

# 几种传导电磁干扰软分离方法比较研究

平云娟, 邱晓晖

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

[摘要] 针对传统 EM I 噪声分离网络高频特性较差且价格昂贵的特点, 对几种信号处理技术进行比较, 最后提出了一种基于独立分量分析 (ICA) 技术、现代谱估计和 BP 神经网络识别相结合的传导电磁干扰噪声的软分离方法. 实验结果表明, 软分离方法可快速、有效地提取传导 EM I 噪声模式, 从而为 EM I 噪声抑制提供理论依据.

[关键词] 传导 EM I 噪声分离, FastICA, 现代谱估计, BP 神经网络

[中图分类号] TM 461 [文献标识码] A [文章编号] 1672-1292(2010)04-0004-04

## Comparison of Several Conducted EM I Soft-Separation Methods

Ping Yunjuan Qiu Xiaohui

(School of Communication and Information, Nanjing University of Post and Telecommunication, Nanjing 210003, China)

**Abstract** For traditional EM I noise separation network's poor high frequency characteristics and expensive price, this paper compares several signal processing techniques, and finally proposes a conducted EM I soft separation method based on independent component analysis (ICA) technology, modern spectrum estimation and BP neural network algorithm. Experimental result shows that the proposed method can rapidly and effectively extract EM I conducted noise modes, so as to provide a theoretical basis for EM I noise suppression.

**Key words** conductive EM I noise separation, FastICA, modern spectral estimation, BP neural network

传统的 EM I 测试与诊断技术常常基于复杂的硬件电路实现, 成本高, 不易推广使用. 另一方面, 广泛使用 EM I 分析的傅里叶变换方法只能提供简单的频谱信息, 分辨率低, 对于 EM I 中广泛存在的瞬态分析无能为力. 电磁噪声分离的方法包括借助噪声分离网络的硬分离方法和借助数值计算的软分离方法. 在硬分离方面, Paul<sup>[1]</sup>, See<sup>[2]</sup>和 Mardigian<sup>[3]</sup>分别提出了基于射频变压器的硬件分离方法. 这些方法在高频时会出现比较明显的模式信号抑制性能衰退的现象. Guo<sup>[4]</sup>则提出了基于功率分配器/合成器的硬件分离方法. 该方法虽然改善了高频性能, 但造价昂贵, 难以推广. 在软分离方面, Lo<sup>[5]</sup>提出将通过单模态硬件分离网络输出的 CM 或 DM 信号再输入到计算机中, 然后根据 LISN 检测到的实际线上干扰信号和前置单模态分离网络得到的单模态信号, 通过组合计算, 最终得到另一个模态干扰信号的方法. 但这种方法仍然需要单模态硬件分离网络作为支撑.

本文将讨论现代信号处理技术在 EMC/EM I 领域的应用. 考虑到当下已在语音、雷达、图像、声纳信号处理领域广泛应用的现代信号处理技术, 比如盲源分离、自适应滤波、谱估计等, 本文将讨论在 EM I 噪声的诊断、分析和处理中出现的各种现代信号处理技术, 以探讨开发一种成本低、应用便捷、使用有效的 EM I 分析诊断技术. 这对于简化 EMC/EM I 诊断和测试、拓展 EMC/EM I 的研究方法有重要意义.

### 1 分离方法简介和比较

#### 1.1 盲源分离算法

独立分量分析 ICA (Independent Component Analysis), 方法是近年来随盲源分离技术发展起来的一种

收稿日期: 2010-08-05  
基金项目: 江苏省自然科学基金 (#BK2008429).  
通讯联系人: 邱晓晖, 博士, 教授, 研究方向: 智能信号、阵列信号处理. E-mail: qiaoh@njupt.edu.cn

新的多维信号处理方法, 其基本思路是将多维观察信号按照统计独立的原则建立代价函数, 通过优化算法将观测信号分解为若干独立成分, 从而实现信号的增强和恢复. 研究表明, 独立分量分析方法在盲信号处理中具有独特的优势, 在图像处理、语音信号处理、雷达信号处理及生物医学等领域必将具有广阔的应用前景.

在实际的 ICA 方法应用中, 由 Hyvarinen<sup>[6]</sup> 提出的 FastICA<sup>[6]</sup> 算法具有较好的收敛性和稳定性, 因而得到了广泛的应用. 用 FastICA 算法对实验数据进行处理结果如图 1 图 2 所示, 对 FastICA 分离出的信号和电流探头所测信号进行相关系数<sup>[11]</sup> 计算, CM 和 DM 信号的相关系数分别是 0.871 4 和 0.744 7.

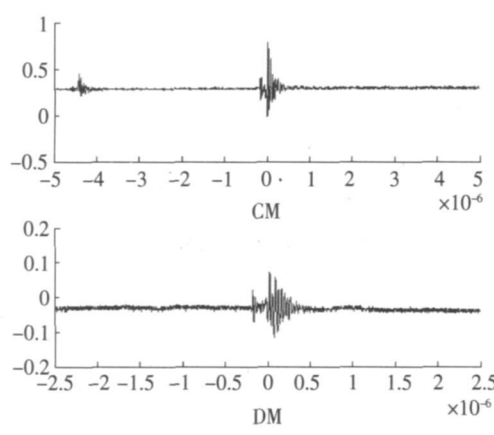


图 1 电流探头所测波形

Fig.1 Waveform measured by current probe

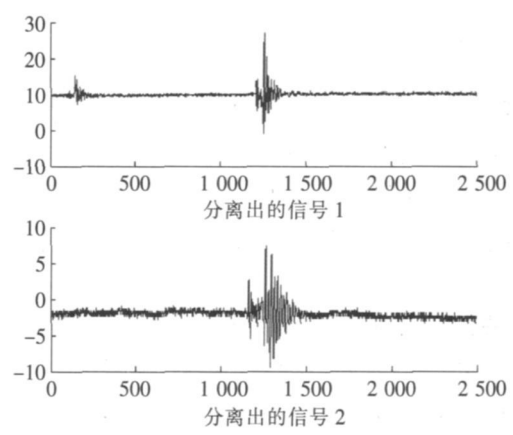


图 2 FastICA 分离出的分量

Fig.2 The component separated by FastICA

## 1.2 自适应干扰抵消分离算法

关于自适应干扰抵消<sup>[7]</sup> 的分离算法, Wu<sup>[8]</sup> 在其实验中已经通过仿真分离出结果, 被证实可用, 其结果分离后 CM 和 DM 信号的相关系数分别是 0.771 2 和 0.652 8.

## 1.3 不同方法的对比分析

目前关于盲源分离的方法主要有两种: 基于 BSS 的 FastICA 分离算法和自适应干扰抵消分离算法. FastICA 方法的理论比较成熟, 主要适用于统计独立的信号源的分离, Qui<sup>[11]</sup> 经对其分离效果做了验证, 并且有比较好的分离效果; 自适应干扰抵消分离算法自动调整本身参数, 达到最佳滤波器效果, 当输入信号发生变化时, 能够跟踪这种变化, 自动调整参数, 但这种方法需要某种单模态硬件分离网络 (如共模扼流圈) 的支持, 并没有完全意义上实现信号分离与硬件网络的分离. 对其仿真及分离后信号的相关系数的结果比较表明, 基于 BSS 的 FastICA 算法可快速、有效的分离 EMI 噪声.

# 2 特征提取和鉴别算法

盲源分离具有不确定性, 因此对于分离后的信号, 虽然可以确定它们就是源信号, 但由于无法预先得到源信号, 无法将分离后得到的某个信号与源信号中的某一信号相对应. 为解决这一问题, 现探讨了几种特征提取和鉴别技术, 借助事先建立起来的几类样本集, 对于分离后的信号, 提取其特征向量, 利用模式识别的方法确定该特征向量应该属于哪一类样本, 进而确定了分离后的某个信号分量的类别.

## 2.1 特征提取方法

方法一 利用小波包分解<sup>[9]</sup> 对信号进行提取, 所提取的特征向量能够细致和准确的反应信号特征. 小波包分解是多分辨率分析的扩展. 在多分辨率分析理论<sup>[9]</sup> 中, 对于信号  $s(t) \in L^2(R)$ , 可将其表示为:

$$s(t) = \sum_k c_{j_{\max} k}(k) \phi_{j_{\max} k}(t) + \sum_{j=1}^{j_{\max}} \sum_k d_j(k) \phi_{jk}(t), \quad (1)$$

式中,  $\phi_{jk}(t)$  和  $\phi_{jk}(t)$  分别为尺度函数  $\phi(t)$  和小波函数  $\psi(t)$  的拉伸和延迟.

方法二 利用现代谱估计方法对信号进行提取<sup>[10]</sup>, 与基于傅里叶变换的经典谱估计方法不同, 现代谱估计方法<sup>[11]</sup> 是以随机过程的参数模型为基础的, 该方法核心在于为所观测的模型选择一个合理的模型, 并根据已经观测的数据估计这个模型的参数, 最后用估计得到的模型参数计算功率谱. 相比经典谱估计, 参数模型方法不再主观臆断地将观测的数据认为是零, 这就从根本上摒弃了数据序列加窗的假设.

现代谱估计主要包括 3 种模型: ARMA 模型、MA 模型和 AR 模型. WoH 定理<sup>[10]</sup>阐述了上述 3 种模型之间的联系. Kolmogorov 提出了一个具有类似结论的定理: 任何 ARMA 或 MA 过程都可以用一个无限阶的 AR 过程表示. 鉴于上述理由, 下面的研究将主要针对 AR 模型进行. 而 AR 模型主要有 Levinson 算法<sup>[10]</sup>和 Burg 算法<sup>[10]</sup>两种解法, 经比较, Burg 算法更优于 Levinson 算法, 所以我们采用 Burg 算法.

2.2 信号鉴别算法

方法一 通过信号统计来决定来确定信号类型, 文献 [11] 中采用了该方法来鉴定 CM /DM 信号, 主要计算信号的相关系数. 相关系数定义为:

$$\rho_{xy} = \frac{C_{xy}}{C_x C_y}, \tag{2}$$

其中,  $C_{xy} = E[(x - E[x]) \cdot (y - E[y])]$ ,  $\rho_x = C_{xx}$ ,  $\rho_y = C_{yy}$ , 其中  $x, y$  为随机变量,  $E[\cdot]$  为数学期望.

该方法在电路的最后加上一个 CM /DM 滤波器, 如果是 CM 滤波器, 则 CM 噪声在主要的测量线路上会减弱并且 DM 噪声会占主导地位, 用电流探测器测量到的信号可以被认为是参考信号. 以后通过第二节的算法分离出来的信号分别计算与上述 DM 信号的相关系数, 那么相关系数较大的则是 DM 信号, 反之为 CM 信号.

方法二 通过模式识别的方法来确定信号类型. 文献 [8] 中采用了基于模式识别技术的鉴别方法—人工神经网络<sup>[12]</sup>, 该方法与其他方法显著不同的特点之一是在学习过程中具有自动提取特征的能力. 本文采用的是人工神经网络方法中的 BP 神经网络<sup>[13]</sup>. BP 神经网络是一种多层前馈神经网络, 其网络权值的调整规则采用的是后向传播 (Back Propagation) 学习算法, 即 BP 学习算法.

2.3 不同方法的对比分析

文献 [8] 和文献 [11] 分别对上述特征提取和鉴别算法进行了研究, 研究表明现代谱估计方法对信号进行提取和基于 BP 神经网络的模式识别相结合的鉴别方法明显优于其他任意两种算法的组合, CM 信号和 DM 信号的鉴别正确率达到 90%. 图 3 图 4 和表 1 分别为两个小波包分解特征提取和 AR 参数模型分析后经过神经网络分类的结果, 共模和差模信号的训练样本各为 25 个, 测试样本各为 20 个.

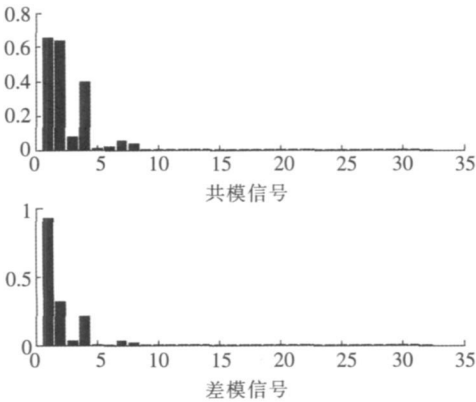


图 3 小波包分解对信号特征提取

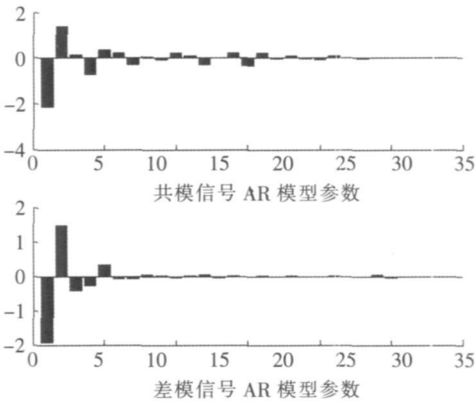


图 4 共模和差模信号的 AR 模型参数

Fig.3 Signal feature extraction of wavelet packet decomposition

Fig.4 The AR model parameters of CM and DM

表 1 小波包分解后的神经网络分类结果

表 2 AR模型参数分析后的神经网络分类结果

Table 1 The results of neural network classification by wavelet packet

输入信号	判别结果		正确率 %
	共模信号	差模信号	
共模信号	17	3	85
差模信号	4	16	80

Table 2 The results of neural network classification by AR model parameter analysis

输入信号	判别结果		正确率 %
	共模信号	差模信号	
共模信号	18	2	90
差模信号	1	19	95

3 结语

将现代信号处理技术运用于 EMC/EMI 领域的课题比较宽泛, 本文仅针对传导 EMI 噪声信号进行了讨论, 对已有的一些分离和鉴别算法进行了比较和总结, 最后形成了一种基于 FastICA 盲源分离算法、现

代谱估计和 BP神经网络鉴别算法的一种软分离算法. 由于时间和客观条件的限制, 还有许多问题尚待完善和解决, 在将来的实验中我们可以将盲源分离技术用于辐射 EM I噪声的诊断和分析中, 同时, 信号在空间的传播函数的数学建模也很重要. 此外, 背景噪声的抑制也是一个需要考虑的问题.

# [参考文献] (References)

- [1] Paul C R, Hardin K B. Diagnosis and reduction of conducted noise emission[J]. IEEE Trans on EMC, 1988 30(4): 553-560
- [2] See K Y. Network for conducted EM I diagnosis[J]. Electronic Letter, 1999 35(17): 1446-1447.
- [3] Marliquin M, Raimbourg J. An alternate complementary method for characterizing EM I filters[C] // Proc of IEEE on EMC, Seattle. IEEE Press, 1999. 882-886
- [4] Guo T, Chen D Y. Separation of the common-mode and differential-mode conducted EM I noise[J]. IEEE Trans Power Electronics, 1996 11(3): 480-488
- [5] Lo Y K, Chiu H J, Song T H. A software-based CM and DM measurement system for conducted EM I[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2000 47(4): 977-978
- [6] Hyvarinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural computation, 1997, 9(7): 1483-1492
- [7] Bruno Audone. The use of adaptive filters in the suppression of interference on signal lines[C] // Electromagnetic Compatibility-EMC Europe, 2008 International Symposium on Hamburg. IEEE Press, 2008
- [8] 吴丹宁. 现代信号处理在电磁干扰噪声分析中的应用[D]. 南京: 南京邮电大学通信与信息工程学院, 2010 23-24  
Wu Danning. Application of modern signal processing technique in EM I noise analysis[D]. Nanjing School of Communication and Information, Nanjing University of Post and Telecommunication, 2010 23-24. (in Chinese)
- [9] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1989, 11(7): 674-693.
- [10] 姚天任, 孙洪. 现代数字信号处理[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 1999.  
Yao Tianren, Sun Hong. Modern Digital Signal Processing[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1999. (in Chinese)
- [11] 钱晓红, 吴丹宁, 卢晓泉, et al. Identification of conducted EM I noise based on independent component analysis and signal statistics applied in underground power electronic system[J]. Proceedia Earth and Planetary Science, 2009 1(1): 1581-1586
- [12] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 1992.  
Yang Xingjun, Zheng Junli. Artificial Neural Networks[M]. Beijing: Higher Education Press, 1992. (in Chinese)

[责任编辑: 刘 健]