



基于ICEEMD-ICA与MDP准则的变形监测数据去噪方法

许承权, 范千

引用本文:

许承权, 范千. 基于ICEEMD-ICA与MDP准则的变形监测数据去噪方法[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2021, 46(11): 1658–1665.
XU Chengquan, FAN Qian. Denoising Method for Deformation Monitoring Data Based on ICEEMD-ICA and MDP Principle[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(11): 1658–1665.

相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于改进VMD的变形特征提取与分析](#)

Deformation Feature Extraction and Analysis Based on Improved Variational Mode Decomposition
武汉大学学报 · 信息科学版. 2020, 45(4): 612–619 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180286>

[集成变分模态分解和希尔伯特-黄变换的结构振动时频提取模型](#)

A Time-Frequency Extraction Model of Structural Vibration Combining VMD and HHT
武汉大学学报 · 信息科学版. 2021, 46(11): 1686–1692 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200646>

[利用小波包系数信息熵去除GNSS站坐标时间序列有色噪声](#)

Elimination of Colored Noise in GNSS Station Coordinate Time Series by Using Wavelet Packet Coefficient Information Entropy
武汉大学学报 · 信息科学版. 2021, 46(9): 1309–1317 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20190353>

[原子钟模型和频率稳定度分析方法](#)

Atomic Clock Models and Frequency Stability Analyses
武汉大学学报 · 信息科学版. 2019, 44(8): 1226–1232 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180058>

[利用互信息和IPSO-LSTM进行滑坡监测多源数据融合](#)

A Multi-source Heterogeneous Data Fusion Method for Landslide Monitoring with Mutual Information and IPSO-LSTM Neural Network
武汉大学学报 · 信息科学版. 2021, 46(10): 1478–1488 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210131>



基于ICEEMD-ICA与MDP准则的变形监测数据去噪方法

许承权¹ 范千²

1 闽江学院地理与海洋学院,福建 福州,350108

2 福州大学土木工程学院,福建 福州,350108

摘要:针对经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法存在信噪分离不准确的缺陷,以及独立分量分析(independent component analysis, ICA)存在不确定性的问题,提出了一种改进完备集成经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition, ICEEMD)、ICA与最小失真准则(minimal distortion principle, MDP)相结合进行变形数据去噪的方法。首先,使用ICEEMD方法对变形监测数据进行有效分解,并以此构建虚拟噪声信号;其次,对虚拟噪声进行二次ICEEMD分解,提取更接近真实噪声的二次虚拟噪声信号,再以二次虚拟噪声和原变形数据组成输入观测通道,使用ICA进行处理;然后,通过计算ICA处理后的独立分量与输入信号的相关系数,解决独立分量的排序不确定性与相位不确定性问题;最后,使用MDP准则有效解决了独立分量的幅值不确定性。对加噪仿真数据和实际桥梁GNSS变形监测数据进行详细分析,结果表明,所提方法可取得良好的去噪效果,有效提升去噪的性能指标,充分验证了所提方法在变形监测数据去噪中具备的可行性和有效性。

关键词:改进完备集成经验模态分解;独立分量分析;二次虚拟噪声;最小失真准则;变形监测数据去噪

中图分类号:P207;P237

文献标志码:A

在对工程建筑物、构筑物进行变形监测时,由于仪器自身观测精度、外部环境干扰等多种因素,使得获取的变形监测数据总是会受到噪声的影响。为此,需要对变形监测数据进行去噪处理,并在此基础上准确地提取出变形特征信息。随着现代信号处理方法的发展,小波分析、小波包分析已在变形监测领域取得了较多的成功应用^[1-3]。但在使用小波分析、小波包分析进行数据去噪时,都需提前设置小波基和分解层数。而不同的小波基和分解层数对去噪效果有较大的影响,所以小波、小波包分析并不具备自适应去噪能力。

近年来,一种自适应信号处理方法——经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法被广泛研究^[4],并在变形监测数据去噪中取得了一定的应用^[5-7]。但EMD方法在信号分解过程中易产生模态混叠、端点效应等问题,在一定

程度上影响了变形数据的去噪效果。文献[8]提出的集成经验模态分解(ensemble EMD, EEMD)有效解决了模态混叠问题;文献[9]在EEMD的基础上,提出了完备集成经验模态分解(complete EEMD, CEEMD)方法,进一步提高了信号重构的精度和计算效率;由于CEEMD方法也存在模态残余噪声及冗余模态的问题,因此文献[10]提出了改进的CEEMD(improved CEEMD, ICEEMD)方法,可有效地解决CEEMD方法的缺陷。

独立分量分析(independent component analysis, ICA)是一种可以实现信号盲源分离的方法。文献[11-14]提出了利用EMD联合ICA的信号去噪方法,都取得了较好的去噪效果。但ICA方法在去噪过程中存在幅值不确定性、排序不确定性、相位不确定性等问题,上述文献中并没有给出解决的办法。

收稿日期:2020-04-25

项目资助:国家自然科学基金(41404008);福建省自然科学基金(2020J01834);福建省交通运输科技项目(202103);厦门市建设局科技计划(XJK2020-1-7);福建省住建厅科技研究开发计划(2020-K-73);龙岩市科技计划(2020LYF9005);广西空间信息与测绘重点实验室开放基金(19-185-10-03)。

第一作者:许承权,博士,副教授,主要研究方向为GNSS变形监测、无人机摄影测量技术。30418388@qq.com

通讯作者:范千,博士,副教授。fanqian@fzu.edu.cn

为此,本文提出一种 ICEEMD 结合 ICA 的变形监测数据去噪方法,使用最小失真准则(minimal distortion principle, MDP)有效解决了 ICA 处理中出现的幅值不确定性问题。通过对加噪仿真数据和实际桥梁的全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)变形监测数据进行去噪分析,发现所提方法取得了良好的去噪效果,有效验证了其可行性和优越性。

1 ICEEMD 与 ICA 方法

1.1 ICEEMD 方法

ICEEMD 方法以 CEEMD 方法为基础,通过直接估算局部均值并从原始信号中将其减去,以降低信号分解后模态中的残余噪声。此外,其利用 $E_k(\omega^i)$ ($E_k(\cdot)$ 表示利用 EMD 处理得到的第 k 阶模态的算子; ω^i 为零均值单位方差高斯白噪声变量) 而不是直接使用白噪声来提取第 k 阶模态函数,减少了冗余模态的影响^[10]。ICEEMD 具体分解步骤如下:

1) 利用 EMD 对信号进行 I 次分解,获得第 1 个余项如下:

$$\mathbf{r}_1 = \langle M(x^i) \rangle \quad (1)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 表示对整体求平均; $x^i = x + \beta_0 E_1(\omega^i)$, x 为原始信号, $\beta_0 = \epsilon_0 \text{std}(\mathbf{r}_1)$, \mathbf{r}_1 为第 1 个余项, ϵ_0 为噪声标准差; $M(\cdot)$ 为产生信号局部均值的算子。

2) 计算第 1 阶模态(intrinsic mode functions, IMF) 为:

$$\text{IMF}_1 = x - \mathbf{r}_1 \quad (2)$$

3) 计算第 2 个余项和第 2 阶模态为:

$$\mathbf{r}_2 = \langle M(\mathbf{r}_1 + \beta_1 E_2(\omega^i)) \rangle \quad (3)$$

$$\text{IMF}_2 = \mathbf{r}_1 - \mathbf{r}_2 \quad (4)$$

4) 当 $k = 3, 4 \dots K$ (K 为固有模态总量) 时, 计算第 k 个余项和第 k 阶模态为:

$$\mathbf{r}_k = \langle M(\mathbf{r}_{k-1} + \beta_{k-1} E_k(\omega^i)) \rangle \quad (5)$$

$$\text{IMF}_k = \mathbf{r}_{k-1} - \mathbf{r}_k \quad (6)$$

5) 重复步骤 4) 可得到所有模态。

1.2 ICA 方法

ICA 方法的作用是把观测信号线性分解为若干个相互独立的源信号分量,可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} \quad (7)$$

式中, \mathbf{X} 为 m 维观测信号; \mathbf{S} 为 n 维源信号分量矩阵; \mathbf{A} 为 $m \times n$ ($m \geq n$) 维混合矩阵。

ICA 的目标就是寻找混合矩阵 \mathbf{A} 的逆矩阵,即分离矩阵 \mathbf{W} ,使输出矩阵 $\mathbf{Y} = \mathbf{WX}$ 为源信号 \mathbf{S} 的最优估计。考虑观测信号中含有噪声的情形,则

\mathbf{X} 变为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{S} + \sum_{i=1}^d a_i \mathbf{n}_i \quad (8)$$

式中, a_i 为噪声向量 \mathbf{n}_i 在观测中的权重; d 为噪声的个数。为了利用 ICA 处理这种一维信号,需构建适当的虚拟噪声,将一维观测信号扩展到多维观测信号^[15]。设构建的虚拟噪声为 $\mathbf{n} = [n_1, n_2 \dots n_d]^T$, 则式(7)可表示为:

$$\mathbf{X} = \left[\mathbf{S} + \sum_{i=1}^d a_i \mathbf{n}_i \quad n_1 \quad n_2 \quad \dots \quad n_d \right]^T = \begin{bmatrix} 1 & a_1 & a_2 & \dots & a_d \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{S} \\ n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_d \end{bmatrix} = \mathbf{AS} \quad (9)$$

从式(9)可以看出,通过虚拟噪声的引入,ICA 可求取 \mathbf{A} 的逆矩阵来估计分离矩阵 \mathbf{W} , 以分离得到一维源信号,从而实现对观测信号进行去噪的目的^[16]。本文采用的是基于负熵最大化的快速 ICA(FastICA) 算法,具体流程可参考文献[17]。

由于缺少源信号的先验知识,将导致 ICA 产生幅值不确定性、排序不确定性与相位不确定性,因此在信号去噪的过程中,这 3 个不确定问题必须予以解决。

2 变形数据去噪模型

2.1 基于 ICEEMD-ICA 模型进行变形监测数据噪声分离算法

在 §1 的基础上,本文提出了一种新的变形监测数据噪声分离方法,其实现流程如下:

1) 对含有噪声的变形监测数据 $\mathbf{x}(t)$ 使用 ICEEMD 方法进行有效分解,计算分解后的各个 IMF 分量与 $\mathbf{x}(t)$ 之间的相关系数。根据文献[18],在 $K_1 - 1$ 阶处相关系数产生局部极小值时,判定前 $K_1 - 1$ 阶 IMF 分量为噪声分量。

2) 将判定的前 $K_1 - 1$ 阶 IMF 分量进行重构作为虚拟观测噪声,计算如下:

$$\text{noise} = \sum_{m=1}^{K_1-1} \text{IMF}_m(t) \quad (10)$$

3) 从式(9)可知,虚拟噪声与真实噪声越接近,则分离出来的源信号越准确。考虑到经 ICEEMD 一次分解后的高频分量中还可能包含有源信号的有效成分,为此,本文采用 ICEEMD 方法对式(10)中的 noise 信号进行二次分解,并去除 noise 信号中有效成分,重构二次分解后的高频

噪声分量,以获取更接近真实噪声的 noise2 信号。

4) 将 noise2 信号与原变形监测数据序列 $x(t)$ 组成多维观测通道作为 ICA 的输入, 使用 FastICA 算法进行信噪分离, 获取包含有效信号的独立分量 $x'(t)$ 。

2.2 基于相关系数与 MDP 准则解决 ICA 不确定性问题

为了解决 ICA 存在的三大不确定性问题, 本文采用相关系数法与 MDP 准则对经 ICA 分离后的独立分量进行处理, 具体步骤如下:

1) 计算 ICA 分离后的独立分量 $x'(t)$ 和 ICA 输入信号 $x(t)$ 之间的相关系数:

$$\rho_{x'x} = \frac{\sum_{i=1}^N x'(i)x(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x^2(i) \sum_{i=1}^N x'^2(i)}} \quad (11)$$

一般 $0 \leq \rho_{x'x} \leq 1$ 。当 $\rho_{x'x}$ 越大时, 独立分量 $x'(t)$ 与 $x(t)$ 相似度越高, 可据此判断 ICA 分离后的独立分量是否需要进行重新排序, 以消除排序不确定性问题。

由于经 ICA 分离后的独立分量与原输入信号间还存在有相位不确定问题, 即两者之间可能同相或反相, 反相时相位差为 180° 。当 $x'(t)$ 与 $x(t)$ 反相时, 即 $-1 \leq \rho_{x'x} \leq 0$, 其波形将互为镜像。可以看出, 根据 $\rho_{x'x}$ 也可解决相位不确定性问题, 反相时独立分量直接取负值即可。

2) ICA 分离后的独立分量如何恢复幅值是众多文献中没有明确解决的一大难点。本文根据文献[19]提出的 MDP 准则, 用于修正 ICA 的分离矩阵 W , 有效地解决了幅值不确定问题。首先, 根据相关系数对独立分量进行排序, 原分离矩阵 W 对应的行数根据独立分量排序的调整也进行相应的调整, 记排序后的分离矩阵为 W_1 ; 然后, 根据 MDP 准则, 可得到修正幅值的分离矩阵 $W_2 = \text{diag}(\text{diag}(W_1^{-1})) \cdot W_1$ 。

将 W_2 乘以 ICA 的输入观测信号, 可得到消除幅值不确定性的 ICA 独立分量。本文仅使用虚拟噪声加原始数据序列的双观测通道作为 ICA 的输入, 如果使用多个虚拟观测噪声通道, 上述算法依然可行。另外, 本文不需对独立分量进行相位处理, 仅根据相关系数法对分离矩阵进行重新排序后利用 MDP 准则即可消除三大不确定性的影响。

2.3 模型评价指标

为了对模型的去噪效果进行定量的分析, 设

置评价指标为: 信噪比(signal-to-noise ratio, SNR) 和均方根误差(root mean squared error, RMSE), 计算公式如下:

$$\text{SNR} = 10 \lg \left[\sum_{i=1}^N (x(i))^2 / \sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2 \right] \quad (12)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2} \quad (13)$$

式中, x 为原始信号; x' 为去噪后信号。

3 仿真数据分析

以标准测试 Bumps 信号作为仿真信号, 信号采样长度取值为 4 096。以其为基础, 加入 5 dB 的噪声信号以形成加噪仿真信号, 如图 1 所示。

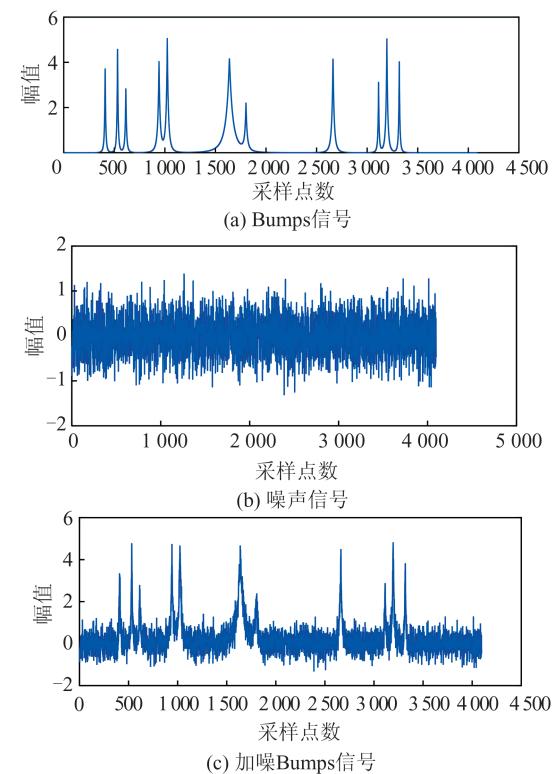


图 1 加噪 Bumps 信号与各组成成分
Fig.1 Noisy Bumps Signals and the Components

对加噪 Bumps 信号使用 ICEEMD 方法进行分解, 其总体平均次数设置为 100, 噪声标准差设置为 0.2, 此参数为文献[8, 10]推荐的默认设置。经过 ICEEMD 方法的有效分解, 可以获得 11 个 IMF 分量及 1 个余项。计算各个 IMF 分量(包含最后 1 个余项)与加噪 Bumps 信号之间的相关系数, 结果如图 2 所示。

从图 2 中可以看出, 前 4 阶 IMF 分量处的相关系数呈现单调递减趋势, 从第 5 个 IMF 分量开

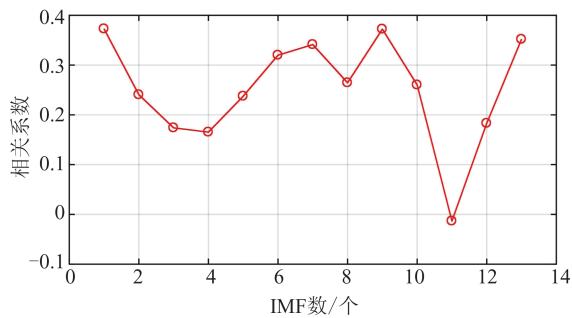


图 2 各个 IMF 分量与原加噪 Bumps 信号的相关系数
Fig.2 Correlation Coefficient of Each IMF and Original Noisy Bumps Signal

始相关系数增大, 所以判定前 4 个 IMF 分量为噪声分量。对其应用式(10)进行重构以获得虚拟噪声 noise 信号。

考虑到经高频 IMF 分量重构的虚拟噪声 noise 信号中仍可能包含有一定的有效成分, 本文继续使用 ICEEMD 方法对 noise 信号进行分解, 并与上述处理步骤类似, 本文将其称之为二次噪声处理。计算二次分解后的各个 IMF 分量与 noise 信号之间的相关系数, 结果如图 3 所示。从图 3 可以看出, 二次分解后前 3 个 IMF 分量为噪声分量, 将其进行重构获得 noise2 信号。noise2 信号与 noise 信号中包含的有效信号如图 4 所示。

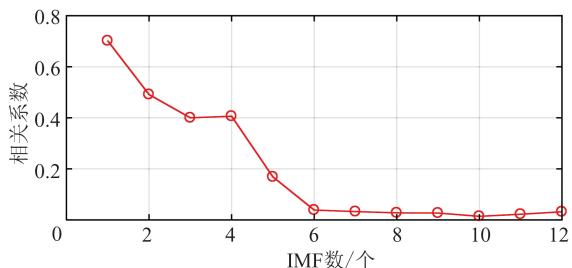


图 3 二次分解后各个 IMF 分量与 noise 信号的相关系数
Fig.3 Correlation Coefficient Between IMF Components and Noise Signal After Two Decomposition

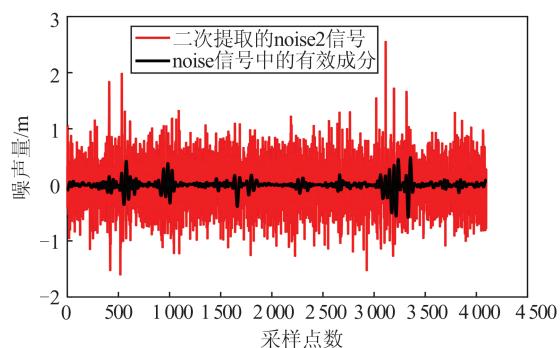


图 4 noise2 信号及 noise 信号中的有效成分
Fig.4 Noise2 Signal and Effective Components in Noise Signal

将 noise2 信号与原 Bumps 加噪信号组成 ICA 输入通道, 使用 FastICA 算法进行处理, 结果如图 5 所示。由于只有两个输入信号, 仅需计算第 1 个独立分量 IC1(图 5(c))与原 ICA 输入信号(图 5(b))之间的相关系数, 其相关系数为 0.896 1, 相关程度非常高, 因此需对 ICA 分离出的独立分量进行重新排序, 分离矩阵也需作出相应排序调整。由于相关系数为正值, 从图 5 中可以看出, IC1 分量与原加噪 Bumps 信号波形同相; ICA 独立分量与原加噪 Bumps 信号间的幅值变化明显, 如不对其进行幅值修正, 去噪将变得没有任何意义。使用 MDP 准则, 消除不确定性后的 ICA 分量如图 6 所示。

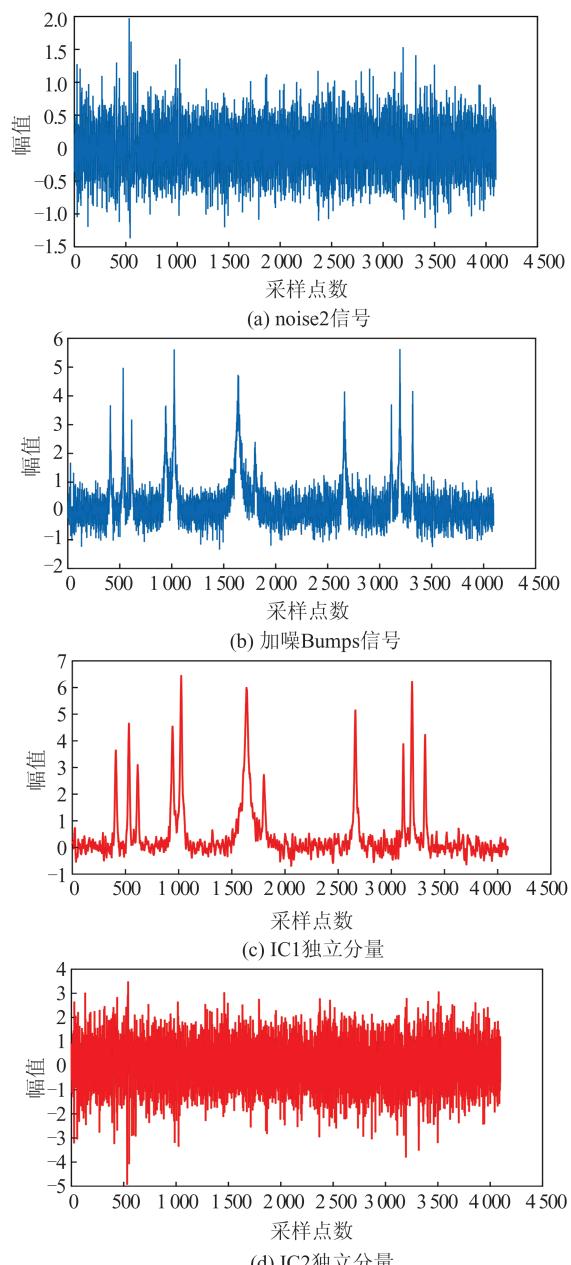


图 5 ICA 分离结果

Fig.5 ICA Separation Results

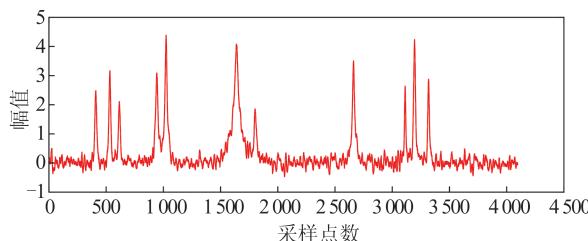


图6 消除不确定性后ICA分离结果

Fig.6 ICA Separation Results After
Eliminating Uncertainties

为了对比验证本文所提方法的去噪效果,还采用了以下3种对比方法对加噪Bumps信号进行处理:(1)ICEEMD强制去噪法,即在判断出噪声层数后,直接舍去高频IMF分量,对其余分量进行重构;(2)ICEEMD分解后构建虚拟噪声时,不进行二次噪声提取,其余与本文方法一致,将其称之为ICEEMD-ICA方法;(3)参考文献[11]使用的EMD-ICA方法,另外增加MDP准则进行幅值恢复。计算4种方法的去噪性能指标如表1所示,4种去噪方法的结果对比如图7所示。

表1 4种方法的去噪指标

Tab.1 Denoising Indexes of Four Methods

去噪方法	SNR/dB	RMSE
ICEEMD	10.727 3	0.209 8
EMD-ICA	9.514 7	0.241 3
ICEEMD-ICA	10.152 1	0.224 2
本文方法	12.765 7	0.165 9

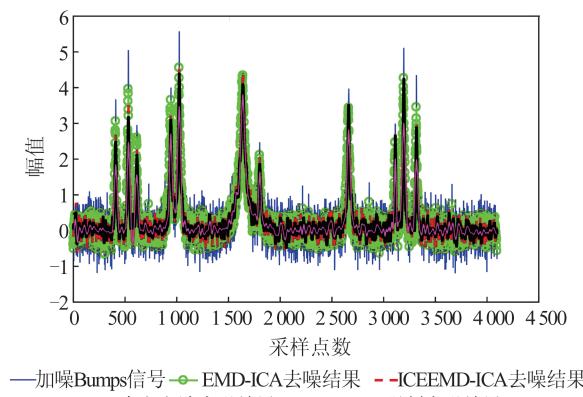


图7 4种方法的去噪结果对比

Fig.7 Comparison of Denoising Results Using
Four Methods

从表1和图7中可以看出,本文所提方法的信噪比最大,均方根误差最小,达到了最优的去噪效果;ICEEMD强制去噪法的性能次之,表明ICEEMD方法可以取得较好的分解结果并准备对噪声分量进行重构;EMD-ICA方法的去噪性

能较差,原因在于使用EMD方法对信号分解时其质量较差,难以消除模态混叠等问题,以此重构高频分量提取的虚拟噪声与真实噪声有较大差异,此时采用ICA处理难以分离出有效信号;ICEEMD-ICA方法的去噪性能稍优于EMD-ICA方法,但由于一次虚拟噪声也并不能很好地接近真实噪声,所以其表现也不佳。

4 GNSS桥梁动态监测数据分析

本文采用某大型悬索桥GNSS动态健康监测系统2017-03-03的SHM3监测点实际变形数据进行实例分析,其采样频率为10 Hz,截取已投影到桥梁独立坐标系x方向上的1 024个历元位移变形量作为研究对象,如图8所示。该健康监测系统设置了8个监测站与1个基准站,在各站上都安装了Leica GR10专业型接收机,其数据解算采用实时动态测量(real-time kinematic, RTK)模式,其中SHM3监测点位于桥梁中跨上游位置^[20]。

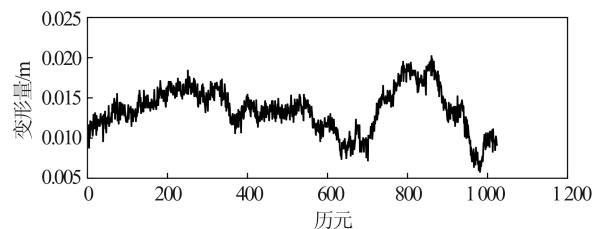


图8 x方向变形序列

Fig.8 x Direction Deformation Series

对x方向变形时间序列应用ICEEMD分解,其参数设置采用与仿真信号一致的默认设置。在判定噪声层数后构建虚拟噪声,并进行二次噪声处理,进而构成ICA双输入通道,使用FastICA进行信号分离处理,其分离结果如图9所示。

图9(d)中IC2独立分量与原变形序列之间的相关系数为-0.9975,因此无需对独立分量进行排序调整。但由于相关系数为负值,可以看出IC2独立分量与原变形序列的波形互为镜像。通过使用MDP准则,消除不确定性后的ICA分量如图10所示。

与仿真信号分析类似,计算得到4种方法的去噪性能指标如表2所示。从表2可以看出,本文所提方法的去噪效果仍然最优;ICEEMD-ICA方法的去噪性能要稍优于ICEEMD强制去噪方法,表明在一次分解重构后即可以获得质量稍优的虚拟噪声;EMD-ICA的去噪性能仍然不佳,这是受到了EMD方法的分解能力所限。图11给

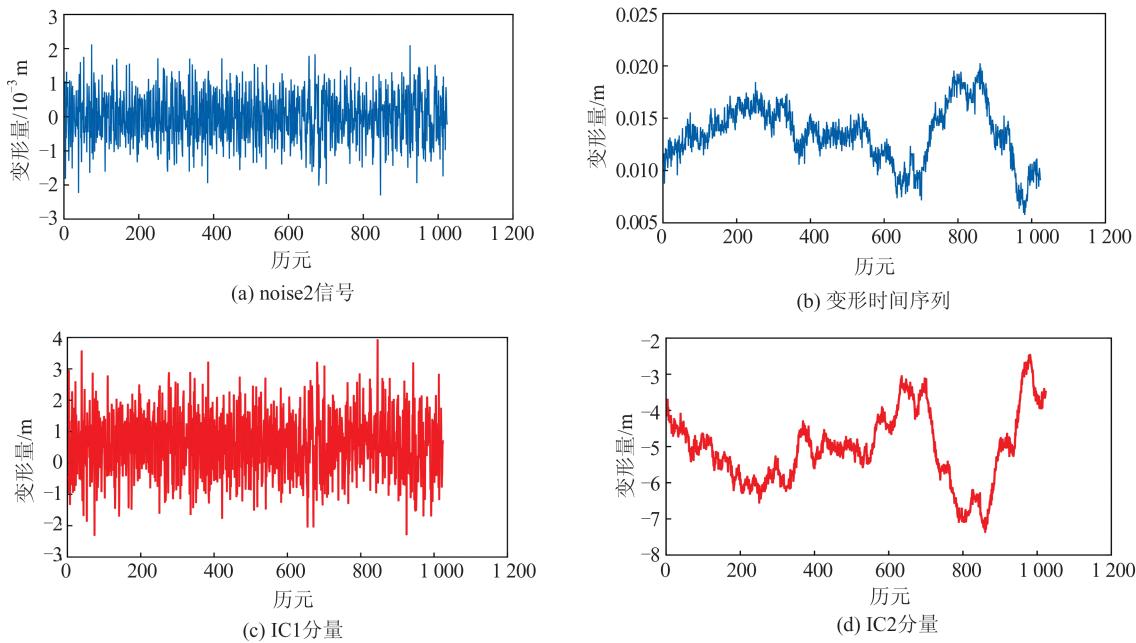


图 9 实例数据中 ICA 分离结果

Fig.9 ICA Separation Results of Instance Data

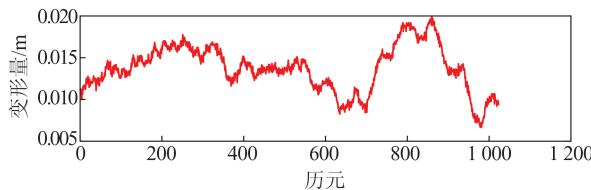


图 10 实例数据中消除不确定性后 ICA 分离结果

Fig.10 ICA Separation Result After Eliminating Uncertainties of Instance Data

表 2 实例数据中 4 种方法的去噪指标

Tab.2 Denoising Indexes of Four Methods in Instance Data

去噪方法	SNR/dB	RMSE/ 10^{-4} m
ICEEMD	24.964 2	7.768 8
EMD-ICA	23.263 4	9.449 1
ICEEMD-ICA	25.518 0	7.288 9
本文方法	29.129 8	4.809 2

出了给出了 4 种方法的去噪结果对比。从图 11 可看出, ICEEMD 强制去噪后曲线最为光滑, 这是因为其直接剔除了噪声分量的缘故; 其余 3 种方法由于采用了 ICA 进行分离, 其去噪效果与所构建的虚拟噪声的质量有关。

5 结语

本文提出了一种结合 ICEEMD、ICA、MDP 准则的变形监测数据去噪新方法。该方法充分利用 ICEEMD 优良的分解特性, 以其建立准确的

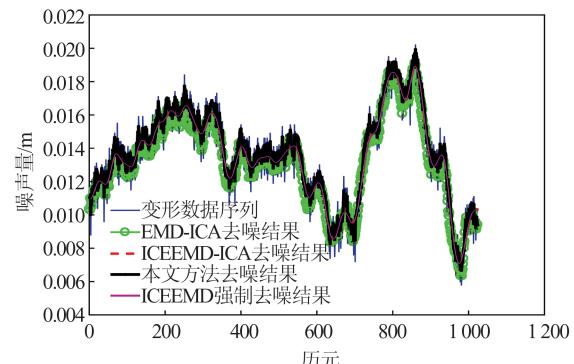


图 11 实例数据中 4 种方法的去噪结果对比

Fig.11 Comparison of Denoising Results of Instance Data Using Four Methods

虚拟噪声信号, 在此基础上利用 ICA 对变形数据进行了信噪分离, 并通过使用相关系数法与 MDP 准则, 有效解决了原 ICA 分离后存在的三大不确定性问题。应用所提方法对加噪仿真信号与实际桥梁 GNSS 变形监测数据进行了详细的去噪分析, 其研究结果表明本文方法具有良好的去噪性能。在去噪效果上, 本文方法要优于不进行二次虚拟噪声处理的直接 ICEEMD-ICA 方法, 也要优于 EMD-ICA 方法、ICEEMD 强制去噪方法。这证明了本文所提方法在变形监测数据去噪领域具备的可行性和有效性。

参 考 文 献

- [1] Zhang Zhetao, Zhu Jianjun, Kuang Cuilin, et al. A Hybrid Filter Method Based on Wavelet Packet and

- Its Application [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(4): 471-475 (章浙涛, 朱建军, 匡翠林, 等. 一种小波包混合滤波方法及其应用 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(4): 471-475)
- [2] Luan Yuanzhong, Luan Hengxuan, Li Wei, et al. Research on Wavelet Denoising and Kalman Filter in Bridge Deformation Data [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2015, 35(6): 1 041-1 045 (栾元重, 栾亨宣, 李伟, 等. 桥梁变形监测数据小波去噪与 Kalman 滤波研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2015, 35(6): 1 041-1 045)
- [3] Yi T H, Li H N, Gu M. Wavelet Based Multi-step Filtering Method for Bridge Health Monitoring Using GPS and Accelerometer [J]. *Smart Structures and Systems*, 2013, 11(4): 331-348
- [4] 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]. *Proceeding of the Royal Society: A Mathematical Physical & Engineering Sciences*, 1998, 454(1): 903-995
- [5] Luo Yiyong, Huang Cheng, Zhang Jingying. De-noising 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)
- [6] Fan Qian. Empirical Mode Decomposition Method for Single Epoch GPS Deformation Information Characteristic Extracting [J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology*, 2011, 30(5): 78-82 (范千. 单历元 GPS 变形信息特征提取的 EMD 方法 [J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2011, 30(5): 78-82)
- [7] 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 (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)
- [8] 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
- [9] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise [C]// International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Prague, Czech Republic, 2011
- [10] Colominas M A, Schlotthauer G, Torres M E. Improved Complete Ensemble EMD: A Suitable Tool for Biomedical Signal Processing [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14(1): 19-29
- [11] Wu Jinbin, Zhou Shijian. The De-noising Study Based on Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, 41(7): 197-201 (吴金斌, 周世健. 经验模式分解联合独立分量分析降噪研究 [J]. 测绘科学, 2016, 41(7): 197-201)
- [12] Yu Shuai, Liu Chao, Li Mengmeng, et al. EMD-Wavelet-ICA Coupled Model and Its Application in GPS Coordinate Series De-noising [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2016, 33(2): 139-144 (于帅, 刘超, 李盟盟, 等. EMD-Wavelet-ICA 植合模型及其在 GPS 坐标序列降噪中的应用 [J]. 测绘科学技术学报, 2016, 33(2): 139-144)
- [13] He Bin, Zhang Yating, Bai Yanping. A Method for Sensor Signal De-noising Based on ICA-CEEMD Wavelet Threshold [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(4): 226-232 (赫彬, 张雅婷, 白艳萍. 基于 ICA-CEEMD 小波阈值的传感器信号去噪 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(4): 226-232)
- [14] Wang Sheng, Li Lei. Application and Software Development of Weighted Optimization Method Used on Signal Decomposition [J]. *Journal of Geomatics*, 2020, 45(5): 54-58 (王胜, 李磊. 加权优选方法在信号分解中的应用与软件研制 [J]. 测绘地理信息, 2020, 45(5): 54-58)
- [15] Xu Xin, Li Zhihua, Yang Yue. De-noising of IP Data Based on EMD-ICA [J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(6): 1 737-1 741 (徐信, 李志华, 杨越. 基于 EMD-ICA 的激电数据降噪处理方法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34(6): 1 737-1 741)
- [16] Xie Jiangjian, Zhang Junguo, Dong Fangzhou, et al. FastICA Remove of Windload Component from Balance Weight Displacement Based on Virtual Observation [J]. *Journal of the China Railway Society*, 2014, 36(7): 44-50 (谢将剑, 张军国, 董方舟, 等. 基于虚拟观测的 FastICA 的风荷载分量去除 [J]. 铁道学报, 2014, 36(7): 44-50)
- [17] Hyvärinen A. Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634
- [18] Liu Dongying, Deng Aidong, Liu Zhenyuan, et al. De-noising Method for Fault Acoustic Emission Signals Based on the EMD and Correlation Coefficient [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36

- (19): 71-77 (刘东瀛, 邓艾东, 刘振元, 等. 基于 EMD 与相关系数原理的故障声发射信号降噪研究 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(19):71-77)
- [19] Matsuoka K. Minimal Distortion Principle for Blind Source Separation [C]// The 41st SICE Annual Conference, New York, USA, 2002
- [20] Meng X L, Nguyen D T, Xie Y L, et al. Design and Implementation of a New System for Large Bridge Monitoring—GeoSHM [J]. *Sensors*, 2018, 18(1): 775-797

Denoising Method for Deformation Monitoring Data Based on ICEEMD-ICA and MDP Principle

XU Chengquan¹ FAN Qian²

1 Geography and Ocean College, Minjiang University, Fuzhou 350108, China

2 College of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China

Abstract: Objectives: Considering the inaccurate separation of signal and noise of empirical mode decomposition (EMD) method and the uncertainty of independent component analysis (ICA), a new method for denoising deformation data with improved complete ensemble empirical mode decomposition (ICEEMD), independent component analysis (ICA) and minimal distortion principle (MDP) is proposed. Methods: Firstly, ICEEMD method is used to decompose the deformation monitoring data effectively, and the virtual noise signal is constructed. Secondly, ICEEMD decomposition of virtual noise is carried out to extract twice virtual noise signal which is closer to real noise. The input observation channel is composed of twice virtual noise and original deformation data and processed by ICA. Then, by calculating the correlation coefficient between the independent components and the input signal after ICA processing, the sorting uncertainty and phase uncertainty of independent components can be solved. Finally, the MDP criterion is used to effectively solve the amplitude uncertainty of independent components. Results: Through the detailed analysis of noisy simulation data and actual bridge GNSS deformation monitoring data, the results show that the proposed method has achieved good denoising effect and can effectively improve the performance of denoising. Conclusions: It also fully verified the feasibility and effectiveness of the proposed method in denoising of deformation monitoring data.

Key words: improved complete ensemble empirical mode decomposition(ICEEMD); independent component analysis(ICA); twice virtual noise; minimal distortion principle; denoising for deformation monitoring data

First author: XU Chengquan, PhD, associate professor, majors in GNSS deformation monitoring, UAV photogrammetry technology. E-mail: 30418388@qq.com

Corresponding author: FAN Qian, PhD, associate professor. E-mail: fanqian@fzu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (41404008); the Natural Science Foundation of Fujian Province (2020J01834); Fujian Provincial Transport Science and Technology Project (202103); Science and Technology Project of Xiamen Construction Bureau (XJK2020-1-7); Science and Technology Research and Development Project of Fujian Provincial Housing and Construction Department (2020-K-73); Science and Technology Project of Longyan City (2020LYF9005); Open Fund of Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics (19-185-10-03).

引文格式: XU Chengquan, FAN Qian. Denoising Method for Deformation Monitoring Data Based on ICEEMD-ICA and MDP Principle[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(11):1658-1665. DOI:10.13203/j.whugis20190174 (许承权, 范千. 基于 ICEEMD-ICA 与 MDP 准则的变形监测数据去噪方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(11):1658-1665. DOI:10.13203/j.whugis20190174)