

HE Guanghuan, LI Jiang, REN Chao, TANG Shihua, SHEN Yun, LIU Yintao, ZHANG Yan. Regional GNSS Elevation Anomaly Fitting Method Based on IHHO-LSSVM (in Chinese). Chinese Journal of Space Science, 2026, 46(1): 211–220. CSTR:32142.14.cjss.2024-0180. DOI:10.11728/cjss2026.01.2024-0180

基于 IHHO-LSSVM 的区域 GNSS 高程异常拟合方法*

何广焕¹ 李江² 任超³ 唐诗华³
慎昀² 刘银涛³ 张炎⁴

1(广西建设职业技术学院 南宁 530007)

2(湖北省自然资源厅信息中心 武汉 430071)

3(桂林理工大学测绘地理信息学院 桂林 541006)

4(中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院 武汉 430078)

摘要 针对当前复杂区域难以获取较高精度的高程异常值问题,提出一种基于 IHHO-LSSVM 的高程异常拟合方法.采用具有非线性的收敛因子、跳跃距离和自适应权重对 Harris Hawk 优化算法(Harris Hawk Optimization, HHO)进行改进;利用改进后的 HHO 算法为最小二乘向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)高程异常拟合模型提供更为精确的正则化参数和核函数;为验证高程异常组合模型在复杂地形中的适应性,以高程异常值的均方根误差作为评判依据,并结合两组不同地形的工程实例数据进行试验.结果表明,在桥梁带状区域和喀斯特面状区域,相比于 HHO-LSSVM 法和 LSSVM 法, IHHO-LSSVM 拟合模型的外符合精度更高、稳定性更强、适应性更广,其中桥梁带状区域精度达到 0.0101 m,喀斯特面状区域达到 0.0125 m,可为 GNSS 高程异常拟合模型的建立提供一定的参考价值.

关键词 高程异常, Harris Hawk 算法, 最小二乘支持向量机, 正则化参数, 核函数, 精度分析

中图分类号 P228

Regional GNSS Elevation Anomaly Fitting Method Based on IHHO-LSSVM

HE Guanghuan¹ LI Jiang² REN Chao³ TANG Shihua³
SHEN Yun² LIU Yintao³ ZHANG Yan⁴

1(Guangxi Construction Vocational and Technical College, Nanning 530007)

* 广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2023KY1199, 2024KY1213), 国家重点研发计划项目(2023YFC3007205), 湖北省自然资源科技项目(ZRZY2024KJ07)和国家自然科学基金项目(42064003, 42361052)共同资助

2024-12-06 收到原稿, 2025-03-30 收到修定稿

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

2(Information Center, Department of Natural Resources of Hubei Province, Wuhan 430071)

3(College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541006)

4(School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430078)

Abstract In order to effectively address the challenge of obtaining high-precision elevation outliers in complex geographical areas, this paper proposes an innovative elevation anomaly fitting method based on IHHO-LSSVM. The study begins with an improved Harris Hawk Optimization (HHO) algorithm through the implementation of nonlinear convergence factors, optimized jump distances, and adaptive weights. These improvements significantly enhance the algorithm's ability to escape local optima and improve convergence efficiency, thereby providing a more robust optimization framework for subsequent model parameter tuning. Subsequently, the improved HHO algorithm is employed to determine more accurate regularization parameters and kernel functions for the Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) elevation anomaly fitting model. This optimization process ensures that the LSSVM model achieves higher precision and better generalization capabilities in elevation anomaly fitting tasks. To thoroughly validate the adaptability and robustness of the proposed elevation anomaly combination model in complex terrains, extensive experiments were conducted using engineering case data from two distinct geographical regions: a bridge strip area and a karst surface area. The evaluation was based on the Root Mean Square Error (RMSE) of the elevation anomaly values as the primary metric, with additional consideration given to computational efficiency and model stability. The experimental results demonstrate that in both the bridge strip area and karst surface area, the IHHO-LSSVM method outperforms the conventional HHO-LSSVM and standard LSSVM methods in terms of external conformity accuracy, stability, and adaptability. Specifically, the IHHO-LSSVM method achieves remarkable accuracy levels of 0.0101 meters in the bridge strip area and 0.0125 meters in the karst surface area, representing significant improvements over traditional methods. Furthermore, the proposed method exhibits superior stability across different terrain types, with reduced variance in prediction errors. These findings not only highlight the superior performance of the proposed method but also provide valuable insights and a reliable reference for the establishment of GNSS elevation anomaly fitting models in various complex terrains. The study contributes to the field of geodetic surveying by offering a more precise and robust solution for elevation anomaly fitting, particularly in challenging geographical conditions.

Key words Elevation anomaly, Harris Hawk optimization, Least squares support vector machine, Regularization parameter, Kernel function, Precision analysis

0 引言

随着全球科学技术的迅猛发展,全球卫星导航系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS) 已成为基础建设领域依赖的关键性技术^[1-3]。然而,GNSS 技术测量获取的大地高与实际工程中所需的正常高之间存在一个差值,即高程异常值 ζ 。高程异常值对于精确的测绘和工程设计至关重要,尤其是在地形较为复杂的区域。高程异常值的精准获取仍然是测绘技术发展需要不断探索和解决的关键问题^[4]。Duan 等^[5]利用传统方法结合 CGCS (China Geode-

tic Coordinate System) 2000 框架完成平坦地区的高程异常拟合工作,取得较好的符合精度需求的成果精度;为消除拟合模型的粗差影响,Zhang 等^[6]利用格拉布斯法有效解决了传统方法中的粗差问题。近年来,机器学习算法异军突起,在高程异常拟合工作中得到了较为广泛的应用。Qian 等^[7]采用神经网络对矿区构建高程异常拟合模型,通过外符合精度验证,精度可达 2 cm 以内;Zhang 等^[8]对多面函数高程拟合法进行改进,并将其运用于高铁带状区域,实验结果表明,该方法具备良好可行性;Zhou 等^[9]采用蜂群算法优化 LSSVM (Least Squares Support Vector Machine)

学习因子, 并将组合模型应用于山区高程拟合工作, 达到了符合实际工程需求的精度要求; Xie 等^[10] 利用 LSSVM 构建高程异常拟合模型, 选用粒子群和遗传算法为模型提供关键参数, 在平坦区域取得良好效果.

综上所述, 机器算法在不同的地形区域中得到了较好的应用, 但单一的机器学习存在自身参数计算精度较低、稳定性较差等问题, 故本文提出一种计算效率较高、适用范围较广的高程异常拟合模型. 选用哈里斯鹰优化算法 (Harris Hawk Optimization, HHO) 对 LSSVM 拟合法进行优化, 考虑到 HHO 算法自身存在易陷入局部最优解、收敛速度慢、鲁棒性弱的缺陷, 采用具有非线性收敛因子、跳跃距离和自适应权重对 HHO 算法进行改进. 将改进 IHHO (Improved Harris Hawk Optimization) 算法用于 LSSVM 高程拟合模型的关键参数解算, 即正则化参数 c 和核函数参数 σ , 以构建生物智能化组合模型. 将 IHHO-LSSVM 高程异常拟合模型用于两种地形较为复杂的区域, 并验证其精度, 进而为复杂区域难以获取准确的高程异常值提供有效的参考依据.

1 改进的 Harris 鹰算法

1.1 HHO 算法

Heidari 等^[11] 借鉴 Harris 鹰对猎物捕猎过程提出了 HHO 算法, 旨在寻找猎物位置最优解, 此过程包含探索、探索与开发转换以及开发三个阶段. 该算法因其结构简单、参数少、易于操作而得到广泛引用^[12].

1.1.1 探索阶段

此阶段也称为全局搜索, Harris 鹰凭借其敏锐的视力侦察环境和追捕目标, 将自身所在位置视为问题的最佳解决方案, 并根据两种不同的搜索策略随机选择栖息点. 两种搜索策略均为 q . 位置更新策略为

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{rand}}(t) - r_1 |X_{\text{rand}}(t) - 2r_2 X(t)|, & q \geq 0.5; \\ X_{\text{rabb}}(t) - X_{\text{ave}}(t) - r_3 [lb + r_4 (b_u - b_l)], & q < 0.5. \end{cases} \quad (1)$$

其中, $X(t+1)$ 表示下一次领头鹰的最新栖息点; $X(t)$ 为当前领头鹰位置; $X_{\text{rabb}}(t)$ 代表猎物位置, 即当前最佳适应度值; $X_{\text{rand}}(t)$ 是鹰群中随机个体位置; r_1, r_2, r_3, r_4 和 q 是介于 0~1 的随机数; b_u 和 b_l 代表猎物范围的上界和下界; $X_{\text{ave}}(t)$ 是鹰群的平均栖息

点, 具体如下:

$$X_{\text{ave}}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N X_i(t). \quad (2)$$

1.1.2 转换阶段

HHO 算法通过猎物逃逸能量 E 调节全局搜索与局部攻击开发的转换过程. 当 $|E| \geq 1$ 时, Harris 鹰进行全局搜索阶段; 当 $|E| \leq 1$ 时, 对猎物进行局部攻击, 其计算公式为

$$\begin{cases} E = aE_0, \\ a = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right). \end{cases} \quad (3)$$

其中, E_0 表示猎物初始能量, 为 $(-1, 1)$ 之间的随机数; a 为收敛因子; t 和 T 分别为当前迭代数和最大迭代数.

1.1.3 开发阶段

该阶段也称为局部攻击阶段, 鹰群根据追捕方式和猎物逃脱概率, 演变出 4 种攻击方法. 若猎物的逃脱概率 $r < 0.5$, 则认为逃逸成功; 若 $r \geq 0.5$, 则为逃逸失败. 以下为 Harris 鹰的 4 种攻击策略.

(1) 当 $r \geq 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时, 猎物具备逃跑能力, 哈里斯鹰采取轻柔包围方式使其疲惫, 以便捕获, 计算公式为

$$\begin{cases} X(t+1) = \Delta X(t) - E |JX_{\text{rabb}}(t) - X(t)|, \\ \Delta X(t) = X_{\text{rabb}}(t) - X(t), \\ J = 2(1 - r_5). \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\Delta X(t)$ 为鹰与猎物之间的距离, J 为猎物跳跃距离, r_5 为一个介于 0~1 之间的随机数.

(2) 当 $r \geq 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时, 猎物处于疲惫状态, 鹰群采取硬包围方式进行攻击, 计算式为

$$X(t+1) = X_{\text{rabb}}(t) - E |\Delta X(t)|. \quad (5)$$

(3) 当 $r < 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时, 猎物的逃脱能量充足, 且有机会逃脱. 鹰群先形成一个渐进式快速俯冲的软包围圈, 然后采用两种策略对猎物进行围捕, 计算式为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & F(Y) < F(X(t)); \\ Z, & F(Z) < F(X(t)). \end{cases} \quad (6)$$

$$Y = X_{\text{rabb}}(t) - E |J \cdot X_{\text{rabb}}(t) - X(t)|. \quad (7)$$

$$Z = Y + S \times L_F(D). \quad (8)$$

其中, F 为目标适应度函数, D 代表参数优化的维度, S 表示 D 维空间中的一个随机向量, L_F 则为 Levy 飞行函数.

(4) 当 $r < 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时, 猎物疲软但仍有机会逃逸. 鹰群则在突袭前构建硬包围圈, 减少猎物的平均距离, 具体捕猎策略计算式为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & F(Y) < F(X(t)); \\ Z, & F(Z) < F(X(t)). \end{cases} \quad (9)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X_{\text{ave}}(t)|. \quad (10)$$

1.2 改进的 HHO 算法

针对 HHO 算法易陷入局部极值、收敛缓慢、鲁棒性弱等问题, 本文采用具有非线性的收敛因子、跳跃距离和自适应权重对 HHO 算法进行改进.

1.2.1 引入非线性收敛因子

原始算法中, 主要是利用猎物的逃逸能量 E 来调节鹰群的全局搜索和局部开发之间的转换, 但在逃逸能量的变化过程中, 原公式的线性收敛因子并不能充分使哈里斯鹰进行多轮协同狩猎, 随着迭代进入中后期, 算法容易陷入局部最优, 影响其全局搜索能力. 为此, 采用非线性收敛因子进行优化, 即

$$\begin{cases} a = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) e^{\frac{t}{T}} & (\text{改进公式}), \\ a = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) & (\text{原公式}). \end{cases} \quad (11)$$

利用改进前后收敛因子对猎物的逃逸能量 E 进行 1000 次迭代, 其能量变化如图 1 所示. 通过对比分析可知, 在整个迭代周期中, 原始逃逸能量随迭代次数的增加而迅速下降, 且在中后期全局搜索能力几乎停滞, 表明 HHO 算法容易陷入局部极值, 而改进后的逃逸能量在迭代前期呈缓慢下降趋势, 并且在中后期依然具备良好的全局搜索能力, 有效地平衡了全局探索与局部开发之间的性能.

1.2.2 引入非线性猎物跳跃距离

在 HHO 算法中, 当哈里斯鹰群进入局部开发后, 猎物的逃逸距离成为鹰群狩猎速度的关键因素. 原跳跃距离 J 为 $0 \sim 2$ 中的随机数, 导致鹰群在局部开发的过程中很难具备良好的收敛性, 使算法的收敛精度低, 且速度慢. 考虑到猎物随着鹰群的围捕时间的增加而导致能量逐渐下降, 从而使猎物的逃逸距离逐渐变短. 故提出非线性跳跃距离, 以提高 HHO 算法局

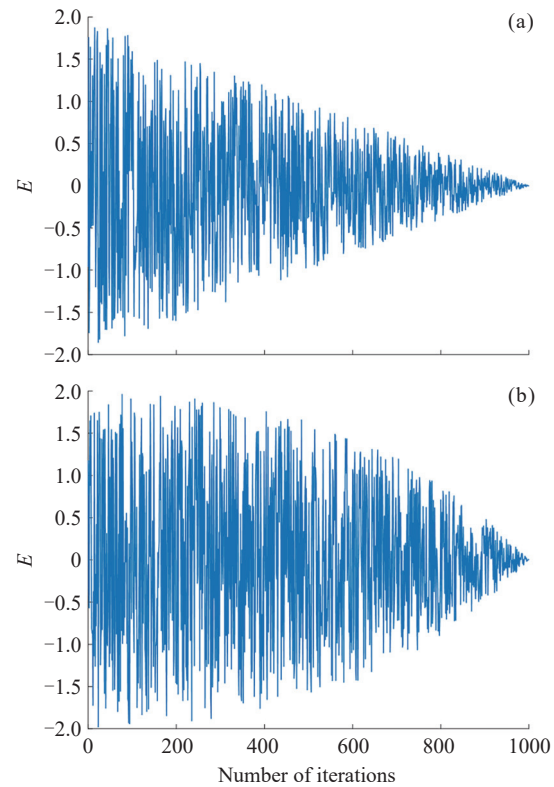


图 1 初始 (a) 与改进 (b) 的能量变化曲线

Fig. 1 Change diagrams of the original energy (a) and optimized energy (b)

部开发阶段的速度和精度, 具体计算式为

$$J' = J \cos\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T}\right). \quad (12)$$

同理, 对跳跃距离进行 1000 次迭代, 原始跳跃距离和改进后的跳跃距离在演化周期的变化如图 2 所示. 通过改进跳跃距离前后对比图可知, 非线性跳跃距离随着迭代次数的增加呈缓慢衰减趋势, 符合猎物在迭代后期因鹰群不断地围捕攻击导致其呈疲惫状态, 从而使 HHO 算法逐渐收敛, 并且能获得更高的收敛精度.

1.2.3 采用自适应猎物位置更新

在群体优化算法中, 权重作为平衡全局探索和局部搜索的关键因素, 对算法的收敛精度、速度有较大影响^[13,14]. HHO 算法在探索阶段和开发阶段的权重设置为定值, 并不能很好地贴切算法寻优过程中的非线性变化. 受自适应粒子群算法的启发^[15], 本文引入动态自适应权重因子 w 控制猎物位置, 即最优适应度的个体位置, 从而提高鹰群的全局搜索能力和收敛速度,

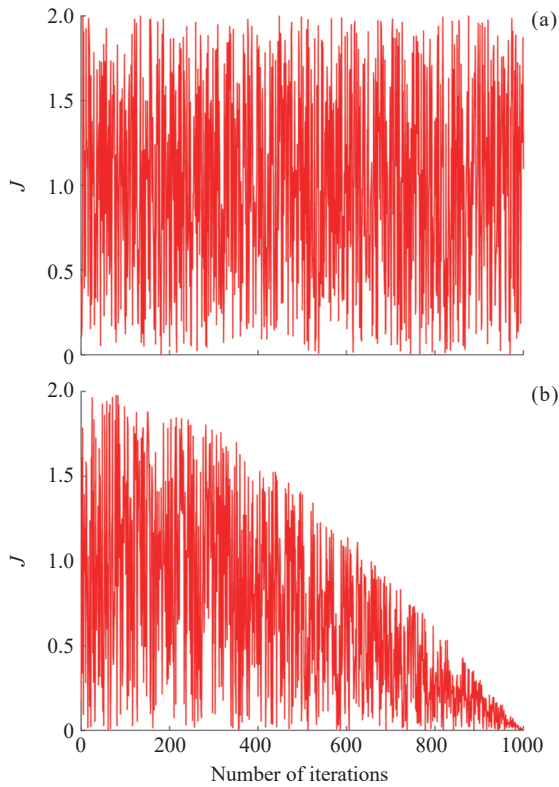


图 2 初始 (a) 与改进 (b) 逃逸距离变化
Fig. 2 Change diagrams of the initial escape distance (a) and the improved escape distance (b)

进而增强其灵活性和鲁棒性, 使其能有效应对复杂和动态的最优解问题, 自适应权重因子的数学模型为

$$w = 1 - \lg \left[1 + (e - 1) \cdot \frac{t}{T} \right]. \quad (13)$$

2 IHHO-LSSVM

2.1 LSSVM 拟合模型

LSSVM 是基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 改进而成的算法, 旨在通过最大化分类边界来划分特征空间, 并寻找最优超平面以解决回归、预测和拟合等问题^[16,17]. LSSVM 保留了 SVM 的结构简单、全局优化和良好泛化能力的优点, 其主要是通过最小二乘法将不等式约束改良为等式约束, 以提高收敛速度, 因此特别适合处理小规模样本、曲面拟合等问题, 其具体原理可以参见文献 [18]. 尽管如此, LSSVM 的拟合、预测精度受核参数 σ 和正则化参数 c 的影响较大, 原算法的模型因子寻优主要采用

交叉验证的方式, 该方法收敛过慢, 且易陷入局部最优. 因此, 本文提出使用收敛精度高、速度快以及具有较强全局搜索能力的 IHHO 算法来优化 LSSVM 的模型参数, 从而提高高程异常拟合模型精度, 以增强模型在较为复杂地形中的适应性.

2.2 组合算法建模

基于 IHHO-LSSVM 的 GNSS 高程异常拟合模型的建模步骤如下.

步骤 1 数据集划分、归一化. 将 GNSS 高程异常数据划分为训练样本和测试样本, 分别用于拟合模型的学习训练和拟合精度检验. 同时为了提高模型的训练速度, 并防止“大数吃小数”的现象, 对数据集进行归一化处理, 具体数学模型如下:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \quad (14)$$

其中, x'_i 为归一化后的高程异常值 ξ_i ; x_i 为原始高程异常值; $x_{\max}$, $x_{\min}$ 分别为数据集中最大、最小高程异常值.

步骤 2 确定 LSSVM 训练结构及参数初始化. 根据数据集的划分, 将训练样本中的高程异常位置作为训练数据, 高程异常值 ξ_i 作为训练结果, 并初始化正则化参数和核函数.

步骤 3 IHHO 算法的参数设置及种群初始化. 根据初始化正则化参数和核函数设置种群大小 N 、最大迭代次数 T 和猎物位置上、下界 b_u 和 b_l , 以完成 IHHO 种群初始化.

步骤 4 确定适应度函数. 将训练样本的残差均方根误差作为 IHHO 算法的适应度函数, 即以其适应度值作为猎物最优个体位置 $X_{\text{rabbit}}(t)$, 具体为

$$F = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - \xi_i)^2}. \quad (15)$$

其中, R_i 为拟合高程, n 为训练样本个数.

步骤 5 求解个体最优解. 在迭代次数 $t < T$ 时, 组合模型持续调整参数. 若 $|E| < 1$ 时, 鹰群转向局部攻击阶段; 若 $|E| \geq 1$, 则执行全局搜索.

步骤 6 获取全局最佳参数. 每次迭代结束, 算法均会根据适应度函数确定猎物位置最优值, 即正则化参数和核参数, 并与上一次迭代结果对比, 选出一个最优值并记录保存. 当迭代结束便可输出最佳模型参数, 否则返回步骤 4.

步骤 7 建立高程异常拟合模型并计算误差. 将全局最佳正则化参数、核函数赋予 LSSVM, 建立高精度高程异常拟合模型并进行结果分析, 流程如图 3 所示.

3 实验分析

为评估 IHHO-LSSVM 组合模型在 GNSS 高程异常拟合中的精度、稳定性和适用性, 本文在两个地形特征不同的区域进行了试验. 第一个试验区为沿海狭长带状区域, 地形相对平坦; 第二个试验区则为内陆面状区域, 地形起伏较大, 主要呈现为喀斯特地貌. 分别对两组不同地形的工程实例数据进行试验, 与 LSSVM 模型、HHO-LSSVM 模型进行对比验证, 并设计了多种方案进行精度评定, 确保 IHHO-LSSVM 高程拟合模型在不同地形条件下的有效性和稳定性.

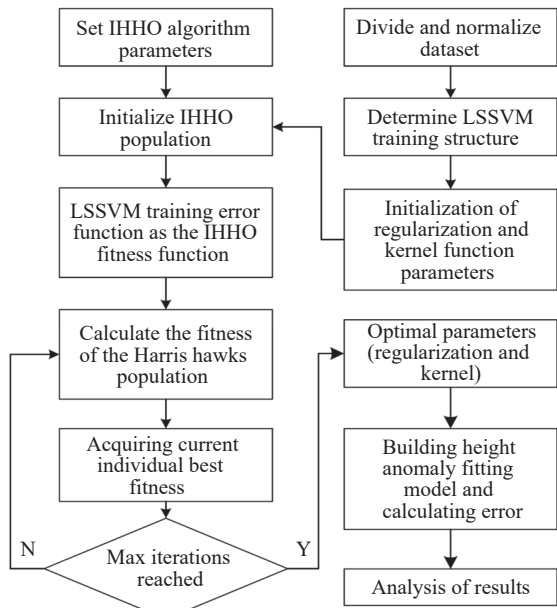


图 3 IHHO-LSSVM 算法流程

Fig. 3 IHHO-LSSVM algorithm flow

表 1 组合模型参数

Table 1 Parameters of the combined model

参数名	含义	数值
sizepop	种群规模	50
T	最大迭代次数	50
b_u	模型参数上界	10000
b_l	模型参数下界	0.01
dim	优化参数个数	2

改进前后的 IHHO-LSSVM 算法参数见表 1.

3.1 沿海带状区域

以中国杭州湾跨海大桥为例, 桥长 36 km, 面宽 33 m, 南北两岸为广阔的平原地形. 高程异常实测数据来自文献 [19], 其点位分布均匀, 主桥面加密网点呈线形带状. 试验均匀选取 30 个高程异常数据作为拟合模型的训练样本, 将剩余 14 个异常数据作为拟合模型的检核点, 带状区域点位分布如图 4 所示.

分别采用改进前后的 HHO-LSSVM 模型对带状区域的训练数据进行拟合模型构建, 两种模型的适应度值 (内符合精度) 随迭代次数的增加而逐渐收敛. 由图 5 可知, IHHO-LSSVM 和 HHO-LSSVM 两种模型的收敛迭代次数分别为 18 和 35, 并且 IHHO-LSSVM 模型的最佳适应度值更小, 说明该模型的

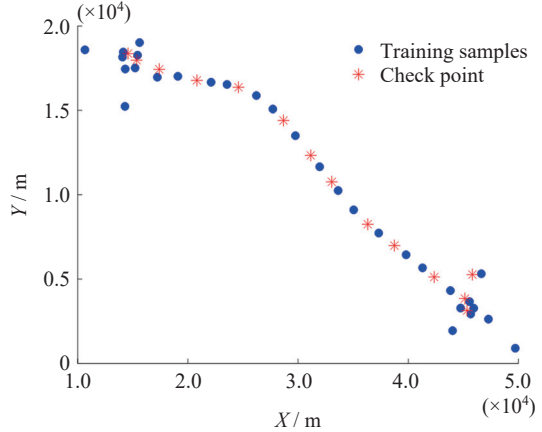


图 4 带状区域点位分布

Fig. 4 Point distribution in the strip area

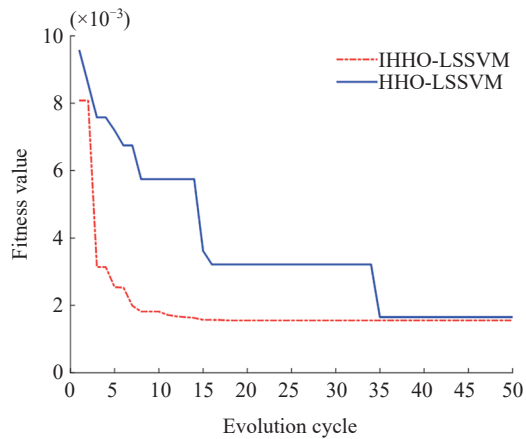


图 5 收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve

收敛速度更快, 且内符合精度更高. 为进一步验证 IHHO-LSSVM 拟合模型的有效性, 将其与 HHO-LSSVM 和 LSSVM 法进行对比分析, 并绘制 14 个检查点残差绝对值波动趋势, 如图 6 所示.

由图 6 可知, 三种拟合模型的检查点残差绝对值均在 4 cm 以内. 其中 LSSVM 拟合模型的整体残差波动性较大, 精度较低; HHO-LSSVM 模型的检查点残差整体上波动性得到大幅度下降, 但是少部分点的残差较为突出; IHHO-LSSVM 模型的整体残差变化较为平缓, 并且有 50% 的检查点为三种方法中最优.

为了确保试验结果的可靠性和鲁棒性, 同时剔除偶然性与特殊情况的干扰, 对三种拟合模型进行了多

次试验, 随机选取十组试验结果, 并统计、记录其外符合精度和模型参数 (见表 2). IHHO-LSSVM 法、HHO-LSSVM 法、LSSVM 法三种方法的平均精度分别为 0.0101, 0.0125, 0.0157 m, 由此得知 IHHO-LSSVM 法相较于 HHO-LSSVM 法和 LSSVM 法, 其精度分别提高了 19% 和 36%, 并且在 10 次随机试验中, IHHO-LSSVM 法的外符合精度浮动最小, 仅为 0.0004 m, 说明其相比其他两种方法的鲁棒性更强、精度更高.

通过对比分析可知, 基于 LSSVM 的高程异常拟合模型, 其精度取决于正则化参数和核函数参数. 在本次试验中, 当模型参数分别为 6.5542 和 0.0673 时, 拟合模型可达最优精度, 其中原 LSSVM 法的模型参数在拟合过程中出现混乱、不可控的现象, 虽然 HHO 算法为拟合模型提供了较为准确的模型参数, 但稳定性欠缺, 参数区间波动较大, 而 IHHO 算法提供的模型参数不仅更准确, 并且参数区间更紧凑, 主要原因是改进后的 HHO 算法可为 LSSVM 模型提供更为可靠、稳定的模型参数.

3.2 喀斯特面状区域

在中国西南地区, 喀斯特地貌以其复杂多变的地形和显著的地势起伏而著称, 其高程异常受重力场影响较大. 为了验证 IHHO-LSSVM 模型在较为复杂地形中的适用性, 在广西东北方向某喀斯特地貌城市采

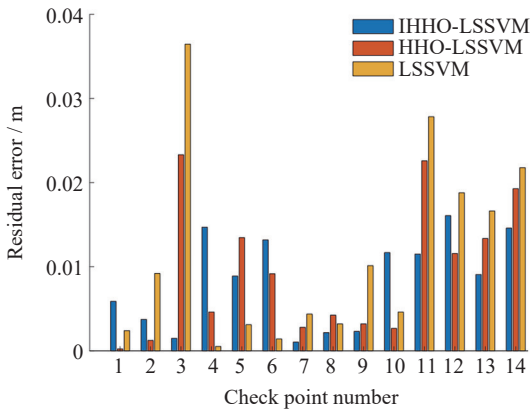


图 6 残差绝对值对比

Fig. 6 Comparison of absolute values of residuals

表 2 三种方法的外符合精度统计

Table 2 Statistics of external coincidence accuracy for three methods

Comp. order	IHHO-LSSVM			HHO-LSSVM			LSSVM		
	c	σ	A_{cc}/m	c	σ	A_{cc}/m	c	σ	A_{cc}/m
1	9.4563	0.0627	0.0101	48.3160	0.3132	0.0120	242.7275	0.3364	0.0159
2	9.2120	0.0467	0.0101	46.3075	0.4095	0.0126	902.8057	1.0192	0.0153
3	8.6297	0.0454	0.0101	6.3957	0.2001	0.0125	667.4809	0.8753	0.0157
4	6.5542	0.0673	0.0099	5.3087	0.2064	0.0126	834.2785	0.9877	0.0160
5	5.0345	0.0939	0.0103	3.1908	0.1504	0.0125	518.1796	0.7436	0.0157
6	4.7826	0.0836	0.0103	4.1458	0.1677	0.0122	641.3714	0.8620	0.0155
7	6.3225	0.0759	0.0100	19.8899	0.3015	0.0125	746.0421	0.3305	0.0154
8	9.9653	0.0475	0.0102	99.9546	0.5915	0.0129	254.1818	0.3484	0.0155
9	10.9717	0.0592	0.0103	25.6355	0.3020	0.0123	571.8598	0.8055	0.0162
10	7.3621	0.0492	0.0099	46.7021	0.3757	0.0124	946.7136	1.0382	0.0161
$\bar{A}_{cc}$	—	—	0.0101	—	—	0.0125	—	—	0.0157

注 A_{cc} 为精度.

集了 92 个 GNSS 水准重合点的实测数据, 覆盖面积约为 360 km^2 , 点间距为 $1.5\sim3\text{ km}$, 符合四等水准测量的精度标准. 其中均匀选取 72 个重合点作为训练样本, 用于构建高程异常拟合模型, 而另外 20 个点则作为模型验证的检核点, 具体分布如图 7 所示.

为了验证 IHHO-LSSVM 构建的高程异常拟合模型在喀斯特面状地形中的有效性、稳定性, 利用面状训练样本进行 10 次高程异常拟合模型构建, 并统计检查点的平均高程异常预测值、残差值、外符合精度, 并与其他两种方法进行对比, 具体结果列于表 3.

由表 3 可知, IHHO-LSSVM 拟合模型的检查点残差范围为 $-20.6\sim33.8\text{ mm}$, HHO-LSSVM 拟合模型的检查点残差范围为 $-40\sim39.1\text{ mm}$, 常规的 LSSVM 拟合模型的检查点残差范围为 $-52.3\sim42.3\text{ mm}$. 在平均外符合精度方面, 三种方法分别为 $0.0125, 0.0160, 0.0180\text{ m}$. 其中, IHHO-LSSVM 高程异常预测值与真实值最为贴近, 且拟合残差变化区间最为紧凑与稳定, 相比其他两种方法, 外符合精度分别提高了 22%, 31%. 为了进一步分析各检查点的残差变化, 绘制各方法的残差波动, 如图 8 所示.

由图 8 可知, LSSVM 模型的检查点残差峰值波动较大, 误差较为明显; 相比 LSSVM 法, HHO-LSSVM 模型残差波动区间有所平缓, 但个别检查点精度仍有待提高. 得益于对 HHO 算法的改进, IHHO-LSSVM 模型获得了稳定可靠、精度最优的模型参数, 不仅大幅度降低了其残差值的波动范围, 使其更加平稳并贴近实际值, 并且在零刻度附近积累了更多点位, 进一步提高了模型拟合精度, 展现出其在复

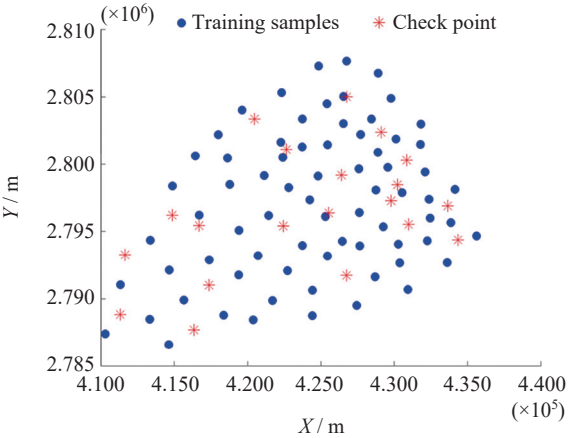


图 7 面状区域点位分布
Fig. 7 Point distribution in the surface area

杂地形中应用的显著优势.

4 结论

通过对 Harris 鹰优化算法的改进, 将其与最小二乘支持向量机组合构建 IHHO-LSSVM 拟合模型, 以提高 GNSS 高程异常拟合预测的可靠性、稳定性和适应性, 得到结论如下.

LSSVM 拟合模型通过改进后的 HHO 算法优化, 不仅简化了计算过程, 还有效解决了 HHO-LSSVM 模型收敛速度慢、易陷入局部最优解的问题. 该算法在参数寻优中展现出更高的精度、更快的收敛速度和更强的鲁棒性.

通过与 HHO-LSSVM 模型和传统 LSSVM 模型进行试验分析, 结果表明, IHHO-LSSVM 组合法在不同地形条件下均展现出更高的可靠性和稳定性, 在桥

表 3 检查点的预测结果及精度分析
Table 3 Prediction results and accuracy analysis of check points

Check points	Given height anomaly/m	Residual error/m		
		IHHO	HHO	LSSVM
1	-20.7172	-0.0140	-0.0240	-0.0320
2	-20.6537	0.0338	0.0391	0.0423
3	-20.5230	0.0036	-0.0078	-0.0116
4	-20.0759	0.0120	0.0030	0.0016
5	-20.0170	-0.0011	0.0015	0.0020
6	-19.9065	-0.0002	-0.0003	-0.0003
7	-20.4448	0.0031	-0.0036	-0.0060
8	-19.8739	-0.0005	0.0025	0.0039
9	-19.9360	0.0063	0.0095	0.0100
10	-20.1365	0.0152	0.0075	0.0038
11	-20.4328	0.0046	0.0124	0.0139
12	-20.4832	-0.0013	-0.0400	-0.0523
13	-19.9431	-0.0067	-0.0007	0.0004
14	-19.9499	0.0123	0.0027	-0.0004
15	-20.0201	0.0105	0.0065	0.0039
16	-20.0453	-0.0105	-0.0026	-0.0003
17	-19.8213	-0.0154	-0.0067	-0.0043
18	-19.7091	0.0123	0.0092	0.0092
19	-20.0251	-0.0206	-0.0191	-0.0174
20	-19.6036	0.0096	0.0078	0.0043

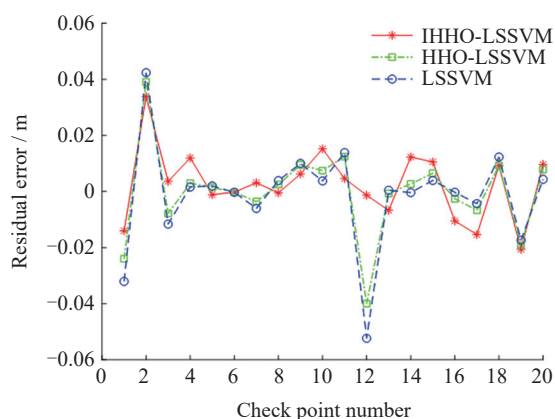


图 8 检查点残差波动

Fig. 8 Check point residual variation

梁带状区域和喀斯特面状区域的试验中, 其精度相比 LSSVM 模型分别提高了 36% 和 31%, 可为地形复杂区域获取准确高程异常值提供一定的参考价值。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] JIN Lijun, CHEN Biyan, WANG Xiaoman, *et al.* Global accuracy assessment and analysis of the ionospheric model IRI-Plas 2020 and IRI-2020 based on GNSS observations[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2024, **44**(6): 1031-1046 (金俐君, 陈必焰, 王晓嫚, 等. 基于 2021 年 GNSS TEC 的电离层模型 IRI-Plas 2020 与 IRI-2020 的全球精度评估 [J]. *空间科学学报*, 2024, **44**(6): 1031-1046)
- [2] WANG Dongwei, SUN Yueqiang, WANG Xianyi, *et al.* A new GNSS-R interferometric ocean altimetry using Beidou-3 signal[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2022, **42**(3): 492-499 (王冬伟, 孙越强, 王先毅, 等. 一种基于北斗三号系统的 GNSS-R 海面干涉测高技术 [J]. *空间科学学报*, 2022, **42**(3): 492-499)
- [3] WANG Guoquan, BAO Yan. GNSS landslide monitoring based on regional reference frame[J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 2022, **51**(10): 2107-2116 (王国权, 鲍艳. 基于区域参考框架的 GNSS 滑坡监测 [J]. *测绘学报*, 2022, **51**(10): 2107-2116)
- [4] WEI Dehong, XUAN Jianhao, YANG Jiawei, *et al.* GNSS elevation conversion accuracy analysis in mountainous areas based on deep BP/ELMAN neural network[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2023(09): 113-116+143 (魏德宏, 襍键毫, 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(09): 113-116+143)
- [5] DUAN Wenyi, XU Yezhang, WANG Lingfeng, *et al.* A

Seven-parameter transformation method for single ellipsoid based on CGC-S2000 framework[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, **42**(06): 50-54 (段文义, 许烨璋, 王灵锋, 等. 一种基于 CGC-S2000 框架的单椭球七参数转换法 [J]. *测绘科学*, 2017, **42**(06): 50-54)

- [6] ZHANG Yan, LIU Lilong, MENG Jinlong, *et al.* A regional elevation anomaly fitting method for IGrubbs-LWLR[J]. *Radio Engineering*, 2023, **53**(10): 2345-2351 (张炎, 刘立龙, 蒙金龙, 等. 一种 IGrubbs-LWLR 的区域高程异常拟合方法 [J]. *无线电工程*, 2023, **53**(10): 2345-2351)
- [7] QIAN Jianguo, FAN Yiguang. Research on GPS elevation fitting based on improved wavelet neural network[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2022, **42**(03): 253-257 (钱建国, 樊意广. 基于改进小波神经网络的 GPS 高程拟合研究 [J]. *大地测量与地球动力学*, 2022, **42**(03): 253-257)
- [8] ZHANG Huailiang, LI Xiaoli, ZHU Saihu. Study on Improved multi-faceted function fitting of regional elevation anomalies across zones[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, **41**(03): 132-137 (张怀亮, 李晓莉, 朱赛虎. 改进多面函数拟合跨带区域高程异常的研究 [J]. *测绘科学*, 2016, **41**(03): 132-137)
- [9] ZHOU Fei, ZHANG Yan, TANG Shihua, *et al.* Analysis of area elevation fitting accuracy optimized by Bee Colony Algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, **20**(16): 6330-6335 (周飞, 张炎, 唐诗华, 等. 利用蜂群算法优化的区域高程拟合精度分析 [J]. *科学技术与工程*, 2020, **20**(16): 6330-6335)
- [10] XIE Yangyang, FU Chao, XIE Kun, *et al.* Application of grey minimum support vector machine model in elevation fitting[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, **46**(03): 55-60 (谢洋洋, 付超, 解琨, 等. 灰色最小支持向量机模型在高程拟合中的应用 [J]. *测绘科学*, 2021, **46**(03): 55-60)
- [11] WU Yanmin, LIU Jiaqi, WANG Lu, *et al.* Dynamic reconstruction of distribution network based on improved Harris Eagle Optimization algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, **24**(08): 3251-3259 (吴艳敏, 刘家旗, 王璐, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的配电网动态重构 [J]. *科学技术与工程*, 2024, **24**(08): 3251-3259)
- [12] HE Guanghuan. Research on the Application of Ground Matching Point Cloud Hole Repair Based on IHHO-LSSVM[D]. Guilin, Guangxi: Guilin University of Technology, 2023 (何广焕. 基于 IHHO-LSSVM 的地面匹配点云孔洞修补应用研究 [D]. 广西桂林: 桂林理工大学, 2023)
- [13] QIAN Jianguo, XU Zhiwen, ZHAO Yuguo, *et al.* GPS elevation fitting method based on improved Whale algorithm Optimization neural network[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2024, **44**(02): 122-127 (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**(02): 122-127)
- [14] ZHANG Yan. Research on Improved Harris Eagle Algorithm and its Application in Intelligent Scheduling of Air

- Compressors[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2024 (张燕. 改进的哈里斯鹰算法及其在空压机智能调度中的应用研究 [D]. 重庆: 重庆理工大学, 2024)
- [15] ZHANG Xiaoli, WANG Qinfei, JI Wenli. An improved particle swarm optimization based on adaptive inertia weighting[J]. *Microelectronics & Computer*, 2019, **36**(03): 72-76 (张晓莉, 王秦飞, 冀汶莉. 一种改进的自适应惯性权重的粒子群算法 [J]. *微电子学与计算机*, 2019, **36**(03): 72-76)
- [16] HE Guanghuan, TANG Shihua, WANG Wenguan, *et al.* A method for calculating matching point cloud soil and stone quantities based on CSF-WOA-LSSVM[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, **22**(30): 13194-13201 (何广焕, 唐诗华, 王文贯, 等. 一种基于 CSF-WOA-LSSVM 的匹配点云土石方量计算方法 [J]. *科学技术与工程*, 2022, **22**(30): 13194-13201)
- [17] LI Mingfei, WU Junchao, ZHANG Yichi. Application of combinatorial model based on least squares support vector machine in region-similar geoid fitting[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2022, **42**(09): 971-974 (李明飞, 吴军超, 张一驰. 基于最小二乘支持向量机的组合模型在区域似大地水准面拟合中的应用 [J]. *大地测量与地球动力学*, 2022, **42**(09): 971-974)
- [18] LI Cong. Tropospheric Delay Modeling and Prediction of GNSS Based on Machine Learning[D]. Xi'an, Shaanxi: Chang'an University, 2022 (李耸. 基于机器学习的 GNSS 对流层延迟建模与预报 [D]. 西安: 长安大学, 2022)
- [19] YANG Tianyu. GPS Elevation Fitting Based on BP Neural Network and its Application in Hangzhou Bay Bridge[D]. Chengdu, Sichuan: Southwest Jiaotong University, 2006 (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)

作者简介



何广焕 男, 1997 年 3 月出生于广西梧州市, 现为广西建设职业技术学院市政与交通学院专任教师, 硕士研究生, 主要研究方向为 GNSS 数据处理及应用、无人机数据处理与应用。
E-mail: 503871493@qq.com



任超 (通信作者) 男, 1974 年 5 月出生于河南周口市, 现为桂林理工大学测绘与地理信息学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为 GNSS 数据处理与应用、遥感技术应用研究。
E-mail: 2707814165@qq.com