

基于多个时间点联合解相关的卷积盲源分离

李素林, 夏崔春, 钱 进

(东南大学无线电工程系, 南京 210096)

摘要: 实际信号的混合均为卷积混合, 且信号是非平稳的。盲源分离的目标就是找到一组分离滤波器, 使得源信号的估计信号互相统计独立。结合信号的非平稳性, 利用二阶解相关原理, 文章阐明了一种在频域实现卷积混合的盲源分离算法, 并且考虑了噪声对分离性能的影响。为了避免频点排列次序的不确定性, 利用了多阶段盲源分离思想。利用该算法, 对两路混合的实录水声信号进行盲分离, 得到了两路源信号的估计信号, 通过对估计信号的分析, 利用信噪比提高率这一标准, 验证了该算法的有效性。该算法收敛速度快, 精度高, 可用于浅海环境下实录水声混合信号的盲分离。

关键词: 联合解相关; 排列次序不确定性; 非平稳性

中图分类号: 0422.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3630(2005)01-0018-03

Convolutional blind source separation based on multiple times and decorrelation

LI Su-lin, XIA Cuichun, QIAN Jin

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract Mixed signals in practice can be viewed as sums of differently convolved sources and the signals are non-stationary. The task of blind source separation is to obtain a set of separation filters and make the estimated signals of sources statistically independent. This paper discusses a convolutional blind source separation algorithm based on second-order decorrelation, taking into account non-stationarity of signals. Influence of noise on the quality of separation is considered as well. To avoid inconsistency of frequency bin permutation, a multi-resolution approach to blind source separation is studied. The algorithm is used to separate real acoustic signals successfully. Experimental results are presented and separation performance analyzed. Validity of the algorithm is shown by the improvement of SNR. The algorithm converges rapidly and has high precision. It can be used to separate actual signals recorded in shallow sea.

Key words multiple decorrelation; permutation inconsistency; non-stationarity

1 引 言

盲信号处理在过去十多年获得了飞速发展, 有着广泛的应用领域, 可用于通信、医学、语音信号处理、阵列信号处理及通用信号分析等。根据混合模型的不同, 盲信号分离可分为瞬间信号的盲分离和卷积信号的盲分离。本文将介绍一种基于多个时间

点联合解相关的卷积信号的盲分离, 并将该算法用于实际水声混合信号的分离。

2 基本原理

该算法的基本思想是: 结合信号的非平稳特性和二阶解相关实现卷积信号的盲分离。自然信号是非平稳的, 但在短时间内可假设信号是平稳的, 即我们把接收信号分为几个子段, 在每个子段认为信号是平稳的, 估计每一段的互相关量, 然后用这些估计量实现二阶解相关。下面对这一算法进行具体介绍。

收稿日期: 2004-05-08 修回日期: 2004-07-15

作者简介: 李素林: (1977-), 男, 东南大学无线电系研究生, 主要研究方向: 盲信号处理, 特别是基于频域的盲源分离。

卷积混合模型为:

$$X(k) = A(k) * S(k) + N(k) \quad (1)$$

其中 $X(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_n(k)]^T$ 为观测到的混合信号, $S(k) = [s_1(k) \ s_2(k) \ \dots \ s_m(k)]^T$ 为相互独立的源信号, $N(k) = [n_1(k) \ n_2(k) \ \dots \ n_n(k)]^T$ 为加性高斯白噪声, $A(k)$ 为 n 行 m 列的混合阵。

分离模型为: $Y(k) = W(k) * X(k)$, 其中 $Y(k) = [y_1(k) \ y_2(k) \ \dots \ y_m(k)]^T$ 为源信号的估计信号, $W(k)$ 为分离阵, 阶数为 Q 。

对于平稳接收信号 $X(k)$, 有下列等式存在:

$$R_x(z) = A(z) \Lambda_s(z) A^H(z) + \Lambda_n(z) \quad (2)$$

其中 $R_x(z)$ 表示 $R_x(m) = E(x(k)x(k+m))$ 的 z 变换, $A(z)$ 表示混合系统的 z 变换, $\Lambda_s(z)$ 和 $\Lambda_n(z)$ 分别为源信号和噪声信号的自相关 z 变换, 由于源信号和噪声分别是相互独立的信号, 故它们为对角阵。对于非平稳信号, 它的互相关阵随时间而变化, 如上所述, 我们假设信号是准平稳的, 把接收信号划分为若干子数据块, 用每一块子数据块估计一个协方差矩阵, 假设划分 K 块。对式 (2) 的每个子数据块使用离散傅里叶变换, 进行 M 点等间隔采样, 则有下式成立:

$$\hat{R}_x(w, j) = A(w) \Lambda_s(w, j) A^H(w) + \Lambda_n(w, j) \quad (3)$$

其中 $j = 1, 2, \dots, K$, w 代表 M 个频点。

由于信号是非平稳的, 所以 $\hat{R}_x(w, j)$ 、 $\Lambda_s(w, j)$ 在给定的频点 w 会随着 j 的不同而不同。已知分离模型为 $Y(w, j) = W(w) X(w, j)$, 假设信号已实现了分离, 则 $W(w)$ 为理想的逆系统, 信号的互功率谱应该满足:

$$\Lambda_s(w, j) = W(w) (\hat{R}_x(w, j) - \Lambda_n(w, j)) W^H(w) \quad (4)$$

针对一个子数据块, 我们可以定义如下目标函数:

$$E(W(w), j) = \| \text{off}(W(w) (\hat{R}_x(w, j) - \Lambda_n(w, j)) W^H(w)) \|_F^2 \quad (5)$$

其中 $\|A\|_F$ 表示矩阵的 2 范数, $\text{off}(A) = A - \text{diag}(A)$, $\text{diag}(A)$ 表示以 A 的对角元为对角元的对角矩阵。由于信号是非平稳的, $\hat{R}_x(w, j)$, $j = 1, 2, \dots, K$ 互不相同, 我们利用多个时间点, 调节分离滤波器 $W(w)$, 使 K 个子数据块的目标函数 $E(W(w), j)$, $j = 1, 2, \dots, K$ 同时最小化。这样整个算法的目标函数为:

$$E(W) = \sum_{w=1}^M \sum_{j=1}^K E(W(w), j) \quad (6)$$

且需满足 $W(\tau) = 0$ $Q < \tau \leq M$ 。滤波器的约束条件是在时域的, 而上式是对每个独立的频点单独求 $W(w)$, $w = 1, 2, \dots, M$ 。下面将具体讨论如何对滤波器施加时域约束条件。对式 (6) 来用随机梯度下降

法, 得到 $W(w)$, $w = 1, 2, \dots, M$ 的迭代公式:

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W^*(w)} = 4 \sum_{j=1}^K \text{off}(W(w) (\hat{R}_x(w, j) - \Lambda_n(w, j)) W^H(w) W(w) (\hat{R}_x(w, j) - \Lambda_n(w, j)) W^H(w) W(w)) \quad (7)$$

$$\frac{\partial E(W)}{\partial \Lambda_p(w, j)} = -4 \text{diag}(W^H(w) \text{off}(W(w) (\hat{R}_x(w, j) - \Lambda_n(w, j)) W^H(w) W(w)) \quad (8)$$

对于每个不同的频点使用不同的学习步长, 算法的收敛速度将会显著提高。加权后的目标函数为:

$$E(W) = \sum_{w=1}^M \sum_{j=1}^K m(w) E(W(w), j) \quad (9)$$

其中, $m(w) = (\sum_{j=1}^K \|\hat{R}_x(w, j)\|^2)^{-1}$ 。

3 排列次序不确定性和时域约束条件

对于式 (6) 的时域约束条件, 我们给分离滤波器强制施加如下的映射操作:

$$W_{ij} = F Z F^{-1} W_{ij}$$

$W_{ij} = [W_{ij}(1), W_{ij}(2), \dots, W_{ij}(M)]^T$, F^{-1} 表示对 W_{ij} 作傅里叶反变换, $Z = \text{diag}(1, 1, \dots, 1, 0, \dots, 0)$ 表示一对角阵, 它的前 $Q+1$ 个对角元为 1 其余元素为 0, F 表示作傅里叶变换。同时对每个频点上作归一

化的操作, 即 $W(w) = \frac{W(w)}{\|W(w)\|_F}$ 。

用频域瞬时盲分离方法解决卷积混合盲分离问题, 同样存在排列次序不确定性。这种排列次序不确定性所引起的每个频点的次序不一致性将会严重影响分离性能。选择小的自适应步长将减弱这种频点间排列次序的不一致性, 但会使收敛速度变得很慢。在这里, 我们采用一种多阶段的盲源分离方法。在每个分离阶段, 分离滤波器在时域的阶数 Q 逐步增加, 不同的阶数 Q 意味着分离滤波器不同的频域分辨率, 在刚开始阶段, 令 $Q \ll M$, 使得每个频点都趋向于次序一致性, 一旦每个频点次序一致以后, 即使增加滤波的阶数 Q , 也会趋向于保持这种次序的一致性, 而增加 Q 可以提高分离滤波器的谱分辨率。

4 实验仿真

我们通过分离实录的两路水声信号来证明算法的有效性。观测信号采样频率为 100 kHz 在仿真实验中我们用了 50000 个采样点。两路原水声信号见图 1, 实录的两路水声混合信号见图 2, 经过盲分离

所得的两路水声信号见图 3。我们图 3 上下图的分离信号分别与图 1 的上下图的源信号做相关运算, 相关系数分别为 0.87 0.89, 然后让上述信号交叉做相关, 相关系数均在 0.03 以下。可见图 3 上图的信号即为图 1 上图源信号的估计信号, 图 3 下图的信号即为图 1 下图源信号的估计信号。

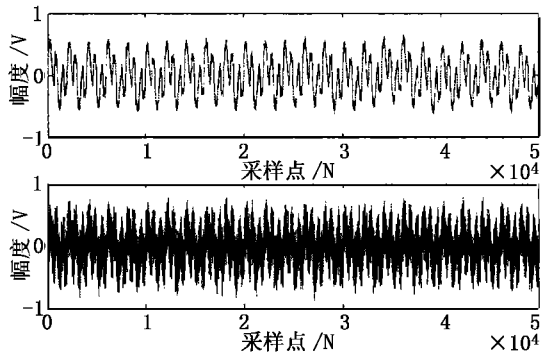


图 1 原水声信号

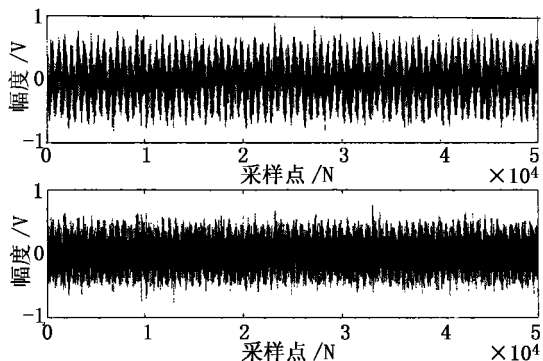


图 2 实录混合信号

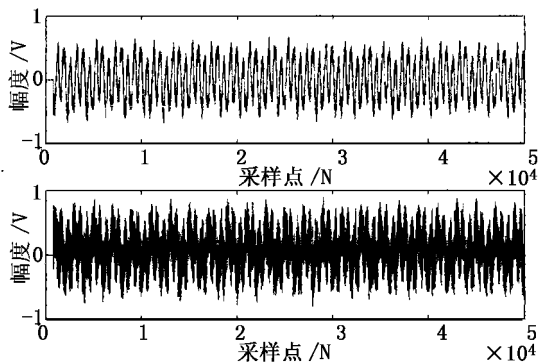


图 3 分离信号

我们再通过用信噪比提高率这一标准来衡量分离的效果。定义如下:

$$SNRI_i = 10 \log_{10} \left[\frac{E[(x_i(n) - s_i(n))^2]}{E[(y_i(n) - s_i(n))^2]} \right] \quad i = (1, 2)$$

$$SNRI = \frac{SNRI_1 + SNRI_2}{2} \quad (10)$$

$SNRI_1$ 、 $SNRI_2$ 、 $SNRI$ 分别为第一、二个分离信号的信噪比提高率和分离信号的平均信噪比提高率。在仿真实验中, 我们所得平均信噪比提高率为 $SNRI = 16.021$ 。从以上两方面可以验证该算法的有效性。

5 结束语

由于频域中每个频点之间的互不相关性, 在频域实现卷积信号的盲分离, 能克服长滤波器情况下的时域收敛速度慢、精度差的缺陷。时域的卷积相对应于频域的乘积, 这使得复杂的时域卷积混合模型在频域中相对简单, 便于分离算法的推导, 用基于频域算法更有可能实现复杂环境下信号的盲分离。信号在海洋中传播, 由于海洋表面和底部对信号的反射, 又受到由虾、鱼和各种哺乳动物引起的海洋噪声污染, 使得水声信号的盲分离变得十分困难, 本文尝试着把基于多个时间点联合解相关的卷积盲分离算法用于分离实录的水声信号, 分离性能较其它时域的卷积分离算法有了显著的提高。

参 考 文 献

- [1] Parra L, Spence C. Convolutional blind separation of non-stationary sources[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing 2000, 8(3): 320-327.
- [2] Parra L, Spence C, De Vries B. Convolutional blind source separation based on multiple decorrelation[A]. Neural Networks for Signal Processing Proceedings of the IEEE Workshop[C], 1998, 23-32.
- [3] Weinstein E, Feder M, Oppenheim A V. Multichannel signal separation by decorrelation[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing 1993, 1(4): 405-413.
- [4] Parra L, Spence C. Separation of non-stationary natural signals[M]. Independent Components Analysis: Principles and Practice, Cambridge University Press 2001, 135-157.
- [5] Ikram M Z, Morgan D R. Exploring permutation inconsistency in blind separation of speech signals in a reverberant environment[A]. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C], 2000, 1041-1044.
- [6] Ikram M Z, Morgan D R. A multiresolution approach to blind separation of speech signal in a reverberant environment[A]. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C], 2001, 2757-2760.