引文格式：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. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.005

改进北方苍鹰优化LSSVM的高程异常拟合算法

马　亮[1]
（1. 青海省交通规划设计研究院有限公司，青海 西宁 810001）

摘　要：针对最小二乘支持向量机（LSSVM）高程异常拟合时精度较低的问题，提出了改进北方苍鹰优化LSSVM的高程异常拟合方法。首先通过混沌映射、自适应惯性权重因子和Levy飞行策略增强北方苍鹰优化算法的搜索能力，有效避免算法陷入局部最优解；然后将改进算法获取的初始结果作为LSSVM的初始参数进行GNSS高程异常拟合，以提高高程异常拟合精度。结果表明，该算法能有效提高高程异常拟合精度，相较于LSSVM、NGO-LSSVM方法，外符合精度至少提高33.67%、14.28%，证明了其可行性与优越性。

关键词：改进北方苍鹰优化算法；混沌映射；自适应惯性权重因子；Levy飞行；LSSVM
中图分类号：P228.4　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0018-04

Improved Elevation Anomaly Fitting Algorithm of Northern Goshawk Optimization LSSVM

MA Liang[1]
(1. Qinghai Provincial Transport Planning and Design Institute Co., Ltd., Xining 810001, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy problem of least squares support vector machine (LSSVM) in fitting elevation anomalies, we proposed an improved the elevation anomaly fitting algorithm of Northern Goshawk optimization LSSVM. Firstly, we used chaotic mapping, adaptive inertia weight factor and Levy flight strategy to enhance the search ability of Northern Goshawk optimization algorithm, which could effectively avoid the algorithm falling into the local optimal solution. Then, we took the initial results obtained by the improved Northern Goshawk optimization algorithm as the initial parameters of LSSVM for GNSS elevation anomaly fitting, so as to increase the accuracy of elevation anomaly fitting. The results show that the algorithm can effectively improve the fitting accuracy of elevation anomaly. Compared with LSSVM and NGO-LSSVM algorithms, the external coincidence accuracy is at least 33.67% and 14.28% higher, proving the feasibility and superiority of this algorithm.

Key words: improved Northern Goshawk optimization algorithm, chaotic mapping, adaptive inertia weight factor, Levy flight, LSSVM

北斗卫星导航系统的快速发展为获取地理信息数据提供了技术支持。在高程测量中，GNSS获取的高程为大地高，我国实际工程中采用的是正常高，二者存在一个高程异常值[1]。因此，如何获取高精度的高程异常转换模型是将大地高转换为正常高的关键[2]。最小二乘支持向量机（LSSVM）可有效解决非线性拟合问题，在高程异常拟合中具有较好的效果，但其高程异常拟合精度和稳定性依赖于惩罚参数和核参数的选择，拟合结果鲁棒性较差[3-4]。鉴于此，部分学者[5-6]通过模型组合的方式解决LSSVM模型高程异常精度低的问题，虽然取得一定成果，但未能有效解决LSSVM模型选择惩罚参数和核参数比较敏感的问题；还有学者[7-11]采用粒子群算法、鲸鱼算法、协同量子粒子群算法、多元宇宙算法以及改进鲸鱼算法等建立寻优模型，为LSSVM提出最优的初始化惩罚参数和核参数，以提高高程异常拟合的稳定性和精度。北方苍鹰优化（NGO）算法具有全局搜索和局部搜索相结合的特点，可处理复杂的优化问题，适用于非线性和连续混合优化问题，能较好地为LSSVM模型提供最优的初始惩罚参数和核参数，同时避免初始参数选择较敏感的问题[12]。因此，本文通过改进NGO算法获取最优核函数参数和正则化参数，以提高GNSS高程异常的拟合精度和稳定性；并通过混沌映射、自适应惯性权重因子、Levy飞行策略等避免北方苍鹰随机初始化种群分布不均匀问题。

1　NGO-LSSVM高程异常拟合方法

1.1　NGO算法

Dehghani M等[12]于2021年提出NGO算法。该方法模拟北方苍鹰捕捉猎物的行为，将捕猎行为分为猎物

作者简介：马亮（1989—），本科，工程师，研究方向为GNSS在交通测绘技术中的应用，E-mail：mal_89@126.com。

识别与攻击以及追逐与逃生两个阶段。

1）猎物识别与攻击阶段。北方苍鹰随机对猎物进行快速攻击，数学模型可表示为：

$$P_i = X_k,\ i = 1,2,\cdots,N,\ k = 1,2,\cdots,N \tag{1}$$

$$x_{i,j}^{\text{new,p}_1} = \begin{cases} x_{i,j} + r\left(p_{i,j} - x_{i,j}\right), & F_{p_i} < F_i \\ x_{i,j} + r\left(x_{i,j} - p_{i,j}\right), & F_{p_i} \geqslant F_i \end{cases} \tag{2}$$

$$X_i = \begin{cases} x_i^{\text{new,p}_1}, & F_i^{\text{new,p}_1} < F_i \\ x_i, & F_i^{\text{new,p}_1} \geqslant F_i \end{cases} \tag{3}$$

式中，P_i 为苍鹰 i 的位置；F_{P_i} 为目标函数的适应度值；$x_{i,j}^{\text{new,p}_1}$ 为苍鹰 i 在维度 j 的新位置；$x_i^{\text{new,p}_1}$ 为苍鹰 i 的新位置；$F_i^{\text{new,p}_1}$ 为与 $x_i^{\text{new,p}_1}$ 对应的适应度值；r 为0~1的随机数。

2）追逐与逃生阶段。北方苍鹰捕捉猎物时，猎物发现危险也会逃跑。在该过程中苍鹰的飞行速度极快，可在任意情况下捕捉猎物。假设猎物处于苍鹰可攻击的半径为 R 的位置内，追逐与逃生阶段的数学模型可表示为：

$$x_{i,j}^{\text{new,p}_2} = x_{i,j} + R(2r-1)X_{i,j} \tag{4}$$

$$R = 0.05\left(1 - \frac{t}{T}\right) \tag{5}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new,p}_2}, & F_i^{\text{new,p}_2} < F_i \\ X_i, & F_i^{\text{new,p}_2} \geqslant F_i \end{cases} \tag{6}$$

式中，T 为最大迭代次数；t 为当前迭代次数；$X_i^{\text{new,p}_2}$ 为苍鹰 i 在该阶段的新位置；$x_{i,j}^{\text{new,p}_2}$ 为苍鹰 i 在维度 j 的位置状态；$F_i^{\text{new,p}_2}$ 为该阶段新的适应值。

NGO算法具有收敛精度高、稳定性良好的优点，但也有局限性：①由于其随机初始化种群参数存在初始解不均匀、随机的特点，导致种群中苍鹰的个体质量差别较大，缺少种群多样性，易获得局部范围最优解；②初期算法的计算效率较低，而后期搜索速度过快，导致在进行区域高程异常拟合时，易出现在拟合点附近最优的情况[13]。

1.2　改进NGO算法

1）混沌映射。在处理复杂地形的高程异常拟合时，NGO算法存在过早陷入局部极值的问题，因此本文提出了改进NGO算法。为解决随机初始苍鹰位置分布的不均匀，本文采用混沌映射的方式，增强样本种群的质量，具体模型为：

$$X_i + 1 = u\sin\left(\pi X_i\right) \tag{7}$$

式中，u 为系统参数。

2）自适应惯性权重因子。在NGO算法后期，苍鹰个体在寻找最优解过程中自动越过该次迭代最优位置，增加个体跟风的可能性，导致NGO陷入局部最优解[14]。本文利用自适应确定密度因子调节盲目跟风行为。由式（8）可知，密度因子与迭代次数负相关，密度因子过小，个体信息易丢失，进而导致苍鹰种群多样性下降。当参与高程异常拟合的个体增加到一定数量，NGO求解最优的效率将大大降低。因此，本文采用自适应惯性权重因子优化NGO的猎物识别与攻击阶段，计算公式为：

$$w = \begin{cases} w_{\min} - \left(w_{\max} - w_{\min}\right) \times \dfrac{f - f_{\min}}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leqslant f_{\text{avg}} \\ w_{\max}, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{8}$$

式中，w 为惯性权值；f 为适应度值；f_{avg}、$f_{\min}$ 分别为平均、最小自适应值；$w_{\max}$、$w_{\min}$ 分别为最大、最小惯性权值。

在猎物识别与攻击阶段NGO更新位置可改进为：

$$x_{i,j}^{\text{new,p}_1} = \begin{cases} x_{i,j} + r \times w \times \left(p_{i,j} - x_{i,j}\right), & F_{p_i} < F_i \\ x_{i,j} + r \times w \times \left(x_{i,j} - p_{i,j}\right), & F_{p_i} \geqslant F_i \end{cases} \tag{9}$$

3）Levy飞行。为解决算法在复杂区域高程异常拟合过早陷入局部最优解的问题，本文采用Levy飞行策略改进NGO算法。通过贪婪搜索策略改进NGO算法，以增强其全局搜索能力。在计算NGO目标函数过程中，获取北方苍鹰的最优位置 α 和最差位置 β，其他苍鹰的具体位置由 α 和 β 决定，计算公式为：

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} 0.5 \times \left(\vec{X}_\alpha - \vec{A}_1\vec{D}_\alpha + \vec{X}_\beta - \vec{A}_2\vec{D}_\beta\right) + \\ \alpha \oplus \text{Levi}(\beta), & |A| \leqslant 0.5 \\ 0.5 \times \left(\vec{X}_\alpha - \vec{A}_1\vec{D}_\alpha + \vec{X}_\beta - \vec{A}_2\vec{D}_\beta\right) \\ , & |A| \leqslant 0.5, \vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta, \vec{D}_\alpha > 0 \end{cases} \tag{10}$$

$$\alpha \oplus \text{Levi}(\beta) \sim 0.01\frac{\mu}{|v|^{-\beta}}\left(\vec{X}(t) - \vec{X}_\alpha(t)\right) \tag{11}$$

$$\sigma_\mu = \left[\frac{T(1+\beta)\text{sinsin}\left(\dfrac{\pi\beta}{2}\right)}{T\left(\dfrac{1+\beta}{2}\right)\beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right]^{\frac{1}{\beta}},\ \sigma_v = 1 \tag{12}$$

式中，μ、v 服从均值为0、方差为 σ_μ^2、σ_v^2 的高斯正态分布函数。

迭代过程中先保留上一代的计算结果，再通过式（10）获取新群体的位置 $\vec{X}_{\text{new}}(t)$，利用贪婪选择策略决定是否更新苍鹰位置，完成一次改进NGO算法的位置计算；重复迭代，直至满足改进NGO算法的终止

条件，输出最终的最优解。通过引入“适者生存”的贪婪选择策略，使得在新一轮获取更优苍鹰位置的种群丰富，忽略位置更糟的苍鹰。利用贪婪选择策略，在每次迭代过程中仅保留更优位置的苍鹰，能有效避免过早陷入局部最优的情况。因此，改进NGO算法的全局搜索能力可表达为：

$$\vec{X}(t+1)=\begin{cases}\vec{X}(t) & ,f\left(\vec{X}_{\text{new}}(t)\right)>f\left(\vec{X}(t)\right)\text{and}\,r_{\text{new}}<p\\ \vec{X}_{\text{new}}(t), & \text{otherwise}\end{cases} \tag{13}$$

1.3 LSSVM模型

为提高模型的计算效率，LSSVM模型采用误差二次项和替代SVM中的损失函数 $C\sum_{i=1}^{n}\left(\varepsilon_i+\varepsilon_i^*\right)$，同时将约束条件改为等式。LSSVM计算时仍保留核函数，有效解决了非线性问题。假设存在一组高程异常数据 $\left(x_i,y_i\right),i=1,2\cdots,n$，$x_i$ 为平面坐标，y_i 为高程异常值，则LSSVM高程异常拟合模型可表示为：

$$\begin{aligned}&\min_{\omega,b,e}J(\omega,e)=\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+\frac{1}{2}\gamma\sum_{i=1}^{n}e_i^2\\ &\text{s.t}\quad y_i=\omega^{\mathrm{T}}\varphi\left(x_i\right)+b+e_i,i=1,2,\cdots,n\end{aligned} \tag{14}$$

式中，ω 为系数；e 为误差量；$\varphi(\cdot)$ 为核函数；b 为偏差项。

根据拉格朗日算子，可转化为：

$$L(\omega,b,e,a)=J(\omega,e)-\sum_{i=1}^{n}a_i\left\{\omega^{\mathrm{T}}\varphi\left(x_i\right)+b+e_i-y_i\right\} \tag{15}$$

对 ω,b,e,a 分别求偏导，并令偏导数为0，则有：

$$\begin{aligned}&\omega=\sum_{i=1}^{n}a_i\varphi\left(x_i\right),\ \sum_{i=1}^{n}a_i=0\\ &a_i=\gamma e_i,\ \omega^{\mathrm{T}}\varphi\left(x_i\right)+b+e_i-y_i=0\end{aligned} \tag{16}$$

由Mercer定理可知，存在核函数满足 $K\left(x_k,x_l\right)=\varphi\left(x_k\right)^{\mathrm{T}}\varphi\left(x_l\right)$，因此通过求解方程获得参数 a_i 与 b，最终获取高程异常拟合模型为 $y\left(x_i\right)=\sum_{i=1}^{n}a_iK\left(x_i,x\right)+b$。

1.4 改进北方苍鹰优化LSSVM的高程异常方法

采用随机获取的核函数参数和正则化参数，将导致LSSVM构建的高程异常拟合模型精度降低且不稳定。本文引入NGO算法优化正则化参数和核参数，代替LSSVM中的交叉验证方法，以提高LSSVM高程异常的拟合精度；针对北方苍鹰随机初始化种群分布不均匀的问题，引入混沌策略丰富种群多样性；针对NGO算法过早收敛，易陷入局部最优的问题，通过Levy飞行策略提高算法的全局搜索能力。改进北方苍鹰优化LSSVM模型的高程异常拟合方法的具体流程为：①选择样本数据，并进行归一化处理；②初始化北方苍鹰种群参数，包括种群数量、最大迭代次数以及LSSVM的惩罚参数和核函数参数；③计算每只苍鹰的适应度值，并进行排序，同时采用混沌映射对初始北方苍鹰种群进行优化，通过式（1）捕捉猎物；④在猎物识别与攻击阶段，根据式（9）计算苍鹰 i 的位置；⑤获取在追逐与逃生阶段苍鹰 i 在维度 j 的位置；⑥根据式（6）计算苍鹰 i 在追逐与逃生阶段的位置；⑦若达到最大迭代次数，则输出北方苍鹰最优位置 X^*，并将 X^* 作为LSSVM算法核参数和正则化参数，构建GNSS高程异常拟合模型，计算输出结果，否则，返回步骤③。

2 实验结果与分析

为验证本文算法在区域GNSS高程异常拟合中的有效性与优越性，本文采用参考文献[15]中哈尔滨市较平坦区域的大地水准面精化项目74个GNSS C级点（图1）进行实验，对所有GNSS点进行二等水准联测，面积约为1 100 km^2。

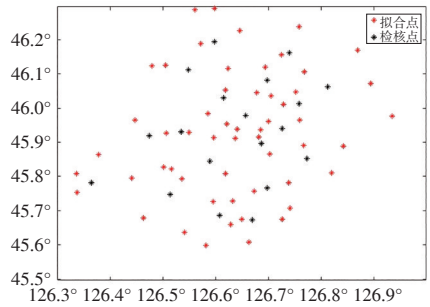


图1 GNSS水准重合点位分布图

2.1 参数选取

本文分别利用本文算法、NGO算法对LSSVM高程异常拟合模型进行优化处理，优化后模型的最优适应度值随迭代次数变化的收敛曲线见图2，可以看出，两种算法的收敛迭代次数分别为19和29，说明本文算法优化LSSVM模型的计算效率更高、收敛速度更快。同时，本文算法的最优适应度小于NGO-LSSVM

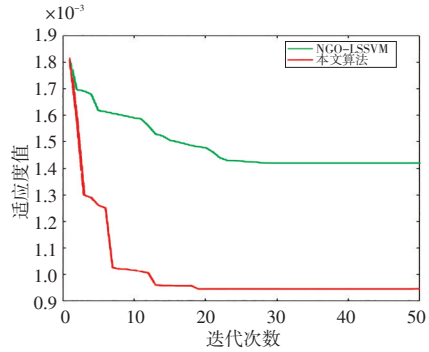


图2 收敛曲线

算法，说明本文算法的精度更高。由此可知，本文算法具有寻优能力强、收敛速度快、结果精度高等优点。

2.2　实验对比分析

为证明实验的可行性，本文分别选取15、25、35、45、55个分布均匀的GNSS水准重合点进行GNSS高程异常拟合，将剩余的GNSS水准重合点作为检核点进行精度计算。为验证本文算法的有效性与优越性，将LSSVM算法、NGO-LSSVM算法与本文方法进行对比，分别统计20次实验各算法的内、外符合精度平均值（表1），可以看出，随着拟合点由15个增至55个，本文算法的内符合精度由1.85 cm降至0.95 cm，外符合精度由1.97 cm降至1.06 cm，且均小于其他两种算法，说明当参与解算的拟合参数一定时，本文算法最优。统计分析发现，选取55个拟合点时，本文算法获取的外符合精度至少比NGO-LSSVM算法提高14.28%；在选取15个拟合点时，本文算法获取的外符合精度至少比LSSVM算法提高33.67%。

为了更直观、清晰地检验高程异常拟合结果的变化趋势，本文绘制了55个拟合点解算高程异常拟合参数19个GNSS水准重合检核点的高程异常残差折线图（图3），可以看出，本文算法获得的高程异常拟合结果的波动范围小于其他两种算法，高程异常拟合结果最理想；LSSVM算法获取的残差结果波动最明显，这是由于随机选取初始参数，导致高程异常拟合结果波动性较大，因此拟合精度不高；由于本文算法通过混沌映射、自适应权重、Levy飞行策略等避免了随机初始化种群分布不均匀、算法过早收敛易陷入局部最优等问题，获取的正则化参数和核参数不同，因此NGO-LSSVM算法与本文算法高程拟合残差的变化趋势完全不同。由55个拟合点下不同拟合方法的检核点残差值可知，本文算法获取的高程异常拟合残差介于-1.36~1.25 cm之间、LSSVM算法获取的高程异常拟合残差介于-2.74~2.57 cm之间，NGO-LSSVM算法获取的高程异常拟合残差介于-2.05~1.85 cm之间，本文算法的高程异常拟合残差变化范围最小、高程异常拟合结果最稳定，证明了其在GNSS高程异常模型中的有效性和优越性。

3　结　论

针对LSSVM在GNSS高程异常拟合时随机选择核函数和正则化参数导致的拟合结果精度差、不稳定问题，本文将NGO算法引入LSSVM高程异常拟合模型中，提高了算法的全局搜索能力。通过混沌映射、自适应权重和Levy飞行策略等对NGO算法进行改进，有效解决了其计算效率低、容易陷入局部最优的问题，提高了NGO算法在参数寻优过程中的稳定性与精度，为LSSVM提供最优的核参数和正则化参数。利用本文算法进行GNSS高程异常拟合的结果表明，相较于LSSVM、NGO-LSSVM算法，本文算法的外符合精度分别至少提高33.67%、14.28%，证明了其在GNSS高程异常拟合中的可行性和有效性，可为相关工程建设提供一种思路。

表1　不同拟合点下各算法的拟合精度对比/cm

算法	15个拟合点		25个拟合点		35个拟合点		45个拟合点		55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	2.79	2.97	2.48	2.85	2.27	2.64	1.96	2.15	1.56	1.96
NGO-LSSVM	2.15	2.37	1.83	1.93	1.74	1.69	1.35	1.51	1.42	1.68
本文算法	1.85	1.97	1.57	1.72	1.19	1.34	1.02	1.14	0.95	1.06

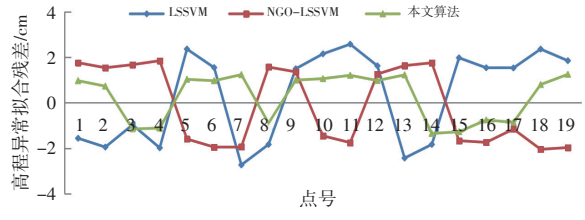


图3　55个拟合点不同拟合方法检核点的残差对比

参考文献

[1] 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

[2] 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

[3] 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

[4] 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

[5] 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

（下转第26页）