

基于 EEMD-ICA 与 SVD 的电网谐波检测方法研究

张 玥¹, 范伟强², 张 琦³, 李 琨¹

(1. 西安工程大学 电子信息学院, 西安 710048; 2. 三门峡黄河明珠(集团)有限公司, 河南 三门峡 472000; 3. 西安中冶新材料有限公司, 西安 710061)

摘要: 文章将 EEMD-ICA 技术与 SVD 相结合, 提出基于 EEMD-SVD-ICA 算法的单通道电网电压谐波分离方法, 与现有单通道谐波分离方法相比具有无需源信号先验信息, 可分离非平稳信号谐波, 算法简单等优点; EEMD 方法将单通道信号分解为多路互相正交的本征模态函数分量 (IMFs), 然后采用 SVD 代替 PCA 方法进行数据降维, 再运用基于负熵的固定点独立成分分析 (FastICA) 方法提取 IMFs 独立分量, 实现单通道电网电压谐波分离; 对模拟信号进行谐波分离, 验证所提方法在该领域的应用的可行性, 仿真结果表明论文所提方法不仅能够分离电网电压的谐波, 并且对频率小于 50 Hz 的间谐波也有很好的分离效果。

关键词: 奇异值分解; 独立成分分解; 总体经验模态分解; 盲源分离; 谐波

Harmonic Separation From Grid Voltage with EEMD-ICA and SVD

Zhang Yue¹, Fan WeiQiang², Zhang Qi³, Li Xun¹

(1. School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Sanmenxia Huanghe-Mingzhu Corporation (Group) Ltd., Sanmenxia 472000, China;

3. Xi'an MCC-CISDI New Materials Corporation, Xi'an 710061, China)

Abstract: Harmonics, inter-harmonics in power system distorts grid voltage, reduces power quality, affects the security of power grid. Rapid and accurate harmonics separation from grid voltage is the key technology to ensure power system operates safely and stably. blind source separation (BSS) method based on independent component analysis (ICA) is used to separate the different kinds of components in grid voltage. Grid voltage contained with harmonics is acquired in only single channel, and harmonics separation from grid voltage belongs to single channel ICA problem, which is extreme undetermined ICA problem. In order to solve this puzzle, a new method for harmonics separation from single channel grid voltage, which combines EEMD, FastICA and SVD method has been proposed in this paper.

Keywords: SVD, ICA, EEMD, BSS, Harmonic

0 引言

电能是目前人类社会使用最广泛的能源之一, 随着科学技术和国民经济的发展, 人们对电能质量的要求越来越高。但伴随着电力电子技术的发展, 电网中接入的非线性负载如各种变频变流装置、炼钢电弧炉和电力机车等越来越多, 由此而引发的电能质量问题也越来越严重, 由于它们具有非线性、冲击性和不平衡的用电特点, 会造成电能质量问题, 使电网电压波形畸变, 引起电压波动与闪变以及含有谐波、间谐波, 影响电网及用电设备的安全与经济运行。

目前已有学者采用独立成分分析的盲源分离方法对单通道电网谐波提取进行研究, 并取得一定成果。文献[1-2]构造虚拟通道实现单通道电压信号谐波、间谐波分离, 得到很好的分离结果。但文中构造虚拟通道需要未知

源信号的先验频率信息, 并且每分离 N 个频率谐波, 需要构造 $2N$ 个虚拟通道, 算法复杂, 不易工程实现。燕山大学孟玲玲^[3-4]提出 EVD-FastICA 和 LSM-FastICA 算法分离电网谐波, 先采用 EVD 方法确定单通道信号变换成多路观测信号的矩阵阶数, 再采用最小二乘法增加谐波检测精度。该方法仍然需要源信号先验频率信息, 且具有运算量大等缺点。文献[5-6]分别基于峭度极大的 ICA 算法和引入相关系数的方法分离电网谐波, 但该方法只分离出电网中 3、5、7 等次数谐波, 未提及频率小于 50 Hz 的电网间谐波的分离, 并且待分离源信号并不是单通道情况。文献[7-9]采用 SCICA 方法^[10]通过建立虚拟通道将单通道源信号转换为多通道信号, 从而进行 ICA 分离, 并且采用三阶牛顿算法代替二阶牛顿法, 使收敛更快, 谐波分离效果更好。虽然无需源信号的先验信息, 但 SCICA 只能运用于平稳信号, 且不能够分离频率相近的谐波信号。

本文将经验模态分解方法 (Empirical-Mode Decomposition, EMD) 与独立成分分析方法相结合, 分离单通道电网电压谐波、间谐波。不仅无需源信号先验信息, 而且

收稿日期: 2018-09-06; 修回日期: 2018-09-29。

基金项目: 陕西省基础科学研究计划项目(2016JQ5106)。

作者简介: 张 玥(1990-), 女, 河南三门峡人, 主要从事机载防撞系统、图像处理、交通流数据建模等方向的研究。

对非平稳信号也有很好的分离效果。首先,采用经验模态分解方法,将单通道电压信号进行分解,得到多路本征模态函数分量(Intrinsic Mode Functions, IMF),各 IMF 均为每时刻含有单一频率,互相正交且零均值的振荡函数,从而实现单通道信号向多路信号的转换,该转换过程无需任何单通道源信号的先验信息。然后,采用 SVD 方法对数据进行降维,再运用基于负熵的固定点独立成分分析(FastICA)方法对信号进行谐波、间谐波分离。为了克服经验模态分解(EMD)对噪声高度敏感,鲁棒性差等缺点,本文采用总体经验模态分解(EEMD)代替经验模态分解(EMD)的方法,实现单通道信号到多路信号的转换,降低算法对噪声的高敏感度,增强算法鲁棒性。将 EEMD 与 ICA 相结合进行单通道信号分离的方法,已有一些学者进行研究。Bogdan 等人^[11]首先提出 EEMD-ICA 方法,提取噪声中的生物信号,如 EEG 信号,并从仿真和实验两方面与 SCICA、WICA 方法进行对比,说明了 EEMD-ICA 方法无需源信号先验信息,分离效果好等优点。国内学者郭一娜,在原有 EEMD-ICA 算法的基础上,加入 PCA 算法^[12-14],对 IMF 进行降维,简化算法,并分离模拟信号对该算法进行验证,取得了很好的效果。ZHANG Chun 等人^[15]提出 SEEMD 方法解决了 EEMD 方法边缘效应问题。Ganesh R 等人^[16]提出将 LDA 算法加入到 EEMD-ICA 中对生物信号 EMG 特征进行分析。以上的研究均基于对生物信号,如 EEG,EMG 等的分析与提取。这类信号具有非平稳性大,分离对象频率差别大等特点。含有谐波、间谐波的电网电压信号与上述分析对象(EEG,EMG 信号等)相比具有相对平稳,频率差别小等特点。本文首次将 EEMD-ICA 方法运用到电网电压谐波、间谐波分离问题中,并且采用 SVD 代替 PCA 对 IMF 数据进行降维,通过模拟信号谐波分离,对所提方法再该领域的应用的可行性进行验证,并且仿真结果进一步说明了该方法与已有的单通道电网电压谐波提取方法相比,更加简洁,准确。

1 算法及原理

1.1 电网电压数学模型

电网电压是频率为 50 Hz 的正弦波,但由于大量电力电子设备,大功率非线性负载的加入,使电网电压受到污染,产生谐波、间谐波(频率小于 50 Hz),受污染的电网电压可表示为:

$$v(t) = A_m \sin(\omega t + \psi) + H_m \sin(n_1 \omega t + \varphi_1) + H_{interm} \sin(n_2 \omega t + \varphi_2) \quad (1)$$

式中, $\omega = 2\pi f$, $f = 50$ Hz, $v(t) = A_m \sin(\omega t + \psi)$ 为基波项, A_m, ψ 分别为基波电压的幅值和初相位; $H_m \sin(n_1 \omega t + \varphi_1)$ 为谐波项, H_m, φ_1 分别为谐波电压的幅值和初相位, n_1 为谐波次数, $n_1 = 1, 3, 5, \dots, 2n + 1$, (为正整数); $H_{interm} \sin(n_2 \omega t + \varphi_2)$ 为间谐波项, H_{interm}, φ_2 分别为间谐波电压的幅值和初相位,为间谐波项的频率系数满足 $0 < n_2 < 1$, 保证间谐波项的频率小于 50 Hz。当电网电压含有谐波、间谐波发生畸变

时,电压由基波量、谐波量以及间谐波量现行叠加组成。其中,基波是由发电机组产生,频率为 50 Hz,谐波主要由大量电力电子设备接入电网所导致,频率以 3、5、7 倍的基波频率为主,间谐波主要以频率小于基波频率(50 Hz)的形式出现,主要由大功率的非线性负载接入电网所产生。可见,基波与污染电网的谐波、间谐波在产生方式和频率分布两方面均不相同。因此,电网电压信号是由三类互不相关的信号线性叠加而成,可用独立成分分析方法将基波、谐波以及间谐波进行分离。

1.2 独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA)

独立成分分析技术是实现盲源分离的重要方法之一,该方法能够在源信号未知的情况下,通过优化算法将多个观测信号按照统计独立性原则分解为若干独立分量,从而获得源信号的估计量^[17]。ICA 算法具体描述如下:

设有 n 个观测信号 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 是由 m 个未知源信号 $s_1, s_2, s_3, \dots, s_m$, 线性混合而成,每路信号有 l 个采样值,并且观测信号数量不小于源信号量,即满足 $n \geq m$ 。则有:

$$X = AS \quad (2)$$

其中 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 称为观测信号矩阵, $S = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$ 称为源信号矩阵, A 为混合矩阵,阶数为 $n * m$,观测信号矩阵 X 与原信号矩阵 S 的阶数分别为 $n * l$ 和 $m * l$ 。

独立成分分析技术是在源信号 S 和混合矩阵 A 均未知的条件下,通过观测信号 X 估计源信号 S 及混合矩阵 A 的过程。假设源信号 S 中各分量相互独立,且最多只有一个服从高斯分布。通过 ICA 算法得到分离矩阵 W ($W = A^{-1}$),阶数为 $m * n$,从而得到源信号 S 的估计量 Y :

$$Y = WX \quad (3)$$

独立成分分析的关键问题是建立分离结果独立性的目标函数及其相应的分离算法。实现 ICA 的算法有很多,本文采用应用较为广泛,收敛速度快的基于负熵的快速固定点 FastICA 方法,该方法是由芬兰学者 Hyvarinen 等人提出。算法框图如图 1 所示^[17]。

1.3 EEMD-ICA 算法

经验模态分解(EMD)方法是由 Huang N E 等人提出^[18],可将单通道信号分解为多路本征模态函数分量(Intrinsic Mode Functions, IMF),各 IMF 均是互相正交的零均值振荡函数。互相正交保证同一时刻各个 IMF 中只含有单一频率,且各个 IMF 之间不存在相同频率,该频率称为固有频率。零均值振荡保证各个 IMF 存在相同数量的局部极大值和极小值,并且所有极大值均大于 0,所有极小值均小于 0。

采用 EMD 方法分解出的多路本征模态函数具有混叠现象,如分离出的两路 IMF 同一时刻具有相同频率。同时,EMD 方法对噪声高度敏感,鲁棒性差。为了克服 EMD 方法的不足, Huang N E 等人对 EMD 方法进行改进^[19],提

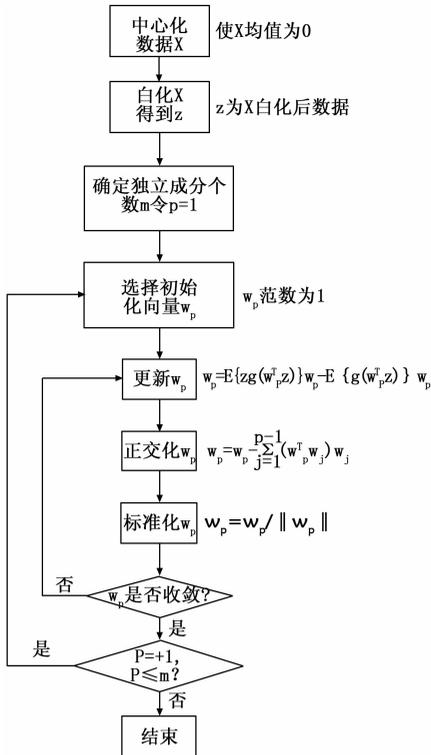


图 1 FastICA 算法框图

出总体经验模态分解方法 (Ensemble-EMD), 该方法通过对单通道信号加入均匀白噪声, 降低 EMD 对噪声的敏感性, 增强算法鲁棒性, 是一种噪声辅助数据分析方法, 同时也是数据驱动型算法。

采用 EEMD 方法对单通道信号分解, 得到多路 IMF 分量后, 采用 FastICA 算法对所有 IMF 分量进行独立成分分析, 得到各独立分量 ICs 以及分离矩阵 W 和混合矩阵 A 。在所有独立分量 ICs 中寻找与源信号相关性较大的分量, 并结合分离矩阵 W 进行信号重构, 实现电压信号谐波分离。

采用 EEMD-ICA 方法对单通道电压信号进行基波、谐波及间谐波分离, 无需任何源信号的先验信息, 避免了利用先验信息建立多路虚拟信号, 该方法不但能够分离常规谐波 (3、5、7 次等), 对间谐波 (频率小于 50 Hz) 也有很好的分离效果。

1.4 SVD 与 PCA

采用 EEMD 将单通道信号转化为多路信号, 该过程中由于噪声等因素影响, 所得到的 IMF 并不都与所要分离的谐波相关, 具有高冗余量, 因此, 在采用 ICA 对 IMF 进行独立成分分析之前需要对数据进行降维。

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 是统计数据、数据压缩以及特征提取中常用的经典方法, 目的是将高维空间数据向低维空间投影, 消除原高维数据的冗余度, 从而实现对原高维数据的降维, 其实质是一种用原有变量的线性组合来表示事物的主要方面的分析方法。PCA 技术只能够对数据的二阶统计量进行理, 常作为 ICA 中的一个关键的预处理步骤。本节基于式 (2) 模型阐述

PCA 的实现方法, PCA 算法实现过程如下:

(1) 将观测矩阵 X 中心化 (去均值):

$$X = X - E\{X\} \quad (4)$$

其中: $E\{X\}$ 为矩阵 X 的均值, 上式中实现矩阵 X 为零均值矩阵。

(2) 求观测矩阵 X 的协方差矩阵 C_Y :

$$C_Y = \frac{1}{n-1} X X^T \quad (5)$$

(3) 求协方差矩阵 C_Y 的特征值与特征向量:

$$C_Y D = D \Lambda \quad (6)$$

其中: D 的列向量为 C_Y 的特征向量, Λ 为对角矩阵, C_Y 其对角元为的特征值 $\lambda_i, i=1, 2, \dots, n$ 。

(4) 将特征值 λ_i 及其对应的特征向量降序排列, 取前 k 个较大的特征值, 将其对应的特征向量作为原高维数据的主成分, 并组成新的特征向量矩阵, 进行数据重构 D' , 得到降维后的矩阵 X' 。

$$X' = (D')^T X \quad (7)$$

上述 PCA 过程中, 通过求协方差矩阵的特征值与特征向量实现主成分分析, 实现数据降维。该过程中, 对特征值及其特征向量的对角化被球矩阵必须为方阵, 即上述过程中的协方差矩阵。协方差矩阵的求取过程的算法复杂度为 $O(nl)$, 随着原数据的维数的增加, 算法的复杂度随之按照 2 次方的速度增加, 大幅度增加系统负担。

为了减小算法复杂度, 减少系统运算负担, 本文提出采用奇异值分解 (SVD) 实现主成分分析, 对原数据进行降维。具体实现过程如下:

(1) 将观测矩阵 X 中心化 (去均值):

$$X = X - E\{X\} \quad (8)$$

其中: $E\{X\}$ 为矩阵的均值 X , 上式中实现矩阵 X 为零均值矩阵。

(2) 求新矩阵 N_X :

$$N_X = \frac{1}{\sqrt{n-1}} X \quad (9)$$

(3) 对新矩阵 N_X 进行奇异值分解 (SVD):

$$N_X = U C V^T \quad (10)$$

其中: V 与 U 分别为 $n \times n$ 和 $l \times l$ 的方阵, C 为有限个非零对角元素的对角矩阵。

(4) 将 C 的对角元素降序排列, 取前 k 个较大的对角值, 将其对应的 V 矩阵的列向量作为原高维数据的主成分, 并组成新的特征向量矩阵 V' , 进行数据重构, 得到降维后的矩阵 X' 。

$$X' = (V')^T X \quad (11)$$

将 SVD 方法与 PCA 方法进行对比可以得出, 采用这两种方法均可以实现对原始高维数据的降维, 但 PCA 方法需要先求观测信号矩阵的协方差矩阵 C_Y , 在求协方差矩阵 C_Y 的特征值与特征向量, 从而实现主成分分析。本文提出的 SVD 方法, 将观测信号直接进行奇异值分解, 得到对角矩阵 C 与其对应的向量矩阵 V , 从而得到原数据的主成分。该

方法避免了求协方差矩阵的过程，减少了 $O(nl)$ 的算法复杂度，减少了系统的运算负担，实现了对原高维数据降维算法的优化。因此，本文采用 SVD 进行数据降维。

2 仿真验证

2.1 仿真结果

为了验证 EEMD-SVD-ICA 算法对谐波、间谐波分离的有效性，本文采用 MATLAB 建立基波、谐波以及间谐波线性混合的单通道信号：

$$x(t) = 10\sin(50 * 2\pi t) + 3\sin(250 * 2\pi t) + \sin(12 * 2\pi t) \quad (11)$$

该信号是由频率为 50 Hz 的基波，250 Hz 的 5 次谐波以及 12 Hz 的间谐波组成，其波形图如图 2 所示。

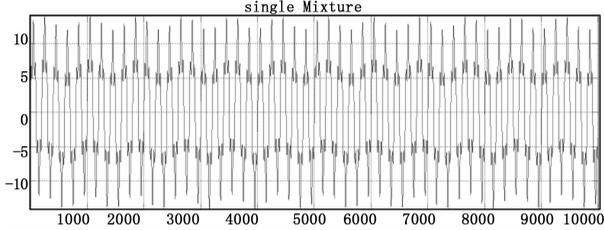


图 2 单通道电网电压模拟波形

其中：纵坐标表示信号幅值，横坐标表示采样点个数。

图 3 为模拟信号的 FFT 频谱图。

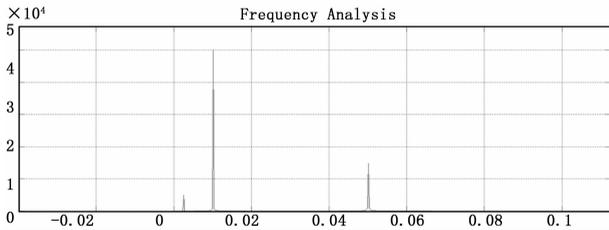


图 3 模拟信号的 FFT 频谱图

其中：纵坐标表示频率幅值，横坐标表示频率分布，单位为 $10^4 \pi \text{rad/s}$ 。由频谱图可以看出，模拟信号中含有 12 Hz 的间谐波，250 Hz 的 5 次谐波以及 50 Hz 的基波。

由于 ICA 算法无法对单通道信号进行分析，因此，运用 ICA 对信号进行盲源分离之前采用 EEMD 算法将单通道信号转换为多个彼此正交的本征模态函数 (Intrinsic Mode Functions, IMF)，再将各路 IMF 分量运用 SVD 算法进行降维，最后采用 ICA 算法进行分离。图 4 为运用 EEMD 对图 2 信号进行分离的各个本征模态函数及原信号波形图。其中，高斯噪声系数为 0.2。

将图 4 中各路 IMF_s 进行 ICA 分离，得到多路 ICA 分量。通过与已知信号进行对比，可找出与原信号相关的 ICA 分量，同时对其进行 FFT 分析得到频谱分析，如图 5 所示。

表 1 所示。其中，左侧分别为间谐波、基波以及 5 次谐波的波形图，右侧分别为其频谱分析图。频谱分析图横坐标表示频率，单位为 $10^4 \pi \text{rad/s}$ 。分离信号的频率与原信号

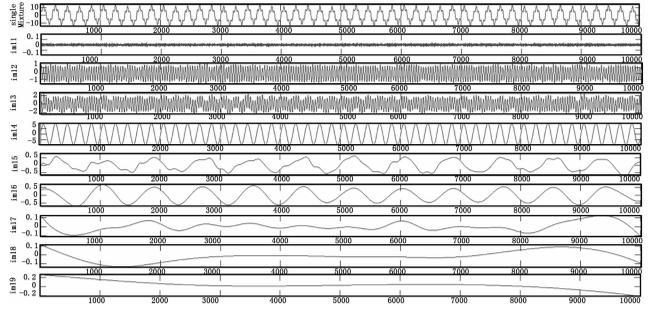


图 4 运用 EEMD 分离的各个本征模态函数及原信号波形

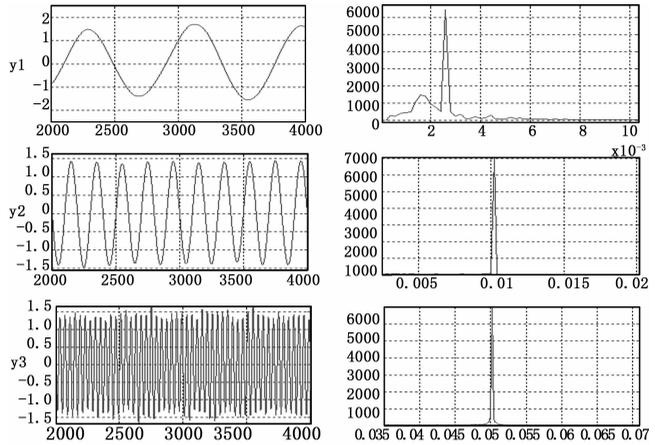


图 5 ICA 分量及其频谱分析图

频率误差如表 1 所示。

表 1 分离信号的频率与原信号频率误差

原信号频率	分离信号频率	误差 (%)
12Hz	12.9Hz	8.25
50Hz	51Hz	2
250Hz	251Hz	0.39

2.2 仿真结果分析

上一小节中，实现对具有基波、5 次谐波以及间谐波的模拟电压信号进行谐波分离，分离结果如图 5 所示，图中可以证明采用 EEMD-SVD-ICA 可以将模拟信号中的基波、谐波以及间谐波有效分离，分离出的信号是具有单一频率的波形，并且与原信号相比，频率误差仅为 1 Hz 左右，如表 1 所示，即实现了对单通道信号谐波分离，验证了算法的有效性。

采用 EEMD-SVD-ICA 算法对单通道电压信号进行谐波分离，全过程中无需待分离信号的先验信息，如幅值、频率等，也无需利用上述先验信息建立多路虚拟信号。而是采用 EMD 方法将单通道信号变换为多路本征模态函数 (IMFs) 代替多路虚拟信号进行 ICA 分离。这种方法避免建立多路虚拟信号，并且采用 SVD 代替 PCA 方法对多路 IMF_s 进行降维，算法得到大幅度简化。

3 总结

本文提出基于 EEMD-ICA 与 SVD 相结合的单通道电

网电压谐波分离方法, 基于 MATLAB 的模拟数据进行谐波提取, 仿真结果说明, 该方法不仅能够分离出基波和 5 次谐波, 而且对于频率小于 50 Hz 的谐波也有很好的分离效果。该方法无需源信号的先验信息, 并且对非平稳信号也有很好的分离效果, 采用 SVD 代替 PCA 对数据进行降维, 相比于现有的单通道点压谐波分离方法更加简单可靠, 为电网电压谐波、间谐波分析, 提高电能质量提供了夯实的理论基础。

参考文献:

- [1] 吴小培, 李晓辉, 孔 敏, 等. 基于独立分量分析的谐波估计和消除 [J]. 电工技术学报, 2003, 18 (4): 56-60.
- [2] 季 宇, 孙云莲, 李 晶. 基于独立分量分析的谐波检测 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (8): 14-18.
- [3] 孟玲玲, 孙常栋, 王晓东. 基于特征值分解和快速独立分量分析的谐波/间谐波检测方法 [J]. 电力系统自动化, 2012, 36 (5): 61-66.
- [4] 孟玲玲, 孙常栋, 韩宝如. 基于最小二乘法和独立分量分析的间谐波检测算法 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40 (11): 76-81.
- [5] 汪 斌, 王 年, 蒋云志, 等. 基于动态独立分量分析算法的谐波检测 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (2): 40-44.
- [6] 郑东方, 陈红坤, 杨志平. 独立分量分析在谐波源辨识中的应用 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24 (4): 139-144.
- [7] 郭松林, 刘富凯. 改进 Fast-ICA 的电力谐波检测算法 [J]. 电力科学与技术学报, 2012, 28 (2): 52-57.
- [8] 王 继, 王 年, 汪 炼, 等. 基于改进 Fast-ICA 的电能质量谐波检测 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (18): 126-130.
- [9] 何 川, 舒 勤, 李 旻. 基于改进单通道 FastICA 的谐波与简谐波检测 [J]. 电网技术, 2013, 37 (10), 2959-2964.
- [10] M. E. Davies, C. J. James. Source separation using single channel ICA [J]. Signal Process, 2007, 87 (8): 1819-1832.
- [11] Bogdan Mijovic, Maarten De Vos, Joachim Taelman. Source Separation From Single-Channel Recordings by Combining

(上接第 38 页)

4) 通过对测量信号进行滤波处理, 结果表明信号噪声对于风载荷均值几乎无影响, 滤波器对于风载荷实验没有必要。

为保证实验精度, 以上这些相关影响因素应充分考虑。同时为促进测控技术交流, 本文开发的软件已全部作为共享软件公开^[8]。

参考文献:

- [1] 范洁川. 风洞试验手册 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2002.
- [2] 施洪昌. 高速风洞数据采集技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- [3] 彭先敏, 刘忠华, 陈祖荣, 等. 基于数据库的风洞试验数据采集与处理系统研制 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (8): 2045-2047.
- [4] 邓晓曼, 范金磊, 余 立, 等. 多风洞共享的通用型试验数据处理系统 [J]. 实验流体力学, 2017, 31 (4): 64-70.

Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57 (9): 2188-2196.

- [12] Guo Yina, Huang Shuhua, Li Yongtang. Single-Mixture Source Separation Using Dimensionality Reduction of Ensemble Empirical Mode Decomposition and independent Component Analysis [J]. Circuits, Syst, Signal Process, 2012, 31: 2047-2060.
- [13] Guo Y, Huang S, Li Y, et al. Edge Effect Elimination in Single-Mixture Blind Source Separation [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2013, 5 (32): 2317-2334.
- [14] Wang Xiaomei, Guo Yina, Zhuo Dongfeng, et al. Research of Surface EMG Signal Decomposition Based on Independent Vector Analysis [J]. Journal of Talyuan University of Science and Technology, 2014, 35 (6): 403-407.
- [15] Zhang Chun, Yang Junan, Lei Yingke, et al. Single Channel Blind Source Separation by Combining Slope Ensemble Empirical Mode Decomposition and Independeng Component Analysis [J]. Journal of Computational Information Systems, 2012, 8 (8): 3117-3126.
- [16] Ganesh R, S. Easter Selvan, Hung T. Nguyen. Single-Channel EMG Classification With Ensemble-Empirical-Mode-Decomposition-Based ICA for Diagnosing Neuromuscular Disorders [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 1: 1-11.
- [17] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: Algorithms and applications [J]. Neural Netw., 2000, 13 (4), 411-430.
- [18] Huang N E, Wu M L, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]. Proc. Royal Soc. London, 1998, 454A (1971): 903-993.
- [19] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Adv. Adaptive Data Anal., 2009, 1 (1): 1-41.
- [5] 舒海峰, 许晓斌, 孙 鹏. 高超声速风洞多天平测力试验技术研究 [J]. 实验流体力学, 2014, 28 (4): 49-53.
- [6] 褚卫华, 林辰龙, 谢明伟, 等. 0.6 m 暂冲式跨超声速风洞控制系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (8): 69-73.
- [7] 杜洪亮, 孟 超. 基于 Modbus RTU 的虚拟仪器风洞电机温度监控系统开发 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (4): 1161-1164.
- [8] 共享程序. 风洞模型风载荷实验测量共享程序-Hengex@gmail.com [EB/OL]. <http://202.120.42.116:8380/D6L8AJK32>, 2017.
- [9] 互动百科. 理想气体状态方程 [EB/OL]. <http://www.baike.com/wiki/理想气体状态方程>. 2018.
- [10] Sanjit K.M. 孙洪译. 数字信号处理-基于计算机的方法 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [11] 张韵华, 等. 数值计算方法和算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.