引文格式:陈斌,王利,舒宝,等.基于复合分界指标和CEEMD-WT的GNSS滑坡监测坐标时间序列降噪方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(2):275-285.DOI:10.13203/j.whugis20240123

Citation:CHEN Bin,WANG Li,SHU Bao,et al.GNSS Landslide Monitoring Coordinate Time Series Noise Reduction Method Based on Composite Divisional Indicator Index and CEEMD-WT[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(2):275-285.DOI:10.13203/j.whugis20240123

基于复合分界指标和CEEMD-WT的GNSS滑坡监测坐标时间序列降噪方法

陈 斌[1] 王 利[1,2,3] 舒 宝[1,2,3] 李新瑞[1,2,3] 瞿 伟[1,2,3]
武翰文[1] 钱 雨[1] 吴震宇[1]

1 长安大学地质工程与测绘学院,陕西 西安,710054
2 地理信息工程国家重点实验室,陕西 西安,710054
3 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室,陕西 西安,710054

摘 要:针对完备集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,CEEMD)技术难以有效分离全球导航卫星系统变形监测序列中的高频变形信号,以及难以去除低频形变信号中夹杂的监测环境振动噪声等问题,提出了一种基于CEEMD、小波变换(wavelet transform,WT)和复合分界指标相结合的滤波降噪方法,并利用4组仿真数据和真实滑坡场景下的监测坐标序列进行实验。首先,对原始时间序列进行CEEMD分解,并计算每个本征模态函数(intrinsic mode functions,IMF)分量的复合分界指标T值;然后,寻找第一个局部极小值T对应的第m层IMF分量,将前$m-1$层IMF分量作为纯噪声进行剔除;再进一步,根据T值的大小将剩余IMF分量分类为保留信号和待处理信号,并利用WT方法对待处理信号进行二次降噪处理;最后,将处理后信号与保留信号以及趋势项进行信号重构,得到最终降噪结果。真实滑坡数据实验结果表明,与WT、基于标准化绝对矩均值和基于相关系数的CEEMD方法相比,所提方法能够保留相对高频的滑坡变形信号,同时能够有效去除低频形变信号中夹杂的振动噪声。经过所提方法去噪后,其E、N、U方向的均方根误差分别为1.13 mm、1.63 mm和2.22 mm,与上述3种方法相比,降噪效果分别提升了21%、17%、12%,说明所提滤波方法可有效提升滑坡监测预警的准确率。

关键词:完备集合经验模态分解;复合分界指标;滑坡监测序列;滤波降噪

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-10-14

DOI:10.13203/j.whugis20240123 **文章编号**:1671-8860(2026)02-0275-11

GNSS Landslide Monitoring Coordinate Time Series Noise Reduction Method Based on Composite Divisional Indicator Index and CEEMD-WT

CHEN Bin[1] *WANG Li*[1,2,3] *SHU Bao*[1,2,3] *LI Xinrui*[1,2,3] *QU Wei*[1,2,3]
WU Hanwen[1] *QIAN Yu*[1] *WU Zhenyu*[1]

1 School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China
2 State Key Laboratory of Geographic Information Engineering, Xi'an 710054, China
3 Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China

Abstract: **Objectives**: Aiming at the problems that complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) is difficult to effectively separate out the high-frequency deformation signals in the global navigation satellite system deformation monitoring sequences. The difficulty of removing the vibration noise of the monitoring environment that is interspersed in the low-frequency deformation signals, a filtering

基金项目:国家重点研发计划(2021YFC3000503);国家自然科学基金(42127802,42174006);陕西省杰出青年科学基金(2022JC-18);中央高校基本科研业务费专项(300102263202);陕西省科技创新团队项目(2021TD-51);陕西省地学大数据与地质灾害防控三秦学者创新团队项目(2022)。

第一作者:陈斌,硕士,主要从事地质灾害监测及GNSS数据处理。binchen@chd.edu.cn

通信作者:王利,博士,教授。wangli@chd.edu.cn

and noise reduction method based on the combination of CEEMD, wavelet transform (WT), and composite partitioning indexes is presented. **Methods:** First, CEEMD of the original sequence is performed and the T-value of each intrinsic mode function (IMF) is calculated. Second, the m layer IMF component corresponding to the first local minima T is searched for, and the first $m-1$ layers of IMF components are rejected as pure noise. Further, according to the magnitude of the T-value, the residual IMF components are classified into retained signals and to be processed signals, and the processed signals are secondly noise reduced using the WT method for secondary noise reduction of the signal to be processed. Finally, the processed signal is reconstructed with the retained signal and the trend term to obtain the final noise reduction result. **Results:** The simulation experiments are carried out with real data experiments on landslides.(1) The T-value has better signal retention ability and noise suppression compared to the noise reduction effect of the WT-based, mean standardized absolute moment-based, and correlation coefficient-based CEEMD methods.The proposed method has the best signal-to-noise ratio value and root mean square error (RMSE) in the four sets of simulated data experiments. (2) After denoising with the proposed method, the RMSE in E, N, and U directions are 1.13 mm, 1.63 mm, and 2.22 mm, respectively, which are 21%, 17%, and 12% better than the noise reduction effect of the WT-based, mean standardized absolute moment -based, and correlation coefficient-based CEEMD methods, respectively.(3) The scheme in this paper has maintained the red warning after the first red warning issued at 04:00:00 on 3 October.Compared to the moments when the first three schemes erroneously issued red warnings, it only issued orange warnings. The change in the displacement rate of this scheme was also the smoothest of the four methods, with the warning level not dropping to blue. **Conclusions:** The proposed method can not only retain the relatively high-frequency landslide deformation signals, but also effectively remove the vibration noise interspersed in the low-frequency deformation signals. It can be applied to the de-noising of monitoring sequences of landslide scenarios.The proposed filtering method can effectively improve the accuracy of landslide monitoring and early warning, and avoid causing casualties and wasting resources.

Key words: complementary ensemble empirical mode decomposition; composite divisional indicator; landslide monitoring sequence; filtering and denoising

滑坡监测是地质灾害预警和防治的关键一部分。全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)因具有高精度、全天候、连续三维定位、无须通视等技术优势,从20世纪90年代开始就被用于滑坡监测研究[1-4]。准确地获取形变信息对滑坡灾害的早期识别与监测预警至关重要[5-6]。然而,在实际应用中获取的GNSS坐标时间序列常会受到各种干扰和噪声影响[7-8]。因此,为了准确识别真实的滑坡信号,提高滑坡监测的精准性,有必要对获取的GNSS坐标序列进行降噪。

近年来,各种空间滤波技术已被开发来用于减弱GNSS时间序列中的误差影响。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)[9]是目前应用最为广泛的滤波方法之一[10-11]。作为一种自适应滤波方法,无论是EMD,还是基于EMD的集合经验模态分解[12]或完备集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,CEEMD)[13],其降噪过程均可分为3个步骤:本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF)分解、IMF筛选和信号重构。其中,实现降噪的关键是选取合适的分界IMF,进而确定噪声和信号的分界层。文献[14]通过计算标准化绝对矩均值(mean standardized absolute moment, MSAM)确定信号与噪声的分界层,能够有效地识别出高频分量和低频分量;文献[15]根据IMF的能量密度与平均周期的乘积为常量的特性选择分界IMF,有效地削减了多路径效应的影响;文献[16-17]利用各IMF分量与原始信号的相关系数确定分界IMF,显著提高了GNSS坐标时间序列的信噪比;文献[18]提出了连续均方误差法,通过能量分布上第一个局部最小点来决定噪声主导IMF和有效信息主导的IMF的边界;文献[19]提出基于概率密度函数的$L2$范数方法,通过每个IMF与噪声信号之间的概率密度函数的欧氏距离来寻找分解IMF;文献[20]提出了相对百分比误差方法,依据每个IMF的能量对数与平均周期的对数之和来寻找分界IMF。

在滑坡变形监测场景中,GNSS监测序列会包含真实形变信号、噪声以及监测站滑动坍塌前的环境振动等多种信号成分,且越接近滑坡加速变形阶段越容易产生频率较高的变形信号[21]。一些较为高频的变形信号在经CEEMD分解后,可能会与高频噪声混合在前几个高频分量中,使用上述几种分界方法很容易将变形信号当作噪声并剔除[22]。同时,监测站在滑坡坍塌前往往会受到环境振动的影响,如降雨、地下水位和土质结构变化等导致的地表的微小振动[23],这些环境振动在CEEMD分解过程中往往会进入低频IMF分量,若将其与低频分量一同保留,可能会影响滑坡监测精度。因此,本文提出了一种对高低频噪声更为敏感,能反映各IMF与真实位移信号关系的CEEMD分界指标,并将其与可有效去除观测序列中高频噪声并最大限度地保留低频信号的小波变换(wavelet transform,WT)方法相结合[22],用于GNSS滑坡监测序列降噪处理。

1　原理与方法

1.1　复合分界指标

相关系数可以衡量各IMF与原始信号的相似程度,但其只能衡量两个信号的线性相关性,当线性相关性过强或过弱时,会导致一些信息的丢失[24]。因此,本文在相关系数指标的基础上引入对高频噪声更为敏感的峭度[25]指标以及能够反映各IMF分量对原始信号形成的影响程度的方差贡献率[26]指标,形成一个复合分界指标T。通过引入峭度能够相对准确地识别出较为高频的变形信号,方差贡献率的加入可有效识别低频信号中夹杂的少量监测环境振动噪声。

在复合分界指标的具体计算方法中,令C、K、V分别代表相关系数、峭度、方差贡献率,其计算式分别为:

$$C=\mathrm{Corr}(X,Y)=\frac{\mathrm{Cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} \tag{1}$$

$$K=\frac{E\left[(X-\mu)^4\right]}{\sigma^4} \tag{2}$$

$$V=\frac{\sigma_X^2}{\sigma_Y^2} \tag{3}$$

式中,X、Y分别为待计算信号以及原始信号;μ、σ分别为待计算信号的均值、标准差;σ_X、σ_Y分别为信号X和信号Y的标准差;Corr为计算相关系数操作;E为计算中心距;Cov为计算协方差操作。

首先,对C、K、V 3个指标进行归一化处理,由于K值与信号极值的多少成正相关,也就是说,K值越大,所包含的噪声就可能更多,所以,K值越小越好,而C和V都是越大越好,因此,在将K值进行归一化处理之前,要对其取相反数,方便后续复合指标T的计算。三者的计算式分别为:

$$\begin{cases} P_C=\dfrac{C-\min(C)}{\max(C)-\min(C)} \\ P_V=\dfrac{V-\min(V)}{\max(V)-\min(V)} \\ P_K=\dfrac{-K-\min(-K)}{\max(-K)-\min(-K)} \end{cases} \tag{4}$$

式中,P_C、P_V、P_K分别为C、K、V 3个指标对应的归一化值。

其次,使用变异系数(coefficient of variation,CV)定权法对归一化后的C、V、K值进行定权,计算式为:

$$\begin{cases} E_{P_C}=\dfrac{\sigma_{P_C}}{\mu_{P_C}} \\ E_{P_V}=\dfrac{\sigma_{P_V}}{\mu_{P_V}} \\ E_{P_K}=\dfrac{\sigma_{P_K}}{\mu_{P_K}} \end{cases} \tag{5}$$

$$\begin{cases} W_{P_C}=\dfrac{E_{P_C}}{E_{P_C}+E_{P_V}+E_{P_K}} \\ W_{P_V}=\dfrac{E_{P_V}}{E_{P_C}+E_{P_V}+E_{P_K}} \\ W_{P_K}=\dfrac{E_{P_K}}{E_{P_C}+E_{P_V}+E_{P_K}} \end{cases} \tag{6}$$

式中,E_{P_C}、E_{P_V}、E_{P_K}分别为P_C、P_V、P_K对应的变异系数;σ_{P_C}、σ_{P_V}、σ_{P_K}分别为P_C、P_V、P_K对应的标准差;μ_{P_C}、μ_{P_V}、μ_{P_K}分别为P_C、P_V、P_K对应的均值;W_{P_C}、W_{P_V}、W_{P_K}分别为P_C、P_V、P_K对应的权值。

则复合分界指标T值可表示为:

$$T=W_{P_C}\times P_C+W_{P_V}\times P_V+W_{P_K}\times P_K \tag{7}$$

C关注信号的细节信息,而V关注信号与真值的逼近程度,但C与V的变化趋势成正相关,而C和取负后的K指标的变化趋势成负相关,且三值都是越大越好。因此,采用C、V和K相结合的复合分界指标T必然会在重构层数增大的过程中出现一个极小值点,该极小值点确定了信号细节信息和逼近信息的最佳比例,其对应的重构层数即对应纯噪声分量的层数[27-28]。

1.2 基于CEEMD-WT和复合分界指标的滤波降噪

CEEMD-WT和复合分界指标T相结合的数据处理流程图如图1所示,具体步骤为:

1)对原始GNSS滑坡时间序列进行CEEMD,将其分解为多个IMF分量和趋势项分量R;

2)计算各IMF分量的T值,寻找第一个局部极小值对应的第m层IMF分量,将m层之前的IMF分量视作纯噪声分量$\mathrm{IMF}_{\mathrm{delete}}$,直接进行剔除;

3)对剩下的IMF分量进行判断,$T>0.2$的IMF分量作为保留信号$\mathrm{IMF}_{\mathrm{retention}}$,$T$值$\leqslant 0.2$的IMF分量视作含有少量噪声信号,使用WT方法对其进行滤波降噪得到$\mathrm{IMF}_{\mathrm{process}}$,将滤波后的信号、保留信号以及趋势项进行信号重构,得到最终降噪结果M,其计算式为:

$$M=\mathrm{IMF}_{\mathrm{process}}+\mathrm{IMF}_{\mathrm{retention}}+R \tag{8}$$

T值的第一个局部极小值点往往对应着位移信号与噪声之间的过渡区域,因此选择第一个局部极小值对应的第m层IMF分量作为纯噪声信号和位移信号的分界层。在这个区域内,噪声的能量逐渐减弱,而位移信号的能量逐渐增加,将其作为纯噪声分量与位移信号的分界层,可剔除绝大部分噪声[17]。由于不同测站其噪声特性略有差异,为避免剔除掉可用信号,故不将第m层归入纯噪声分量。同时,笔者基于经验和实际应用中的考虑,选择$T=0.2$作为保留信号和待处理信号的临界值,以尽可能在保留滑坡位移信号的同时减少噪声的影响。

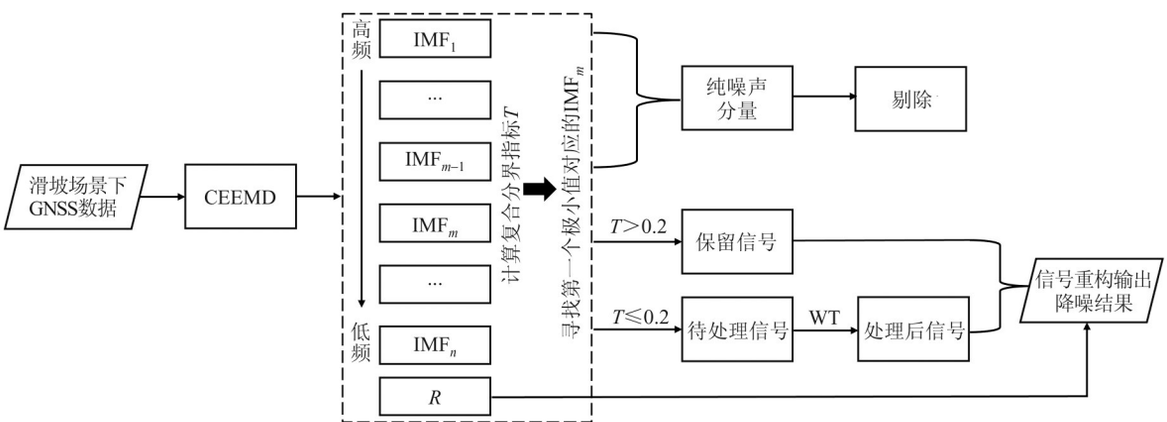


图1 数据处理流程图

Fig. 1 Flowchart of Data Processing

2 模拟数据分析

2.1 模拟数据

本文设计4组长度为1 024个历元的合成数据集t作为模拟数据,用来分析本文所提方法的降噪效果,并与其他几种常用方法进行比较。所使用仿真信号f_1为Blocks信号[29],f_2为HeaviSine信号[30],f_1~f_4的计算式分别为:

$$f_1=\boldsymbol{h}_j\cdot[1+\mathrm{sgn}(t-\boldsymbol{t}_j)]/2 \tag{9}$$

$$f_2=3\sin(4\pi t)-\mathrm{sgn}(t-0.3)-\mathrm{sgn}(0.72-t) \tag{10}$$

$$f_3=f_1+f_2 \tag{11}$$

$$f_4=f_1-f_2 \tag{12}$$

式中,$\boldsymbol{h}_j=[4,-5,-3,-2,4,-3.2,2.1,5.3,-3.1,2.1,-4.2]$;$\boldsymbol{t}_j=[0.1,0.13,0.15,0.23,0.25,0.40,0.44,0.65,0.76,0.78,0.81]$;sgn为符号函数。

上述仿真信号构建成功后,均全部添加均值为0、方差为5的高斯白噪声,以及使用滤波系数为0.8的一维数字滤波器对均值为0、方差为0.2的高斯白噪声进行滤波得到有色噪声。图2所示为构建的4组仿真信号以及添加噪声时间序列图。

2.2 实验结果与分析

为评价本文所提方法相较于其他传统方法对噪声的判别能力,分别使用WT方法(方案一)、基于MSAM值的CEEMD(方案二)[14]、基于相关系数的CEEMD(方案三)[16]以及本文方法(方案四)对4组仿真信号进行降噪。其中,WT方法小波基选取dbN小波,阈值函数选择软阈值函数,滤波后的信号如图3所示。

为了定量分析各方案的降噪效果,表1显示

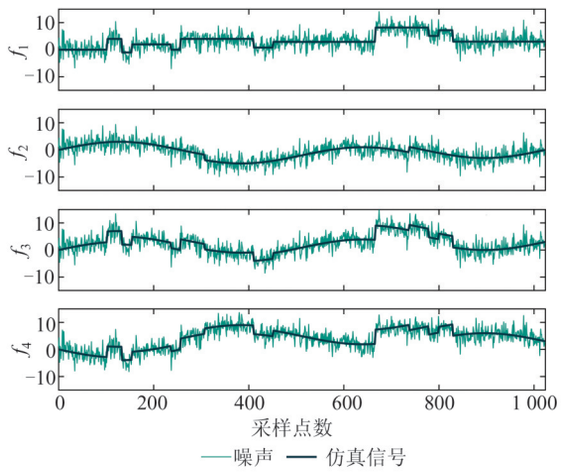


图2　4组仿真信号和噪声序列

Fig. 2　Four Sets of Simulated Signal and Noise Sequences

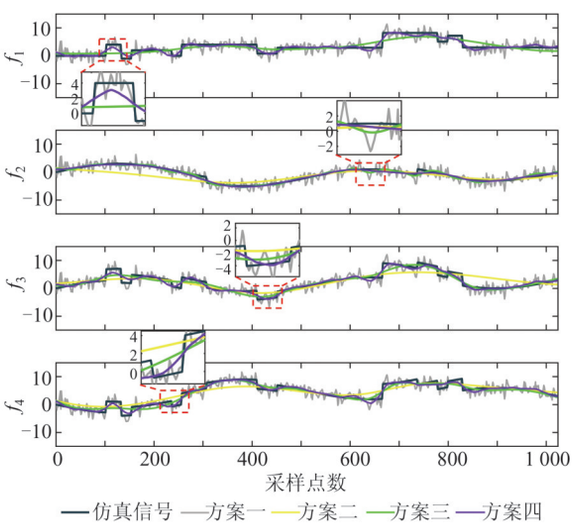


图3　4种方案降噪后坐标时间序列对比

Fig. 3　Comparison of Coordinate Time Series After Noise Reduction by Four Schemes

了上述4种方案降噪结果的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)[31]和均方根误差(root mean square error,RMSE)[32],计算式分别为:

$$E_{\mathrm{SNR}}=10\lg\frac{\sum_{n=0}^{N-1}x(n)^2}{\sum_{n=0}^{N-1}\left(x(n)-s(n)\right)^2} \tag{13}$$

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N-1}\left[s(n)-x(n)\right]^2} \tag{14}$$

式中,$s(n)$为降噪后的信号;$x(n)$为原始未含噪信号;N为采样点个数。若降噪后信号的SNR越高,RMSE越小,说明降噪效果越好。

由图3和表1可知,上述4种方案均能去除掉添加的大部分噪声,显著提高坐标序列的SNR值,降低RMSE值。方案一相较于其他3种方案去噪不彻底,滤波后的序列仍含有较多噪声,但从SNR和RMSE来看,方案一要优于方案二,这是因为后者丢失了较多的有用信号,导致与原始坐标序列的相关性大大降低。对于方案三,除f_1所选择的分界层与方案二相同外,去噪结果与原始坐标序列相关性较强,但局部放大细节图可看出存在失真现象,而本文所提的方案四去噪后序列与真值序列吻合度较好,既能有效地识别剔除噪声又不过多丢失有用信号,且使用该方案的SNR值和RMSE在4组模拟数据实验中均为最好。

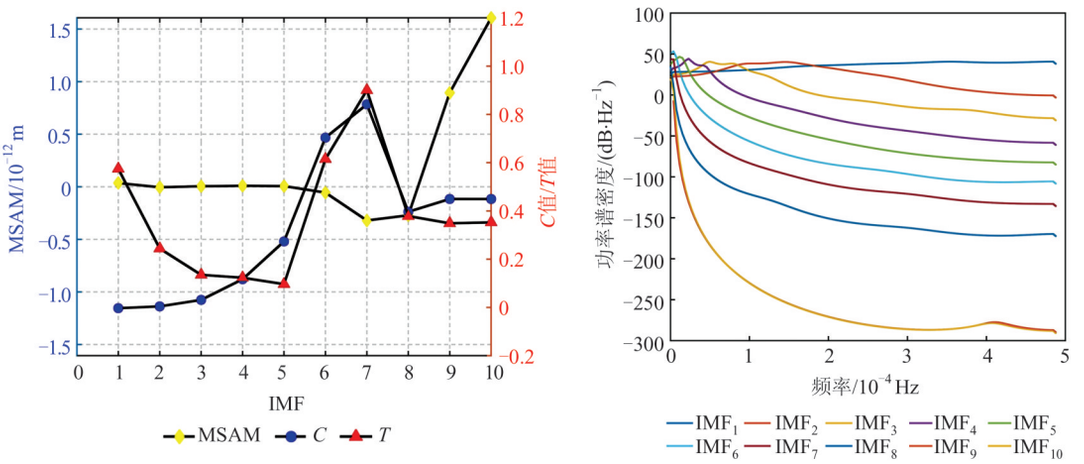
表1　基于4种不同方案的模拟信号去噪结果统计

Table 1　Statistics of Simulated Signal Denoising Results Based on Four Schemes

方案	f_1		f_2		f_3		f_4	
	SNR /dB	RMSE /mm	SNR /dB	RMSE /mm	SNR /dB	RMSE /mm	SNR /dB	RMSE /mm
原始	5.10	2.23	0.86	2.23	4.81	2.23	7.69	2.23
方案一	9.99	1.27	5.71	1.28	9.70	1.27	12.58	1.27
方案二	9.82	1.30	3.97	1.56	6.41	1.86	10.84	1.55
方案三	9.82	1.30	14.46	0.47	11.40	1.05	14.55	1.01
方案四	14.34	0.77	16.71	0.36	13.55	0.82	17.05	0.76

以f_4为例进一步分析,图4(a)和图4(b)分别显示了经CEEMD分解后各IMF分量的MSAM、C、T值和Burg功率谱密度估计[33]结果。由图4(a)可知,基于MSAM指标,第7个IMF分量的MSAM值相较于其前面的分量开始明显偏离零值,故将前6个IMF分量当作纯噪声分量剔除。基于相关性系数指标,以0.3为阈值,且第6个IMF分量的C值以较大的幅度增加,故将前5个IMF分量当作纯噪声分量剔除。若按照本文方案,使用复合分界指标T值则首先将前4个IMF分量当作纯噪声分量去除,同时对第5个IMF分量进行WT二次降噪,将二次降噪后的IMF_5以及第6到第10个IMF分量共同保留作为降噪后的信号。

由图4(b)可知,随着频率的增大,各IMF对应的功率谱密度开始下降的越早,说明其包含的有用信号越多。IMF_5至IMF_6分量相较于前4个IMF分量,其功率谱密度出现下降时对应的频率较低,说明IMF_5、IMF_6中存在有用信号,本文方法能够准确地将其识别,避免其被当作噪声剔除。同时,利用T值进一步判断,筛选出了含有或可能含有少量噪声的IMF_5进行WT去噪,保证本文所提方案具有稳定且高效的去噪性能。



(a) 仿真信号f_4的CEEMD分解各IMF分量的MSAM、C、T值　(b) 仿真信号f_4的CEEMD分解各IMF分量的Burg结果

图4　仿真信号f_4的CEEMD分解各IMF分量的MSAM、C、T值和Burg结果

Fig. 4　MSAM, C-Value, T-Value and Burg Results for Each IMF Component of CEEMD Decomposition of Simulated Signal

3　滑坡场景GNSS坐标时间序列实验分析

3.1　数据分析与处理策略

为了验证本文所提方案在实际滑坡环境中的应用效果,选取部署在中国甘肃省永靖县境内的黑方台滑坡区域的HF01基准站和HF06监测站2019-09-25—2019-10-04的数据进行实验分析,测站点位分布和周边环境如图5所示。其中,HF06监测点于2019-10-04T20:24:00—20:27:00间发生垮塌。考虑到粗差和缺值的影响[34-35],首先对GNSS坐标时间序列进行粗差剔除和缺失数据的内插,图6显示了HF06监测点原始和预处理后的E、N和U 3个方向的监测坐标时间序列,并利用改进切线角作为判据[36],将其分为等速变形阶段($\alpha\approx45°$)以及加速变形阶段($\alpha>45°$)。

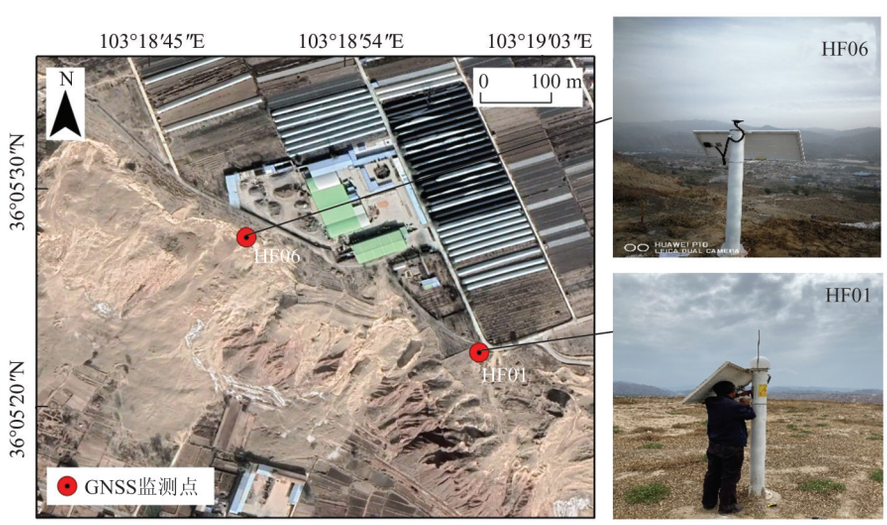
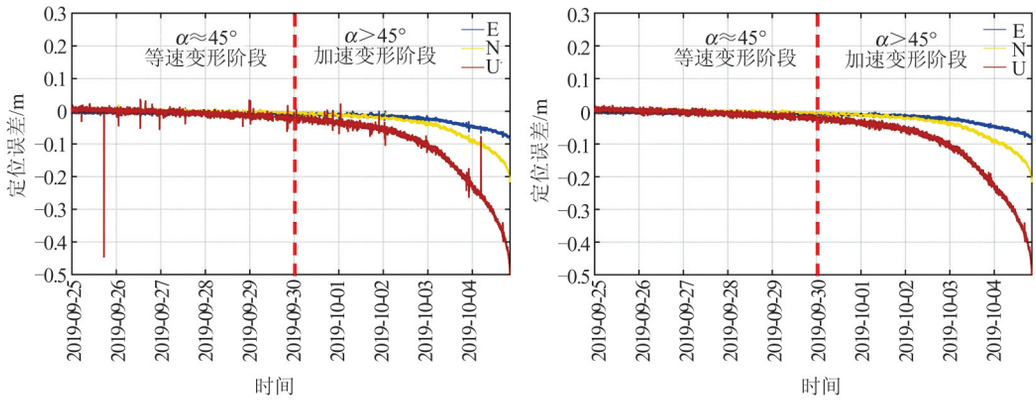


图5　HF01和HF06监测点分布图

Fig. 5　Distribution of HF01 and HF06 Monitoring Sites

3.2　实验结果与分析

本次实验继续使用上文提到的4种方案对数据预处理后的HF06监测坐标时间序列进行降噪处理。为减缓CEEMD和WT滤波方案端点效应导致的误差,本文采用滑动分割窗口方案对$\alpha\approx45°$和$\alpha>45°$的监测序列分别进行处理,$\alpha\approx45°$监测序列的处理方式如图7所示。设置窗口长度为24 h,步长为22 h,蓝色为不需进行操作的监测坐标时间序列,红色和绿色部分为相邻窗口重叠序列共2 h,对各窗口进行滤波去噪后,去除窗口前端与末端1 h即绿色部分的序列,并将处理结果合并,最终得到整个信号的去噪结果。$\alpha>45°$监测序列为加速变形阶段,监测频率应当更高,设置窗口长度为4 h,步长为2 h,相



(a) 原始监测序列图　　(b) 预处理后监测序列图

图 6　HF06 原始与预处理后监测序列图

Fig. 6　HF06 Raw and Preprocessed Monitoring Sequence Diagrams

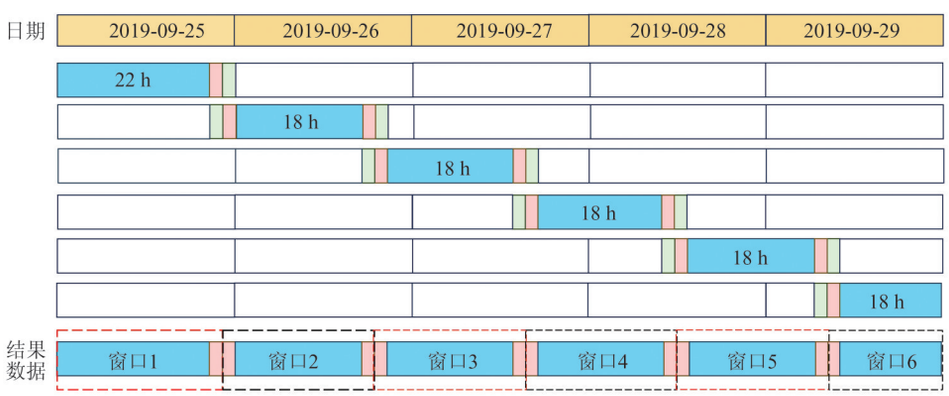


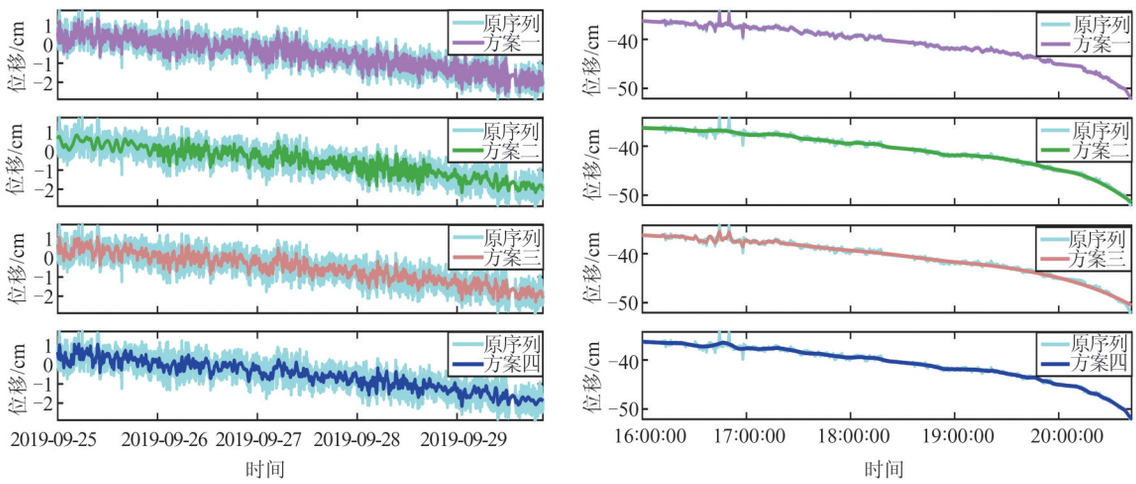
图 7　等速变形阶段滑动窗口分割情况

Fig. 7　Sliding Window Splitting in Isochronous Deformation Stage

邻窗口重叠部分为 2 h。值得注意的是,对于方案三(基于相关系数的CEEMD),方案并非每个窗口都存在极小值点,因此本文采用计算每个窗口的前 8 个 IMF 分量的 C 值,将其平均值作为阈值,去除小于阈值的分量[37]。图 8(a)显示了等速变形阶段 U 方向去噪前后坐标序列。因加速变形阶段数据变形范围较大,部分细节展示不全,故图 8(b)以 10 月 4 日 16:00:00－20:00:00 U 方向去噪前后坐标序列为例。

由图 8 可知,4 种方案都能够起到降噪作用,但方案一去噪水平较差,去噪后的坐标序列仍含较多噪声。方案二去噪程度不稳定,如 9 月 25 日存在降噪过度现象,去除了过多真实位移信号,而 9 月 28 日又明显降噪不足。方案三去噪后的序列与原始序列吻合度较高,各窗口去噪程度也较为稳定,但其时间序列的振荡幅度高于方案四,这是因为其在筛选 IMF 分量时未识别并剔除掉低频环境振动噪声。而方案四去噪后的序列与原始坐标序列吻合度最高,各窗口去噪程度也最为稳定,说明其很好地甄别出了噪声和实际位移。同时该方案所有窗口均未出现由于去噪过度而导致真实位移信息丢失过多的情况,最大限度地保留了有用信号。为定量分析 4 种方案的去噪水平,表 2 统计了上述 4 种方案的 RMSE,由于滑坡监测序列的真实值未知,本文采用对原始坐标序列进行 CEEMD 得到的趋势项作为真值。

由表 2 可知,基于 CEEMD 方案的降噪效果(方案二、三和四)在 E、N 和 U 方向上整体要优于方案一,除了和 WT 所选的处理策略有关,也可能是由于 CEEMD 方案在处理非线性非平稳的时间序列时具有一定的优势。同时,垂直方向噪声的消除量要略高于水平方向,主要原因是滑坡场景下的 GNSS 定位结果的垂向精度通常会低于水平方向。方案四的 E、N 和 U 坐标分量的 RMSE 均小于其他 3 种方案,相较于方案一、二和三,方案四的降噪效果分别提升 21%、17%、12%。



(a) 等速变形阶段U方向去噪前后坐标序列 (b) 10月4日16:00:00-20:00:00 U方向去噪前后坐标序列

图8 U方向坐标序列4种方案降噪结果对比

Fig. 8 Comparison of Noise Reduction Results of Four Schemes for U-Direction Coordinate Sequences

表2 4种方案去噪结果的RMSE及其改善率

Table 2 RMSE of Noise Reduction Results and Improvement Rate for Four Schemes

方案	E方向		N方向		U方向	
	RMSE/mm	改善率/%	RMSE/mm	改善率/%	RMSE/mm	改善率/%
原始	1.66	31.93	2.21	26.24	3.96	43.93
方案一	1.38	18.12	1.93	15.54	3.19	30.40
方案二	1.30	13.07	1.84	11.41	3.07	27.68
方案三	1.22	7.38	1.79	8.94	2.77	19.85
方案四	1.13		1.63		2.22	

3.3 对滑坡预警的影响分析

为评估各方案在滑坡预警中的应用效果,将上述4种滤波方案应用于加速变形阶段的监测序列中。根据提取的累积位移信息计算变形速率,并依据变形速率阈值划分预警阶段,具体为:注意级(10 mm/d)为蓝色告警,警示级(20 mm/d)为黄色告警,警戒级(50 mm/d)为橙色预警,警报级(100 mm/d)为红色预警[38-39]。

图9显示了4种方案去噪后的位移序列和变形速率。从图9中可以看出,方案一在10月2日20:00:00发布第一次红色预警,21:00:00继续发布第二次红色预警,但之后预警级别逐渐下降至蓝色,并在10月3日01:00:00取消预警。方案二在10月2日20:00:00发布第一次红色预警,之后预警级别逐渐下降至蓝色。方案三在10月2日20:00:00—23:00:00连续3次发布红色预警后,预警级别又下降至蓝色。这3种方案均出现了虚警现象,其中方案三多次连续提前发布红色预警信息,会给预警决策增添判断难度,不利于灾害风险评估。方案四在10月3日04:00:00发布第一次红色预警后一直维持红色预警,相较于前3种方案错误发布红色预警的时刻,其仅是发布橙色预警,且该方案的位移速率变化在4种方案中也最为平稳,预警级别未掉至蓝色,这说明该方案去噪后的监测序列反映了滑坡的真实变形信息,累积位移计算更加精确,可以有效避免误报的发生。

4 结 语

本文针对传统的CEEMD分界指标不适用于GNSS滑坡监测序列噪声识别和去除的问题,提出了一种将CEEMD-WT和复合分界指标相结合的去噪方法,通过对4组仿真信号实验和真实滑坡场景下的监测数据进行降噪处理,对比各方法的降噪结果,验证了本文方法的有效性,并得出以下结论:

1)复合分界指标相较于MSAM和C等指标,其具有更好的信号保留能力和噪声抑制效果,在4组模拟数据实验中,该方法的SNR和RMSE均为最好。

2)真实滑坡场景数据实验说明,本文方法能够识别并保留相对高频的滑坡变形信号且更加稳定,能够满足GNSS滑坡监测数据降噪需求。相较于WT、基于MSAM的CEEMD和基于C的CEEMD方法,降噪效果分别提升21%、17%、12%。

3)本文所提方法具有较好的滑坡预警效果,能够有效避免虚警和资源浪费。稳定、及时的预警对撤离受灾害威胁的群众、避免人员伤亡至关重要。

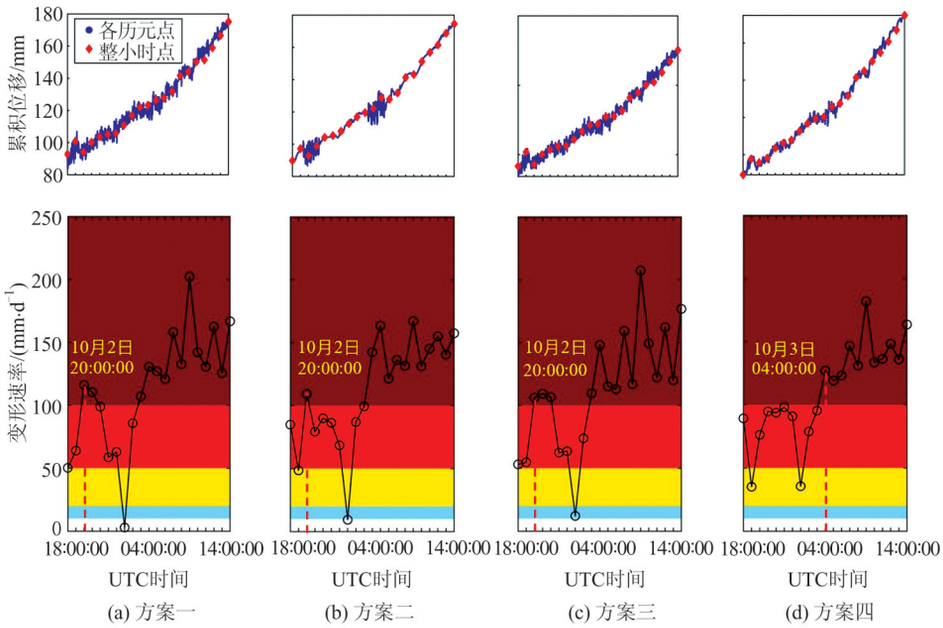


图 9　4种去噪方案去噪后监测序列的累积位移和变形速率

Fig. 9　Cumulative Displacement and Deformation Velocity Rate of Monitored Sequences After Denoising by Four Different Schemes

参　考　文　献

[1] 张勤, 白正伟, 黄观文, 等. GNSS滑坡监测预警技术进展[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 1985-2000.
ZHANG Qin, BAI Zhengwei, HUANG Guanwen, et al. Review of GNSS Landslide Monitoring and Early Warning[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(10): 1985-2000.

[2] 王利, 许豪, 舒宝, 等. 滑坡灾害GNSS监测技术研究进展与展望[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(1): 12-26.
WANG Li, XU Hao, SHU Bao, et al. Research Progress and Prospects of GNSS Deformation Monitoring Technology for Landslide Hazards[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2023, 10(1): 12-26.

[3] MALET J P, MAQUAIRE O, CALAIS E. The Use of Global Positioning System Techniques for the Continuous Monitoring of Landslides: Application to the Super-Sauze Earthflow (Alpes-de-Haute-Provence, France)[J]. *Geomorphology*, 2002, 43(1/2): 33-54.

[4] 王利, 张勤, 李寻昌, 等. GPS RTK技术用于滑坡动态实时变形监测的研究[J]. 工程地质学报, 2011, 19(2): 193-198.
WANG Li, ZHANG Qin, LI Xunchang, et al. Dynamic and Real Time Deformation Monitoring of Landslide with GPS-RTK Technology[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2011, 19(2): 193-198.

[5] 杜源, 王纯, 张勤, 等. 顾及黄土滑坡灾害状态特征的实时GNSS滤波算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(7): 1216-1222.
DU Yuan, WANG Chun, ZHANG Qin, et al. Real-Time GNSS Filtering Algorithm Considering State Characteristics of Loess Landslide Hazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(7): 1216-1222.

[6] 李晓, 连蓉, 罗鼎, 等. 无人机倾斜摄影及实景三维建模技术在应急测绘中的应用: 以巫溪6·23湖塘滑坡为例[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(6): 107-110.
LI Xiao, LIAN Rong, LUO Ding, et al. Application of UAV Oblique Photography and Real 3D Scene Modeling Technology in Emergency Surveying and Mapping: A Case Study of the 6·23 Hutang Landslide in Wuxi[J]. *Journal of Geomatics*, 2024, 49(6): 107-110.

[7] 李志才, 陈智, 武军郦, 等. 基于高频GNSS观测的甘肃积石山Ms 6.2地震同震形变[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(2): 236-246.
LI Zhicai, CHEN Zhi, WU Junli, et al. Coseismic Deformation of the Ms 6.2 Jishishan Earthquake in Gansu Province Based on High-Frequency GNSS Observation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(2): 236-246.

[8] 何月帆, 聂桂根, 武曙光, 等. ITRF2014框架下顾及降雨量与水文负载的CMONOC坐标时间序列关系分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(6): 960-969.

HE Yuefan, NIE Guigen, WU Shuguang, et al. Analysis of Relationship Between CMONOC Coordinate Time Series Considering Rainfall and Hydrological Loading Under ITRF2014 Framework[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(6): 960-969.

[9] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.

[10] 刘霞, 黄阳, 黄敬, 等. 基于经验模态分解(EMD)的小波熵阈值地震信号去噪[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2016, 46(1): 262-269.
LIU Xia, HUANG Yang, HUANG Jing, et al. Wavelet Entropy Threshold Seismic Signal Denoising Based on Empirical Mode Decomposition (EMD)[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2016, 46(1): 262-269.

[11] 罗飞雪, 戴吾蛟. 小波分解与EMD在变形监测应用中的比较[J]. 大地测量与地球动力学, 2010, 30(3): 137-141.
LUO Feixue, DAI Wujiao. Comparison of EMD with Wavelet Decomposition for Dynamic Deformation Monitoring[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2010, 30(3): 137-141.

[12] WU Z H, HUANG N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.

[13] 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.

[14] 董建晓. 基于GNSS监测数据的多路径误差消除方法研究[J]. 测绘技术装备, 2022, 24(4): 49-55.
DONG Jianxiao. Research on Multipath Error Elimination Method Based on GNSS Monitoring Data[J]. *Geomatics Technology and Equipment*, 2022, 24(4): 49-55.

[15] 戴吾蛟, 丁晓利, 朱建军, 等. 基于经验模式分解的滤波去噪法及其在GPS多路径效应中的应用[J]. 测绘学报, 2006, 35(4): 321-327.
DAI Wujiao, DING Xiaoli, ZHU Jianjun, et al. EMD Filter Method and Its Application in GPS Multipath[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2006, 35(4): 321-327.

[16] 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.
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.

[17] 张双成, 何月帆, 李振宇, 等. EMD用于GPS时间序列降噪分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2017, 37(12): 1248-1252.
ZHANG Shuangcheng, HE Yuefan, LI Zhenyu, et al. EMD for Noise Reduction of GPS Time Series[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017, 37(12): 1248-1252.

[18] BOUDRAA A O, CEXUS J C. EMD-Based Signal Filtering[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2007, 56(6): 2196-2202.

[19] KOMATY A, BOUDRAA A O, AUGIER B, et al. EMD-Based Filtering Using Similarity Measure Between Probability Density Functions of IMFs[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(1): 27-34.

[20] KUANG W C, LING B W, YANG Z J. Parameter Free and Reliable Signal Denoising Based on Constants Obtained from IMFs of White Gaussian Noise[J]. *Measurement*, 2017, 102: 230-243.

[21] DOK A, FUKUOKA H, KATSUMI T, et al. Tertiary Creep Reproduction in Back-Pressure-Controlled Ring Shear Test to Understa-Nd the Mechanism and Final Failure Time of Rainfall-Induced Landslides[J]. *Annuals of Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University*, 2011, 54(B): 263-270.

[22] 曲轩宇, 李新瑞, 郑蕾, 等. 联合交叉验证和CEEMD-WT的GNSS时间序列降噪方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20220570.
QU Xuanyu, LI Xinrui, ZHENG Lei, et al. A GNSS Time Series Denoising Method with Mixed Use of Cross-Validation and CEEMD-WT[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20220570.

[23] 许强. 滑坡的变形破坏行为与内在机理[J]. 工程地质学报, 2012, 20(2): 145-151.
XU Qiang. Theoretical Studies on Prediction of Landslides Using Slope Deformation Process Data[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2012, 20(2): 145-151.

[24] 钱荣荣, 王坚, 刘立聪. 基于完备经验模态分解自相关消噪技术的GNSS高精度动态变形监测研究

[J]. 大地测量与地球动力学, 2017, 37(6): 623-626.
QIAN Rongrong, WANG Jian, LIU Licong. GNSS High Precision Dynamic Deformation Monitoring Research Based on CEEMD Auto Correlation De-Noising Technique[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017, 37(6): 623-626.

[25] 吴小涛, 杨锰, 袁晓辉, 等. 基于峭度准则EEMD及改进形态滤波方法的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(2): 38-44.
WU Xiaotao, YANG Meng, YUAN Xiaohui, et al. Bearing Fault Diagnosis Using EEMD and Improved Morphological Filtering Method Based on Kurtosis Criterion [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(2): 38-44.

[26] 柏玲, 陈忠升, 赵本福. 集合经验模态分解在长江中下游梅雨变化多尺度分析中的应用[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24(3): 482-488.
BAI Ling, CHEN Zhongsheng, ZHAO Benfu. Application of Ensemble Empirical Mode Decomposition Method in Multiscale Analysis of Meiyu in middle-Lower Reaches of Yangtze River [J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2015, 24(3): 482-488.

[27] 朱建军, 章浙涛, 匡翠林, 等. 一种可靠的小波去噪质量评价指标[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(5): 688-694.
ZHU Jianjun, ZHANG Zhetao, KUANG Cuilin, et al. A Reliable Evaluation Indicator of Wavelet De-Noising [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5): 688-694.

[28] 王旭, 王昶. 一种基于熵权法的小波去噪复合评价指标[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(7): 698-702.
WANG Xu, WANG Chang. A Kind of Wavelet De-Noising Composite Evaluation Index Based on Entropy Method[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2018, 38(7): 698-702.

[29] LI Y Y, XU C J, YI L, et al. A Data-Driven Approach for Denoising GNSS Position Time Series [J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(8): 905-922.

[30] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage [J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425.

[31] ALHARBI N, HASSANI H. A New Approach for Selecting the Number of the Eigenvalues in Singular Spectrum Analysis[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2016, 353(1): 1-16.

[32] BOGUSZ J, KLOS A. On the Significance of Periodic Signals in Noise Analysis of GPS Station Coordinates Time Series[J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(4): 655-664.

[33] 徐宗秋, 张鸿洋, 徐彦田, 等. 一种BDS非差非组合PPP中电离层功率谱密度估计方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(4): 628-636.
XU Zongqiu, ZHANG Hongyang, XU Yantian, et al. A Method for Estimating Ionospheric Power Spectral Density in BDS Undifferenced and Uncombined PPP [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(4): 628-636.

[34] LI X R, WANG L, QU X Y, et al. A GPS Multipath Mitigation Method in Coordinate-Domain Considering the Effects of Gross Errors and Missing Data[J]. *Measurement*, 2024, 225: 114035.

[35] 李婉秋, 郭秋英, 章传银, 等. 利用独立成分分析法研究新疆地区陆地水储量及其地壳垂向变化[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(5): 794-804.
LI Wanqiu, GUO Qiuying, ZHANG Chuanyin, et al. Terrestrial Water Storage and Crustal Vertical Variation in Xinjiang Region, China Using Independent Component Analysis[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(5): 794-804.

[36] XU Q, YUAN Y, ZENG Y P, et al. Some New Pre-Warning Criteria for Creep Slope Failure [J]. *Science China Technological Sciences*, 2011, 54(1): 210-220.

[37] 王海龙, 赵岩, 王海军, 等. 基于CEEMDAN-小波包分析的隧道爆破信号去噪方法[J]. 爆炸与冲击, 2021, 41(5): 125-137.
WANG Hailong, ZHAO Yan, WANG Haijun, et al. De-Noising Method of Tunnel Blasting Signal Based on CEEMDAN Decomposition-Wavelet Packet Analysis [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2021, 41(5): 125-137.

[38] LIU X H, DU Y, HUANG G W, et al. Mitigating GNSS Multipath in Landslide Areas: A Novel Approach Considering Mutation Points at Different Stages[J]. *Landslides*, 2023, 20(11): 2497-2510.

[39] HUANG G W, DU S, WANG D. GNSS Techniques for Real-Time Monitoring of Landslides: A Review[J]. *Satellite Navigation*, 2023, 4(1): 5.