



ELMD 并联式组合模型在沉降分析中的可行性研究

吴开岩^{1,2} 张献州² 黄雨微² 杨龙杰³ 马 龙² 吴战广⁴ 王 鹏²

1 四川省第三测绘工程院,四川 成都,610500

2 西南交通大学地球科学与环境工程学院,四川 成都,610031

3 四川隧道科技股份有限公司,四川 成都,610031

4 株洲中车时代电气股份有限公司,湖南 株洲 412001

摘要: 时频分解方法局部均值分解(local mean decomposition, LMD)在沉降监测中已经得到了应用,但在使用中会出现模态混叠现象。总体局部均值分解(ensemble local mean decomposition, ELMD)通过添加辅助噪声可以抑制局部均值分解过程中出现的模态混叠现象。提出了一种基于 ELMD 的并联式组合沉降预测方法,结合高速铁路某桥梁实际监测数据,在对 ELMD 模型进行仿真分析的基础上,分别使用 ELMD 和 LMD 将一组离散非线性信号分解为 3 个 PF 分量和 1 个剩余分量,并利用支持向量机和卡尔曼滤波进行预测验证。结果表明:使用 ELMD 进行分解的过程中能够很好地抑制 LMD 方法中出现的模态混叠问题。在预报精度方面,基于 ELMD 的并联式组合模型的平均相对误差可以达到 8.3%,可为沉降监测的预报工作提供参考和借鉴。

关键词: 精密工程测量; 总体局部均值分解; 模态混叠; 非线性预测; 沉降监测;

中图法分类号:P216; P258

文献标志码:A

在沉降监测中,为保证基建工程的顺利建设,使用了如液体静力水准仪、裂缝计等传感器实时监测变形体的变化。传感器所测得数据具有数据量大且非平稳等特点,传统的预测方法如灰色模型、时间序列、回归模型、神经网络都不能有效的对这类数据进行分析与预测^[1-3]。目前,就这类数据而言,通常使用小波变换、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等时频分解方法对数据进行分析与预测。王新洲等使用了小波分解和支持向量机相结合来对数据进行分析与预测^[4],但小波分解不适于处理离散信号且缺乏一定的自适应性,是一种人为主观的分割;王勇等使用经验模态分解和神经网络的组合模型对监测信号进行预测^[5],但经验模态分解会出现过包络、端点效应、欠包络、模态重叠等问题,会对预测模型产生较大影响。任超等使用了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和支持向量机的组合模型对沉降监测数据

进行分析与预测^[6]。集合经验模态分解很好的抑制了模态混叠问题的出现,但对于 3 次样条差值本身可能出现的端点效应等问题并没有解决。

作为一种新的时频分解方法局部均值分解(local mean decomposition, LMD)很好地解决了经验模态中过包络、欠包络、端点效应的问题^[7],并且在沉降监测中已经得到了应用^[8-10]。但在使用中无法抑制模态混叠带来的影响,同样会导致预测过程中出现较大偏差,整体适用性上存在不足。

总体局部均值分解(ensemble local mean decomposition, ELMD)法可解决上述问题。该方法通过对原始信号多次加入白噪声并采用 LMD 分解,取多次分解后的平均值作为分解值,抑制了模态混叠现象,并且兼备 LMD 方法的优点。本文基于 ELMD 设计了一种并联式组合模型,通过实验证明其正确性,并以实际监测数据处理结果证明其优势。

1 LMD 和 ELMD 方法

1.1 LMD 方法

任意原始信号 $x(t)$, 其 LMD 分解过程归纳如下。

1) 确定信号 $x(t)$ 的所有局部极值点 n_i , 计算两个相邻极值点 n_i 和 n_{i+1} 的平均值 m_i 和包络估计值 a_i :

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}, i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$a_i = \left| \frac{n_i - n_{i+1}}{2} \right|, i = 1, \dots, n \quad (2)$$

2) 用折线将所有相邻 m_i 连接起来, 用滑动平均法进行处理, 得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。用同样方法得到包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

3) 从原始信号中分离出局部均值函数 $m_{11}(t)$, 得到:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

4) 对 $h_{11}(t)$ 进行解调:

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

理想情况下, $s_{11}(t)$ 是一个纯调频信号, 即它的包络估计函数 $a_{12}(t)$ 满足 $a_{12}(t) = 1$ 。如果不满足该情况, 则需重复上述过程, 直到 $s_{1n}(t)$ 满足 $1 - \Delta \leq s_{1n}(t) \leq 1 + \Delta$ 后停止迭代。有:

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases} \quad (6)$$

迭代终止条件为 $\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1$ 。实际应用中, 为了减少运算迭代次数, 可设置微小变量 Δ , 满足 $1 - \Delta \leq a_{1n} \leq 1 + \Delta$ 时, 迭代终止。

5) 把迭代过程中所产生的所有包络估计函数相乘得到瞬时幅值函数(包络信号):

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (7)$$

6) 将纯频信号 $s_{1n}(t)$ 和包络信号 $a_1(t)$ 相乘可得到第一个 PF 分量 $PF_1(t)$:

$$PF_1(t) = s_{1n}(t)a_1(t) \quad (8)$$

从原始信号中将 $PF_1(t)$ 分离出来, 可得到一个时间序列信号 $u_1(t)$, 将 $u_1(t)$ 作为原始信号并重复上述过程, 直到 $u_k(t)$ 为一个单调函数后停止。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (9)$$

1.2 ELMD 原理

模态混叠是指原始信号中某频段存在断续或者畸变的情况下, 不同频率分量被分解到同一 PF 分量中或同一频率分量被分解到不同的 PF 分量中, 由此提出 ELMD 方法来抑制模态混叠问题。首先将白噪声加入到待分解的信号中, 利用白噪声均匀地“污染”原信号, 之后采用 LMD 的方法对混入噪声的信号进行分解。由于在分解的过程中会自动地将信号分解到白噪声所确定滤波器组结构当中, 因此模态混叠问题会得到抑制。解决白噪声的存在引起分量失真的情况时利用白噪声所具有的统计特性, 在多次分解后取分解结果的平均值来抵消白噪声在分量中的残留部分, 便能保留真实的分解结果。综上所述, ELMD 方法的分解过程归纳如下^[11]。

1) 向一组原始的时间序列信号 $\{Y(t)\}$ 中加入一组已知的白噪声 $\{n_m(t)\}$ 。得到加噪后的时间序列信号为:

$$Z_m(t) = Y(t) + n_m(t) \quad (10)$$

2) 对加噪后的时间序列信号 $Z(t)$ 使用 LMD 进行分解, 得到若干乘积函数 PF 以及一个剩余分量 $u_k(t)$ 。

3) 多次重复步骤 1)、2), 每次掺杂不同幅值的白噪声信号。

4) 对每次得到的 PF 分量和剩余分量 $u_k(t)$ 作总体平均, 其均值作为最终分解结果。

1.3 卡尔曼滤波算法

离散系统的卡尔曼滤波模型的状态方程和观测方程分别为^[12]:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = \boldsymbol{\Phi}_{k+1,k}\mathbf{X}_k + \boldsymbol{\Psi}_{k+1,k}\mathbf{U}_{k+1} + \boldsymbol{\Omega}_{k+1} \\ \mathbf{L}_{k+1} = \mathbf{B}_{k+1}\mathbf{X}_{k+1} + \boldsymbol{\Delta}_{k+1} \end{cases} \quad (11)$$

式中, \mathbf{X}_k 、 \mathbf{U}_k 、 \mathbf{L}_k 分别为 t_k 时刻的状态向量、控制向量以及观测向量; $\boldsymbol{\Phi}_{k+1,k}$ 为 t_k 时刻至 t_{k+1} 时刻状态转移矩阵; $\boldsymbol{\Psi}_{k+1,k}$ 为 t_{k+1} 时刻控制矩阵; \mathbf{B}_{k+1} 为 t_{k+1} 时刻观测矩阵; $\boldsymbol{\Omega}_{k+1}$ 和 $\boldsymbol{\Delta}_{k+1}$ 分别为 t_{k+1} 时刻的动态噪声和观测噪声。

最终可推出其预报方程为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}(k+i/k) = \Phi_{k+i,k}\hat{\mathbf{X}}(k/k) + \sum_{r=k+1}^{k+i} \Psi_{k+i,r} U_r \\ \mathbf{D}_x(k+i/k) = \Phi_{k+i,k} \mathbf{D}_x(k/k) \Phi_{k+i,k}^T + \\ \sum_{r=k+1}^{k+i} \Phi_{k+i,r} \Gamma_{r,r-1} \mathbf{D}_{\Omega}(r-1) \Gamma_{r,r-1}^T \Phi_{k+i,r}^T \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\Phi_{j,k} = \Phi_{j,j} \Phi_{i,k}$

1.4 设计模型预测流程

1) 一组原始的时间序列信号 $\{Y(t)\}$, 使用ELMD得到 n 个 PF 分量和一个剩余分量 $u_k(t)$:
 $X(t) = PF_1 + PF_2 + PF_3 + \dots + PF_n + u_k(t)$ (13)

2) 使用支持向量机对 PF 分量进行预测, 使用卡尔曼滤波算法对剩余分量 $u_k(t)$ 进行预测, 所得预测时间序列分别为: $F_1, F_2, F_3, \dots, F_n, F_u$

3) 预测组合模型如图 1 所示, 对所得预测值进行重构得到最终预测值 W 。

$$W = F_1 + F_2 + F_3 + \dots + F_n + F_u \quad (14)$$

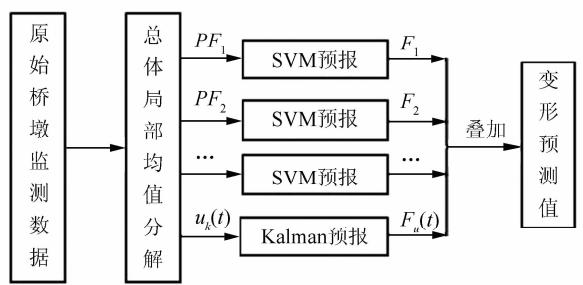


图 1 模型预测流程

Fig. 1 Flow Chart of Model Prediction

1.5 评价指标

为了评价所构建的并联式组合模型的预测精度, 采用如下统计量对模型预测效果进行评估:

平均相对百分比误差为:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{|X_t|} \quad (15)$$

均方误差为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2} \quad (16)$$

式中, X_t 为实测值; \hat{X}_t 为预测值。

2 仿真数据对比分析

产生一组仿真信号:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad t \in (0, 1200) \quad (17)$$

式中,

$$x_1(t) = \sin(2\pi t/1200),$$

$$x_2(t) = \sin(2\pi t/600),$$

$$x_3(t) = \begin{cases} 0.2 \sin(2\pi t/50), & t \in [200, 300] \cup \\ [600, 700] \cup [1000, 1100] \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

上述仿真信号采样率为 1 s, 时长为 1 200 s。其序列图如图 2 所示。

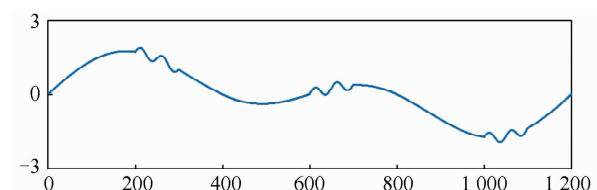


图 2 仿真信号序列图

Fig. 2 The Simulation of Time Series

首先对仿真信号分别进行 LMD 和 ELMD 分解。LMD 分解结果如图 3 所示, 得到 2 个 PF 分量以及一个剩余分量。在 PF_1 分量中, 包含两种不同频率的信号, 出现了明显的模态混叠。ELMD 分解结果如图 4 所示, 各阶 PF 分量的频率尺度统一。在分解过程中, 加入了幅值 0.1 的白噪声, 进行 500 次总体平均, 将 ELMD 所求分量进行重构, 与原始信号求差得到残差分量如图 5 所示, 其标准偏差不足 0.01。

3 算例分析

使用液体静力水准仪对下穿高速铁路某桥墩进行监测得到 103 期沉降时间序列, 如图 6 所示。其中, 仪器标准量程为 100 mm, 精度 $\pm 0.1\%$ F.S, 灵敏度 0.025% F.S, 采样间隔 3 h。所得时间序列中, 实际上是由自由振动响应和外荷载引

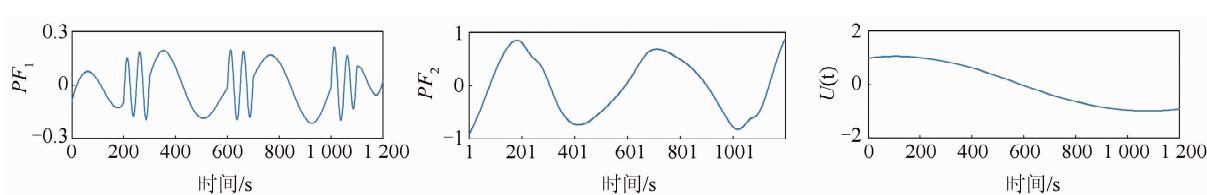


图 3 LMD 分解结果

Fig. 3 LMD Result

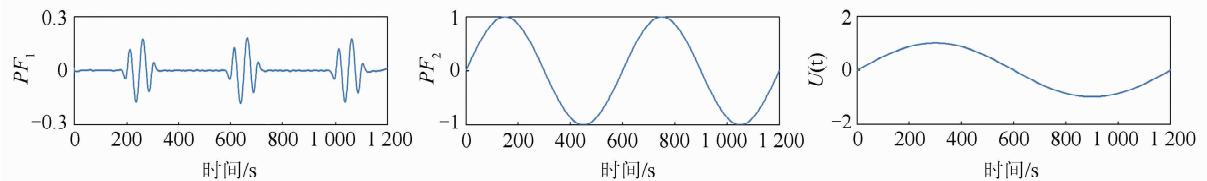


图 4 ELMD 分解结果

Fig. 4 ELMD Result

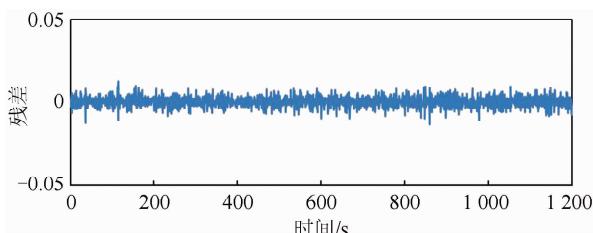


图 5 ELMD 重构后与原始信号残差

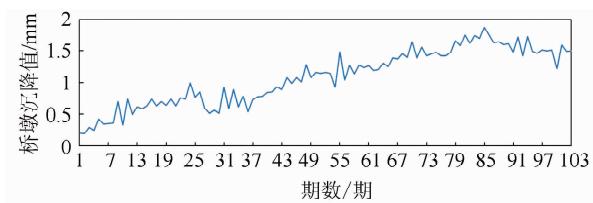
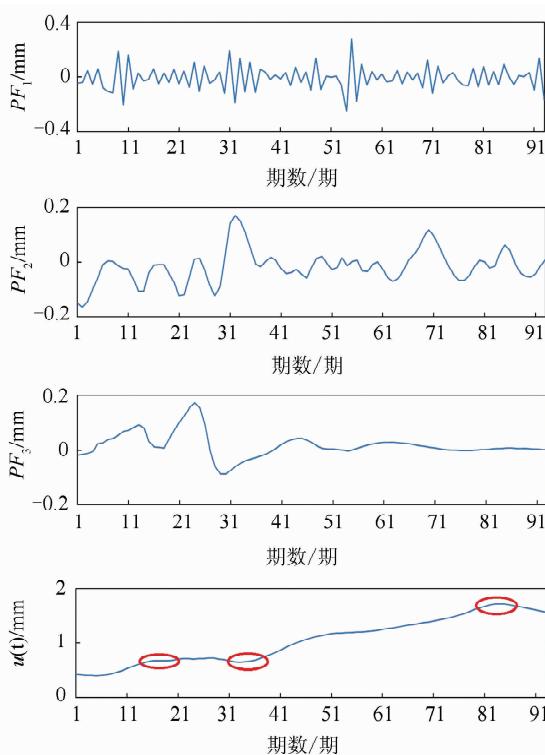
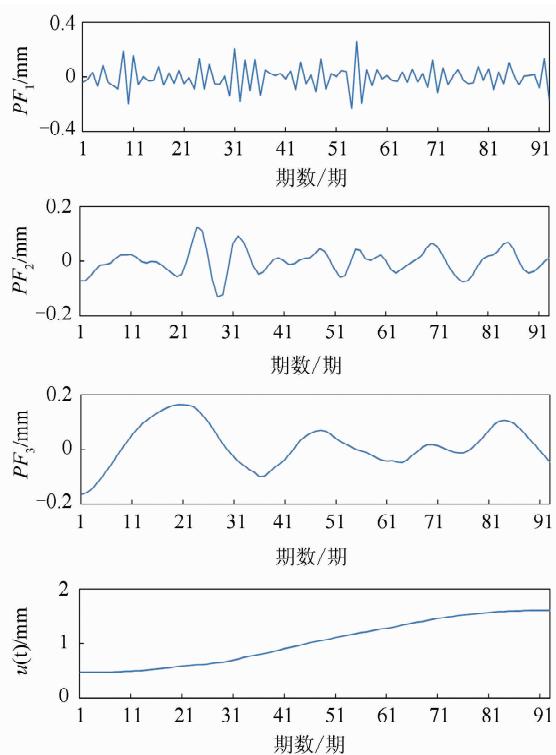
Fig. 5 Residual Error of The Original Signal and
ELMD Result

图 6 桥墩沉降序列

Fig. 6 The Pier Settlement Time Series



(a) LMD 分解结果



(b) ELMD 分解结果

图 7 LMD 和 ELMD 分解结果

Fig. 7 LMD and ELMD Result

起的强迫振动响应两部分组成。其中,外荷载的强迫振动主要是由风致振动、机械及交通荷载、水压力等因素的综合作用。

本次实验以前 93 期作为建模数据,后 10 期作为预测数据。使用 ELMD 和 LMD 进行对比实验,分析测量数据某频率信号不连续情况下的模拟和预测情况。在使用 ELMD 进行分解的过程中,对建模数据分别加入 500 次均值为零,方差为 0.1 的高斯白噪声,取 500 次分解结果的平均值作为最终分解结果。ELMD 与 LMD 分解所得分量情况如图 7 所示。

对比图 7(a)、7(b),由于在 LMD 分解过程中发生了模态混叠,使得 ELMD 分解结果要优于 LMD。对于 LMD 所得到的剩余分量 $u_k(t)$,在图 7(a)中可以发现,剩余分量 $u_k(t)$ 中(红圈标出)残留了 PF_3 分量的部分信号。

分析ELMD方法所得3个PF分量和1个剩余分量 $u_k(t)$ 。对于高频分量 PF_1 认为是测得噪声部分。对于中频分量 PF_2 、 PF_3 具有一定的趋势性以及部分随机性,主要是由于温度、桥墩自身摆动等因素引起的。对于低频分量 $u_k(t)$,认为是桥墩的实际沉降量,主要是由于基坑开挖以及区域降水等因素对桥墩造成影响。

对LMD以及ELMD所得分量进行预测,由于各PF分量是具有一定周期性的离散非线性数据,SVM算法在计算过程中,采用结构风险最小

原则,能够实现非线性向高维线性转变后支持向量回归模型的建立,能够较好预测此类数据^[13]。另外,卡尔曼滤波是一种有效的非线性动力学系统跟踪预测算法,因此本文应用常速卡尔曼滤波方法对非线性分量 $u_k(t)$ 进行预测。根据仪器精度指标,观测噪声取 $D_\Delta(k)=\pm 0.1\text{ mm}$,动态噪声主要包含加速度,可取为 $D_\Omega(k)=4 \cdot \Delta t^{-4} \cdot D_\Delta(k)$,另外,计算时取 $X(0/0)$ 变形值为第一期观测值,初使变形速度为零。预测结果以及重构结果如图8、图9所示。

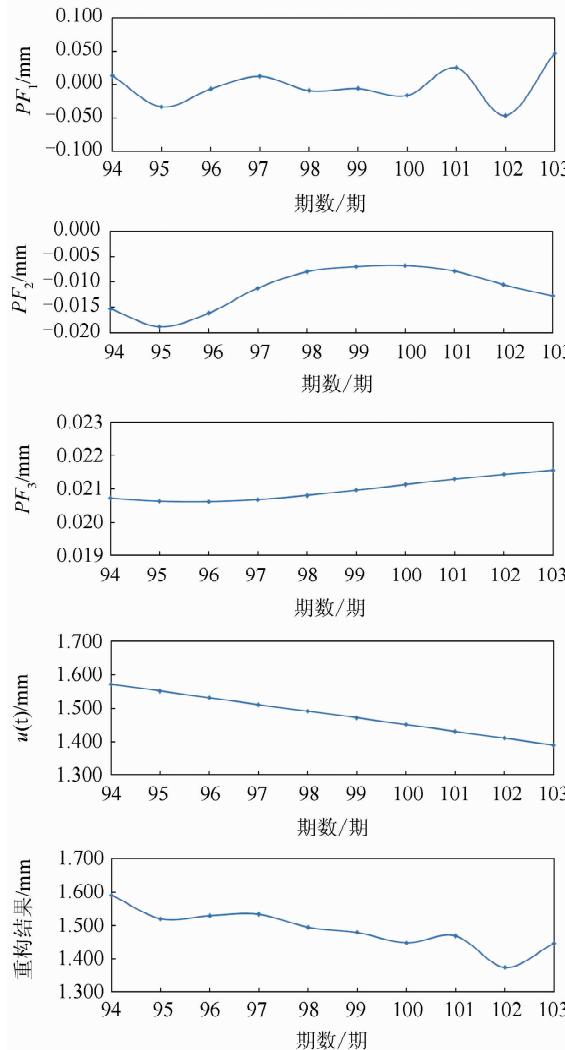


图8 LMD预测重构结果

Fig. 8 LMD Prediction and Refactoring Result

对比分析图8、图9可以发现:由于发生了模态混叠,对LMD所得各PF分量和剩余分量 $u_k(t)$ 的预测值都产生了不同程度的影响。剩余分量占整体信号比重较大,两种模型的最终预测值主要是由剩余分量 $u_k(t)$ 的预测值决定的。一般认为低频分量最能反映出变形体的实际变化规

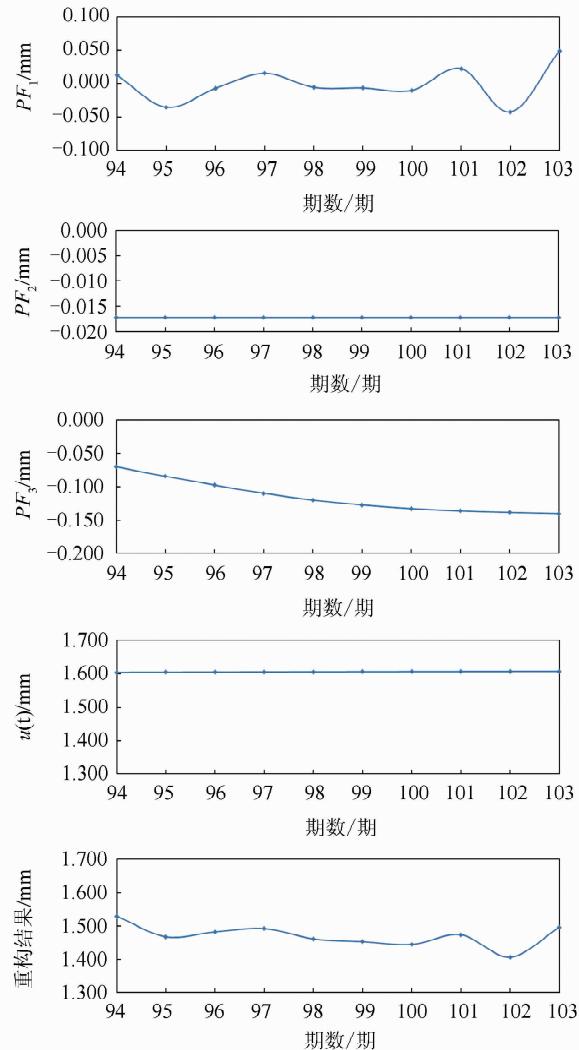


图9 ELMD预测重构结果

Fig. 9 ELMD Prediction and Refactoring Result

律,所以当剩余分量中发生了模态混叠的情况下会严重干扰整个模型分析预计预测能力。

最终预测值的预测精度评定如表1所示。

在发生模态混叠的情况下,ELMD的预测精度高于LMD。该方法能自适应抑制LMD方法中的模态混叠现象的出现,并且不损失LMD方

表 1 模型预测精度评定表

Tab. 1 Comparison of Prediction Errors

期次	ELMD 相对误差	LMD 相对误差
94	10.069	15.967
95	4.232	6.020
96	4.252	9.919
97	2.755	5.281
98	3.828	6.521
99	8.660	11.131
100	21.497	21.851
101	16.633	18.142
102	8.379	11.569
103	3.361	5.417
MAPE	8.367	11.182
RMSE	0.149	0.213

法的分解精度。抑制模态混叠后,本文设计的并联式方案发挥了时频分解以及传统分析模型的优点,因此该方案能更好的适用于沉降监测数据。

4 结 论

本文结合仿真分析说明了 ELMD 方法能够抑制模态混叠现象,并设计一种基于 ELMD 的并联式组合模型沉降分析方法,该方法可以分析出桥梁振动响应信息,在整体适用性上要优于基于 LMD 的并联式组合模型。实验结果表明,能以较高的精度对离散非线性信号进行模拟和预报,可为精密监测提供一定的参考。

值得注意的是,白噪声方差过大将被当作高频分量单独出现。另外,ELMD 分解后的重构信号与原始信号之间还是存在少量未被抵消的高斯白噪声。因此针对沉降监测数据使用 ELMD 时白噪声方差大小以及分解次数还需要进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Chen Guodong, Huang Tian, Application of Gray Kalman Filtering in the Settlement Monitoring[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2014, 31(02): 133-135(陈国栋, 黄甜. 灰色卡尔曼滤波在沉降监测中的应用[J]. 测绘科学技术学报, 2014, 31(2):133-135)
- [2] Li Xiaojie, Guo Rui, Huang Jin, et al. Application of Artificial Neural Network to Orbit Prediction of BeiDou Navigation Satellites[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(9): 1 253-1 258(李晓杰, 郭睿, 黄金, 等. 神经网络在北斗导航卫星轨道预报中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(9):1 253-1 258)
- [3] Xu Chang, Yue Dongjie, Dong Yufan, et al. Regression Model for Dam Deformation Based on Principal Component and Semi-parametric Analysis[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2011, 34(12):3738-3742(许昌, 岳东杰, 董育烦, 等. 基于主成分和半参数的大坝变形监测回归模型[J]. 岩土力学, 2011, 34(12):3 738-3 742)
- [4] Wang Xinzhou, Fan Qian, Xu Chengquan, et al. Dam Deformation Prediction Based on Wavelet Transform and Support Vector Machine[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(5):469-471+507(王新洲, 范千, 许承权, 等. 基于小波变换和支持向量机的大坝变形预测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(5):469-471+507)
- [5] Wang Yong, Yang Jing, Zhang Lihui, et al. Analysis of Signal Prediction Based on EMD and ANN [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2011, 31(6):121-123+135(王勇, 杨晶, 张立辉, 等. 基于经验模态分解与神经网络的信号预测[J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 31(6):121-123+135)
- [6] Ren Chao, Liang Yueji, Pang Guangfeng, et al. A Novel Multi-Step Prediction for Dam Deformation Prediction Based on EEMD[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2015, 35(5):816-820(任超, 梁月吉, 庞光锋, 等. 基于 EEMD 的大坝变形多步预测方法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2015, 35(5):816-820)
- [7] Zhang Kang. Research on Local Mean Decomposition Method and Its Application to Rotating Machinery Fault Diagnosis[D]. Changsha: Hunan University, 2012(张亢. 局部均值分解方法及其在旋转机械故障诊断中的应用研究[D]. 长沙:湖南大学, 2012)
- [8] Dong Zhengkun, Luo Yiyong, Jiang Sisi, et al. Dam Deformation Prediction Based on LMD-BP Network Modeling[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2015, 24(4):70-73(董正坤, 罗亦泳, 蒋斯斯, 等. 基于局域均值分解和 BP 神经网络的大坝变形预测[J]. 测绘工程, 2015, 24(4):70-73)
- [9] Li Sheng, Han Yongliang, Yang Hongwei, et al. Research on LMD-Elman-Based Time-serise Rolling Prediction of Slope Deformation in Open-pitmine [J]. *China Safety Science Journal*, 2015, 25(6): 22-28(李胜, 韩永亮, 杨宏伟, 等. 露天矿边坡变形的 LMD-Elman 时序滚动预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2015, 25(6):22-28)
- [10] Han Yongliang, Li Sheng, Yang Hongwei, et al. Research on LMD-BA-ELM-Based Model for Non-linear Prediction of Slope Deformation Time-series. [J], *China Safety Science Journal*, 2015, 25(9): 59-65(韩永亮, 李胜, 杨宏伟, 等. 基于 LMD-BA-

- ELM的边坡变形时序非线性预测模型研究[J]. 中国安全科学学报,2015,25(9):59-65)
- [11] Cheng Junsheng, Zhang Kang, Yang Yu. Ensemble Local Mean Decomposition Method Based on Noise-assisted Analysis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(03): 55-62(程军圣, 张亢, 杨宇. 基于噪声辅助分析的总体局部均值分解方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(03): 55-62)
- [12] Cui Xizhang, Yu Zongchou, Tao Benzao, et al. Generalize Surveying Adjustment[M] Wuhan: Wu University Press, 2009(崔希璋, 于宗俦, 陶本藻, 等, 广义测量平差[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2009)
- [13] Zhang Hao, Xu Sifa. Multi-scale Dam Deformation Prediction Based on Empirical Mode Decomposition and Genetic Algorithm for Support Vector Machines [J] *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*. 2011, 30(S2): 3 681-3 688(张豪, 许四法. 基于经验模态分解和遗传支持向量机的多尺度大坝变形预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30 (S2): 3 681-3 688)

The Feasibility Study on Settlement Monitoring of a Parallel Combination Prediction Method Based on ELMD

WU Kaiyan^{1,2} ZHANG Xianzhou² HUANG Yuwei² YANG Longjie³
MA Long² WU Zhanqiang⁴ WANG Peng²

1 The Third Academy of Engineering of Surveying and Mapping, Chengdu 610500, China

2 Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China

3 Sichuan Tunnel Tang Technology Co., Ltd, Chengdu 610031, China

4 Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd, Zhuzhou 412001, China

Abstract: In the field of time-frequency decomposition, the Local Mean Decomposition(LMD) method is applied in settlement monitoring, but the phenomenon of mode mixing can appear during the application, which results in inaccurate deformation signal extraction. The Ensemble Local Mean Decomposition(ELMD) method can be used to improve the mode of mixing the local mean decomposition by adding auxiliary noise to the original signal, and also can use the statistical characteristics of auxiliary noise to remove the mode mixing. This paper uses simulation data to analyze the model error in the ELMD method and presents a parallel combination prediction method based on ELMD. In the case of high speed railway bridge monitoring data, it divides a series of discrete nonlinear and unstable signal into three product function(PF) components and one remaining component. The method takes advantage of the support vector machine and Kalman filter algorithms to predict these components, and analyses the superiority of ELMD in the case of mode mixing and overall feasibility empirically. The results indicate that: the parallel combination model, based on ensemble local mean decomposition (ELMD), can eliminate the mode mixing problem in the local mean decomposition (LMD) method very well and extracts the deformation signal accurately. In terms of prediction precision, the mean relative error can reach 8.3%, and may provide a reference for prediction of deformation monitoring.

Key words: precise engineer surveying; ensemble local mean decomposition; mode mixing; nonlinear prediction; settlement monitoring

First author: WU Kaiyan, master, specializes in precision engineering survey. E-mail: wky781249@qq.com

Corresponding author: ZHANG Xianzhou, PhD, professor. E-mail: xzzhang@swjtu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41374002; the Science and Technology Project of Sichuan Province, No. 2015JQ0046; the Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University, No. IRT13092.