

文章编号: 2095-4980(2024)02-0194-07

基于 EMD-NLPCA 的欠定非线性盲源分离算法及应用

唐铭阳, 吴亚锋, 李 晋

(西北工业大学 能源与动力学院, 陕西 西安 710129)

摘 要: 对欠定非线性混合信号的盲源分离算法进行研究, 提出一种基于经验模式分解与非线性主成分分析(EMD-NLPCA)的盲源分离算法。首先对观测信号做 EMD 处理, 重构信号后引入高阶统计量, 再进行主成分分析, 完成信号分离。该算法既可以应对欠定环境, 又解决了非线性混合问题。仿真实验中, 将该算法与稀疏分量分析法的结果进行比照, 证明了该算法的正确性以及相较于稀疏分量分析法更具普适性。将该算法用于无人机发动机开车音频信号的分离, 效果较好。

关键词: 盲源分离; 经验模式分解; 非线性主成分分析; 欠定; 非线性混合

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021426

Research and application of EMD-NLPCA algorithm

TANG Mingyang, WU Yafeng, LI Jin

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710129, China)

Abstract: A Blind Source Separation(BSS) algorithm based on Empirical Mode Decomposition-Non-Linear Principal Component Analysis(EMD-NLPCA) is proposed after studying the BSS algorithm for underdetermined non-linear mixed signals. Firstly, EMD is applied to the observed signal, then high-order statistics are introduced after reconstructing the signal. The principal component analysis is carried out to complete the signal separation. This algorithm can not only deal with the undetermined environment but also solve the problem of non-linear mixing. In the simulation, the results of the algorithm are compared with those of the sparse component analysis, which proves that the proposed algorithm is correct and more universal than the sparse component analysis. Finally, the algorithm is applied to the separation of driving audio signals of unmanned aerial vehicle engines, and it works well.

Keywords: Blind Source Separation; Empirical Mode Decomposition; Non-Linear Principal Component Analysis; underdetermined; non-linear mixed

盲源分离(BSS)是指在信号的理论模型和源信号无法精确获知的前提下, 如何从混合信号(观测信号)中分离出各源信号的过程^[1]。其起源于 20 世纪 80 年代中期 2 位法国学者 J Herault 和 C Jutten 的开拓性研究^[2], 是一种功能强大、应用领域极其广泛的信号处理方法, 具有的独特优势引起了科研工作者的关注。欠定问题是指可观测信号的数量少于源信号的数量^[3], 实际应用中, 由于各方面的客观因素很容易造成欠定问题。因此, 欠定盲源分离成为一个热点的研究课题。非线性混合问题是指源信号之间的混合模型是非线性的^[4], 通常是由观测信号经过非线性失真后产生的, 并经常出现在日常生活中。国外对于欠定盲源分离始于 1991 年, J F Cardoso 提出了四阶累积量法^[5]; 之后, 欠定系统局灶解法^[6]和稀疏成分分析法^[7]成为主流。国内学者后来居上, 提出了平行因子法^[8]、嵌入向量法^[9]、密度空间聚类法^[10]等算法。但这些算法大多是针对最简单的线性混合, 在面对非线性混合问题时具有局限性^[11]。对于非线性盲源分离的研究较早, 1992 年, Burel 详细分析了带有未知参数的确定非线性混合模型^[12]。近年流行的算法有变分贝叶斯法^[13]、径向基函数神经网络法^[14]、后向传播神经网络算法^[15]等, 目前大部分非线性盲源分离算法研究建立在正定情况下。实际生活中, 由于客观条件的限制, 传感器的数量和布置条件都很难满足正定条件^[4], 且需分离的信号大多以非线性混合。因此对于欠定非线性混合信号的盲源分离非常必要且具有较大的研究空间。基于此, 本文提出一种基于 EMD-NLPCA 的欠定非线性盲源分离算法, 详细阐述了该算法应对的混合模型、算法原理及过程, 通过仿真实验与稀疏成分分析分离法进行对比, 证明其正确性及

收稿日期: 2021-12-20; 修回日期: 2022-04-20

优越性。最后将该算法用于无人机发动机开车音频信号的分离上，获得较好的效果。本文算法在解决欠定问题的同时，还能很好地适用于各种混合模式下的信号。

1 欠定非线性模型

假设源信号 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), \dots, s_n(t)]^T$ 经过欠定非线性混合得到观测信号 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ ，观测信号和源信号的各个分量相互统计独立，是零均值平稳随机过程，其数学模型为：

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{A}\mathbf{s}) \quad (1)$$

式中： $\mathbf{A}$ 为一个 $m \times n$ 维的混合矩阵^[16]， $m < n$ ，即观测信号数目小于源信号； f 为未知的可逆非线性函数，其数学表达式为：

$$x_i(t) = f_i\left(\sum_{j=1}^n a_{ij}s_j(t)\right) \quad (2)$$

式中 $a_{ij}(i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n)$ 为未知的 $m \times n$ 维非奇异矩阵 $\mathbf{A}$ 的元素。

整个欠定非线性混合过程如图1所示，非线性部分属于后置非线性混合^[17]。

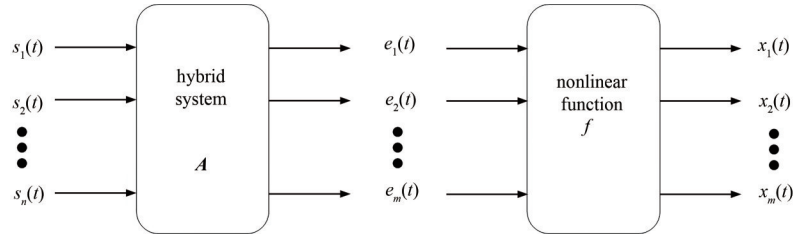


Fig.1 Underdetermined nonlinear mixing process

图1 欠定非线性混合过程

该条件下的分离要先解决欠定问题，即把信号升维，再进行非线性盲源分离，如图2所示。

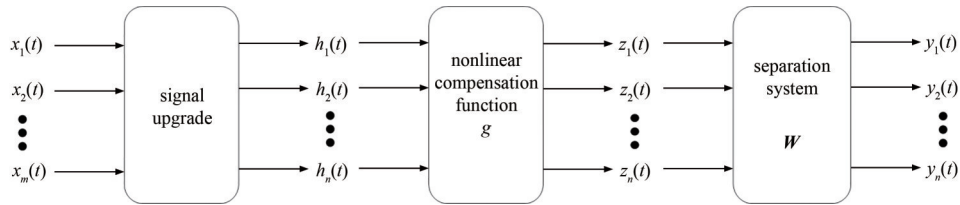


Fig.2 Separation process

图2 分离过程

图2中输出 $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$ 各分量为：

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij}g_j(h_j(t); \theta_j), i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中：含有待定参数 θ_j 的各个非线性函数 $g_j(j=1, 2, \dots, n)$ 为参数适应性函数，分别用于校正 $f_i(i=1, 2, \dots, n)$ 产生的失真； $w_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 为未知的 $n \times n$ 阶非奇异矩阵 $\mathbf{W}$ 的元素。完整的混合分离系统可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{e}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \\ \mathbf{x}(t) = f(\mathbf{e}(t)) \\ \mathbf{x}(t) \rightarrow \mathbf{h}(t) \\ \mathbf{z}(t) = g(\mathbf{h}(t)) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{z}(t) \end{cases} \quad (4)$$

若 $g = f^{-1}$ 且 $\mathbf{W} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{A}^{-1}$ ($\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{D}$ 分别为置换矩阵和对角尺度矩阵)，则 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{s}(t)$ ，即实现了分离，输出 $\mathbf{y}$ 等于各分量重新排列和尺度缩放后的源信号^[18]。

可分离性对于非线性混合模型非常重要，为使非线性混合可分离，必须对分离映射 g 附加约束：

- 1) g 为式(1)意义上的混合系统的逆系统；
- 2) g 应尽可能地简单，以减少仅利用了独立性假设而造成的剩余畸变(失真)。

在上述 2 个约束条件之下, 分离系统 G 只能是混合系统 f 的镜像结构, 而全局变换 H 是分离系统与混合系统的级联。由 Darmois Skitovich 定理^[19]可知, 集合 P 中至少包含 2 个高斯分量的分布。类似于线性独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 中 Comon 提出的著名论断: 所有的源信号中仅有 1 个或没有信号服从高斯分布, 是实现盲源分离的充要条件^[20]。同样, 只有当源信号中最多含 1 个高斯信号时, 该非线性混合系统是 separable 的, 即当源信号分布属于 P 的补集时, 盲源分离是可以实现的。

2 EMD-NLPCA 算法原理及过程

2.1 EMD 基本原理

经验模式分解法 (EMD) 的本质就是在信号有瞬时频率^[21]的情况下, 求出信号的本征模式函数 (Intrinsic Mode Function, IMF)^[21]。EMD 的基本原理可总结为以下 4 步:

1) 设观测信号为 $x(t)$, 再将 $x(t)$ 作为输入信号, 求出此输入信号的所有局部极值点, 然后用一根三次样条曲线把全部局部极大值点串起来, 形成了此输入信号的上包络线。同理, 把剩下的局部极小值点用另一根三次样条曲线串起来, 形成了此输入信号的下包络线。此时, 这 2 条包络线把输入信号全部围住, 通过求上、下包络线的均值得到均值线 $m(t)$ 。

2) 对输入信号进行去均值处理, 即在输入信号中减去均值线 $m(t)$: $h_1(t) = x(t) - m(t)$, 之后看其是否满足文献[22]中本征模式函数的 2 个条件。若不满足, 将 $h_1(t)$ 作为输入信号再进行此操作, 直到 $h_1(t)$ 符合条件, 记为第 1 个本征模式函数 $c_1(t)$ 。

3) 在求出第 1 个本征模式函数 $c_1(t)$ 之后, 将它从输入信号 $x(t)$ 中剔除, 得到信号 $r_1(t)$, 即 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ 。

4) 把 $r_1(t)$ 作为新的“输入”重复上述操作, 依次可得第 2、第 3、…、第 n 个本征模式函数。这个循环过程在满足某个预设条件后跳出循环, 最后剩下的输入信号为 $r_n(t)$ 。这样, 就将输入信号 $x(t)$ 分解为若干本征模式函数和一个 $r_n(t)$ 的和:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (5)$$

上述步骤中的预设条件有 2 种, 满足任意一种都可以跳出循环: 第 1 种是设定一个阈值 C , 如果最后一个本征模式函数 $c_n(t)$ 或剩下的输入信号 $r_n(t)$ 的值小于 C , 则跳出循环; 第 2 种是 $r_n(t)$ 呈现出单调性, 跳出循环。

2.2 非线性主成分分析算法 (NLPCA) 基本原理

NLPCA^[23]的思想为: 引入高阶统计量, 确保待处理信号服从高斯分布, 然后以最小均方误差逼近准则作为目标函数, 再通过一种寻优算法对矩阵 W 进行求解, 最终实现信号分离。

以第 1 节的模型为基础, 先忽略欠定情况, 将式(4)改写为 $s(t)$ 经时变系统 $\hat{A}(t)$ 的线性混合得到 $x(t)$, 分离的过程可简化为求时变系统 $\hat{A}(t)$ 的广义逆矩阵 $\hat{W}(t)$ 的过程^[24]:

$$\begin{cases} x(t) = \hat{A}(t)s(t) \\ y(t) = \hat{W}(t)x(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\hat{A}(t) = \hat{a}_{ij}(t)$; $\hat{a}_{ij}(t) = f_i(e(t))/e(t)$ 。为求 $\hat{W}(t)$, 按照最小均方误差逼近准则作为独立性判据, 构造出的目标函数为:

$$J(W) = E \left\{ x - \hat{W}(t)^T \varphi(y(t)) \right\}^2 = E \left\{ \| x(t) - \hat{W}(t)^T \varphi(\hat{W}(t)x(t)) \|^2 \right\} \quad (7)$$

利用梯度下降算法, 可简化为:

$$\hat{W}(t+1) = \hat{W}(t) - \mu \left(\varphi(y(t))x(t)^T - LT \left[\varphi(y(t))\varphi(y(t))^T \right] \hat{W}(t) \right) \quad (8)$$

式中: μ 为学习率; LT 为一个下三角矩阵, 即对角线以上的元素都为零; $\varphi(\cdot)$ 为非线性奇函数。当 $y(t)$ 为亚高斯信号时, $\varphi(y(t)) = \tanh(y(t))$; 当 $y(t)$ 为超高斯信号时, $\varphi(y(t)) = y(t)^3$ 。

2.3 EMD-NLPCA 算法过程

基于 EMD-NLPCA 的盲源分离算法的思路主要是将混合信号做 EMD 处理。混合信号被分解成若干个 IMF 分量, 将这些 IMF 分量重构得到新的信号序列, 把这个新的信号序列和原来的混合信号合并, 组成新的观测信号

$X(t)$ ，最终构成正定的盲源分离模型；对每个观测信号进行 $\tanh$ 变换，使其统计独立，再以最小均方误差逼近准则作为目标函数，之后对解混矩阵 W 进行求解，恢复出源信号。以2个源信号单通道混合为例，具体步骤如下：a) 将混合观测信号 $X(t)$ 进行零均值和白化预处理；b) 对预处理后的观测信号 $X(t)$ 进行 EMD 处理，得到 n 个 IMF 分量 $c_i(t)$, $i=1,2,\dots,n$ ；c) 将这 n 个 IMF 分量 $c_i(t)$ 进行 PCA 降维，得到 k 个 IMF 分量 $c'_i(t)$ ；d) 将这 k 个 IMF 分量 $c'_i(t)$ 进行一维重构，具体做法是对求出的 n 个 IMF 分量给予 $(0,1)$ 之间的不同的随机权值并相加，得到新的信号 $X'(t)$ ，再令 $X(t) = [X(t); X'(t)]$ 得到新的观测信号；e) 对新的观测信号进行 $\tanh$ 变换；f) 最小均方误差逼近准则构造出目标函数，利用梯度下降算法求解混矩阵 W ；g) 完成信号分离。综上，基于 EMD-NLPCA 的欠定非线性盲源分离算法的具体流程图如图3所示。

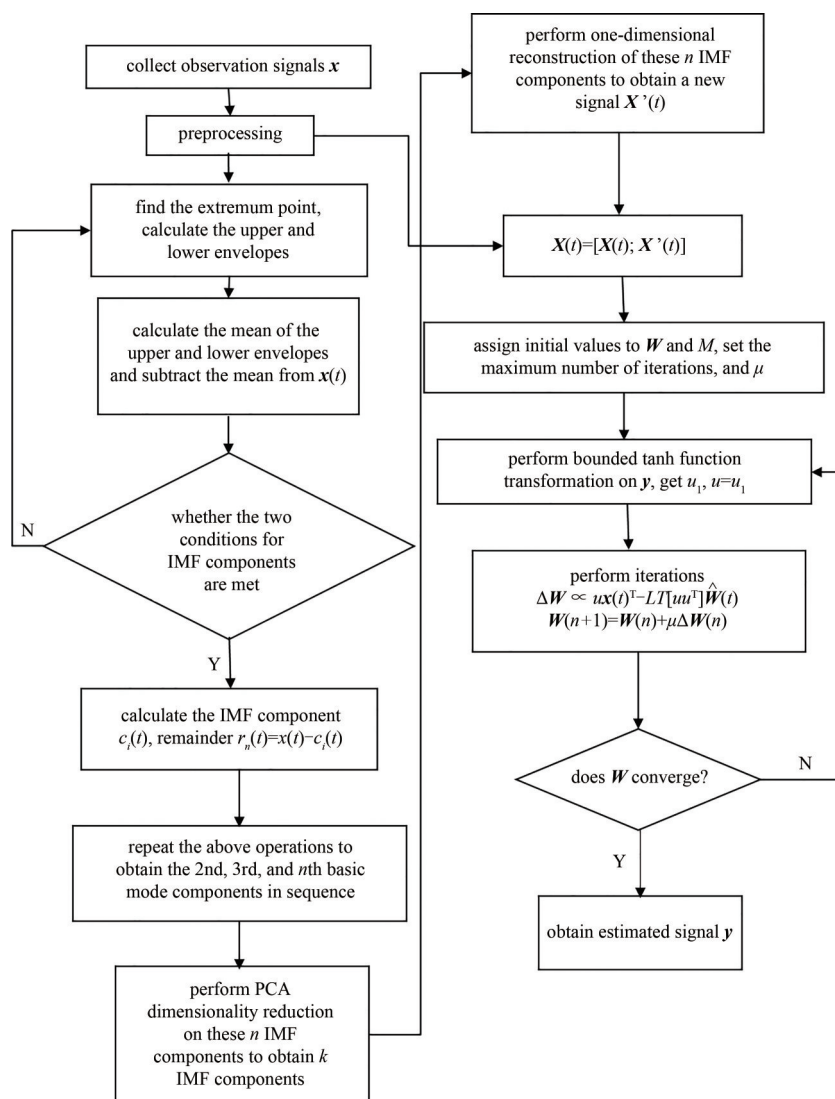


Fig.3 Flow of EMD-NLPCA algorithm

图3 EMD-NLPCA算法流程

3 仿真及应用

3.1 仿真实验

选择3个不同的源信号，分别为 s_1 、 s_2 、 s_3 。 $s_1 = \sin(120\pi t)$ ，是频率为 60 Hz 的正弦信号； $s_2 = \text{square}(100t, 50)$ ，是占空比为 50% 的方波； $s_3 = \text{randn}(\text{size}(t))$ ，为随机信号， $\text{size}(t)$ 为信号长度，采样频率 $f_s = 1\,000$ Hz。它们的波形如图4所示。

进行一个源信号为3路、观测信号为2路的欠定情况下的盲源分离仿真，得到欠定后置非线性混合信号 $X(t)$ ，如图5所示。采用基于 EMD-NLPCA 的欠定非线性盲源分离算法进行分离，所得分离信号如图6所示。

选择分离信号与源信号的相关系数^[25]作为评价准则，结果如表1所示。从表1可以看出， s_1 与 y_2 、 s_2 与 y_3 、 s_3

与 y_1 的相关系数都接近于1，与图4和图6对应。由图4和图6以及表1可以看出基于EMD-NLPCA的算法成功地分离出3个源信号。

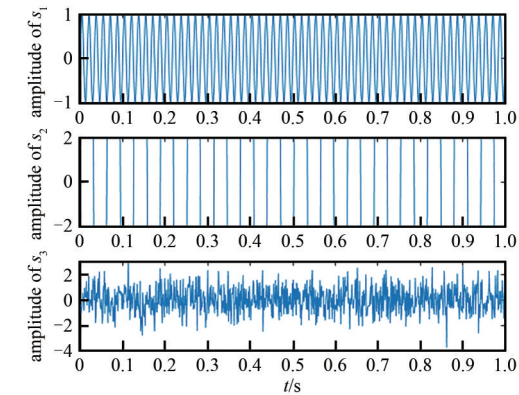


Fig.4 Source signal
图4 源信号

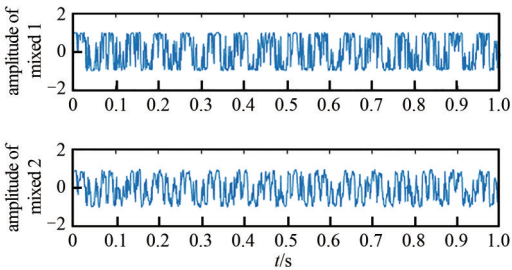


Fig.5 Mixed signal
图5 混合信号

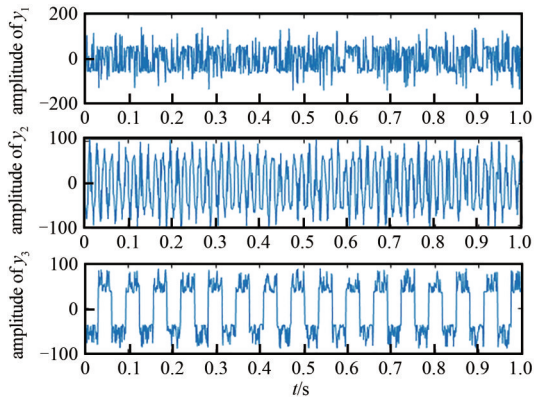


Fig.6 Separation signal by EMD-NLPCA
图6 EMD-NLPCA 分离信号

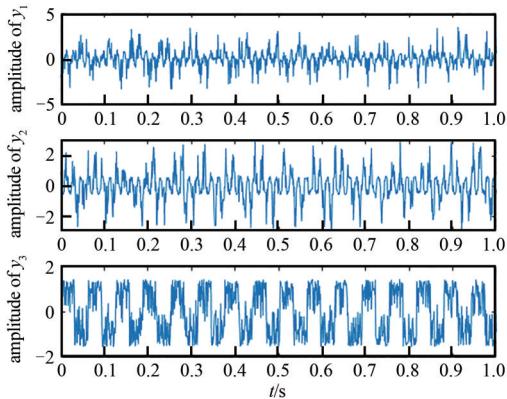


Fig.7 Separation signal by sparse component analysis
图7 稀疏分量分析盲源分离算法分离信号

表1 EMD-NLPCA 相关系数

Table1 Correlation coefficients in EMD-NLPCA

	y_1	y_2	y_3
s_1	0.187 0	0.970	0.170 0
s_2	0.011 0	0.025	0.893 0
s_3	0.833 5	0.045	0.178 5

表2 稀疏分量分析法相关系数

Table2 Correlation coefficients in sparse component analysis

	y_1	y_2	y_3
s_1	0.431	0.801	0.054
s_2	0.132	0.170	0.866
s_3	0.525	0.508	0.485

接着用稀疏分量分析盲源分离算法对图5的信号进行分离，分离信号如图7所示，分离信号与源信号的相关系数如表2所示。

对比表1和表2可以看出，只有 s_2 可被看作是成功分离， s_1 和 s_3 没有被分离出来，且分离出来的信号通过本算法将其精确度提高了约0.07。对照图4和图7可以看出，3路信号没有明显被分离开，因此本文提出的EMD-NLPCA的欠定非线性盲源分离算法分离的准确性更强，普适性更好。

分离信号的幅度相对源信号的幅度有所差异，并且分离信号的排序与源信号的排序不同，这是盲信号处理结果的不确定性造成的。

3.2 应用实验

基于该算法针对无人机开车声音信号进行盲源分离实验。在无人机实验室内将发动机转速设置为3 000 r/min，使用4个传声器采集到4个不同位置的音频信号，截取16 000个采样点作为观测信号，为了进行欠定盲源分离，只选取其中3路信号，观测信号的时域波形如图8所示。

将图8所示的采集信号作为输入,利用基于EMD-NLPCA的欠定非线性盲源分离算法对混合信号进行分离,并将分离的信号做FFT处理得到信号的频谱,图9、图10分别为分离信号的时域图与频域图。

本实验中,发动机转速为3 000 r/min,叶片数为4,发动机气缸数为4,冲程数为2,发动机排气口直径为0.4 cm,排气管长度为1.5 cm,排量为0.989 L,排气管中声速经推算为681 m/s,通过查阅资料及文献[26-27]中的公式可以推测出: y_1 对应的源信号可能为发动机螺旋桨噪声; y_2 对应的源信号可能为发动机排气噪声; y_3 对应的源信号可能为发动机的其他机械噪声; y_4 对应的源信号可能为发动机实验间的风机噪声和其他背景噪声。

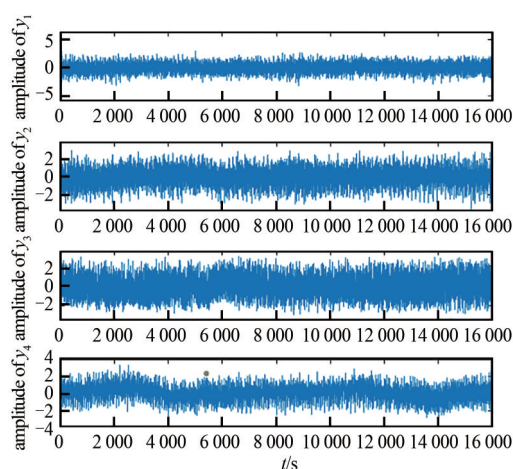


Fig.9 Time domain diagram of separated signal
图9 分离信号的时域图

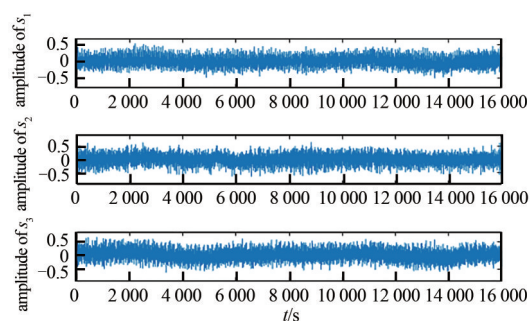


Fig.8 Time domain diagram of observation signal
图8 观测信号的时域图

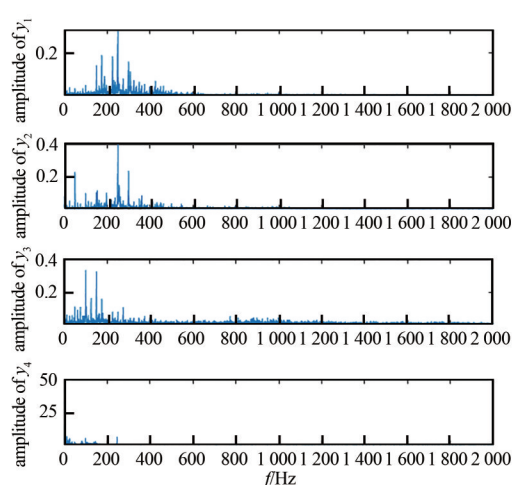


Fig.10 Spectrum of separated signal
图10 分离信号的频域图

4 结论

本文针对欠定非线性混合信号,提出一种EMD-NLPCA算法,该算法相较于传统的盲源分离算法具有更强的普适性,能适应多种测试环境,具有广泛的应用前景。通过仿真和实验验证了该算法的正确性和可行性。

参考文献:

- [1] KHAN J B, JAN T, KHALIL R A, et al. An efficient multistage approach for blind source separation of noisy convolutive speech mixture[J]. Applied Sciences, 2021, 11(13):5968. doi:10.3390/app11135968.
- [2] TALEB A, JUTTEN C, OLYMPIEFF S. Source separation in post nonlinear mixtures: an entropy-based algorithm[C]// Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'98(Cat. No.98CH36181). Seattle, WA, USA: IEEE, 1998:2089-2092. doi:10.1109/ICASSP.1998.681556.
- [3] XIE Kan, JIANG Kanyang, YANG Qiyu. Multi-channel underdetermined blind source separation for recorded audio mixture signals using an unmanned aerial vehicle[J]. IET Communications, 2021, 15(10):1412-1422. doi:10.1049/cmu2.12109.
- [4] DING Hua, WANG Yiliang, YANG Zhaojian, et al. Nonlinear blind source separation and fault feature extraction method for mining machine diagnosis[J]. Applied Sciences, 2019, 9(9):1852. doi:10.3390/app9091852.
- [5] CARDOSO J F. Super-symmetric decomposition of the fourth-order cumulant tensor. Blind identification of more sources than sensors[C]// ICASSP 91: 1991 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Toronto, ON, Canada: IEEE, 1991:3109-3112. doi:10.1109/ICASSP.1991.150113.
- [6] GORODNITSKY I F, RAO B D, GEORGE J. Source localization in magnetoencephalography using an iterative weighted minimum norm algorithm[C]// 1992 Conference Record of the Twenty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 1992:167-171. doi:10.1109/ACSSC.1992.269280.

- [7] LEWICKI M S, SEJNOWSKI T J. Learning nonlinear overcomplete representations for efficient coding[C]// Proceedings of the 10th International Conference on Neural Information Processing Systems. Denver, CO: MIT Press, 1997: 556–562.
- [8] 王少波, 郭英, 睦萍, 等. 基于平行因子分析的欠定混合矩阵估计算法[J]. 探测与控制学报, 2019, 41(6): 101–106. (WANG Shaobo, GUO Ying, SUI Ping, et al. Underdetermined mixed matrix estimation based on parallel factor analysis[J]. Journal of Detection & Control, 2019, 41(6): 101–106.)
- [9] 牛梦蝶. 基于深度学习的欠定盲源分离算法[D]. 南昌: 南昌大学, 2020. (NIU Mengdie. Underdetermined blind source separation algorithm based on deep learning[D]. Nanchang, China: Nanchang University, 2020.) doi:10.27232/d.cnki.gnchu.2020.003086.
- [10] 季策, 穆文欢, 耿蓉. 基于A-DBSCAN的欠定盲源分离算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(12): 2676–2683. (JI Ce, MU Wenhuan, GENG Rong. Underdetermined blind source separation algorithm based on A-DBSCAN[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(12): 2676–2683.) doi:10.3969/j.issn.1001-506X.2020.12.02.
- [11] DEVILLE Y, DUARTE L T, HOSSEINI S. Nonlinear blind source separation and blind mixture identification: methods for bilinear, linear-quadratic and polynomial mixtures[M]. Cham: Springer, 2021. doi:10.1007/978-3-030-64977-7.
- [12] BUREL G. Blind separation of sources: a nonlinear neural algorithm[J]. Neural Networks, 1992, 5(6): 937–947.
- [13] LAPPALAINEN H, HONKELA A. Bayesian non-linear independent component analysis by multi-layer perceptrons[M]// GIROLAMI M. Advances in independent component analysis. London: Springer, 2000: 93–121. doi:10.1007/978-1-4471-0443-8_6.
- [14] TAN Ying, WANG Jun, ZURADA J M. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(1): 124–134. doi:10.1109/72.896801.
- [15] ALMEIDA L B. Misp-linear and nonlinear ICA based on mutual information[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2003(4): 1297–1318. doi:10.5555/945365.964307.
- [16] YE Fang, CHEN Jie, GAO Lipeng, et al. A mixing matrix estimation algorithm for the time-delayed mixing model of the underdetermined blind source separation problem[J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2019, 38(4): 1889–1906.
- [17] 陈曦. 基于后非线性混合模型的盲源分离方法研究[D]. 芜湖: 安徽工程大学, 2020. (CHEN Xi. Study on blind source separation methods based on post-nonlinear hybrid model[D]. Wuhu, Hefei, China: Anhui Polytechnic University, 2020.)
- [18] MARTINEZ D, BRAY A. Nonlinear blind source separation using kernels[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(1): 228–235. doi:10.1109/TNN.2002.806624.
- [19] DARMOIS G. Analyse des liaisons de probability[C]// Proceedings of International Statistics Conferences. Washington, DC: [s.n.], 1951: 231.
- [20] HAYKIN S. Neural networks: a comprehensive foundation[M]. 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998: 323.
- [21] HUANG N E, SHEN Zheng, 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. doi:10.1098/rspa.1998.0193.
- [22] TANAKA T, MANDIC D P. Complex empirical mode decomposition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(2): 101–104.
- [23] MONAHAN A H. Nonlinear principal component analysis: tropical indo-pacific sea surface temperature and sea level pressure[J]. Journal of Climate, 2001, 14(2): 219–233. doi:10.1175/1520-0442(2001)013<0219:NPCATI>2.0.CO;2.
- [24] HSIEH W W. Nonlinear principal component analysis of noisy data[J]. Neural Networks, 2007, 20(4): 434–443.
- [25] WANG Weihua. Blind source separation algorithm and application research[D]. Heilongjiang, China: Harbin Engineering University, 2009.
- [26] 天津内燃机研究所. JB/T 5141–1991 小型汽油机排气消声器设计参数[S]. 北京: 中国机械科学研究院, 1991. (Tianjin Internal Combustion Engine Research Institute. JB/T 5141–1991 Design parameters of exhaust muffler for small gasoline engine[S]. Beijing: China Academy of Machinery Science and Technology, 1991.)
- [27] 天津内燃机研究所. JB 5137–1991 小型汽油机排气消声器 技术条件[S]. 北京: 中国机械科学研究院, 1991. (Tianjin Internal Combustion Engine Research Institute. JB 5137–1991 Technical specification for exhaust muffler of small gasoline engine[S]. Beijing: China Academy of Machinery Science and Technology, 1991.)

作者简介:

唐铭阳(1995–), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为信号处理. email: tmy2021100232@mail.nwpu.edu.cn.

吴亚锋(1961–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为计算机测控技术、振动和声音的分析控制等.

李 晋(1996–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为信号处理.