引文格式：谢岩鹏,张志军,张炯. MVO优化加权最小二乘支持向量机的高程异常拟合[J]. 地理空间信息, 2026, 24(5): 95-98. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2026.05.018

MVO优化加权最小二乘支持向量机的高程异常拟合

谢岩鹏，张志军，张　炯
（西宁市国土勘测规划研究院有限公司，青海 西宁 810000）

摘　要：为提高高程异常拟合精度与稳定性，提出了改进多元宇宙优化（MVO）加权最小二乘支持向量机（WLSSVM）的高程异常模型。首先引入beta随机数优化Tent混沌映射函数，使得多元宇宙初始参数覆盖整个空间；然后通过IMVO算法优化WLSSVM模型初始参数获取策略，构建IMVO-WLSSVM的高程异常拟合模型；最后以高程异常残差值为模型精度评价标准，通过实际工程测量的GNSS水准重合数据进行验证。实验结果表明，IMVO-WLSSVM拟合模型的精度、稳定性优于LSSVM、WOA-LSSVM和MVO-BP拟合法，可为相关工程建设提供一定的参考。

关键词：改进Tent混沌映射；MVO；WLSSVM；高程异常拟合
中图分类号：P224　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）05-0095-04

MVO-optimized Weighted Least Squares Support Vector Machine for Elevation Anomaly Fitting

XIE Yanpeng, ZHANG Zhijun, ZHANG Jiong
(Xining Institute of Land Surveying and Planning Co., Ltd., Xining 810000, China)

Abstract: To improve the accuracy and stability of elevation anomaly fitting, we proposed an improved multi-verse optimizer (MVO) weighted least squares support vector machine (WLSSVM) model. Firstly, we introduced beta random numbers to optimize the Tent chaotic mapping function, ensuring that the initial parameters of MVO cover the entire parameter space. Then, we used the IMVO algorithm to optimize the initial parameter acquisition strategy for WLSSVM model, resulting in the development of IMVO-WLSSVM elevation anomaly fitting model. Finally, GNSS leveling overlap data from actual engineering measurements were used for validation, with the elevation anomaly residuals serving as the accuracy evaluation criterion for the model. Experimental results show that IMVO-WLSSVM fitting model outperforms LSSVM, WOA-LSSVM, and MVO-BP methods in terms of accuracy and stability, providing valuable reference for related engineering applications.

Key words: improved Tent chaotic mapping, MVO, WLSSVM, elevation anomaly fitting

随着导航系统的不断发展，利用GNSS可快速获取地理空间位置信息[1]；但GNSS获取的高程是以WGS84参考椭球为基准的大地高，如何将大地高转换为工程所需的正常高具有重要意义[2]。常用的高程异常拟合方法包括重力模型法[3-4]、最小二乘法[5]、多面拟合方法[2]，这类方法是基于似大地水准面的数值模型，存在模型误差。支持向量机是以结构化风险最小为基础的机器学习方法，能有效解决GNSS高程异常拟合问题，但样本数据增加过多时计算效率低[6]。为减少计算量，Suykens等[7]提出了最小二乘支持向量机（LSSVM），以等式方程替换不等式约束，避免二次回归问题求解；杨帆等[8]构建了基于LSSVM的高程异常拟合方法，但LSSVM存在鲁棒性不足的问题；Suykens等[9]对样本数据误差设置不同的权值，提出了加权LSSVM方法（WLSSVM），以提高LSSVM算法的鲁棒性。组合优化算法与机器学习高程异常拟合模型，部分学者[10-15]利用鲸鱼算法、果蝇算法、多元宇宙优化（MVO）算法等优化LSSVM的核函数参数和正则化参数获取策略，改善模型性能，提高高程异常拟合精度。传统MVO算法随机初始化的均匀分布性较差，在迭代过程中易陷入局部最优解。鉴于此，本文通过改进的MVO（IMVO）算法优化WLSSVM的核函数参数与正则化参数。

1　IMVO-WLSSVM的高程异常拟合方法

1.1　WLSSVM算法

为减少样本数据中的噪声影响，提升模型的鲁棒性，本文采用WLSSVM算法。对LSSVM算法的误差项 ξ_i^2 设置权重系数 v_i，则LSSVM的优化改进模型为：

第一作者简介：谢岩鹏（1994—），本科，工程师，主要从事工程测量、地理信息数据处理等工作，E-mail：xieyp_92@163.com。

$$\min_{\omega,\xi,b} J(\omega,\xi)=\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+\frac{1}{2}C\sum_{i=1}^{N}v_i\xi_i^2$$

$$\text{s.t. } y_i=\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)+b+\xi_i \tag{1}$$

$$v_i=\begin{cases}1, & |e_i/s'|\leqslant c_1\\ \dfrac{c_2-|e_i/s'|}{c_2-c_1}, & c_1\leqslant|e_i/s'|\leqslant c_2\\ 10^{-4}, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{2}$$

$$s'=1.483\text{med}(|e_k-\text{med}(e_k)|) \tag{3}$$

式中，C 为正则化参数；ω 为权重系数；b 为阈值；$\varphi()$ 为核函数映射函数；$c_1=2.5$；$c_2=3$；s' 为高程异常拟合训练误差的准偏估计；med() 为中位数。

若求解式（1），计算效率较低，且易求解失败。为提高计算效率，引入Lagrange函数对式（1）进行变换，具体形式为：

$$L(\omega,b,e,\alpha)=\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+\frac{1}{2}\gamma\sum_{i=1}^{l}v_ie_i^2-$$

$$\sum_{i=1}^{l}a_i^*\left[\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)+b+e_i-y_i\right] \tag{4}$$

式中，$a_i^*(i=1,2,\cdots,N)$ 为Lagrange因子。

依据KKT条件，引入核函数 $K(x_i,x_j)=\varphi(x_i)^{\mathrm{T}}(x_j)$，求解式（4）转换线性方程组，即

$$\begin{bmatrix}0 & l_{1\times N}\\ l_{N\times 1} & R+\dfrac{1}{C}V\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}b\\ \boldsymbol{a}^*\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ \boldsymbol{y}\end{bmatrix} \tag{5}$$

式中，$V=\text{diag}(v_1^{-1},v_2^{-1},\cdots,v_N^{-1})$；$R=\{K(x_i,x_j)|i,j=1,2,\cdots,N\}$；$\boldsymbol{a}^*=[a_1^*\ a_2^*\cdots a_N^*]^{\mathrm{T}*}$；$\boldsymbol{y}=[y_1\ y_2\cdots y_N]^{\mathrm{T}}$。

求解式（5），不断迭代，获得Lagrange因子 a_i^* 的最优解，则WLSSVM的表达形式为：

$$\boldsymbol{y}=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i^*K(x_i,x)+b \tag{6}$$

由于径向核函数的参数少、泛化能力强，因此以径向基函数为核函数。其表达式为：

$$K(x_i,x_j)=\exp\left(\frac{x_i-x_j^{\ 2}}{2\sigma^2}\right) \tag{7}$$

对于高程异常拟合模型的WLSSVM，要获得最优的高程异常拟合模型，需求解 σ 与 C，本文采用IMOV算法优化WLSSVM的 σ 与 C。

1.2 IMOV算法

1）MOV算法。受宇宙理论中白洞、黑洞、虫洞相互作用的启发，Mirjalili等在2016年提出了MOV算法。该算法中的可行解对应宇宙，宇宙的膨胀率为解的适应度值，在迭代求解过程中，需根据膨胀率对宇宙进行排序；然后依据转盘机制随机确定一个宇宙白洞，通过黑洞与白洞进行宇宙间物质交换。假设多元宇宙的种群初始参数为：

$$\boldsymbol{Z}=\begin{bmatrix}z_1^1 & z_1^2 & \cdots & z_1^d\\ z_2^1 & z_2^2 & \cdots & z_2^d\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ z_s^1 & z_s^2 & \cdots & z_s^d\end{bmatrix} \tag{8}$$

式中，s 为宇宙个数；d 为参数个数。

依据轮盘机制更新，宇宙间物质转移可表示为：

$$z_i^j=\begin{cases}z_k^j, r_1<N_C(Z_i)\\ z_i^j, r_1\geqslant N_C(Z_i)\end{cases} \tag{9}$$

式中，z_i^j 为第 i 个宇宙第 i 维值；r_1 为0~1的随机数；$N_C(Z_i)$ 为第 i 个宇宙的膨胀率。

宇宙种群的多样性通过宇宙间虫洞随机传送物质确定，同时膨胀率的提高依据最优宇宙交换物质完成，即

$$z_i^j=\begin{cases}Z_j+\text{TDR}((ub_j-lb_j)r_4+lb_j), r_3<0.5\\ Z_j-\text{TDR}((ub_j-lb_j)r_4+lb_j), r_3\geqslant 0.5\\ z_i^j,\end{cases}\ \begin{matrix}r_2<\text{WEP}\\ \\ r_2\geqslant\text{WEP}\end{matrix} \tag{10}$$

$$\text{WEP}=\text{WEP}_{\min}+l\left(\frac{\text{WEP}_{\max}-\text{WEP}_{\min}}{L}\right) \tag{11}$$

$$\text{TDR}=1-\frac{l^{1/p}}{L^{1/p}} \tag{12}$$

式中，Z_j 为最优宇宙的第 j 个参数；r_2、r_3、r_4 为0~1的随机数；ub_j、lb_j 为第 j 个参数的上界和下界；TDR() 为旅行距离概率，确定算法的开发与勘探；WEP为虫洞存在的概率，确定是否变异候选解；$\text{WEP}_{\min}$、$\text{WEP}_{\max}$ 为WEP的最大值与最小值；L 为最大迭代次数；l 为当前迭代次数；p 为开采精度。

2）改进Tent混沌映射初始宇宙群。由于随机生成初始化种群参数值难以有效覆盖整个空间，导致MVO过程过早陷入局部最优解。为获取覆盖整个空间的初始值，本文利用具有随机性、遍历均匀性和迭代速度快的Tent混沌映射方法替代传统MOV算法随机生成初始值策略，以扩大初始解的覆盖空间。由于Tent映射在不动点与小循环上易出现问题，因此在原始Tent映射中融入beta分布的随机数。改进Tent映射的初始宇宙种群可表示为：

$$y_i^{j+1}=\begin{cases}\mu\times y_i^j+\delta\times b_{\text{betamd}}(q,m), & y_i^j<0.5\\ \mu\times(1-y_i^j)+\delta\times b_{\text{betamd}}(q,m), & y_i^j\geqslant 0.5\end{cases} \tag{13}$$

式中，μ 为混沌系数，值越小，混沌性能越差；y_i^j 为第 i 个宇宙第 j 维混沌映射值；b_{betamd} 为符合beta分布的随机数；δ 为对初始化Tent种群进行扰动的因

子；q、m 为控制 b_{betamd} 分布随机数的参数。

通过对Tent混沌序列进行逆映射，获得初始种群个体位置，具体形式为：

$$z_i^j = w \times c_j + y_i^j \times (u \times c_j - w \times c_j) \tag{14}$$

1.3　IMVO−WLSSVM的高程异常拟合模型

本文采用IMVO算法策略获取WLSSVM中核函数参数和正则化参数，优化传统WLSSVM中的交叉验证法，进而构建高精度、高鲁棒性的高程异常拟合模型。IMVO优化WLSSVM模型参数的具体步骤为：①数据预处理，假设有 n 个GNSS水准重合样本点，则样本数据组为 $P=\{P_1, P_2, \cdots, P_n\}$，其中 $P_i=(x_i, y_i, h_i)$，将 (x_i, y_i) 平面坐标点作为模型输入，高程异常值 h_i 作为模型输出，将 P 归一化至0~1区间；②设置WLSSVM核函数参数与正则化参数方位；③设定多元宇宙初始种群参数、最大迭代次数、虫洞存在概率的上界和下界，通过式（13）、（14）计算初始宇宙群值 Z，获得样本数据的适应度值，本文将WLSSVM训练集的高程异常值作为适度函数；④利用式（11）确定WEP，利用式（12）确定TDR；⑤依据式（9）执行轮盘赌机制，利用式（10）更新宇宙并计算当前对应的适应度值，判断是否优于已有适应度值；⑥若计算的高程异常拟合值精度满足要求或达到最大迭代次数，则输出最优核函数参数和正则化参数，否则迭代执行步骤②~⑥；⑦将构建的IMVO−WLSSVM的高程异常拟合模型输入测区内任意点 (x_i, y_i)，计算高程异常值。

2　实验与结果分析

2.1　数据来源

为验证IMVO−WLSSVM算法在GNSS高程异常拟合方面的精度，本文选用某区域高速公路的GNSS水准重合数据进行工程验证。该线状区域总长35 km，区域内共有30个四等水准测量控制点，点位分布见图1。以其中20个三角形点为拟合点，求解IMVO−WLSSVM模型参数；以剩余10个圆形点为检核点，验证构建的IMVO−WLSSVM高程异常拟合模型的精度。

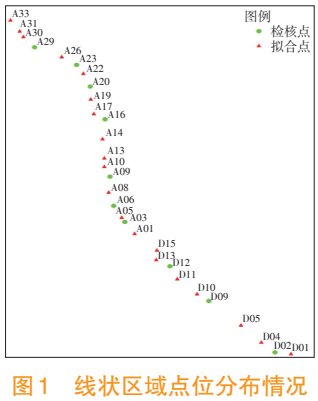


图1　线状区域点位分布情况

2.2　IMVO收敛曲线

由于GNSS高程异常拟合的点数量较少，根据参考文献[14]并通过多次试验，本文将多元宇宙的种群参数设置为10，为避免最大迭代次数过小导致计算结果尚未到达最优解就停止迭代，将最大迭代次数设置为40。MVO和IMVO的收敛曲线见图2，MVO模型迭代34次后趋于稳定，对应适应度值为 3.5×10^{-3}，IMVO模型迭代28次后趋于稳定，对应的适应度值为 2.9×10^{-3}，因此IMVO的计算效率更高、适应度值更低。

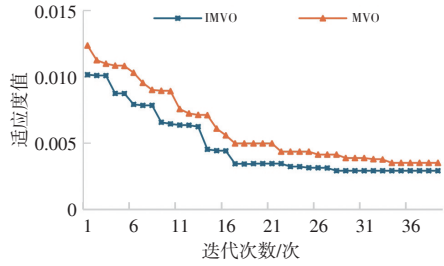


图2　收敛曲线

2.3　高程异常拟合精度分析

为验证IMVO−WLSSVM高程异常拟合模型的有效性与稳定性，将IMVO−WLSSVM与LSSVM、WOA−LSSVM以及MVO−BP拟合法进行对比分析。4种模型的高程异常拟合值与残差值见表1，可以看出，LSSVM高程异常拟合的精度最低，高程异常残差变化范围为−4.2~4.5 cm；WOA−LSSVM高程异常拟合值的残差变化范围为−3.8~4.2 cm；MVO−BP高程异常拟合值的残差变化范围为−3.1~3.5 cm；而IMVO−WLSSVM的高程异常拟合残差变化范围为−2.1~2.7cm，变化幅度最小，外符合精度最高。

为分析不同检核点高程异常拟合值的变化趋势，统计了4种模型不同检核点的高程异常拟合值与实测高程异常拟合值（图3）。结果表明，4种模型A29号和D09号点的高程异常拟合值与真实值差别较大，A29号点与邻近建模点的距离为2 100 m，D09与邻近拟合点的距离为3 100 m，可能是由于拟合点与检核点距离过远导致高程异常拟合值精度较低；在其余8个检核点上，IMVO−WLSSVM算法的高程异常拟合值与真实值的差异最小，说明利用IMVO算法优化WLSSVM后高程异常拟合精度有所提高，整体上IMVO−WLSSVM高程异常拟合结果可靠性更高。WOA−LSSVM与LSSVM算法拟合结果的残差变化趋势不同，笔者认为主要是由于LSSVM采用随机获取初始参数策略导致获取拟合结果较差。

表1 不同拟合模型检核点高程异常拟合值/m

点号	已知高程异常	LSSVM		WOA-LSSVM		MVO-BP		IMVO-WLSSVM	
		高程异常	残差	高程异常	残差	高程异常	残差	高程异常	残差
D02	14.779	14.742	0.037	14.815	−0.036	14.750	0.029	14.763	0.016
D09	14.740	14.695	0.045	14.698	0.042	14.705	0.035	14.713	0.027
D12	14.777	14.808	−0.031	14.805	−0.028	14.750	0.027	14.759	0.018
A03	14.791	14.763	0.028	14.755	0.036	14.816	−0.025	14.807	−0.016
A06	14.807	14.838	−0.031	14.831	−0.024	14.776	0.031	14.793	0.014
A09	14.801	14.827	−0.026	14.822	−0.021	14.822	−0.021	14.814	−0.013
A16	14.809	14.784	0.025	14.791	0.018	14.827	−0.018	14.824	−0.015
A20	14.833	14.810	0.023	14.804	0.029	14.859	−0.026	14.847	−0.014
A23	14.869	14.895	−0.026	14.905	−0.036	14.843	0.026	14.853	0.016
A29	14.949	14.991	−0.042	14.987	−0.038	14.980	−0.031	14.970	−0.021

注：LSSVM、WOA-LSSVM、MVO-BP、IMVO-WLSSVM的外符合精度分别为0.032、0.031、0.027、0.017 m。

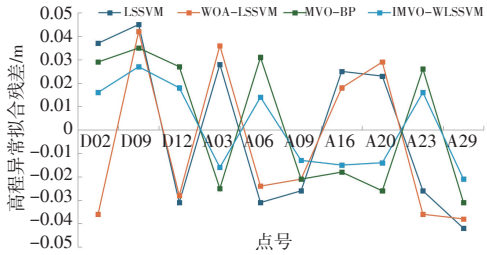


图3 不同模型检核点残差

本文统计了不同模型的计算效率，其中LSSVM模型通过随机获取初始参数的计算效率最低，用时为8.62 s；IMVO-WLSSVM模型通过IMVO算法获取最优初始参数，提高了模型的训练效率，计算效率最高，用时为5.36 s；WOA-LSSVM 、MVO-BP模型的用时分别为6.13、7.26 s。

3 结 语

针对WLSSVM算法在构建高程异常模型时随机选取核函数参数与正则化参数，导致模型精度低、鲁棒性差的问题，本文通过IMVO算法优化WLSSVM随机获取核函数参数与正则化参数策略，提高WLSSVM高程异常拟合模型精度与稳定性。实验结果表明，利用IMVO-WLSSVM高程异常拟合模型求解的高程异常值精度明显提升，且获取的核函数参数与正则化参数更加合理，验证了IMVO算法优化WLSSVM的有效性与可行性，为线性工程高程异常拟合工作提供了一种新思路。该算法对于山区地形的高程异常拟合效果一般，这也是下一步的研究改进方向。

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] 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

[3] 邸志众,周纪平. CQG2000似大地水准面模型在青藏高原地区区域重力调查中的应用[J]. 物探与化探,2007,31(5):451-454

[4] 梁伟,徐新禹,李建成,等. 联合先验模型和航空重力构建局部适用的超高阶重力场模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2025,50 (4):647-655

[5] 吴吉贤,杜海燕,张耀文. LSSVM回归模型在局部区域GPS高程拟合中的应用[J]. 测绘科学,2013,38(6):166-168

[6] 甘勇,刘新新,郑远攀. CPSO优化FLS-SVM应用于山区地形的GPS高程拟合研究[J]. 测绘通报,2014(4):5-9

[7] Suykens J A K,Vandewalle J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers[J]. Neural Processing Letters , 1999, 9(3):293-300

[8] 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

[9] Suykens J A K,Brabanter D J,Lukas L,et al. Weighted Least Squares Support Vector Machines: Robustness and Sparse Approximation[J]. Neurocomputing,2002,48(1):85-105

[10] 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

[11] 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

[12] 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

[13] 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

[14] 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

[15] 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