

doi:10.3969/j.issn.1672-4348.2015.04.003

核独立分量分析在结构振动信号降噪中的应用

曾建仙^{1,2}, 杨启斌¹

(1. 福建工程学院 土木工程学院, 福建 福州 350118;
2. 福建省土木工程新技术与信息化重点实验室, 福建 福州 350118)

摘要: 降噪处理是分析结构振动信号、提取特征参数、研究损伤识别方法的基础,核独立分量分析(KICA)采用的核方法为结构振动信号的降噪处理提供了新的方法;通过对比 KICA 与其他算法降噪后信号的 HHT 边际谱,验证了 KICA 对低阻尼钢框架结构标准损伤模型降噪的优良性能,特别是提高了对结构安全至关重要的低频振动部分的能量估计的准确度。

关键词: 核独立分量; 结构振动; 信号处理; 降噪; HHT 边际谱

中图分类号: TU12; TB123 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-4348(2015)04-0317-06

The application of kernel independent component analysis in structural vibration signal noise reduction

Zeng Jianxian^{1,2}, Yang Qibin¹

(1. College of Civil Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Advanced Technology and Informationization in Civil Engineering, Fuzhou 350118, China)

Abstract: Noise reduction is the basis of analysing structural vibration signals, extracting feature parameters and exploring damage identification methods. The method of kernel independent component analysis (KICA) has provided a new way for the noise reduction of structural vibration signals. The marginal spectra of Hilbert-Huang transform (HHT) of signals denoised by KICA were compared to that of other available algorithms. The reliable performance of KICA in noise reduction of standard damage model of steel frame structure with low damping was verified. The estimation accuracy of low frequency vibration energy that is the critical part of structural safety was considerably improved.

Keywords: kernel independent component (KIC); structural vibration; signal processing; noise reduction; marginal spectrum of Hilbert-Huang transform

在结构动力检测中,传感器采集到的结构振动信号中不可避免地混入各种噪声,甚至还在信号中形成局部强噪干扰,以至于噪声信号完全掩盖了结构振动的真实信息,因此降噪处理是分析结构振动信号、提取特征参数、研究损伤识别方法的基础。降噪处理的方法很多,包括小波/包、独立分量分析(independent component analysis,ICA)

等^[1-2]。小波/包变换是将信号分解成按频率高低排列的多尺度小波系数,通过移动变换的窗口即设置阈值或计算最优树等方法滤掉噪声,但小波/包变换需预先知晓传感器有用信号的特性来确定阈值。而 ICA 是通过恢复混合后的信号的高阶统计量的相对独立性实现对信号源的估计^[3],在对传感器有用信号特性未知的情况下,观

收稿日期: 2015-05-13

基金项目: 福建省教育厅项目(JA12235)

第一作者简介: 曾建仙(1979-),男,福建莆田人,讲师,硕士,研究方向:结构健康监测及智能信息处理。

测信号可看作由相互独立的有用信号与噪声的混合,通过 ICA 算法可估计出传感器上的有用信号,从而实现有用信号与噪声部分或全部分离^[3]。然而,随着结构在营运过程中不确定因素的不断增加,特别是结构出现损伤时系统带有不同程度的非线性特性,如系统阻尼值的增加,若直接采用基于线性关系假定的 ICA,则常出现分离效果不佳,甚至不能分离的情况。核独立分量分析(kernel independent component analysis, KICA)利用核函数的优点,不仅可满足实际信号中存在的非线性特征,而且适用于各种不同分布类型的源,具有更好的灵活性和鲁棒性,目前已成功应用于语音、图像、机械等领域^[4-5]。因此,有必要研究 KICA 对低频且有一定阻尼的结构非线性振动信号的降噪效果。

1 基于核独立分量分析的降噪技术

KICA 是一种非线性混合的盲分离算法,与 ICA 的降噪技术相比, KICA 是基于核方法提出的^[6-7],核方法的基本思想就是利用非线性变换 $\varphi(\cdot)$,使输入空间的非线性变量映射到线性高维空间,然后在这个特征空间中对被映射的数据进行分析。其核心思想是以核函数

$$k(x_i, y_i) = \langle \phi(x_i) \cdot \phi(y_i) \rangle$$

代替两向量间的内积以实现非线性变换,通过最小化对照函数来实现线性独立分量分析。以两分量 x_1, x_2 为例,令 \mathbf{F} 为实矢量函数集合,定义 \mathbf{F} 的最大相关系数为

$$\rho_F = \max_{f_1, f_2 \in \mathbf{F}} \text{corr}(f_1(x_1), f_2(x_2)) \quad (1)$$

通过非线性变换 $\varphi(\cdot)$,实现从输入空间到再生希尔伯特核空间(reproducing kernel Hilbert space, RKHS)上的映射,根据 RKHS 的再生性有 $f(x) = \langle \phi(x) \cdot f \rangle, \forall f \in \mathbf{F}, \forall x = \mathbf{R}$,代入式(1)得

$$\rho_F = \max_{f_1, f_2 \in \mathbf{F}} \text{corr}(\langle \phi(x_1) \cdot f_1 \rangle \langle \phi(x_2) \cdot f_2 \rangle) = \max_{f_1, f_2 \in \mathbf{F}} \frac{\text{cov}(\langle \phi(x_1) \cdot f_1 \rangle \langle \phi(x_2) \cdot f_2 \rangle)}{(\text{var}(\phi(x_1) \cdot f_1))^{1/2} (\text{var}(\phi(x_2) \cdot f_2))^{1/2}} \quad (2)$$

令 $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2$ 为 x_1, x_2 的 Gram 核矩阵,则式(2)可表示为

$$\rho_F(\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2) = \max_{a_1, a_2 \in \mathbf{R}} \frac{a_1^T \mathbf{K}_1 \mathbf{K}_2 a_2}{(a_1^T \mathbf{K}_1^2 a_1)^{1/2} (a_2^T \mathbf{K}_2^2 a_2)^{1/2}} \quad (3)$$

该式的求解等价于求解式(4)的广义特征值

$$\begin{pmatrix} 0 & \mathbf{K}_1 \mathbf{K}_2 \\ \mathbf{K}_2 \mathbf{K}_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \rho \begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^2 & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

令 $\lambda = 1 + \rho$,方程转换为

$$\begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^2 & \mathbf{K}_1 \mathbf{K}_2 \\ \mathbf{K}_2 \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^2 & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

因为 $0 \leq \rho_F \leq 1$,那么极大化 $\rho_F(\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2)$ 问题就转化为极大化 λ 。以上原理可以推广至多通道的信号。KICA 的降噪算法步骤如下:

1) 输入观测数据向量 $x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}$,考虑 x_{n+1} 为 x_i 附近的增设通道信号,选择合适的核函数 $k(\cdot, \cdot)$;

2) 对输入观测数据进行标准化处理,使观测数据成为零均值和单位方差向量;

3) 计算初始分量信号 $y_1, y_2, \dots, y_n, y_{n+1}$ 的标准化 Gram 核矩阵 $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \dots, \mathbf{K}_n, \mathbf{K}_{n+1}$ (其中, $y_i = \mathbf{W}x_i$, \mathbf{W} 为独立分量分析中的分离矩阵);

4) 定义 $\lambda(\mathbf{K}_1, \dots, \mathbf{K}_n, \mathbf{K}_{n+1})$ 为式(6)的最大特征值;

$$\begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^2 & \mathbf{K}_1 \mathbf{K}_2 & \dots & \mathbf{K}_1 \mathbf{K}_{n+1} \\ \mathbf{K}_2 \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_2^2 & \dots & \mathbf{K}_2 \mathbf{K}_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{K}_{n+1} \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_{n+1} \mathbf{K}_2 & \dots & \mathbf{K}_{n+1}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n+1} \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{K}_{n+1}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n+1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

5) 最小化对照函数;

$$C(\mathbf{W}) = \frac{\log \lambda(\mathbf{K}_1, \dots, \mathbf{K}_n, \mathbf{K}_{n+1})}{\dots} \quad (7)$$

6) 若收敛,则输出分离矩阵 \mathbf{W} 和估计源信号 $y = \mathbf{W}x$; 否则,重返步骤3)重新迭代。

KICA 的对照函数包括核广义方差(kernel generalized variance, KGV)和核典型相关(kernel canonical correlation analysis, KCCA)^[8], KGV 算法用到矩阵的全部特征值, KCCA 算法用到最小特征值,故采用 KCCA 对照函数。

2 仿真研究

为验证上述方法,采用的仿真信源如下:

$$\begin{cases} s_1 = \text{randn}(t/200) \\ s_2 = \cos(\pi t) + \cos(2\pi t) \end{cases} \quad (8)$$

其中, s_1 为高斯随机白噪声信号, 源信号采样频率 $F_s = 200$ Hz, 采样时长为 10 s, 其波形如图 1(a) 所示。将源信号 $X = W_g s$ 按混合, 其中, W_g 为 2×2 的随机正交混合矩阵, 得到的观测信号波形如图 1(b) 所示, 信号源 s_1 完全被高斯随机白噪声信号淹没。KICA 运算的过程中, 选用高斯核函数 $k(x_i, y_i) = \exp \frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}$, 其高斯核带宽参数选用 $\sigma = 0.1$, 正则化参数选 $kap = 0.01$, 得到的分离结果如图 1(c) 所示。对比图 1(a) 和 1(c), KICA 算法可以较好地估算出信号 s_1 , 且保持较好的波形。为了与传统的 ICA 算法做比较, 采用 fastICA 算法的分离结果见图 1(d), 其效果虽然对波形趋势保持较好, 但毛躁较明显, 显然, fastICA 的降噪效果不如 KICA。

与 fastICA 一样, KICA 也存在着分离分量排列次序和幅值的不确定性等因素; 但由于高斯随机白噪声信号的负熵很容易被识别并剔除, 因此可以先通过计算负熵排序的办法筛选信号, 再通过正则化信号的相关系数的比对, 准确地选到想要的信号; 事实上, 在工程实际应用中更关心有用振动信号的波形^[3,9], 故该算法可以满足工程实际要求。

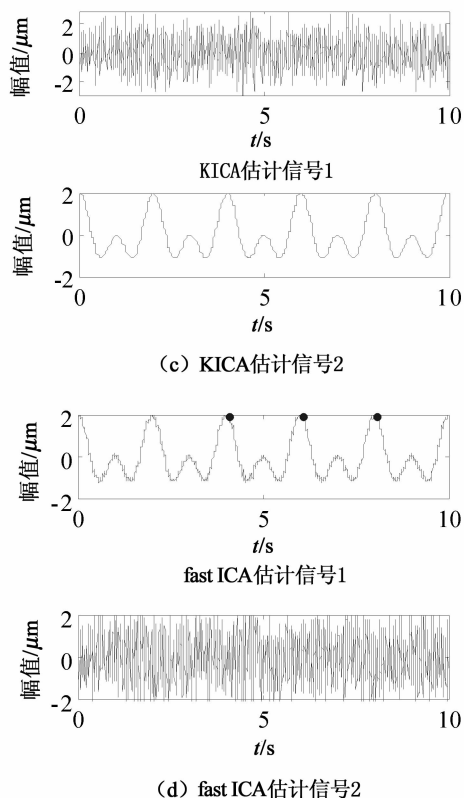
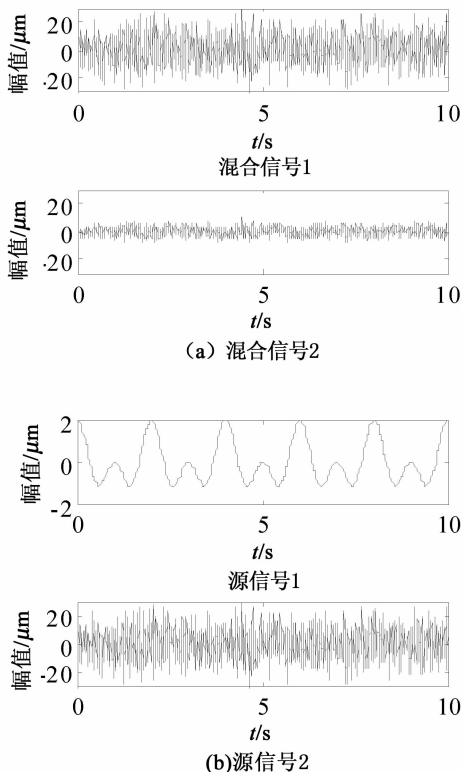


图 1 仿真信号降噪的比较

Fig. 1 Comparison of noise reduction of simulation signals



3 KICA 在钢框架模型降噪中的应用

3.1 观测信号降噪前后的时域波形比较

基于 KICA 算法的降噪方法用于建筑结构中的验证模型可采用由国际结构控制协会与美国土木工程协会 (IASC-ASCE) 提供的 Benchmark 模型, 如图 2 所示。模型的结构平面尺寸为 $2.5 \text{ m} \times 2.5 \text{ m}$, 层高 0.9 m , 1~3 层各附加质量 4 t , 顶层附加质量 3 t 。选择 120 自由度非对称模型的第 2 种损伤模式 (即第 1 层和第 3 层的支撑都打断), 荷载作用于顶层, 取第 7 个通道 (第 2 层西侧通道) 的加速度信号进行研究, 钢框架结构阻尼值取 0.01 , 噪声水平变化范围为 $0 \sim 100\%$ 。为了验证的方便, 取同一损伤模式同一通道的相近的噪声水平的两个观测信号, 相当于对同一测点布置 2 个传感器, 把信号与噪声作为独立分量进行分离, 符合独立分量的假设。以噪声水平为 100% 和 97% 的两观测信号为例, 结构振动有用信号全部被噪声信号淹没, 分别采用 fastICA 和 KICA 算



图 2 Benchmark 结构模型

Fig.2 Benchmark structural model

法进行降噪,取其降噪前后局部时域信号进行比较,图 3 表明采用 KICA 算法降噪的信号过渡平滑,与源信号吻合较好,降噪效果明显比 fastICA 优越。

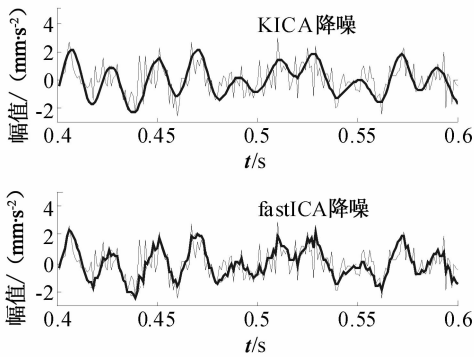


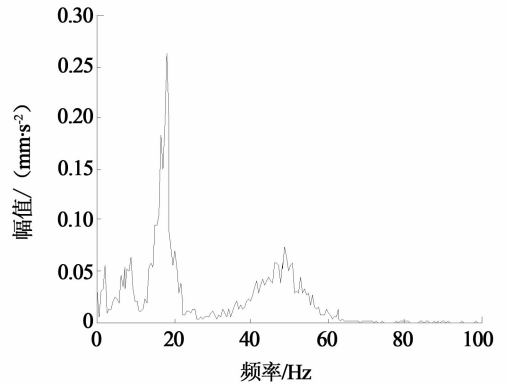
图 3 信号降噪的波形对比

Fig.3 Waveform comparison of signal noise reduction

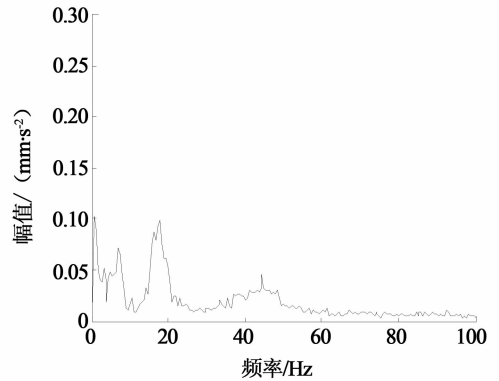
3.2 降噪前后信号的频域比较

建筑结构的振动频率一般比机械振动的频率低,而基于希尔伯特 - 黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 的边际谱在低频部分比快速傅立叶变换 (fast Fourier transformation, FFT) 能更准确地估算系统的能量密度^[10],其优势在于 HHT 依据数据本身的时间尺度特征使真实存在的不同尺度波动或趋势逐级分解开来,产生一系列具有不同特征尺度的固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF),因此采用 HHT 边际谱对钢框架标准结构进行时频分析。图 4(a) 为无噪声条件下钢框架结构的 HHT 边际谱,前四阶频率分别约为 1.5、6.0、18.0、48.0 Hz,当混合噪声时,HHT 边际频谱

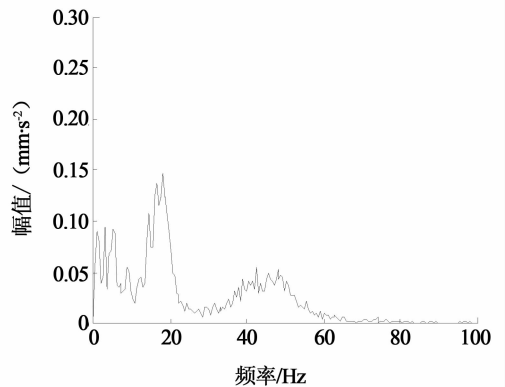
如图 4(b) 所示,结构主要的前三阶频率很难辨别,且能量分布与无噪声条件下的频谱相去甚远,图 4(c)、(d) 分别为 KICA 和 fastICA 估计信号的 HHT 边际谱,显然通过 KICA 估计的 HHT 边际谱不仅前四阶频率较清晰,而且在能量峰值估计的损失上 (18.0 Hz) 明显优于 fastICA,特别是低频部分的估计,KICA 估计信号的 HHT 边际谱与无噪声情况下的频谱基本一致,降噪效果优良,而低频部分的能量估计准确度对建筑结构的安全至关重要。



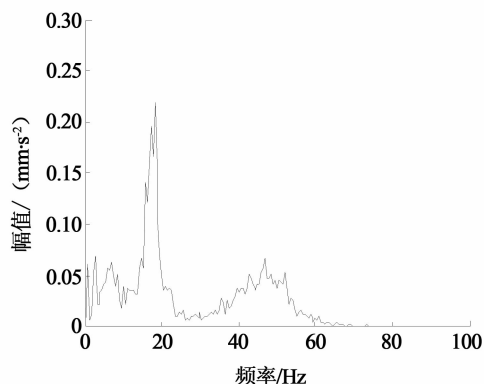
(a) 无噪声信号



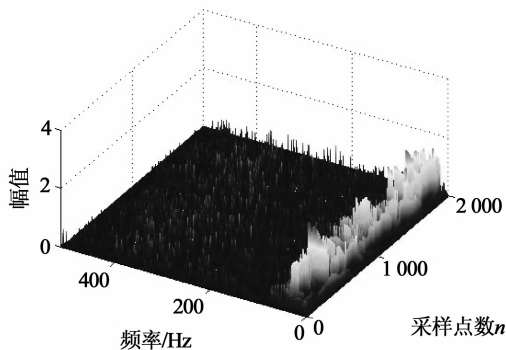
(b) 含噪信号



(c) fastICA估计信号



(d) KICA估计信号



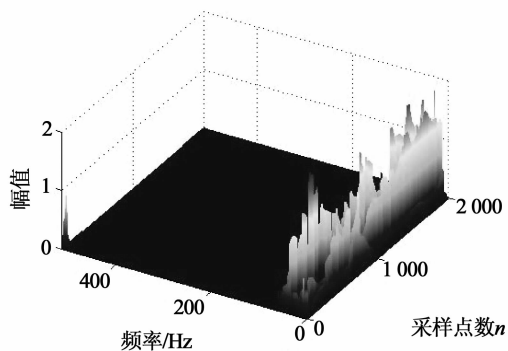
(c) fastICA降噪

图 4 信号降噪前后的 HHT 边际谱的比较

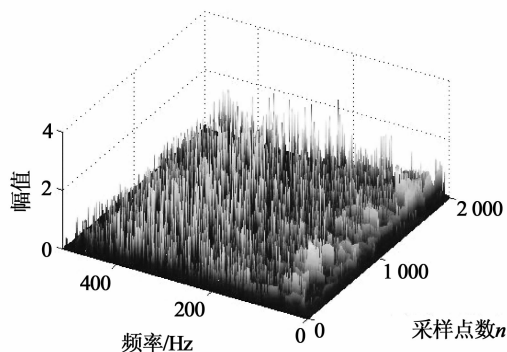
Fig. 4 Comparison of HHT marginal spectrum of signals before and after noise reduction

3.3 降噪前后信号的时频域比较

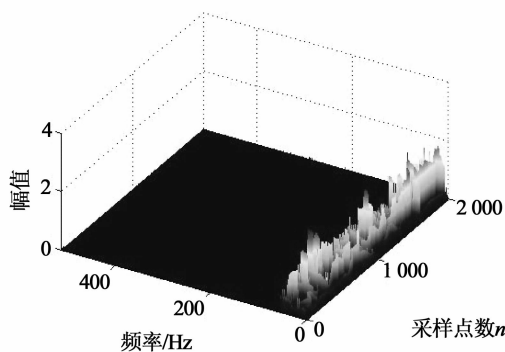
为更清晰地展示 KICA 对信号降噪效果, 采用 HHT 的三维联合时频图进行比较, 图 5(a) 为无噪声信号的时频图, 其频谱主要集中于低频部分, 图 5(b) 为含噪信号的时频图, 噪声信号的频谱在全域内分布, 源信号基本淹没在噪声频谱中,



(a) 无噪



(d) 含噪



(d) KICA降噪

图 5 信号降噪前后的时频谱的比较

Fig. 5 Comparison of time frequency spectrum of signals before and after noise reduction

图 5(c) 为 fastICA 降噪后信号时频图, 其高频部分还存在部分的毛噪, 降噪效果欠佳, 图 5(d) 为 KICA 降噪后信号的时频图, 其高频部分的噪声信号基本被压制, 与无噪声信号的时频图比较, 其降噪效果优良。

3.4 消噪效果评价

为进一步评价 KICA 的降噪效果, 分别对不同噪声水平下的钢框架结构标准模型进行降噪处理, 并与 fastICA 算法、小波包最优树算法对比, 评价指标采用正则化均方误差 (normalized mean square error, NMSE), 其公式如下

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu_x}{\sigma_x} - \frac{Y_i - \mu_y}{\sigma_y} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu_x}{\sigma_x} \right)^2} \quad (9)$$

图 6 表明, 随着噪声水平的增加, 基于小波包

最优树算法的 NMSE 迅速增加,即对于高背景噪声下,小波包最优树算法对钢框架结构的降噪效果迅速恶化,降噪后的信号甚至完全丢失源信息。基于 KICA 算法的 NMSE 均比小波包最优树算法和 fastICA 小得多,基于 fastICA 算法的 NMSE 为 10^{-1} 级,而基于 KICA 算法的 NMSE 为 10^{-3} 级。可见,钢框架结构振动信号的降噪效果中,KICA 算法能很好地恢复源信号,其算法最为优良。需要指出的是,基于 ICA 算法的 NMSE 基本上不随噪声水平的增加而变化,原因是该标准结构振动

模型的各个噪声信号的水平是预设的,刚好完全符合 ICA 中关于信号源之间统计独立的思想,即使噪声水平完全把振动信号淹没了,也可以把结构振动信号很好地估计出,其效果偏理想,但相比小波包最优树算法采用预设置移动变化的窗口来截取过滤,其优势非常明显。

4 结语

与传统小波包最优树相比,基于 KICA 的信号降噪方法无需预先知晓传感器信号的详细信息特性,在结构振动信号完全被噪声信号淹没的情况下,仍可以很好地估算出结构振动信号,且降噪处理后不改变原信号的动力特性,为分析结构振动信号、提取结构动力特征参数、研发损伤识别方法等提供结构振动状态的真实信息。

与传统的 ICA 算法相比,KICA 方法在处理低阻尼钢框架结构的振动信号的降噪方面更有优势,不仅对结构振动响应的独立成分的估计精度要高于传统的 ICA 算法,更重要的是核方法的应用,使得 KICA 算法对结构振动信号的低频部分的估计要优于传统的 ICA 算法,且由于结构抗震时引起共振的危险区域正是结构的低频部分,故其对结构安全的意义重大。

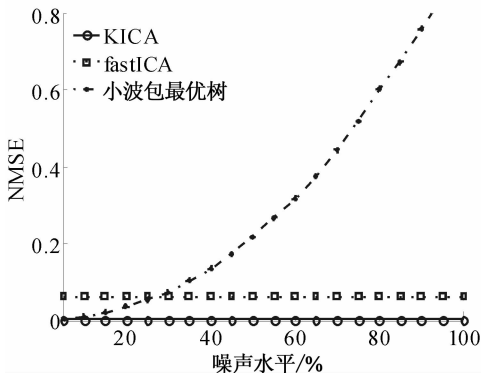


图6 不同信噪比的正则均方误差的比较

Fig. 6 Comparison of normal mean square error under different signal to noise ratios

参考文献:

- [1] 冯高明,朱高中,郑征,等. 新型小波阈值法在变频调速系统信号消噪中的应用[J]. 河南理工大学学报:自然科学版, 2009(1): 100 - 106.
- [2] 杨燕,袁海庆,赵丽芝. 独立分量分析在结构振动信号降噪中的应用[J]. 华中科技大学学报:城市科学版, 2008(9): 234 - 237.
- [3] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. 独立成分分析[M]. 周宗潭,译. 北京:电子工业出版社, 2007.
- [4] 段承璋. 基于核独立分量分析的混合语音信号分离[J]. 重庆工学院学报:自然科学版, 2009(11): 113 - 122.
- [5] 刘婷婷,任兴民,杨永锋. 核独立分量分析在机械振动信号分离中的应用[J]. 西北工业大学学报, 2011(2): 109 - 113.
- [6] Bach F R, Jordan M I. Kernel independent component analysis[J]. Journal of Machine Learning Research, 2002, 2(3): 1 - 48.
- [7] Francis R B, Mmhael I J. Kernel independent component analysis[J]. Journal of Machine Learning Research, 2002, 2(3): 1246 - 1248.
- [8] Scholkopf B, Smola A, Muller K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299 - 1319.
- [9] 史习智. 盲信号处理理论与实践[M]. 上海:上海交通大学出版社, 2008.
- [10] 吴琛. 地震动的 Hilbert-Huang 变传统分析方法比较[J]. 福建工程学院学报, 2012(2): 5 - 11.