引文格式：武志伟,李培云,廖文凯,等. 改进麻雀搜索算法优化最小二乘支持向量机的高程拟合[J]. 地理空间信息, 2026, 24(7): 6-10. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2026.07.002

改进麻雀搜索算法优化最小二乘支持向量机的高程拟合

武志伟[1]，李培云[1]，廖文凯[2]，邓金明[3]
（1. 湖南理工职业技术学院，湖南 湘潭 411104；2. 长沙市光启勘测工程技术有限公司，湖南 长沙 410114；
3. 湖南泰瑞安环科技有限公司，湖南 湘潭 411104）

摘　要：针对最小二乘支持向量机高程拟合方法精度低和不稳定的问题，提出了改进麻雀搜索算法优化混核最小二乘支持向量机（HKLSSVM）的高程拟合方法。首先利用混核核函数将GNSS水准一体数据映射到高维特征空间，更好地处理低维空间线性不可分问题；然后利用非线性惯性权重因子优化探索者位置更新机制，利用Levy飞行策略优化伴随者位置更新策略，并结合麻雀搜索算法对HKLSSVM的初始参数获取策略进行改进；最后通过哈尔滨某地工程数据对该方法进行实验验证。结果表明，该方法对小样本的高程异常拟合具有较好的拟合能力，外符合精度优于最小二乘支持向量机、HKLSSVM和麻雀算法优化HKLSSVM方法。

关键词：非线性惯性权重因子；Levy飞行策略；改进麻雀搜索算法；最小二乘支持向量机；高程拟合
中图分类号：P224　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）07-0006-05

Elevation Fitting Method Based on Improved Sparrow Search Algorithm Optimizing Least Squares Support Vector Machine

WU Zhiwei[1], LI Peiyun[1], LIAO Wenkai[2], DENG Jinming[3]
(1. Hunan Vocational Institute of Technology, Xiangtan 411104, China;
2. Changsha Guangqi Survey Engineering Technology Co., Ltd., Changsha 410114, China;
3. Hunan Tairui Anhuan Technology Co., Ltd., Xiangtan 411104, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy and instability of least squares support vector machine elevation fitting method, we proposed an elevation fitting method based on improved sparrow search algorithm optimizing hybrid kernel least squares support vector machine (HKLSSVM). Firstly, we mapped the GNSS leveling integrated data to high-dimensional feature space using a hybrid kernel function, in order to better handle linear inseparable problems in low-dimensional space. Then, we used the non-linear inertia weight factor to optimize the explorer position update mechanism, used the Levy flight strategy to optimize the adjoint position update strategy, and used the sparrow search algorithm to optimize the initial parameter acquisition strategy of HKLSSVM. Finally, the method was experimentally verified through the engineering data of a certain area in Harbin City, Heilongjiang Province, China. The results show that the method proposed in this paper has good fitting ability for small sample elevation anomalies. The external coincidence accuracy is superior to that of the least squares support vector machine, HKLSSVM and sparrow algorithm optimizing HKLSSVM method.

Key words: non-linear inertia weight factor, Levy flight strategy, improved sparrow search algorithm, least squares support vector machine, elevation fitting

随着我国北斗导航系统的组网完成，利用GNSS获取空间地理信息数据已成为一种重要手段[1-2]。然而，GNSS获取的高程为大地高，与实际工程中常用的正常高之间存在高程异常[3-4]。常用的高程拟合方法包括最小二乘法、移动曲面法、多项式函数法，需要假设似大地水准面，因此存在精度低的问题[5]。随着智能优化算法和机器学习方法的不断发展，相关学者将二者相结合取得了一定的研究成果[6-12]。本文通过改进麻雀搜索算法（ISSA）为混核最小二乘支持向量机（HKLSSVM）高程拟合方法提供最优的核函数参数与惩罚因子。ISSA具有收敛速度快、全局搜索能力强的特点，能有效解决HKLSSVM随机获取初始参数导致高程拟合精度较低和不稳定的问题，提高高程拟合精度。

项目来源：湖南省教育厅科学研究资助项目（24C0950）；湘潭市科技创新资助项目（CG-ZDJH20241030）；湖南理工职业技术学院课题（2024HNVITZK003）。
第一作者简介：武志伟（1985—），硕士研究生，讲师，注册测绘师，主要从事无人机测绘、矿山测绘生产工作，E-mail：wuzw_85@163.com。

1　ISSA-HKLSSVM高程异常拟合

1.1　麻雀搜索算法

麻雀搜索算法（SSA）[13]是薛建凯于2020年提出的一种智能优化算法，模拟麻雀的捕食行为，通过周围环境与学习不断优化捕食策略，获得最优解。假设存在 n 个麻雀种群，每个个体由 d 维数据表示，即 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})$，$i=1,2,\cdots,n$；麻雀的适应度值为 $F=\{f(X_1),f(X_2),\cdots,f(X_n)\}$，适应度值高的麻雀个体可以快速更新位置，并为其他个体提供移动方向。依据麻雀的觅食和反哺食行为，按不同社会分工可将麻雀分为探索者、伴随者和侦察者，通过不同角色间的交互和更新确保更强的局部搜索能力和更高的收敛性能。

在SSA位置更新过程中，探索者主要负责搜索具有丰富食物的采食区域，位置更新为：

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}X_{ij}^{t}\exp\left(-\dfrac{i}{\alpha\mathrm{iter}_{\max}}\right), & R_2<ST\\ X_{ij}^{t}+Q\times P, & R_2\geqslant ST\end{cases}\tag{1}$$

式中，t 为当前迭代次数；$\mathrm{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数；X_{ij} 为麻雀 i 在第 j 维空间的位置；α 为0~1的随机数；Q 为正态分布随机数；P 为 $1\times d$ 的全1矩阵；$ST\in[0.5,1]$ 为安全阈值；$R_2\in[0,1]$ 为预警值；$R_2<ST$ 表示麻雀可在该区域安全搜索食物，$R_2\geqslant ST$ 表示个别麻雀发现捕食者需重新寻找区域进行捕食。

伴随者主要负责监视探索者，一旦探索者发现食物伴随者就会与探索者竞争，若伴随者具有优势，则依据式（2）更新位置：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q\exp\left(\dfrac{X_{\mathrm{worst}}^{t}-X_{i,j}^{t}}{i^2}\right), & i>n/2\\ X_{p}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{p}^{t+1}\right|\boldsymbol{A}^{+}P, & \text{其他}\end{cases}\tag{2}$$

式中，X_P、X_{worst} 为当前全局适应度值最高、最低的麻雀；$\boldsymbol{A}$ 为 $1\times d$ 的矩阵，元素取值为1或-1，$\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\right)^{-1}$；$i>n/2$ 表示伴随者 i 的适应度值较低，需更改觅食方向以获取更多的食物。

捕食区域一旦出现掠食者，侦察者就会向整个麻雀群发出预警信号，麻雀会向安全区域聚集以躲避危险。侦察者的位置更新模型为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{\mathrm{best}}^{t}+\beta|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{best}}^{t}|, & f_i>f_g\\ X_{i,j}^{t}+K\left[\dfrac{X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{worst}}^{t}}{(f_i-f_w)+\varepsilon}\right], & f_i=f_g\end{cases}\tag{3}$$

式中，K 为步长因子；X_{best} 为全局最佳位置；β 为服从 $N(0,1)$ 分布的步长控制参数；f_i 为麻雀 i 的适应度值；f_g 为当前最优适应度值；$f_i=f_g$ 为侦察者发出预警信号，麻雀群向其他方向移动；$f_i>f_g$ 为麻雀群由外围向内部靠拢。

1.2　ISSA

SSA算法中个体的更新速度和方向通过线性惯性权重控制，该方式未能充分考虑个体经验以及搜索中全局和局部信息。因此，本文在探索者更新机制中引入非线性惯性权重因子，以提高探索者的收敛速度；在伴随者位置更新机制中引入Levy飞行策略，对局部最佳位置扰动，强化SSA的局部逃脱能力。

1）非线性惯性权重。为了更好地模拟麻雀捕食过程中探索者前期更注重全局搜索机制，后期更关注局部搜索能力，进而在保证搜索效率的前提下提高局部搜索能力，提高搜索算法的精度与稳定性，本文通过自适应非线性递减策略对惯性权重因子进行优化。非线性惯性权重因子的具体形式为：

$$\omega=\omega_1(\omega_1-\omega_2)\left[1-\tan\left(\frac{\pi t}{4t_{\max}}\right)\frac{t^2}{t_{\max}^2}\right]\tag{4}$$

优化后的探索者位置更新策略为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}\omega X_{i,j}^{t}\exp\left(\dfrac{-i}{\alpha t_{\max}}\right), & R_2<ST\\ \omega X_{i,j}^{t}+QL', & R_2>ST\end{cases}\tag{5}$$

2）Levy飞行策略适用于短距离随机搜索场景，通过局部搜索与全局搜索相结合的策略避免算法过早陷入局部最优解，进而寻找全局最优解[14]。为避免探索者过早陷入局部最优解，通过Levy飞行策略在伴随者位置更新时对其局部最佳位置进行扰动。伴随者调整后的位置更新公式为：

$$X_{ij}^{i+1}=\begin{cases}Q\exp\left(\dfrac{X_{\mathrm{worst}}^{i}-X_{ij}^{i}}{i^2}\right), & i>n/2\\ X_{p}^{i+1}+X_{p}^{i+1}\otimes\mathrm{Levy}(d), & \text{其他}\end{cases}\tag{6}$$

$$\mathrm{Levy}(x)=0.01\times\frac{r_3\times\sigma}{|r_4|^{1/\xi}}\tag{7}$$

$$\sigma=\frac{(1+\xi)!\times\sin(\pi\xi/2)}{\left[(1+\xi)/2\right]!\times\xi\times2^{\frac{\xi-1}{2}}}\tag{8}$$

式中，r_3、r_4 为随机数；ξ 为1.5。

1.3　HKLSSVM

最小二乘支持向量机（LSSVM）在小样本数据分类与回归分析领域具有较强的泛化能力，因此更加适

合GNSS高程异常拟合研究。为兼顾模型的泛化能力与学习能力，本文构建了HKLSSVM方法。数据训练时将原始数据映射到高维特征空间能有效处理非线性问题，提高高程拟合精度。线性估计的函数形式为：

$$f(x_i)=w^{\mathrm{T}}\times x_i+b,i=1,2,\cdots,N \tag{9}$$

式中，N 为拟合点数量；b 为偏差值；w^{T} 为回归参数。

$$\begin{aligned}&\min_{\omega,\xi,b}J(w,\xi)=\frac{1}{2}\|w\|^2+\frac{r}{2}\sum_{i=1}^{N}\xi_i^2\\&\text{s.t. }y_i=w^{\mathrm{T}}\times\varphi(x_i)+b+\xi_i\end{aligned} \tag{10}$$

式中，r 为惩罚因子；$\varphi(\,)$ 为从低维映射到高维的核函数。

为提高计算效率，引入Lagrange因子，构造的函数形式为：

$$L(w,b,\xi_i,a_i)=J(w,\xi)-\sum_{i=1}^{N}a_i\left[w^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)+b+\xi_i-y_i\right] \tag{11}$$

式中，a_i 为Lagrange因子。

对函数 $L(w,b,\xi_i,a_i)$的 参数进行求导，消除 w 、ξ_i 后，获得线性方程组，即

$$\begin{bmatrix}0 & \boldsymbol{I}^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{I} & \Omega+r^{-1}\boldsymbol{I}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}b\\ \boldsymbol{a}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ \boldsymbol{y}\end{bmatrix} \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{I}=[1\ 1\ \cdots\ 1];\Omega=\{K(x_i,x_j)\,|\,i,j=1,2,\cdots,N\}$；$\boldsymbol{a}=[a_1\ a_2\ \cdots\ a_N]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{y}=[y_1\ y_2\ \cdots\ y_N]^{\mathrm{T}}$。

LSSVM高程拟合模型的表达式为：

$$f(x_i)=\sum_{i=1}^{N}a_iK(x,x_i)+b \tag{13}$$

相关研究表明，高斯径向核函数的局部线性学习能力强，但泛化能力较弱；多项式核函数的全局能力较强，能有效捕捉全体数据的相互空间关系，因此本文利用线性组合的方式构造混合核函数，通过系数 α 调整二者的权重，以平衡高程拟合的局部特征与全局特征。

1.4 基于ISSA-HKLSSVM的高程拟合方法

由于LSSVM的核函数参数与正则化参数是随机获取的，不合理的初始参数将降低高程异常拟合精度，因此直接利用HKLSSVM构建高程异常拟合模型，往往难以获得理想的高程异常拟合精度。本文通过ISSA优化HKLSSVM的核函数参数和正则化参数获取策略，构建高精度、鲁棒性的高程异常拟合模型。ISSA-HKLSSVM模型的构建流程为：①数据预处理，对 n 个GNSS水准高程一体点进行重心归一化处理，并将数据分为拟合点集和验证点集；②ISSA参数初始化，设定麻雀种群参数、最大迭代次数以及探索者、伴随者和预警者的比例；③利用拟合点集计算每个点的适应度值，以拟合点集的高程异常值作为适度函数，并记录最优适应度值的麻雀位置；④通过自适应非线性惯性权重因子更新适应值较高的麻雀个体位置，并标记为探索者，提高算法的计算效率；⑤通过Levy飞行策略对伴随者位置更新进行扰动，根据式（6）更新其位置；⑥通过式（3）对剩余侦察者的位置进行更新；⑦记录最佳位置和最佳适应度值，并判断是否满足迭代停止条件，满足则根据最佳位置和最佳适应度值计算最优的LSSVM初始化核函数参数与惩罚因子，否则返回步骤③迭代计算；⑧利用构建的ISSA-HKLSSVM高程异常拟合方法计算测区内任意点的高程异常值。

2 实验与结果分析

为验证ISSA-HKLSSVM在GNSS高程异常拟合方面的精度和可靠性，本文选用参考文献[15]提供的哈尔滨地区74个GNSS水准高程一体点进行高程异常拟合研究。该区域的地理范围为45°33′~45°50′ N、126°20′~126°50′ E，覆盖面积约为1 100 km^2，最高、最低海拔分别为200、116 m，高差变化较大。测区内共有74个二等水准联测控制点，控制点分布见图1。

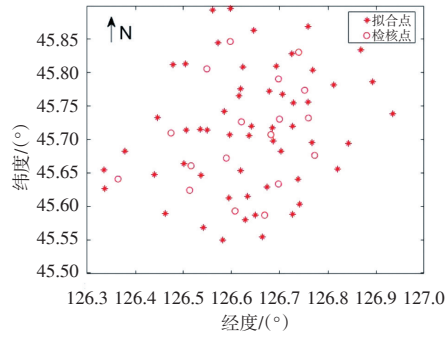


图1 控制点点位分布

2.1 ISSA收敛曲线

由于GNSS高程拟合控制点数量不多，通过多次试验，设置麻雀种群大小为10，最大迭代次数为50。SSA与ISSA的迭代收敛曲线见图2，可以看出，SSA高程拟合模型在第31次迭代时适应度值趋于稳定，为1.02×10^{-3}；而ISSA高程拟合模型在第16次迭代时适应度值趋于稳定，为0.84×10^{-3}，说明在探索者更新机制中引入非线性惯性权重因子并在伴随者位置更新机制中引入Levy飞行策略可有效提高SSA的效率与精度。

2.2 高程异常拟合精度分析

为验证ISSA-HKLSSVM高程拟合模型的可行性，本文分别选取16、26、36、46、56个均匀分布的拟合

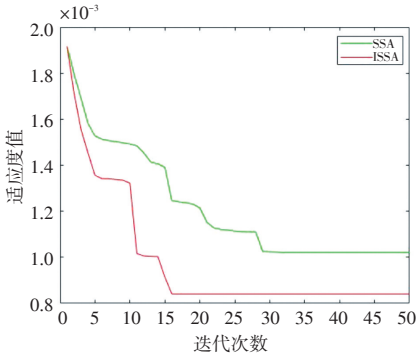


图2　收敛曲线

点进行高程异常拟合，并利用剩余检核点验证模型精度。为验证ISSA-HKLSSVM初始化参数获取策略的有效性与优越性，本文将LSSVM、HKLSSVM和SSA-HKLSSVM方法与本文方法进行对比。所有方法均在Windows10操作系统上利用Matlab软件进行建模与精度验证，将各方法10次实验结果内符合、外符合精度的平均值作为最终结果，精度对比结果见表1。随着拟合点数量的增加，各方法高程拟合模型的内、外符合精度均有所提高；而在拟合点数量一致的情况下，本文方法高程拟合的内、外符合精度均高于LSSVM、HKLSSVM和SSA-HKLSSVM方法。在16个拟合点时，本文方法的内、外符合精度分别比LSSVM方法提升了51.19%、47.06%；在56个拟合点时，本文方法的内、外符合精度分别比LSSVM方法提升了57.49%、58.52%。为了更加清晰了解检核点高程异常残差的分布与变化趋势，限于版面，本文仅绘制56个拟合点情况下18个检核点的高程异常残差变化折线图。

表1　不同数量拟合点下各方法拟合精度对比/cm

方法	16个拟合点		26个拟合点		36个拟合点		46个拟合点		56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	内符合	外符合
LSSVM	4.61	4.93	3.81	4.43	3.67	4.16	3.25	3.85	2.87	3.52
HKLSSVM	3.68	3.93	3.43	3.72	2.91	3.32	2.61	2.92	2.42	2.84
SSA-HKLSSVM	2.83	3.02	2.57	2.81	2.23	2.48	2.05	2.34	1.75	2.08
本文方法	2.25	2.61	1.95	2.36	1.68	1.92	1.46	1.79	1.22	1.46

由图3可知，本文方法计算得到的检核点高程异常残差波动范围最小，明显优于LSSVM、HKLSSVM和SSA-HKLSSVM等方法。由于LSSVM和HKLSSVM通过随机的方式获取初始核函数参数和惩罚因子，导致二者高程拟合结果的残差波动范围较大，拟合精度较低。SSA-HKLSSVM通过SSA优化HKLSSVM的初始参数获取策略，在一定程度上优化了HKLSSVM高程拟合精度，高程异常拟合残差波动范围有所减少。本文方法通过在探索者位置更新策略中引入自适应非线性惯性权重因子，调整不同时期麻雀的搜索机制；并利用Levy飞行策略优化伴随者位置更新机制，有效避免算法过早进入局部最优解问题，因此本文方法的高程拟合精度优于SSA-HKLSSVM方法。18个检核点的高程异常值和高程异常残差见表2。

表2　56个拟合点下不同拟合方法检核点的残差/cm

点号	高程异常	LSSVM		HKLSSVM		SSA-HKLSSVM		本文方法	
		高程异常	高程异常残差	高程异常	高程异常残差	高程异常	高程异常残差	高程异常	高程异常残差
4	14.086	14.043	0.043	14.055	0.031	14.065	0.021	14.072	0.014
8	14.504	14.470	0.034	14.479	0.025	14.486	0.018	14.496	0.008
11	14.033	14.068	−0.035	14.064	−0.031	14.058	−0.025	14.051	−0.018
15	14.454	14.482	−0.028	14.475	−0.021	14.470	−0.016	14.459	−0.005
18	14.622	14.654	−0.032	14.648	−0.026	14.640	−0.018	14.631	−0.009
26	14.573	14.598	−0.025	14.590	−0.017	14.587	−0.014	14.578	−0.005
31	14.385	14.353	0.032	14.361	0.024	14.370	0.015	14.379	0.006
35	14.726	14.693	0.033	14.700	0.026	14.712	0.014	14.722	0.004
36	14.062	14.026	0.036	14.035	0.027	14.047	0.015	14.049	0.013
37	14.304	14.356	−0.052	14.350	−0.046	14.336	−0.032	14.331	−0.027
39	14.578	14.540	0.038	14.551	0.027	14.601	−0.023	14.594	−0.016
43	14.446	14.412	0.034	14.414	0.032	14.474	−0.028	14.467	−0.021
44	14.924	14.893	0.031	14.900	0.024	14.905	0.019	14.913	0.011
49	14.788	14.760	0.028	14.767	0.021	14.776	0.012	14.779	0.009
53	14.629	14.598	0.031	14.603	0.026	14.614	0.015	14.618	0.011
55	14.812	14.838	−0.026	14.835	−0.023	14.830	−0.018	14.824	−0.012
60	13.943	13.980	−0.037	13.975	−0.032	13.970	−0.027	13.965	−0.022
74	14.337	14.383	−0.046	14.375	−0.038	14.366	−0.029	14.360	−0.023

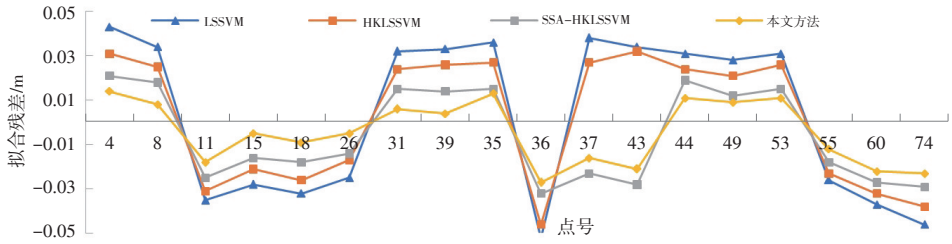


图3 56个拟合点下不同拟合方法检核点的残差对比

结果表明，本文方法计算得到的高程异常残差范围为-0.027~0.014 cm，外符合精度为0.015 cm；SSA-HKLSSVM方法计算得到高程异常残差范围为-0.032~0.021 cm，外符合精度为0.021 cm；HKLSSVM方法计算得到高程异常残差范围为-0.046~0.032 cm，外符合精度为0.028 cm；LSSVM方法计算得到高程异常残差范围为-0.052~0.043 cm，外符合精度为0.035 cm；本文方法高程异常拟合残差的外符合精度最高，高程异常拟合结果最稳定，验证了其在高程拟合方面的优越性与有效性。

3 结 语

针对随机获取初始参数导致的HKLSSVM方法精度低且稳定性差的问题，本文提出了ISSA-HKLSSVM高程拟合方法。通过自适应非线性惯性权重因子调整探索者麻雀位置，增强麻雀个体前后期搜索策略；同时结合Levy飞行策略优化伴随者的局部搜索与全局搜索能力，提高SSA算法参数寻优的精度与稳定性，为HKLSSVM提供最优初始化参数。实验结果表明，相较于LSSVM、HKLSSVM和SSA-HKLSSVM方法，本文方法具有更高的内、外符合精度，验证了ISSA-HKLSSVM高程拟合的可行性与优越性，可为相关工程建设提供参考。

参考文献

[1] 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

[2] 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

[3] 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):1505-1510

[4] 王乐洋,吴飞,吴良才. GPS高程转换的总体最小二乘拟合推估模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2016,41(9):1259-1264

[5] 马亮. 改进北方苍鹰优化LSSVM的高程异常拟合算法[J]. 地理空间信息,2025,23(3):18-21

[6] 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

[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] 何广焕,唐诗华,邢鹏威,等. 基于WOA-LSSVM算法的区域GNSS高程异常拟合方法[J]. 桂林理工大学学报,2021,41(4):837-842

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

[10] 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

[11] 张炎,周飞,唐诗华,等. 果蝇优化算法在区域高程拟合中的应用[J]. 水力发电,2020,46(3):33-35

[12] 张祥,邓喀中,范洪冬. GA-LSSVM在GPS高程异常反演中的应用[J]. 金属矿山,2012(6):94-96

[13] Xue J K,Shen B. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm[J]. Systems Science and Control Engineering: An Open Access Journal,2020,8(1):22-34

[14] 梁建明,何庆. 莱维飞行和反馈策略的自适应被囊群算法[J]. 小型微型计算机系统,2023,44(1):68-74

[15] 朱君俊. 基于重力场模型EGM 2008的高程拟合方法研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2012