引文格式：张文君,师文杰. 基于改进粒子群优化神经网络的高程异常拟合方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 1-4. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.001

基于改进粒子群优化神经网络的高程异常拟合方法

张文君[1]，师文杰[2]
（1. 青海省基础测绘院，青海 西宁 810000；2. 青海省有色第一地质勘查院，青海 西宁 810000）

摘　要：针对BP神经网络高程异常拟合时存在的局部最优、收敛速度慢等问题，提出了基于改进粒子群优化神经网络的高程异常拟合方法。通过结合惯性权值因子的非线性调整策略与学习因子的线性调整策略，能有效提高粒子群算法的收敛速度，避免出现局部最优解情况。利用改进粒子群算法优化BP神经网络初始参数，以提高高程异常拟合精度。通过两组典型实验区验证了该方法的精度与有效性。

关键词：改进粒子群；自适应惯性权值；线性学习因子；BP神经网络；高程异常拟合
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0001-04

Elevation Anomaly Fitting Method Based on Improved Particle Swarm Optimization Neural Network

ZHANG Wenjun[1], SHI Wenjie[2]
(1. Qinghai Provincial Institute of Basic Surveying and Mapping, Xining 810000, China;
2. Qinghai Nonferrous First Geological Exploration Institute, Xining 810000, China)

Abstract: In response to the problems of local optima and slow convergence speed of BP neural network in elevation anomaly fitting, we proposed an elevation anomaly fitting method based on improved particle swarm optimization neural network. By combining the nonlinear adjustment strategy of inertia weight factor and the linear adjustment strategy of learning factor, this method can effectively improve the convergence speed of particle swarm optimization algorithm and avoid local optima. We used the improved particle swarm optimization algorithm to optimize the initial parameters of BP neural network to improve the accuracy of elevation anomaly fitting, and verified the accuracy and effectiveness of this method by two sets of typical experimental areas.

Key words: improved particle swarm, adaptive inertia weight, linear learning factor, BP neural network, elevation anomaly fitting

全球导航卫星系统（GNSS）测量获取的大地高为地面点到WGS84参考椭球面的距离[1]，为获取工程测量中所需的正常高，需要对大地高进行高程异常拟合。常用的高程异常拟合方法包括多项式拟合[2]、反向传播（BP）神经网络[3]、分区域拟合[4]等。学者们提出了多种高程异常拟合方法[5-8]，对常规方法进行了改进，但也存在一定的不足。鉴于此，本文提出了基于改进粒子群优化神经网络的高程异常拟合方法，首先利用改进粒子群算法（PSO）获得BP神经网络各层间的权值与阈值的最优解，再建立PSO-BP的高程异常拟合。通过不同类型的工程实例验证了该方法在GNSS高程异常拟合中的精度和稳定性。

1　算法介绍

1.1　标准PSO

PSO受鸟群活动规律启发，具有简单易实现、参数少、收敛速度快等优点[9]。假定在一个 D 维特征空间中搜索求解，鸟群中的每个粒子具有位置 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$ 和速度 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})$ 两个属性。根据适应度函数值，记录当前个体粒子最优解；再通过各粒子进行协作共享，迭代得到新的位置与速度。在粒子群寻优过程中，粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置、速度更新公式为：

$$v_i(t+1)=\omega\times v_i(t)+c_1r_1\left(p_{\text{best}}(t)-x_i(t)\right)+c_2r_2\left(g_{\text{best}}(t)-x_i(t)\right) \quad (1)$$

$$x_i(t+1)=x_i(t)+v_i(t+1) \quad (2)$$

式中，r_1、r_2 为0~1的随机数；c_1、c_2 为学习因子；t 为当前迭代次数；ω 为惯性权重因子。

ω 为粒子上次计算对该次运动惯性的一个重要影响参数，若值较小，则粒子的运动速度较小、算法能快速收敛，但难以获取全局最优解；若值较大，则粒

第一作者简介：张文君（1989—），本科，工程师，主要从事航空摄影测量与遥感、地表沉降等工作，E-mail:：zhangwj_89@163.com。

子的运动速度较大、算法能在全局范围内获取最优解，但收敛时间长、精度较低。为了提高PSO的收敛速度和精度，本文提出根据 t 自适应调整惯性权值的方法[10]。

1.2 改进PSO（IPSO）

1.2.1 自适应惯性权值调整策略

在C算法中，ω 一般为常数，因此在寻找最优参数过程中难以平衡收敛速度与计算精度的问题[10]。本文根据 t 非线性动态调整 ω，自适应确定 ω 的变化。为提高算法计算效率，计算初期采用较大的 ω 在整个求解空间快速寻找全局最优解[11]；随着 t 的增加，逐渐减少 ω，粒子的收敛步长减少，进而提高算法的局部寻优能力；同时引入迭代阈值 t_1、t_2，避免陷入局部最优解，能更好地获得高程异常拟合精度。

计算初期算法具有较强的全局搜索能力，需提供较大的 ω，余弦函数的非线性变化关系满足其变化过程，因此本文通过余弦函数非线性动态调整 ω，即

$$\omega(t)=\omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\cos\left(\frac{\pi}{2}\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^{\frac{1}{2}}\right) \tag{3}$$

同时，引入一个二次函数，当 $t\in(t_1,t_2)$ 时，增大 ω 可增强算法的全局搜索能力，避免陷入局部最优解，即

$$\omega(t)=A_1t^2+A_2t+A_3 \tag{4}$$

$$\begin{cases}A_1=-4\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)/(t_1-t_2)^2\\ A_2=4\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)(t_1+t_2)/(t_1-t_2)^2\\ A_3=\omega_{\min}-4t_1t_2\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)/(t_1-t_2)^2\end{cases} \tag{5}$$

式中，A_1、A_2、A_3 为常数；$\omega(t)$ 通过点 $(t_1,\omega(t_1))$、$((t_1+t_2)/2,\omega_{\max})$、$(t_2,\omega(t_2))$。

通过实验得到 t_1 与 t_2 的取值，经分析，当 $t\geqslant35$ 时高程异常拟合参数基本趋于稳定，为避免算法陷入局部最优解，本文将 t_1、t_2 取值为 $0.5t_{\max}$、$0.8t_{\max}$，则二次函数式可调整为：

$$\omega(t)=\omega(t_1)-\frac{400\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)}{t_{\max}^2}t^2+\frac{600\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)}{t_{\max}}t-224\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right) \tag{6}$$

综上所述，本文中 ω 的非线性自适应调整策略可表示为：

$$\omega(t)=\begin{cases}\omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\cos\left(\frac{\pi}{2}\left(t/t_{\max}\right)^{1/2}\right), & t\leqslant t_1\\ \omega(t_1)-\frac{400\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)}{t_{\max}^2}t^2+\frac{600\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right)}{t_{\max}}t & \\ -224\left(\omega_{\max}-\omega(t_1)\right), & t_1<t<t_2\\ \omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\cos\left(\frac{\pi}{2}\left(t/t_{\max}\right)^{1/2}\right), & t\geqslant t_2\end{cases} \tag{7}$$

1.2.2 线性调整学习因子

为提高算法的收敛性能，本文对学习因子进行线性调整。在计算初期 c_1 取值较大、c_2 取值较小，粒子群依据各粒子的历史位置，利用较强的全局搜索能力快速遍历整个求解区域进而获取最优位置；在计算后期 c_1 取值较小、c_2 取值较大，粒子群更新依据全局最优粒子位置，有效提高了算法的收敛精度与速度。学习因子的线性调整策略可表示为：

$$c_1^*=c_{1\max}-\left(c_{1\max}-c_{1\min}\right)/t_{\max}\times t \tag{8}$$

$$c_2^*=c_{2\min}+\left(c_{2\max}-c_{2\min}\right)/t_{\max}\times t \tag{9}$$

2 IPSO-BP的高程异常拟合模型

2.1 IPSO优化BP神经网络原理

BP神经网络是由输入层、隐含层、输出层组成的多层前馈神经网络。其高程异常拟合精度与网络初始权值、阈值设置密不可分，因此随机获得网络的初始参数，将严重影响高程异常拟合精度与稳定性，往往导致高程异常拟合结果不理想[12]。本文提出根据 t 非线性调整 ω 的更新方法，并在此基础上设计了二次函数，避免增大 ω 时陷入局部最优解，进而优化BP神经网络的初始参数与阈值；再将该初始值与阈值导入BP网络训练模型，以提高BP网络高程异常拟合模型的精度与收敛速度。

2.2 建立IPSO-BP的高程异常拟合

IPSO优化BP神经网络的具体步骤为：①设计BP神经网络结构，初始化神经网络权值与阈值；②对输入数据进行预处理，避免“大数吃小数”的情况；③初始化IPSO参数，即粒子群数目 N、空间维度 D 和最大迭代次数等，以BP神经网络计算高程拟合残差的均方根误差函数，作为本文方法的适应度函数；④计算粒子群内每个粒子的适应度值，并进行评价，确保种群迅速获取最优解，并保存每个粒子上一次的最优位置 p_{best} 和该次种群内的 g_{best}；⑤根据更新

ω 、c_1、c_2；⑥对粒子的位置和速度进行迭代更新，获得当前最优的粒子种群；⑦达到最大迭代次数，算法停止，将IPSO获取的最优权值与阈值输入BP神经网络。

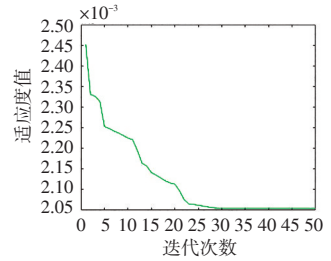
3　工程实例分析

3.1　实验设计

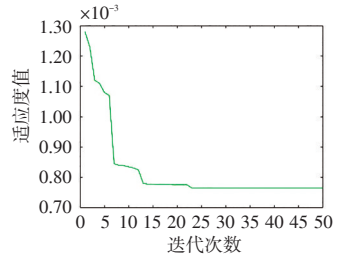
高红等[13]指出为获取高精度的高程异常拟合结果，高程异常拟合时参与拟合参数求解的点应均匀分布在整个测区。因此，本文选用两组不同地形区域的实测GNSS水准点进行IPSO-BP模型的GNSS高程异常拟合精度与稳定性实验。为验证本文方法的优越性，将BP模型与PSO-BP模型进行两个方面的对比分析：①PSO-BP、ISPO-BP模型的最优适应度与收敛速度，最优适应度为高程异常拟合模型的均方根误差，以验证模型精度；②BP、PSO-BP和IPSO-BP模型的拟合残差、外符合精度，以验证模型的稳定性。

3.2　线状测区

实验选取参考文献[14]杭州跨海大桥项目的GNSS水准实测数据，整个测区长36 km、宽30 m，满足三等及以上的GNSS水准重合点38个。实验过程中选取测区内均匀分布的24个点解算高程异常参数，剩余14个点用于验证解算模型精度；分别利用IPSO、PSO对BP神经网络进行优化处理，模型优化后获得的最优适应度值随 t 变化的收敛曲线见图1。PSO-BP、IPSO-BP模型的收敛迭代次数分别为29和23，且IPSO-BP模型获得的最优适应值更小，说明其精度更



a　PSO-BP模型



b　IPSO-BP模型

图1　实验一收敛曲线

高。由此可知，IPSO-BP模型的收敛速度更快、寻优能力更强。BP、PSO-BP、IPSO-BP模型的拟合残差见表1，可以看出，BP模型的最大残差为0.038 m、外符合精度为0.027 m，高程异常拟合精度和稳定性均低于其他两种模型；PSO-BP、IPSO-BP模型的最大残差绝对值分别为0.032 m、0.021 m，最小残差绝对值分别为0.011 m、0.006 m，外符合精度分别为0.021 m、0.015 m。

表1　实验一高程异常拟合残差/m

点号	BP	PSO-BP	IPSO-BP	点号	BP	PSO-BP	IPSO-BP
1	−0.008	0.011	0.006	8	−0.029	0.016	0.014
2	0.009	−0.012	−0.009	9	0.013	−0.011	0.010
3	0.015	−0.011	0.010	10	0.040	−0.028	−0.017
4	−0.024	0.021	0.016	11	−0.045	0.032	0.021
5	0.035	0.031	−0.018	12	−0.031	0.026	−0.019
6	0.016	0.024	0.013	13	0.027	−0.019	0.014
7	0.038	−0.021	−0.020	14	−0.018	−0.014	−0.012

BP、PSO-BP、IPSO-BP模型的残差波动曲线见图2，可以看出，IPSO-BP、PSO-BP、BP模型的残差分别介于−0.020~0.021 m、−0.028~0.032 m、−0.045~0.038 m之间，因此IPSO-BP模型的稳定性和拟合精度最优。

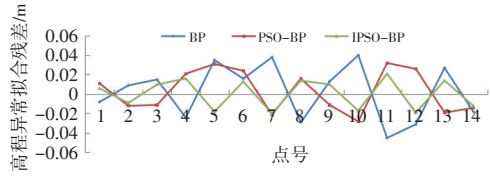


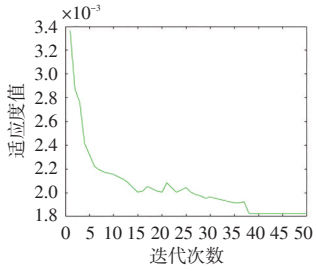
图2　实验一不同模型的拟合残差曲线

3.3　面状测区

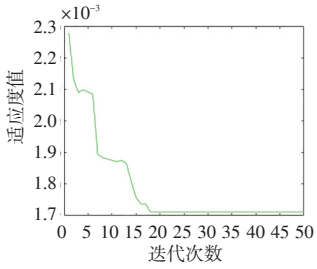
实验选取参考文献[15]中某区域工程进行实验，测区成面状分布，覆盖面积约为300 km²，地势起伏变化较大，满足四等水准测量精度的GNSS水准重合点24个。实验选取其中16个均匀分布的GNSS水准点解算高程异常参数，其余8个点用于精度验证；分别利用IPSO、PSO对BP神经网络进行优化处理，模型优化后获得的最优适应度值随 t 变化的收敛曲线见图3，PSO-BP、IPSO-BP模型的收敛迭代次数分别为38和18。BP、PSO-BP、IPSO-BP模型的拟合残差见表2，可以看出，地形复杂区域BP模型的残差效果最差，最大拟合残差绝对值为0.041 m，外符合精度为0.032 m；PSO-BP、IPSO-BP模型的最大残差绝对值分别为0.037 m与0.024 m，外符合精度分别为0.026 m、0.019 m，说明IPSO-BP模型的拟合精度与稳定性均优于PSO-BP模型。

表2　实验二高程异常拟合残差/m

点号	BP	PSO-BP	IPSO-BP
1	0.041	−0.037	−0.024
2	−0.037	0.026	0.014
3	0.026	−0.025	−0.022
4	−0.036	−0.029	−0.021
5	0.028	0.019	0.012
6	0.038	−0.029	−0.022
7	0.020	0.021	0.015
8	−0.026	−0.020	−0.018



a PSO-BP模型



b IPSO-BP模型

图3　实验二收敛曲线

BP、PSO-BP、IPSO-BP模型的残差波动曲线见图4，可以看出，IPSO-BP模型的残差波动曲线最稳定，与真值最贴近，拟合精度最好。

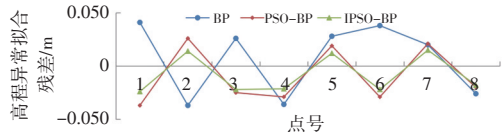


图4　实验二不同模型的拟合残差曲线

4　结　语

本文通过结合非线性调整惯性权值策略与线性调整学习因子，避免了PSO出现局部最优解和收敛效率低的问题；再通过IPSO获得最优BP神经网络权值，有效提高了高程异常拟合精度。利用两组实验数据进行验证，结果表明，在线状和面状区域，IPSO-BP和PSO-BP模型解算的高程异常拟合精度与稳定性均高于BP模型，其中IPSO-BP模型的高程异常拟合精度最高、稳定性最好，可为高程异常拟合提供一种新的思路。

参考文献

[1] 陶叶青,毛广雄,周晓钟. 高程异常拟合病态EIV模型的广义岭估计算法[J]. 大地测量与地球动力学,2018,38(5):520-523

[2] 陈安平,李红伟,谢刚生,等. 基于多项式曲面拟合模型的高程转换方法及其结果分析[J]. 测绘通报,2022(10):114-117

[3] 魏宗海. 几种改进的BP神经网络在GPS高程拟合中的应用比较[J]. 全球定位系统,2016,41(5):99-103

[4] 周伟. 插值和拟合方法在高程异常模型建立中的应用[J]. 地理空间信息,2021,19(3):99-101

[5] 石晨阳,张振威,袁晓燕,等. 神经网络实现线状工程GNSS高程转换[J]. 导航定位学报,2022,10(3):166-170

[6] 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

[7] 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):1 233-1 238

[8] 蒲伦,唐诗华,罗洁,等. 利用粒子群算法优化的GPS高程拟合精度分析[J]. 测绘科学技术学报,2018,35(6):563-568

[9] Xu K, Guo Y G, Lei G, et al. Estimation of Iron Loss in Permanent Magnet Synchronous Motors Based on Particle Swarm Optimization and a Recurrent Neural Network[J]. Magnetism,2023(4):327-342

[10] 房新玉,解静,刘盾,等. 基于BP神经网络似大地水准面精化精度分析[J]. 地理空间信息,2023,21(11):73-75

[11] 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

[12] 魏德宏,褚键毫,杨嘉伟,等. 基于深度BP/ELMAN神经网络的山区GNSS高程转换精度分析[J]. 测绘通报,2023(9):113-116

[13] 高红,文鸿雁,聂光裕,等. 基于粒子群优化算法的LS-SVM的GPS高程拟合[J]. 桂林理工大学学报,2016,36(2):300-303

[14] 杨天宇. 基于BP神经网络的GPS高程拟合及其在杭州湾跨海大桥中的应用[D]. 成都:西南交通大学,2006

[15] 谢萌丽,姜永涛,刘国仕. 小区域GNSS高程异常拟合方法研究[J]. 全球定位系统,2020,45(5):34-39