

# 基于 ACVMD-WT 法的 GNSS-RTK 高耸结构 动态监测与模态分析

熊春宝<sup>1</sup>, 王 猛<sup>1</sup>, 尚 智<sup>1</sup>, 史青法<sup>2</sup>

(1. 天津大学建筑工程学院, 天津 300350; 2. 天津市陆海测绘有限公司, 天津 300304)

**摘要:** 为对高耸结构的安全性能进行评估, 采用 GNSS-RTK 技术对天津广播电视塔进行动态监测。对监测误差及噪声进行分析, 基于变分模态分解 (variational modal decomposition, VMD) 和小波阈值 (wavelet threshold, WT) 提出了 ACVMD-WT 算法。通过模拟信号验证了 VMD 比添加自适应噪声的完备集合经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN) 的信号重组能力更强。利用所提算法对水平方向信号进行降噪并得到结构的模态参数。结果表明: 水域环境易引起背景噪声, 对监测结果产生不利影响; ACVMD-WT 滤波实现了对信息分量的有效筛选, 降噪前后信号具有较强的相关性; 相比集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD), CEEMDAN 以及 CEEMDAN-WT, 所用算法的降噪效果更佳; 由降噪后信号更好地获取到结构的前三阶频率及阻尼信息, 其中一阶频率与有限元分析的相对误差为 0.189%, 第三阶频率相对误差最大值仅为 4.054%, 提高了模态频率辨识度和准确度。

**关键词:** 高耸结构; 模态分析; GNSS-RTK; 降噪; ACVMD-WT

**中图分类号:** TU973.2; P228.49 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)05-1223-11

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.05.005

## 引 言

中国在基础设施发展方面取得了重大成就, 以台北 101 大厦、广州塔、天津 117 大厦为代表的超高层或高耸结构, 在人们的生产、生活等方面扮演着重要角色。然而, 风荷载、地震荷载、温度及结构自身等因素会导致其发生变形甚至倒塌。因此, 迫切需要对建设时间相对久远的建筑结构进行动态监测以保证其功能的正常使用。

现阶段, 各类监测传感器已应用到结构监测中, 如加速度计<sup>[1]</sup>、三维激光扫描仪<sup>[2]</sup>、雷达干涉系统<sup>[3]</sup>、摄影技术<sup>[4]</sup>以及全球导航卫星系统<sup>[5]</sup>等。但是加速度计在数据积分过程中会产生“漂移”现象; 三维激光扫描技术对外部环境要求相对较高; 雷达干涉测量同样对大气条件要求相对苛刻; 摄影测量的自身硬件水平、光照强度等都会影响成像质量。

全球导航卫星系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS) 具有操作简单, 受外部条件制约性小, 效率高等优点, 能够实现对目标进行全天候的连续实时监测<sup>[6]</sup>。梁强武等<sup>[7]</sup>利用 GPS 和全站仪对超高层建筑的动力特性进行识别, 得到了结构的自振

频率。Li 等<sup>[8]</sup>利用 GPS/BDS 技术对超高层结构进行变形监测, 并采用改进的模糊函数法提高监测精度。目前, GNSS 技术可用于超高层或高耸结构的动态变形监测<sup>[9-10]</sup>。

在利用实时动态差分技术的全球卫星导航卫星系统 (GNSS-real-time kinematic, GNSS-RTK) 监测时, 因外部因素及仪器本身的影响, 致使结果存在一定误差。RTK 系统内部差分技术可消除大部分误差, 但无法消除多路径<sup>[11]</sup>和随机噪声等背景噪声。各种滤波算法是减弱背景噪声的实用方法, 如小波分析<sup>[12]</sup>、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)<sup>[13]</sup>。对于复杂的带噪信号, 单一的小波无法达到最佳的降噪效果; EMD 会引起模态混叠现象。近年来, 集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD)<sup>[14]</sup>和完备集合经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)<sup>[15]</sup>常用于信号降噪, 但 EEMD 会有较大的信号重组误差, CEEMD 会因为添加的辅助噪声而分解出额外的模态数。EEMD-切比雪夫联合滤波被初步用于海洋平台的信号降噪<sup>[16]</sup>, 但 EEMD 信号重组误差和结构模态参数识别等问题却仍未解决。添加自适应噪声的完备集合经验模态

分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN) 及相应改进算法的重构误差相对较小<sup>[17]</sup>, 其不足是有效信息成分出现较“晚”, 在分解得到的本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 中容易出现多余的分量。

变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)<sup>[18]</sup> 不仅能够避免模态混叠问题, 还有良好的信号重组能力。该算法在轴承故障诊断中取得了一定成果<sup>[19-20]</sup>, 但较少用于 GNSS-RTK 的数据分析。据此, 本文基于改进的 VMD 来提取 RTK 监测结果中的信息分量。

模态识别是进行结构动态监测的重要任务, 其中频率和阻尼比更是起到关键作用。准确识别各模态参数成为了研究结构动力特性的热点。

接下来, 本文利用 GNSS-RTK 技术对高耸结构进行实时动态监测, 并对背景噪声进行分析。通过提出改进的 VMD 与小波阈值 (wavelet threshold, WT) 相联合的方法 (ACVMD-WT) 对数据进行降噪处理, 并与 EEMD, CEEMDAN 和 CEEMDAN-WT 进行对比, 验证所提方法的优越性。最后, 通过模态分析得到结构的频率和阻尼信息, 把握结构的动力特性。

## 1 GNSS-RTK 定位误差及噪声分析

本次监测的高耸结构处于大面积的水域环境中。为研究仪器定位误差和水域对监测结果的影响, 先选择类似的水域环境进行测试, 并选取泥砖地作为对比环境。

如图 1 所示, 将 1 套 RTK 作为基准站放置在远离遮挡的空地上, 其余 2 套作为移动站放在泥砖地和水域环境中。水域半径为 50 m, 两基准站与移动站的距离分别为 60 和 700 m 左右。仪器高度截止角为 15°, 风力为 3~4 级, 温度为 8~10 °C, 数据采集时间为 12 h。

仪器在水平方向 ( $x, y$ ) 的定位精度 (1 cm) 优于在垂直方向的定位精度 (2 cm), 且在后续试验中结构的水平位移将作为分析重点, 因此, 图 2 给出了

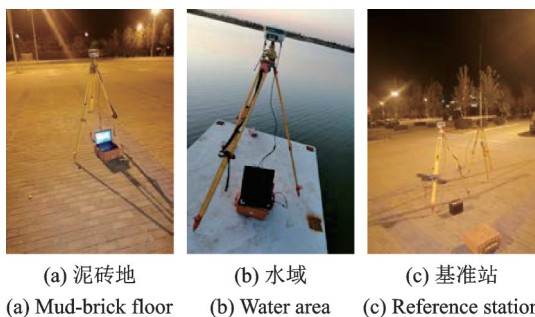


图 1 设备布置

Fig. 1 Equipment arrangement

RTK 测试结果的水平方向云点图。

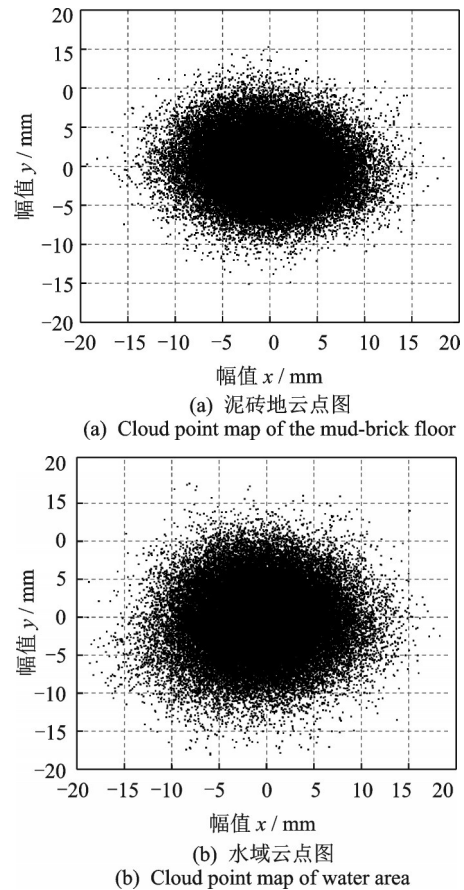


图 2 水平方向云点图

Fig. 2 Cloud point maps of horizontal direction

由于两移动站所处位置均为固定点, 理论上坐标点也应均为定值。但在图 2 中, 两场地坐标点呈“散乱”状态, 故其幅值变化代表了 RTK 产生的误差。由 RTK 工作原理和误差来源可知, 其误差主要来源于背景噪声。从图 2 中可以看出, 在  $x$  方向, 两者的幅值基本在  $\pm 15$  mm 内; 而在  $y$  方向, 水域的幅值总体上大于泥砖地, 甚至有些超过 18 mm, 水域云点图的离散度也大于泥砖地, 表明水域环境引起的噪声误差稍大。主要原因是光滑水域更易对卫星发出的信号形成反射现象, 致使 GNSS-RTK 接收机接受更多的反射信号, 从而引起相对更大的误差。此外, 两云点图形状也存在差异, 图 2(a) 呈椭圆状, 而图 2(b) 更倾向圆形状, 说明这两者信号的反射点位置与反射方向有所不同。

表 1 给出了两场地环境水平方向幅值的均方根 (root mean square, RMS) 值, RMS 越大, 表明误差越大。在表 1 中, 一方面, 两环境周围信号反射媒介

表 1 水平方向均方根值

Tab. 1 RMS values in the horizontal direction

场地环境	$x/\text{mm}$	$y/\text{mm}$
泥砖地	4.351	3.572
水域	4.589	4.446

的影响导致 $y$ 方向的RMS值均小于 $x$ 方向;另一方面,水域在 $x$ 和 $y$ 方向的RMS值均大于泥砖地,且在 $x$ 方向的RMS值最大,再次证明了水域总体上产生的背景噪声更大。

以上分析有助于理解包括水域在内的环境产生的背景噪声对RTK监测结果的影响。同时,需要合适的滤波算法对监测数据实施降噪处理。

## 2 改进的VMD-WT降噪方法

### 2.1 VMD原理及性能评估

VMD算法的核心步骤如下<sup>[21]</sup>:

1. 通过对各IMF进行Hilbert变换获得相应的各解析信号。

2. 将各IMF与相应的频率指数项相乘,并把各IMF的中心频谱进行调整,将频谱转移到基带上。

3. 基于高斯平滑估计,求出解调信号的各IMF宽带,然后通过变分约束函数对其进行求解,变分约束函数表达式为:

$$\begin{cases} \min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_k \mu_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $\partial_t$  为对  $t$  进行求导;  $\delta(t)$  为单位脉冲函数;  $\mu_k$  为  $k$  个有限IMF;  $\omega_k$  为各IMF对应的中心频率;  $*$  代表卷积;  $\|\cdot\|_2^2$  为范数;  $j$  为虚数单位;  $f(t)$  为原信号。

4. 引入下式,将上述约束问题转化为无约束问题进行求解:

$$L(\{\mu_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k \mu_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k \mu_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中  $\alpha$  为二次惩罚因子;  $\lambda$  为Lagrange算子;  $\langle \cdot \rangle$  为向量间内积。

5. 利用交替方向算子乘法将以上步骤进行迭代,各IMF的带宽和中心频率也在迭代中进行更新。若得到式(1)中变分约束最优值,则算法终止。

为验证VMD算法的适用性,选取仿真信号进行模拟试验:

$$\begin{cases} x_1(t) = 7 \times \sin(2\pi \times 1.5t) \\ x_2(t) = 9 \times \sin(2\pi \times 3t) \\ x_3(t) = 11 \times \sin(2\pi \times 5t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ X(t) = x(t) + n(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中  $x(t)$  表示纯净信号;  $X(t)$  由3个正弦信号和随机噪声  $n(t)$  相加组成,如图3所示。

对图3信号同时实施CEEMDAN与VMD,在式(3)中,信号含有1.5,3和5 Hz三个频率,理论上VMD分解只需设置3个IMF。为对信号重组效果进行评估,VMD分解设置的模态数与CEEMDAN自动分解得到的模态数相同(9个IMF),故CEEMDAN产生了多余的模态数。将以有效信息成分为主的IMFs进行重组,如图4所示,图4显示经VMD重组后的信号与原纯净信号匹配度更佳。利用均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价标准, RMSE值越小,重组前后信号的拟合误差越低。CEEMDAN和VMD的RMSE值分别为2.444和1.877,表明VMD相比CEEMDAN能更好地适用于信号重组。

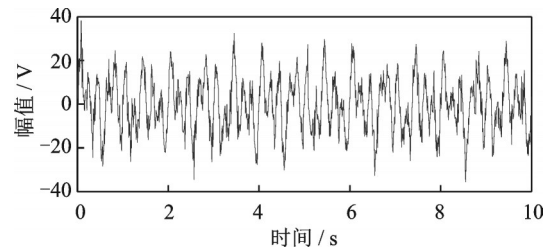
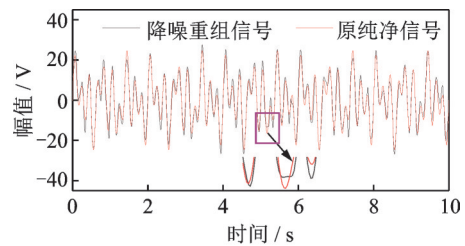


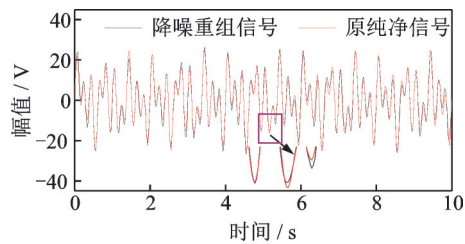
图3 噪声信号

Fig. 3 The noise signal



(a) CEEMDAN重组

(a) Recombined by CEEMDAN



(b) VMD重组

(b) Recombined by VMD

图4 不同方法重组信号

Fig. 4 Recombined signals by different methods

### 2.2 改进的VMD算法

VMD分解数的设置和模态分量的选取,是影响其分解和重组效果的两个重要因素。对于不同的分解数,信号重组误差均值不同,若重组误差均值最小,则分解数为最宜。同时,提出了自相关归一化函数(auto-correlation normalization function)和相关系

数 (correlation coefficient) 综合对 VMD 分解得到的 IMFs 进行筛选, 即 ACVMD。

图 5 为噪声信号与正常信号的自相关归一化函数。两种信号的峰值均出现在横坐标的零点处, 在其余点处, 噪声信号的波形基本稳定在零附近, 而正常信号波形随时间上下波动。

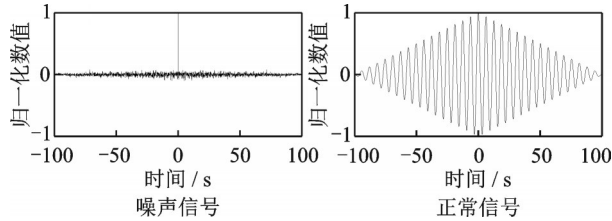


图 5 自相关归一化函数

Fig. 5 Autocorrelation normalization function

相关系数  $C$  的表达式为:

$$C = \frac{\sum_{t=0}^{\infty} y(t) \bar{f}_i(t)}{\sqrt{\sum_{t=0}^{\infty} y^2(t) \sum_{t=0}^{\infty} \bar{f}_i^2(t)}} \quad (4)$$

式中  $\bar{f}_i(t)$  为分解得到的模态分量;  $y(t)$  为原始信号。  $|C| \leq 1$ ,  $C$  值越高, 各模态分量与原信号的相关性越好; 当  $C$  值小于 0.3 时, 两信号序列为弱相关<sup>[22]</sup>。自相关函数将与相关系数相结合以识别有用的 IMFs 和噪声主导的 IMFs。

### 2.3 小波阈值 (WT)

小波阈值可对噪声主导的 IMFs 进行降噪, 由于软阈值<sup>[23]</sup>得到的小波系数有良好的连续性, 所得信号比较光滑, 因此本文使用软阈值函数, 其表达式为:

$$\bar{\theta} = \begin{cases} \text{sgn}(\theta_{j,k}) (|\theta_{j,k}| - \eta), & |\theta_{j,k}| \geq \eta \\ 0, & |\theta_{j,k}| < \eta \end{cases} \quad (5)$$

式中  $\theta_{j,k}$  为小波系数;  $\eta$  为阈值;  $\text{sgn}(\bullet)$  表示符号函数。

### 2.4 信号处理流程

如图 6 所示, 首先, 对原始信号进行初步 VMD 分解, 计算出不同分解数下信号的最小重组误差均值以确定最优的 VMD 分解。然后, 利用自相关函数和相关系数对分解得到的 IMFs 进行筛选, 保留有用的 IMFs, 同时利用小波软阈值对含噪为主的 IMFs 进行降噪, 以上过程即为 ACVMD-WT 降噪。最后, 将保留的 IMFs 与降噪后的 IMFs 进行重组, 得到降噪后的信号, 并利用模态辨识方法获取结构频率和阻尼信息。

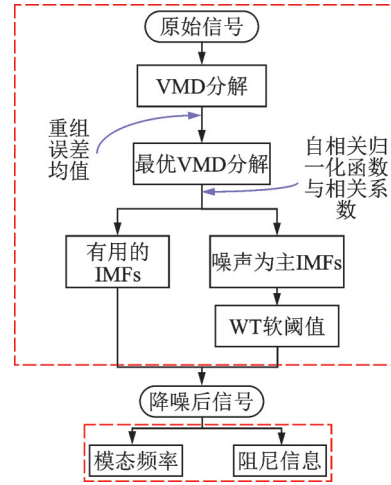


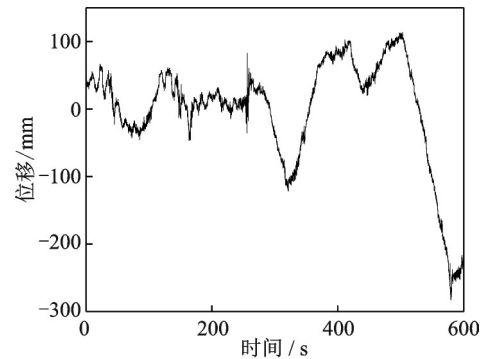
图 6 信号分析过程

Fig. 6 Signal analysis processes

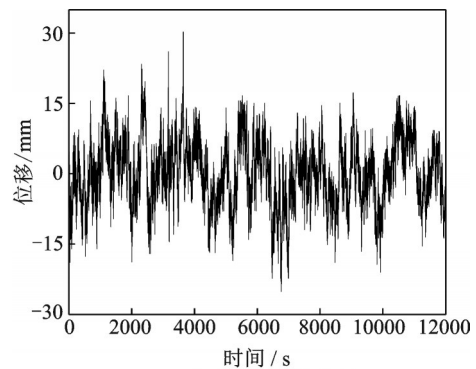
## 3 结构动态监测与模态特性分析

### 3.1 ACVMD-WT 性能分析

在对高耸结构监测数据分析前, 先利用 GNSS-RTK 实测信号分析不同噪声水平下所提方法的适用性。图 7 分别为某桥梁和海洋平台的监测信号, 监测频率分别为 10 和 1 Hz。在图 7 中, 两信号的噪声水平明显不同, 后者信号噪声更为严重, 无法准确识别其动态位移的变化情况。



(a) Original signal of the bridge



(b) Original signal of the offshore platform

图 7 不同噪声水平的原始信号

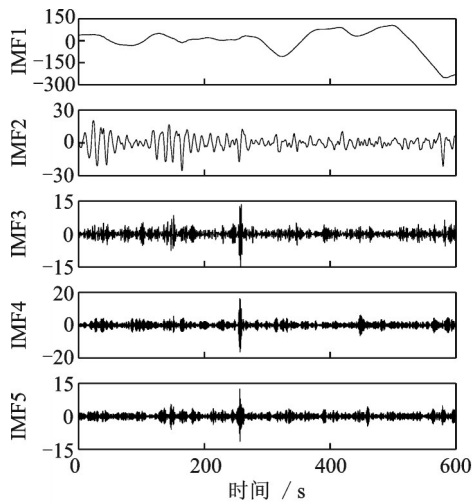
Fig. 7 Original signals with different noise levels

基于 CEEMDAN 易出现多余分量的特性,设定两信号 VMD 分解模态数低于 CEEMDAN 分解得到的 13 和 15 个 IMFs。VMD 不同分解数产生的信号重组误差均值如表 2 所示。由表 2 可知,分解数分别为 5 和 9 时,信号的重组误差均值最小。

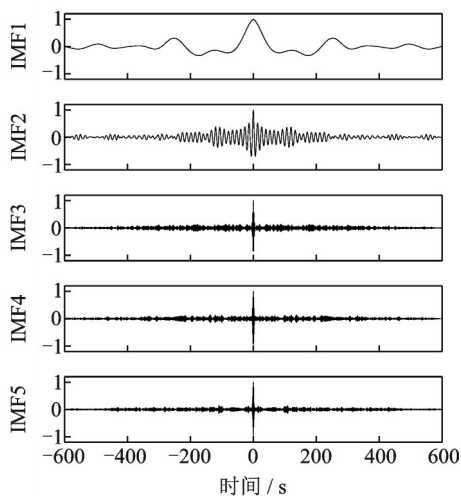
表 2 VMD 不同分解数的信号重组误差均值  
Tab.2 Mean value of signal recombination error for different decomposition numbers of VMD

桥梁信号		海洋平台信号	
分解数	重组误差均值	分解数	重组误差均值
3	$1.9 \times 10^{-8}$	6	$6.9 \times 10^{-8}$
4	$6.0 \times 10^{-8}$	7	$5.9 \times 10^{-8}$
5	$1.1 \times 10^{-9}$	8	$2.7 \times 10^{-8}$
6	$4.6 \times 10^{-8}$	9	$2.1 \times 10^{-8}$
7	$3.7 \times 10^{-9}$	10	$5.1 \times 10^{-8}$
8	$1.5 \times 10^{-8}$	11	$4.1 \times 10^{-8}$
9	$2.7 \times 10^{-8}$	12	$3.0 \times 10^{-8}$

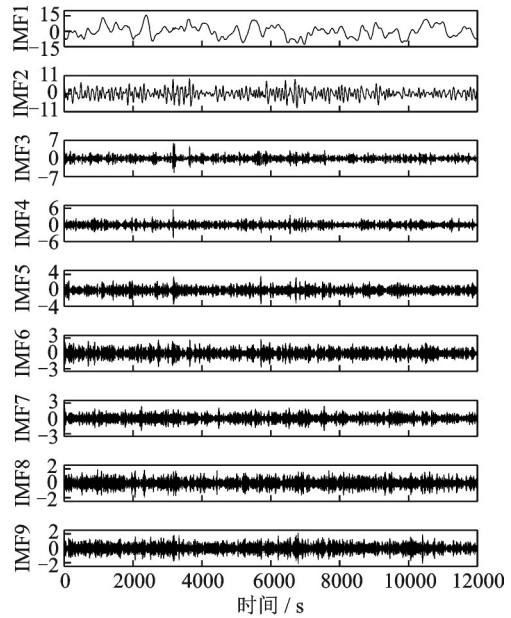
图 8 为两信号经 VMD 得到的 IMFs 及相应各 IMF 的自相关归一化函数图。结合图 8(a)~(b)可



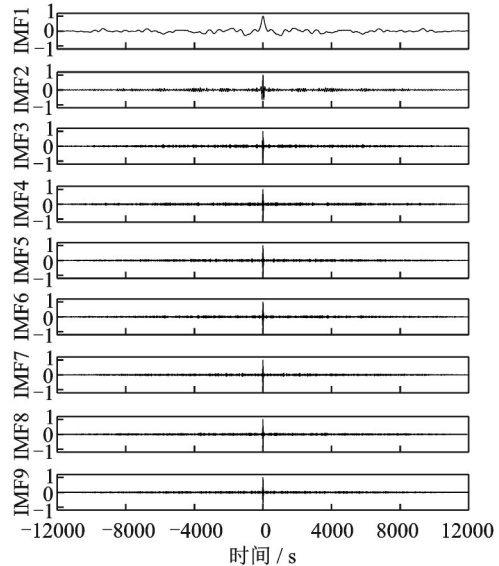
(a) 桥梁信号 VMD 分解  
(a) Bridge signal decomposed by VMD



(b) 各 IMF 自相关函数  
(b) Autocorrelation function of each IMF



(c) 海洋平台信号 VMD 分解  
(c) Offshore platform signal decomposed by VMD

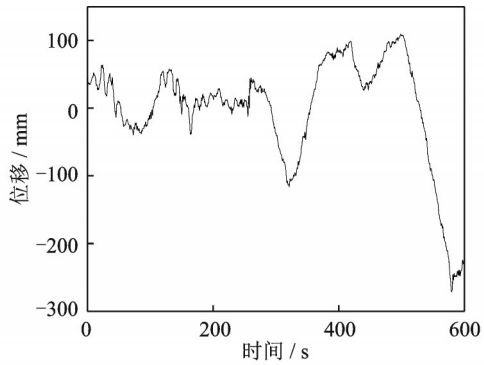


(d) 各 IMF 自相关函数  
(d) Autocorrelation function of each IMF

图 8 VMD 分解及相应的各 IMF 自相关归一化函数  
Fig. 8 VMD decomposition and corresponding IMF auto-correlation normalization functions

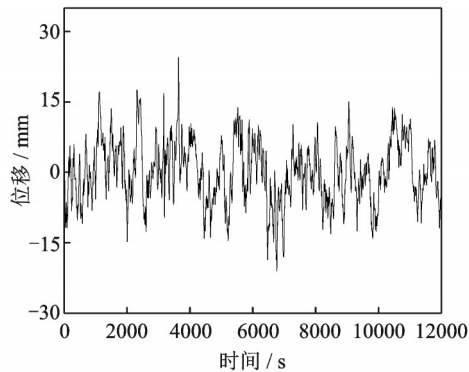
明显看出前两个 IMF 为有用分量。基于图 8(c)~(d),初步识别出第一个 IMF 为有用分量,若直接舍弃其余各 IMF,则有用信息会丢失,因此计算出图 8(c)各 IMF 与原信号的相关系数,前三个 IMF 相关系数值分别为 0.749, 0.482 和 0.328,大于 0.3,为非弱相关,予以保留。Daubechies(dbN)小波常用于工程信号的降噪,利用 db6 小波软阈值分别对图 8(a)的 IMF3~IMF5,图 8(c)的 IMF4~IMF11 进行 5 层分解<sup>[24]</sup>。将降噪后的 IMFs 与保留的 IMFs 进行重组,如图 9 所示。经降噪后,两信号的噪声水平显著降低。

为评价所提方法对不同噪声水平信号的降噪效



(a) 桥梁降噪后信号

(a) The signal of the bridge after noise reduction



(b) 海洋平台降噪后信号

(b) The signal of the offshore platform after noise reduction

图9 降噪后信号

Fig. 9 Signals after noise reduction

果,另对两信号进行CEEMDAN-WT降噪,并计算出信噪比(signal-noise ratio, SNR), RMSE及相关系数。SNR与相关系数值越大,表明降噪效果越佳,求解结果如表3所示。从表3中可以看出,本文方法的降噪指标均优于CEEMDAN-WT法。且当信号噪声水平相对越小,改进的VMD在有效减少IMF分解个数方面的优势越明显。

### 3.2 工程概况与设备布置

本次监测对象为天津广播电视塔(简称天塔),其全貌如图10所示。天塔始建于1991年,高度为415.2 m,自下而上分为塔基、塔座、塔身、塔楼、天线等。外筒为圆柱形筒体,直径从36.5 m逐渐缩小至12.5 m,每10 m的高度变坡一次,壁厚从1.8 m渐变至0.7 m左右;内筒则是电梯及消防梯井,矩形截角筒体<sup>[25]</sup>。天塔不仅是电视调频广播发射中心,还承担娱乐、旅游等功能,更是世界上仅有的一座



图10 天津广播电视塔全貌

Fig. 10 The panorama of Tianjin Radio and Television Tower

位于水中的高塔。鉴于天塔有多种重要功能,需定期对其进行健康监测。

试验时间为2021年1月13日,地点在天津市河西区,空气湿度为18%,温度为9℃左右,风力为4~5级,风速为1.2~6.6 m/s。主要的仪器为4套可同时接收GPS, GLONASS及BDS三种类型卫星信号的RTK。在天塔274 m空旷位置处的东、西、南3个方向(北方向遮挡严重,不再布置监测点)各放置1套RTK接收机作为移动站(D1, D2和D3),在水平距离移动站100 m处的地面上放置1套RTK接收机作为基准站,如图11所示。RTK采样率由1 Hz提升到10 Hz,高度截止角为15°,试验持续进行10 h。

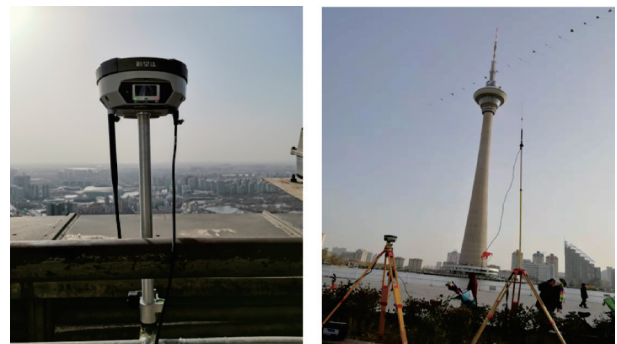
(a) 流动站  
(a) The mobile station(b) 基准站  
(b) The reference station

图11 现场仪器布置

Fig. 11 Field instrument layout

### 3.3 数据降噪处理

风荷载通常是影响结构水平位移变化的重要因素,3个监测点水平方向(南北、东西方向)的位移变

表3 降噪结果对比

Tab. 3 Comparison of noise reduction results

方法	桥梁信号			海洋平台信号		
	SNR/dB	RMSE/mm	相关系数	SNR/dB	RMSE/mm	相关系数
CEEMDAN-WT	25.737	4.075	0.971	9.179	2.445	0.937
ACVMD-WT	27.556	3.460	0.998	11.941	1.995	0.960

化如表 4 所示。D3 监测点南北方向的位移波动变化大于东西方向的位移波动,而 D1 和 D2 则相反,且 D1 监测点东西方向的位移最大值达到了 97.1847 mm。

表 4 监测点位移

**Tab. 4 Displacements of monitor points**

监测点	南北方向/mm	东西方向/mm
D1	-30.6244~28.8285	-53.1727~97.1847
D2	-20.5179~29.5902	-47.3092~38.4979
D3	-38.1344~37.4552	-29.0875~35.6217

选取 D3 测点的部分数据进行分析,如图 12 所示。在图 12 中,水平方向的位移在 ±40 mm 内变化,南北方向的位移(信号 N)波动总体大于东西方向(信号 W),与 D3 点位移变化趋势相吻合。本次试验中的基准站与移动站距离仅为 100 m,背景噪声是影响监测结果的重要误差来源。从图 12 中可以看出,在噪声影响下,无法更好地识别天塔的动态位移,因此需要对原信号进行降噪处理。

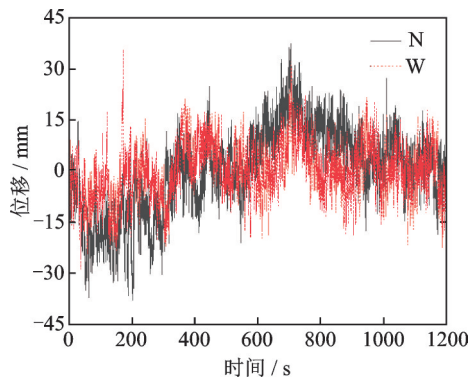


图 12 原始信号

Fig. 12 The original signal

依据 2.4 节,利用 VMD 对信号 W 进行初步分解。为能有效设置 VMD 分解的模态数,先对信号进行 CEEMDAN 分解得到 15 个 IMF,因此 VMD 分解的模态数不超过 15 个。不同 VMD 分解数得到的信号重组误差均值如表 5 所示。由表 5 可知,当模态数为 12 时,信号重组误差均值最小,表明信号经

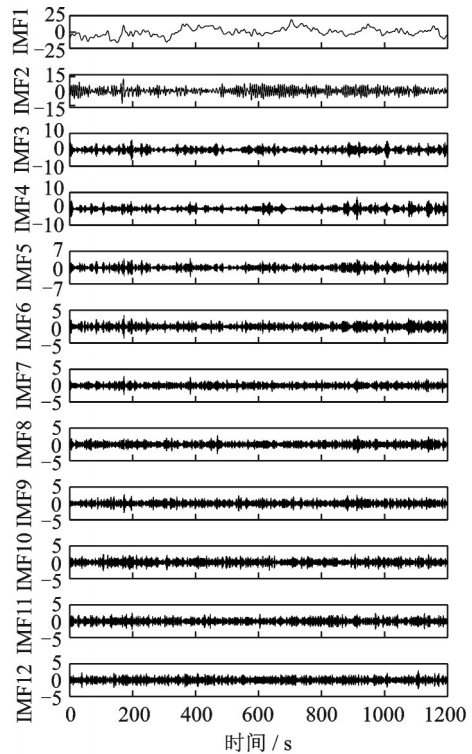
表 5 不同 VMD 分解数得到的信号重组误差均值

Tab. 5 The mean value of the signal recombination error obtained by different VMD decomposition numbers

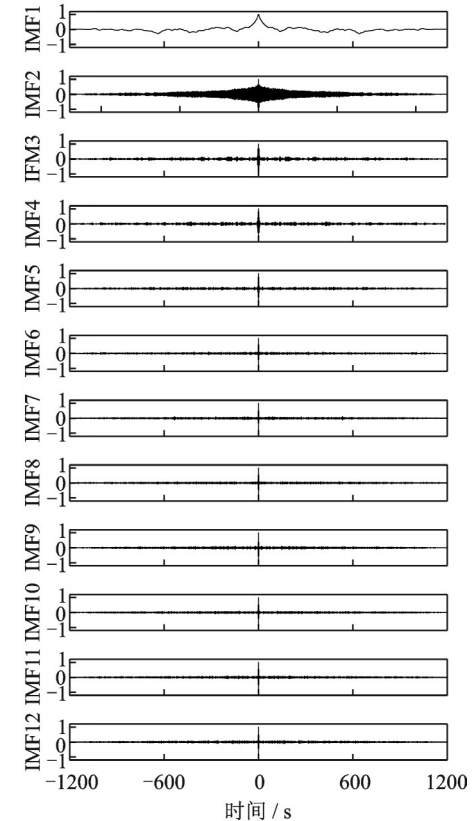
分解数	重组误差均值
9	$6.0 \times 10^{-8}$
10	$2.8 \times 10^{-8}$
11	$4.5 \times 10^{-8}$
12	$4.4 \times 10^{-9}$
13	$2.0 \times 10^{-8}$
14	$4.1 \times 10^{-8}$
15	$2.9 \times 10^{-8}$

VMD 分解为 12 个 IMF 最合理,如图 13(a)所示。

然后对各 IMF 进行自相关归一化求解。由图 13(b)可知,IMF1 和 IMF2 含有更多的有用信息成



(a) VMD 分解  
(a) Decomposed by VMD



(b) 各 IMF 自相关函数  
(b) Autocorrelation function of each IMF

图 13 信号分解及各 IMF 自相关归一化函数

Fig. 13 Decomposition of the signal and autocorrelation normalization of each IMF

分,为减少有用信息成分的丢失,利用相关系数对IMFs进行进一步筛选,结果如表6所示。

由表6可知,前4个IMF的系数值最大,与W的相关性最好。后8个IMF的系数值均小于0.3,与原信号属于弱相关。基于各IMF相关系数和自相关函数的综合分析,将IMF1~IMF4作为有用IMFs。然后利用db6小波软阈值对IMF5~IMF12进行5层分解降噪。最后将IMF1~IMF4和处理后的IMFs进行重组,得到信号W1。同理,对信号N进行相同步骤的降噪处理得到N1,如图14所示。

表 6 各 IMF 与原信号相关系数

Tab. 6 Correlation coefficient between each IMF and the original signal

IMFs	相关系数	IMFs	相关系数
IMF1	0.794	IMF7	0.116
IMF2	0.484	IMF8	0.124
IMF3	0.380	IMF9	0.126
IMF4	0.334	IMF10	0.130
IMF5	0.174	IMF11	0.121
IMF6	0.128	IMF12	0.125

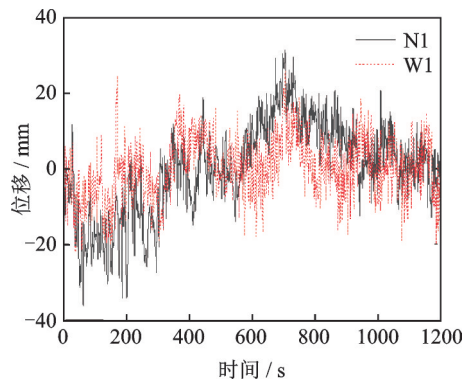


图 14 重组信号

Fig. 14 The recombined signal

降噪后的位移基本在±30 mm内,相比图12,尽管仍存有噪声,但其影响明显得到削弱。同时对信号N和W分别进行EEMD,CEEMDAN和CEEMDAN-WT降噪处理。表7给出了不同方法降噪后的SNR, RMSE及相关系数值。从表7中可以看出, EEMD的降噪效果最差, CEEMDAN和CEEMDAN-WT的降噪效果优于EEMD。而ACVMD-WT算法的SNR分别为13.354和10.120 dB; RMSE分别为2.617和2.363 mm, 优于前三种算法的评价指标, 相关系数值也大于前三者。表明所提算法不仅能有效削弱噪声, 还能保留信号有效信息。

### 3.4 模态参数分析

对降噪前后的两信号进行快速傅里叶变换得到

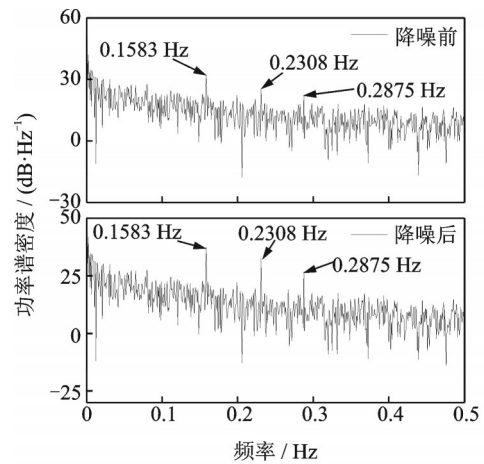
表 7 不同方法降噪结果

Tab. 7 Noise reduction results of different methods

方法	SNR/dB		RMSE/mm		相关系数	
	N1	W1	N1	W1	N1	W1
EEMD	3.869	2.716	5.717	4.439	0.911	0.838
CEEMDAN	7.212	4.338	4.991	4.077	0.917	0.862
CEEMDAN-WT	10.496	7.482	3.570	3.096	0.959	0.923
ACVMD-WT	13.354	10.120	2.617	2.363	0.978	0.956

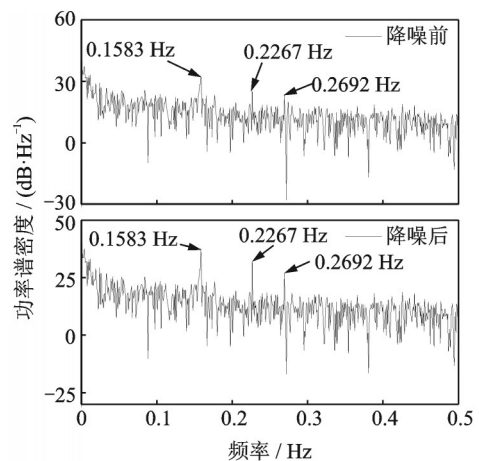
对应的功率谱,如图15所示。由图15可知,降噪后信号的频率峰值点更加明显,能更好地辨识出天塔水平方向的前三阶频率。第一阶频率均为0.1583 Hz,虽然第二、三阶频率带较为密集,但仍能从降噪后功率谱中准确识别出对应的频率,证明了ACVMD-WT算法有助于提高结构频率参数的辨识度。

本团队曾在2014年对天塔进行过监测,并由有限元模型得到了结构前五阶频率(0.1586, 0.2250,



(a) 信号N降噪前后功率谱

(a) The power spectrum of signal N before and after decreasing noise



(b) 信号W降噪前后功率谱

(a) The power spectrum of signal W before and after decreasing noise

图 15 降噪前后信号功率谱

Fig. 15 The power spectra of signals before and after noise reduction



0.2763, 0.3785 和 0.4581 Hz)<sup>[26]</sup>。在此前试验中, RTK 采样率为 1 Hz, 仅得到了第一阶频率(0.1590 Hz), 与有限元分析值的相对误差为 0.252%。本次通过提升采样率和经更优算法的降噪处理后, 识别出了更高阶数的频率参数。

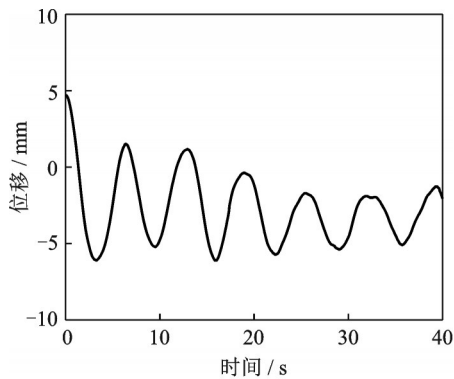
如表 8 所示, 一阶频率与有限元相对误差为 0.189%, 小于此前误差, 前三阶频率与有限元相对误差的最大值也仅为 4.054%, 说明在提高频率辨识阶数的基础上准确获取到了结构的前三阶频率; 同时, 也表明天塔在长期使用过程中其固有频率无显著改变, 仍保持良好的结构特性。

表 8 相对频率误差

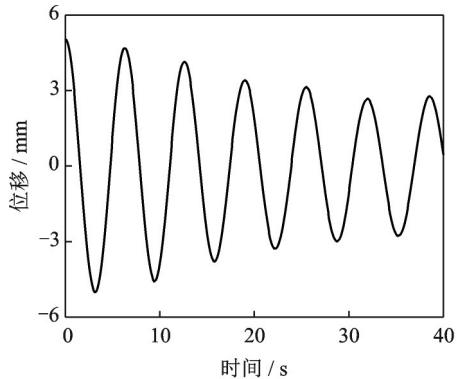
Tab. 8 Errors of relative frequency

阶数	N1		W1		有限元	
	频率/ Hz	误差/ %	频率/ Hz	误差/ %	频率/ Hz	误差/ %
1 阶	0.1583	0.189	0.1583	0.189	0.1586	—
2 阶	0.2308	2.578	0.2267	0.756	0.2250	—
3 阶	0.2875	4.054	0.2692	2.570	0.2763	—

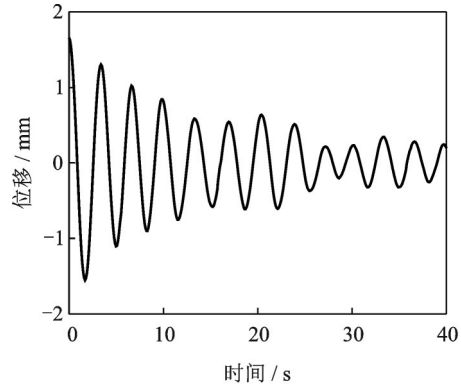
在表 8 中, y 方向(W1)的频率与有限元结果的相对误差相对更小, 利用随机减量技术(random decrement technique, RDT)<sup>[27]</sup>获取到 W1 含相应模式的自由衰减响应, 如图 16 所示。基于前人研究, 本次子样本数为 1000(通常大于 400), 截取时间为



(a) 一阶模态自由衰减响应  
(a) Free decay response of the first-order mode



(b) 二阶模态自由衰减响应  
(b) Free decay response of the second-order mode



(c) 三阶模态自由衰减响应  
(c) Free decay response of the third-order mode

图 16 y 方向自由衰减信号

Fig. 16 The free decay signals of the y-direction

40 s。将自由衰减响应作为 Ibrahim Time Domain (ITD)<sup>[28]</sup>的输入响应提取结构的阻尼信息, 前三阶阻尼比分别为 1.76%, 3.36% 和 0.33%。

基于 GNSS-RTK 技术成功拾取到高耸结构的频率和阻尼信息, 证明了该技术在提取低频结构模态参数方面的可靠性和准确性, 所得结果可为结构的动力特性评估提供依据。

## 4 结 论

本文以 GNSS-RTK 技术为依托, 对具有低频响应的高耸结构进行动态监测, 并对噪声误差, 数据降噪及结构的模态识别进行研究, 结论如下:

(1) 水域环境产生的噪声误差相比水泥地更大, 为建立更为合适的滤波以降低背景噪声, 提出了 ACVMD-WT 法。所提方法适用于不同噪声水平信号的降噪, 并实现了 VMD 分解数的合理设置和 IMF 分量的有效选取。

(2) 对结构水平方向信号降噪后, 所提滤波算法的 SNR 及相关系数值大于 EEMD, CEEMDAN 和 CEEMDAN-WT 相应的值, RMSE 值均小于后三种算法, 表明所提算法在充分保留信号有用成分的基础上可有效削弱噪声。

(3) 在提高 RTK 采样率和实施 ACVMD-WT 降噪后, 成功提取到结构的前三阶频率和阻尼比, 频率峰值识别度也更加明显。一阶频率与有限元分析的相对误差低于先前的试验误差, 相比此前试验, 提高了模态参数可识别阶数及准确性。

### 参考文献:

[1] 熊春宝, 路华丽, 朱劲松, 等. 基于 GPS-RTK 和加速度计的桥梁动态变形监测试验[J]. 振动与冲击, 2019, 38(12): 69-73.

- XIONG Chunbao, LU Huali, ZHU Jinsong, et al. Dynamic deformation monitoring of bridge structures based on GPS-RTK and accelerometers[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(12): 69-73.
- [2] Yuan K, Zhu W D. Estimation of modal parameters of a beam under random excitation using a novel 3D continuously scanning laser Doppler vibrometer system and an extended demodulation method[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 155: 107606.
- [3] Granello G, Andisheh K, Palermo A, et al. Microwave radar interferometry as a cost-efficient method of monitoring the structural health of bridges in New Zealand [J]. *Structural Engineering International*, 2018, 28(4): 518-525.
- [4] Zhang G J, Guo G L, Li L, et al. Study on the dynamic properties of a suspended bridge using monocular digital photography to monitor the bridge dynamic deformation[J]. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2018, 8(4): 555-567.
- [5] Chang N, Wang W J, Hong X, et al. Joint angle and delay estimation for GNSS multipath signals based on multiple sparse Bayesian learning [J]. *GPS Solutions*, 2021, 25(2): 64.
- [6] Yu J Y, Meng X L, Yan B F, et al. Global Navigation Satellite System-based positioning technology for structural health monitoring: a review[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(1): e2467.
- [7] 梁强武, 吴玖荣, 屈康能, 等. GPS测量系统和全站仪对在建超高层建筑动力特性的识别[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(6): 2421-2428.
- LIANG Qiangwu, WU Jiurong, QU Kangneng, et al. Dynamic characteristics identification of super high-rise building under construction by GPS and total station measuring system[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(6): 2421-2428.
- [8] Li X, Huang G W, Zhang Q, et al. A new GPS/BDS tropospheric delay resolution approach for monitoring deformation in super high-rise buildings[J]. *GPS Solutions*, 2018, 22(3): 1-12.
- [9] Yi Z H, Kuang C L, Wang Y R, et al. Combination of high and low rate GPS receivers for monitoring wind-induced response of tall buildings[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4100.
- [10] Xiong C B, Niu Y B. Investigation of the dynamic behavior of a super high-rise structure using RTK-GNSS technique[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2019, 23(2): 654-665.
- [11] Lee J K, Kim J O. The use of wavelet shrinkage to reduce the multipath effect in a GNSS based bridge health monitoring system[J]. *Journal of Korean Society for Geospatial Information Science*, 2018, 26(2): 33-51.
- [12] Xu A, Wu J R, Zhao R H. Wavelet-transform-based damping identification of a super-tall building under strong wind loads[J]. *Wind and Structures*, 2014, 19(4): 353-370.
- [13] Li M, Ren W X, Huang T L, et al. Extraction of the bridge temperature strain effect based on EMD and IMF energy[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2016, 10(1): 41-48.
- [14] 刘鹏, 陈云鹏, 邹应全. 基于总体经验模态分解的桥梁动态位移重构[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(3): 606-615.
- LIU Peng, CHEN Yunpeng, ZOU Yingquan. Bridge dynamic displacement refactoring based on ensemble empirical mode decomposition[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(3): 606-615.
- [15] 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.
- [16] 熊春宝, 陈雯, 王猛, 等. 基于RTK-GNSS的海上平台桩腿结构水平位移监测[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2021, 54(8): 781-789.
- XIONG Chunbao, CHEN Wen, WANG Meng, et al. Horizontal displacement monitoring of pile leg structure of offshore platform by RTK-GNSS[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2021, 54(8): 781-789.
- [17] 于丽娜, 熊春宝, 熊爱成, 等. 基于改进CEEMDAN分解的GNSS-RTK监测信号处理方法[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2021, 54(8): 816-824.
- YU Lina, XIONG Chunbao, XIONG Aicheng, et al. A GNSS-RTK monitoring signal processing method based on improved CEEMDAN decomposition[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2021, 54(8): 816-824.
- [18] 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.
- 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.
- [19] 徐元博, 蔡宗琰, 胡永彪, 等. 强噪声背景下频率加权能量算子和变分模态分解在轴承故障提取中的应用[J]. *振动工程学报*, 2018, 31(3): 513-522.
- XU Yuanbo, CAI Zongyan, HU Yongbiao, et al. A frequency-weighted energy operator and variational mode decomposition for bearing fault detection[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(3): 513-522.

- [20] Wang R, Xu L, Liu F K. Bearing fault diagnosis based on improved VMD and DCNN[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2020, 22(5): 1055-1068.
- [21] 殷红,董康立,彭珍瑞.基于VMD-SSI的结构模态参数识别[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(10): 81-91.  
YIN Hong, DONG Kangli, PENG Zhenrui. Structural modal parameter identification based on VMD-SSI[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(10): 81-91.
- [22] 杨琦,陈智才.基于EMD和相关系数法的列车滚动轴承故障诊断方法研究[J]. *电力机车与城轨车辆*, 2018, 41(3): 15-17.  
YANG Qi, CHEN Zhicai. Fault diagnosis method for train rolling bearing based on EMD and CCM[J]. *Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles*, 2018, 41(3): 15-17.
- [23] 李薇,白艳萍.基于MEEMD小波软阈值函数的去噪方法[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2018, 32(5): 189-198.  
LI Wei, BAI Yanping. Denoising method based on MEEMD wavelet soft threshold function[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2018, 32(5): 189-198.
- [24] 余腾,胡伍生,吴杰,等.基于小波阈值去噪与EMD分解方法提取润扬大桥振动信息[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(12): 264-270.
- [25] YU Teng, HU Wusheng, WU Jie, et al. Extraction of Runyang bridge vibration information based on a fusion method of wavelet threshold denoising and EMD decomposition[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(12): 264-270.
- [25] 田力耘. GNSS-RTK技术在超高层建筑动态变形监测中的应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2014.  
TIAN Liyun. Research on the application of GNSS-RTK technology in the dynamic deformation monitoring of super high-rise buildings [D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
- [26] Xiong C B, Niu Y B, Li Z. An investigation of the dynamic characteristics of super high-rise buildings using real-time kinematic-global navigation satellite system technology[J]. *Advances in Structural Engineering*, 2018, 21(5): 783-792.
- [27] Hao W, Yang Q S. Applicability of random decrement technique in extracting aerodynamic damping of cross-wind-excited tall buildings[J]. *Journal of Building Engineering*, 2021, 38(4): 102248.
- [28] Siringoringo D M, Fujino Y. System identification of suspension bridge from ambient vibration response[J]. *Engineering Structures*, 2008, 30(2): 462-477.

## Dynamic monitoring and modal analysis of the high-rise structure by GNSS-RTK based on ACVMD-WT method

XIONG Chun-bao<sup>1</sup>, WANG Meng<sup>1</sup>, SHANG Zhi<sup>1</sup>, SHI Qing-fa<sup>2</sup>

(1.School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China;

2.Tianjin Surveying and Hydrography Co., Ltd., Tianjin 300304, China)

**Abstract:** To evaluate the safety performance of the high-rise structure, GNSS-RTK technology is applied for the dynamic monitoring of Tianjin radio and television tower. The monitoring errors and noise are analyzed. An ACVMD-WT algorithm is proposed based on variational modal decomposition (VMD) and wavelet threshold (WT). The simulation signal verifies that VMD has superior signal reorganization ability than the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN). The algorithm adopted is used to denoise the horizontal signals and obtain the structural modal parameters. The results show that the water environment is prone to generate background noise, which adversely affects the monitoring result. The information components are selected effectively by ACVMD-WT mixed filter, and the signals before and after noise reduction have a strong correlation. In contrast to the ensemble empirical mode decomposition (EEMD), CEEMDAN, and CEEMDAN-WT, the method used has a better noise reduction effect. The first three-order frequencies and damping information of the structure are better captured from the noise reduction signal, the relative error of the first-order frequency with the finite element analysis is 0.189%, and the maximum value of the third-order frequency relative error is only 4.054%, improving the recognition and accuracy of the modal frequency.

**Key words:** high-rise structure; modal analysis; GNSS-RTK; denoising; ACVMD-WT

**作者简介:** 熊春宝(1964—),男,博士,教授。电话: 13920367882; E-mail: xcb1710737997@163.com。

**通讯作者:** 王 猛(1996—),男,博士研究生。电话: 15843024172; E-mail: w1710737997@163.com。