

基于 PSO-BP 的北斗卫星导航海底高程拟合技术的研究

王继鹏¹ 金云智¹ 辛忠华² 吉才宇² 郭 龙^{3,4}

1. 中海石油(中国)有限公司海南分公司, 海南 海口 570100;
2. 中海油信息科技有限公司湛江分公司, 广东 湛江 524057;
3. 中国海油南海油气能源院士工作站, 海南 海口 570100;
4. 海南省深海深层能源工程重点实验室, 海南 海口 570100

摘 要: 针对南海深远海海域基站覆盖较少, 潮汐波浪影响水深测量, 无法直接使用北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)定位技术实时求解实时水深的问题, 提出使用精密单点定位(Precise Point Positioning, PPP)和多波束(Multi-Beam System, MBS)测深作为样本实现不依赖基站获取实时精密水深数据。通过地球重力场模型(Earth Gravitational Model, EGM)以及 MBS 测深样本训练神经网络保存海底大地高拟合曲面, 构建粒子群优化反向传播(Particle Swarm Optimization Back Propagation, PSO-BP)神经网络模型输出泥线大地高, 对泥线和定位数据实时计算得到水深。尝试在南海某海域测试基于 PSO-BP 神经网络方法的适应性, 将拟合计算的水深和 MBS 测量的水深结果对比, 表明应用 PSO-BP 神经网络模型及 PPP 技术较 EGM 2008 方法显著降低了实时水深估计的误差。在 400 m 水深的测试点无验潮平均水深估计准确度可达 ± 1 m, 满足某海域内船舶的无测深设备的实时水深估计要求。研究成果可为未来南海及其他深远海域的航行安全及资源勘查提供重要支持。

关键词: EGM 2008; 北斗卫星导航; PSO-BP; 水深测量; PPP

DOI:10.3969/j.issn.1006-5539.2024.06.018

Research on PSO-BP-based BeiDou Navigation Satellite System seabed height fitting technology

WANG Jipeng¹, JIN Yunzhi¹, XIN Zhonghua², JI Caiyu², GUO Long^{3,4}

1. CNOOC China Ltd., Hainan Branch, Haikou, Hainan, 570100, China;
2. CNOOC Information Technology Co., Ltd., Zhanjiang Branch, Zhanjiang, Guangdong, 524057, China;
3. CNOOC South China Sea Oil & Gas Energy Academician Workstation, Haikou, Hainan, 570100, China;
4. Key Laboratory of Deep Sea Deep Formation Energy Engineering of Hainan, Haikou, Hainan, 570100, China

Abstract: Due to the limited coverage of base stations in the deep-sea areas of the South China Sea, water depth estimation are affected by environmental factors such as tides and waves, making it impossible to directly use the BeiDou Navigation Satellite System (BDS) positioning technology for real-time water depth estimation. To overcome these challenges, this paper proposes a method that leverages Precise Point Positioning (PPP) function and multi-beam bathymetry data samples to achieve real-time precise water

收稿日期: 2024-10-12

基金项目: 国家重点研发计划“深海和极地关键技术与装备”专题“深远海油气田流动安全监测与智能化决策系统集成测试”(2022YFC2806205)

作者简介: 王继鹏(1984-), 男, 河南新蔡人, 高级工程师, 学士, 主要从事网络通信技术研究工作。E-mail: wangjp4@cnooc.com.cn

depth data acquisition without relying on base stations. The methodology involves training a neural network using the Earth Gravity Model (EGM) and multi-beam bathymetry data samples to preserve the seabed's geoid height fitting surface. A Particle Swarm Optimization Back Propagation (PSO-BP) network model is then developed to determine the geoid height at the mud line. Water depth is obtained by real-time calculation of the mud line and positioning data. To evaluate the adaptability of the proposed method, tests were conducted at a selected sea area of the South China Sea. By comparing the fitted water depth with the multi-beam measured water depth results, it shows that the application of the PSO-BP neural network fitting model and PPP technology significantly reduces the error in real-time water depth estimation compared to the EGM 2008 fitting method. Specifically, at a test site with a water depth of 400 meters, the accuracy of average water depth estimation without tidal measurements can achieve ± 1 meter. This performance meets the real-time water depth estimation requirements for vessels operating in certain sea areas without depth measurement equipment. This study offers substantial support for navigation safety and exploration of resources in the South China Sea and other deep-sea areas.

Keywords: EGM 2008; BDS; PSO-BP; Water depth estimation; PPP

0 前言

北斗卫星导航系统 (BeiDou Navigation Satellite System, BDS) 可以全天候、高精度实时提供三维坐标, 被广泛应用于海洋水深测量中^[1], 但仅有定位坐标并不能得到实时水深数据。在海洋油气勘探开发领域, 船舶、坐底式平台、自升式平台、浮式装置的定位系统都需要实时水深数据, 但并非所有船舶、平台都能实时通过声波测水深, 这就需要一套水深估测系统, 能够不依赖测深设备, 仅仅通过 BDS 给出一定精度范围的水深。在深远海, BDS 不能依靠基站来观测潮汐、海浪等瞬时影响因素, 平均水深数据只能从海底大地高的数据中得出实时估值。因此, 需要一种估测海底大地高数据的技术来实现多个控制点曲面的快速精确拟合。

中国国家高程系统采用正常高系统, 而 BDS 采用大地高系统, 使用地球重力场模型 (Earth Gravitational Model, EGM) 2008 可以计算两者的差值, 从而算出海底的大地高。但如何同时拟合更多的控制点, 并减少模型在远海区域的水深估计值与实际值的差别是目前存在的问题^[2]。

中国国家高程系统是指确定特定测量点高程标准的系统, 用于地理测量和工程测量的正常高, 是被广泛接受的地球测量系统。大地高是指地面点沿法线到参考椭球面 (Surface of Reference Ellipsoid, SRE) 的距离。两者在海面上需要一种算法进行转换。

大地高可以通过三角测量方法直接测量得到, 但费时、费力, 并且在海上无法进行。通常 EGM 2008 的海底大地高不准确, 需要利用声波测深技术进行关键点的控制, 建立更准确的海底高程模型。本文在拟合过程中, 使用大地高对似大地水准面与 SRE 之间的高差 (高程异常) 作减法的方式来获取正常高。同时, 如果知道大地

高、高程异常, 则可近似反推地面和似大地水准面的距离, 即水深。

海上油气开采作业采用平均水深, 需要消除潮汐、海浪等瞬时影响。除必要的换能器位置、姿态、吃水、声速、时延等修正外, 还需在以多波束测深系统为代表的水深测量工作中, 根据垂直基准的成果水深进行水位修正^[3]。传统的水位修正问题已通过潮位观测、潮位测算和预报等手段得到解决。有效修正水位往往要设置多个潮位站, 因此潮位观测方法一般通过近海水的深度测量来实现。目前不能在远海区建设昂贵不经济的离岸验潮站。要获得潮位, 只能靠长期积累的计算、预报等观测数据; 但在受到洋流支流、水文异常现象等因素的影响时, 仅仅通过数学模型计算得出的潮位修正与真实数值存在较大误差。

目前, 主要采用载波相位差分实时动态测量技术 (Real Time Kinematic, RTK)、动态差分后处理技术 (Post Processed Kinematic, PPK) 来测量水深^[4-5]。无论是理论还是算法, 使用 PTK 和 PPK 进行验潮都已成熟, 并且精度高, 可以实时获得厘米级的验潮数据。然而, PTK 定位需要与基站通信, 受数据通信链路影响, 一般仅适用于最大有效作用距离在 15 km 以内的内水、近海海域水文测量。PPK 不适用于深远海域。PPK 通过事后处理方式, 依靠基准站在 80 ~ 100 km 内的数据, 同样可以得到的厘米级验潮精度, 但在离岸 100 km 以上的深远海海域, 这种方法已不适用。由于不依赖基准站, 精密单点定位 (Precise Point Positioning, PPP) 技术在实际应用中更加灵活, 适于在深远海海域连续水深观测^[6-8]。使用 PPP 技术连续观测定点水深, 取长时间观测平均值作为控制点的似大地水准面, 将这些数据转换为海底的大地高, 用神经网络进行拟合, 存储为海底大地高曲面, 进而在未进行长时间连续测量的海域提供估算水深服务^[9-11]。

BDS 能够全天候定位,而且在接收卫星信号时,不会随着时间的推移而不断累积误差。长时间测量同一坐标可在一定程度上减少干扰带来的误差。本文应用 BDS 提供的 PPP 技术结合多波束测深数据测定了多个平均水深控制点。

通过输入控制点平均水深和经纬度可训练神经网络,使之最终能够输出正确的海底信息。由于南海海域中具有较多不规则、复杂的高程控制点,这就需要反向传播 (Back Propagation, BP) 算法的多层感知机 (Multi Layer Perceptron, MLP) 网络具有拟合复杂曲面的能力。尽管经典的 MLP 网络不具备类似 Kolmogorov-Arnold Network 的多维函数直接激活函数,但只要层数足够多,任意函数都可以拟合。如果训练目标非常复杂,网络中的参数很容易陷入局部最优,无法达到所需的精度和预判能力。因此,本文提出利用粒子群优化反向传播 (Particle Swarm Optimization Back Propagation, PSO-BP) 在 MLP 网络上的数据存储在搜索算法,依靠 PSO 强大的全局搜索能力、较少参数和较快收敛速度^[12],实现网络快速训练和较低估计误差。

1 方法

1.1 海底大地高计算方法

BDS 可通过 PPP 技术得到接收机位置的直角坐标。这个直角坐标投射到 WGS-84 的 SRE 面上,即可得到北斗卫星信号解算出的接收机高度 (h_{BDS}),同时利用多波束 (Multi-Beam System, MBS) 测量得到实时水深 (h_{MBS}),见图 1。 h_{MBS} 加上海底大地高 ($h_{\text{大地高}}$) 就是北斗卫星接收器到船底 MBS 测深装置的高度 (d) 和 h_{MBS} 的总高度和。使用似大地水准面减去 EGM 2008 计算的高程异常 (h_{AB}),也可以得到海底大地高。似大地水准面到海底的高度为 $h_{\text{正常高}}$,似大地水准面的可用平均海平面高度求取,EGM 2008 数据可计算 $h_{\text{正常高}}$ 。

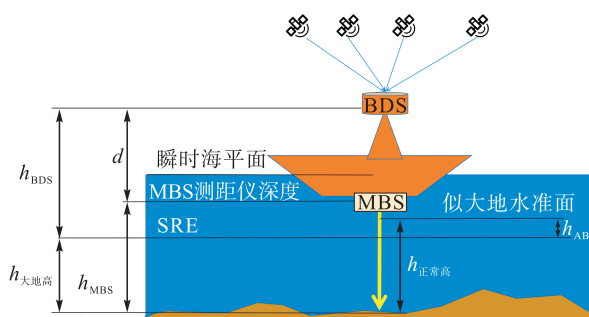


图 1 MBS 测深及海底大地高示意图

Fig. 1 Multi-Beam System (MBS) and Seafloor

测量控制点时,已知 h_{BDS} 、 d 、 h_{MBS} ,需要求取海底泥线的高度 $h_{\text{大地高}}$ 。当得到 1 个坐标的 $h_{\text{大地高}}$ 后,即可将其保存在海底大地高的数据库中,以便后续拟合。

如果知道区域密集的海底大地高数据点,则可以通过曲面拟合的方式获取估计该区域每个坐标点海底大地高的复杂方程。在未经过 MBS 测量的区域,可以通过 EGM 2008 拟合出海底大地高,从而补充海底大地高曲面数据。如图 1 所示,使用似大地水准面减去 EGM 2008 的高程异常,得到海底正常高。

在整个海域建立了海底拟合曲面,就可以不通过 MBS 水深测量设备,而直接通过 PPP 技术和拟合的曲面计算水深。即已知海底 $h_{\text{大地高}}$ 和 h_{BDS} ,在不测量 h_{MBS} 时,应用式 (1) 计算某坐标点的水深。水深经过船体吃水深度的修正,可得到平均海平面到海底泥线的深度。

$$h_{\text{MBS}} = h_{\text{大地高}} + h_{\text{BDS}} - d \quad (1)$$

已有研究表明,使用 BP 神经网络 (以 Sigmoid 作为激活函数) 进行高程拟合的效果优于 LSSVM (Least Squares Support Vector Machines) 和多面拟合^[13-14]。但由于海域内海底大地高的数据较多,需要解决如何应用 BP 神经网络进行快速拟合,以减少无效计算并提高拟合精度的问题。

1.2 使用 BP 神经网络直接拟合

BP 神经网络基本结构^[15-16]见图 2。图 2 中,输入层表示输入网络的信息, $w(300 \times 2)$ 、 $w(300 \times 300)$ 、 $w(1 \times 300)$ 分别表示信息从输入层到隐含层 (隐层 1 和隐层 2)、隐含层到输出层的权值,输出层表示输出网络的结果。

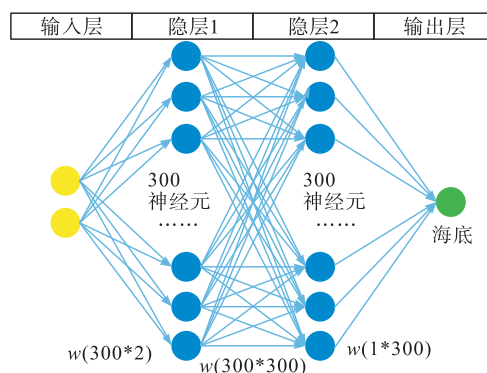


图 2 BP 神经网络基本结构图

Fig. 2 BP neural network

BP 神经网络在进行训练时,主要包括信息正向传播过程和误差反向传播过程。最初使用随机数生成所有权值。信息正向传播是指输入信息通过输入层和隐含层处理后,传播到输出层的过程,误差反向传播则是将输出层实际输出与期望输出的误差反向逐层返回,并通过修改各层神经元的权值使误差最小^[17-18]。

通过信息正向传播和误差反向传播, BP 神经网络可映射任意非线性关系,并给出与输入数据最接近的输出。训练时,将经纬度作为输入置于输入层中,将测定的海底大地高作为训练样本置于输出层中进行训练。训练完成后,输入相应的经纬度即可输出期望的海底泥

线大地高。

1.3 大数据快速拟合

为了达到最佳训练效果, BP 神经网络经纬度数据输入需要调整至 $[0, 1]$ 之间的小数, 首先按照经纬度的区间进行归一化, 作为 BP 神经网络经纬度数据输入参与训练; 完成训练好后, 每次输入经纬度时首先进行归一化, 输入到网络进行求解。归一化方法见式(2), 所有经纬度数据统一转化为 $[0, 1]$ 之间的小数处理^[19]。

$$Lx_i = \frac{Lx - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: Lx 、 Lx_i 分别为归一化前和归一化后的经纬度数据, ($^{\circ}$); $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别为归一化前经纬度数据中的最小值和最大值, ($^{\circ}$)。

BP 神经网络使用了 PSO 算法来快速训练或修改 BP 神经网络中存储的高程信息。PSO 算法是一种容易实现的寻优算法, 具有较快的收敛速度, 常用于解决高维度参数训练复杂问题。PSO 算法的寻优思路是, 假设在空间中存在 N 个粒子群体, 通过跟踪群体中个体最优值 P_{best} 和全局最优值 G_{best} 来更新个体速度和位置, 直至达到终止条件, 实现最优解求解。整个过程中, 粒子的速度和位置更新方式分别见式(3)和式(4)^[20-21]。

$$V_{ij}^{k+1} = V_{ij}^k + c_1 r_{1j} (P_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_{2j} (P_{gj}^k - x_{ij}^k) \quad (3)$$

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^{k+1} \quad (4)$$

式中: i 为粒子, $i = 1, 2, \dots, N$; j 为粒子所处维度; c_1 为调节粒子局部搜索的步长; c_2 为调节粒子全局搜索的步长, 通常取值为 $0 \sim 2$; r_{1j} 、 r_{2j} 为随机初始化的函数; V_{ij}^k 为粒子原来的速度; V_{ij}^{k+1} 为粒子更新后的速度; $c_1 r_{1j} (P_{ij}^k - x_{ij}^k)$ 为粒子寻优中的经验积累; $c_2 r_{2j} (P_{gj}^k - x_{ij}^k)$ 为粒子分享信息的过程; X_{ij}^k 、 X_{ij}^{k+1} 分别为更新前和更新后的粒子位置。

PSO 算法寻优流程见图 3。

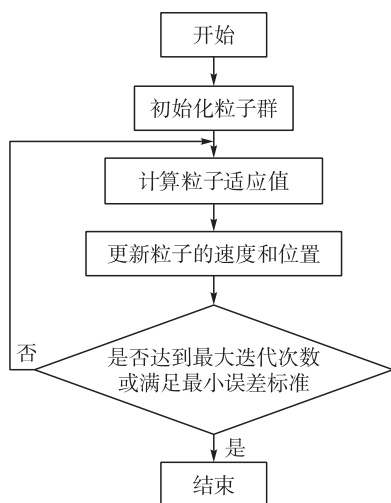


图 3 PSO 算法寻优流程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of PSO algorithm optimization process

BP 神经网络初始权值和阈值可能影响网络的预测精度, 而 PSO 算法强大的搜索能力可有效解决 BP 神经网络初始权值和阈值的随机设定问题^[22-23]。另外, 如果要在已经计算好的 BP 神经网络拟合曲面中添加数据或修改数据, 则需要在原始的权值基础上继续训练。PSO 算法可为 BP 神经网络的再次训练提供权值和阈值寻优, 即可记录上次训练时的方向和速度信息。因此, 在 BP 神经网络训练前, 先采用 PSO 算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行赋值, 则可快速生成新的拟合曲面。

根据 PSO 算法寻优思路, 设计 PSO 算法优化 BP 神经网络流程, 见图 4。

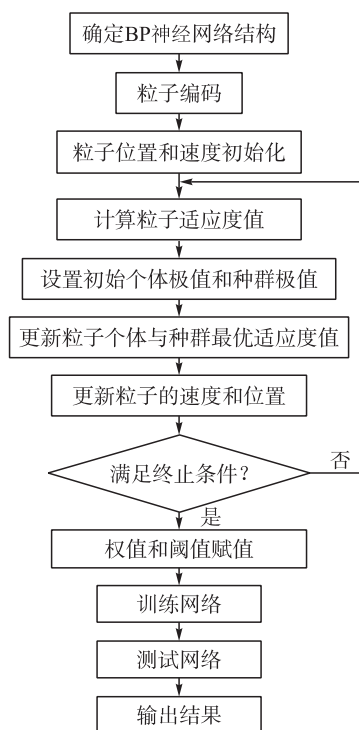


图 4 PSO 算法优化 BP 神经网络流程图

Fig. 4 PSO optimized BP neural network process

具体操作流程如下。

- 1) 设置初始种群规模参数, 以及 PSO 算法的因次参数、迭代轮次等。
- 2) 根据每个粒子的初始位置为参数, 构建 BP 神经网络, 并计算每个粒子的适应度值。
- 3) 比较各粒子的适应度值, 并与个体适应度值比较, 选择保留较高的个体适应度值作为个体最优适应度值。
- 4) 根据式(1)~(2)更新每个粒子位置和速度。
- 5) 当 PSO 算法满足终止条件, 则输出结果, 反之返回流程 2)。

基于上述构建的 PSO-BP 神经网络预测模型, 将试

验海域的经纬度进行归一化并输入模型进行学习和训练,输出结果即为该海域中每一点的海底高程。基于 PSO-BP 神经网络的数据存储可归纳为以下步骤。

1) 数据采集及预处理。收集整理选取的经纬度数据和测深数据,并对缺失值异常数据进行删除处理。同时,考虑到不同数据的单位不同,对所有数据进行统一的单位转换。

2) 数据分组。预处理后的数据集分为训练集和测试集,分别对数据进行预处理。

3) 模型构建与训练。基于深度学习框架搭建 PSO-BP 神经网络模型,并部署计算机环境,然后将训练集数据输入搭建的模型中进行训练,确定最佳预测模型。

4) 模型预测。将测试集数据输入步骤 3) 保留的模型中,输出结果即为预测结果。

通过上述步骤,可得到存储有训练速度和方向信息的 BP 神经网络的权值和阈值。每个 BP 神经网络的权值信息、阈值信息、粒子信息都被单独保存,需要时可快速调用,缩减再次训练时间。

2 结果

2.1 EGM

为了对比拟合与现有技术的结果,按照 EGM 2008 建立水深拟合框架。EGM 2008 是美国国家地理空间情报局(National Geospatial-Intelligence Agency, NGA)利用 GRACE 卫星、TOPEX 卫星测高数据、地面重力数据等生成的格网。重力数据计算方法是目前通用的椭球谐级数拟合^[24-25],即为目前可用球谐系数 2190 阶 EGM 2008,该模型比其他低阶 EGM 精度更高。

在 BDS 中,使用 PPP 技术的原始测量数据可计算 h_{BDS} 。在已知 $h_{\text{大地高}}$ 情况下,只需应用式(1)计算某坐标点的水深。

本文使用 EGM 2008 似大地水准面和调和的 h_{AB} 计算出 $h_{\text{大地高}}$ 。在海洋上,似大地水准面与理想的平均海面重合并伸展到大陆内部形成的重力等位面。使用多次测量获得的平均海水面位置,即海水涨落的平均位置,获得似大地水准面。海底大地高等于似大地水准面减去 h_{AB} ^[26-27]。

图 5 展示了在固定地点长时间 MBS 测深得到的一系列测深结果。虽然潮水、波浪、仪器测量误差等因素综合作用在测深结果上, h_{MBS} 随测量时间在 ± 2 m 内变化,但仍可以看出其围绕一定的潮汐变化规律波动。如果采取在时间上平均的方法,则可得到相对稳定的平均水深作为控制点。为了能够在最短时间内得到平均水深,本文基于傅里叶低通滤波方法提取潮汐的大致周期,当截止周期设为 6 h,傅里叶变换可获得较高频谱能

量,因此选择将 24 h 的水深数据进行平均。为了检验是否更长的测试时间会减小测量误差,也尝试了 48 h 连续测量,发现平均水深的波动范围虽然有所减小,但平均值波动范围仍然在 ± 0.2 m 左右。如果以 24 h 的平均水深结果为标准,可作为控制点和测试点对比 EGM 2008 拟合和 BP 神经网络估计的水深数据离散程度以及方法的适应性。

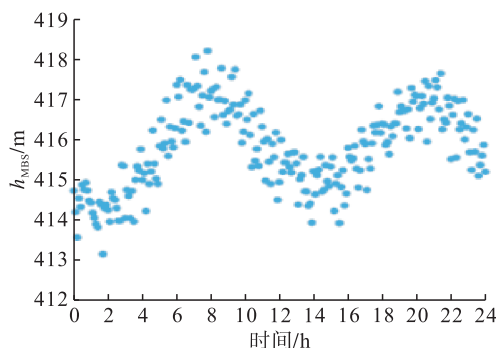


图 5 某船 h_{MBS} 随时间 24 h 变化图

Fig. 5 Chart of the variation of water depth at h_{MBS} for a ship over 24 hours

2.2 水深估计值对比

本文选择了 40 个控制点,分布在 400 km^2 海域中。随机选取其中 20 个控制点作为训练样本,另外 20 个控制点作为测试样本。使用 EGM 2008 拟合不需要训练样本,仅仅使用多面函数生成对应的曲面,因此本文使用 EGM 2008 计算结果与 PSO-BP 神经网络估计最终水深进行对比。

本次试验基于 Tensorflow 深度学习框架搭建所提模型,并在 Windows11 操作系统中运行。系统配置 Intel (R) Core i7 14700K CPU, NVIDIA 3090 显卡。使用 EGM 2008 和 PSO-BP 神经网络估计水深的结果见表 1。

本次试验选用平均绝对误差(MAE)、平方和误差(SSE)、均方误差(MSE)作为评估所提模型性能的指标,见式(5)~(7)。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (5)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 \quad (7)$$

式中: y_i, x_i 分别为预测值和真实值; n 为样本数量。

本次试验所提模型参数设置如下:BP 神经网络预测的学习率为 0.1,期望误差为 0.000 1;PSO 算法见表 2,初始种群为 20,最大迭代次数为 50,加速因子 $c_1 = c_2 = 2$,初始惯性权重为 0.9,见表 2。

表 1 EGM 2008 重力场拟合和 PSO-BP 神经网络预测对比表

Tab.1 Comparison of gravity field fitting and neural network prediction

MBS 测量的 标准水深 /m	PSO-BP 拟合曲面 估计水深 /m	EGM 2008 重力场 估计水深 /m
414. 18	414. 02	412. 79
414. 89	414. 89	413. 56
415. 79	415. 65	413. 49
416. 44	416. 26	415. 24
417. 22	417. 29	416. 98
416. 95	416. 93	415. 09
417. 72	417. 44	416. 80
416. 61	416. 52	416. 01
416. 48	416. 28	415. 46
415. 31	415. 30	415. 04
416. 70	416. 52	416. 42
415. 98	416. 18	415. 35
415. 66	415. 63	413. 74
414. 41	414. 42	411. 92
414. 22	414. 24	413. 28
416. 23	416. 28	414. 12
417. 17	416. 96	415. 49
417. 31	417. 19	417. 05
417. 02	416. 79	415. 14
415. 69	415. 45	413. 72

表 2 测试样本中 BP 神经网络模型、PSO-BP 神经网络模型和 EGM 2008 重力场预测对比表

Tab. 2 Comparison table of BP and PSO-BP neural network predictions in test samples

模型	MAE	SSE	MSE
BP 神经网络	0. 19	0. 93	0. 05
PSO-BP 神经网络	0. 12	0. 45	0. 02
EGM 2008 重力场	1. 26	42. 27	2. 11

为验证所提 PSO 算法优化 BP 神经网络参数的有效性,试验对比了所提 PSO-BP 神经网络模型与 BP 神经网络模型的训练过程和训练结果,见图 6。由图 6 可知,随着迭代进行,BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型的适应度值快速降低并趋于稳定,相较于 BP 神经网络模型,PSO-BP 神经网络模型的适应度更大,说明加入 PSO 算法 BP 模型的训练效果更好。由表 2 可知,相较于 BP 神经网络模型,PSO-BP 神经网络模型的训练精度更

高,MAE、SSE、MSE 分别为 0. 12、0. 45、0. 02,比 BP 神经网络模型优化了 0. 07、0. 48 和 0. 03,优势明显。由此说明,加入 PSO 算法对 BP 神经网络参数优化有效。

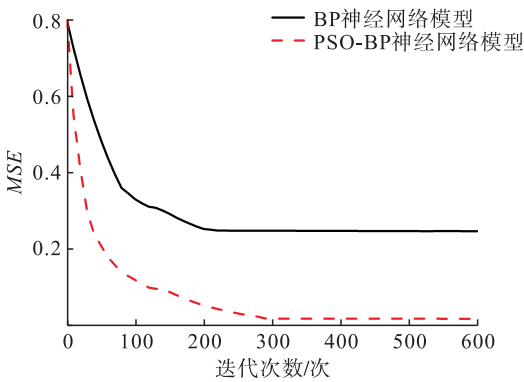


图 6 优化前后模型训练过程图

Fig. 6 Model training process before and after optimization

同时,在需要新增数据的场景下,PSO 算法优化对 BP 神经网络模型的继续训练具有关键作用。在上述数据基础上新增了另外 20 个控制点,对比训练好的 BP 神经网络模型继续训练的 MSE 和在 PSO 算法优化下继续训练的 MSE 曲线,见图 7。在加入新数据训练的场景下,PSO-BP 神经网络预测模型表现出更好的全局搜索能力和适应性,对新数据的拟合未受到模型的影响,精度和训练误差收敛速度明显高于仅使用 BP 神经网络模型训练的结果,见表 3。仅使用 BP 神经网络训练,则在继续训练时,即使使用随机样本顺序,也无法达到初次训练的拟合精度。

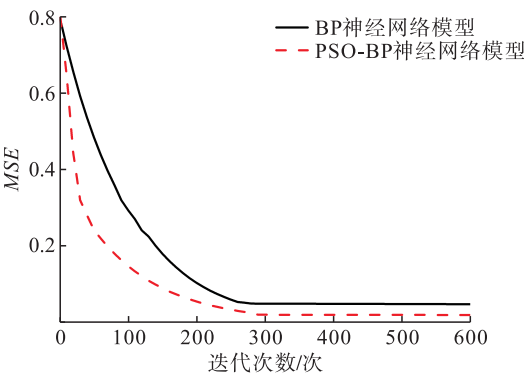


图 7 仅统计新增样本的继续训练过程图

Fig. 7 The continued training process for new samples

表 3 BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型继续训练新增样本预测对比表

Tab. 3 Comparison table of BP and PSO-BP neural network predictions for continued training with new samples

模型	MAE	SSE	MSE
BP 神经网络	0. 43	5. 95	0. 30
PSO-BP 神经网络	0. 14	0. 60	0. 03

在与 EGM 2008 拟合的对比中,多种神经网络拟合结果均比 EGM 2008 模型的 MAE 、 SSE 、 MSE 小,说明 BP 神经网络模型在试验海域的适应性更好。

3 结论

本文研究了基于 PSO 算法的 BP 神经网络模型的高程拟合方法,在南海某海域,利用 PPP 技术及 MBS 测深的数据作为控制点,通过 PSO-BP 神经网络模型拟合曲面,形成了一套水深估计方法。该方法对比传统的 EGM 2008 反算海底高程的方法具有较高的适应性,在试验区域控制点达到了 ± 1 m 的数据分布范围,满足海上船舶实时估计水深的技术要求。对比传统 BP 神经网络模型,PSO-BP 神经网络模型可以拟合海底地形复杂海域,不受控制点数据量影响。利用 PSO 算法全局快速寻优的特性对 BP 神经网络模型的连接权值和神经元阈值优化,建立快速高精度的拟合模型。相对于 EGM 2008 拟合算法,水深试验数据估计的 MAE 、 SSE 、 MSE 分别减小了 1.14、41.82、2.09。在实际应用上,PSO-BP 神经网络模型逻辑过程自然,易于用程序实现,可有效避免 BP 神经网络模型在大样本时收敛速度慢、易陷入局部极值等问题。研究成果对深远海海上油田水文测绘及水下作业工作具有参考价值。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国水利部. 水道观测规范: SL 257—2017 [S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2017.
Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. Specification for river observation: SL 257—2017 [S]. Beijing: China Water & Power Press, 2017.
- [2] 魏凌飞, 魏 为. 无验潮模式水下地形测量技术应用研究 [J]. 人民长江, 2016, 47(增刊 1): 56-62.
WEI Lingfei, WEI Wei. Research on the application of unverified tide underwater topography measurement technology [J]. Yangtze River, 2016, 47 (Suppl 1): 56-62.
- [3] 单 瑞, 李浩军, 刘慧敏, 等. GNSS PPP/INS 紧组合模式下的远海无验潮水深测量 [J]. 海洋地质前沿, 2022, 38(10): 87-93.
SHAN Rui, LI Haojun, LIU Huimin, et al. Offshore unverified tide depth measurement based on GNSS PPP/INS tight coupling mode [J]. Marine Geology Frontiers, 2022, 38(10): 87-93.
- [4] 刘文勇, 郑 晖. GPS-RTK 无验潮测深精度影响因素分析 [J]. 测绘科学, 2015, 40(11): 7-12.
LIU Wenyong, ZHENG Hui. Analysis of factors affecting the accuracy of GPS-RTK unverified tide depth measurement [J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40 (11): 7-12.
- [5] 吴敬文, 付五洲, 薛剑锋. 沿岸多模式 GNSS 三维水深测量方法研究 [J]. 海洋测绘, 2019, 39(3): 41-44.
WU Jingwen, FU Wuzhou, XUE Jianfeng. Research on coastal multi-mode GNSS three-dimensional depth measurement method [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2019, 39 (3): 41-44.
- [6] 魏荣灏, 陈佳兵, 徐 达. 基于 PPK 无验潮的水下地形测量技术研究 [J]. 海洋技术学报, 2021, 40(1): 57-62.
WEI Ronghao, CHEN Jiabin, XU Da. Research on underwater topography measurement technology based on PPK unverified tide [J]. Journal of Ocean Technology, 2021, 40 (1): 57-62.
- [7] 赵建虎, 董 江, 柯 灏, 等. 远距离高精度 GPS 潮汐观测及垂直基准转换研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(6): 761-766.
ZHAO Jianhu, DONG Jiang, KE Hao, et al. Research on high-precision GPS tide observation and vertical datum transformation [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40 (6): 761-766.
- [8] 赵建虎, 王胜平, 张红梅. 基于 GPS/PPK/PPP 的长距离潮位测量 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(9): 910-913.
ZHAO Jianhu, WANG Shengping, ZHANG Hongmei. Long-distance On the fly GPS tidal level measurement based on GPS PPK/PPP [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008, 33 (9): 910-913.
- [9] 梁 健, 韩彦岭, 于文浩, 等. 低成本 GNSS/INS 组合导航系统探讨 [J]. 导航定位学报, 2019, 7(4): 110-117.
LIANG Jian, HAN Yanling, YU Wenhao, et al. Discussion on low-cost GNSS/INS integrated navigation system [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7 (4): 110-117.
- [10] 付心如, 徐爱功, 孙 伟. 抗差自适应 UKF 的 INS/GNSS 组合导航算法 [J]. 导航定位学报, 2017, 5(2): 111-116.
FU Xinru, XU Aigong, SUN Wei. Robust adaptive UKF algorithm for INS/GNSS integrated navigation [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2017, 5 (2): 111-116.
- [11] 王浩源, 孙付平, 肖 凯. PPP/INS 组合系统研究进展与展望 [J]. 全球定位系统, 2017, 42(5): 53-58.
WANG Haoyuan, SUN Fuping, XIAO Kai. Research progress and prospects of PPP/INS integrated system [J]. GNSS World of China, 2017, 42 (5): 53-58.
- [12] 范 勇, 裴 勇, 杨广栋, 等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的爆破振动速度峰值预测 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(16): 194-203.
FAN Yong, PEI Yong, YANG Guangdong, et al. Peak particle velocity prediction of blasting vibration based on improved PSO-BP neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41 (16): 194-203.

- [13] 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(9):46-51.
LIU Yintao, REN Chao, WANG Junnan, et al. Application of RSA-BP composite model in GNSS height fitting [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023, 9 (9): 46-51.
- [14] 袁德宝,张 建,赵传武,等. 基于改进 RBF 神经网络的 GNSS 高程拟合[J]. 大地测量与地球动力学,2020,40(3):221-224.
YUAN Debao, ZHANG Jian, ZHAO Chuanwu, et al. GNSS height fitting based on improved RBF neural network [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2020, 40 (3): 221-224.
- [15] 姬亚锋,王晓军,孟 媛,等. 基于 PSO-BP 的 2205 双相不锈钢热变形行为预测[J]. 钢铁,2023,58(2):96-103.
JI Yafeng, WANG Xiaojun, MENG Yuan, et al. Prediction of thermal deformation behavior of 2205 duplex stainless steel based on PSO-BP [J]. Iron & Steel, 2023, 58 (2): 96-103.
- [16] 朱馨渝,马 平. 基于改进 PSO-BP 神经网络的 PID 参数优化方法[J]. 现代电子技术,2022,45(21):127-130.
ZHU Xinyu, MA Ping. PID Parameter optimization method based on improved PSO-BP neural network [J]. Modern Electronic Technology, 2022, 45 (21): 127-130.
- [17] 施昕昕,费 军. 基于 PSO-BP 的直线电机轨迹跟踪自抗扰控制器设计[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023,6(6):132-135.
SHI Xinxin, FEI Jun. Design of disturbance rejection controller for linear motor trajectory tracking based on PSO-BP [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023, 6 (6): 132-135.
- [18] 黄小龙,刘东涛,宋吉明,等. 基于大数据及人工智能的钻速实时优化技术[J]. 石油钻采工艺,2021,43(4):442-448.
HUANG Xiaolong, LIU Dongtao, SONG Jiming, et al. Real-time optimization technology of drilling speed based on big data and artificial intelligence [J]. Oil Drilling & Production Technology, 2021, 43 (4): 442-448.
- [19] 年刚伟,季 北,张安俊. 基于粒子群改进的高铁隧道沉降预测研究[J]. 粘接,2021,46(6):165-168.
NIAN Gangwei, JI Bei, ZHANG Anjun. Research on high-speed railway tunnel settlement prediction based on particle swarm optimization [J]. Adhesion, 2021, 46 (6): 165-168.
- [20] 史培龙,常 宏,王彩瑞,等. 基于 PSO-BP 优化 MPC 的无人驾驶汽车路径跟踪控制研究[J]. 汽车技术,2023,7(7):38-46.
SHI Peilong, CHANG Hong, WANG Cairui, et al. Research on path tracking control of unmanned driving vehicle based on PSO-BP Optimized MPC [J]. Automobile Technology, 2023, 7 (7): 38-46.
- [21] 汪 伟,梁 然,祁 云,等. 基于 PSO-BPNN 的煤自燃危险性预测模型[J]. 中国安全科学学报,2023,33(7):127-132.
WANG Wei, LIANG Ran, QI Yun, et al. Prediction model of coal self-ignition danger based on PSO-BPNN [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33 (7): 127-132.
- [22] 万海超,何 勇. 基于改进 PSO-BP 神经网络的电锭细纱机的 PID 控制[J]. 制造业自动化,2023,45(2):159-163.
WAN Haichao, HE Yong. PID control of spinning machine based on improved PSO-BP neural network [J]. Manufacturing Automation, 2023, 45 (2): 159-163.
- [23] 胡少伟,李原昊,单常喜,等. 基于改进的 PSO-BP 神经网络的边坡稳定性研究[J]. 防灾减灾工程学报,2023,43(4):854-861.
HU Shaowei, LI Yuanhao, SHAN Changxi, et al. Study on slope stability based on improved PSO-BP neural network [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2023, 43 (4): 854-861.
- [24] 王作钰. EGM 2008 重力场模型的高程异常精度分析[J]. 地理空间信息,2014,12(3):110-112.
WANG Zuoyu. Accuracy analysis of EGM 2008 gravity field model on geoid heights [J]. Geospatial Information, 2014, 12 (3): 110-112.
- [25] 房新玉,刘 炫. EGM 2008 重力场模型在 RTK 三维水深测绘中的应用[J]. 科技创新导报,2017,24(24):15-17.
FANG Xinyu, LIU Xuan. Application of EGM 2008 gravity field model in RTK three-dimensional bathymetric mapping [J]. Science and Technology Innovation Herald, 2017, 24 (24): 15-17.
- [26] 杨昆仑. 顾及 EGM 2008 重力场模型的 GNSS 高程拟合应用探讨[J]. 测绘技术装备,2019,21(4):45-48.
YANG Kunlun. Discussion on the application of GNSS height fitting considering the EGM 2008 gravity field model [J]. Geomatics Technology and Equipment, 2019, 21 (4): 45-48.
- [27] 徐 涛. CGO 软件加载 EGM 2008 重力场模型在 GNSS 高程拟合中的应用[J]. 陕西水利,2023,12(12):88-90.
XU Tao. Application of EGM 2008 gravity field model loaded in CGO software in GNSS height fitting [J]. Shaanxi Water Resources, 2023, 12 (12): 88-90.