

基于区域增长校正的频域盲源分离排序算法

张天骐 张华伟* 刘董华 李群

(重庆邮电大学 信号与信息处理重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘要: 卷积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模糊问题。该文提出一种基于区域增长校正的频域盲源分离排序算法。首先对卷积混合信号短时傅里叶变换,在频域的各个频点处建立瞬时模型进行独立分量分析,在此基础上使用分离信号功率比的相关性,对所有频点进行逐点排序置换。其次根据阈值将排序后的结果划分为若干个小区域。最后按区域增长方式进行区域置换与合并,最终得到正确的分离信号。区域增长校正可最大限度地减少频点排序错误扩散现象,从而改善分离效果。在模拟和真实环境中分别进行语音盲源分离实验,结果表明所提算法的有效性。

关键词: 卷积盲源分离; 频域排序; 区域增长; 功率比相关

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)03-0580-08

DOI: [10.11999/JEIT180386](https://doi.org/10.11999/JEIT180386)

Frequency Domain Blind Source Separation Permutation Algorithm Based on Regional Growth Correction

ZHANG Tianqi ZHANG Huawei LIU Donghua LI Qun

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The convolutive blind source separation can be effectively solved in frequency domain, but blind source separation in frequency domain must solve the problem of ranking ambiguity. A frequency-domain blind source separation sorting algorithm is proposed based on regional growth correction. First, the convolutional mixed signal short-time Fourier transform is used to establish an instantaneous model at each frequency point in the frequency domain for independent component analysis. Based on this, the correlation of the power ratio of the separated signal is used to sort all frequency points one by one replacement. Second, according to the threshold, the sorted result is divided into several small areas. Finally, regional replacement and merging is performed according to the regional growth method, and the correct separation signal is finally obtained. Regional growth correction minimizes the mis-proliferation of frequency sorting and improves separation results. The speech blind source separation experiments are performed in the simulated and real environments respectively. The results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Convolutive blind source separation; Frequency domain permutation; Region growing; Power ratio correlation

收稿日期: 2018-04-25; 改回日期: 2018-10-10; 网络出版: 2018-10-24

*通信作者: 张华伟 1490714614@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61371164, 61702065, 61701067, 61771085), 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003), 重庆市研究生科研创新项目(CYS17219), 重庆市教育委员会科研项目(KJ1600427, KJ1600429)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61371164, 61702065, 61701067, 61771085), The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (CSTC2009CA2003), Chongqing Graduate Research and Innovation Project (CYS17219), The Research Project of Chongqing Educational Commission (KJ1600427, KJ1600429)

1 引言

盲源分离是一种从混合过程未知的观测信号中恢复原始独立源信号的技术。由于在信号传输过程中存在多径和延时，实际接收到的混合信号往往是源信号的卷积混合，因此对卷积混合模型的研究更具有实际意义^[1-3]。卷积盲源分离算法可分为时域和频域两大类。时域法^[4]由于受卷积阶数的影响，算法的复杂度较高且收敛速度缓慢。频域法通过傅里叶变换将时域信号变换到频域^[5]，从而借鉴较成熟的独立分量分析法对每个频点分别进行瞬时盲源分离。该算法避免了卷积运算，计算量较小，收敛速度较快，但存在各频点分量幅度模糊和排序模糊，导致无法正确分离出原始信号。这也是本文主要解决的问题。

目前幅度模糊可以通过归一化分离矩阵来解决^[6]，而排序模糊的算法主要有以下几种。可以通过限制分离滤波器的长度使其在频域平滑，文献^[7]证明了该方法只在分离滤波器相对于FFT大小足够短时，可避免模糊性。文献^[8]利用信号频谱相位信息，在每个频点上对信号的波达方向角(DOA)进行估计，该算法较依赖实际信源位置和环境，通用性差。还可以利用频率间分离信号的相关性：信号的幅度相关^[9]与信号功率相关^[10]。此算法虽计算量小，但性能不稳定，某一频点排序错误会导致下一个频点甚至后续频点均出错的情况，使得信号无法正确分离出来。

针对上述排序算法的缺点，本文提出了一种基于区域增长校正的排序算法。使用分离信号功率比的相关性，首先对所有频点进行逐点排序；然后基于排序结果将全频带划分为若干个小区域；最后以区域增长方式进行置换校正，解决排序模糊问题。实验证明该方法可最大限度地减少频点错误向其他频率域的扩散，从而改善排序结果。

2 卷积混合的频域盲源分离

假设有 N 个统计独立的信源 $s_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, N$ ，卷积混合后被 M 个传感器接收，混合信号为 $x_j(t)$, $j = 1, 2, \dots, M$ ，不考虑噪声的影响，则线性卷积混合过程可表示为

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{p=0}^{p-1} h_{ij}(p) s_i(t-p) \quad (1)$$

式中， $h_{ij}(p)$ 是信源到传感器的混合滤波器参数； p 为滤波器长度。将式(1)写成矩阵形式：

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

其中， $*$ 表示卷积。对式(2)做短时傅里叶变换(STFT)，得到频域混合模型：

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

其中， f 表示频点， m 为帧序号， $\mathbf{H}(f)$ 为 f 频点上的混合矩阵， $\mathbf{X}(m, f) = [X_1(m, f), X_2(m, f), \dots, X_M(m, f)]$ ， $\mathbf{S}(m, f) = [S_1(m, f), S_2(m, f), \dots, S_N(m, f)]$ 分别表示混合信号和源信号在频点 f 上的第 m 帧的傅里叶变换后的信号。同理，频域盲源分离的解混模型为

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

式中， $\mathbf{W}(f)$ 为 f 频点上的解混矩阵， $\mathbf{Y}(m, f) = [Y_1(m, f), Y_2(m, f), \dots, Y_N(m, f)]$ 为频点 f 上第 m 帧的分离信号，对其进行短时傅里叶逆变换可得到估计的源信号。

解混过程本文采用复域联合对角化方法^[11]在每个频点实现瞬时盲源分离，得到的分离结果须解决幅度模糊和排序模糊。其中幅度模糊根据最小失真原则得到解决。

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

其中， $\mathbf{W}(f)$ 是瞬时盲源分离得到的分离矩阵， $\mathbf{W}_s(f)$ 为幅度解模糊后的结果。排序模糊将在第3节进行详细阐述。卷积盲源分离频域法的工作流程如图1所示。

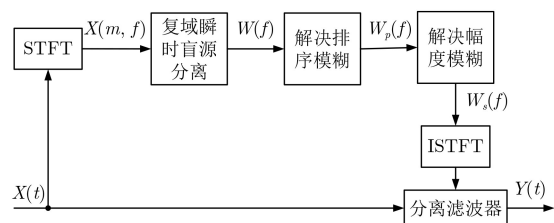


图1 卷积盲源分离频域法

3 基于信号功率比相关的区域增长排序算法

3.1 频点间的功率比相关性

解决排序模糊问题可利用频率间的相关性来调整，其中分离信号幅度包络之间的相关性通常用作频率间相关性的度量。然而，这种相关性只能在相邻频率中展现出来。文献^[10]中提出了另一种频率间相关性测量：分离信号的功率比之间的相关性，它在所有频率中表现出更清晰的频率间相关性。

在频率 f 处的混合矩阵可通过分离矩阵来估计：

$$\mathbf{A}(f) = \mathbf{W}(f)^{-1} = [a_1(f), a_2(f), \dots, a_N(f)] \quad (6)$$

则观测信号可被分解为

$$\mathbf{X}(m, f) = \sum_{i=1}^N a_i(f) Y_i(m, f) \quad (7)$$

其中， $Y_i(m, f)$ 为分离信号 $\mathbf{Y}(m, f)$ 的第 i 个分量。

在频率 f 处的功率比定义为

$$v_i^f(m) = \frac{\|Y_i(m, f)\|^2}{\sum_{k=1}^N \|a_k(f) Y_k(m, f)\|^2} \quad (8)$$

式中, 分母表示观测信号 $\mathbf{X}(m, f)$ 的总功率, 分子表示第 i 个分离信号的功率。在 m 帧处, 式(8)的范围为 $[0, 1]$, 当第 i 个分离信号占据优势时, 该值接近1, 否则接近0。由于语音信号的稀疏性, 功率比可以清楚地显示信号活动。

信号功率比的相关系数可用于测量频率间相关性并解决排列问题。两个功率比序列 $v_i^{f_1}(m)$ 和 $v_j^{f_2}(m)$ 的相关系数定义为

$$\rho(v_i^{f_1}, v_j^{f_2}) = \frac{r_{ij}(f_1, f_2) - \mu_i(f_1)\mu_j(f_2)}{\sigma_i(f_1)\sigma_j(f_2)} \quad (9)$$

其中, i 和 j 表示两路不同的信道; f_1 和 f_2 为两个不同的频率点; $r_{ij}(f_1, f_2) = E\{v_i^{f_1} v_j^{f_2}\}$, $\mu_i(f) = E\{v_i^f\}$, $\sigma_i(f) = \sqrt{E\{(v_i^f)^2\} - \mu_i^2(f)}$ 。根据式(9)进行计算, 图2给出了功率比相关系数矩阵。

从图2可以看出, 属于同一源的特征相关性更强, 且强相关的邻域更广, 而属于不同源的特征几乎是负相关的。因此功率比相关是一种较为理想的相关特征。

3.2 改进排序算法

本文采用功率比相似系数作为排序准则, 提出了基于区域增长的排序算法。本文算法的思想来源于经典的Murata算法^[12]。Murata算法是以混合信号的相邻频点的幅度相关之和作为代价函数, 对其进行最大化, 找到一组合适的排列, 可表示为

$$\Pi_f = \arg \max_{\Pi} \sum_{|g-f| \leq L} \sum_{i=1}^N \text{corr}(v_i^f, v_i^g) \quad (10)$$

式中, v_i^f 为频点 f 处的幅值, L 为邻域范围。该算

法由于受频点距离等影响^[13], 对于复杂信号的分离效果较差; 并且具有排序错误传播的缺点。基于以上分析, 本文首先对所有频点进行逐点排序, 即令 $L=1$ (避免频点距离影响); 然后基于排序结果将全频带划分为若干小区域, 最后采用区域增长方式进行排序, 以此来最大限度地降低错误扩散。

本文算法具体步骤如下:

步骤1 依据式(8)计算各路分离信号所有频点的功率比 $v_i^f(m)$, f 为各个频点, m 为帧号。

步骤2 依次置换每个频点, 使得当前频点处的功率比与前一频点具有最高的相似系数, 可表示为

$$\Pi_f \leftarrow \arg \max_{\Pi} \sum_{k=1}^N \rho(v_i^f, v_{i'}^{f-1}) \Big|_{i=\Pi_f(k), i'=\Pi_{f-1}(k)} \quad (11)$$

当前排列的平均相关系数 ρ_f 为

$$\rho_f = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \rho(v_i^f, v_{i'}^{f-1}) \Big|_{i=\Pi_f(k), i'=\Pi_{f-1}(k)} \quad (12)$$

步骤3 将整个频段划分为高频和低频, 分别进行处理。

步骤4 将高(低)频段划分为 K 个区域, 使其高度相关的频点分配到相同的区域。其中, 划分到区域 R_l 应满足: (1)在该区域内的频点 f 是连续的; (2) $\forall f \in R_l, \rho_f > U_{th}$ 。其中 U_{th} 是一个阈值, 当平均相关系数 ρ_f 大于 U_{th} 时, 视为排序正确。阈值 U_{th} 取值为

$$U_{th} = \min(U_1, U_2) \quad (13)$$

设置 $U_1 = 0.7$; U_2 为步骤2中计算的平均相似系数最大值的60%。其中 U_{th} 的选取将在4.1节中进行详细验证。

步骤5 选择相似性最强(元素数量最多)的区域作为初始, 以区域增长方式与邻近区域合并, 直到覆盖高(低)频段。合并过程如下:

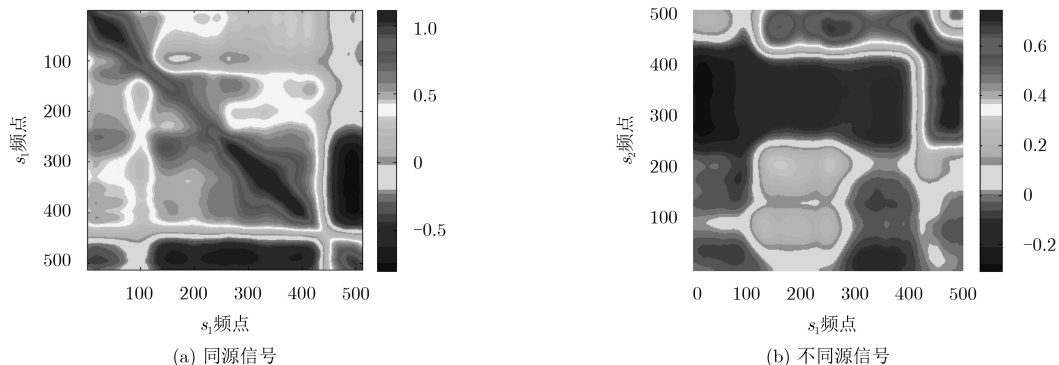


图2 功率比相关系数矩阵

(1) 计算相邻两个区域 R_l 和 R_{l+1} 的质心 c_k^l 和 c_k^{l+1} :

$$c_k^l = \frac{1}{N_l} \sum_{f \in R_l} v_i^f \Big|_{i=\Pi_f(k)}, k = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

其中, N 是区域 R_l 中元素的数量。

(2) 对于下一个区域 R_{l+1} , 找到使得 c_k^l 和 c_k^{l+1} 之间平均相关系数最大的置换顺序:

$$\Pi_{l+1} \leftarrow \arg \max_{\Pi} \sum_{k=1}^N \rho \left(c_k^l, c_{\Pi(k)}^{l+1} \right) \Big|_{i=\Pi_l(k), i'=\Pi_{l+1}(k)} \quad (15)$$

(3) 使用式(15)对区域 R_{l+1} 中的频点进行排序, 将 R_l 和 R_{l+1} 合并后成为新的区域。

步骤6 依据步骤5的合并过程, 将高频和低频进行合并, 完成排序, 最终得到正确的分离结果。

基于以上描述, 该方法基于功率比相关性, 首先对所有频率逐点排序, 更好地利用了相邻频点的相似性; 为防止某一频点排序出错会扩散的情况, 再采用区域增长置换校正, 即从区域置换生长到整个频带范围, 大大提高了算法的精确性。

4 仿真实验分析

4.1 阈值 U_{th} 的选择

阈值 U_{th} 的选择对区域的划分起着至关重要的作用, 当平均相似系数大于所选阈值时, 被视为排序正确, 因此阈值的选取范围为(0, 1)。由式(13)可知, 须确定 U_1 和 U_2 的值才能更好地划分区域。为了做出更可靠的决策, 本文采用常量与自适应量相结合的方案, 即 U_1 是在(0, 1)中选择的常量; U_2 是逐点排序之后由式(12)计算的相关系数集合中的最大值的百分比, 记 $U_2 = \alpha\% \times \rho_{max}$ 。分别采用STFT为1024点和512点进行实验仿真。

由于本次实验在模拟环境下仿真, 没有考虑噪声, 因此将采用信号干扰比(SIR)作为性能指标评价分离质量^[4]。

$$SIR = 10 \lg \left(\frac{\|s'(t)\|^2}{\|e(t)\|^2} \right) \quad (16)$$

其中, $s'(t)$ 表示估计信号中正确的信号, $e(t)$ 表示估计信号中不属于源信号但属于混合信号的部分, 这是由其他源信号造成的干扰误差。

(1) 取 $U_2 = 60\% \times \rho_{max}$, 测试常数 U_1 分别为(0, 1)内的各值的分离质量。设定 U_1 为0.1~0.9, 增量为0.1, 测试结果如图3所示。

由图3可以看出, 其分离性能随着阈值 U_1 的变化而变化, 且在 $U_1 = 0.7$ 处出现峰值, 显然此处为 U_1 的最佳取值。其中, STFT点数为1024时效果更为显著。

(2) 取 $U_1 = 0.7$, 测试自适应值 U_2 在不同取值

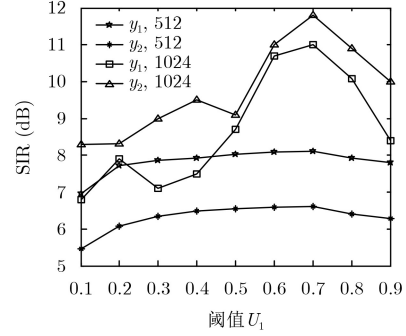


图3 U_1 取不同值时的分离结果

时的分离质量。令 $U_2 = \alpha\% \times \rho_{max}$, 其中 α 是以10为增量, 从10~90中选择, 测试结果如图4所示。

由图4可以看出, 分离质量随着 α 的增加而不断改善, α 在60即 $U_2 = 60\% \times \rho_{max}$ 后, 曲线趋于平缓, 可认为 α 在60%~80%取值均可, 本文选择阈值 $U_2 = 60\% \times \rho_{max}$ 。

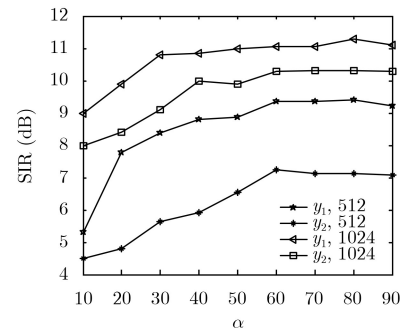


图4 α 取不同值时的分离结果

4.2 算法排序结果分析

(1) 本文算法的频点排序情况: 为了验证排序结果的正确性, 在该实验中, 使用提出的算法应用于两路模拟语音信号的卷积盲源分离问题, 取短时傅里叶变换的频点数为1024。图5、图6分别给出了本文算法不同阶段的排序结果和相似系数。

置换结果使用以下方法进行评估。已知每个频点处的混合矩阵 $\mathbf{H}(f)$ 和解混矩阵 $\mathbf{W}(f)$, 求解全局矩阵 $\mathbf{G}(f) = \mathbf{W}(f) \mathbf{H}(f)$, 则信道 i 的正确排序对应 $\mathbf{G}(f)$ 中最大值的第 i 行, 记

$$\text{prem}_i = \arg \max_j |G_{ij}(f)| \quad (17)$$

从图5(a)可以看出, 由于瞬时盲源分离后输出的各分量排序错乱, 两个信道均分布着两路分离信号的信息, 即盲源分离后各频点的排序模糊非常严重; 如图5(b)所示, 进行逐点排序后, 模糊度得到缓解, 但可以看到, 排序结果仍具有错误扩散现象; 本文方法可以很好地解决这个问题, 如图5(c)所示, 除了一些孤立的频点外, 区域增长校正几乎

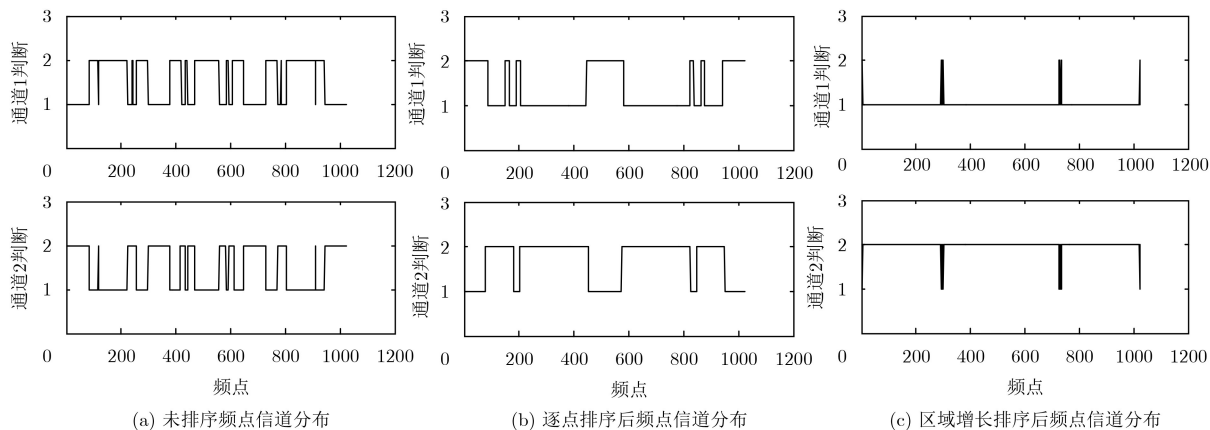


图5 不同阶段时的排序结果

消除了模糊性，并且某个错误的频点不会传播到其他频域，所以将频域分量转换到时域后不影响分离结果。另外，并不是每个频点的瞬时盲源分离的分离质量都比较好，所以会出现几个孤立的错误频点。

相似系数由式(12)求得，结果如图6。

比较图6(a)和图5(b)，可以看到大多数频点的相关系数很高，但仍然发生很大错位，导致排序出错。在相似系数较高的频点中，排列趋于正确，而在相关性较低的频点中，排序可能正确也可能不正确。为此，本文提出的区域增长置换可解决该问题。如图6(b)，该算法可将相似性较高的频点最大程度地化分到一个区域，最大限度地降低错误扩散，提高了分离的准确性。

(2)各算法频点排序情况对比：本实验采用文献[8]中利用相位信息排序的DOA估计算法、文献[9]中采用信号幅度相关的排序算法以及文献[10]中采用信号功率相关的排序算法分别进行仿真，比较各算法的频点排序的情况，如图7所示。

文献[8]采用DOA估计算法，其排序依赖信号的相位信息，如图7(a)，虽然该方法不会引起错误传播现象，但是在某些频段中，特别是在由传感器间距引起的相位差非常小的低频处，以及在可能发

生空间混叠的高频处，不能很好地估计到达方向，由于波束形成图中的零点可能存在多个，算法的精确性不高，所以出现部分排序错误的情况。如图7(b)，文献[9]算法出现严重的频点错误传播现象，这是由于该算法依赖相邻频点的幅度相关，若一个频点出现错误将导致后续频点连续发生错误，导致分离失败。同理，文献[10]同样发生错误传播，如图7(c)，但由于功率相关性表现出更清晰的相关性，所以相比于文献[9]排序效果稍好一点。

综上所述，本文算法的排序准确性更高，且没有错误传播情况。

4.3 实际语音信号盲源分离实验

本实验测试本文算法对实际采集信号的分离性能，并与Murata算法进行比较。采集的实际语音信号(来源：<http://www.datatang.com/data/39277>)采样频率为15000，短时傅里叶变换的点数为1024，采用hamming窗函数加窗，窗长为64，令卷积混合的多径阶数为20。盲源分离结果如图8所示。

根据源信号波形图8(a)，比较Murata算法的分离信号波形和本文算法的分离信号波形，可以看出，使用Murata排序算法分离出的信号毛刺较多，并且在主观上可以听到一些杂音。而本文算法分离出

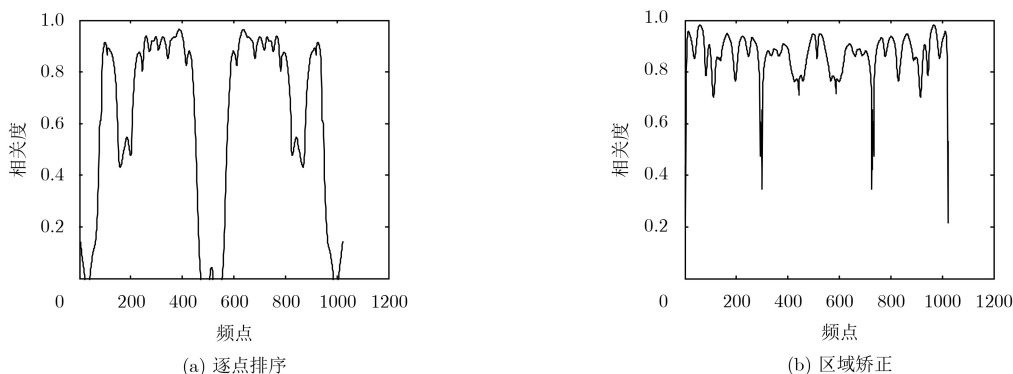


图6 不同阶段相似系数

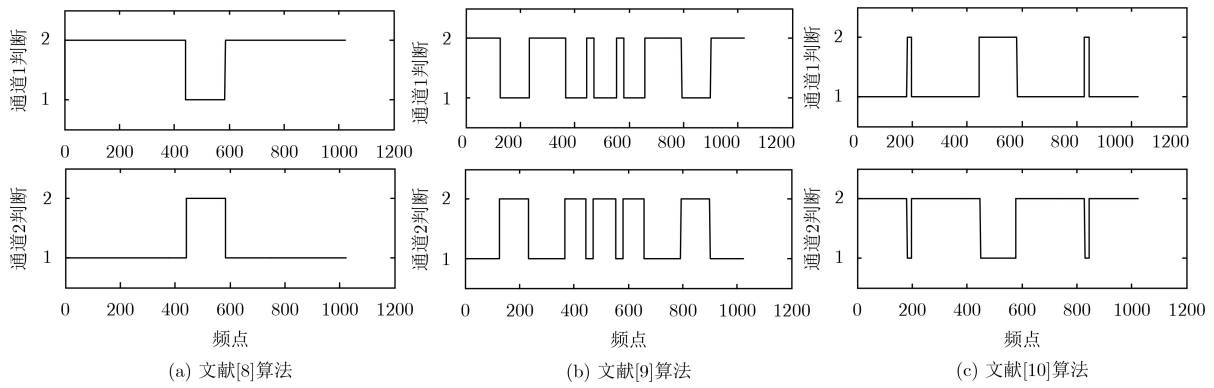


图7 不同算法的排序结果

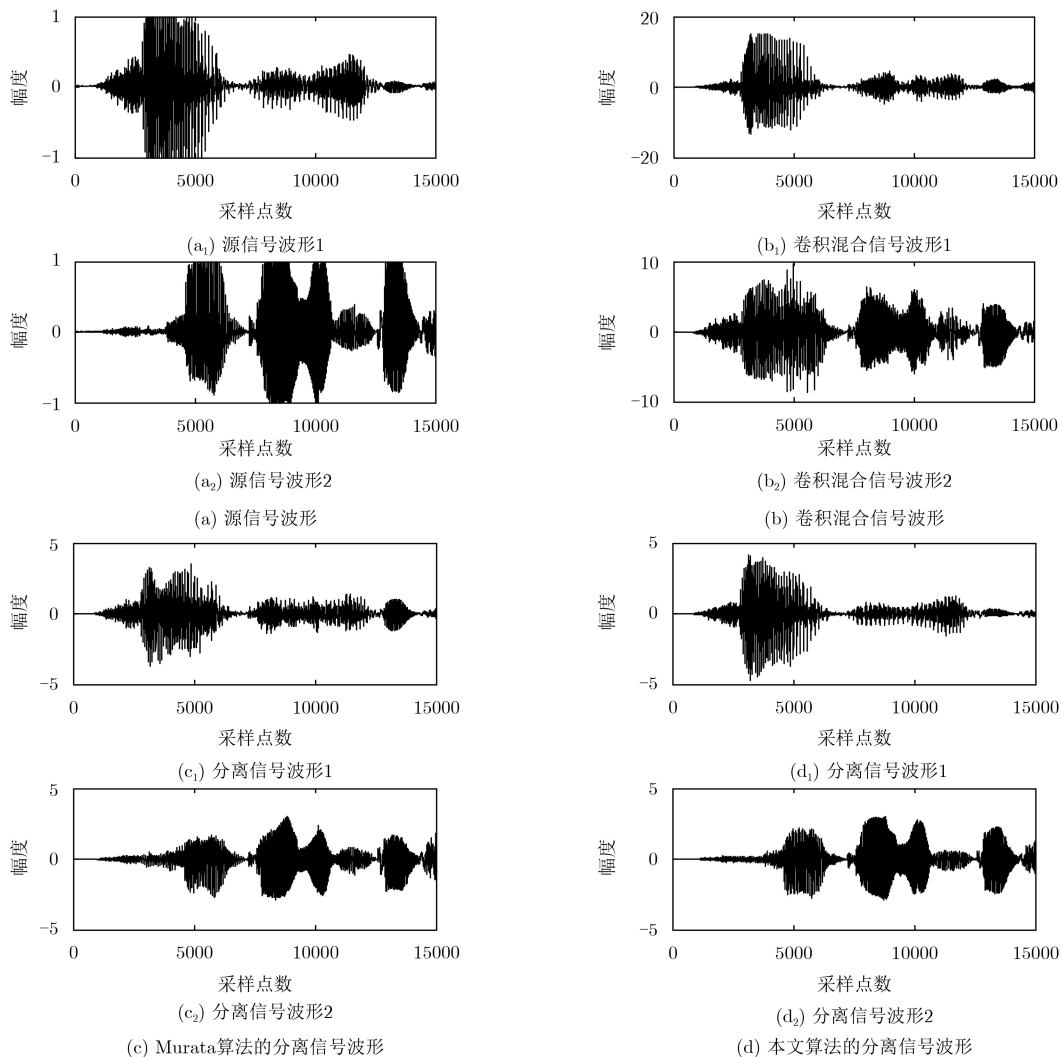


图8 仿真信号时域波形

的信号波形更贴近源信号，毛刺较少，且在主观听觉上声音较为清晰。

由于时域波形不能精确地比较分离结果，将采用信号干扰比(SIR)、信号偏差比(SDR)以及系统误差比(SAR)3个性能指标进行分析^[14]，其值越高，分离性能越好。将分离信号分解成：

$$y(t) = s'(t) + e(t) + e_n(t) + e'(t) \quad (18)$$

其中， $s'(t)$ 为估计信号中正确的信号， $e(t)$ 表示估计信号中不属于源信号但属于混合信号的部分，这是由其他源信号造成的干扰误差， $e'(t)$ 由于算法产生的系统误差，由于本文没有考虑噪声，所以 $e_n(t) = 0$ 。

SIR表示为式(16), SDR和SAR分别表示为:

$$\text{SDR} = 10 \lg \left(\frac{\|s'(t)\|^2}{\|e(t) + e'(t)\|^2} \right) \quad (19)$$

$$\text{SAR} = 10 \lg \left(\frac{\|s'(t) + e(t)\|^2}{\|e'(t)\|^2} \right) \quad (20)$$

实验数据如表1所示。从表1可以看出相比较Murata算法, 本文算法的分离信号1在SIR, SDR, SAR分别提升了9.4 dB, 2.3 dB, 3.9 dB, 分离信号2在SIR, SDR, SAR分别提升了10.2 dB, 3.7 dB, 2.1 dB, 再次验证了本文算法的有效性和较好的分离性能。

表1 算法性能对比(dB)

性能指标	分离信号1		分离信号2	
	Murata算法	本文算法	Murata算法	本文算法
SIR	6.4071	15.8474	8.5336	18.7533
SDR	5.3447	7.6937	5.6878	9.4011
SAR	4.8792	8.8522	8.0340	10.1978

4.4 复杂度分析

假设有 N 个源信号和 N 个接收器, 输入信号的长度为 T , 并且STFT帧长度是 L , 窗口移位为 $L/4$ 。在STFT之后, 每个频率点可用的数据点的数量大约为 $B = T/(L/4) = 4T/L$ 。本文所提出的置换算法的计算主要由3个算法块组成: 功率比计算, 逐点置换和区域置换。各步骤的复杂度如表2所示。

表2 本文算法复杂度

各算法块	计算量
功率比计算	$(L/2)(N^2B + NB)$
逐点排序	$(L/2)N^2B$
区域排序	RN^2B

由表2中复杂度的数量级可以看出, 本文的置换算法只是增加了计算量, 不提高算法复杂度, 即改进算法的时效性可以得到保证。

5 结论

卷积盲源分离频域法须重点解决各频点的排序模糊问题。针对排序问题, 本文基于分离信号功率比相关, 提出了一种新的排序算法, 即区域增长排序法。为了更好地利用相邻频点的相似性, 该算法首先采用逐点排序; 再将整个频域分为高频与低频两大频段, 根据阈值将各频段分成若干小区域, 文中详细讨论了取不同阈值时的性能, 并选出了比较理想的阈值 U_1 和 U_2 ; 最后以区域增长方式进行校正

合并。实验结果表明本文算法的有效性, 与其它算法对比, 本文算法并可最大限度地降低错误频点向其他频域的扩散。在实际语音信号的盲源分离中效果明显, 且相比于Murata算法本文算法的分离性能在SIR, SDR, SAR均有很大提升。

参考文献

- [1] 张天骐, 马宝泽, 强幸子, 等. 一种引入自适应动量项的变步长混沌信号盲分离算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(4): 908-914. doi: 10.11999/JEIT160578.
ZHANG Tianqi, MA Baoze, QIANG Xingzi, et al. Variable-step blind source separation algorithm with adaptive momentum item for chaotic signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(4): 908-914. doi: 10.11999/JEIT160578.
- [2] 欧世峰, 耿超, 高颖. 动量项盲源分离算法及其性能优化策略[J]. 电子学报, 2014, 42(1): 42-48. doi: 10.3969/j.issn.0372-21122014.01.007.
OU Shifeng, GENG Chao, and GAO Ying. Momentum term based blind source separation algorithm and its performance modified strategies[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(1): 42-48. doi: 10.3969/j.issn.0372-21122014.01.007.
- [3] 徐成发, 郝宇星, 陆潞, 等. 基于互相关的快速角度估计算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1446-1451. doi: 10.11999/JEIT151021.
XU Chengfa, HAO Yuxing, LU Lu, et al. Fast angle estimation algorithm based on cross-correlation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1446-1451. doi: 10.11999/JEIT151021.
- [4] 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. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2006.07.014.
HU Ke and WANG Zengfu. A time-frequency analysis based blind source deconvolution method[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(7): 1246-1254. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2006.07.014.
- [5] YOSHIOKA T, NAKATANI T, MIYOSHI M, et al. Blind separation and dereverberation of speech mixtures by joint optimization[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 2011, 19(1): 69-84. doi: 10.1109/TASL.2010.2045183.
- [6] 欧旭东, 张天骐, 闫振华, 等. 基于多频段能量相关排序的语音卷积混合盲源分离[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(5): 1481-1485. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2016.05.046.
OU Xudong, ZHANG Tianqi, YAN Zhenhua, et al. Blind convolution speech separation based on multi-band ordering[J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(5): 1481-1485. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2016.05.046.
- [7] PARRA L and SPENCE C. Convolutional blind separation of non-stationary sources[J]. *IEEE Transactions on Speech*

- Audio Process*, 2000, 8(3): 320–327. doi: [10.1109/89.841214](https://doi.org/10.1109/89.841214).
- [8] IKRAM M and MORGAN D. Permutation inconsistency in blind speech separation: Investigation and solutions[J]. *IEEE Transactions on Speech & Audio Process*, 2005, 13(1): 1–13.
- [9] 张华, 冯大政, 庞继勇. 基于二阶统计量的语音信号时域卷积盲分离算法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(5): 1083–1086. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00574](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00574).
ZHANG Hua, FENG Dazheng, and PANG Jiyong. A time-domain blind convolutive separation algorithm for speech signals based on second-order statistic[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5): 1083–1086. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00574](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00574).
- [10] SAWADA H, MUKAI R, ARAKI S, *et al.* A robust and precise method for solving the permutation problem of frequency domain blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Speech Audio Process*, 2004, 12(5): 530–538. doi: [10.1109/TSA.2004.832994](https://doi.org/10.1109/TSA.2004.832994).
- [11] MIETTINEN J, NORDHAUSEN K, and TASKINEN S. Blind source separation based on joint diagonalization in R: The packages JADE and BSSasyp[J]. *Journal of Statistical Software*, 2017, 76(2): 1–31. doi: [10.18637/jss.v076.i02](https://doi.org/10.18637/jss.v076.i02).
- [12] MURATA N, IKEDA S, and ZIEHE A. An approach to blind source separation based on temporal structure of speech signals[J]. *Neurocomputing*, 2001, 41(1): 1–24.
- [13] 薄祥雷, 何怡刚, 尹柏强, 等. 基于影响因子的频域盲源分离排序算法[J]. *电子学报*, 2013, 42(2): 360–365. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.023).
BO Xianglei, HE Yigang, YIN Baiqiang, *et al.* Algorithm to eliminate permutation of frequency domain blind source separation based on influence factor[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 42(2): 360–365. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.023).
- [14] SAITO S, OISHI K, and FURUKAWA T. Convolutive blind source separation using an iterative least-squares algorithm for non-orthogonal approximate joint diagonalization[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio Speech & Language Processing*, 2015, 23(12): 2434–2448.
- 张天骐: 男, 1971年生, 博士后, 教授, 主要研究方向为通信信号的调制解调、盲处理、语音信号处理、神经网络实现以及 FPGA, VLSI实现.
- 张华伟: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为盲源分离算法改进.
- 刘董华: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为通信信号盲估计.
- 李 群: 女, 1991年生, 硕士生, 研究方向为直扩信号的盲处理.