



引文格式:鲁铁定,何锦亮,贺小星,等.参数优化变分模态分解的GNSS坐标时间序列降噪方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(10):1856-1866.DOI:10.13203/j.whugis20220363

Citation: LU Tieding, HE Jinliang, HE Xiaoxing, et al. GNSS Coordinate Time Series Denoising Method Based on Parameter-Optimized Variational Mode Decomposition[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(10): 1856-1866. DOI: 10.13203/j.whugis20220363

参数优化变分模态分解的GNSS坐标时间序列 降噪方法

鲁铁定^{1,2} 何锦亮¹ 贺小星³ 陶蕊¹

1 东华理工大学测绘与空间信息工程学院,江西 南昌,330013

2 自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室,江西 南昌,330013

3 江西理工大学土木与测绘工程学院,江西 赣州,341000

摘要:针对全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)坐标时间序列中噪声成分难以有效滤除的问题,构建一种基于参数优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的降噪方法。该方法首先以排列熵结合互信息为适应度函数,利用灰狼优化(grey wolf optimization, GWO)算法自适应获取VMD的模态分解个数 K 和二次惩罚因子 α 的最优参数组合;然后将GNSS坐标时间序列分解为 K 个本征模态函数分量,并利用样本熵确定有效模态分量,将其重构为有效信号,从而实现信号与噪声的有效分离;最后,利用仿真信号和中国地壳运动观测网络的20个基准站的实测数据进行实验,将GWO-VMD方法与经验模态分解、小波降噪和基于VMD的降噪方法进行对比分析。结果表明, GWO-VMD方法能够更为有效地去除GNSS坐标时间序列中的噪声,且能较好地保留信号的原始特征,为后续的分析处理提供可靠数据。

关键词:GNSS坐标时间序列;VMD;GWO;排列熵;互信息;样本熵;信号降噪

中图分类号:P228

文献标识码:A

收稿日期:2022-10-25

DOI:10.13203/j.whugis20220363

文章编号:1671-8860(2024)10-1856-11

GNSS Coordinate Time Series Denoising Method Based on Parameter-Optimized Variational Mode Decomposition

LU Tieding^{1,2} HE Jinliang¹ HE Xiaoxing³ TAO Rui¹

1 School of Surveying and Geoinformation Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

2 Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving Around Poyang Lake, Ministry of Natural Resources, Nanchang 330013, China

3 School of Civil and Surveying and Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China

Abstract: Objectives: In order to effectively filter out complex noise components in GNSS coordinate time series and extract effective signals, we construct a denoising method based on parameter-optimized variational modal decomposition (VMD). **Methods:** First, the combination of permutation entropy and mutual information is used as fitness function, and the optimal parameter combination of the mode decomposition number K and the quadratic penalty factor α of VMD is obtained by using grey wolf optimization algorithm (GWO). Then the GNSS coordinate time series is decomposed into K eigen mode function components by VMD. Finally, the sample entropy is used to determine the effective modal component, which is reconstructed as an effective signal, so as to realize the effective separation of signal and noise. The GWO-VMD method is compared and analyzed with the empirical mode decomposition (EMD), wavelet denoising (WD)

基金项目:国家自然科学基金(42061077, 42374040, 42064001, 42104023);江西省自然科学基金(20202BABL213033, 20202BAB212010);2022年度中国科协科技智库青年人才计划。

第一作者:鲁铁定,博士,教授,主要从事测绘数据处理研究。tdlu@whu.edu.cn

通讯作者:何锦亮,硕士。hejlxin@163.com

and IVMD methods by using the simulated signal and the measured data from 20 reference stations of the crustal movement observation network of China for experiments. **Results:** The simulated signal experiments show that the three denoising evaluation indexes of root mean square error, correlation coefficient and signal-to-noise ratio of GWO-VMD denoising signal are better than EMD, WD and IVMD methods. The experiments on the measured data show that the GWO-VMD method can reduce the amplitude of noise significantly. In terms of the velocity uncertainty of the reference station, the overall GWO-VMD method reduces the velocity uncertainty better than the EMD, WD and IVMD methods. **Conclusions:** The GWO-VMD method can more effectively remove the noise from GNSS coordinate time series and better preserve the original characteristics of the signal, which can provide reliable data for subsequent analysis and processing.

Key words: GNSS coordinate time series; VMD; GWO; permutation entropy; mutual information; sample entropy; signal denoising

受测站外部环境、未建模误差以及地球物理效应等因素的影响,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)坐标时间序列表现出明显的非线性变化,包含各类信号和噪声^[1]。GNSS 坐标时间序列中的噪声成分复杂,影响测站速度及其不确定度的估计,甚至造成一些地球物理现象的错误解释^[2-3]。因此,在 GNSS 坐标时间序列的分析中,如何有效降低噪声的影响,获取准确的测站速度及其不确定度,对建立高精度的速度场模型、分析板块构造运动等地球物理现象具有重要意义。

近年来,国内外学者在 GNSS 坐标时间序列的降噪领域进行了相关研究,常用方法有小波分析^[4-5]、奇异谱分析^[6-7]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[8-9]等。文献[10]提出了一种非插值的小波分析算法,可有效提取 GNSS 坐标时间序列中的季节性信号。然而在波分析中,基函数与分解层数的选取缺乏自适应性,不同的基函数与分解层数会对算法的降噪效果产生重大影响。文献[11]结合小波分析与奇异谱分析对 GNSS 坐标时间序列的非线性变化进行建模,降低了有用信号被当作噪声滤除的概率。但是,奇异谱分析在选取滞后窗口时存在主观性,不同的窗口长度对信号提取的效果影响较大^[10]。文献[12]利用 EMD 修正 GNSS 连续站时间序列的周期项,获得了较为可靠的台站速度。但 EMD 易出现端点效应与模态混叠现象,为抑制这一现象,文献[13-14]分别提出了基于 EMD 优化的集合 EMD(ensemble EMD, EEMD)与补充的 EEMD 算法,但两种算法的计算效率较低且分解效果过于依赖集成次数和所加入白噪声的幅值。

文献[15]提出了一种非递归的信号分解方

法——变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),与 EMD 循环筛分离信号的方式不同,VMD 的本质是构造并求解变分问题,可有效避免 EMD 存在的模态混叠和端点效应。然而,VMD 需预先设定影响其分解效果的两个关键参数(模态分解个数 K 和二次惩罚因子 α)。在实际应用中, K 和 α 常根据经验选取,参数选取不当会造成信号过分解或欠分解,影响降噪效果^[16]。文献[17-18]将 VMD 应用于变形监测数据的降噪中,可有效滤除噪声。其中,文献[17]引入综合指标 T 判定 VMD 去噪的最优 K 值,该方法固定 α 值,仅考虑 K 值对 VMD 算法的降噪效果的影响,忽略 K 和 α 间的相互影响,只能得到相对较优的参数组合;文献[18]参考 EEMD 的模态分解个数设定 K 值,然而 VMD 与 EEMD 算法的本质不同,因此该方法难以判定所设定的 VMD 参数为最优参数。

本文构建了一种以排列熵结合互信息为适应度函数,利用灰狼优化(grey wolf optimization, GWO)算法获取 VMD 的最优 K 和 α 参数组合的 GWO-VMD 降噪方法,对 GNSS 坐标时间序列进行降噪,并通过仿真信号和 GNSS 坐标实测数据验证该方法的有效性和可靠性。

1 算法原理

1.1 VMD

假定将信号分解为 k 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,建立约束变分模型^[15]:

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_k u_k = g \end{aligned} \quad (1)$$

式中, t 为时间; g 为原始信号; u_k 为模态函数; ∂t 表示梯度运算; $\delta(t)$ 为冲击函数; ω_k 为各模态的实际中心频率; $e^{-j\omega_k t}$ 为每个解析信号的预估中心频率; $j^2 = -1$; $\|\cdot\|_2$ 为求 L_2 范数。

为求解式(1), 引入 Lagrange 乘子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚因子 α , 将其转变为无约束变分问题, 以求其最优解, 得到增广 Lagrange 表达式:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| g(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), g(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 为内积运算符。

利用交替方向乘子算法通过迭代更新求得式(2)的鞍点, 即为式(1)的最优解。详细过程参考文献[15]。

1.2 GWO 算法

GWO 算法^[19]是基于灰狼种群的社会等级及协作捕猎方式提出的一种群智能优化算法, 该算法机制简单、参数少、易实现、全局搜索能力强。相较于粒子群算法、引力搜索算法等优化算法, GWO 算法有着更好的求解精度和稳定性^[19], 因此本文利用 GWO 算法对 VMD 的参数 K 和 α 进行优化。GWO 算法通过模拟狼群分层协作捕猎的行为进行寻优, 灰狼种群按等级高低可分为 μ 、 β 、 δ 和 η 狼, 其中 μ 、 β 和 δ 狼为适应度最优的前 3 条狼, 而其余的狼为 η 狼。在每次迭代过程中, 通过适应度函数更新 μ 、 β 和 δ 狼的位置, 并由 μ 、 β 和 δ 狼的位置指导 η 狼搜寻猎物, 从而获取猎物的最优位置, 详细过程参考文献[19]。

1.3 GWO-VMD 降噪方法

对于 VMD 的参数, 当 K 过小时, 分解出的信号会叠加大量噪声, 即信号欠分解; 当 K 过大时, 会导致信号过分解并使模态分量混叠^[20]。 α 则决定分解出的各 IMF 分量的带宽, α 取值不当会导致 IMF 分量的中心频率混叠, 使得 VMD 无法正确分解出有效的频率信号^[21]。因此, 通过 GWO 算法自适应搜寻 $[K, \alpha]$ 的最优参数组合, 以优化 VMD 算法对 GNSS 坐标时间序列的降噪效果。

在使用 GWO 算法优化 VMD 参数时, 需确定一个适应度函数作为优化准则, 因此构造一个适用于 GNSS 坐标时间序列的适应度函数尤为

重要。GNSS 坐标时间序列的成分复杂, 单一指标难以反映有效信号的特征, 因此, 本文结合排列熵和互信息构建一种复合指标, 将其最小值作为适应度函数。

排列熵(permutation entropy, PE)^[22]是一种检测时序信号复杂性的方法, 因其易实现、鲁棒性强, 适用于非线性信号的分析^[23]。PE 对于检测时间序列变化的敏感性强, 即使时间序列发生微小变化都会影响其熵值。当 IMF 分量包含较多噪声时, 信号较复杂、随机, 则 PE 值较大; 当 IMF 分量中的噪声较少时, 信号较规则, 则 PE 值较小。在计算各 IMF 分量的 PE 值 H_p 时, 需确定 PE 的计算参数, 嵌入维度 m 的取值一般为 3~8, m 越大, 计算复杂度越高^[22], 因此为减少计算量取 $m = 3$, 而延迟时间 τ 一般为 1。

互信息(mutual information, MI)在信息论中主要用于表示两事件的相关程度, 不易受外界因素干扰, 其表达式为:

$$M(X, Y) = E(Y) - E(Y|X) \quad (3)$$

式中, X 和 Y 分别为不同的事件; $E(Y)$ 为 Y 的熵; $E(Y|X)$ 为已知 X 时 Y 的条件熵。将互信息做归一化处理:

$$\bar{M} = M(X, Y) / \sqrt{E(X)E(Y)} \quad (4)$$

互信息熵值越大, 则两事件的相关性越强。就 IMF 分量而言, 其包含越丰富的原始信号特征信息, 则互信息熵值越大^[24]。

本文建立的复合指标为:

$$C = H_p / \bar{M} \quad (5)$$

该指标同时考虑 IMF 分量的噪声水平和特征信息, 当 IMF 分量包含的噪声较少且特征信息较丰富时, 复合指标 C 的值较小, 因此将其最小值作为适应度函数, 表示为:

$$F = \min_{1 \sim K} \{C\} \quad (6)$$

利用 GWO 获得最优参数后, 由 VMD 将 GNSS 坐标时间序列从低频到高频分解为 K 个 IMF 分量, $\{IMF\} = \{IMF1, IMF2, \dots, IMFK\}$, 根据文献[18]的思想, 引入样本熵(sample entropy, SE)判断噪声分量与有效信号分量的界限。文献[18]将 SE 阈值设为 0.5, 可有效滤除变形监测数据中的噪声, 本文经过多次实验, 同样将 SE 阈值设为 0.5, 保留样本熵小于该阈值的低频 IMF 分量, 将其重构为降噪信号, 从而建立 GWO-VMD 降噪方法。GWO-VMD 降噪流程如图 1 所示, 算法步骤如下:

1) 初始化 GWO 参数, 设定灰狼数量为 10, 最

大迭代次数为 $10^{[20]}$, 以 $[K, \alpha]$ 作为灰狼个体的位置。考虑到算法的计算效率和精度, 设定 K 和 α 的取值范围分别为 $[2, 12]$ 和 $[1\ 000, 3\ 000]$, 并随机生成灰狼个体位置。

2) 在不同灰狼个体位置下利用 VMD 算法对信号进行分解, 由式(6)计算各位置下适应度值, 并更新 μ 、 β 和 δ 狼的位置。在实验过程中, 有效信号主要集中在前两个低频 IMF 分量中, 且低频信号的 PE 值较小, 经过大量实验发现, 当 imf_1 的 PE 值大于 imf_2 的 PE 值时, 发生信号过分解现象, 影响 VMD 分解的效果。因此, 仅考虑 imf_1 和 imf_2 , 设置以下 PE 判断条件:

$$H_p(\text{imf}_1) > H_p(\text{imf}_2) \quad (7)$$

满足该条件的灰狼个体位置不参与 μ 狼、 β 狼和 δ 狼的位置更新, 避免参数优化后的 VMD 出现信号过分解现象。

3) 更新灰狼个体的位置。

4) 迭代运行, 返回步骤 2), 直至达到最大迭代次数后输出最佳适应度值及最优参数组合 $[K, \alpha]$ 。

5) 根据步骤 4) 中的 $[K, \alpha]$ 对信号进行 VMD 分解, 得到 K 个 IMF 分量。

6) 计算各 IMF 分量的样本熵, 根据阈值判断有效 IMF 分量并将其重构为降噪信号。

2 GWO-VMD 降噪实验分析

本文设计 2 个仿真信号实验和 1 个实测数据实验分析 GWO-VMD 方法的降噪效果, 并与 EMD、小波降噪(wavelet denoising, WD)方法、文献[17]中基于 VMD 的降噪方法(简称为 IVMD)进行对比, 以验证 GWO-VMD 降噪方法的有效性。实验过程中, EMD 和 WD 方法均采用相关系数法^[25]将信号与噪声分离, WD 方法的基函数选用正则性较好的 db4 小波, 分解层数设为 $8^{[10]}$ 。在仿真信号实验中, 真实信号已知, 因此可采用均方根误差(root mean square error, RMSE) R 、相关系数 ρ 和信噪比(signal noise ratio, SNR) S 作为降噪评价指标^[16], 计算公式分别为:

$$R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - z_i)^2} \quad (8)$$

$$\rho(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(z_i - \bar{z})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2}} \quad (9)$$

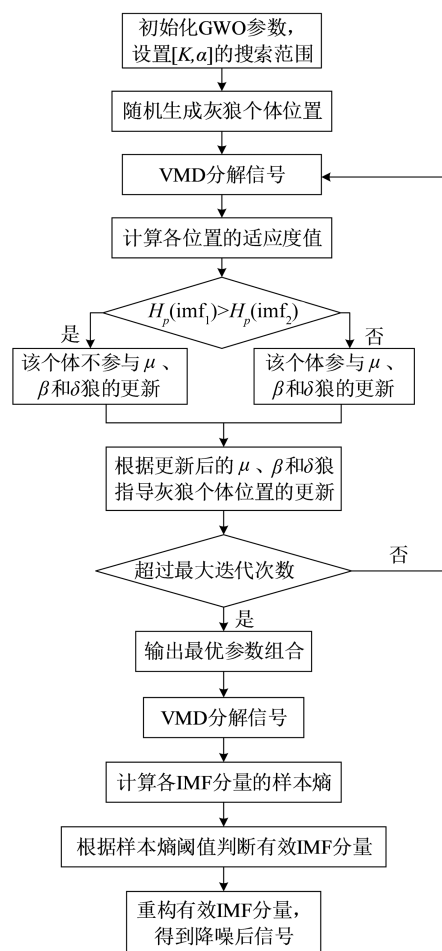


图 1 GWO-VMD 降噪流程

Fig. 1 Denoising Process of GWO-VMD

$$S = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \right) \quad (10)$$

式中, i 为坐标历元时刻标识; x 为降噪后信号; z 为真实信号; \bar{x} 和 \bar{z} 分别为 x 和 z 的平均值。

在实测数据实验中, 真实信号未知, 以上 3 个传统评价指标不再适用, 因此本文通过分析 GNSS 坐标时间序列降噪前后的噪声振幅和测站速度不确定度来评价实测数据的降噪效果。

2.1 仿真信号 I 的分解与降噪分析

仿真信号 I 由 3 个不同频率的子信号组成, 其采样频率为 1 024 Hz, 采样时间为 1 s, 并加入信噪比为 10 dB 的高斯白噪声, 仿真信号 I 的波形如图 2 所示, 各参数分别为: $f_1=5$ Hz, $f_2=20$ Hz, $f_3=80$ Hz, $y_1=5\cos(2\pi f_1 t)$, $y_2=3\sin(2\pi f_2 t)$, $y_3=2\sin(2\pi f_3 t + \pi/3)$, $y=y_1+y_2+y_3+\xi$ 。其中, ξ 为噪声, $f_i(i=1, 2, 3)$ 为不同子信号的频率。

为验证 VMD 的分解与降噪能力, 分别采用 EMD、WD、IVMD 和 GWO-VMD 方法对仿真信

号 I 进行降噪处理。其中,IVMD 方法获得的参数组合为 $[K, \alpha]=[10, 2\,000]$ 。GWO-VMD 方法中 GWO 搜寻最优参数时适应度值随迭代次数的变化见图 3。由图 3 可知,适应度值在第 6 次迭代时收敛达到最小,此时对应最优参数组合为 $[K, \alpha]=[10, 2\,987]$ 。获得最优参数后对仿真信号 I 进行 VMD 分解,上述 4 种方法分解后的分量见图 4。

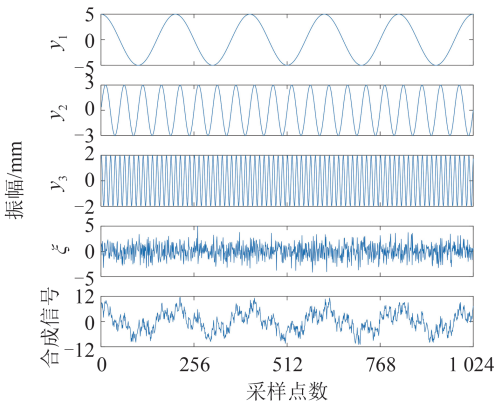


图 2 仿真信号 I 及其各分量波形
Fig. 2 Waveforms of Simulated Signal I and Its Components

由图 4(a)、4(b)可知,EMD 和 WD 方法分解后的模态分量存在严重的端点效应和混叠现象,

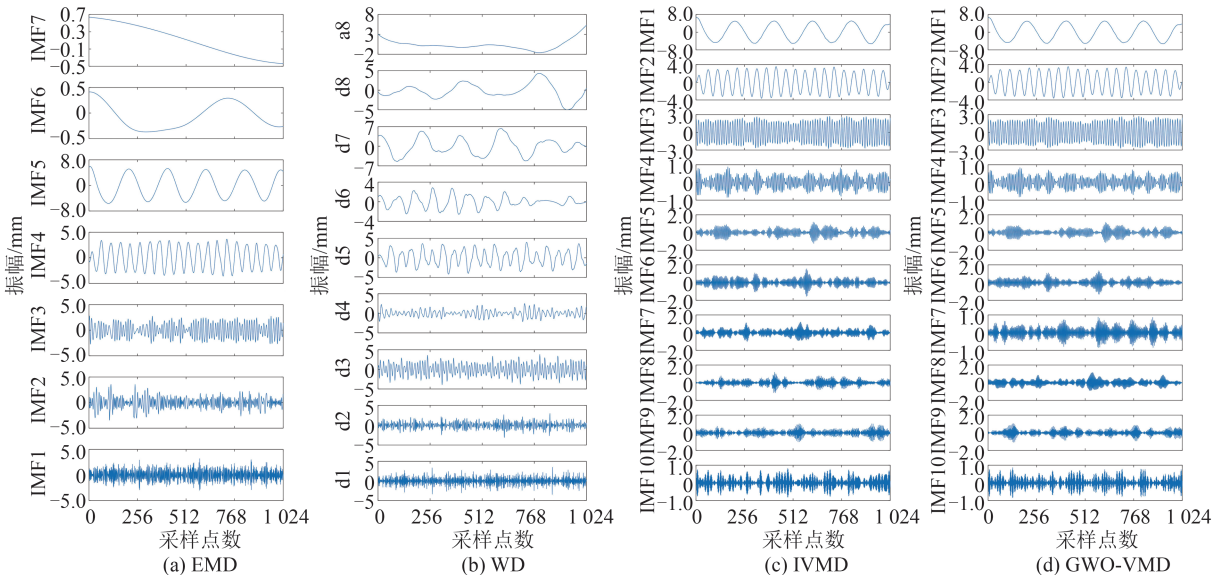


图 4 仿真信号 I 4 种方法的信号分解图

Fig. 4 Signal Decomposition Diagrams of Four Methods for Simulated Signal I

表 1 GWO-VMD 分解后各 IMF 的样本熵

Tab. 1 Sample Entropy of Each IMF After GMO-VMD Decomposition

信号分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
样本熵	0.105 9	0.320 2	0.470 5	0.610 8	0.601 3	0.562 2	0.656 8	0.579 9	0.640 2	0.637 2

仿真信号 I 的 3 个子信号均存在过分解现象。而在图 4(c)、4(d)中,IVMD 和 GWO-VMD 方法分解后的模态分量其波形在一定程度上会被噪声干扰,但前 3 个模态分量与原信号高度相似,均能够准确地提取各频率的子信号,缓解模态混叠与端点效应,表明 VMD 相比传统的 EMD 和 WD 有更好的特征提取能力,可得到较好的信号分解效果。分析图 4(d)可知,仿真信号 I 由 GWO-VMD 方法分解为 10 个 IMF 分量,为分离低频有效信号与高频噪声,求得各分量的样本熵见表 1。由表 1 可知,IMF1~IMF3 的样本熵均小于 0.5,因此将 IMF1~IMF3 重构,得到 GWO-VMD 方法的降噪信号。

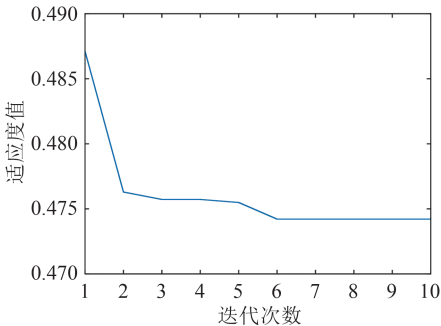


图 3 适应度值的收敛图

Fig. 3 Convergence Diagram of Fitness Values

获取上述 4 种方法的降噪信号后,为评价各方法的降噪效果,计算降噪信号与真实信号 $y_1 + y_2 + y_3$ 之间的 RMSE、相关系数和 SNR 指标,结果见表 2。由表 2 可知,降噪信号的各项评价指标均优于原始信号。其中,GWO-VMD 方法降噪后信号的 SNR 和相关系数最大、RMSE 最小,相比 EMD、WD 和 IVMD 方法, RMSE 和相关系数指标更优, SNR 分别提升 5.88 dB、4.01 dB、0.47 dB,表明 GWO-VMD 方法得到了较好的降噪效果,从理论上验证了 GWO-VMD 降噪方法的有效性。

表 2 仿真信号 I 4 种方法的降噪评价指标

Tab. 2 Denoising Evaluation Indexes of the Four Methods for Simulated Signal I

降噪方法	RMSE/mm	相关系数	SNR/dB
原始信号	1.40	0.953 3	9.87
EMD	0.91	0.979 3	13.86
WD	0.73	0.986 6	15.73
IVMD	0.48	0.994 2	19.27
GWO-VMD	0.46	0.994 8	19.74

2.2 仿真信号 II 的降噪分析

采用由趋势项、周期项和噪声项组成的函数模型对 GNSS 坐标时间序列进行建模,并加入振幅变化因子^[26],构造单分量的模拟时间序列,函数表达式为:

$$y(t) = b + v_0 t_i + \sum_{m=1}^{m_0} [a_m \sin(2\pi f_m t_i) + b_m \cos(2\pi f_m t_i)] + \sum_{m=1}^{m_0} [u(t_i) \sin(2\pi f_m t_i) + u(t_i) \cos(2\pi f_m t_i)] + r_i \quad (11)$$

式中, $y(t_i)$ 为 GNSS 测站某一分量 t_i 时刻的坐标; b 为横轴截距; v_0 为线性速度; m_0 为周期性信号的个数; f_m 为周期项的频率; a_m 和 b_m 是频率为 f_m 的周期项对应的振幅; 振幅变化因子 $u(t_i) = e^{0.3 \sin t_i}$; r_i 为随机噪声。为模拟较为真实的噪声,加入白噪声以及有色噪声^[26],计算公式为:

$$\begin{cases} v(t_i) = w(t_i), i \leq 2 \\ v(t_i) = m_1 v(t_{i-1}) + m_2 v(t_{i-2}) + w(t_i), i \geq 3 \end{cases} \quad (12)$$

式中, $w(t_i)$ 是均值为 0、方差为 4 的白噪声; m_1 和 m_2 均取 0.2。

由式(11)~式(12)构造仿真信号 II,相关参数为 $b=3, v_0=1, m_0=2, a_1=b_1=1, a_2=b_2=0.8, f_1=1, f_2=2$ 。仿真信号 II 的波形如图 5 所示。

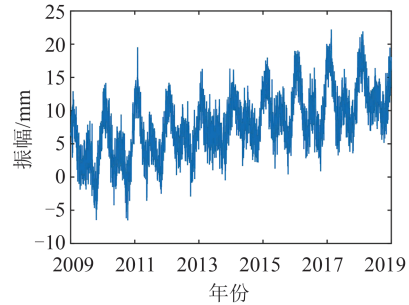


图 5 仿真信号 II 的波形

Fig. 5 Waveform of Simulated Signal II

分别采用 EMD、WD、IVMD 和 GWO-VMD 方法对仿真信号 II 进行降噪处理。其中 GWO-VMD 方法的最优参数组合为 $[K, \alpha] = [11, 1.142]$, IVMD 方法的参数组合为 $[K, \alpha] = [5, 2.000]$ 。以上 4 种方法的降噪结果如图 6、表 3 所示。

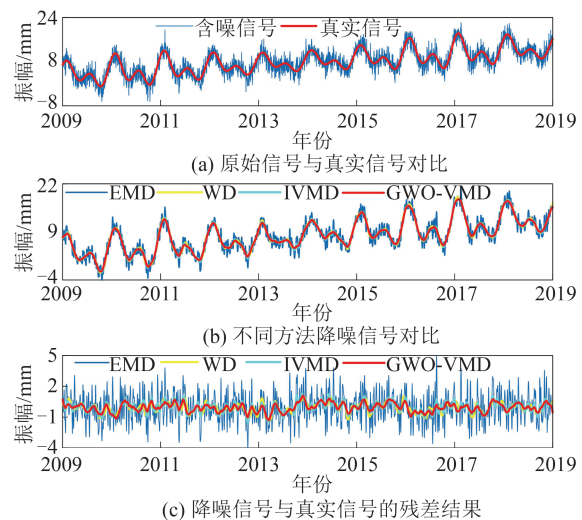


图 6 仿真信号 II 4 种方法的降噪效果

Fig. 6 Denoising Effect of Four Methods for Simulated Signal II

由图 6(a)、6(b) 可知,相比 EMD、WD 和 IVMD 方法, GWO-VMD 方法降噪后信号的波形更接近于真实信号;各降噪信号与真实信号间的残差如图 6(c) 所示, EMD 方法降噪后残差波动较大, WD 与 IVMD 方法降噪后残差波动较小,而 GWO-VMD 方法的残差波动最小且趋近于 0。在表 3 中, GWO-VMD 降噪信号的各项指标均优于其他 3 种方法,与 EMD、WD 和 IVMD 方法相比, RMSE 分别降低约 67.9%、12.5% 和 16.0%, SNR 分别提升约 57.9%、4.5% 和 6.2%, ρ 也相应获得提升。因此,仿真信号 II 的降噪结果表明, GWO-VMD 方法的降噪效果更优,能更有效地提取原始信号中的有效信息。与仿真信号 I 的降

噪结果不同,在仿真信号Ⅱ中,IVMD方法的降噪效果相比WD方法较差,而GWO-VMD方法的降噪效果优于WD方法,表明IVMD方法易受复杂噪声的影响,使得获取的 K 和 α 参数组合偏离最优值,同时表明获取合理的 K 和 α 参数组合可有效提升VMD方法的降噪效果。

表 3 仿真信号Ⅱ 4种方法的降噪评价指标
Tab. 3 Denoising Evaluation Indexes of the Four Methods for Simulated Signal Ⅱ

降噪方法	RMSE/mm	相关系数	SNR/dB
原始信号	2.06	0.895 1	12.78
EMD	1.31	0.953 8	16.80
WD	0.48	0.993 6	25.39
IVMD	0.50	0.992 5	24.99
GWO-VMD	0.42	0.994 8	26.53

2.3 GNSS实测坐标时间序列的降噪分析

选用中国地壳运动观测网络 2009—2018 年共 10 a 且数据缺失率低于 10% 的 20 个基准站的坐标时间序列进行分析,数据来源于中国地震局 GNSS 数据产品服务平台 (<http://www.cgps.ac.cn/>)。图 7 为 20 个基准站的数据缺失情况,各基准站的数据完整率均高于 90%,其中 SUIY 站和 ZHNC 站的数据缺失率最高,均为 8.3%,且部分测站存在大量数据连续缺失的情况,如 BJFS 站的 2017 年附近。

由于原始数据存在粗差、阶跃和缺失值,因此在降噪分析前需进行数据预处理。首先,本文采用 Hector 软件^[27]剔除原始数据中的粗差,并探测出阶跃点;然后利用最小二乘拟合法修正阶跃;最后,采用线性插值法插补缺失值,使数据尽可能保持原有的变化趋势^[28]。为降低趋势项对信号分解的影响,降噪前先利用最小二乘拟合法去除原始数据中的线性趋势项,然后对去趋势项数据进行降噪,降噪后信号再加上趋势项即为原始数据降噪信号。

分别采用 EMD、WD、IVMD 和 GWO-VMD 方法对 20 个基准站 3 个方向(东(east, E)、北(north, N)、天(up, U))的时间序列共 60 组数据进行实验,处理过程与仿真信号实验一致。其中, GWO-VMD 方法中 GWO 优化 VMD 参数的结果如图 8 所示。由图 8 可知, N 方向的 K 值波动范围较大, E、U 方向的 K 值则主要集中在 8~12 之间,而各方向的 α 值主要在 2 000~3 000 的范围内波动。

本文以 BJFS 站为例分析 GWO-VMD 降噪

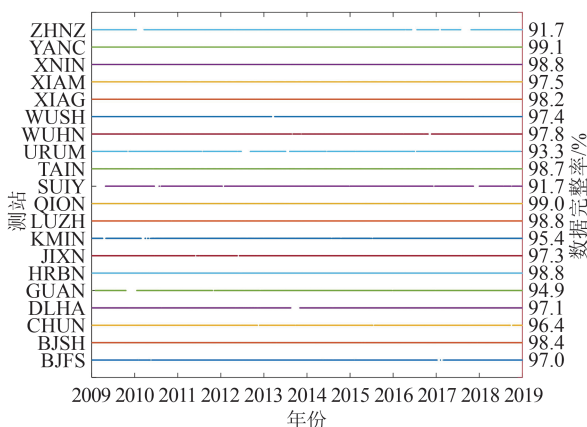


图 7 20 个基准站的数据缺失情况

Fig. 7 Missing Data from 20 Reference Stations

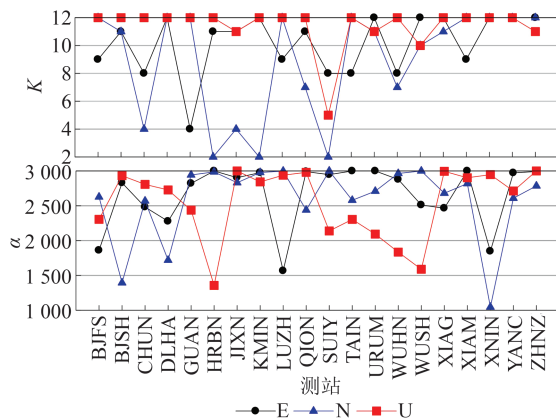


图 8 20 个基准站 E、N、U 方向的最优参数

Fig. 8 Optimal Parameters of 20 Reference Stations in Directions E, N and U

方法的性能,图 9 为 EMD、WD、IVMD 和 GWO-VMD 4 种方法对去趋势项数据进行降噪的效果图。可以看出,4 种方法均能较好地提取原始数据中的非线性变化,降噪信号在 U 方向上表现出明显的周期性变化,相比其他 3 种方法, GWO-VMD 降噪信号的曲线较为光滑,表明其较好地滤除了高频噪声,而其他 3 种方法的降噪信号仍包含部分高频噪声,尤其在 EMD 方法的降噪信号中表现明显。

不同的噪声模型假设对基准站的速度及其不确定度的估计存在差异,因此本文选取 WN+FN、WN+RWN、WN+FN+RWN 和 WN+PL 共 4 种噪声模型(其中, WN 为白噪声, FN 为闪烁噪声, RWN 为随机游走噪声, PL 为幂律噪声),采用 Hector 软件的极大似然估计法进行分析,通过贝叶斯信息准则^[29]确定各基准站 E、N、U 分量的最优噪声模型,并获取各分量在最优噪声模型下降噪前后的噪声振幅和速度不确定度,结果如表 4~6 及图 10 所示。

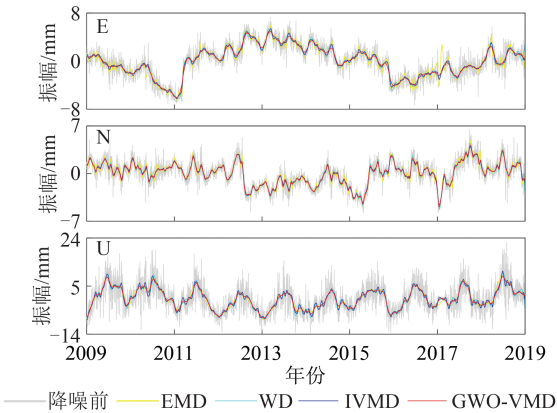


图9 BJFS站坐标时间序列4种方法的降噪效果

Fig. 9 Denoising Effect of 4 Methods for BJFS Station Coordinate Time Series

表4为20个基准站E、N、U分量的最优噪声模型。由表4可知,E分量坐标时间序列的最优噪声模型以WN+FN+RWN为主,N分量以

WN+FN和WN+FN+RWN为主,而U分量以WN+FN为主。

表5为降噪前后E、N、U方向在主要噪声模型下的噪声振幅均值。由表5可知,在E、N、U方向,经EMD、WD、IVMD和GWO-VMD方法降噪后,白噪声被完全剔除,有色噪声的平均振幅也大幅减小,且GWO-VMD方法降噪后有色噪声的平均振幅均小于其他3种方法,总体而言,GWO-VMD方法获得了较好的降噪效果。然而,在表5中,噪声模型中的RWN对降噪后FN的振幅存在很大的影响,当噪声模型为WN+FN时,降噪后FN的振幅大幅减小但无法完全剔除,而当噪声模型为WN+FN+RWN时,降噪后FN的振幅为0。造成这一现象的原因可能是降噪后数据的噪声特性发生改变,噪声模型与WN+FN不符,以WN+FN模型求解降噪信号中的噪声时,使得RWN转变为FN。

表4 20个基准站E、N、U分量的最优噪声模型

Tab. 4 The Optimal Noise Model for E, N, U Components of 20 Reference Stations

测站	最优噪声模型			测站	最优噪声模型		
	E	N	U		E	N	U
BJFS	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN	SUIY	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN
BJSH	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+PL	TAIN	WN+FN	WN+FN	WN+PL
CHUN	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN	URUM	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN
DLHA	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN	WUHN	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN+RWN
GUAN	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN	WUSH	WN+FN	WN+FN	WN+FN
HRBN	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN	XIAG	WN+PL	WN+PL	WN+FN
JIXN	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN	XIAM	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN
KMIN	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN	XNIN	WN+FN+RWN	WN+FN+RWN	WN+FN
LUZH	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN	YANC	WN+FN	WN+FN	WN+FN
QION	WN+FN	WN+FN	WN+FN	ZHNZ	WN+FN+RWN	WN+FN	WN+FN

表5 E、N、U方向主要噪声模型下的噪声振幅均值

Tab. 5 The Mean Value of Noise Amplitude Under the Main Noise Models in E, N and U Directions

方向	噪声模型	原始数据	噪声振幅均值			
			EMD	WD	IVMD	GWO-VMD
E	WN+FN+RWN	0.76+3.46+2.72	0.00+0.00+2.78	0.00+0.00+1.78	0.00+0.00+1.40	0.00+0.00+0.82
N	WN+FN	0.72+3.70	0.00+1.23	0.00+1.01	0.00+0.93	0.00+0.68
	WN+FN+RWN	0.67+3.04+3.08	0.00+0.00+3.91	0.00+0.00+2.18	0.00+0.00+1.53	0.00+0.00+1.20
U	WN+FN	2.62+14.10	0.00+4.11	0.00+2.88	0.00+2.98	0.00+2.21

注:WN、FN和RWN的单位分别为mm、mm/a^{0.25}和mm/a^{0.5}。

图10为降噪前后的基准站速度不确定度,而降噪信号相比原始数据所求出的基准站速度不确定度的平均改正率(即降噪后的速度不确定度降低的平均百分比)见表6。由图10可知,绝大部分基准站的E、N、U分量经EMD、WD、IVMD和GWO-VMD方法降噪后,各分量的速度不确定度

不同程度地降低。其中,GWO-VMD方法降噪后的速度不确定度小于EMD、WD和IVMD方法的基准站分量的比例分别为85%、81.7%和83.3%,整体上GWO-VMD方法降低速度不确定度的效果最显著,IVMD方法次之,而EMD和WD方法较差,且均存在部分基准站的速度不确定度升高

表6 20个基准站的速度不确定度的平均改正率/%
Tab.6 Average Correction Rate of Velocity Uncertainty
of 20 Reference Stations/%

方向	平均改正率			
	EMD	WD	IVMD	GWO-VMD
E	15.6	50.3	55.8	71.4
N	29.0	58.0	66.4	72.8
U	68.4	79.2	76.8	83.3

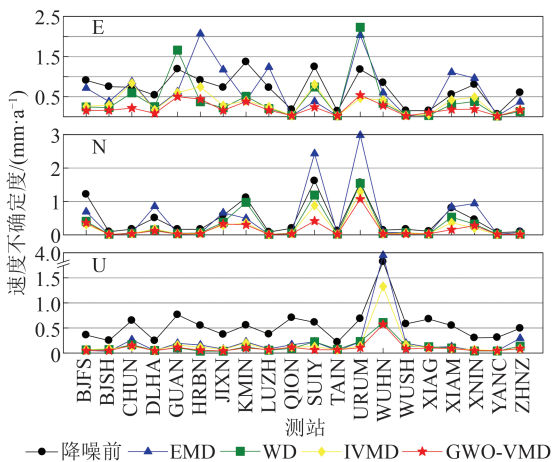


图10 降噪前及4种方法降噪后的基准站速度不确定度
Fig. 10 Velocity Uncertainty of the Reference Station
Before and After Denoising by Four Methods

的情况(如WUHN站的U分量,URUM站的E、N分量等)。由表6可知,在E、N、U方向,GWO-VMD方法的速度不确定度的平均改正率分别为71.4%、72.8%和83.3%,相比EMD、WD和IVMD方法,E方向分别提升55.8%、21.1%和15.6%,N方向分别提升43.8%、14.8%和6.4%,U方向分别提升14.9%、4.1%和6.5%。以上结果表明,GWO-VMD方法获得了更好的降噪效果,验证了该方法的有效性和可靠性。

3 结 语

本文针对传统VMD在降噪过程中无法自适应确定合适的K和 α 参数,导致信号过分解或欠分解,从而影响GNSS坐标时间序列降噪效果的问题,构建了一种以排列熵结合互信息为适应度函数,利用GWO算法优化VMD参数的GWO-VMD降噪方法。通过对两组仿真信号和陆态网20个基准站的实测数据进行降噪分析,得出以下结论:

1)仿真信号实验表明,相比传统的EMD和WD方法,VMD方法可有效缓解模态混叠现象和端点效应,且有更好的信号特征提取能力。在降

噪方面,GWO-VMD方法的RMSE、相关系数和SNR评价指标均优于EMD、WD和IVMD方法,可有效剔除原始数据中的噪声。

2)实测数据实验表明,GWO-VMD方法能剔除原始坐标时间序列中的白噪声,并能将有色噪声的振幅大幅减小,与EMD、WD和IVMD方法相比降噪效果更显著,而且较好地保留了原始信号的特征。在基准站的速度不确定度方面,整体上GWO-VMD方法降低速度不确定度的效果最显著,IVMD方法次之,而EMD和WD方法较差;在E、N、U方向,GWO-VMD方法的速度不确定度的平均改正率分别为71.4%、72.8%和83.3%,高于其他3种方法。以上结果验证了GWO-VMD降噪方法的有效性和可靠性,然而本文方法在一定程度上降低了计算效率,因此如何在VMD的基础上构建一种简单高效的降噪方法仍需进一步研究。

参 考 文 献

[1] Dong D, Fang P, Bock Y, et al. Anatomy of Apparent Seasonal Variations from GPS-Derived Site Position Time Series[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2002,107:1-16.

[2] Bos M S, Bastos L, Fernandes R. The Influence of Seasonal Signals on the Estimation of the Tectonic Motion in Short Continuous GPS Time-Series[J]. *Journal of Geodynamics*, 2010, 49(3):205-209.

[3] He Xiaoxing, Sun Xiwen, Ma Feihu, et al. Influence of Stochastic Model on IGS Station Velocity and Uncertainty [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019,44(1):36-41. (贺小星,孙喜文,马飞虎,等.随机模型对IGS站速度及其不确定度影响分析[J].测绘科学,2019,44(1):36-41.)

[4] Ma Jun, Cao Chengdu, Jiang Weiping, et al. Elimination of Colored Noise in GNSS Station Coordinate Time Series by Using Wavelet Packet Coefficient Information Entropy [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(9):1309-1317. (马俊,曹成度,姜卫平,等.利用小波包系数信息熵去除GNSS站坐标时间序列有色噪声[J].武汉大学学报(信息科学版),2021,46(9):1309-1317.)

[5] Ji K, Shen Y, Wang F. Signal Extraction from GNSS Position Time Series Using Weighted Wavelet Analysis[J]. *Remote Sensing*, 2020,12(6):992.

[6] Chen Q, van Dam T, Sneeuw N, et al. Singular Spectrum Analysis for Modeling Seasonal Signals from GPS Time Series[J]. *Journal of Geodynamics*,

- 2013, 72: 25-35.
- [7] Khazraei S M, Amiri-Simkooei A R. On the Application of Monte Carlo Singular Spectrum Analysis to GPS Position Time Series[J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(9): 1401-1418.
- [8] Zhang Shuangcheng, Li Zhenyu, He Yuefan, et al. Extracting of Periodic Component of GNSS Vertical Time Series Using EMD[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 43(8): 80-84. (张双成, 李振宇, 何月帆, 等. GNSS 高程时间序列周期项的经验模态分解提取[J]. 测绘科学, 2018, 43(8): 80-84.)
- [9] Qiu X, Wang F, Zhou Y, et al. Weighted Empirical Mode Decomposition for Processing GNSS Position Time Series with the Consideration of Formal Errors[J]. *Acta Geodynamica et Geomaterialia*, 2021, 18(3): 399-409.
- [10] Ji Kunpu, Shen Yunzhong. Dyadic Wavelet Transform and Signal Extraction of GNSS Coordinate Time Series with Missing Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(5): 537-546. (嵇昆浦, 沈云中. 含缺值 GNSS 基准站坐标序列的非插值小波分析与信号提取[J]. 测绘学报, 2020, 49(5): 537-546.)
- [11] Dai Hailiang, Sun Fuping, Jiang Weiping, et al. Application of Wavelet Decomposition and Singular Spectrum Analysis to GNSS Station Coordinate Time Series[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(3): 371-380. (戴海亮, 孙付平, 姜卫平, 等. 小波多尺度分解和奇异谱分析在 GNSS 站坐标时间序列分析中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(3): 371-380.)
- [12] Liu Xikang, Ding Zhifeng, Li Yuan, et al. Application of EMD to GNSS Time Series Periodic Term Processing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(1): 135-145. (刘希康, 丁志峰, 李媛, 等. EMD 在 GNSS 时间序列周期项处理中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(1): 135-145.)
- [13] Wu Z, Huang N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41
- [14] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Novel Noise Enhanced Data Analysis Method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [15] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 62(3): 531-544.
- [16] Xu H, Lu T, Montillet J P, et al. An Improved Adaptive IVMD-WPT-Based Noise Reduction Algorithm on GPS Height Time Series[J]. *Sensors*, 2021, 21(24): 8295.
- [17] Luo Yiyong, Huang Cheng, Zhang Jingying. Denoising Method of Deformation Monitoring Data Based on Variational Mode Decomposition[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(5): 784-790. (罗亦泳, 黄城, 张静影. 基于变分模态分解的变形监测数据去噪方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(5): 784-790.)
- [18] Lu Tieding, Xie Jianxiong. Deformation Monitoring Data De-noising Method Based on Variational Mode Decomposition Combined with Sample Entropy[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(1): 1-6 (鲁铁定, 谢建雄. 变分模态分解结合样本熵的变形监测数据降噪[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(1): 1-6)
- [19] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey Wolf Optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [20] Wang Jinhua, Hu Jiawei, Cao Jie, et al. Multi-fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Adaptive Variational Modal Decomposition and Integrated Extreme Learning Machine[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(2): 318-328. (王进花, 胡佳伟, 曹洁, 等. 基于自适应变分模态分解和集成极限学习机的滚动轴承多故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 318-328.)
- [21] Liu Jianchang, Quan He, Yu Xia, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Parameter Optimization VMD and Sample Entropy[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(3): 808-819. (刘建昌, 权贺, 于霞, 等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 808-819.)
- [22] Bandt C, Pompe B. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17): 174102.
- [23] Wu Xiaomei, Lin Xiang, Xie Xuquan, et al. Short-Term Wind Power Forecasting Based on Variational Mode Decomposition-Permutation Entropy and Optimized Relevance Vector Machine[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2018, 39(11): 3277-3285. (武小梅, 林翔, 谢旭泉, 等. 基于 VMD-PE 和优化相关向量机的短期风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2018, 39(11): 3277-3285.)
- [24] Zhou Xiaolong, Liu Weina, Jiang Zhenhai, et al. Application of Volterra Mode of Variational Mode Decomposition and Morphology Fractal Dimension

- in Engine Fault Diagnosis [J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(12): 1442-1449. (周小龙, 刘薇娜, 姜振海, 等. 变分模态分解的 Volterra 模型和形态学分形维数在发动机故障诊断中的应用[J]. 汽车工程, 2019, 41(12): 1442-1449.)
- [25] Jia Ruisheng, Zhao Tongbin, Sun Hongmei, et al. Micro-seismic Signal Denoising Method Based on Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015, 58(3): 1013-1023. (贾瑞生, 赵同彬, 孙红梅, 等. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法[J]. 地球物理学报, 2015, 58(3): 1013-1023.)
- [26] Cai Xiaojun, Yang Jianhua. Gross Error Detection and Data Interpolation for GNSS Coordinates Time Series Based on Multichannel Singular Spectrum [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2019, 28(5): 20-28. (蔡晓军, 杨建华. 基于多通道奇异谱的 GNSS 坐标序列粗差探测与数据插值[J]. 测绘工程, 2019, 28(5): 20-28.)
- [27] Bos M S, Fernandes R M S, Williams S D P, et al. Fast Error Analysis of Continuous GNSS Observations with Missing Data [J]. *Journal of Geodesy*, 2013, 87(4): 351-360.
- [28] He Xiaoxing. Study on the Noise Model of GPS Coordinates Time Series [D]. Wuhan: Wuhan University, 2016. (贺小星. GPS 坐标序列噪声模型估计方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.)
- [29] Bos M S, Fernandes R M S, Williams S D P, et al. Fast Error Analysis of Continuous GPS Observations [J]. *Journal of Geodesy*, 2008, 82(3): 157-166.