

利用纠错编码的同频调制混合信号单通道盲分离

涂世龙 陈越新 郑辉
(西南电子通信技术研究所 成都 610041)

摘要: 该文建立了同频调制编码混合信号的基本模型, 提出了基于 M-PSP 的利用编码信息的单通道盲分离算法, 重点研究了状态格图的构建、分支度量的计算和信道响应的跟踪。仿真结果表明, 利用编码的单通道盲分离算法可以获得比不利用编码更好的性能, 对于 1/2 码率的卷积编码 BPSK 信号, 在误码率为 10^{-4} 时, 信噪比改善可达到 2 dB 左右。

关键词: 信号处理; 盲分离; 单通道; 纠错编码; M-PSP

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2113-05

Exploiting Error-control Codes in Single-channel Blind Separation of Co-frequency Modulated Signals

Tu Shi-long Chen Yue-xin Zheng Hui

(Southwest Electronics and Telecommunication Technology Research Institute, Chengdu 610041, China)

Abstract: A basic model is established for mixtures of two co-frequency modulated signals with error-control codes, then an M-PSP based algorithm is proposed to exploit the error-control codes in its single-channel blind separation, with special emphasis on the construction of state trellis, the evaluation of branch metric and the tracking of channel responses. Simulation results show that the proposed algorithm is superior to the algorithms which bypass the error-control codes. For BPSK signals with rate-1/2 convolutional codes, a gain of about 2 dB in signal-noise ratio can be obtained at a bit error rate of 10^{-4} .

Key words: Signal processing; Blind separation; Single-channel; Error-control codes; M-PSP (Per-Survivor Processing)

1 引言

过去十多年来, 信号盲分离^[1]已经引起了信号处理领域一大批研究者的广泛关注。盲分离要解决的问题是在不知道混合矩阵的情况下, 仅根据接收到的混合信号估计出源信号。在盲分离问题中, 如果源信号个数大于接收混合信号的个数, 称之为欠定盲分离。

特别地, 在很多场合只能得到一个混合信号, 这时的信号盲分离称为单通道盲分离。单通道盲分离有太多未知量, 因此通常是一个十分困难的问题, 在数学上不可解。但是, 如果借助于信号自身的内部特性, 可以将欠定问题尽量向正定问题转化, 最终实现信号的分离。目前, 此方法已广泛运用于语音、音乐信号及 ECG, EMG 等电磁设备记录信号的处理中^[2-5]。

通信信号具有有限符号集特征, 可以用符号和参数进行准确描绘, 如果充分利用这些特性, 将有助于同频混合信号的单通道分离。迄今为止, 对于

不同的通信信号已经有了大量的研究并产生了一些有针对性的算法。比如针对不同功率混合信号的两步联合最大后验概率符号检测(JMAPSD)算法^[6], 针对不同成形滤波信号的过采样+独立分量分析(ICA)方法^[7], 针对不同频率混合信号参数估计+梯度下降方法^[8], 以及针对不同调制速率混合信号的小波变换时间尺度算法^[9]等。最近, 作为非线性非高斯状态估计的一种有力工具, 粒子滤波已经被用于两路源信号存在频差的情况^[10-12]。由于粒子滤波比较复杂, 不利于硬件实现, 文献[13]提出了基于判决反馈序列检测(DFSE)和最小均方误差估计(LMS)的低复杂度逐幸存路径处理(PSP)算法, 该算法与粒子滤波一样可以获得接近最优的性能。但是, 由于同频调制混合信号的单通道盲分离相当于从一个信号中解调出两路数据, 因此远比一般的调制信号解调困难。从文献[14]推导的性能界可以看出, 如果把符号序列当作随机序列, 不管粒子滤波还是 PSP 算法, 都不可能在较低信噪比下获得满意的分离效果。本文正是针对这一问题, 试图通过利用符号序列的结构特征即编码信息来突破以上界限, 达到提升盲分

离性能的目的。

本文的算法实际上基于 M-PSP 算法,它通过在状态中加入编码约束,从而保证每一条留存路径都代表合法的码字序列。由于加入了编码约束,新算法在一个更小的范围内对最佳路径进行搜索,因此可以获得比不利用编码信息更好的性能。

余下的内容安排如下。第 2 节建立信号模型并对问题作出详细描述,第 3 节提出参数已知条件下的 M-算法,重点研究状态格图的构建和分支度量的推导,为下一节作准备,第 4 节提出基于 M-PSP 的盲分离算法,重点研究信道响应的跟踪,第 5 节给出算法的实验结果,最后一节是结论。

2 信号模型

考虑两个同频(或近似同频)PSK 或 QAM 混合信号的单通道接收,其接收基带等效信号的一般形式可表示为

$$y(t) = h_1 e^{j(\Delta\omega_1 t + \varphi_1)} \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_n^{(1)} g_1(t - nT + \tau_1(t)) + h_2 e^{j(\Delta\omega_2 t + \varphi_2)} \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_n^{(2)} g_2(t - nT + \tau_2(t)) + v(t) \quad (1)$$

其中 h_i 是两个调制信号的幅度衰减, $\Delta\omega_i$ 是载波频率偏移, φ_i 是初始相位, $s_n^{(i)}$ 是编码序列的第 n 个符号, $g_i(t)$ 是等效信道滤波器(包括发送滤波器、信道滤波器和接收滤波器)的脉冲响应, T 是符号周期,假设两路信号具有相同的符号周期, $0 \leq \tau_i(t) < T$ 是接收信号与本地参考时钟之间的时延, $v(t)$ 是功率谱密度为 N_0 的零均值加性高斯白噪声。假设脉冲响应持续时间为 $[(1-L)T, LT]$, 对式(1)信号按 $1/T$ 的速率进行采样,得到离散形式

$$y_k = h_1 e^{j(\Delta\omega_1 kT + \varphi_1)} \sum_{n=1-L}^L s_{k+n}^{(1)} g_1(-nT + \tau_k^{(1)}) + h_2 e^{j(\Delta\omega_2 kT + \varphi_2)} \sum_{n=1-L}^L s_{k+n}^{(2)} g_2(-nT + \tau_k^{(2)}) + v_k \quad (2)$$

其中 $y_k = y(kT)$, $\tau_k^{(i)} = \tau_i(kT)$, $v_k = v(kT)$, $i = 1, 2$, $k = 0, 1, \dots$ 。

通过定义 $2L \times 1$ 符号矢量 $\mathbf{s}_k^{(i)} = [s_{k-L+1}^{(i)}, s_{k-L+2}^{(i)}, \dots, s_{k+L}^{(i)}]^T$, 相应的 $2L \times 1$ 信道响应矢量 $\mathbf{f}_k^{(i)} = h_i e^{j(\Delta\omega_i kT + \varphi_i)} \cdot [g_i(-(1-L)T + \tau_k^{(i)}), g_i(-(2-L)T + \tau_k^{(i)}), \dots, g_i(-LT + \tau_k^{(i)})]^T$, 其中 \mathbf{T} 表示转置操作, 并且记 $\mathbf{s}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_k^{(1)} \\ \mathbf{s}_k^{(2)} \end{bmatrix}$, $\mathbf{f}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_k^{(1)} \\ \mathbf{f}_k^{(2)} \end{bmatrix}$, 将式(2)写成更加紧凑的形式

$$y_k = \mathbf{f}_k^T \mathbf{s}_k + v_k \quad (3)$$

考虑一个码率为 $1/R$ 的卷积编码系统,将信息序列记为 $m_p^{(i)}$, $p = 0, 1, \dots$, 传输的二进制符号序列

$c_k^{(i)}$, $k = 0, 1, \dots$ 可由下式得到

$$c_{Rp+q}^{(i)} = \text{Output}_q(\text{CS}_{p-1}^{(i)}, m_p^{(i)}), \quad q = 0, 1, \dots, p-1 \quad (4)$$

其中 $\text{CS}_{p-1}^{(i)}$ 表示 $p-1$ 时刻第 i 个编码器的状态(Code State), p 时刻编码器的状态由前一时刻($p-1$ 时刻)的状态和当前输入(p 时刻的信息比特)完全确定

$$\text{CS}_p^{(i)} = \text{NextState}(\text{CS}_{p-1}^{(i)}, m_p^{(i)}) \quad (5)$$

采用 BPSK 调制时 $s_k^{(i)}$ 与 $c_k^{(i)}$ 之间满足关系 $s_k^{(i)} = 2c_k^{(i)} - 1$ 。为简单起见,下面仅考虑 BPSK 调制,并且假设 $R = 2$, 即选用码率为 $1/2$ 的卷积码。

编码信号单通道盲分离的最终目的是仅根据接收序列 y_k , $k = 0, 1, \dots$ 得出信息序列 $m_p^{(i)}$, $i = 1, 2$, $p = 0, 1, \dots$ 的估计。

3 基于 M-算法的单通道分离

当信道响应 \mathbf{f}_k , $k = 0, 1, \dots$ 或 h_i , $\Delta\omega_i$, φ_i , $g_i(t)$, $\tau_k^{(i)}$, $i = 1, 2$, $k = 0, 1, \dots$ 等所有参数均已知(或已通过估计得到)时,可通过最大似然概率序列估计

$$M = M \left(\arg \max_C p(Y | C) \right) \quad (6)$$

求得 $m_p^{(i)}$, $i = 1, 2$, $p = 0, 1, \dots$ 。其中等式左边的 M 代表 $m_p^{(i)}$, $i = 1, 2$, $p = 0, 1, \dots$ 组成的信息序列, Y 代表 y_k , $k = 0, 1, \dots$ 组成的接收序列, C 代表 $c_k^{(i)}$, $i = 1, 2$, $k = 0, 1, \dots$ 组成的编码序列,且通过映射 $M = M(C)$ 唯一确定信息序列 M 。

执行上述最大似然序列估计的最优算法是 Viterbi 算法。为了应用 Viterbi 算法,需要首先构建状态转移格图。

在不利用编码信息时,可定义 k 时刻的状态为 $\text{SS}_k = (s_{k-L+2k+L}^{(1)}, s_{k-L+2k+L}^{(2)})$, 这样 $k-1$ 时刻的状态为 $\text{SS}_{k-1} = (s_{k-L+1k+L-1}^{(1)}, s_{k-L+1k+L-1}^{(2)})$ 。由于状态中只包含编码并调制后的符号,称之为符号状态(Symbol State)。在 k 时刻,输入符号对 $(s_{k+L}^{(1)}, s_{k+L}^{(2)})$, 状态从 SS_{k-1} 转移到 SS_k , 同时输出 y_k 。这个状态转移可记为

$$\text{SS}_{k-1} \xrightarrow[y_k]{(s_{k+L}^{(1)}, s_{k+L}^{(2)})} \text{SS}_k \quad (7)$$

但是在利用编码信息时,必须考虑信道编码器的状态及转移,这时 p 时刻的状态应定义为 $\text{CmpS}_p = (s_{2p-2L+3:2p+1}^{(1)}, s_{2p-2L+3:2p+1}^{(2)}, \text{CS}_p^{(1)}, \text{CS}_p^{(2)}) = (\text{SS}_{2p-L+1}, \text{CS}_p^{(1)}, \text{CS}_p^{(2)})$, 这样 $p-1$ 时刻的状态为 $\text{CmpS}_{p-1} = (s_{2p-2L+1:2p-1}^{(1)}, s_{2p-2L+1:2p-1}^{(2)}, \text{CS}_{p-1}^{(1)}, \text{CS}_{p-1}^{(2)}) = (\text{SS}_{2p-L-1}, \text{CS}_{p-1}^{(1)}, \text{CS}_{p-1}^{(2)})$, 即变为符号状态和编码器状态的复合,称之为复合状态(Compound State)。在 p 时刻,输入信息对 $(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})$, 状态从 CmpS_{p-1} 转移到 CmpS_p , 同时输出 y_{2p-L} 与 y_{2p-L+1} 。这个状态转移

可记为

$$\text{CmpS}_{p-1} \xrightarrow{(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})} \text{CmpS}_p \quad (8)$$

这时复合状态的符号部分实际上经历了两个节拍的状态转移

$$\text{SS}_{2p-L-1} \xrightarrow{(s_{2p}^{(1)}, s_{2p}^{(2)})} \text{SS}_{2p-L} \xrightarrow{(s_{2p+1}^{(1)}, s_{2p+1}^{(2)})} \text{SS}_{2p-L+1} \quad (9)$$

可以容易地算出复合状态的数目为 $2^{2L-1} \times 2^{2L-1} \times 2^{K_1} \times 2^{K_2} = 2^{2(2L-1)+K_1+K_2}$, 其中 K_i 为第 i 个编码器的约束长度。取典型值 $L=2$, $K_1=K_2=6$, 得到复合状态数为 2^{18} , 这对于 Viterbi 算法来说复杂度是相当大的。因此必须寻求复杂度不依赖于状态数目的序列估计算法。

目前, 复杂度不依赖于状态数目的序列估计算法主要有两大类, 一类是序列算法, 另一类是 M-算法, 前者是深度优先算法, 所需的计算量依赖于信号质量(即信噪比), 而后者是广度优先算法, 需要的计算量只依赖于路径条数 M , 由于路径条数 M 是事先设定的, 因此 M-算法具有恒定的计算量。再者, 由于序列算法需对不同长度的路径进行比较, 必须采用 Fano 度量, 而 M-算法只对相同长度的路径进行比较, 与 Viterbi 算法一样采用欧氏距离作为度量即可。鉴于以上两点, 本文采用 M-算法来实现式(6)的最大似然序列估计。

截至时刻 P , 式(6)中似然概率可写作

$$\begin{aligned} p(Y|C) &= p(y_{0:2P-L+1} | s_{0:2P+1}^{(1)}, s_{0:2P+1}^{(2)}) \\ &= p(y_0 | s_0) p(y_1 | s_1) \times p(y_2 | s_2) p(y_3 | s_3) \\ &\quad \times \cdots \times p(y_{2P-L} | s_{2P-L}) p(y_{2P-L+1} | s_{2P-L+1}) \\ &= C \cdot \exp \left[-\frac{1}{N_0} \sum_{p=0}^P \left(|y_{2p-L} - \mathbf{f}_{2p-L}^T \mathbf{s}_{2p-L}|^2 \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + |y_{2p-L+1} - \mathbf{f}_{2p-L+1}^T \mathbf{s}_{2p-L+1}|^2 \right) \right] \quad (10) \end{aligned}$$

其中 $C = \left(\frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \right)^{P+1}$, 于是可定义 p 时刻的分支度量为

$$\begin{aligned} \lambda \left(\text{CmpS}_{p-1} \xrightarrow{(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})} \text{CmpS}_p \right) \\ = |y_{2p-L} - \mathbf{f}_{2p-L}^T \mathbf{s}_{2p-L}|^2 + |y_{2p-L+1} - \mathbf{f}_{2p-L+1}^T \mathbf{s}_{2p-L+1}|^2 \quad (11) \end{aligned}$$

至此, 利用编码信息实现单通道分离的 M-算法可描述为

(1)初始化 选定参数 M , 设置时刻 $p=0$, 当前路径数 $l=1$, 将路径度量 PM_0 初始化为 0, 并设定复合状态 CmpS_0 ;

(2)输出 如果 $p \geq \delta$, 根据第 0 条路径输出 $p-\delta$ 时刻的信息对 $(\hat{m}_{p-\delta}^{(1)}, \hat{m}_{p-\delta}^{(2)})$, 其中 δ 为判决延迟;

(3)观察分支 设置 $p=p+1$, 根据输入信息对 $(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})$ 的 4 种不同取值从每一留存路径扩展出 4 条分支, 由式(11)计算分支度量 λ , 并设置 $PM_p = PM_{p-1} + \lambda$;

(4)保留路径 根据路径度量 PM_p 对所有扩展路径进行排序。如果 $4l \leq M$, 保留所有扩展路径, 设置 $l=4l$, 否则仅保留最好的 M 条路径, 设置 $l=M$, 然后回到第(2)步。

4 基于 M-PSP 算法的单通道盲分离

大多数情况下, 并不知道信道响应 $\mathbf{f}_k, k=0,1,\dots$, 因此不能直接应用式(6)对信息序列 $m_p^{(i)}, p=0,1,\dots$ 进行估计, 这时最大似然估计应该在序列和参数组成的联合空间内进行

$$M = M \left(\arg \max_{C, \mathbf{f}} p(Y|C, \mathbf{f}) \right) \quad (12)$$

但是, 对式(12)直接进行求解是相当困难的, 本文用 M-PSP 算法来对它进行迭代近似求解。PSP 算法广泛应用于需要对符号序列和参数进行联合估计的场合, 它是在 Viterbi 算法的基础上发展而来的^[15]。由于参数(本文为信道响应 $\mathbf{f}_k, k=0,1,\dots$)未知, 执行 Viterbi 算法的过程中无法利用式(11)计算分支度量, PSP 算法在每一幸存路径上根据其存储的符号序列对参数进行估计, 并以此作为度量计算的依据。很明显, 如果在 PSP 算法执行过程中正确路径没有被放弃, 参数估计的性能将达到基于训练的参数估计的性能, 整个算法的性能也将达到参数已知条件下 Viterbi 算法的性能。与传统的基于 Viterbi 的 PSP 算法类似, M-PSP 算法基于 M-算法, 它在所有留存路径上进行参数估计, 并将此估计值作为下一时刻路径扩展时分支度量计算的依据。

但是, 在利用 M-PSP 算法时, 必须保证参数是慢变的, 如果参数变化快到超出估计算法的跟踪能力, 整个算法将会得到不正确的结果。由于 \mathbf{f}_k 含有频偏, 因此是时变的, 并且频偏越大, 变化越快。因此对于大的频偏, 必须设法降低其带来的不利影响。对于这个问题, 文献[13]给出了一种十分巧妙的解决办法, 本文沿用这一思路。

设 $\Delta\omega_i$ 的估计值为 $\widehat{\Delta\omega}_i$, 估计误差为 $\widetilde{\Delta\omega}_i$, 重新定义 $2L \times 1$ 符号矢量 $\mathbf{s}_k^{(i)} = e^{j\widehat{\Delta\omega}_i k T} \cdot [s_{k-L+1}^{(i)}, s_{k-L+2}^{(i)}, \dots, s_k^{(i)}]$

$\dots, \mathbf{s}_{k+L}^{(i)T}$, 相应的 $2L \times 1$ 信道响应矢量 $\mathbf{f}_k^{(i)} = h_i e^{j(\Delta\omega_i k T + \varphi_i)} \cdot [g_i(-(1-L)T + \tau_k^{(i)}), g_i(-(2-L)T + \tau_k^{(i)}), \dots, g_i(-LT + \tau_k^{(i)})]^T$, 并记 $\underline{\mathbf{s}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_k^{(1)} \\ \mathbf{s}_k^{(2)} \end{bmatrix}$, $\underline{\mathbf{f}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_k^{(1)} \\ \mathbf{f}_k^{(2)} \end{bmatrix}$,

将式(2)重写成

$$y_k = \underline{\mathbf{f}}_k^T \underline{\mathbf{s}}_k + v_k \quad (13)$$

这样, 由于频偏估计误差 $\Delta\omega_i$ 一般比较小, $\underline{\mathbf{f}}_k$ 不再快变, 用最简单的 LMS 算法即可跟踪

$$\underline{\mathbf{f}}_k = \underline{\mathbf{f}}_{k-1} + \gamma \cdot (y_k - \underline{\mathbf{f}}_{k-1}^T \underline{\mathbf{s}}_k(\text{SS}_k)) \cdot \underline{\mathbf{s}}_k^*(\text{SS}_k) \quad (14)$$

其中 $\underline{\mathbf{s}}_k(\text{SS}_k)$ 代表 k 时刻符号状态 SS_k 对应的幸存路径所决定的符号矢量, γ 代表调整因子。考虑编码信息时, 需要经历两个节拍的更新

$$\underline{\mathbf{f}}_{2p-L} = \underline{\mathbf{f}}_{2p-L-1} + \gamma \cdot (y_{2p-L} - \underline{\mathbf{f}}_{2p-L-1}^T \underline{\mathbf{s}}_{2p-L}(\text{SS}_{2p-L})) \cdot \underline{\mathbf{s}}_{2p-L}^*(\text{SS}_{2p-L}) \quad (15a)$$

$$\underline{\mathbf{f}}_{2p-L+1} = \underline{\mathbf{f}}_{2p-L} + \gamma \cdot (y_{2p-L+1} - \underline{\mathbf{f}}_{2p-L}^T \underline{\mathbf{s}}_{2p-L+1}(\text{SS}_{2p-L+1})) \cdot \underline{\mathbf{s}}_{2p-L+1}^*(\text{SS}_{2p-L+1}) \quad (15b)$$

其中 $\underline{\mathbf{s}}_{2p-L}(\text{SS}_{2p-L})$ 与 $\underline{\mathbf{s}}_{2p-L+1}(\text{SS}_{2p-L+1})$ 分别代表符号状态 SS_{2p-L} 和 SS_{2p-L+1} 对应的幸存路径所决定的符号矢量。而分支度量用下式计算

$$\lambda \left(\text{CmpS}_{p-1} \xrightarrow[y_{2p-L}, y_{2p-L+1}]{(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})} \text{CmpS}_p \right) = |y_{2p-L} - \underline{\mathbf{f}}_{2p-L}^T \underline{\mathbf{s}}_{2p-L}|^2 + |y_{2p-L+1} - \underline{\mathbf{f}}_{2p-L+1}^T \underline{\mathbf{s}}_{2p-L+1}|^2 \quad (16)$$

至此, 利用编码信息实现单通道盲分离的 M-PSP 算法可描述为

(1)初始化 选定参数 M , 设置时刻 $p = 0$, 当前路径数 $l = 1$, 将路径度量 PM_0 初始化为 0, 并设定复合状态 CmpS_0 , 信道初始响应 \mathbf{f}_0 ;

(2)输出 如果 $p \geq \delta$, 根据第 0 条路径输出 $p - \delta$ 时刻的信息对 $(\hat{m}_{p-\delta}^{(1)}, \hat{m}_{p-\delta}^{(2)})$, 其中 δ 为判决延迟;

(3)观察分支 设置 $p = p + 1$, 根据输入信息对 $(m_p^{(1)}, m_p^{(2)})$ 的 4 种不同取值从每一留存路径扩展出 4 条分支, 由式(16)计算分支度量 λ , 并设置 $PM_p = PM_{p-1} + \lambda$;

(4)保留路径 根据路径度量 PM_p 对所有扩展路径进行排序。如果 $4l < M$, 保留所有扩展路径, 设置 $l = 4l$, 否则仅保留最好的 M 条路径, 设置 $l = M$;

(5)参数更新 根据式(15)对信道响应进行更新, 然后回到第(2)步。

5 实验仿真

不失一般性, 取 $h_1 = h_2 = 1$, $\varphi_1 = \varphi_2 = 0$, 令

$g_1(t)$, $g_2(t)$ 为滚降系数为 0.33 的升余弦脉冲, 取 $\tau_k^{(1)} = 0.2T$, $\tau_k^{(2)} = 0.4T$, $k = 0, 1, \dots$ 。采用生成多项式为(171,133)的(2,1,6)卷积码。定义信噪比 $\text{SNR} = 10 \cdot \lg(2/N_0)$ 。

为了检验 M-算法的分离性能, 首先取 $\Delta\omega_1 = \Delta\omega_2 = 0$, 并假设所有参数已知, 从而 $\mathbf{f}_k, k = 0, 1, \dots$ 已知。图 1 显示了 M 取不同值时 M-算法的性能, 为了对比, 同时给出了未利用编码信息时 Viterbi 分离算法的性能和先执行 Viterbi 分离再译码的性能。从图中可以看到, M-算法的性能远远超过未利用编码信息时 Viterbi 算法的性能, 并且优于先执行分离再译码的处理方案。还可以看到, M-算法的性能随 M 取值增大不断提高, 但是当 M 增大到一定程度时, 提高程度逐渐变小, 这时 M-算法的性能达到最大似然估计的性能。

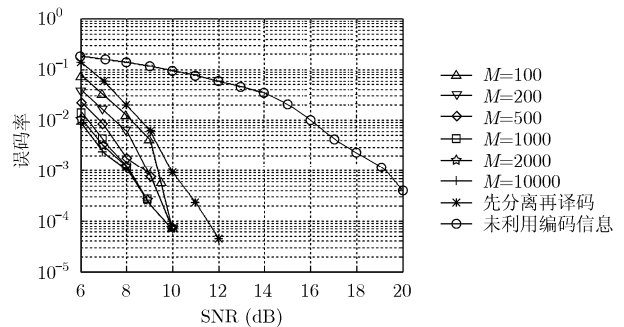


图 1 M-算法的性能

为验证 M-PSP 算法的有效性, 取 $\Delta\omega_1 = -\Delta\omega_2 = 0.01 \cdot 1/T$ 。由于参数未知, 首先对参数进行粗估计^[3], 将估计值用于信道初始响应 \mathbf{f}_0 的设置。取 $M = 2000$, 不同信噪比下 M-PSP 算法盲分离性能如图 2 所示。作为参考, 图中同时给出了先进行 PSP 盲分离(详见文献[13])再译码的性能。从图中可以看到, 利用编码的 M-PSP 算法明显优于先执行 PSP 盲分离再译码的处理方案。在误码率 10^{-4} 时, 前者所需的信噪比比后者低 2 dB 左右。

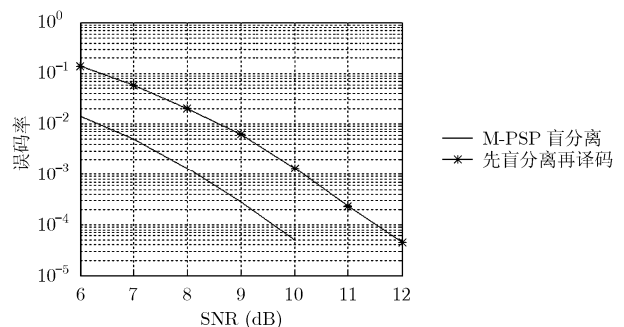


图 2 M-PSP 盲分离的性能($M=2000$)

6 结论

本文针对采用信道编码的同频调制混合信号, 提出一种利用编码信息实现单通道盲分离的方法。该方法基于 M-PSP 算法, 在状态定义中加入编码约束, 保证每一条留存路径都代表合法的码字序列, 因此可以获得比不利用编码更优异的性能。仿真结果表明, 对于码率为 $1/2$ 的卷积编码 BPSK 信号, 在误码率为 10^{-4} 时, 利用编码信息比不利用编码信息可以获得 2 dB 左右的信噪比改善。

参考文献

- [1] Haykin S. Unsupervised Adaptive Filtering, Volume 1: Blind Source Separation[M]. USA: John Wiley & Sons Inc., 2000: 64-65
 - [2] Gao P, Chang E C, and Wyse L. Blind separation of fetal ECG from single mixture using SVD and ICA[C]. Proc. of ICICS-PCM, Singapore, Dec. 15-18, 2003, 3: 1418-1422.
 - [3] Blumensath T and Davies M. Shift-invariant sparse coding for single channel blind source separation[C]. SPARS'05, Rennes, France, Nov. 2005: 75-78.
 - [4] Jang G J and Lee T W. A maximum likelihood approach to single-channel source separation[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 4(7-8): 1365-1392.
 - [5] Benaroya L, Bimbot F, and Gribonval R. Audio source separation with a single sensor[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2006, 14(1): 191-199.
 - [6] Gidirhar K, Shynk J J, Mathur A, Chari S, and Gooch R P. Nonlinear techniques for the joint estimation of co-channel signals[J]. *IEEE Transactions on Communication*, 1997, 45(4): 473-484.
 - [7] Warner E S and Proudler I K. Single-channel blind signal separation of filtered MPSK signals[J]. *IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation*, 2003, 150(6): 396-402.
 - [8] Pedzisz M and Mansour A. A simple idea to separate convolutive mixture in an undetermined scenario[C]. 14th ESSANN, Bruges, Belgium, April 26-28, 2006: 365-370.
 - [9] Heidari S and Nikias C I. Co-channel interference mitigation in the time-scale domain: the CIMTS algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(9): 2151-2162.
 - [10] Liu K, Li H, Dai X, and Xu X. Single channel blind separation of cofrequency MPSK signals[C]. Proc. Communication, Internet, and Information Technology, St. Thomas, USA, Nov. 29-Dec. 1, 2006: 42-46.
 - [11] Tu Shi-long, Chen Shao-he, Zheng Hui, and Wan Jian. Particle filtering based single-channel blind separation of co-frequency MPSK signals[C]. Proc. ISPACS'07, Xiamen, China, Nov. 28-Dec. 1, 2007: 89-92.
 - [12] 陈绍贺, 万坚, 涂世龙, 郑辉. PCMA 系统中干扰信号时延估计新算法[J]. *系统与仿真学报*, 2008, 20(21): 5774-5777.
Chen Shao-he, Wan Jian, Tu Shi-long, and Zheng Hui. Novel algorithm of interference time delay estimation in PCMA system[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(21): 5774-5777.
 - [13] Tu Shi-long, Zheng Hui, and Gu Na. Single-channel blind separation of two QPSK signals using per-survivor processing[C]. IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems, Macao, China, Nov. 30-Dec. 3, 2008: 473-476.
 - [14] Tu Shi-long, Chen Shao-he, Zheng Hui, and Wan Jian. On the performance of single-channel blind separation of two co-frequency MPSK signals. Proc. TENCON'07, Taipei, China, Oct. 30-Nov. 2, 2007: 1-4.
 - [15] Raheli R, Polydoros A, and Tzou Ching-Kae. Per-survivor processing: A general approach to MLSE in uncertain environments. *IEEE Transactions on Communication*, 1995, 43(2/3/4): 354-364.
- 涂世龙: 男, 1980 年生, 博士生, 研究方向为信号盲处理。
陈越新: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为信源信道译码。
郑辉: 男, 1957 年生, 高级工程师, 研究方向为多媒体通信、盲信号处理、移动通信技术。