

基于影响因子的频域盲源分离排序算法

薄祥雷¹,何怡刚^{1,2},尹柏强¹,方葛丰^{1,3},樊晓腾³,李中群³

(1. 湖南大学电气与信息工程学院,湖南长沙 410082;2. 合肥工业大学电气与自动化工程学院,安徽合肥 230009;
3. 中国电子科技集团公司第41研究所电子测试技术国防科技重点实验室,山东青岛 266555)

摘要: 卷积混合信号盲源分离可以在频域得到有效解决,但频域盲源分离必须解决排序问题.本文研究了频点距离和各频点分离质量对基于相邻频点幅度相关性的排序算法的影响,提出了改进的频域盲源分离排序算法.改进算法通过影响因子来控制频点距离和各频点分离质量对排序的影响,距离小且分离质量好的频点设置较大影响因子,距离大或分离质量不好的频点则设置较小影响因子.文中详细讨论了影响因子的设定函数.最后对瞬时混合信号、卷积混合信号、实际房间采集信号分别进行盲源分离实验.实验结果表明了本文算法的有效性.

关键词: 盲源分离; 信号处理; 排序; 幅度相关; 影响因子

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)02-0360-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.023

Algorithm to Eliminate Permutation of Frequency Domain Blind Source Separation Based on Influence Factor

BO Xiang-lei¹, HE Yi-gang^{1,2}, YIN Bai-Qiang¹, FANG Ge-feng^{1,3}, FAN Xiao-teng³, LI Zhong-qun³

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China; 3. National Key Laboratory of Science & Technology on Electronic Test & Measurement, The 41st Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Qingdao, Shandong 266555, China)

Abstract: Blind source separation (BSS) for convolutive mixtures can be solved efficiently in the frequency domain, however, the permutation problem must be solved in the frequency domain BSS. This paper studies the influence of distance between frequency bins and separation quality at each frequency on permutation algorithm based on the amplitude correlation between neighbor bins, and proposes an improved method for permutation. The influence factor is utilized to control the influence of separation quality and distance between frequency bins on permutation. Larger influence factor is set for frequency bins of short distance and good separation quality; otherwise a smaller factor is set. Functions for setting influence factor are discussed in detail in this paper. Experiments of BSS for instantaneous mixtures, convolutive mixtures and real-room recorded data are made at last. The results demonstrate the performance of the proposed algorithm is good.

Key words: blind source separation; signal processing; permutation; amplitude correlation; influence factor

1 引言

盲源分离是指在源信号和传输信道参数未知的情况下,仅根据观测数据来恢复或分离出独立的源信号的过程.自上世纪80年代以来,涌现出大量优秀的算法.这些算法按照信号混合方式可分为三类:瞬时混合,非线性混合和卷积混合.其中卷积混合模型最接近实际问题.按实现域的不同,盲源分离算法可分为时域和频域

两大类.若所用算法收敛,时域算法^[1]能获得较好的性能,但现有时域算法通常具有复杂度高和收敛速度慢的缺点.频域算法通过时频变换将时域信号变换到频域,时频变换可使一些信号表现出新的特性,如稀疏性^[2,3],同时可将时域的卷积混合变换为频域的瞬时混合.频域算法可细分为利用稀疏成分分析的算法^[4](简称频域SCA算法)和利用独立成分分析的算法^[5~7](简称频域ICA算法)等.频域SCA算法利用了部分信号变

收稿日期:2013-03-11;修回日期:2013-08-02;责任编辑:蓝红杰

基金项目:国家杰出青年科学基金(No. 50925727);国家自然科学基金(No. 60876022, No. 61102039, No. 51107034);湖南省科技计划(No. 2011JJ4, No. 2011JK2023);湖南省自然科学基金(No. 12JA004);国防计划项目(No. C1120110004, No. 7200211DZ512);教育部科学技术研究重大项目(No. 313018);中央高校基本科研业务费计划

换到频域的稀疏性,不适用于稀疏性弱的信号.频域 ICA 算法不要求信号有稀疏性,但存在幅度不确定性和排序不确定性问题.

幅度不确定性可以通过归一化分离矩阵解决,排序不确定性的消除算法主要有两类.一类利用了信号频谱的相位信息^[8,9].这类算法需要对源信号和传感器的位置进行估计,计算量大,且对信号的混合方法或采集环境有较高的要求,通用性差.另一类利用了信号相邻频点的幅度相关性.在语音信号中,同一信号相邻频点的频谱幅度具有很高的相关性.Murata^[6]以混合信号的相邻频点的幅度相关和作为代价函数,对其进行最大化,找到一组合适的排列(简称 Murata 算法).经验证,此算法计算量小,但性能不稳定、鲁棒性差.

本文研究了频点距离和各频点分离质量对基于相邻频点幅度相关性的频域排序算法的影响,提出了改进的排序算法.该算法通过影响因子来控制频点距离和频点分离质量对排序的影响.距离小且分离质量好的频点设置较大影响因子,反之则设置较小影响因子.文中详细讨论了采用不同设定函数的影响因子的性能.

2 频域盲源分离原理

假设传感器观测到的 M 个混合信号 $\mathbf{x}_j(t)$ 是由 N 个源信号 $s_i(t)$ 卷积混合而成,则其可表示为:

$$\mathbf{x}_j(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{p=0}^{P-1} h_{ij}(p) s_i(t - d_p), j=1,2,\dots,M \quad (1)$$

式中: d_p 为时延参数, $h_{ij}(p)$ 是幅度参数,均是标量.当 $p=1$ 时,混合模型为瞬时混合;而当 $p>1$ 时,混合模型为卷积混合.

将上式写成矩阵形式:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{H} * \mathbf{S}(t) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ 和 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ 分别为源信号向量和混合信号向量, \mathbf{H} 是 $M \times N$ 的混合矩阵.

对式(2)做短时傅里叶变换,得到频域混合模型:

$$\mathbf{X}(f, \tau) = \mathbf{H}(f) \mathbf{S}(f, \tau) \quad (3)$$

其中 $f=0, f_s/L, f_s(L-1)/L, f_s$ 为采样率, τ 为帧序号. $\mathbf{H}(f)$ 为 f 频带上的混合矩阵, $\mathbf{S}(f, \tau) = [S_1(f, \tau), \dots, S_N(f, \tau)]^T$ 和 $\mathbf{X}(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$ 分别表示源信号和接收信号在频带 f 上的第 τ 帧的傅里叶变换后的信号.

频域盲源分离的解混模型为:

$$\mathbf{Y}(f, \tau) = \mathbf{W}(f) \mathbf{X}(f, \tau) \quad (4)$$

式中 $\mathbf{Y}(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$ 为频带 f 上的

第 τ 帧的分离信号,对其进行短时傅里叶反变换即可得到估计的源信号.

解混过程需要运用复数 ICA 算法^[10](如基于信息最大化的频域 ICA 算法、基于负熵最大化的 CMN 算法)在每个频点进行瞬时分离.得到的信号还需要解决幅度不确定性和排序不确定性问题.幅度不确定问题可以利用归一化分离矩阵解决,如下式:

$$\mathbf{W}(f) \leftarrow \text{diag}(\mathbf{W}(f)^{-1}) \mathbf{W}(f) \quad (5)$$

排序不确定性的消除方法将在第 3 节做详细叙述.

3 改进的基于相邻频点幅值相关度的排序算法

3.1 对 Murata 算法的分析

基于相邻频点幅值相关度的排序不确定性消除算法假定如果不同频点的分离信号来自同一个源信号,则它们幅值相关度更高.用 $\text{corr}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 表示两个向量 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 的幅值相关度,其定义为:

$$\text{corr}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{(E(\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}) - E(\mathbf{x})E(\mathbf{y}))}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6)$$

其中 $E(*)$ 表示求均值, $\sigma_x = [E(\mathbf{x}^2) - E(\mathbf{x})^2]^{\frac{1}{2}}$.

Murata 等人提出了以相邻频点的幅度相关度之和作为代价函数的排序确定算法,其将使得代价函数最大的一组排列,作为该频点的正确排列.算法如下:

假设频点 g 上独立分量的顺序为 Π_g ,则频点 f 的顺序 Π_f 可以用下面的式子确定:

$$\Pi_f = \underset{\Pi}{\text{argmax}} \sum_{|g-f| \leq L} \sum_{i=1}^N \text{corr}(v_{\Pi_f(i)}^f, v_{\Pi_g(i)}^g) \quad (7)$$

式中 $v_i^f = |Y_i(f)|$ 表示频点 f 处第 i 路分离信号的幅值, L 表示邻域范围, $\Pi_g(i)$ 表示 Π_g 的第 i 项.当频点 f 上的独立分量按照 Π_f 重排时,与 f 相距小于 L 的频点的幅度相关度之和最大.

实验发现, Murata 算法对于某些复杂的混合信号分离效果不理想.其主要原因是此算法将所有相邻频点的幅度相关度同权重对待,没有考虑频点距离和频点分离信号质量对排序的影响:

(1)由于信号在频域的变化,当频点距离较大时,同一信号不同频点间的幅度相关度会变得很小,可能出现同一信号小于不同信号的情况.利用短时傅里叶变换将时域信号变换到频域,然后计算频点间幅度相关度,得到图 1.由图 1(a)可以看出,同一信号相邻频点有明显得相关性,图 1(c)中白色表示同一信号频点间幅度相关度大于不同信号频点间幅度相关度的频点,黑色则相反.可以看出,存在大量同一信号频点间相关度小于不同信号频点间相关度的频点,而且频点间距越大时越明显,本例中这种频点达到了 32.73%.

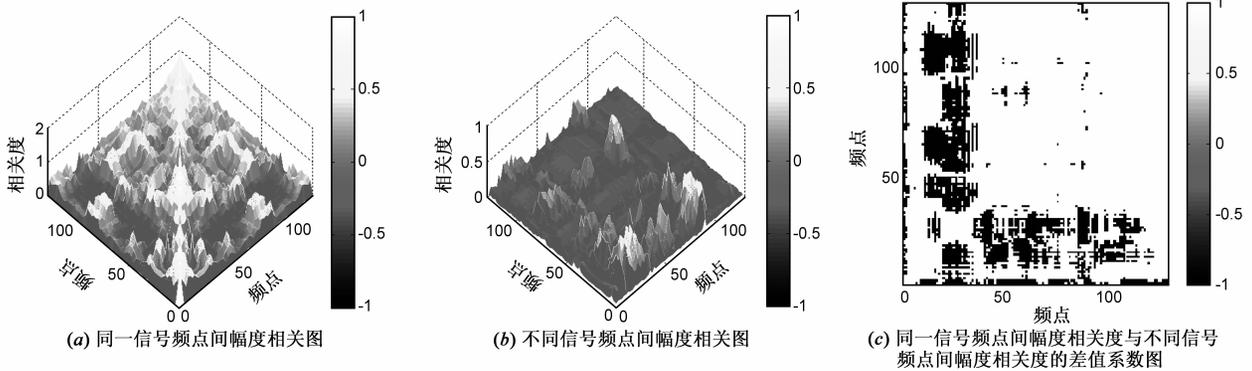
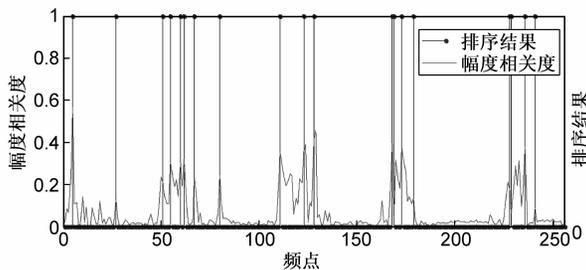


图1 频点间幅度相关图

(2)盲源分离一般假定源信号相互独立,由独立必不相关,所以各频点的分离信号应尽可能不相关,可以用相关度来估计各频点的分离质量^[11].当信号质量较差时,复数ICA无法保证每个频点的分离质量都很好,某些分离质量不好的频点与同源信号相邻频点之间的相关度可能会低于与不同源信号之间的相关度.这些分离质量较差的频点,有可能导致排序错误.

为分析这种情况出现的概率,进行如下实验:首先,令邻域范围 $L=1$ (排除频点距离的影响),对未排序频点用 Murata 算法排序;然后将刚排序过的频域信号与源信号的同一频点信号相比较,判断排序是否正确,若错误记为 1,并对其进行纠正,反之则为 0;重复以上过程直到所有频点排序完毕.结果如图 2 所示.图 2 中存在 23 个排序错误频点,占总频点的 8.98%.排序错误的频点的分离质量都较差,幅值相关度平均达到了 0.27.信号噪声越大,这种情况发生的概率越高,因此需要对不同分离质量的频点选择不同的影响因子.

图2 $L=1$ 时Murata算法幅度相关度与排序结果图, 0表示排序正确, 1表示排序错误

3.2 对排序算法的改进

基于以上分析,可以得出以下结论:基于相邻频点幅值相关度的排序算法,应考虑频点距离和不同频点分离质量对排序的影响.本文采用基于频点距离和频点分离质量的影响因子对 Murata 算法进行改进.由 3.1 节的分析知频点距离越大,出现同一信号相关度小于不同信号相关度的概率越高,因此影响因子应与频点距离成反比;分离质量越差的频点对排序的影响应越

小,因此影响因子应与分离质量成正比.频点之间的距离可以用 $|g-f|$ 表示.各频点的分离质量用分离信号间的相关度表示.综上可以初步得到以下改进的排序公式(为表述方便,以两路源信号、两路混合为例):

$$\Pi_f = \operatorname{argmax}_{\Pi} \sum_{|g-f| \leq L} \eta \left(\sum_{i=1}^2 \operatorname{corr}(\mathbf{v}_{\Pi(i)}^g, \mathbf{v}_{\Pi(g)}^g) \right) \quad (8)$$

$$\eta = \varphi(|g-f|) \psi(|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|) \quad (9)$$

其中 L 表示邻域范围, $\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)$ 表示频点 g 处两个分离信号的相关度, η 为影响因子.由于信号分离质量越好,信号间的相关性越低,因此 $\psi(|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|)$ 应是 $|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|$ 的减函数. $\varphi(|g-f|)$ 应是 $|g-f|$ 的减函数.可以为式(10)、(11)等函数.

$$\psi(|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|) = 1 - |\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)| \quad (10)$$

$$\psi(|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|) = \frac{1}{|\operatorname{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|} \quad (11)$$

$\varphi(|g-f|)$ 可以取 $\varphi(|g-f|) = |g-f|^{-\beta}$ ($0 < \beta$) 函数族等.

下面采用控制变量法,选用 <http://bssnesta.webatu.com/software.html> 网站提供的两路声音信号,测试影响因子取不同设定函数时的分离性能.为了使得到的影响因子对瞬时混合模型(式(12)所示)与卷积混合信号模型(式(13)所示)都有效,分别测试影响因子对这两种模型的分离性能.由于源信号已知,可以用信噪比来表示最终分离信号的质量.

$$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.3 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{S}(t) \quad (12)$$

$$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{h}_{11} & \mathbf{h}_{12} \\ \mathbf{h}_{21} & \mathbf{h}_{22} \end{pmatrix} * \mathbf{S}(t) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{X}(t) = (\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t))^T$, $\mathbf{S}(t) = (\mathbf{s}_1(t), \mathbf{s}_2(t))^T$, “*”表示卷积,式(13)的各滤波系数为

$$\mathbf{h}_{11} = (0.1781, 0.7044),$$

$$\mathbf{h}_{12} = (0.4342, -0.2605),$$

$$\mathbf{h}_{21} = (0.6781, 0.2641, -0.5283),$$

$$\mathbf{h}_{22} = (0.4126, -0.1824, -0.4342, 0.6252, 0.3126, 0.1824).$$

(1)取 $\varphi(|g-f|) = |g-f|^{-1}$, $L=10$, 测试 $\psi(|\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|)$ 分别为式(10)和(11)时的分离质量. 结果如表 1 所示, SNR1、SNR2 分别表示第一路、第二路分离信号的信噪比, 由表 1 可知对于瞬时混合模型和卷积混合模型均在 $\psi(|\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|)$ 取式(10)时分离质量较好.

表 1 $\psi(|\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|)$ 取不同函数的分离质量

函数类型 \ 信噪比(dB)	瞬时混合		卷积混合	
	SNR1	SNR2	SNR1	SNR2
$1 - \text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g) $	27.5525	15.4363	15.3347	11.3985
$1/ \text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g) $	18.3869	12.9322	10.1736	7.6733

(2)取 $\psi(|\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|) = 1 - |\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|$, 测试 β 取区间 $\beta \in (0, 0.2, \dots, 10.0)$ 内不同值时, $\varphi(|g-f|) = |g-f|^{-\beta}$ 函数族的分离质量. 测试结果如图 3 所示, 可以看出对于瞬时混合模型当 $0.5 < \beta < 2.5$ 时分离质量较好, 对于卷积混合当 $0.4 < \beta < 3$ 时分离质量较好. 为使得到的影响因子对瞬时混合模型与卷积混合模型都有效, 取 $0.5 < \beta < 2.5$.

综上, 我们可以得到以下改进的排序公式:

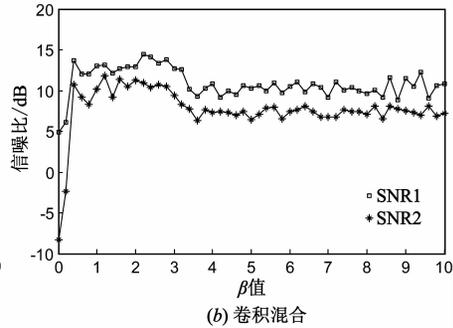
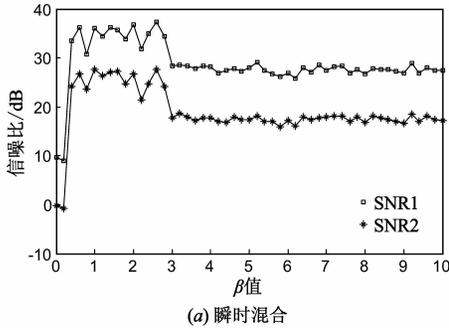


图 3 取不同值时的分离质量

4 仿真实验与分析

为了验证 IF_Murata 算法的性能, 下面分别测试对瞬时混合信号、卷积混合信号、实际房间采集信号的盲源分离性能, 并与 Murata 算法进行比较.

4.1 瞬时混合信号

采用 3.2 节的声音信号和式(12)的瞬时混合模型, 令 $L=50$, 测试信号长度取 $T \in (1s, 2s, \dots, 9s)$ 内不同值时的分离性能, 结果如图 4 所示. 可以看出: 信号时长

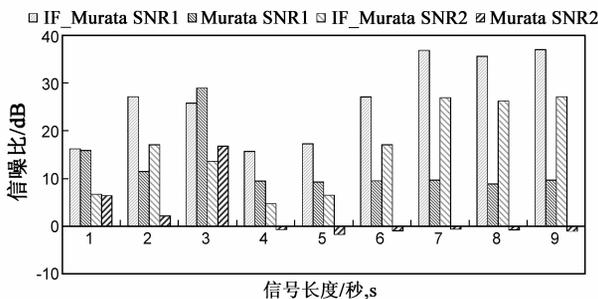


图 4 瞬时混合信号不同时长分离质量对比图

$$\Pi_f = \operatorname{argmax}_{\Pi} \sum_{|g-f| \leq L} \eta \left(\sum_{i=1}^2 \text{corr}(\mathbf{v}_{\Pi(i)}^f, \mathbf{v}_{\Pi_g(i)}^g) \right) \quad (14)$$

$$\eta = |g-f|^{-\beta} (1 - |\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)|) \quad (0.5 < \beta < 2.5) \quad (15)$$

其中 L 表示邻域范围, $\text{corr}(\mathbf{v}_1^g, \mathbf{v}_2^g)$ 表示频点 g 处两个分离信号的幅度相关度, η 为影响因子.

对于多源多路混合模型, 考虑将式(15)的第二部分的求相关度部分改为求两两组合相关度的平均值, 得到以下扩展公式:

$$\Pi_f = \operatorname{argmax}_{\Pi} \sum_{|g-f| \leq L} \eta \left(\sum_{i=1}^N \text{corr}(\mathbf{v}_{\Pi(i)}^f, \mathbf{v}_{\Pi_g(i)}^g) \right) \quad (16)$$

$$\eta = |g-f|^{-\beta} \left(1 - \frac{1}{C_N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N |\text{corr}(\mathbf{v}_i^g, \mathbf{v}_j^g)| \right) \quad (0.5 < \beta < 2.5) \quad (17)$$

其中 L 表示邻域范围, $\text{corr}(\mathbf{v}_i^g, \mathbf{v}_j^g)$ 表示频点 g 处分离信号之间的相关度, C_N^2 表示组合数, $\mathbf{v}_i^f = |\hat{\mathbf{y}}_i(f, t)|$ 表示频点 f 处的第 i 路分离信号的幅值, Π_g 为频点 g 上独立分量的排序, $\Pi_g(i)$ 表示 Π_g 的第 i 项.

本文将改进的排序算法叫做 IF_Murata 算法.

为 1 秒、3 秒时, IF_Murata 算法的分离性能与 Murata 算法差不多; 其他时长, IF_Murata 算法的分离性能相比 Murata 算法有较大提升, SNR1 及 SNR2 分别平均提高了 13.84dB 及 12.68dB.

图 5 显示了信号的时域波形图, 可以看出 IF_Murata 算法得到的信号与源信号更接近.

4.2 卷积混合信号

采用 3.2 节的声音信号和式(13)的卷积混合模型, 取邻域长度 $L=50$, 测试信号长度为不同值时的分离性能. 测试结果如图 6 所示, 可以看出, IF_Murata 算法表现出了更好的分离性能, 相比 Murata 算法 SNR1 及 SNR2 分别平均提高了 4.48dB 及 8.77dB. Murata 算法只在信号长度为 3 秒时分离质量较好, 这是由于卷积混合信号比较复杂, 如果不抑制分离质量差或距离较远的频点对排序的影响, 会导致排序不理想, 使分离质量很差.

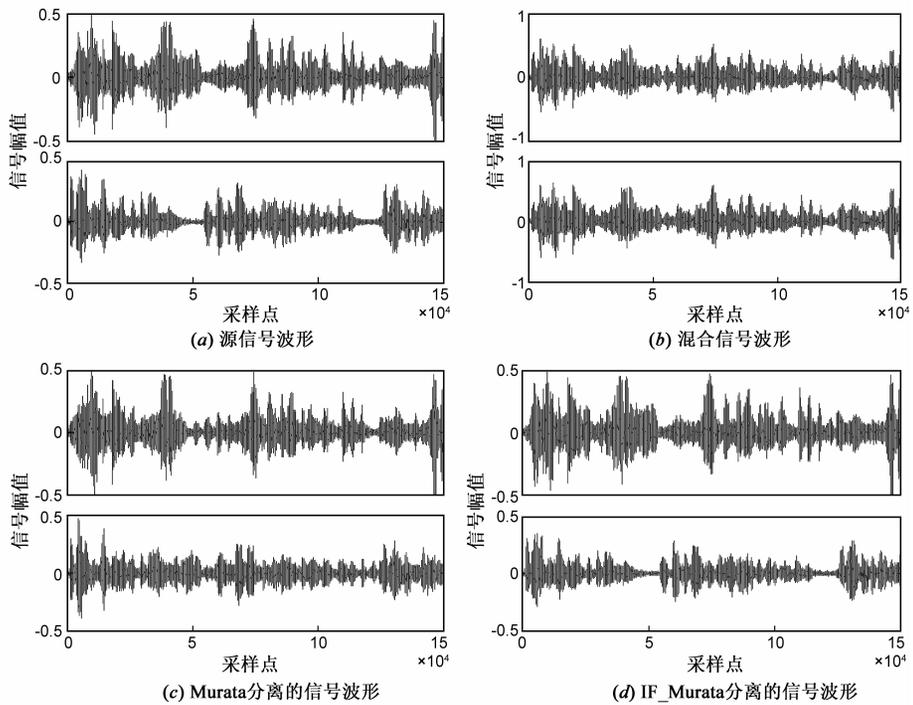


图5 仿真信号时域波形图

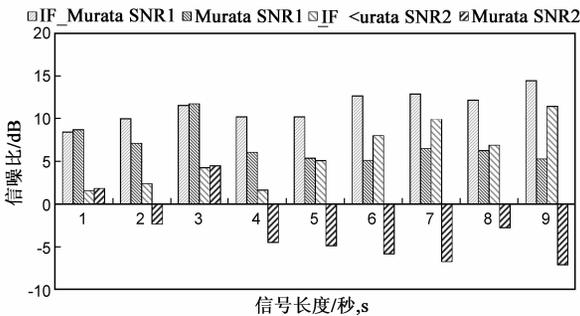


图6 卷积混合信号不同时长分离质量

因子的贡献累加后变得一样,但针对每次排序,不同频点的频点距离对影响因子的贡献是不一样的.

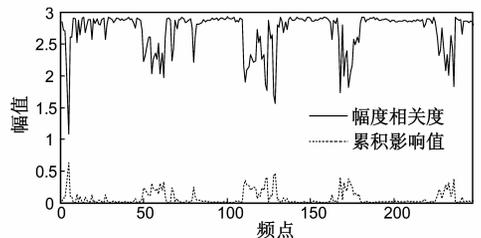


图7 各频点分离信号累积影响值与幅度相关度对照图

为了观察影响因子的作用,定义累积影响值为一个频点参与排序时的影响值的总和,可用累积影响值来表示一个频点对排序的总体影响.图7画出了当 $L = 50$,时长为9秒时,每个频点的累积影响值,可以看出分离质量差的频点的累积影响很小.从图中并不能看出频点距离的影响,这是因为各频点的频点距离对影响

4.3 实际房间采集信号

本节将测试 IF_Murata 算法对实际房间采集信号的分离性能.采用 Te-Won Lee 采集的两路实际混合信号(网址:http://cnl.salk.edu/~tewon/Blind/blind_audio.html),令 $L = 50$.由图8可以看出 IF_Murata 算法分离出的信号波形更清晰,细节表现更好.

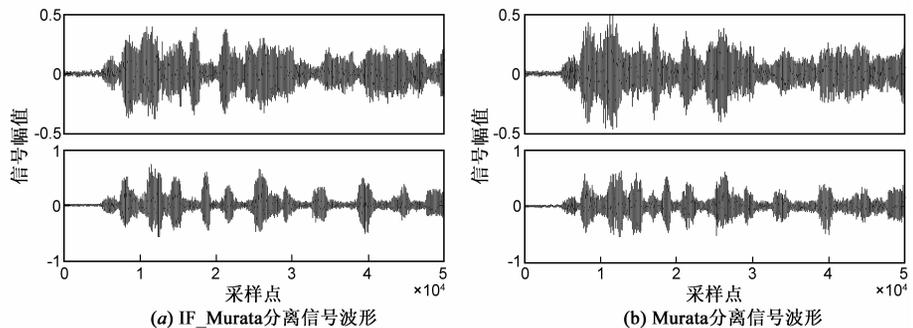


图8 实际环境语音分离信号波形比较

对于实际环境采集的声音信号,由于无法精确获取源信号,不能计算信噪比,可采用主观听觉评价的方式来评估分离的性能.选择4个听力正常且有一定听音经验的成年人对分离的信号进行评价.分别向其播放 Murata 算法分离的信号和 IF_Murata 算法分离的信号,并令其根据满意程度打分.0-0.2 表示几乎分辨不出两个声音;0.2-0.6 表示可以分清两个声音的主次,但仍可以很清晰地听到背景声;0.6-0.8 表示背景声很小;0.8-1 表示对语音效果满意,几乎听不到另一个声音.图9给出了对两组信号的评价结果,可以看出,试听者对 IF_Murata 算法分离的信号满意程度明显较高.

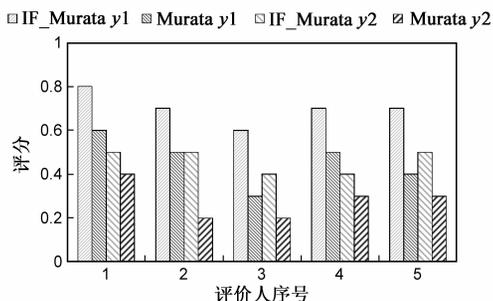


图9 主观听觉评价结果, y1、y2表示分离的两路信号

5 结论

频域盲源分离算法中必须解决的一个问题是不同频点的排序不确定性.本文研究了频点距离和不同频点处分离质量对基于相邻频点幅度相关度排序算法的影响,提出了改进的排序算法.该算法引入了基于频点距离和频点分离质量的影响因子,用影响因子抑制距离大或分离质量差的频点对排序的影响,从而提高排序的正确率.文中讨论了不同的影响因子设定函数的性能,并给出了比较理想的影响因子设定函数.最后分别对瞬时混合信号、卷积混合信号、实际房间采集信号进行盲源分离实验.实验结果表明,本文提出的改进算法相比 Murata 算法性能有很大提升且是鲁棒的.

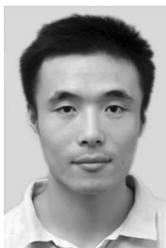
参考文献

- [1] Yoshioka T, Nakatani T, Miyoshi M, Okuno, H G. Blind Separation and dereverberation of speech mixtures by joint optimization[J]. IEEE Trans on Audio, Speech and Language Processing, 2011, 19(1): 69-84.
- [2] 陆风波, 黄知涛, 彭耿. 基于时频分布的欠定混叠盲分离[J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2067-2072.
Lu Feng-bo, Huang Zhi-tao, et al. Underdetermined blind source separation(BSS): A time-frequency approach[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2067-2072. (in Chinese)
- [3] 谢胜利, 孙功宪, 肖明, 等. 欠定和非完全稀疏性的盲信号提取[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1028-1031.
Xie Sheng-li, Sun Gong-xian, Xiao Ming, et al. Underdeter-

mined and incompletely sparse blind signal extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1028-1031. (in Chinese)

- [4] He Z S, Xie S L, et al. Convolutional blind source separation in-frequency domain based on sparse representation[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2007, 15(5): 1551-1563.
- [5] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation (S0899-7667), 1995, 7(6): 1129-1159.
- [6] Murata N, Ikeda S, Ziehe A. An approach to blind sources separation based on temporal structure of speech signals[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2001, 41(1): 1-24.
- [7] 胡可, 汪增福. 一种基于时频分析的语音卷积信号盲分离算法[J]. 电子学报, 2006, 34(7): 1246-1254.
Hu Ke, Wang Zeng-fu. A time-frequency analysis based blind source deconvolution method[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7): 1246-1254. (in Chinese)
- [8] Ikram M Z, Morgan D R. Permutation inconsistency in blind speech separation: Investigation and solutions[J]. IEEE Transactions on Speech Audio Process, 2005, 13(1): 1-13.
- [9] Clark F S P, Petraglia M R, Haddad D B. A new initialization method for frequency-domain blind source separation algorithms[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(6): 343-346.
- [10] Li H L, Adali T. A class of complex ICA algorithms based on the kurtosis cost function[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(3): 408-420.
- [11] 张银雪, 田学民, 邓晓刚. 基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法[J]. 电子学报, 2012, 40(10): 2026-2030.
Zhang Yin-xue, Tian Xue-min, Deng Xiao-gang. Blind source separation based on modified artificial bee colony algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10): 2026-2030. (in Chinese)

作者简介



薄祥雷 男, 1987 年生于山东济宁. 湖南大学电气与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为盲信号处理、复杂电磁环境模拟与监测.
E-mail: boxl@hnu.edu.cn



何怡刚 男, 1966 年生于湖南邵阳. 现为合肥工业大学电气与自动化学院院长、教授、博士生导师. 主要研究方向为自动测试与诊断、高速低功耗集成电路与系统等.