

## 利用 Gibbs 采样的同频混合信号单通道盲分离

杨勇<sup>1</sup>, 张冬玲<sup>1</sup>, 彭华<sup>1</sup>, 涂世龙<sup>2</sup>

(1. 解放军信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 盲信号处理国家重点实验室, 四川 成都 610041)

**摘要:** 针对非合作接收的单通道同频数字调制混合信号, 提出一种基于 Gibbs 采样的分离算法。该算法利用统计的方法获得未知符号序列概率密度的随机样本, 运算复杂度随信道阶数的增加不呈指数增长。重点研究了基于单符号对、多符号对的分离算法和信道响应的跟踪, 并对 Gibbs 分离算法和 PSP 分离算法的性能进行了详细的分析比较。仿真结果表明, 针对 2 路 QPSK 调制的混合信号, 在与  $L=4$  时的 PSP 算法具有近似分离性能的同时, Gibbs 分离算法可使复杂度降低近 17 倍。

**关键词:** 单通道盲分离; Gibbs 采样法; PSP 算法; 成对载波多址

**中图分类号:** TN911.7

**文献标识码:** A

## Single-channel blind separation of co-frequency modulated signals based on Gibbs sampler

YANG Yong<sup>1</sup>, ZHANG Dong-ling<sup>1</sup>, PENG Hua<sup>1</sup>, TU Shi-long<sup>2</sup>

(1. Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China;

2. National Key Laboratory on Blind Signals Processing, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** A Gibbs-sampler-based separation algorithm was proposed for single-channel co-frequency digital-modulated signals, which were received in non-cooperative ways. The probability density samples of unknown symbol sequences can be obtained by statistic method, and the computation complexity was not growing exponentially with the increase of channel order. With special emphasis on the separation algorithms of single pair of symbols, multiple pair of symbols and the tracking of channel responses. Moreover, the separation performance between Gibbs sampler and per-survivor processing(PSP) algorithm were analyzed and compared in detail. Simulation results show that, compared with PSP algorithm with  $L=4$  for two co-frequency QPSK-modulated signals, Gibbs sampler can be nearly 17 times lower in computation complexity when the approximately performance is obtained.

**Key words:** single-channel blind separation; Gibbs sampler; PSP algorithm; paired carrier multiple access

### 1 引言

近年来, 线性混合信号的盲分离技术在许多信号处理领域中被广泛应用, 如语音信号、声乐信号、生物医学信号、图像信号、地震信号等。典型情况下, 观测信号是一组传感器的输出, 其中每个传感器接收到的是源信号的不同线性组合。然而, 当前国际上正在兴起的一个重要研究方向是仅利用一个传感器的观测信号来分离出其中的各个源信号,

这种分离称为单通道盲信号分离<sup>[1-4]</sup>。

单通道盲信号分离的数学模型是一个病态的方程组求解问题, 不存在唯一解。但数字调制信号具有有限符号集特征, 可以用符号和参数进行准确描述, 这样的特征约束使单通道盲信号分离成为可能。截至目前, 针对数字调制同频混合信号的研究已经产生了一些经典的盲分离算法, 在合作通信背景下, 有基于 TD-MLSE(tentative decision maximum likelihood sequence estimation)和 PSP(per-survivor

收稿日期: 2014-01-08; 修回日期: 2014-03-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61401511); 国防基金资助项目(9140C860103120C8601)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (61401511); The National Defense Foundation of China (9140C860103120C8601)

processing)-MLSE 的成对载波多址(PCMA, paired carrier multiple access)信号联合分离解调算法<sup>[5]</sup>, 基于 Turbo 迭代处理的 PCMA 信号解调/译码算法<sup>[6]</sup>等; 然而, 单通道同频混合信号很多是以第三方的身份接收的, 该类信号的分离算法主要有不同符号速率下的小波变换算法<sup>[7]</sup>, 不同成型脉冲下联合过采样和独立分量分析(ICA, independent component analysis)的分离算法<sup>[8]</sup>, 幅度差异较大时先按强信号解调的重构抵消算法, 以及联合参数估计与序列检测的粒子滤波<sup>[9]</sup>和 PSP 分离算法<sup>[10]</sup>。其中粒子滤波和 PSP 分离算法能获得接近最优的性能, 是非合作单通道盲分离向实用化迈进的标志。因此, 在非合作通信背景下, 近年来提出的分离算法主要围绕粒子滤波<sup>[11]</sup>和 PSP<sup>[12,13]</sup>2 类分离算法进行改进。但万坚<sup>[14]</sup>等通过理论和实验分析得出结论: 当信道初始化较为准确时, 在比粒子滤波算法具有更低复杂度的同时, PSP 分离算法还能拥有更好的分离性能。所以 PSP 算法成为当前实际分离中的首选。然而, PSP 分离算法的运算复杂度随信道阶数和调制阶数的增加呈指数型增长, 过高的计算量不仅限制了等效信道阶数的长度, 造成性能损失, 还使分离算法难以应用于高阶调制混合信号的分离。

鉴于此, 本文提出一种基于 Gibbs 采样的单通道数字混合信号盲分离算法, 其实质是一种基于 MCMC(Markov chain Monte Carlo)准则的 MAP 分离算法<sup>[15]</sup>。与 PSP 分离算法不同, 该算法利用统计的方法获得未知变量概率密度的随机样本, 且运算复杂度随信道阶数的增加不呈指数增长。在与 PSP 分离算法获得近似分离性能的同时可大大降低运算复杂度, 具有更好的应用前景。

## 2 信号模型

考虑 2 路 MPSK 或 MQAM 调制信号, 符号周期都为  $T$ , 将成型滤波器和匹配滤波器的响应总和视为等效信道滤波器  $g(\cdot)$  的响应结果, 且响应持续时间为  $[-L_1T, L_2T]$  (其中  $L_1$ 、 $L_2$  分别为等效滤波器非因果和因果的周期), 那么按  $1/T$  的速率对混合信号进行采样, 得到离散形式

$$y_k = \sum_{i=1}^2 h_{i,k} e^{j(2\pi\Delta f_{i,k}kT + \varphi_{i,k})} \sum_{m=-L_1}^{L_2} s_{k+m}^{(i)} g_i(-mT + \tau_{i,k}) + v_k \quad (1)$$

其中,  $v_k$  是均值为 0, 功率谱密度为  $N_0$  的加性复高斯白噪声信号在  $k$  时刻的采样值;  $s_{k+L_2}^{(i)}$  是第  $i$  路信

号在  $k$  时刻的输入符号;  $h_{i,k}$ 、 $\Delta f_{i,k}$ 、 $\varphi_{i,k}$  和  $\tau_{i,k}$  分别是第  $i$  ( $i=1,2$ ) 路调制信号在  $k$  ( $k=0,1,2,\dots$ ) 时刻的幅度、残余频偏、相偏和定时误差 ( $0 \leq \tau_{i,k} \leq T$ )。在实际应用中, 这 4 个参数是缓慢时变的, 为简化模型, 在一定长度的数据范围内, 假设它们都是非时变的, 即  $h_{i,k} = h_i$ ,  $\Delta f_{i,k} = \Delta f_i$ ,  $\varphi_{i,k} = \varphi_i$ ,  $\tau_{i,k} = \tau_i$ 。进一步, 令  $L = L_1 + L_2 + 1$ , 定义  $L \times 1$  维等效信道响应向量

$$\mathbf{f}_i = h_i e^{j\varphi_i} [g_i(-(-L_1)T + \tau_i), g_i(-(1-L_1)T + \tau_i), \dots, g_i(-L_2T + \tau_i)]^T \quad (2)$$

其中, “ $T$ ” 是转置操作。定义  $k$  时刻输入的符号向量

$$\mathbf{s}_{i,k} = e^{j2\pi\Delta f_i kT} [s_{k-L_1}^{(i)}, s_{k-L_1+1}^{(i)}, \dots, s_{k+L_2}^{(i)}]^T \quad (3)$$

于是式(1)可改写为

$$y_k = \mathbf{f}_1^T \mathbf{s}_{1,k} + \mathbf{f}_2^T \mathbf{s}_{2,k} + v_k \quad (4)$$

假设第  $i$  路信息序列经过编码并交织后的码字序列为  $c_n^{(i)}$  ( $n = 0, 1, \dots$ ), 其经过星座映射后的复调制序列为  $s_k^{(i)}$  ( $k = 0, 1, \dots$ )。那么在不考虑编码的条件下, 实现单通道 2 路数字混合信号的盲分离就是仅根据接收序列  $y_k$  恢复出通信双方发送的码字序列  $c_n^{(i)}$ 。

## 3 Gibbs 采样下的分离算法

从本质上来说, Gibbs 采样法是一种联合信道估计和序列检测的解调算法, 因此其应用于分离时也包含信道估计和序列检测 2 个步骤。其中信道估计包括信道响应的初始化和跟踪 2 个过程, 初始化精度较高时能加速序列检测的收敛过程, 精度较差时可能导致不收敛, 所以信道响应的初始化过程至关重要。

然而, 从式(2)可以看出, 信道响应的初始化仅需已知 2 路信号的幅度  $h_i$ , 初相  $\varphi_i$  和时延  $\tau_i$  即可。对于这几组参数的估计, 万坚<sup>[14]</sup>等进行了一些研究, 尽管部分参数的估计精度还有进一步提升的空间, 但由于分离算法本身包含对信道响应的跟踪, 所以这并不影响分离算法的收敛性。

### 3.1 基于单符号对的 Gibbs 采样分离

设第  $i$  路信号  $k$  时刻的输入符号为  $s_{k+L_2}^{(i)} = a_i$  ( $a_i \in S; S = \{0, 1, \dots, M-1\}$ ), 其中,  $M$  为调制阶数。定义  $(2L-2) \times 1$  维向量  $\bar{\mathbf{s}}_k^{(i)}$  和  $(2L-1) \times 1$  维向量  $\mathbf{s}_{k,a_i}^{(i)}$

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{s}}_k^{(i)} = [s_{k-L}^{(i)} \cdots, s_{k+L_2-1}^{(i)}, s_{k+L_2+1}^{(i)}, \cdots, s_{k+2L_2+L_1}^{(i)}]^\top \\ \mathbf{s}_{k,a_i}^{(i)} = [s_{k-L}^{(i)} \cdots, s_{k+L_2-1}^{(i)}, a_i, s_{k+L_2+1}^{(i)}, \cdots, s_{k+2L_2+L_1}^{(i)}]^\top \end{cases} \quad (5)$$

在此基础上定义 $(2L-1) \times 1$  维向量  $\mathbf{y} = [y_k, y_{k+1}, \cdots, y_{k+L-1}]^\top$ , 则有条件概率公式

$$\begin{aligned} \gamma_{a_1, a_2} &= p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2 | \mathbf{y}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(1)}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(2)}) \\ &= \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{s}_{k,a_1}^{(1)}, \mathbf{s}_{k,a_2}^{(2)})}{p(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(1)}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(2)})} p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \end{aligned} \quad (6)$$

对任意的  $a_1$  和  $a_2$ ,  $p(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(1)}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(2)})$  保持不变, 所以

$$\sum_{a_1, a_2 \in \mathcal{S}} \left\{ C \exp \left[ \sum_{j=k}^{k+L-1} -\frac{1}{N_0} |y_j - \mathbf{f}_1^\top \mathbf{s}_{1,j}^{(a_1)} - \mathbf{f}_2^\top \mathbf{s}_{2,j}^{(a_2)}|^2 \right] p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \right\} = 1 \quad (8)$$

从式(8)中解出常数  $C$ , 并代入式(7)可得到

$$\gamma_{a_1, a_2} = \frac{\exp \left[ \sum_{j=k}^{k+L-1} -\frac{1}{N_0} |y_j - \mathbf{f}_1^\top \mathbf{s}_{1,j}^{(a_1)} - \mathbf{f}_2^\top \mathbf{s}_{2,j}^{(a_2)}|^2 \right] p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2)}{\sum_{a_1, a_2 \in \mathcal{S}} \left\{ \exp \left[ \sum_{j=k}^{k+L-1} -\frac{1}{N_0} |y_j - \mathbf{f}_1^\top \mathbf{s}_{1,j}^{(a_1)} - \mathbf{f}_2^\top \mathbf{s}_{2,j}^{(a_2)}|^2 \right] p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \right\}} \quad (9)$$

进一步, 由于 2 路信号之间以及同一路信号发送符号之间都是相互独立的, 所以

$$\begin{cases} p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2 | \mathbf{y}) \\ = p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2 | \mathbf{y}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(1)}, \bar{\mathbf{s}}_k^{(2)}) = \gamma_{a_1, a_2} \\ p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \\ = p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1) p(s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \end{cases} \quad (10)$$

然而, 通过式(9)只能得到发送符号的后验概率分布, 因此, 要计算发送比特序列的外信息, 必须先将发送符号的后验概率分布转化为比特序列的分布。设第  $i(i=1,2)$  路信号第  $k$  个符号对应的第  $l$  个发送比特为  $c_{k,l}^{(i)} (l=0, \cdots, Q-1; Q=1bM)$ , 则

$$L(c_{k,l}^{(i)} | \mathbf{y}) = \ln \frac{\sum_{\forall a_1, a_2 \in \mathcal{S}: c_{k,l}^{(i)}=1} p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2 | \mathbf{y})}{\sum_{\forall a_1, a_2 \in \mathcal{S}: c_{k,l}^{(i)}=0} p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2 | \mathbf{y})} \quad (11)$$

因此,  $c_{k,l}^{(i)}$  的外信息为

$$\lambda_{k,l}^{(i)} = L(c_{k,l}^{(i)} | \mathbf{y}) - \ln \frac{p(c_{k,l}^{(i)} = 1)}{p(c_{k,l}^{(i)} = 0)} \quad (12)$$

由于 Gibbs 样本法所需的先验信息是 2 路信号发送符号对的先验概率分布, 所以在计算得到 2 路信号比特序列的外信息以后, 还需将其转化为输入

$$\begin{aligned} \gamma_{a_1, a_2} &\propto p(\mathbf{y} | \mathbf{s}_{k,a_1}^{(1)}, \mathbf{s}_{k,a_2}^{(2)}) p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \\ &\propto \prod_{j=k}^{k+L-1} p(y_j | \mathbf{s}_{1,j}^{(a_1)}, \mathbf{s}_{2,j}^{(a_2)}) p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \\ &= C \exp \left[ \sum_{j=k}^{k+L-1} -\frac{1}{N_0} |y_j - \mathbf{f}_1^\top \mathbf{s}_{1,j}^{(a_1)} - \mathbf{f}_2^\top \mathbf{s}_{2,j}^{(a_2)}|^2 \right] \\ &\quad p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{s}_{i,j}^{(a_i)} = \mathbf{s}_{i,j}^{(i)} (s_{j+L_2}^{(i)} = a_i, j=k, i=1,2)$ , “ $\propto$ ” 表示正比例关系,  $C$  是满足  $\sum_{a_1, a_2 \in \mathcal{S}} \gamma_{a_1, a_2} = 1$  的常数, 即

符号对的先验概率

$$p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=0}^{Q-1} p(c_{k,j}^{(i)}) \quad (13)$$

其中,  $p(c_{k,l}^{(i)}=0) = 1/(1+e^{\lambda_{k,l}^{(i)}})$ ,  $p(c_{k,l}^{(i)}=1) = e^{\lambda_{k,l}^{(i)}}/(1+e^{\lambda_{k,l}^{(i)}})$ 。

在此基础上, 根据先验概率值更新当前时刻的符号对样本, 并进行下一个时刻或下一次迭代的符号估计。

具有一定精度的初始化信道可确保序列检测过程的快速收敛, 但要使序列检测结果始终维持尽可能高的精度, 信道响应的跟踪过程必不可少。分析原因不难发现, 尽管与信道响应初始化相关的各个参数都能有良好的估计精度, 但各个参数的误差累积会导致信道响应初始化存在一定的误差, 这样的误差会不断向后累积传播。此外, 考虑到实际应用时各个参数是缓慢时变的, 所以序列检测的过程必须包含跟踪过程。根据自适应理论, 常用的跟踪算法包括 LMS(least mean square), RLS(recursive least square)和 Kalman 滤波算法, 在此选择 LMS 算法。

然而, 即便初始化信道响应足够精确, Gibbs 采样法做序列检测也需要一定数量的迭代次数才能收敛。如果在序列检测的开始阶段就开始跟踪信道, 那么由于序列检测结果的误比特率

(BER, bit error rate)较高,会导致信道响应往更差的方向做跟踪,最终使序列检测结果发散。鉴于此,根据经验,对于每一次检测,若迭代次数设为  $N_g$ ,则信道跟踪算法在迭代进行  $N_g/2$  次后开始是可行的。

除了信道响应外,从式(9)中可以看出,要计算  $\gamma_{a_1, a_2}$  还需要已知噪声方差  $\sigma_v^2$ 。文中以 0.001 作为初始化,当迭代次数达到  $N_g/2$  次以后,通过式(14)进行估计,作为下一次迭代的取值

$$\hat{N}_0 \approx \frac{2}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |y_k - \hat{\mathbf{f}}_1^T \hat{\mathbf{s}}_{1,k} - \hat{\mathbf{f}}_2^T \hat{\mathbf{s}}_{2,k}|^2 \quad (14)$$

到此,基于单符号对的 Gibbs 采样分离算法步骤如下所示。

初始化:

初始化先验概率  $p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2) = 1/M^2$

( $k=0,1,\dots,K-1$ ), 并依此产生符号对样本序列  $(s_{0,0}^{(1)}, s_{0,0}^{(2)}), (s_{1,0}^{(1)}, s_{1,0}^{(2)}), \dots, (s_{K-1,0}^{(1)}, s_{K-1,0}^{(2)})$  (其中,  $s_{k,n}^{(i)}$  是第  $i$  路信号在  $k$  时刻第  $n$  次迭代时的符号样本)。根据 2 路信号的幅度、残余频偏、相偏和定时误差等参数的估计结果初始化信道响应  $\mathbf{f}_{1,0}$  和  $\mathbf{f}_{2,0}$ 。并设定迭代次数  $N_g$ 。

对第  $n$  次迭代:

**步骤 1** 根据式(9)计算  $k$  时刻输入符号对的后验概率分布  $\gamma_{a_1, a_2}$ ;

**步骤 2** 根据式(11)和式(12)计算发送比特  $c_{k,i}^{(i)}$  的外信息  $\lambda_{k,i}^{(i)}$ ;

**步骤 3** 利用式(13)计算先验概率  $p(s_{k+L_2}^{(1)} = a_1, s_{k+L_2}^{(2)} = a_2)$ , 并依此概率更新  $k$  时刻的符号样本  $(s_{k,n}^{(1)}, s_{k,n}^{(2)})$ ;

**步骤 4** 当  $k=K-1$  时,得到本次迭代的符号估

$$\begin{aligned} \gamma_{u^1, u^2} &= p\left(s_{k:k+G-1}^{(1)} = \mathbf{u}^1, s_{k:k+G-1}^{(2)} = \mathbf{u}^2 \mid \mathbf{y}_G, \bar{\mathbf{s}}_{k:k+G-1}^{(1)}, \bar{\mathbf{s}}_{k:k+G-1}^{(2)}\right) \\ &= \frac{\exp\left[\sum_{j=k}^{k+L+G-2} -\frac{1}{N_0} \left|y_j - \mathbf{f}_1^T \mathbf{s}_{1,j}^{(u^1)} - \mathbf{f}_2^T \mathbf{s}_{2,j}^{(u^2)}\right|^2\right] p\left(s_{k:k+G-1}^{(1)} = \mathbf{u}^1, s_{k:k+G-1}^{(2)} = \mathbf{u}^2\right)}{\sum_{\mathbf{u}^1, \mathbf{u}^2 \in \mathcal{S}_u} \left\{ \exp\left[\sum_{j=k}^{k+L+G-2} -\frac{1}{N_0} \left|y_j - \mathbf{f}_1^T \mathbf{s}_{1,j}^{(u^1)} - \mathbf{f}_2^T \mathbf{s}_{2,j}^{(u^2)}\right|^2\right] p\left(s_{k:k+G-1}^{(1)} = \mathbf{u}^1, s_{k:k+G-1}^{(2)} = \mathbf{u}^2\right) \right\}} \end{aligned} \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{s}_{i,j}^{(u^i)} = \mathbf{s}_{i,j}^{(i)} (s_{j:j+G-1}^{(i)} = \mathbf{u}^i, j=k, i=1,2)$ 。

在计算得到  $\gamma_{u^1, u^2}$  以后,将其转化为发送比特的似然信息并进一步求取外信息。在此基础上,根据外信息求出  $G$  个符号对的联合先验概率,并依此

计结果,否则设置  $k=k+1$ ,返回步骤 1;

**步骤 5** 当  $n \geq N_g/2$  时,更新信道响应:

$$\hat{\mathbf{f}}_{i,n} = \hat{\mathbf{f}}_{i,n-1} + \mu e(k) \hat{\mathbf{s}}_{i,k}^T$$

其中,  $e(k) = y_k - \hat{\mathbf{f}}_{1,n-1}^T \hat{\mathbf{s}}_{1,k} - \hat{\mathbf{f}}_{2,n-1}^T \hat{\mathbf{s}}_{2,k}$ 。  $\mu$  是步长因子,“T”是转置操作。并利用(14)式估计  $\hat{N}_0$ ;

**步骤 6** 若达到设定的迭代次数  $N_g$ ,则  $(\hat{s}_{0,N_g}^{(1)}, \hat{s}_{0,N_g}^{(2)}), (\hat{s}_{1,N_g}^{(1)}, \hat{s}_{1,N_g}^{(2)}), \dots, (\hat{s}_{K-1,N_g}^{(1)}, \hat{s}_{K-1,N_g}^{(2)})$  即为最终的符号估计结果,分离结束;否则设置  $n=n+1$ ,开始下一次迭代。

### 3.2 基于多符号对的分离算法

显然,对基于 Gibbs 采样的分离算法而言,运算复杂度随等效信道阶数的增加并不呈指数增长,这可以弥补 PSP 分离算法因对信道阶数进行截短而造成的性能损失。然而,当信道初始化误差较大或者载噪比(CNR, carrier-to-noise ratio)较低时,通过计算单符号对条件概率的 Gibbs 采样分离结果容易陷入局部最优解,造成性能下降。为了在一定程度上改善该问题,可以计算多个符号对的联合条件概率,并依此概率来同时更新多个符号对的样本。

定义第  $i$  路信号从  $k$  时刻开始的  $G$  个连续输入符号为  $\mathbf{s}_{k:k+G-1}^{(i)} = [s_{k+L_2}^{(i)}, s_{k+L_2+1}^{(i)}, \dots, s_{k+L_2+G-1}^{(i)}]^T$ , 其完备的样本空间为  $\mathcal{S}_u = [\mathbf{u}^1, \mathbf{u}^2, \dots, \mathbf{u}^r]^T$  ( $r = M^G$ )。对任意的  $\mathbf{s}_{k:k+G-1}^{(i)} = \mathbf{u}^i$  ( $i=1, \dots, r; i=1,2$ ), 定义  $(2L-2) \times 1$  维向量  $\bar{\mathbf{s}}_{k:k+G-1}^{(i)}$  和  $(2L-2+G) \times 1$  维向量  $\mathbf{s}_{k:k+G-1, u^i}^{(i)}$ :

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{s}}_{k:k+G-1}^{(i)} = [s_{k-L_1}^{(i)}, \dots, s_{k+L_2-1}^{(i)}, s_{k+L_2+G}^{(i)}, \dots, s_{k+2L_2+L_1+G-1}^{(i)}]^T \\ \mathbf{s}_{k:k+G-1, u^i}^{(i)} = [s_{k-L_1}^{(i)}, \dots, s_{k+L_2-1}^{(i)}, \mathbf{u}^i, s_{k+L_2+G}^{(i)}, \dots, s_{k+2L_2+L_1+G-1}^{(i)}]^T \end{cases} \quad (15)$$

进一步定义  $\mathbf{y}_G = [y_k, y_{k+1}, \dots, y_{k+L+G-2}]^T$ , 则得到多符号对的联合条件概率为

概率同时产生  $G$  个符号对的样本符号,便完成了该次迭代在  $k$  时刻对  $G$  个符号对样本的更新。

信道响应的更新方式和噪声方差的计算方法

则与基于单符号对的分离算法相同。

### 3.3 计算复杂度分析

针对同频数字调制混合信号的单通道盲分离,以估计每个符号对需要的实数加法和实数乘法次数作为评价准则,每次复数乘法包括2次实数加法和4次实数乘法,复数的模方运算则包含1次实数加法和2次实数乘法。

对基于 Gibbs 采样的分离算法而言,计算复杂度主要来源于式(16)中  $\gamma_{u^1, u^2}$  的计算(当  $G=1$  时为式(9)中  $\gamma_{a_1, a_2}$  的计算)和信道响应的跟踪2个过程。此外,对任意时刻  $k$ ,在同一次迭代中,对不同  $j$  时的求和项来说,仅有  $u^j$  需要遍历计算,其他符号都是固定的,仅需计算一次即可。因此,若迭代次数为  $N_g$ ,则计算  $\gamma_{u^1, u^2}$  时的实数加法和实数乘法次数分别约为  $N_g [8(L-G) + M^{2G}(8G+1) + (M^{2G}-1)]/G$  和  $N_g [8(L-G) + M^{2G}(8G+4) + 1]/G$ ; 对于信道响应的跟踪过程,实数加法和实数次数分别约为  $6LN_g$  和  $(6L+1)N_g$ 。

对 PSP 分离算法而言,在不考虑编码的情况下,分离算法的计算复杂度主要来自于路径度量的计算和信道响应的跟踪2个过程。计算分支度量时,需要的实数加法和实数乘法次数分别约为  $M^{2L}(8L+2)$  和  $M^{2L}(8L+2)$ ; 对信道响应的跟踪过程而言,由于不需要对所有的扩展分支都进行跟踪,只需对每个状态保留的最佳路径进行跟踪即可,所以实数加法和实数乘法次数则分别约为  $12M^{2(L-1)}L$  和  $M^{2(L-1)}(12L+2)$ 。

于是,针对基于 Gibbs 采样的分离算法和 PSP 分离算法,在常用的仿真条件下,二者的复杂度分析如表1所示。

从表1中可以看出,在上面条件下,对比基于 Gibbs 采样的分离算法和 PSP 分离算法,后者的计算复杂度仅在混合信号采用 BPSK 调制且  $L=3$  时优

于前者,其余条件下,前者的计算复杂度均大大优于后者。

## 4 Gibbs 分离算法的性能仿真

针对2路 QPSK 调制的单通道混合信号,成型滤波器和匹配滤波器的滚降系数均为0.35。不失一般性,设置2路信号幅度  $h_1=1.0$ ,  $h_2=0.8$ ,  $f_1=-f_2=10^{-3}/T$  ( $T$  为符号周期),定时偏差  $\tau_1=0.20T$ ,  $\tau_2=0.40T$ ,相偏在  $[-\pi, \pi]$  内随机产生。信道噪声为高斯白噪声,并以载噪比作为噪声大小的度量。针对基于 Gibbs 采样的分离算法,迭代次数  $N_g=60$ ,等效信道阶数  $L=9(L_1=L_2=4)$ ,信道响应的跟踪步长  $\mu=0.005$ 。

### 4.1 与 PSP 分离算法的性能对比

在不考虑编码的条件下,以2路信号分离结果的平均 BER 作为性能的评价指标。图1给出了不同载噪比下 Gibbs 分离算法的性能曲线,从图1中可以看出,在给定条件下,对  $G=1$  时的 Gibbs 分离算法来说,要使 BER 达到  $10^{-3}$  数量级,  $C/N$  至少达到 23 dB; 当  $C/N$  大于 22 dB 时,相比  $G=1$ ,  $G=2$  时的 Gibbs 分离算法可使性能至少提升一个数量级。为了更充分地对 Gibbs 分离算法的性能进行分析,图中同时给出了 PSP 分离算法在不同信道阶数下的分离性能曲线。从图中可以看出,针对2路 QPSK 调制混合信号,在同样的仿真条件下, Gibbs 分离算法在  $G=1$  时的分离性能略优于 PSP 分离算法在  $L=3$  时的性能; 而相比 PSP 分离算法在  $L=4$  时的性能,尽管 Gibbs 分离算法在  $G=2$  时有近 0.5 dB 的性能损失,但运算复杂度却降低近 17 倍。由此可知, Gibbs 分离算法在获得与 PSP 分离算法近似分离性能的同时,可大大降低运算复杂度。

此外,当信道响应精确已知且成型滤波器和匹配滤波器的持续周期与等效信道阶数相同时, Viterbi 算法的分离性能可视为性能界。从图中可

表1

2种分离算法的计算复杂度对比

分离算法	条件	实数加法次数			实数乘法次数		
		BPSK	QPSK	8PSK	BPSK	QPSK	8PSK
Gibbs	$G=1$	9 420	16 620	45 420	10 080	18 720	53 280
	$(L=9, N_g=60)$	13 530	143 130	2 216 730	14 610	158 610	2 462 610
PSP	$L=3$	2 240	115 712	6 963 200	2 272	116 224	6 971 392
	$L=4$	11 776	2 424 832	583 008 256	11 904	2 433 024	583 532 544

以看出,不论 Gibbs 分离算法还是 PSP 分离算法,随着载噪比的增加,分离性能都越来越偏离性能界。分析原因不难发现,当载噪比较低时,噪声对分离性能的影响远大于因联合符号对数量少或信道阶数截短的影响,此时噪声是影响分离性能的主要原因;当载噪比较高时,因联合符号对数量较少或信道阶数截短造成的性能损失是限制分离性能的主要原因。而性能界仅受噪声的影响,所以随着载噪比的增大,2 种分离算法必然越来越偏离性能界。

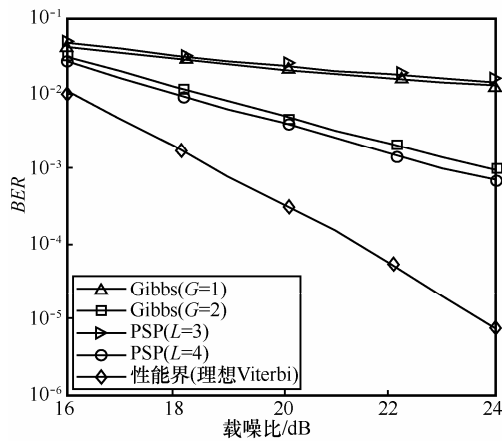


图 1 Gibbs 分离算法的性能曲线

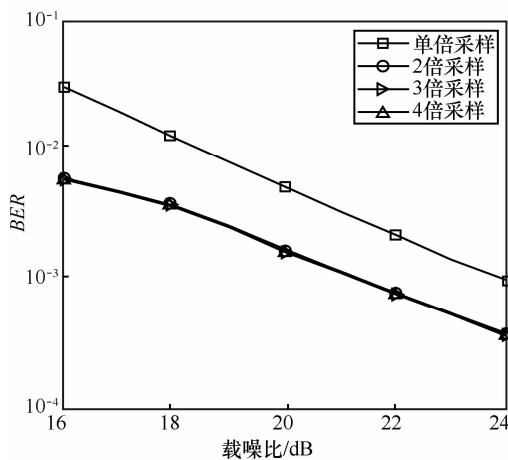


图 2 不同采样倍数下的分离性能

#### 4.2 过采样条件下的分离性能

当  $G=2$  时,其他条件保持不变,图 2 给出了不同采样倍数下 Gibbs 算法的分离性能。从图中可以看出,在同样的条件下,相比单倍采样时的分离性能,2 倍过采样能使  $C/N$  改善近 3 dB。分析原因不难发现,单倍采样时,计算  $\gamma_{u^1, u^2}$  仅利用一个采样点的信息,而当采用 2 倍过采样时,计

算同样数量符号对的联合后验概率,使用了原来 2 倍数量的采样点信息,可靠性必然大大增强。然而,当过采样倍数增加到 3 倍或者更高倍数时,分离性能与 2 倍过采样时的性能接近,几乎没有更多的性能改善,原因可以用奈奎斯特采样定理来解释。

对 MPSK 调制信号而言,升余弦成型脉冲的滚降系数为  $\alpha(0 < \alpha \leq 1)$ ,截止频率为  $(1 + \alpha)/2T$ 。根据奈奎斯特采样定理,要保证信息不丢失,采样频率至少应为截止频率的 2 倍,即  $f_s \geq (1 + \alpha)/T > 1/T$ 。因此,若按符号速率对信号进行采样,由于不满足奈奎斯特条件,所以将发生信息丢失,换句话说,按符号速率对信号进行采样不能得到信号包含的全部信息,只有用过采样的方法才能充分利用波形信息,补偿按符号速率采样带来的信息损失,达到提升分离性能的目的。然而,当采样倍数进一步再增加时,由于采样点已经包含了波形的全部信息,所以不可能再有更多的性能增益。

#### 4.3 幅度比对分离性能的影响

2 路信号的幅度比不同时,混合信号星座点间的平均欧式距离也会有差异,这将直接影响最终的分离性能。当  $G=2$  时,其他条件保持不变,图 3 给出了不同幅度比下 Gibbs 分离算法的分离性能。从图中可以看出,在上述条件下,随着幅度比的降低,强信号的分离性能逐渐变好,当幅度比为 0.4 时,强信号的 BER 在  $C/N$  大于 20 dB 时可达  $10^{-6}$  数量级。原因是幅度比较小时,弱信号功率很小,其对强信号的影响可视为噪声,所以随着幅度比的减小,分离性能逐渐接近于单路信号的解调性能;当幅度比逐渐增大时,弱信号对强信号的干扰增加,强信号分离的 BER 也必然增加,而弱信号由于功率增强,所以 BER 下降。此外,从图中可以看出,弱信号的分离性能并非严格随幅度比的降低而一直下降,弱信号在幅度比为 0.4 时的分离性能与幅度比为 0.6 时的分离性能接近。分析原因不难发现,当混合信号的幅度比约为 0.5 时,混合信号的同步星座与最大半径(模)为  $3/2$  的 16QAM 调制信号相同,相邻星座点间的欧式距离都为  $\sqrt{2}/2$ ,混合信号分离的理论界近似等效为单一 16QAM 信号解调的性能界,因而能达到最佳分离性能。因此,当幅度比偏离 0.5 左右以后,平均分离性能会逐渐变差。

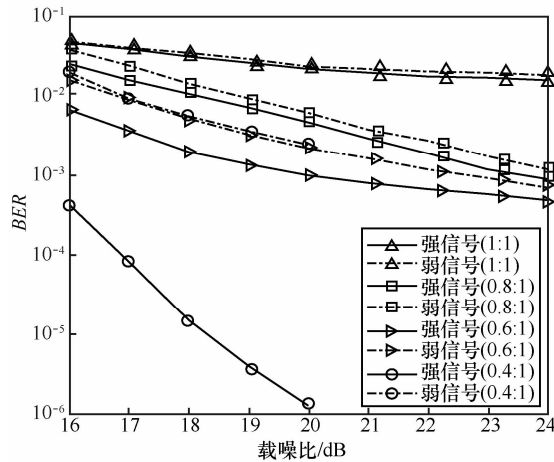


图3 不同幅度比下的分离性能

## 5 结束语

针对非合作接收的2路单通道同频混合信号,本文以降低分离算法的运算复杂度为研究重点,提出了一种基于Gibbs采样的数字混合信号单通道盲分离算法。与当前热门的PSP分离算法不同,该算法的运算复杂度随信道阶数的增加不呈指数增长。对2路QPSK调制的混合信号而言,在与 $L=4$ 时的PSP算法具有近似分离性能的同时,Gibbs算法可使复杂度降低近17倍。然而,若分离算法能联合后端的软译码算法实现迭代分离译码,那么分离算法的性能必将得到更大的改善。因此,如何从Gibbs分离算法中获取分离符号对的似然软信息将是下一步的重点研究内容。

## 参考文献:

- [1] MIJOCIC B, VOS M D, GLIGORIJEVIC I, *et al.* Source separation from single-channel recordings by combining empirical-mode decomposition and independent component analysis[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 57(9): 2188-2196.
- [2] GAO B, WOO W L, DLAY S S. Single-channel source separation using EMD-Subband variable regularized sparse features[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2011, 19(4): 961-976.
- [3] LU X Y, GAO B, KHOR L C, *et al.* Single channel source separation using filterbank and 2D sparse matrix factorization[J]. *Journal of Signal and Information Processing*, 2013, 4(2): 186-196.
- [4] KIM M, SMARAGDIS P. Single channel source separation using smooth nonnegative matrix factorization with Markov random fields[A]. *Proceedings of IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing*[C]. Southampton, 2013. 1-6.
- [5] 廖灿辉, 黄渊凌, 周世东. 卫星成对载波多址信号的一种联合分离解调算法[J]. *通信学报*, 2010, 31(6): 99-105.  
LIAO C H, HUANG Y L, ZHOU S D. Joint separation and demodulation algorithm for paired carrier multiple access signals[J]. *Journal on Communications*, 2010, 31(6): 99-105.
- [6] 杨勇, 张冬玲, 彭华. 基于迭代处理的PCMA混合信号解调/译码算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(12): 2869-2875.

- YANG Y, ZHANG D L, PENG H. The demodulation/decoding algorithm of PCMA mixed signals based on iteration processing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(12): 2869-2875.
- [7] HEIDARI S, NIKIAS C L. Co-channel interference mitigation in the time-scale domain: the CIMTS algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(9): 2151-2162.
- [8] WARNER E S, PROUDLER I K. Single-channel blind separation of filtered MPSK signals[J]. *Proceedings of Radar, Sonar and Navigation*, 2003, 150(6): 396-402.
- [9] LIU K, LI H, DAI X C, XU P X. Single channel blind separation of cofrequency MPSK signals[A]. *Proceedings of Communications, Internet, and Information Technology*[C]. 2006. 42-46.
- [10] TU S L, ZHENG H, GU N. Single-channel blind separation of two QPSK signals using per-survivor processing[A]. *Proceedings of IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*[C]. 2008. 473-476.
- [11] 崔荣涛, 李辉, 万坚等. 一种基于过采样的单通道MPSK信号盲分离算法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(3): 566-569.  
CUI R T, LI H, WAN J, *et al.* An over-sampling based blind separation algorithm of single channel MPSK signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(3): 566-569.
- [12] 涂世龙, 陈越新, 郑辉. 利用纠错编码的同频调制混合信号单通道盲分离[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(9): 2113-2117.  
TU S L, CHEN Y X, ZHENG H. Exploiting error-control codes in single-channel blind separation of co-frequency modulated signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(9): 2113-2117.
- [13] 廖灿辉, 涂世龙, 万坚. 基于迭代的同频混合信号单通道盲分离/译码算法[J]. *通信学报*, 2011, 32(8): 111-117.  
LIAO C H, TU S L, WAN J. Iterative algorithm on single-channel blind separation and decoding of co-frequency modulated signals[J]. *Journal on Communications*, 2011, 32(8): 111-117.
- [14] 万坚, 涂世龙, 廖灿辉等. *通信混合信号盲分离理论与技术*[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.  
WAN J, TU S L, LIAO C H, *et al.* *Theory and Technology on Blind Source Separation of Communication Signals*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012.
- [15] PENG R H, CHEN R R, BEHROUZ F B. Markov chain Monte Carlo detectors for channels with intersymbol interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(4): 2206-2217.

## 作者简介:



杨勇(1988-),男,云南大理人,解放军信息工程大学博士生,主要研究方向为盲信号处理、信道编译码技术等。

张冬玲(1976-),女,江苏盐城人,解放军信息工程大学副教授,主要研究方向为盲信号处理、信道编译码技术等。

彭华(1973-),男,江西萍乡人,解放军信息工程大学教授、博士生导师,主要研究方向为软件无线电、通信信号处理等。

涂世龙(1980-),男,四川资阳人,盲信号处理国家重点实验室工程师,主要研究方向为信源容错处理、盲信号分离等。