与寻优能力，改进前期搜索与后期寻优能力较差的问题。

2.2　非线性动态调整权重

通过动态调整比例系数策略可以有效提高算法的全局搜索能力，但在迭代计算后期蚂蚁游走位置会被限制在精英蚂蚁附近，而获取局部最优解。为了避免蚂蚁游走调整不稳定导致算法过早收敛，文中通过非线性动态权重方式调整蚂蚁的游走行为，提高蚁狮优化算法的局部寻优与全局搜索能力，减少陷入局部最优解的可能。动态权重设置为：

$$w_I=w_{\max}-(w_{\max}-w_{\min})\times\left(\frac{t}{T}\right)^{\frac{1}{t}} \tag{11}$$

式中，w_I 为自适应权重取值；$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$ 分别为最大权值和最小权值。

综合上述2种策略优化后的蚂蚁位置由原来的公式（9）可以更新为公式（12）：

$$\mathrm{Ant}P_i^i=\left(0.8-0.8\times\frac{t}{T}\times\mathrm{rand}()\right)R_A^i+w_I\times R_E^i \quad (12)$$

2.3 构建IALO-BP网络模型

文中通过改进的ALO算法优化BP网络参数获取方式，进而构建IALO-BP的高程异常拟合模型，具体构建IALO-BP高程异常拟合模型如图2所示。

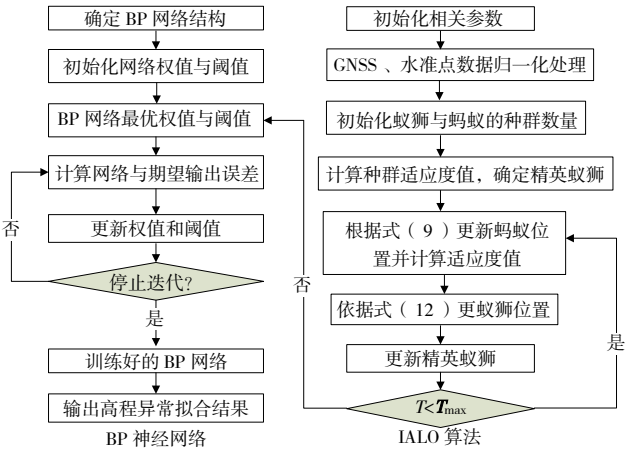


图2 IALO-BP的高程异常拟合流程图

3 实验结果与分析

3.1 数据介绍

为了验证本文提出IALO-BP神经网络的高程异常拟合模型的可行性与优越性，文中选取某市E级GNSS控制网数据进行测试研究[15]。该测区覆盖面积约为500 km²，GNSS/水准一体的四等水准点共58个，选取其中45个均匀分布的GNSS/水准一体四等水准点（三角形点）用于计算模型参数；剩余为13个GNSS/水准一体点（圆形点）用于验证模型参数精度。

3.2 ALO收敛曲线

为了验证本文提出优化ALO算法的可行性，将优化后的ALO算法与ALO加入不同改进策略的方法分别进行实验。为了确保结果的公平性，实验过程中采用相同的初始参数，最大迭代次数设置为50、种群参数为20、BP神经网络的隐含层为18层、输入层参数为2、输出层参数为1[10]。对不同改进策略下的最优适应度值进行对比分析。结果表明单一的改进策略均能对ALO算法的最优适应度值均有所提升，但单一改进策略与本文提出的2种改进策略的IALO算法相比，本文方法随着迭代次数的增加，算法收敛效率更高、适应度值最小，表明本文方法的可行性。

3.3 结果分析

为了说明本文方法的可行性，文中分别选15、25、35、45等不同数量的均匀分布的GNSS/水准一体四等水准点用于计算模型参数；利用剩余的GNSS/水准一体点用于计算模型参数精度。为了验证本文方法的优越性，文中选取BP、LSSVM、ALO-BP与本文方法进行对比分析。统计BP神经网络、LSSVM、ALO-BP神经网络以及IALO-BP神经网络的真实值和预测值，并统计内、外符合精度相应的残差值，具体结果见表1。

表1 不同拟合点下不同方法拟合精度对比 / m

方法	15个拟合点		25个拟合点		35个拟合点		45个拟合点	
	内符合	外符合	内符合	外符合	内符合	外符合	内符合	外符合
BP	0.036 2	0.041 3	0.034 9	0.039 2	0.033 6	0.038 3	0.026 2	0.037 8
LSSVM	0.031 6	0.035 1	0.026 4	0.028 9	0.028 3	0.032 4	0.024 8	0.029 7
ALO-BP	0.026 9	0.029 6	0.025 1	0.027 7	0.024 1	0.029 7	0.021 3	0.025 1
IALO-BP	0.024 6	0.027 3	0.023 7	0.025 8	0.021 9	0.024 6	0.018 4	0.022 3

由表1可知，选取GNSS/水准一体点个数由15逐渐增加到45，IALO-BP方法的内符合精度由0.024 6 m减少至0.018 4 m，外符合精度由0.027 3 m减少至0.022 3 m，而且本文方法的内、外符合精度均优于BP神经网络、LSSVM以及ALO-BP神经网络方法，表明本文提出的高程异常拟合方法优于BP神经网络、LSSVM以及ALO-BP神经网络。经过分析，在拟合点数量为45时，IALO-BP神经网络高程异常拟合方法相比ALO-BP方法的外符合精度最低提高12.56%，IALO-BP神经网络高程异常拟合方法相比BP方法的外符合精度最高提高69.51%。

为了更加清晰地分析不同方法高程异常拟合方法在不同检核点上的效果，表2给出不同拟合方法的检核点的预测结果与真实结果的残差值。

表2 不同拟合方法预测结果与残差值/m

点号	高程异常	BP		LSSVM		ALO-BP		IALO-BP	
		预测异常值	高程异常残差	预测异常值	高程异常残差	预测异常值	高程异常残差	预测异常值	高程异常残差
GE0081.146	1.187	−0.041	1.098	0.048	1.183	−0.037	1.167	−0.021
GE0161.653	1.632	0.021	1.625	0.028	1.638	0.015	1.642	0.011
GE0181.639	1.580	0.059	1.687	−0.048	1.598	0.041	1.607	0.032
GE0221.410	1.371	0.039	1.376	0.034	1.389	0.021	1.398	0.012
GE0231.435	1.406	0.029	1.416	0.019	1.426	0.009	1.424	0.011
GE0301.065	1.110	−0.045	1.024	0.041	1.107	−0.042	1.104	−0.039
GE0381.201	1.233	−0.032	1.162	0.039	1.229	−0.028	1.225	−0.024
GE0461.078	1.041	0.037	1.120	−0.042	1.047	0.031	1.060	0.018
GE0471.184	1.227	−0.043	1.233	−0.049	1.221	−0.037	1.210	−0.026
GE0631.263	1.226	0.037	1.298	−0.035	1.234	0.029	1.248	0.015
GE0641.106	1.064	0.042	1.069	0.037	1.071	0.035	1.080	0.026
GE1291.576	1.547	0.029	1.597	−0.021	1.552	0.024	1.557	0.019
GE1421.075	1.056	0.019	1.051	0.024	1.060	0.015	1.059	0.016
中误差		0.037 8		0.037 1		0.029 7		0.022 3

为了更加直观地观测获得不同方法在高程异常拟合结果差异，绘制不同方法的高程异常残差变化曲线以及不同方法高程异常拟合残差的可视化图，具体结果如图3、4所示。由表1和图3可知，BP神经网络的高程异常拟合残差波动幅度最大，残差变化区间为−0.045~0.590 m，中误差为0.037 8 m；而LSSVM算法的高程异常拟合残差波动幅度相比BP神经网络算法有所减少，残差变化区间为−0.049 ~ 0.048 m中误差为0.0371m；相比BP神经网络、LSSVM算法，通过ALO获取初始参数一定程度上优化了BP神经网络，初始参数随机获取的局限性，一定程度上减弱了高程异常拟合残差波动幅度，残差变化区间为−0.042 ~ 0.041 m，中误差为0.029 7 m；通过优化后的ALO算法获取最优的BP神经网络初始参数，进一步提高IALO−BP神经网络高程异常拟合精度，残差变化区间为−0.039 ~ 0.032 m，中误差为0.022 3 m。本文方法构建高程异常拟合精度相比较BP神经网络、LSSVM以及ALO−BP神经网络等方法精度分别提高40.99%、39.88%以及25.15%。

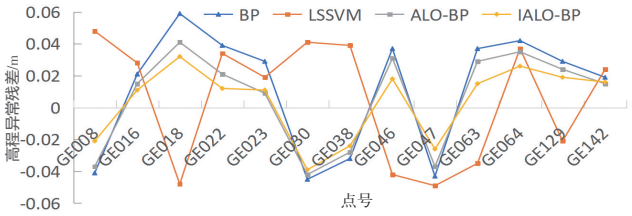


图3　不同拟合方法的检核点残差值

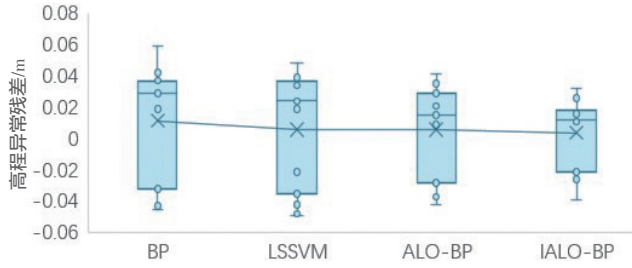


图4　高程异常残差可视化

由图3表明经过改进的蚁狮优化BP神经网络初始化参数获取策略，提高高程异常拟合精度，整体上IALO−BP神经网络的高程异常拟合精度更高、更稳定。

4　结　语

针对复杂地形条件下GNSS高程异常拟合模型精度不高的问题，提出一种改进蚁狮优化算法以优化BP神经网络的建模方法。利用改进后的蚁狮优化算法的全局寻优能力有针对性地获取BP神经网络的神经元阈值和网络层间的连接权值，相比较BP神经网络、LSSVM和ALO−BP神经网络等方法，精度更高更稳定。该方法具有计算过程简单、易于实现，能有效避免BP神经网络陷入局部最优解、收敛速度慢等问题，为相关测绘工程工作提供一种思路。

参考文献

[1] 崔家武,张兴福,周波阳,等. 改进的GNSS/水准点优化选择的逐步剔除法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(10):105-110

[2] 朱伟刚,朱超,张亚球,等. 基于卷积格网曲面拟合滤波算法的数字高程模型构建及质量评价[J]. 吉林大学学报(工学版),2021,51(3):173-180

[3] 刘斌. 利用EGM2008模型与地形改正进行GPS高程拟合[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2016,41(4):554-558

[4] 韩红超. 量子粒子群BP神经网络在GNSS高程转换中的应用分析[J]. 测绘通报,2019(1):85-88

[5] 彭祥国,唐艳梅. 粒子群算法优化的BP网络在GNSS高程拟合中的应用[J]. 工程勘察,2023,51(1):58-61

[6] 石晨阳,袁晓燕,江志成. 遗传模拟退火算法优化BP神经网络的GPS高程拟合[J]. 全球定位系统,2021,46(5):55-59

[7] 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]. 大地测量与地球动力学,2024,44(2):122-127

[8] 蒙金龙,唐诗华,张炎,等. 基于MVO优化神经网络的GNSS高程异常拟合方法[J]. 大地测量与地球动力学,2022,42(12):1233-1238

[9] 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

[10] 刘银涛,任超,王俊男,等. RSA-BP组合模型在GNSS高程拟合中的应用[J]. 测绘通报,2023(9):46-51

[11] Mirjalili S. The Ant Lion Optimizer[J]. Advances in Engineering Software,2015,83(10):80-98

[12] 于建芳,刘升,王俊杰,等. 融合莱维飞行与黄金正弦的蚁狮优化算法[J]. 计算机应用研究,2020,37(8):2349-2353

[13] 汪会,潘海鹏,张益波. 基于改进蚁狮算法的间歇反应釜优化方法研究[J]. 软件工程,2021,24(11):28-32

[14] 刘景森,霍宇,李煜. 优选策略的自适应蚁狮优化算法[J]. 模式识别与人工智能,2020,33(2):121-132

[15] 匡翠林. 高精度GPS水准算法研究及其应用[D]. 长沙:中南大学,2004