

单通道带通信号的复基带盲解卷积算法¹

鄢社锋 马远良

(西北工业大学声学工程研究所 西安 710072)

摘 要: 该文提出了一种基于多途信道单通道接收的带通数据(波束或传感器输出)自相关函数的盲解卷积算法。该算法先通过复解调将带通信号频谱搬移到 0 频率附近,然后进行低通滤波和降采样率,得到其复基带信号。再针对单通道复基带信号,以其自相关函数在零延时之外某区间内的实部平方和最小为准则,推导出复基带多途信号盲解卷积的 LMS 自适应迭代算法。该方法能够适用于带通高斯信号和非高斯信号,与基于高阶统计量的方法相比,对源信号概率分布具有较宽的适用面。计算机仿真结果验证了该方法的正确性。

关键词: 盲解卷积, 多途信道, 复基带, 自相关函数

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)05-0702-07

Complex Baseband Blind Deconvolution of Single Band-Pass Input

Yan She-feng Ma Yuan-liang

(Institute of Acoustics Eng., Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

Abstract A novel blind deconvolution algorithm based on autocorrelation function of band-pass signal is proposed, only single input is required. The input data is transformed to its complex baseband through demodulation and decimation processing. For the baseband signal, a blind deconvolution algorithm is deduced, which minimizes the squared sum of the real part of the signal autocorrelation function over a region excluding a region near the zero delay point. Computer simulations show that the algorithm works well. It is widely applicable for bandpass Gaussian as well as non-Gaussian signals.

Key words Blind deconvolution, Multipath, Complex baseband, Autocorrelation function

1 引言

盲解卷积技术在最近十年来获得了很大的重视,在信道估计、系统辨识、数据传输等领域有许多新的应用。它在水声信道估计与目标被动定位方面的应用前景,正引起越来越大的研究兴趣。首先,我们介绍一下什么是盲解卷积。

设有信号源 $s(n)$ 通过一个具有冲击响应为 h 的时不变线性信道,输出为 $x(n)$ 。即

$$x(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{s}(n) + e(n) \quad (1)$$

其中 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_l]^T$, $\mathbf{s} = [s(n), s(n-1), \dots, s(n-l+1)]^T$, l 为 \mathbf{h} 的长度, $e(n)$ 为附加噪声。

如果能设计出一滤波器,其冲击响应为 \mathbf{w} , 使

$$y(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \sim s(n) \quad (2)$$

¹ 2002-12-09 收到, 2003-05-19 改回

国家自然科学基金(60072025)和教育部博士点基金(20020699010)资助课题

其中 $\boldsymbol{w} = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$, $\boldsymbol{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$, L 是逆滤波器的长度, \sim 表示信号波形相似, 称 \boldsymbol{w} 为解卷积滤波器。而如果没有任何关于信道的特性以及信号源的信息, 仅仅利用接收信号 $x(t)$ 还原出信号源 $s(t)$, 并同时估计出信道响应 \boldsymbol{h} , 这种方法称之为盲解卷积或盲均衡。

由式 (1) 和式 (2) 可以得出 (\otimes 表示卷积)

$$\boldsymbol{h} \otimes \boldsymbol{w} = \delta(n - \Delta) \quad (3)$$

盲解卷积通常是采用自适应迭代算法来实现的。最近几年出现了几种基于神经网络^[1,2]和基于高阶统计量的 (HOS-based) 盲解卷积算法^[2-8]。在已有的盲解卷积算法中, 基于隐式高阶统计量的 (Implicit HOS-based) “Bassgang” 算法^[7] 是自适应信号处理文献中最有名的盲解卷积算法。但是 “Bassgang” 及其改进算法^[8] 是依赖于源信号的 Bayes 估计器, 需要知道源信号和解卷积噪声的统计特性等先验知识。这类算法往往只适用于信号源是亚高斯分布 (如均匀分布) 随机信号的情况, 而对于高斯信号无能为力。对于基于显式高阶统计量的 (Explicit HOS-based) 算法, 由于高斯信号的所有高于二阶的高阶累积量为都 0, 因此它们也不适用于高斯信号。另一方面, 我们进行盲信号处理过程中, 往往会碰到高斯分布的随机信号, 在被动声呐、噪声源定位、无线电监测等领域尤其如此。文献 [1] 中提出的基于信息最大化 (Informax) 的方法能够适用于高斯与非高斯信号, 但是该方法假设接收信号是频率范围覆盖 $0 \sim (1/2)f_{N_y}$ (f_{N_y} 表示 Nyquist 频率) 的宽带白信号, 对于非白信号, 该算法仅仅能给出将信号频谱白化的结果, 得不到解卷积滤波器。而且要运用于带通信号, 该算法还需要进行较大的修改。然而在很多领域, 信号处理往往是处理某个频段的信号, 因此有必要研究能适用于带通高斯信号的盲解卷积算法。

本文提出一种直接进行带通信号盲解卷积的新方法。该方法利用接收信号的自相关函数的性质, 只要求信号满足独立同分布 (Independent Identical Distribution, IID) 的假设即可。它不仅适用于非高斯信号, 也适用于高斯信号。

2 带通信号盲解卷积

多途信道就是一个典型的卷积信道, 对多途信道进行均衡就是解卷积问题。多途信道接收信号表示为

$$x(n) = \sum_{i=0}^{N-1} g_i s(n - n_i) + e(n) \quad (4)$$

式中 $x(n)$ 是接收信号, $s(n)$ 是声源信号, n_i 是第 i 条多途相对于声源延迟时间, g_i 是各路径声源幅度衰减因子, $e(n)$ 是噪声, N 表示信号路径条数。将该多途信道模型写成类似式 (1) 的卷积形式, 则

$$\boldsymbol{h} = \left[g_0, \underbrace{0, \dots, 0}_{n_1-1}, g_1, \underbrace{0, \dots, 0}_{n_2-n_1-1}, g_2, 0, \dots, g_i, \dots, 0, g_{N-1} \right]^T \quad (5)$$

滤波器 \boldsymbol{h} 系数中, 任意两个非零值之间存在很多零值。

假设信号与噪声互不相关, 接收信号 x 的自相关函数为

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{xx}(m) &= E[x(n)x(n-m)] = \mathfrak{R}_{ee}(m) \\ &+ \left(\sum_{i=0}^{N-1} g_i^2 \right) \mathfrak{R}_{ss}(m) + \sum_{i=1}^{N-1} g_i \mathfrak{R}_{ss}(m - n_i) + \sum_{i=1}^{N-2} \sum_{j=i+1}^{N-1} g_i g_j \mathfrak{R}_{ss}(m + n_i - n_j) \end{aligned} \quad (6)$$

如果 $s(n)$ 是服从独立同分布的宽带白噪声, 则其自相关函数 $\mathfrak{R}_{ss}(m)$ 仅在 $m = 0$ 处存在一个峰值. 由式 (6) 可知, 多途接收信号 x 的自相关函数 $\mathfrak{R}_{ss}(m)$ 在 $m = 0, n_i (i = 1, \dots, N - 1), n_j - n_i (i = 1, \dots, N - 2, j = i + 1, \dots, N - 1)$ 时出现峰值. 由式 (2) 可知, 均衡器输出 y 的自相关函数 $\mathfrak{R}_{yy}(m)$ 应该与信号源 s 的自相关函数 $\mathfrak{R}_{ss}(m)$ 相似, 即仅在 $m = 0$ 处存在一个峰值. 因此可以通过使接收信号自相关函数 $\mathfrak{R}_{yy}(m)$ 在零延时之外某区间内的平方和 $\sum_{m=\Delta}^M \mathfrak{R}_{yy}^2(m) (\Delta \geq 1)$ 最小的准则来获得解卷积滤波器 $w^{[9]}$.

对于单途带通信号, 其功率谱相当于原宽带信号加了一个矩形窗. 由于自相关函数与功率谱是一个傅里叶变换对, 如接收信号为低通信号, 接收信号的自相关函数为一 sinc 函数; 如接收信号为带通信号, 则其自相关函数的包络仍为一 sinc 函数, 但含有载频成份. 对于接收的多途带通信号 x , 其自相关函数的包络相当于原宽带信号自相关函数与一 sinc 函数卷积, 并且包含载频成分. 因此, 多途带通信号的自相关函数不再是仅在 $m = 0, n_i, n_j - n_i$ 处出现峰值, 上面的方法也就无法得到解卷积滤波器.

对于带通信号的盲解卷积, 可以先将接收带通信号进行频谱搬移, 然后进行低通滤波, 再进行降采样率处理 (按 $D : 1$ 抽取). 即

$$x' \triangleq \{ \text{LPF}[x \exp(-j2\pi f_b / (f_s n))] \}_{D:1} \quad (7)$$

其中 f_b 为带通信号中心频率, f_s 为采样频率, $\text{LPF}[\cdot]$ 表示低通滤波, D 为抽取比.

从式 (7) 可以看出, x' 是复信号. 选择恰当的低通滤波器和抽取比 D , 其中抽取比 D 选取为 $D = \lceil 2f_s / (f_U - f_L) \rceil$ (其中 f_U, f_L 分别表示信号 x 的上限频率和下限频率, $\lceil \cdot \rceil$ 表示上取整), 低通滤波器的截止频率取为 f_s / D , 就可以使 x' 的频率范围为 $-\frac{1}{2}f'_{N_y} \sim \frac{1}{2}f'_{N_y}$ (f'_{N_y} 为降采样之后的 Nyquist 频率, 即 $f'_{N_y} = f_{N_y} / D$). 此时 x' 的自相关函数表现为具有若干峰值, 可以采用上面提到的信号盲解卷积的类似方法求取解卷积滤波器 w' , 其中 $w' = [w'_1, w'_2, \dots, w'_{L'}]^T$. 此时要进行复基带盲解卷积, 处理框图如图 1 所示. 获得解卷积滤波器 w' 后, 再在 w' 各值之间进行 D 倍插 0 值, 可得到原带通信号解卷积滤波器 w , 使 $y(n) = w^T x(n) \sim s(n)$.

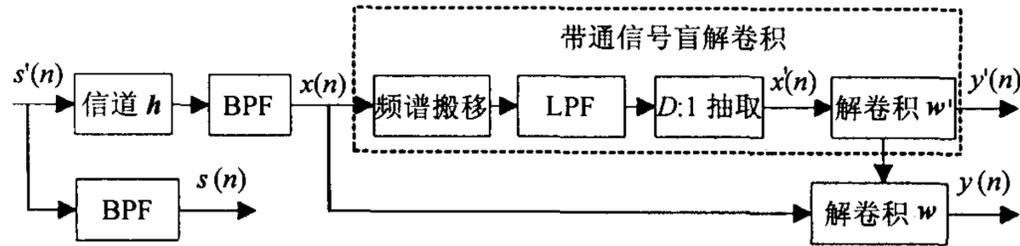


图 1 带通信号解卷积流程

对于非白噪声, 其自相关函数表现为相关半径变大. 要采用本方法, 需要满足多途时延差大于信号的相关半径的条件. 或者只取信号其中的较小频段, 通过频谱搬移和降采样以使信号相关半径变小.

3 复基带盲解卷积

对复信号 x' 解卷积输出为 y' , 即

$$y'(n) = w'^T x'(n) \quad (8)$$

其自相关函数为 $\Re_{y'y'}(m)$, 构造变量

$$Z = \sum_{m=\Delta}^M [\text{Re}(\Re_{y'y'}(m))]^2, \quad \Delta \geq 1 \quad (9)$$

$\text{Re}(\cdot)$ 表示取实部。通过使 Z 最小, 并保证 $\|\mathbf{w}'\|$ 为一定值, 可以获得盲解卷积滤波器 \mathbf{w}'

$$\mathbf{w}' = \arg \left\{ \min_{\mathbf{w}'^T \mathbf{w}' = \kappa^2} \sum_{m=\Delta}^M [\text{Re}(\Re_{y'y'}(m))]^2 \right\}, \quad \Delta \geq 1 \quad (10)$$

这里 κ 是一个任意常量, 且 $\kappa > 0$ 。复信号盲解卷积 LMS 自适应算法为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{w}'(n+1) &= \mathbf{w}'(n) - \mu \partial \left\{ \sum_{m=\Delta}^M [\text{Re}(\Re_{y'y'}(m))]^2 \right\} / \partial \mathbf{w}' \\ \mathbf{w}'(n+1) &= \kappa \mathbf{w}'(n+1) / \|\mathbf{w}'(n+1)\| \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中 μ 为迭代步长。定义

$$\begin{aligned} z_m(n) &= \frac{1}{K+1} \sum_{k=0}^K \text{Re}[y'(n-k)y'^*(n-m-k)] \\ &= \frac{1}{2(K+1)} \sum_{k=0}^K [y'(n-k)y'^*(n-m-k) + y'^*(n-k)y'(n-m-k)], \quad K \rightarrow +\infty \end{aligned} \quad (12)$$

由于采用 LMS 自适应算法, K 可取为某一有限值。 $\sum_{m=\Delta}^M [\text{Re}(\Re_{y'y'}(m))]^2$ 可以表示为

$$r(n) = \sum_{m=\Delta}^M [z_m(n)z_m^*(n)] \quad (13)$$

由于 $z_m(n)$ 是实数, 故 $z_m(n) = z_m^*(n)$,

$$\frac{\partial r}{\partial \mathbf{w}'} = \sum_{m=\Delta}^M \left[z_m(n) \frac{\partial z_m^*(n)}{\partial \mathbf{w}'} + \frac{\partial z_m(n)}{\partial \mathbf{w}'} z_m^*(n) \right] = 2 \sum_{m=\Delta}^M \left(z_m(n) \frac{\partial z_m(n)}{\partial \mathbf{w}'} \right) \quad (14)$$

又因为

$$\begin{aligned} \frac{\partial z_m(n)}{\partial \mathbf{w}'} &= \frac{1}{2} \sum_{k=0}^K \left[y'(n-k) \frac{\partial y'^*(n-m-k)}{\partial \mathbf{w}'} + \frac{\partial y'(n-k)}{\partial \mathbf{w}'} y'^*(n-m-k) \right. \\ &\quad \left. + y'^*(n-k) \frac{\partial y'(n-m-k)}{\partial \mathbf{w}'} + \frac{\partial y'^*(n-k)}{\partial \mathbf{w}'} y'(n-m-k) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

且

$$\partial y'(n) / \partial \mathbf{w}' = \mathbf{x}'(n) \quad (16)$$

因此

$$\frac{\partial r}{\partial \mathbf{w}'} = \sum_{m=\Delta}^M \left\{ z_m(n) \sum_{k=0}^K [y'(n-k)x'^*(n-m-k) + y'^*(n-m-k)x'(n-k) + y'^*(n-k)x'(n-m-k) + y'(n-m-k)x'^*(n-k)] \right\} \quad (17)$$

考虑到 $y'(n-k)x'^*(n-m-k)$ 与 $y'^*(n-k)x'(n-m-k)$ 及 $y'^*(n-m-k)x'(n-k)$ 与 $y'(n-m-k)x'^*(n-k)$ 均互为共轭, 于是得出 LMS 自适应算法为

$$\mathbf{w}'(n+1) = \mathbf{w}'(n) - 2\mu \sum_{m=\Delta}^M \left\{ z_m(n) \sum_{k=0}^K \text{Re}[y'(n-k)x'^*(n-m-k) + y'^*(n-m-k)x'(n-k)] \right\} \quad (18)$$

$$\mathbf{w}'(n+1) = \kappa \mathbf{w}'(n+1) / \|\mathbf{w}'(n+1)\|$$

式中要求 $M > n_{N-1}/D$ (其中 n_{N-1} 为多途信号最大时间延迟), 由于 n_{N-1} 需要估计, 故 M 可以稍取大些, 而如果 M 取得过大, 就会增加运算量。理论上 K 取值越大, 计算就越准确, 而同时会增加运算量。 μ 是迭代步长, 同一般自适应算法一样, 其选取会影响算法收敛速度。因此, 对于 M, K 与 μ 的选取都要进行折衷考虑。

4 仿真及结果

首先假设源信号 $s'(n)$ 为非高斯噪声, 在此取为均值为 0, 方差为 1 的均匀分布随机噪声。采样频率为 $f_s = 1000\text{Hz}$, 信号处理频率范围为 $200\text{Hz} \sim 400\text{Hz}$, 本文采用与文献 [1] 中类似的信道滤波器, 信道冲击响应为 $\mathbf{h} = [1, \underbrace{0, \dots, 0}_{19 \text{ 个 } 0}, 0.8]^T$, 如图 2 所示。对所给信道, 其理论逆滤波器

器 \mathbf{w}_{Id} 应为 IIR 滤波器, 其脉冲响应经截断后 (取 $L = 121$) 如图 3 所示。这里先只考虑无噪声情况, 信道输出信号的自相关函数如图 4 中虚线所示, 经频谱搬移后的复信号自相关函数如图 4 中实线所示, 与第 1 节中关于信号自相关函数特性的分析吻合。

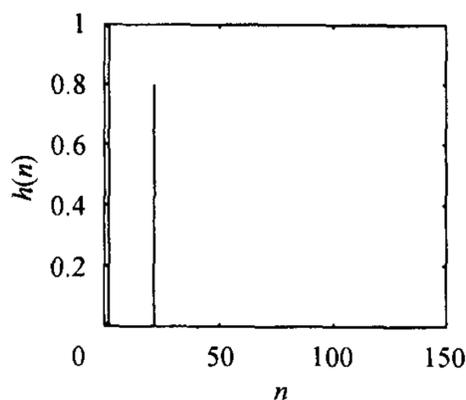


图 2 多途信道冲击响应 \mathbf{h}

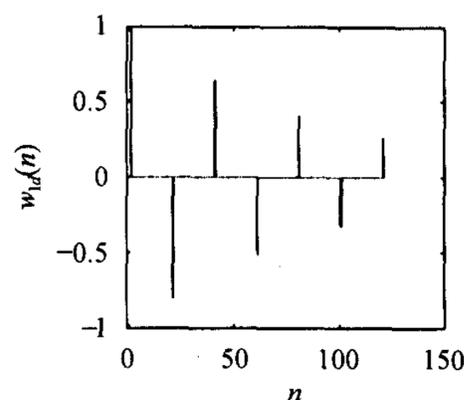


图 3 理想的解卷积滤波器

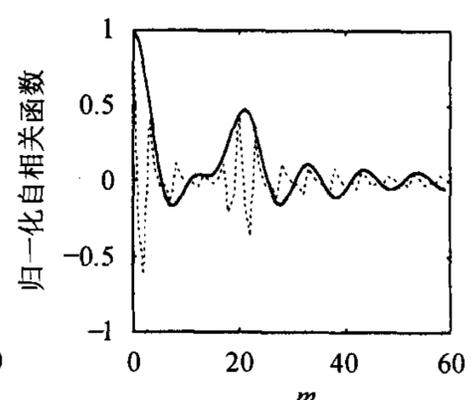


图 4 自相关函数

对于上述非高斯噪声 (均匀分布噪声) 和信道, 分别采用文献 [8] 提出的改进的 Busgang 算法与本文提出的算法, 并在本算法中取 $D = 5, L' = 25, M = 30, K = 40, \kappa = 0.5, \mu = 0.001$,

进行计算机仿真。算法收敛后, 运用改进的 Bussgang 算法与本方法获得的解卷积滤波器 w_{Bu} , w_{Af} 分别如图 5 和图 6 所示。从图中可以看出, 这两种方法对于非高斯噪声进行盲解卷积获得的解卷积滤波器与图 3 所示的信道理想逆滤波器在形状上非常接近 (响应幅度的绝对值大小可以不同)。由此可见两种方法都能适用于非高斯噪声。

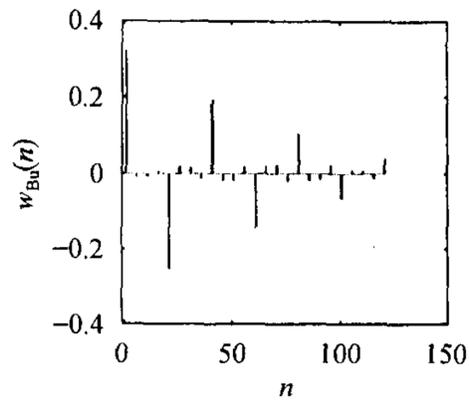


图 5 非高斯噪声采用改进 Bussgang 算法

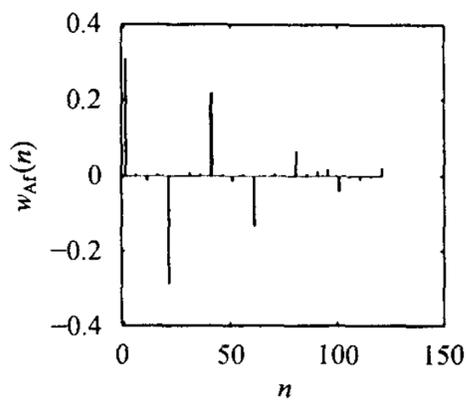


图 6 非高斯噪声采用本文方法

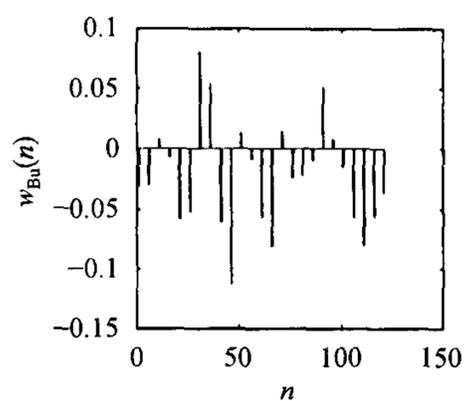


图 7 高斯噪声采用改进 Bussgang 算法

再考虑高斯噪声下的情况, 将上面的均匀分布噪声改成高斯带通白噪声, 再次比较两种方法计算结果。两种方法获得的结果分别如图 7 与图 8 所示。从图中可以看出, 改进的 Bussgang 算法已经不再收敛, 而本文提出的方法仍然能够收敛到理想解卷积滤波器。

图 9 是在高斯噪声情况下, 信道滤波器 h 与用本文所获求得的解卷积滤波器 w 的卷积 c , 即 $c = h \otimes w_{Af}$ 。从图中可以看出, 信道滤波器 h 与所求得的解卷积滤波器 w 的卷积输出非常接近于一个单位冲击 (理论上应该是单位冲击)。图 10 给出了源带通信号 $s(n)$ 、通过信道后的接收带通信号 $x(n)$ 、盲均衡输出 $y(n)$ 的部分波形。从图中可以看出, 经过多途信道后, 信号 $x(n)$ 波形明显发生了畸变, 而经过盲均衡 (盲解卷积) 后, 均衡输出 $y(n)$ 跟源信号 $s(n)$ 非常相似。

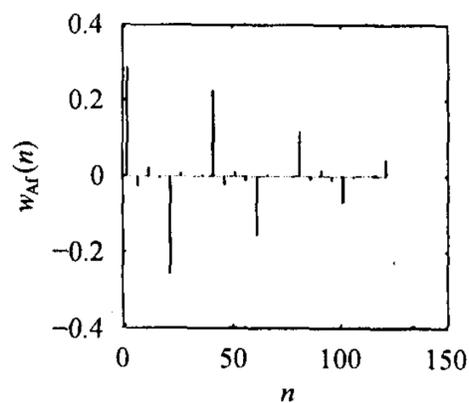


图 8 高斯噪声采用本文方法

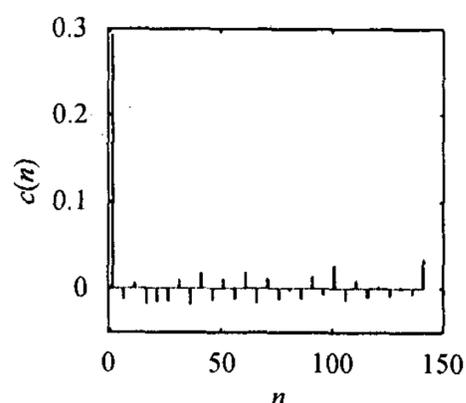


图 9 两滤波器卷积 $h \otimes w$

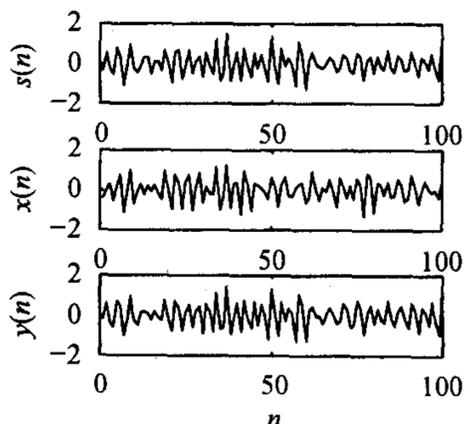


图 10 源信号, 信道输出及解卷积信号

再考虑非白噪声的情况, 采用频谱为如图 11 所示的高斯有色噪声, 选择其中的 50~250Hz 频段, 运用本文方法, 保持其它参数不变, 获得的盲解卷积如图 12 所示。由此可见本文方法仍然适用于高斯有色噪声的情况。

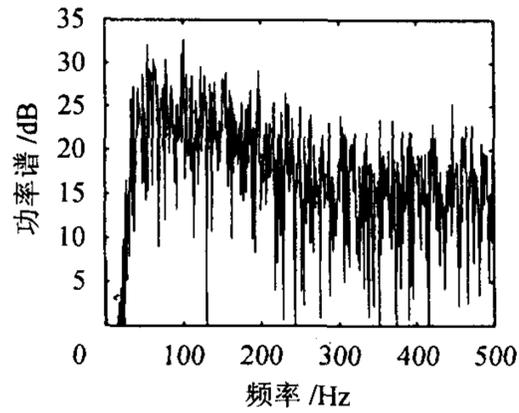


图 11 高斯有色噪声盲解卷积

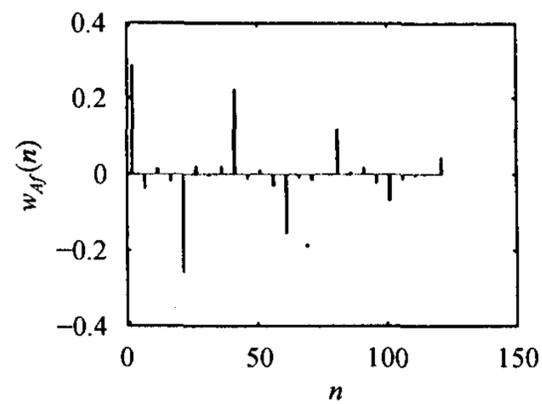


图 12 高斯有色噪声盲解卷积

从以上仿真实验可以得出, 本文提出的基于信道输出信号自相关函数的盲解卷积方法不仅能够适用于非高斯噪声, 同样适用于高斯噪声, 并且适用于有色噪声, 相比于 Bussgang 类算法具有更大的适用范围。

5 结语与讨论

本文提出了能够适用于带通高斯信号的基于信道单输出信号自相关函数的盲解卷积方法。该方法先将信号转化为基带复信号, 针对基带复信号, 推导出 LMS 盲解卷积迭代公式。该方法不仅适用于非高斯信号而且适用于高斯信号, 只要求接收信号满足独立同分布的条件即可。通过计算机仿真, 将该方法与改进的 Bussgang 算法进行了比较, 结果表明该方法比改进的 Bussgang 对源信号概率分布有更大的宽容性, 而且它还能适用于高斯有色噪声, 具有较大的应用前景。但是, 文中暂时还没有考虑多途时延非采样周期整数倍的情况, 也没有考虑混有噪声的盲解卷积问题, 这些都是以后要进一步进行的工作。

参 考 文 献

- [1] Bell A J, Sejnowski T J. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [2] Mo Shaomin, Shafai B. Blind equalization using higher order cumulants and neural network. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1994, SP-42(11): 3209-3217.
- [3] Alkulaibi A, Soraghan J J. Hybrid higher-order cepstrum and functional link network-based blind equalizer. *Signal Processing*, 1997, 62(1): 101-109.
- [4] Porat B, Friedlander B. Blind equalization of digital communication channels using high-order moments. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1991, SP-39(2): 522-526.
- [5] Zheng F C, McLaughlin S, Mulgrew B. Blind equalization of nonminimum phase channels: higher order cumulant based algorithm. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993, SP-41(2): 681-691.
- [6] Feng Chih-Chun, Chi Chong-Yung. Performance of cumulant based inverse filters for blind deconvolution. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1999, SP-47(7): 1922-1935.
- [7] Haykin S. *Adaptive Filter Theory*, Third Edition, New Jersey: Prentice-Hall, 1996: 772-816.
- [8] Fiori S, Uncini A, Piazza F. Blind deconvolution by modified Bussgang algorithm. In Proc. of International Symposium on Circuits and Systems, Orlando, FL, USA, 1999, Vol.III: 1-4.
- [9] Yan Shefeng, Ma Yuanliang. Blind deconvolution for SISO FIR channel based on autocorrelation function. In Proc. of IEEE Int Conf. Neural Networks & Signal Processing, Nanjing, China, 2003, Vol.2: 1413-1416.

鄢社锋: 男, 1978年生, 博士生, 主要研究方向为盲信号处理、阵列信号处理。

马远良: 男, 1938年生, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 研究方向为水声信号处理。