引文格式：曾广海,童严文. 改进海鸥算法优化最小二乘支持向量机的高程异常拟合[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 90–94. doi:10. 3969/j.issn. 1672–4623.2025.11.019

改进海鸥算法优化最小二乘支持向量机的高程异常拟合

曾广海[1,2]，童严文[1,2]
（1. 青海省水文地质及地热地质重点实验室，青海 西宁 810008；2. 青海省水文地质工程地质环境地质调查院，青海 西宁 810008）

摘　要：为获取更可靠的高程异常拟合模型，提出了一种改进海鸥算法（SOA）优化最小二乘支持向量机（LSSVM）的高程异常拟合模型。首先通过莱维飞行策略与非线性附加变量的收敛方式对SOA进行改进，优化种群初始位置的多样性、避免算法过早陷入局部最优解，以改善SOA的寻优能力；然后利用改进算法获取LSSVM关键参数的最优值，构建SOA−LSSVM的高程异常拟合模型，并利用实际工程数据进行验证分析。结果表明，LSSVM、SOA−LSSVM和ISOA−LSSVM模型的高程异常拟合中误差分别为0.133、0.119、0.052 m，ISOA−LSSVM模型具有更高的拟合精度，验证了该方法的可行性与优越性。

关键词：高程异常拟合；LSSVM；莱维飞行策略；非线性附加变量；SOA
中图分类号：P224　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672−4623（2025）11−0090−05

Elevation Anomaly Fitting of Least Squares Support Vector Machine Optimized by the Improved Seagull Optimization Algorithm

ZENG Guanghai[1,2], TONG Yanwen[1,2]
(1. Qinghai Provincial Key Laboratory of Hydrogeology and Geothermal Geology, Xining 810008, China;
2. Qinghai Provincial Institute of Hydrogeology, Engineering Geology, and Environmental Geology, Xining 810008, China)

Abstract: In order to obtain a more reliable elevation anomaly fitting model, we proposed an elevation anomaly fitting model of least squares support vector machine (LSSVM) optimized by the improved seagull optimization algorithm (SOA). Firstly, we used the Levy flight strategy and the convergence method of nonlinear additional variable to improve SOA, which could optimize the diversity of population's initial positions, avoid the algorithm from falling into local optima too early, and enhance the optimization ability of algorithm. Then, we used the improved SOA to obtain the optimal values of key parameters for LSSVM, and constructed a SOA-LSSVM elevation anomaly fitting model. Finally, we validated and analyzed this model by using actual engineering data. The results show that the LSSVM, SOA-LSSVM and ISOA-LSSVM models have the mean square errors of 0.133, 0.119, and 0.052 m in elevation anomaly fitting, respectively. The ISOA-LSSVM model obtains a higher fitting accuracy for elevation anomalies, verifying the feasibility and superiority of the proposed method.

Key words: elevation anomaly fitting, LSSVM, Levy flight strategy, nonlinear additional variable, SOA

在工程测量领域，GNSS测量获取的高程值为地面点沿法线到CGCS2000参考椭球面的距离[1−3]。为获得工程应用的正常高，通常需要采用高程异常拟合方法求解高程异常转换参数[4]。目前的常用方法包括多项式拟合[5]、分区域拟合[6]等，多项式拟合适用于地形高程变化相对简单的区域[7]；分区域拟合适用于大面积、区域水准面规则变化明显区域，但存在整体拟合精度不一致的问题，且拟合精度受地形影响较大。随着高程异常拟合模型研究的深入，最小二乘支持向量机（LSSVM）[8−9]、BP神经网络[10−12]等智能算法被引入高程异常拟合模型中。LSSVM能有效解决非线性拟合问题，但其随机获取的初始核函数参数与正则化参数会导致拟合精度低、不稳定。相关学者[13−14]利用鲸鱼算法、粒子群等智能寻优算法进行高程异常拟合，但该类方法对初始种群类型的分布要求较高，通常难以获取稳定的实验结果。本文提出了一种改进海鸥算法（SOA）优化LSSVM的高程异常拟合模型。首先通过非线性附加变量的惯性权重与莱维飞行策略对SOA进行改进，以增强海鸥飞行的随机性与算法全局搜索寻优能力，有效避免算法陷入局部最优解；然后利用改进SOA（ISOA）优化LSSVM初始核函数参数与正则化参数获取策略，有效解决LSSVM随机获取初始参数难以获取最优解问题，提高了高程异常拟合模型的精度与稳定性。

1　LSSVM模型

LSSVM是传统支持向量机的一种变体，将支持向量机中松弛变量的不等式约束变为等式约束，从而通

第一作者简介：曾广海（1988—），工程师，从事工程测量、测绘地理信息、地籍测量、航空摄影测量等工作，E−mail：707839447@qq.com。

过求解线性方程组的方式来求解LSSVM。对于给定的训练数据 (x_i, y_i)，$x_i=(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})$ 为输入的三维向量，y_i 为输出的大地高，N 为训练数据总数。为避免数据在低维特征空间线性不可分问题，引入非线性映射函数 $\varphi(x)$，则LSSVM模型的目标函数为 $f(x)=\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\varphi(x)+b$，其中 $\boldsymbol{\omega}$ 为权重向量，b 为偏差参数。根据结构化风险最小原则，采用式（1）求解LSSVM模型目标函数，其中 d_u 为训练误差。

$$\begin{cases}\min(\|\boldsymbol{\omega}\|^2/2+C\sum_{n=1}^{k}d_u^2/2), n=1,2,\cdots,k\\ \text{s.t.}\quad \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(x_n)+d+d_u=y_n, n=1,2,\cdots,k\end{cases} \tag{1}$$

为求解目标问题，构造Lagrange函数，即

$$L(\boldsymbol{\omega},\varepsilon,\alpha)=J(\boldsymbol{\omega},\varepsilon)-\sum_{i=1}^{n}\alpha_i\{\boldsymbol{\omega},\phi(x_i)+b+\varepsilon_i-y_i\} \tag{2}$$

式中，α_i 为Lagrange乘子。

结合KKT条件对式（2）求偏导，并令偏导为0，可转化为方程组：

$$\begin{bmatrix}0 & \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{P} & K_{ij}+\gamma^{-1}\boldsymbol{I}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\ \alpha\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ Y\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{P}$ 为 $n\times1$ 的单位矩阵；K_{ij} 为核函数参数，本文采用高斯核函数即 $k(x_i,x_j)=\exp\left(-\frac{x_i-x_j^2}{2\sigma^2}\right)$，$\sigma$ 为核函数参数。

2 ISOA方法

2.1 SOA

SOA由Gaurav Dhiman于2018年提出，是基于海鸥群体的智能优化算法，主要模拟海鸥的迁徙和觅食两个重要特征[15]。

1）海鸥迁徙。在海鸥活动过程中，为避免个体出现碰撞，在海鸥个体位置更新时引入附加变量 S_A，则海鸥个体的更新位置为：

$$S_A=C_f\times(1-\frac{t}{t_{\max}}) \tag{4}$$

$$C_S(t)=S_A\times P_S(t) \tag{5}$$

式中，t 为当前迭代次数；$t_{\max}$ 为最大迭代次数；$P_S(t)$ 为海鸥在第 t 次迭代时的个体位置；$C_S(t)$ 为海鸥个体与其他海鸥互不碰撞新位置；C_f 为附加变量控制因子。

海鸥最优位置和第 t 次迭代个体海鸥的相对方向为：

$$M_S(t)=C_B\times(P_{bs}(t)-P_S(t)) \tag{6}$$

$$C_B=2\times S_A^2\times\text{rand}[0,1] \tag{7}$$

式中，$P_{bs}(t)$ 为第 t 次迭代时个体海鸥的最优位置；C_B 为随机值，用于平衡局部搜索与全局搜索的参数；rand[0, 1]为服从[0, 1]的随机数。

海鸥个体与最优个体之间的差异为：

$$D_S(t)=|C_S(t)+M_S(t)| \tag{8}$$

2）海鸥攻击猎物。海鸥种群在群体迁移时一般采用螺旋状的自由运动方式，在发现候鸟或其他生物时对其进行攻击，该攻击行为被称为局部寻优过程。海鸥在空中进行盘旋运动，并根据被攻击对象的行为随时更改攻击速度与角度。海鸥的运动行为在直角坐标系可描述为：

$$\begin{cases}x=r\times\cos\theta\\ y=r\times\sin\theta\\ z=r\times\theta\\ r=\mu\times e^{\theta v}\end{cases} \tag{9}$$

式中，θ 为随机角度；r 为海鸥空中飞行旋转半径；μ、v 为与海鸥空中飞行旋转相关的参数。

海鸥发现猎物并对其进行攻击，攻击后海鸥的位置为：

$$P_S(t)=D_S(t-1)\times x\times y\times z+P_{bs}(t-1) \tag{10}$$

式中，$D_S(t-1)$、$P_{bs}(t-1)$ 分别为第 $t-1$ 次迭代时的海鸥位置和海鸥群体最优位置；$P_S(t)$ 为第 t 次迭代时的海鸥位置。

2.2 非线性附加变量

海鸥迁徙是SOA中一个重要部分，通过 S_A 来避免海鸥在迁移飞行过程中发生碰撞；但随机参数对算法的寻优能力、搜索能力都有较大影响。若随机参数过小，则SOA在位置更新时的步长较小，易陷入局部最优解；若随机参数过大，则SOA在位置更新时的步长较大，全局搜索能力增强。在标准SOA中，S_A 采用线性递减的一次函数，导致算法在运算初期执行效率低、收敛速度慢，而后期的快速收敛又影响海鸥群体的局部寻优能力。本文参考文献[16]的思想，将正弦函数引入 S_A 中，通过正弦函数前期快速增加、后期减小的特性改进非线性收敛方法，改进后的 S_A 可表示为：

$$S_A=[1-\sin(\frac{\pi}{2}\sqrt{\frac{t}{t_{\max}}})][C_{f,\max}-t\times\frac{C_{f,\max}-C_{f,\min}}{t_{\max}}] \tag{11}$$

式中，$C_{f,\max}$、$C_{f,\min}$ 为 S_A 的上限和下限。

2.3 融合莱维飞行策略

为避免算法过早陷入局部最优解，本文通过融合莱维飞行策略的随机游走机制增强算法的局部搜索能力。莱维飞行策略由Paul Levy提出，用于增强海鸥种

群初始位置的多样性，具体描述为：

$$Le(\gamma)\approx\mu-1-\varphi \tag{12}$$

$$\mu=\frac{D}{|G|/\varphi} \tag{13}$$

$$\sigma^2=\left\{\frac{\Gamma(1+\varphi)}{\varphi\Gamma((1+\varphi)/2)^2(1+\varphi)/2}\right\}^{\frac{2}{\varphi}} \tag{14}$$

式中，$\Gamma(x)$ 为Gamma函数；μ 为步长参数；$\varphi=2/3$。

融入莱维飞行策略后，海鸥个体的位置更新可表示为：

$$\vec{P}_S(t)=(\vec{D}_S\times x\times y\times z)\times Le(\gamma)+\vec{P}_{gs}(t) \tag{15}$$

ISOA丰富了海鸥初始种群类型，增加了海鸥位置的灵活性，减少了局部最优现象，增强了全局寻优能力。

3 ISOA优化LSSVM模型

针对LSSVM模型随机获取初始核函数参数与正则化参数导致的高程异常拟合结果不稳定问题，本文利用ISOA优化随机参数获取策略，以提升最小二乘算法在高程异常拟合中的稳定性。

高程异常拟合参数寻优的适应度函数可表示为：

$$F(x)=\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{16}$$

ISOA优化LSSVM的高程异常拟合模型的主要步骤包括：①初始化SOA参数，$t_{\max}$、$\mu=v=1$，将核函数参数 g 与正则化参数 C 表征为海鸥在搜索的空间坐标；②利用优化后的LSSVM获得拟合点的高程异常拟合适应度值；③更新海鸥位置，并计算最新位置下海鸥个体的适应度值；④判断适应度值是否为最优解或达到最大迭代次数，若是则输出最优解，否则返回步骤③继续计算。

4 实验结果与分析

为验证本文方法的可行性，选取两组数据进行实验分析；同时为验证算法的优越性，选取LSSVM、SOA-LSSVM高程异常拟合方法与本文方法进行对比，通过高程异常拟合残差、外符合精度评价高程异常拟合精度。

1）本文选取的第一组数据为参考文献[15]中的数据，测区范围为45°33′~45°50′N、126°20′~126°50′E，覆盖面积约为1 100 km²。在整个测区内采集74个集GPS、水准于一体的GNSS C级网点、二等水准网点（图1），选取其中58个点（三角形）计算高程异常拟合模型参数，剩余16个点（圆形）验证高程异常拟合模型精度。

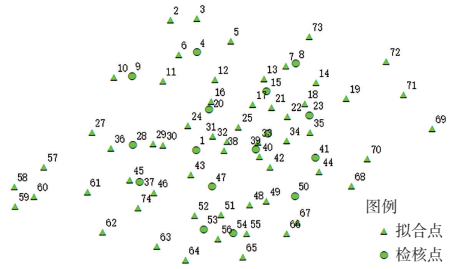


图1 研究区域一点位分布图

本文统计了SOA与ISOA最佳适应度值的变化曲线（图2），可以看出，ISOA方法在迭代运行15次时收敛，适应度值为0.051 61，而SOA的适应度值为0.119 31；高程异常拟合精度提升56.74%，计算效率提升44.82%，说明通过非线性附加变量与莱维飞行策略对SOA进行改进，可优化种群初始位置的多样性，避免算法过早陷入局部最优解，改善SOA的寻优能力。

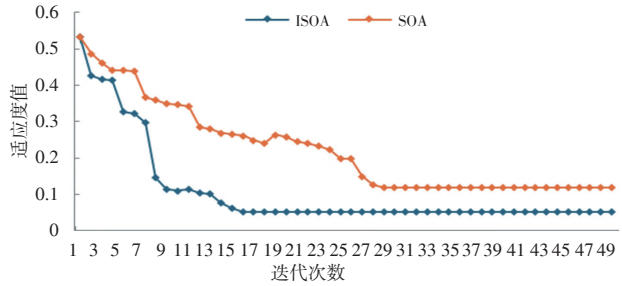


图2 适应度值变化曲线

为验证ISOA-LSSVM模型高程异常拟合的有效性与稳定性，将LSSVM、SOA-LSSVM与本文方法进行对比分析，计算不同方法的高程异常拟合结果与高程异常残差值，并统计不同方法的外符合精度，结果见表1，可以看出，本文方法的精度明显优于其他两种方法，且外符合精度为0.052 m，较SOA-LSSVM方法提升了56.73%，进一步验证了其优越性与精确性。为更清晰地展示各检核点差值的变化趋势，本文绘制了16个GPS、水准点的高程异常柱状图（图3），可以看出，本文方法在9号点的预测结果与真实值差异较大，预测结果不太理想，剩余检核点均与真实值较接近，说明该方法预测结果精度有所提高；相较于LSSVM、SOA-LSSVM方法，本文方法的拟合结果精度更高、更稳定。

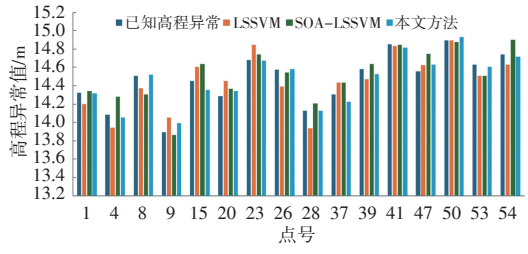


图3 不同方法的高程异常计算结果

表1　不同方法拟合精度统计结果/m

点号	LSSVM	SOA-LSSVM	本文方法	点号	LSSVM	SOA-LSSVM	本文方法
1	−0.127	0.018	−0.009	28	−0.190	0.082	0.002
4	−0.144	0.194	−0.033	37	0.128	0.130	−0.079
8	−0.131	−0.199	0.017	39	−0.106	0.056	−0.054
9	0.159	−0.034	0.096	41	−0.019	−0.007	−0.034
15	0.149	0.183	−0.099	47	0.068	0.193	0.077
20	0.167	0.078	0.057	50	0.001	−0.019	0.039
23	0.166	0.059	−0.009	53	−0.119	−0.124	−0.021
26	−0.181	−0.025	0.006	54	−0.111	0.159	−0.026

注：LSSVM、SOA-LSSVM和本文方法的外符合精度分别为0.133、0.119、0.052 m。

本文采用不同方法计算得到检核点高程异常值与真实值间的残差值，并绘制检核点拟合残差变化曲线，结果见图4，由拟合残差的波动趋势可知，本文方法的残差波动范围小于其他两种方法，说明其高程异常拟合效果最优，其中LSSVM方法的残差变化范围最大，说明ISOA算法可优化LSSVM的高程异常拟合结果。

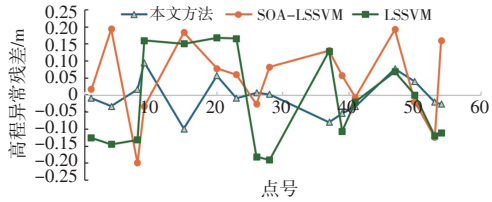


图4　高程异常残差分布图

本文计算得到LSSVM、SOA-LSSVM和本文方法的运算时间分别为5.23、4.67、4.12 s，说明ISOA可为LSSVM算法提供最优的核函数参数与正则化参数，从而提高LSSVM算法的训练效率。

2）本文选取的第二组数据为参考文献[16]中的某区域工程，测区覆盖面积约为300 km²，地势起伏变化较大；测区内存在24个满足四等水准测量精度的GNSS水准重合点（图5），选取其中18个点（三角形）解算高程异常模型参数，剩余6个点（圆形）验证模型精度。

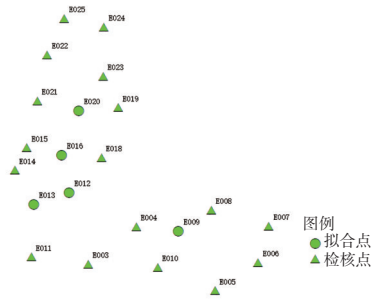


图5　研究区域二点位分布图

3种方法的拟合精度见表2，可以看出，在地形复杂区域LSSVM方法的拟合效果最差，拟合残差绝对值最大值为0.051 m；SOA-LSSVM、本文方法的残差绝对值最大值分别为0.039、0.023 m；本文方法的精度最高且稳定性优于其他两种方法。LSSVM、SOA-LSSVM和本文方法的外符合精度分别为0.037、0.031、0.019 m。

表2　不同方法拟合精度统计结果/m

点号	LSSVM	SOA-LSSVM	本文方法
E001	0.051	−0.039	−0.023
E009	−0.041	0.031	0.018
E012	0.024	−0.028	−0.019
E013	−0.037	−0.032	−0.023
E016	0.031	0.024	0.014
E020	0.033	−0.032	−0.021

为更清晰地展示各检核点高程异常残差的变化趋势，本文绘制了6个GPS、水准点检核点的拟合残差变化曲线图（图6），可以看出，本文方法的残差波动范围小于其他两种方法，说明其高程异常拟合效果最优；其中LSSVM方法的残差变化范围最大，说明通过ISOA算法可优化LSSVM的高程异常拟合结果。

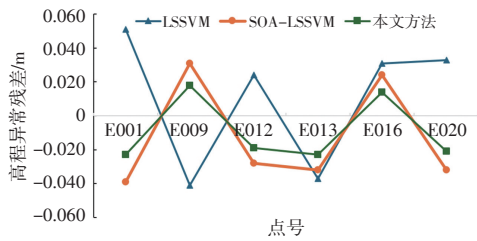


图6　高程异常残差分布图

5　结　语

针对LSSVM算法随机获取核函数参数与正则化参数导致的高程异常拟合不稳定、精度低的问题，本文通过非线性附加变量与莱维飞行两种策略对SOA进行改进，并利用ISOA算法获取最优的核函数参数与正则化参数优化LSSVM模型。将本文方法与LSSVM、SOA-LSSVM方法进行对比分析发现，本文方法构建的高程异常拟合模型精度最高，说明通过ISOA方法计算LSSVM所需的核函数参数与正则化参数的思路是可行的，可为后续高程异常拟合工作提供一种思路。

参考文献

[1] 蒲伦,唐诗华,刘银涛,等. 利用蚁群遗传算法改进高程异常拟合模型[J]. 测绘科学,2019,44(7):46-52

[2] 李圣明,史俊波,李林,等. 大高差区域最优GNSS高程异常拟合模型的确定[J]. 地理空间信息,2023,21(1):50-52

[3] 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

[4] 杨帆,谢洋洋. 基于LSSVM的区域卫星高程拟合模型[J]. 导航定位学报,2017,5(1):100-102

[5] 谭江涛,王章朋,钟波,等. 多面函数参数自适应选取方法在GPS高程拟合中的应用[J]. 大地测量与地球动力学,2020,40(8):832-837

[6] 蒲伦,唐诗华,张紫萍,等. 基于蚁群算法的多面函数在GPS高程拟合中的应用[J]. 大地测量与地球动力学,2019,39(1):31-35

[7] 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

[8] 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(9):971-974

[9] 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

[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] 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

[12] 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(3):253-257

[13] 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

[14] 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

[15] 朱君俊. 基于重力场模型EGM2008的高程异常拟合方法研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2012

[16] 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

(上接第85页)

6.25×10^{-13}、2.20×10^{-13}、3.94×10^{-13}、3.47×10^{-13} ns。

5) 无论是GPS、GLONASS、Galileo、BDS-2、BDS-3单系统还是GPS+GLONASS+Galileo+BDS多系统,顾及IBS约束的PPP时间传递性能均更好。

参考文献

[1] 李博峰,苗维凯,陈广鄂. 多频多模GNSS高精度定位关键技术与挑战[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(11):1 769-1 783

[2] 唐晓霏,张士柱,厉芳婷,等. 基于TEQC的HBCORS GNSS数据质量评估方法与影响因素分析[J]. 地理空间信息,2024,22(1):106-108

[3] 姚宜斌,冯鑫滢,彭文杰,等. 基于CORS的区域大气增强产品对实时PPP的影响[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(12):1 739-1 748

[4] 施闯,郑福,楼益栋,等. 北斗高精度时频服务理论方法与应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(7):1 010-1 018

[5] 张智超,贾小林,焦文海,等. 抗差Vondrak滤波方法在时间频率传递中的应用[J]. 全球定位系统,2024,49(2):23-29

[6] 于合理,孙晓东,贾赞杰,等. 限制环境下的GNSS精密授时方法研究综述[J]. 海洋测绘,2024,44(2):46-50

[7] 李佳豪,贾小林,杜彦君,等. 多模GNSS PPP时间传递性能比对分析[J]. 导航定位与授时,2024,11(1):115-123

[8] 路润民,张杰,钟世明,等. 基于PPP和共视技术的改进PPP时间频率传递方法[J]. 仪器仪表学报,2024,45(2):168-175

[9] 朱琳,张慧君,李孝辉,等. 北斗/GNSS授时性能评估及结果比较分析[J]. 时间频率学报,2023,46(4):289-297

[10] 施敏琳,张向波,赵当丽,等. 基于GNSS载波相位的守时系统远程性能评估方法研究[J]. 大地测量与地球动力学,2024,44(3):251-256

[11] 张向波,郭际,胡永辉,等. 日界不连续误差对GNSS载波相位频率传递的影响[J]. 大地测量与地球动力学,2022,42(4):371-377

[12] 陈辉. 多频GNSS偏差估计及其在PPP中的应用[D]. 淮南:安徽理工大学,2022

[13] 宋美慧. BDS/GPS的ISB特性分析及融合PPP定位方法研究[D]. 武汉:中国科学院大学(中国科学院精密测量科学与技术创新研究院),2021

[14] 薛二锋,吕登申,赵廷宝. GNSS-PPP多系统多频点组合定位精度分析[J]. 导航定位学报,2023,11(4):145-150

[15] 董岳. 多频多系统GNSS绝对相位/码偏差实时估计与PPP-AR定位[D]. 武汉:武汉大学,2023

[16] 裴根. GNSS多频多模实时PPP时间传递技术研究[D]. 长沙:中南大学,2023

[17] 邵先锋,刘流,贾雪. 多GNSS系统组合PPP定位精度评估[J]. 地理空间信息,2021,19(4):44-50

[18] 周志行,郭庆功,楚鹰军,等. BDS-3 PPP-B2b实时精密时间同步方法探讨[J]. 导航定位学报,2024,12(2):86-93

[19] 黄观文. GNSS星载原子钟质量评价及精密钟差算法研究[D]. 西安:长安大学,2012