

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.02.006

单通道涡流无损检测信号盲源分离算法

杨智伟, 南新元

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要:针对脉冲涡流无损检测(pulsed eddy current testing, PECT)系统中获取单一检测信号存在的混叠问题,文章提出一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和快速独立分量分析(fast independent component analysis, FastICA)的单通道盲源信号分离算法。该算法首先通过 EMD 对混合观测信号分解,然后利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)估计源信号数目,根据估计得到的源信号数目将观测信号和对应模态分量构成新的虚拟信号,最后利用 FastICA 算法分离得到源信号的估计。有限元仿真实验表明该算法能有效分离单通道混合检测信号,并且优于小波分解的单通道盲源分离算法。

关键词:独立分量分析(ICA);经验模态分解(EMD);脉冲涡流无损检测(PECT);单通道盲源分离;有限元仿真

中图分类号:TN911.6

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2023)02-0175-06

Single-channel blind source separation algorithm for eddy current nondestructive testing signal

YANG Zhiwei, NAN Xinyuan

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: Aiming at the aliasing problem of single detection signal in pulsed eddy current testing(PECT) system, a single-channel blind source separation algorithm based on empirical mode decomposition and fast independent component analysis(EMD-FastICA) is proposed. The proposed algorithm separates the mixed signal by EMD, and then estimates the number of source signals by singular value decomposition(SVD). According to the estimated number, the detection signal and the intrinsic mode function(IMF) components are combined to get the new virtual signal. Finally, FastICA is utilized to get the estimate of source signals. According to finite element simulation, the algorithm can effectively separate single-channel mixed detection signal and its performance is better than that of the single-channel blind source separation algorithm based on wavelet decomposition.

Key words: independent component analysis(ICA); empirical mode decomposition(EMD); pulsed eddy current testing(PECT); single-channel blind source separation; finite element simulation

新疆油气资源丰富,随着“西气东输”工程的推进,疆内已铺设完成压力管道超 8 200 km。面对现场的复杂工况、恶劣天气以及管道中液滴冲击等不可抗因素,管壁局部缺陷时有发生。为保障压力管道安全可靠地运行,避免事故发生,定期

对管道进行无损检测尤为重要。

由于压力管道管壁较厚,传统的涡流无损检测被趋肤效应影响,检测深度受限。脉冲涡流无损检测(pulsed eddy current testing, PECT)相较于传统的涡流无损检测,具有丰富的频谱信息且

收稿日期:2021-01-13;修回日期:2021-04-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61463047)

作者简介:杨智伟(1995—),男,河南洛阳人,新疆大学硕士生;

南新元(1967—),男,新疆乌鲁木齐人,博士,新疆大学教授,硕士生导师,通信作者, E-mail: nxyxd@sina.com.

可检测深度较大,因此被广泛应用于压力管道无损检测中^[1-2]。

由于铺设场地工况复杂,PECT 隶属于电子系统,除去噪声还存在一定的高频干扰等^[3],可将缺陷信号从干扰源和缺陷信号混叠中分离的过程视作盲信号分离问题^[4]。针对此问题,文献[5]提出了一种解决盲信号分离问题的独立分量分析(independent component analysis, ICA)算法,较好地完成了分离工作;文献[6]在此基础上改进了迭代公式,并提出了 FastICA 算法,极大地提高了收敛速度。传统的 ICA 算法要求观察信号通道不低于源信号数,才能获得更好的分离效果^[7]。然而 PECT 常采用单一检测线圈探测混叠场电压信号或是单一霍尔传感器对磁通密度进行检测,采集到的检测信号是单通道的混合信号。在此前提下,需要将单通道混合检测信号拓展为若干个虚拟观测信号。传统的小波变换可以对单通道信号做分解,但分解层数与小波基的选取会影响分离效果^[8]。文献[9]针对非线性复杂信号的分解,提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法,可将混合信号按频率分解为固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量。基于上述论述,本文提出了一种 EMD-FastICA 算法的 PECT,将原始混合信号分解为各模态分量,经判定选取模态分量及模拟检测信号组合继续通过 ICA 解混去噪,由先验条件可判定提取初始信号。

1 理论基础及算法原理

1.1 PECT 基本原理

PECT 原理示意图如图 1 所示,在激励线圈中通入一定占空比的脉冲激励电流。

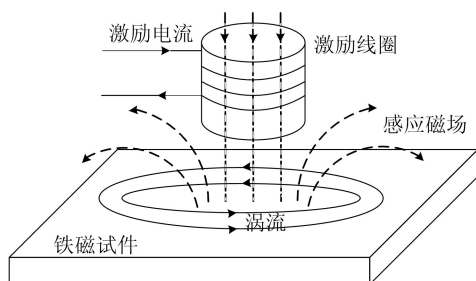


图 1 PECT 原理示意图

依据电磁感应定律在激励线圈靠近金属试件时,产生的激励磁场会在试件中感应出同频涡流,涡流衰减产生感应磁场叠加激励磁场形成一个复合场。而此叠加场受到试件缺陷处电磁特征不连

续性的影响会产生变化,通过对此信号分析可以判断试件的缺陷特征^[10]。

1.2 FastICA 算法

盲信号分离原理如图 2 所示,设 $s(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \cdots \ s_N(t)]^T$ 为 N 个相互独立的源信号,经未知 $M \times N$ 维矩阵 A 线性混合得到 $x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \cdots \ x_M(t)]^T$ 。

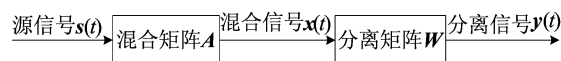


图 2 盲信号分离原理

盲信号分离是通过优化算法寻求一个分离矩阵 W ,再利用分离矩阵 W 对观测信号 $x(t)$ 解混得到信源 $s(t)$ 的估计 $y(t)$ 。

由于多个相互独立的随机变量之和趋于高斯分布,当分离信号的非高斯性最大时,可以判定分离完成。基于此原理采用 FastICA 算法,用最大熵原理近似负熵的方法度量随机变量的非高斯性^[11],其近似公式可表达为:

$$J(Y) = [E(G(Y)) - E(G(Y_{\text{Gauss}}))]^2 \quad (1)$$

由 FastICA 原理和前提条件可将迭代式转化为:

$$u_i(k+1) = E[zf(u_i^T(k)z)] - E[f'(u_i^T(k)z)] \quad (2)$$

其中, z 为白化处理后的数据。

FastICA 算法实现流程如下:

(1) 为去除矩阵的相关性,计算白化矩阵 H ,使得 $z = Hx$ 白化。

(2) 对于当前提取的第 i 个信号,任取 $u_i(0)$,使其满足 $\|u_i(0)\| = 1$ 。根据迭代(2)式计算 $u_i(k+1)$ 。

(3) 正交并归一化 $u_i(k+1)$,继续判断 $u_i(k+1)$ 收敛性,若未收敛,则返回步骤(2)。

(4) 设源信号数目为 m 个, $i = i + 1$,若 $i < m$,则回到步骤(2);否则整个分离完成。

1.3 EMD 算法

EMD 算法依据信号自身时频特征进行分解,相比傅里叶或小波分解,不需要预设基函数,在处理非平稳非线性的涡流检测信号时具有明显优势。EMD 算法可以自适应地将信号由多频率的混合信号分解为若干个单一频率,并且从小到大排列 IMF 分量和一个残余信号。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

其中: c 为包含源信号自身频率特征的本征模函

数以及包含噪声的本征模函数; r 为残余信号。经由 EMD 分解,可以将单通道的检测信号拓展为多通道虚拟信号。具体步骤^[12]如下。

(1) 将混合检测信号通过三次条样函数对混叠信号极大值与极小值分别拟合,组成上下包络线 $e_1(t)$ 和 $e_2(t)$,求取包络均值得:

$$m_1(t) = \frac{e_1(t) + e_2(t)}{2} \quad (4)$$

(2) 将混合观测信号 $x(t)$ 减去包络均值 $m_1(t)$ 得到差值 $g_1(t)$,进一步将 $g_1(t)$ 视作待处理信号重复步骤(1)多次,得到:

$$g_i(t) = g_{i-1}(t) - m_i(t) \quad (5)$$

(3) 直到 $g_i(t)$ 符合本征模函数的特征,其中 $i \geq 1$,记:

$$f_1(t) = g_1(t) \quad (6)$$

(4) 将混合检测信号减去上述第 1 个本征模函数,得出 $x_1(t)$;将其看作初始信号继续重复步骤(1)~步骤(2)。一次提取出 $m-1$ 个模态函数 $f(t)$,同时将不包含任何模态信息的单调信号视作残余函数,即 $r_n - x_{m-1}(t)$ 。

在实际运算中,本征模态函数作为判断条件需要满足极大点和极小点构成的上下包络均值为 0 和极大点、极小点差值最多为 1 的条件。

1.4 复合算法流程

检测信号经由 EMD 分解后得到若干组囊括源信号全部信息的 IMF 分量,然后利用 FastICA 算法即可对源信号分离还原,但源信号的维数通常不可知,此时需要通过算法对源数目进行估计。文献[13]提出了一种基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)(SVD-BIC)源数估计法,首先通过计算 IMF 分量的协方差矩阵,然后结合 BIC,计算判定。

$$\text{BIC}(k) = \left(\prod_{i=1}^l \lambda_i \right)^{-N/2} \sigma_i^{-N(u-l)/2} N^{-(d_i+l)/2} \quad (7)$$

其中: $\sigma_i^2 = \frac{\prod_{i=l+1}^u \lambda_i}{u-l}$; $d_i = ul - \frac{l(l+1)}{2}$; N 为协方差矩阵数据的长度; $l = n$, $1 \leq l \leq u$, u 为非零特征值个数, n 为源数的估计值。

对于求取检测信号中源信号数目的估计, BIC 的方法寻找一个使 $\text{BIC}(k)$ 取最大时 k 值的序号。

为实现在强干扰及噪声下对原始采集信号的提取,结合上述经验模态分解以及独立成分分析 2 种算法优势,提出了一种经由 EMD 和 FastICA

联合的特征提取算法^[14]。综合本文提出的算法,具体实现步骤如下。

(1) 将混合检测信号经由 EMD 分解得到若干组 IMF 分量。

(2) 将检测信号和得到的 IMF 分量组合为虚拟信号 VS1,并计算协方差矩阵,按照降序的排列获取其奇异值向量 τ 。

(3) 计算 $\text{BIC}(k)$,当其值最大时记 k 值序号为 P ,得到源信号估计数目为 P 。

(4) 取前 $P-1$ 组分量和检测信号构成 P 维虚拟信号 VS2。

(5) 把上述虚拟信号 VS2 通过 FastICA 继续分解得到 P 维分离信号,对 P 个分离信号做频域分析。

(6) 由激励线圈频率的先验知识,分析经 ICA 处理获得的分离信号可判别实际检测信号。

算法流程如图 3 所示。

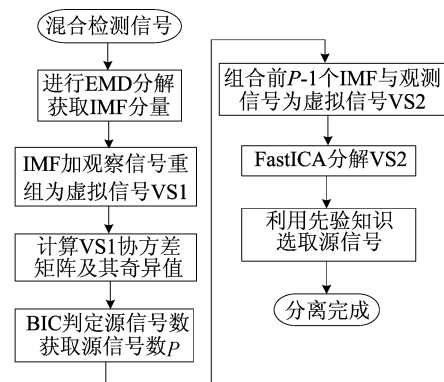


图 3 算法流程

2 有限元仿真模型的建立

COMSOL 是一款有限元仿真软件,该软件可以实现多物理场的耦合计算。本文主要调用其中磁场和电路 2 个接口,通过对压力管道、激励线圈、检测线圈以及空气域等模型的构建,给定激励信号计算出复合场施加在检测线圈两端的电压等数据。

基于屈服强度为 485~605 MPa 的 X70 管道的结构参数,设定仿真模型为内径 550 mm、外径 650 mm 的压力管道,同时在管壁内侧中央位置设置一矩形缺陷,宽度为 2 mm,长度为 10 mm,深度为 7 mm。线圈放置于管壁外侧正对缺陷位置,其直径为 20 mm,提离距离为 5 mm,匝数为 298 匝。由于仅研究干扰对脉冲涡流检测信号的

影响,将模型简化为二维模型以提升计算效率。建立的二维模型如图 4 所示。

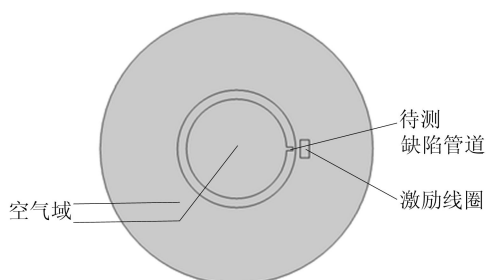


图 4 二维仿真模型

在实际脉冲涡流无损检测系统中,通过信号发生器外加功放获得足够强度的电流去驱动探头,在 COMSOL 软件中可以通过外加电路物理场来激励线圈输入电流。

3 信号的获取与处理

3.1 仿真信号的获取

PECT 系统原理图如图 5 所示。从图 5 可以看出,该脉冲涡流无损检测系统中利用检测探头探测缺陷信号,通过检测线圈接入数据采集卡并连接上位机可获取检测电信号^[15]。

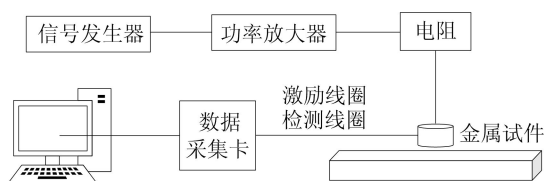


图 5 PECT 系统

在本文仿真模型中,模拟实际检测系统于激励线圈正下方处放置一检测线圈,设置其匝数为 300 匝,在电路端外接电压表采集电压数据,设置方波脉冲的频率为 10 Hz、占空比为 50%、工作电压 10 V 的激励信号。采集此激励下的检测信号如图 6 所示。

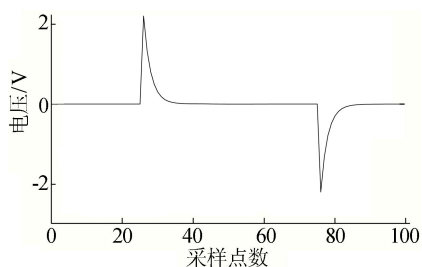


图 6 理想条件下检测线圈的电压信号

3.2 模拟观测信号的获取

为模拟强干扰信号对检测信号带来的影响,给定幅值、频率和相位均不相等的正、余弦信号各一个混入检测信号,且作为强干扰幅值大于原始信号。同时在混合信号中加入随机噪声模拟实际情况下的检测信号。给定信号为 s_1, s_2 :

$$s_1 = 15\sin(2\pi \times 50t) \quad (8)$$

$$s_2 = 17\cos(2\pi \times 27t + \pi/3) \quad (9)$$

检测信号视为 s_3 , 记 $\mathbf{S} = [s_1 \ s_2 \ s_3]^T$, 然后将上述信号通过一组 3×3 维的随机矩阵 \mathbf{A} 进行混合,用以模拟原始信号和干扰信号在未知信道线性混合的过程。

上述信号经混叠后得到 3 个混合信号,随机选取混合信号中的一组信号作为单通道检测信号,其时频图如图 7 所示。

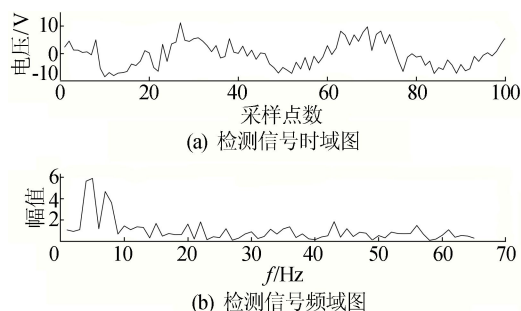


图 7 检测信号时频图

从图 7 可以看出,原始信号几乎淹没在干扰中,频域信息已不明显。

对检测信号进行 EMD 分解,IMF 分量如图 8 所示。

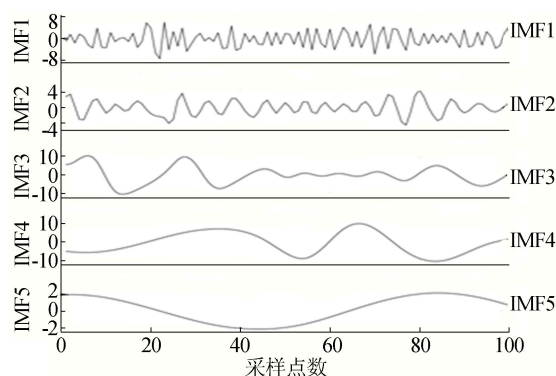


图 8 模拟观测信号经 EMD 分解结果

从图 8 可以看出已经分解得到的 IMF 分量信息大多集中在前 3 组。运用 SVD-BIC 算法,将分解所得 IMF 模态分量与模拟检测信号重新组合得到虚拟信号 VS1,通过求取协方差矩阵以及

对应奇异值求出 VS1 对应的 k 个 BIC 值,绘制点线图如图 9 所示。

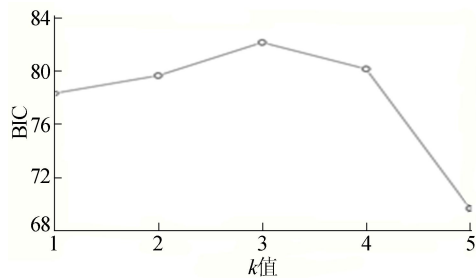
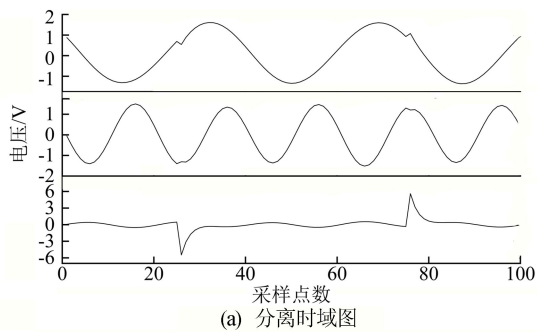
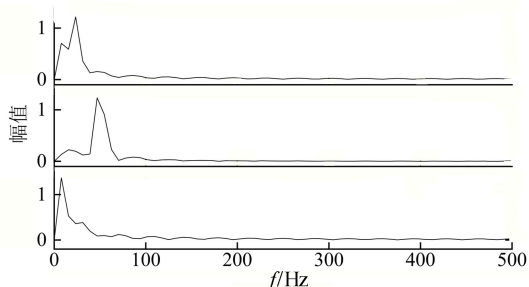


图 9 虚拟信号对应的 BIC 值

由图 9 可知,当 $k=3$ 时 BIC 值最大,因此可知源信号数为 3,这与观察和预设一致,说明经过此方法估计源信号数目具有可行性。进一步将前 2 组 IMF 分量与检测信号组合为另一组虚拟信号 VS2。将虚拟信号通过 FastICA 再次处理可以得出经由混合的 3 组源信号。同时将分离经由 FastICA 分离出来的 3 组信号做小波软阈值去噪,分离所得 3 组信号时频图如图 10 所示。



(a) 分离时域图



(b) 分离频域图

图 10 FastICA 分离时频域图

由于输入激励信号频率为 10 Hz,检测信号为激励信号感生而来,因而得出的检测信号频率应当也为 10 Hz 左右。观察分离得出 3 组信号的频谱图,分离得出的第 3 组信号频率约为 10 Hz,这与先验条件相符,且观察时域波形图也符合在脉冲涡流激励信号作用下的检测信号。可以判定第 3 组分离信号为实际缺陷检测信号。

3.3 算法分离结果及分析

由于经过 FastICA 计算后 3 组原始信号的幅值会发生变化,可以用相似系数^[16]来分析对源信号的提取效果。相似系数 ϵ_i 定义为:

$$\epsilon_i = \frac{\left| \sum_{n=1}^N s_i(n)x_i(n) \right|}{\sqrt{\sum_{n=1}^N s_i^2(n) \sum_{n=1}^N x_i^2(n)}} \quad (10)$$

其中: $s(n)$ 为理想条件下得到的检测信号; $x(n)$ 为分离信号。代入计算结果见表 1 所列。

表 1 算法性能对比

混合信号	本文算法	小波分解 ^[17]
0.685 7	0.961 3	0.811 3

通常认为相似系数越接近于 1 的 2 个信号越相似,反映出的分离性能越好。依据表 1 计算结果可知,本文算法较好地提取出微弱检测信号,并完成对混叠信号的解混去噪。由于文献^[17]在选择小波包节点时,依据节点的能量系数比为:

$$\eta_n = \frac{E_n}{E} \quad (11)$$

其中: E_n 为小波包分解得到的第 n 个节点能量值; E 为总能量值。

对于幅值相对较小的检测信号,其占比较小致使分离效果不佳。因此,针对较强干扰下的检测信号,其盲分离效果优于文献^[17]提出的算法。

4 结 论

本文针对在较强未知干扰和噪声条件下的压力管道脉冲涡流无损检测源信号提取困难的问题,提出了一种基于 EMD-FastICA 的信号分解重构提取算法。通过仿真模型模拟检测信号的构建与对源信号的提取验证,表明本文提出的算法能有效地分离出较强干扰下的微弱脉冲涡流检测信号,结果较好地反映了源信号的时频特征,可以满足工程实际要求。

[参 考 文 献]

- [1] 赵莹,解社娟,张东亮,等. 脉冲涡流激励信号参数对检测能力的影响[J]. 无损检测,2016,38(10):14-17.
- [2] 武新军,张卿,沈功田. 脉冲涡流无损检测技术综述[J]. 仪器仪表学报,2016,37(8):1698-1712.
- [3] 吴加福,吴安定,肖涵. 经验小波变换及其在机械故障盲分离中的应用[J]. 机械设计与制造,2020(10):89-93.

- [7] BARBER R D, HARMER D W, COLEMAN R A, et al. GAPDH as a housekeeping gene: analysis of GAPDH mRNA expression in a panel of 72 human tissues[J]. *Physiological Genomics*, 2005, 21(3): 389-395.
- [8] BOROWSKI J M, GALLI V, MESSIAS R D, et al. Selection of candidate reference genes for real-time PCR studies in lettuce under abiotic stresses[J]. *Planta*, 2014, 239(6): 1187-1200.
- [9] TIAN C, JIANG Q, WANG F, et al. Selection of suitable reference genes for qPCR normalization under abiotic stresses and hormone stimuli in carrot leaves[J]. *PLoS One*, 2015, 10(2): e0117569.
- [10] VANDESOMPELE J, DE P K, PATTYN F, et al. Accurate normalization of real-time quantitative RT-PCR data by geometric averaging of multiple internal control genes[J]. *Genome Biology*, 2002, 3(7): 341-342.
- [11] ANDERSEN C L, JENSEN J L, ORNTOF T F. Normalization of real-time quantitative reverse transcription-PCR data: a model-based variance estimation approach to identify genes suited for normalization, applied to bladder and colon cancer data sets[J]. *Cancer Research*, 2004, 64(15): 5245-5250.
- [12] 盘林秀, 王娜, 王爱军, 等. 稻粒黑粉病菌实时荧光定量 PCR 内参基因筛选[J]. *植物病理学报*, 2018, 48(5): 640-647.
- [13] ZAMPIERI D, NORA L C, BASSO V, et al. Validation of reference genes in *Penicillium echinulatum* to enable gene expression study using real-time quantitative RT-PCR[J]. *Current Genetics*, 2014, 60(3): 231-236.
- [14] ROCHA D J P, SANTOS C S, PACHECO L G C. Bacterial reference genes for gene expression studies by RT-qPCR: survey and analysis[J]. *Antonie van Leeuwenhoek International Journal of General and Molecular Microbiology*, 2015, 108(3): 685-693.
- [15] 郑永钦, 郑正, 陈燕玲, 等. 柑橘黄龙病菌内参基因的筛选与评估[J]. *微生物学通报*, 2019, 46(11): 2985-2995.
- [16] 范艺, 周宋馨, 夏永军, 等. 基于转录组测序筛选嗜热链球菌荧光定量 PCR 新内参基因[C]//第十五届益生菌与健康国际研讨会摘要集. 南京: 中国食品科学技术学会, 2020: 52-53.
- [17] SINGH V, SINGH B, KAUL V K. Domestication of wild marigold (*Tagetes minuta* L.) as a potential economic crop in Western Himalaya and North Indian Plains[J]. *Economic Botany*, 2003, 57(4): 535-544.

(责任编辑 闫杏丽)

(下转第 179 页)

- [4] 叶潘. 盲信号处理中的关键技术研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2018.
- [5] COMON P. Independent component analysis, a new concept[J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287-314.
- [6] BINGHAM E, HYVARRINEN A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2000, 10(1): 1-8.
- [7] HE J, CHEN W, SONG Y. Single channel blind source separation under deep recurrent neural network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2020, 115: 1277-1289.
- [8] 赵知劲, 黄艳波. 基于经验模态分解的单通道盲源分离算法[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34(10): 3010-3012.
- [9] 苗晟, 王威廉, 姚绍文. Hilbert-Huang 变换发展历程及其应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(8): 812-818.
- [10] YUAN L, ZHOU Z H, YUAN Y C, et al. An improved FastICA method for fetal ECG extraction[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, 2018: 7061456-1-7061456-7.
- [11] KEZIOU A, FENNIRI H, GHAZDALI A, et al. New blind source separation method of independent dependent sources[J]. *Signal Processing*, 2014, 104(6): 319-324.
- [12] 刘小乐, 袁海平, 郑鑫, 等. 基于 HHT 的爆破振动信号时频能量分析[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2019, 42(6): 779-784.
- [13] 叶红仙, 杨世锡, 杨将新. 基于 EMD-SVD-BIC 的机械振动源数估计方法[J]. *振动测试与诊断*, 2010, 30(3): 330-334, 343.
- [14] 郭丽霞. 脉冲涡流检测中的信号采集及处理方法[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- [15] 任旭虎, 张圣坤, 张振铁. 磁性材料缺陷的脉冲涡流检测系统设计[J]. *无损检测*, 2020, 42(10): 72-75.
- [16] 黄大伟, 戴吾蛟, 刘斌, 等. 单通道独立分量分析算法的比较分析[J]. *大地测量与地球动力学*, 2014, 34(1): 135-138.
- [17] 赵知劲, 黄艳波. 基于小波包分解的单通道盲源分离算法[J]. *通信技术*, 2017, 50(3): 425-429.

(责任编辑 李 凯)