

基于 DG-PSP 的不同符号速率 PCMA 信号盲分离算法

郭一鸣¹, 彭华¹, 杨勇¹, 魏雪娟¹, 王浩²

(1. 解放军信息工程大学信息系统工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 解放军 61081 部队, 北京 100094)

摘 要: 针对非合作接收不同符号速率 PCMA 混合信号, 提出一种基于双网格逐幸存路径处理 (DG-PSP, double grid per-survivor processing) 的分离算法。将 2 路信号分量的信道状态与输入分别视为 2 组动态网格, 通过分别迭代更新 2 组网格状态实现混合信号重构, 进而实现 PCMA 信号盲分离。重点研究了联合译码的迭代分离结构, 并对不同参数估计误差下算法性能做了详细分析比较。所提算法复杂度与传统 PSP 算法相当, 同时仿真结果表明, 算法性能逼近联合界, 当采用迭代处理时, 在误比特率 10^{-2} 数量级上经过一次迭代就能获得 2 dB 的信噪比增益, 经过 2 次迭代则有近 3 dB 的信噪比增益。

关键词: 成对载波多址; 不同符号速率; 双网格; 盲分离

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

Blind separation algorithm of PCMA signals with different symbol rates based on DG-PSP

GUO Yi-ming¹, PENG Hua¹, YANG Yong¹, WEI Xue-juan¹, WANG Hao²

(1. School of Information Systems Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China;
2. 61081 Troop of PLA, Beijing 100094, China)

Abstract: A blind separation algorithm was proposed for PCMA signals with different symbol rates based on double grid per-survivor processing (DG-PSP). The channel states and two input signal components were treated as two dynamic grids, receiving mixed-signal reconstructed by respectively iterative updating the two groups of grid status, thus achieving blind signal separation. The joint iterative decoding separation structure was focused, and a detailed analysis and comparison under different error estimation of parameters was shown. The complexity of the algorithm is similar to the traditional PSP algorithm. Simulation results show that, a gain of about 2 dB in signal-noise ratio can be obtained after the first iteration at a bit error rate of 10^{-2} , and a gain of nearly 3 dB in signal-noise ratio can be obtained after the second iteration.

Key words: PCMA, different symbol rates, double grid, blind separation

1 引言

成对载波多址复用 (PCMA, paired carrier multiple access) 是一种用于提高卫星通信容量的技术, 目前, 已得到广泛的应用^[1]。PCMA 系统中, 每一个地面站终端发送一个上行信号, 同时接收到由本地信号与另一个地面站终端信号混叠而成的下行混合信号, 因此, 每一方接收的下行信号都是双方通信信号的叠加。在非合作通信中, 第三方接收端对通信双方发送信号没有任何先验信息, 不能再简

单利用合作通信方法得到有用信号, 而且由于下行混合信号包含固定混合模式的 2 路上行信号, 因此, 即便在地面采用多个终端接收, 也无法构造出通常信号盲分离所需的正定条件, 达到多通道接收应有的效果。也就是说, PCMA 信号的盲分离只能利用单通道 2 路数字同频混合信号盲分离方法来实现。

针对 PCMA 信号单通道接收的特点, 历经了基于自干扰信号波形重构抵消算法^[2]、基于独立分量分析算法^[3]等传统分离算法的研究, 此类算法存在需要先分离后解调且解调性能受分离误差影响的缺点。

收稿日期: 2016-07-27; 修回日期: 2016-12-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61401511)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61401511)

发展到当前的主流算法有粒子滤波算法和逐留存路径处理 (PSP, per-survivor processing) 算法。文献[4]建立了同频混合信号状态转移模型,把粒子滤波理论引入到单通道同频混合信号盲分离中。在此基础上,文献[5,6]研究了同频 MPSK 混合信号的分离,得出其符号性能逼近联合界,但该算法计算量较大,并随调制阶数呈指数增长。进一步地,文献[7]在对不确定环境序列估计的 PSP 算法基础上,提出基于 PSP 算法的单通道盲分离算法,该算法与基于粒子滤波的算法性能相当,计算量却大大降低。为进一步降低复杂度,文献[8]提出一种基于 Gibbs 采样的分离算法,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,在与 PSP 算法具有近似分离性能的同时大大降低了复杂度。由于上述算法都基于最大似然概率准则,统称为基于最大似然类算法。虽然最大似然类算法有良好的性能,但是存在分离盲区,面对当前频繁出现的符号速率不同 PCMA 混合信号分离问题,现有算法失效。

本文重点研究非合作通信条件下不同符号速率对称 PCMA 信号盲解调算法,这在当前是一项技术难题。针对传统最大似然类算法不适用于不同速率信号混合的场合,本文提出一种基于双网格 PSP (DG-PSP, double grid PSP) 算法。首先构建了不同符号速率 PCMA 混合信号模型,在信道参数准确估计基础上,将 2 路信号分量的信道状态分别视为 2 组动态网格,通过分别迭代更新 2 组网格状态实现混合信号重构,进而实现 PCMA 信号盲分离。同时针对当前接收 PCMA 信号中大量出现的联合编码情况,本文以 LDPC 码为例构建了迭代解调模型,算法流程如图 1 所示。

2 信号模型

PCMA 系统中,地面站接收到 2 个 MPSK 或 QAM 混合而成的调制信号,符号周期分别为 T_1 、 T_2 ,采样间隔 $T_s = \frac{T_1}{P}$ (P 为过采样倍数),则混合信号的离散形式为

$$y_k = h_1 e^{j(2\pi f_1 k T_s + \theta_1)} x_{1,k} + h_2 e^{j(2\pi f_2 k T_s + \theta_2)} x_{2,k} + v_k \quad (1)$$

其中, v_k 为高斯白噪声,方差为 σ^2 ; $x_{1,k}$ 和 $x_{2,k}$ 分别为有用信号和干扰信号的数字基带调制波形。假设 2 路信号的调制方式相同,且 2 路信号相互统计独立,则 $x_{i,k}$ 可以表示为

$$x_{1,k} = \sum_{m=-L_1}^{L_1} a_{1,K_1-m} g_1(K_1 T_1 - m T_1 + K_2 T_s + \tau_1) \quad (2)$$

$$x_{2,k} = \sum_{m=-L_2}^{L_2} a_{2,K_3-m} g_2(K_3 T_2 - m T_2 + K_4 T_s + \tau_2) \quad (3)$$

其中, $K_1 = \text{mod}(k, P)$, $K_2 = k - PK_1$, $K_3 = \text{mod}\left(k, \frac{T_2}{T_s}\right)$,

$K_4 = k - \frac{T_2}{T_s} K_3$, $\text{mod}(\cdot)$ 为取模运算。 h_i 、 f_i 、 θ_i 和 τ_i ($i = 1, 2$)

分别是第 i 路信号的幅度、频偏、载波初始相位和定时偏差; $a_{1,k}$ 和 $a_{2,k}$ ($k = 0, 1, \dots$) 分别为 2 路发送信号序列,其取值与调制方式有关; $g_i(\cdot)$ 是等效的信道滤波器,包括成型滤波器、信道滤波器以及匹配滤波器等,滤波器持续的有效区间为 $[-L_1 T, L_1 T]$ 。

定义 $a_{1,k} = \{a_{1,K_1-L_1:K_1+L_1}\}$, $a_{2,k} = \{a_{2,K_3-L_2:K_3+L_2}\}$

$$g_{1,k} = \{h_1 e^{j(2\pi f_1 k T_s + \theta_1)} g_1(K_1 T_1 - L_1 T_1 + K_2 T_s + \tau_1 : K_1 T_1 + L_1 T_1 + K_2 T_s + \tau_1)\}$$

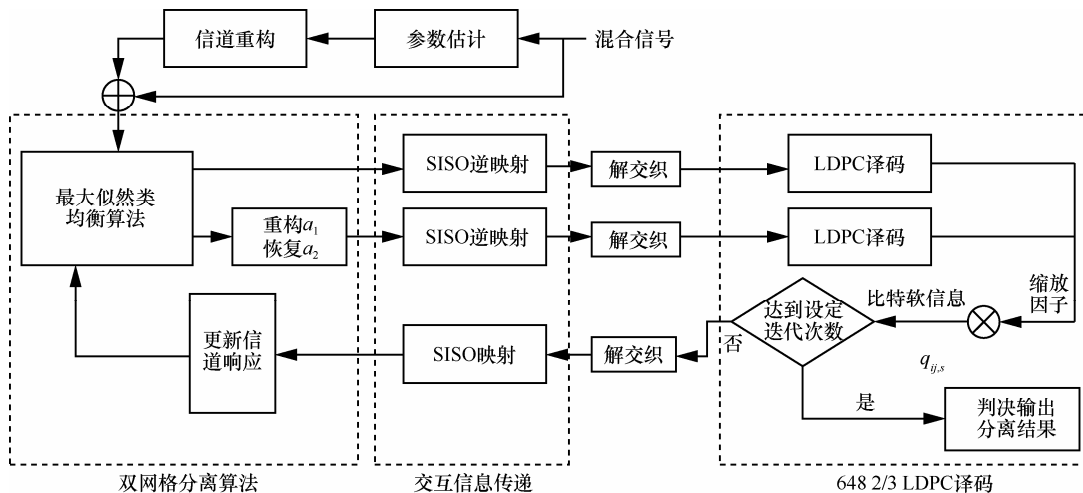


图 1 DG-PSP 算法流程

$$\mathbf{g}_{2,k} = \{h_2 e^{j(2\pi f_2 k T_s + \theta_2)} \mathbf{g}_2 (K_3 T_2 - L_1 T_2 + K_4 T_s + \tau_2 : K_3 T_2 + L_1 T_2 + K_4 T_s + \tau_2)\}$$

则接收信号可写为如下简单形式

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{g}_{1,k}^T \mathbf{a}_{1,k} + \mathbf{g}_{2,k}^T \mathbf{a}_{2,k} + v_k \quad (4)$$

盲分离的目的是根据接收序列 $\{\mathbf{y}_k, k = 0, 1, \dots\}$ 估计出 2 路信号的符号序列 $\{\mathbf{a}_{1,k}, \mathbf{a}_{2,k}, k = 0, 1, \dots\}$ 。

3 双网格盲恢复算法

3.1 符号速率相同 PCMA 信号分离算法

针对同符号速率接收 PCMA 混合信号, 由于信道响应 $\{\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2\}$ 未知, 因此, 最大似然估计需要在序列和参数组成的联合空间进行。

$$\Phi = \arg \max_{\Phi} p\left(\frac{\mathbf{Y}}{\Phi}, \mathbf{G}\right) \quad (5)$$

其中, Φ 代表符号序列; \mathbf{Y} 代表接收序列; \mathbf{G} 代表信道响应。初始化信道响应^[9-12], 估计 2 路信号的频偏 f_i 、幅度 h_i 、初相 φ_i 和时延 τ_i 。尽管当前部分参数估计算法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。最大似然类算法都是建立在这个基础上的, 以 PSP 算法为例, 首先构建状态转移网格图。定义 $k-1$ 时刻状态网格为 $\mathbf{s}_{k-1} = [\hat{a}_{1,k-L_1:k+L_1-1}, \hat{a}_{2,k-L_1:k+L_1-1}]$, k 时刻输入符号对 $(\hat{a}_{1,k+L_1}, \hat{a}_{2,k+L_1})$ 时输出 \mathbf{y}_k , 同时状态网格从 \mathbf{s}_{k-1} 转移到 \mathbf{s}_k , $\mathbf{s}_k = [\hat{a}_{1,k-L_1+1:k+L_1}, \hat{a}_{2,k-L_1+1:k+L_1}]$

$$\mathbf{s}_{k-1} \xrightarrow[\hat{a}_{1,k+L_1}, \hat{a}_{2,k+L_1}]{\mathbf{y}_k} \mathbf{s}_k$$

截止到时刻 K , 上式似然概率可写为

$$\begin{aligned} p\left(\frac{\mathbf{Y}}{\Phi}, \mathbf{G}\right) &= p(\mathbf{y}_{0:K} | \hat{a}_{1,0:K+L_1}, \hat{a}_{2,0:K+L_1}, \mathbf{g}_{1,k}, \mathbf{g}_{2,k}) \\ &= \prod_{k=0}^K p(\mathbf{y}_k | \hat{a}_{1,k}, \hat{a}_{2,k}, \mathbf{g}_{1,k}, \mathbf{g}_{2,k}) \\ &= F \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{k=0}^K \|\mathbf{y}_k - \mathbf{g}_{1,k}^T \hat{a}_{1,k} - \mathbf{g}_{2,k}^T \hat{a}_{2,k}\|^2\right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $F = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$ 。根据式(6)可定义 k 时刻的分支路径度量为

$$\lambda(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) = \left|e(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k)\right|^2 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} e(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) &= \mathbf{y}_k - \mathbf{g}_{1,k}^T \hat{a}_{1,k}(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) - \\ &\quad \mathbf{g}_{2,k}^T \hat{a}_{2,k}(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\hat{a}_{i,k}(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k)$ 是网格状态转移 $(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k)$ 对应的第 i 路信号的符号序列。对每一状态 \mathbf{s}_k , 执行下面的最小化操作来得到累计路径度量

$$\Gamma(\mathbf{s}_k) = \min_{\phi_{k+L_1}} \left(\Gamma(\mathbf{s}_{k-1}^{\phi_{k+L_1}} | \mathbf{s}_k) + \lambda(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) \right) \quad (9)$$

其中, $(\mathbf{s}_{k-1}^{\phi_{k+L_1}} | \mathbf{s}_k)$ 表示 k 时刻输入符号对 $\phi_{k+L_1} = (\hat{a}_{1,k+L_1}, \hat{a}_{2,k+L_1})$ 时能达到状态 \mathbf{s}_k 的所有 $k-1$ 时刻状态。在每条留存路径上根据其对应的符号序列进行参数估计, 并将参数估计值用于下一时刻分支路径度量的计算。

综上所述, 基于最大似然类单通道盲分离算法可描述如下。

Step1 设置时刻 $k=0$, 分离序列符号长度 K , 设定初始状态 \mathbf{s}_0 , 将累积路径度量 $\Gamma(\mathbf{s}_0)$ 初始化为 0, 信道初始响应为 $\mathbf{g}_{1,0}$ 和 $\mathbf{g}_{2,0}$ 。

Step2 根据输入符号对 $(\hat{a}_{1,k+L_1}, \hat{a}_{2,k+L_1})$ 的 M^2 种不同取值从每一留存路径扩展出 M^2 条分支, 根据式(7)计算分支度量 λ , M 为调制阶数。

Step3 对会聚到每个状态的 M^2 条分支路径, 根据式(9)计算累积路径度量, 保留最小度量路径。更新状态 $(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k)$, 若 $k < K$, $k=k+1$, 返回 Step2, 否则分离结束, 执行 Step4。

Step4 根据最优路径输出每一时刻符号对 $(\hat{a}_{1,k=0:K}, \hat{a}_{2,k=0:K})$ 。

3.2 符号速率不同 PCMA 信号分离算法

针对符号速率不同的 PCMA 混合信号, k 时刻 2 路信号输入更新符号不同步, 导致不能确定下一时刻状态网格转移形式, 3.1 节状态转移网格图不再适用, 即不能确定 Step2 中 k 时刻输入符号对是否同步更新。但是经过具体分析, 状态转移存在着一定规律。定义 2 路信号分量符号速率分别为 fd_1 与 fd_2 , 且 $fd_1 > fd_2$, 本文以大符号速率信号 2 倍过采样接收信号 \mathbf{y}_k 为例, 即采样速率 $f_s = 2fd_1$, $\mathbf{y}_k = [y_k, y_{k+\frac{1}{2}}]^T$, 则 k 时刻网格更新存在 3 种状态。

Station1 针对采样点 y_k 和 $y_{k+\frac{1}{2}}$, k 时刻输入符号对为 $\phi_{k+L_1} = (\hat{a}_{1,K_1+L_1}, \hat{a}_{2,K_2+L_1})$, 状态从 \mathbf{s}_{k-1} 转移到 \mathbf{s}_k , 此时, $\mathbf{s}_{k-1} = [\hat{a}_{1,K_1-L_1:K_1+L_1-1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1:K_2+L_1-1}]$, $\mathbf{s}_k =$

$[\hat{a}_{1,K_1-L_1+1:K_1+L_1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1+1:K_2+L_1}]$; $\mathbf{s}_{k-1} \xrightarrow[\hat{a}_{1,K_1+L_1}]{y_k} \mathbf{s}_k$ 。

此时, 累计路径度量可按式(10)进行计算求得。

$$\Gamma(\mathbf{s}_k) = \min_{\phi_{k+L_1}} \left(\Gamma(\mathbf{s}_{k-1}^{\phi_{k+L_1}} | \mathbf{s}_k) + \lambda(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}_k) \right) \quad (10)$$

其中, ϕ_{k+L_1} 存在 M^2 种可能, 状态 \mathbf{s}_k 回溯状态为 \mathbf{s}_{k-1} 。

Station2 针对采样点 y_k 和 $y_{k+\frac{1}{2}}$, k 时刻输入

符号为 $\phi_{k+L_1} = (\hat{a}_{1,K_1+L_1})$, 即第 2 路 k 时刻与 $k-1$ 时刻第 2 个采样点共用一个状态网格。针对 $k-1$ 时刻, 输入符号仅为 \hat{a}_{1,K_1+L_1} , 根据其 M 种可能取值从每一留存路径扩展出 M 条分支, 状态从 \mathbf{s}_{k-1} 转移到 \mathbf{s}_k , 此时 $\mathbf{s}_{k-1} = [\hat{a}_{1,K_1-L_1:K_1+L_1-1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1:K_2+L_1-1}]$, $\mathbf{s}_k = [\hat{a}_{1,K_1-L_1+1:K_1+L_1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1:K_2+L_1-1}]$; $\mathbf{s}_{k-1} \xrightarrow[\hat{a}_{1,K_1+L_1}]{y_k} \mathbf{s}_k$ 。

将此时 \mathbf{s}_{k-1} 与 \mathbf{s}_k 代入式(10), 得到路径度量 $\Gamma(\mathbf{s}_k)$ 。

Station3 针对采样点, k 时刻第 1 个采样点输入符号为 $\phi_{k+L_1}^1 = (\hat{a}_{1,K_1+L_1})$, 状态从 \mathbf{s}_{k-1} 转移到 \mathbf{s}'_k , 此时有

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_{k-1} &= [\hat{a}_{1,K_1-L_1:K_1+L_1-1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1:K_2+L_1-1}] \\ \mathbf{s}'_k &= [\hat{a}_{1,K_1-L_1+1:K_1+L_1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1:K_2+L_1-1}] \end{aligned}$$

针对采样点 $y_{k+\frac{1}{2}}$, k 时刻第 2 个采样点输入符号为

$\phi_{k+L_2}^2 = (\hat{a}_{2,K_2+L_1})$, 状态从 \mathbf{s}'_k 转移到 \mathbf{s}_k , 此时, $\mathbf{s}_k = [\hat{a}_{1,K_1-L_1+1:K_1+L_1}, \hat{a}_{2,K_2-L_1+1:K_2+L_1}]$, 即第 2 路 k 时刻第 1 个采样点与 $k-1$ 时刻第 2 个采样点共用一个状态与输入符号; $\mathbf{s}_{k-1} \xrightarrow[\hat{a}_{1,K_1+L_1}]{y_k} \hat{\mathbf{s}}_k \xrightarrow[\hat{a}_{2,K_2+L_2}]{y_{k+\frac{1}{2}}} \mathbf{s}_k$ 。

此时路径度量分为 2 步求得, 首先计算更新状态 ($\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}'_k$) 时路径度量

$$\Gamma_1(\mathbf{s}_k) = \min_{\phi_{k+L_1}^1} \left(\Gamma(\mathbf{s}_{k-1}^{\phi_{k+L_1}^1} | \mathbf{s}'_k) + \lambda(\mathbf{s}_{k-1} \rightarrow \mathbf{s}'_k) \right) \quad (11)$$

计算更新状态 ($\mathbf{s}'_k \rightarrow \mathbf{s}_k$) 时路径度量

$$\Gamma_2(\mathbf{s}_k) = \min_{\phi_{k+L_2}^2} \left(\Gamma(\mathbf{s}'_k^{\phi_{k+L_2}^2} | \mathbf{s}_k) + \lambda(\mathbf{s}'_k \rightarrow \mathbf{s}_k) \right) \quad (12)$$

总体路径度量为

$$\Gamma(\mathbf{s}_k) = \Gamma_1(\mathbf{s}_k) + \Gamma_2(\mathbf{s}_k)$$

其中, $\phi_{k+L_1}^1$ 与 $\phi_{k+L_2}^2$ 分别存在 M 种可能, 状态 \mathbf{s}_k 回溯状态为 \mathbf{s}_{k-1} 。

由上述分析可知, DG-PSP 算法实现了符号速率为 fd_1 的第 1 路信号恢复, 而针对符号速率为 fd_2 的第 2 路信号, Station2 时 \mathbf{s}_k 与 \mathbf{s}_{k-1} 相同, 其 $k-1$ 时刻第 2 路恢复符号与 k 时刻相同。由此恢复出 2 路信号 $\{\hat{a}_{1,0:K}, \hat{a}_{2,0:K}\}$, 将其视为先验信息代入精确恢复过程。

下面, 对混合信号进行精确恢复, 初始化 $k=0$, 依旧按照 k 时刻 3 种输入状态进行分析。

针对 Station1, 令 $\bar{a}_{1,j} = \hat{a}_{1,j} (j = K_1 - L_1 : K_1 + L_1, j \neq K_1)$, $\bar{a}_{2,j} = \hat{a}_{2,j} (j = K_2 - L_1 : K_2 + L_1, j \neq K_2)$, $\bar{a}_{1,K_1} = 0$, $\bar{a}_{2,K_2} = 0$ 。

对于采样点 y_k 和 $y_{k+\frac{1}{2}}$, 遍历 k 时刻输入符号对 $\phi_k = (\bar{a}_{k+L_1}^m, \bar{a}_{k+L_1}^n), m, n = 1, 2, \dots, M$, 利用输入符号对分别重构 M^2 个接收样点 $\hat{y}_k^{m,n}$ 和 $\hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^{m,n}$, 得到 k 时刻输入符号对软信息

$$P\left(\bar{a}_{k+\frac{1}{2}}^m, \bar{a}_{k+\frac{1}{2}}^n\right) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^2} \cdot \exp\left(-\frac{\|y_k - \hat{y}_k^{m,n}\|^2 + \left\|y_{k+\frac{1}{2}} - \hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^{m,n}\right\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

令 $k=k+1$ 进行下一时刻解调。

针对 Station2, 与情况 1 类似, 仅调整初始化, 令 $\bar{a}_{1,j} = \hat{a}_{1,j} (j = K_1 - L_1 : K_1 + L_1, j \neq K_1)$, $\bar{a}_{2,j} = \hat{a}_{2,j} (j = K_2 - L_1 - 1 : K_2 + L_1 - 1, j \neq K_2 - 1)$, $\bar{a}_{1,K_1} = 0$, $\bar{a}_{2,K_2-1} = 0$ 。

对于采样点 y_k 和 $y_{k+\frac{1}{2}}$, 遍历 k 时刻输入符号对 $\phi_k = (\bar{a}_{1,K_1}^m, \bar{a}_{2,K_2-1}^n), m, n = 1, 2, \dots, M$, 利用输入符号对分别重构 M^2 个接收样点 $\hat{y}_k^{m,n}$ 和 $\hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^{m,n}$, 得到 k 时刻输入符号对软信息

$$P\left(\bar{a}_{1,K_1}^m, \bar{a}_{2,K_2-1}^n\right) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^2} \cdot \exp\left(-\frac{\|y_k - \hat{y}_k^{m,n}\|^2 + \left\|y_{k+\frac{1}{2}} - \hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^{m,n}\right\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

令 $k=k+1$, 进行下一时刻解调。

针对 Station3, 令 $\bar{a}_{1,j} = \hat{a}_{1,j} (j = K_1 - L_1 : K_1 + L_1, j \neq K_1)$, $\bar{a}_{2,j} = \hat{a}_{2,j} (j = K_2 - L_1 : K_2 + L_1, j \neq K_2)$, $\bar{a}_{1,K_1} = 0$, $\bar{a}_{2,K_2} = 0$ 。

对于采样点 y_k ，遍历 k 时刻输入符号 $\phi_k = (\bar{a}_{1,K_1}^m), m=1,2,\dots,M$ ，利用输入符号重构 M 个接收样点 \hat{y}_k^m ，同时对于采样点 $y_{k+\frac{1}{2}}$ 以及输入符号 (\bar{a}_{1,K_1}^m) ，遍历 k 时刻输入符号 $\phi'_k = (\bar{a}_{2,K_2}^n), n=1,2,\dots,M$ ，利用输入符号对重构 M 个接收样点 $\hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^n$ 得到 k 时刻输入符号对软信息

$$p(\bar{a}_{1,K_1}^m, \bar{a}_{2,K_2}^n) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^2} \cdot \exp\left(-\frac{\|y_k - \hat{y}_k^m\|^2 + \|y_{k+\frac{1}{2}} - \hat{y}_{k+\frac{1}{2}}^n\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

令 $k=k+1$ ，进行下一时刻解调。

因此，结束第 1 路符号恢复后，需要进行信号重构抵消来恢复第 2 路信号。利用恢复出来的 2 路信号软信息 $p(\bar{a}_{1,k}^m, \bar{a}_{2,k}^n)$ 代入交互信息传递模块。

3.3 交互信息传递

迭代分离算法中解调和译码之间以比特的对数似然比^[13] (LLR, log-likelihood ratio) 形式传递软信息，即解映射过程。3.2 节所述 k 时刻输入符号对软信息为 $p(\bar{a}_{1,K_1}^l, \bar{a}_{2,K_2}^{l'})$ ，其中， $\bar{a}_{1,K_1}^l, \bar{a}_{2,K_2}^{l'} \in \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 表示 M^2 种可能的发送符号，每一种可能发送符号代表了 $\text{lb}M$ bit 发送信息。这里只以第 1 路发送信息为例， k 时刻发送符号 \bar{a}_{1,K_1}^c 的第 c 个比特记为 \bar{a}_{1,K_1}^c ($c=1,2,\dots,\text{lb}M$ ， \bar{a}_{1,K_1} 有 M 种可能性 \bar{a}_{1,K_1}^i ， $i=1,\dots,M$)，则其 LLR 为

$$L(\bar{a}_{1,K_1}^c) = \ln \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{\bar{a}_{1,K_1}^{i,c}=1} p(\bar{a}_{1,K_1}^i, \bar{a}_{2,K_2}^j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{\bar{a}_{1,K_1}^{i,c}=0} p(\bar{a}_{1,K_1}^i, \bar{a}_{2,K_2}^j)} \quad (16)$$

利用 $\ln \sum_i \exp(x_i) \approx \max_i(x_i)$ 的近似以及后验概率关系简化 k 时刻发送符号第 c 个比特 LLR，接下来，进行归一化得到该比特软信息为

$$p(a_{1,K_1}^c = 1) = \frac{1}{1 + L(a_{1,K_1}^c)^{-1}} \quad (17)$$

$$p(a_{1,K_1}^c = 0) = 1 - p(a_{1,K_1}^c = 1) \quad (18)$$

式(17)、式(18)为译码过程初始化提供了先验信息。

利用 LDPC 译码先验软信息得到译码软信息，利用交互信息反向生成符号软信息 $p'(\bar{a}_{1,K_1}^m, \bar{a}_{2,K_2}^n)$ ，代入最大似然类解调算法，将式(7)改写为

$$\lambda(s_{k-1} \rightarrow s_k) = -\frac{1}{2\sigma^2} |e(s_{k-1} \rightarrow s_k)|^2 + q \ln p'(\bar{a}_{1,K_1}^m, \bar{a}_{2,K_2}^n) \quad (19)$$

其中， σ^2 为噪声方差， q 为缩放因子，随着迭代次数的增加逐渐增大，即完成信息交互传递。

3.4 DG-PSP 算法步骤

至此，根据算法流程如图 1 所示，可得到 DG-PSP 算法步骤如下。

Step1 对于接收混合信号完成参数估计，估计 2 路信号的频偏 f_i 、幅度 h_i 、初相 φ_i 和时延 τ_i ，完成信道重构。

Step2 针对小符号周期信号分量整数倍采样，利用最大似然类算法根据最小路径度量 $\Gamma(\mathbf{s})$ 得到估计符号序列 $(\hat{a}_{1,k=1,2,\dots}, \hat{a}_{2,k=1,2,\dots})$ 。

Step3 利用估计符号序列进行精确恢复，得到每一时刻输入符号对软信息 $p(\bar{a}_{1,k=1,2,\dots}^m, \bar{a}_{2,k=1,2,\dots}^n)$ 。

Step4 利用符号软信息 $p(\bar{a}_{1,k=1,2,\dots}^m, \bar{a}_{2,k=1,2,\dots}^n)$ 进行 LLR 信息交互传递，得到比特软信息 $p(a_{1,k=1,2,\dots}^c)$ 。

Step5 由比特软信息译码得到译码软信息，若达到迭代次数上限输出译码硬判决结果，迭代恢复算法结束；否则，返回 Step2，利用交互信息反向生成符号软信息 $p'(\bar{a}_{1,k=1,2,\dots}^m, \bar{a}_{2,k=1,2,\dots}^n)$ ，代入式(19)完成外信息增益，提高下一次迭代恢复性能。

3.5 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。

本文在 PSP 算法基础上提出 DG-PSP 算法，其算法复杂度与 PSP 算法相当。在不考虑编码的情况下，分离算法的计算复杂度主要来自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，复杂度主要集中在 3.4 节所示 Step2 与 Step3。其中，Step2 需要的实数加法和实数乘法次数分别约为 $M^{2L}(8L+1)$ 和 $M^{2L}(8L+2)$ ，其中， M 为调制阶数， L 为信道响应长度，Step3 则需实数加法和实数乘法次数分别约为 $M^2(8L+1)$ 和 $M^2(8L+2)$ ；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 $M^{2(L-1)}(12L+2)$ 。

4 仿真实验与分析

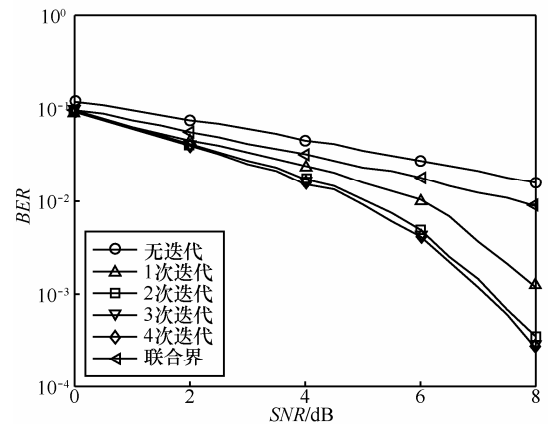
针对不同符号速率 PCMA 信号进行算法仿真，仿真条件设置为：等效的信道滤波器采用滚降系数为 0.35 的平方根升余弦脉冲，2 路信号频偏 f_1 、 f_2 为零，相偏 θ_1 和 θ_2 在 $[-\pi, \pi]$ 内随机选取，时延 τ_1 和 τ_2 在 $[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}]$ 内随机选取，2 路符号速率分别为 $fd_1=2\ 776\ 160$ Baud， $fd_2=2\ 220\ 928$ Baud，采样频率 $f_s=8fd_1$ 。蒙特卡罗实验次数 $M=100$ ，每帧发送数据长度 2 964 bit，缩放因子 q 取 0.5，采用码率 $\frac{2}{3}$ 、码长 648 bit 的 LDPC 编码。

4.1 算法性能仿真

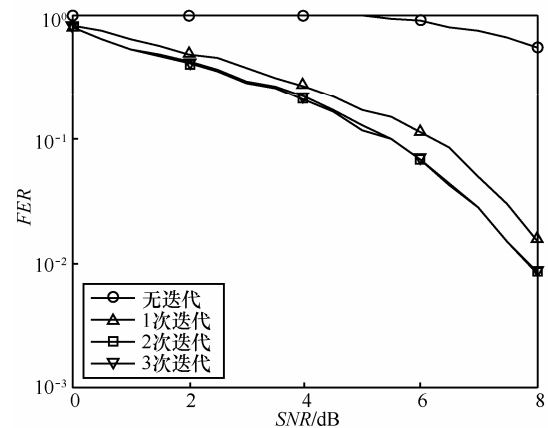
若 2 路信号分量幅度比 $\frac{h_1}{h_2}=0.9$ ，图 2 给出了本文算法解调误比特率 (BER) 与误帧率 (FER) 随信噪比的变化曲线。文献[14]中，同频 MPSK 调制信号的单通道盲分离性能界与理想情况下的 Viterbi 符号估计结果吻合得很好，尤其在混合信号信噪比较高的情况下，表明该性能界可作为衡量盲分离性能的标准。实验 1 中将此性能界与本文方法做了比较，由图 2(a)可见，本文算法解调误比特率随信噪比的增加近似呈线性下降，且较为接近分离性能界。然而，当采用迭代处理时，相比无迭代在误比特率 10^{-2} 数量级上经过 1 次迭代就能获得 2 dB 的信噪比增益，经过 2 次迭代则有近 3 dB 的信噪比增益。可见迭代过程将译码软信息高效地转化为了外信息增益，提升了后端解调能力。由图 2(a)还可以看到，超过 2 次后分离误比特率随着迭代次数的增加降低不再明显，分析原因，此时迭代过程译码软信息提供增益已达饱和，信道本身对传输信号损失不可再恢复，考虑到每一次迭代运算的复杂度，利用本文算法对不同符号速率 PCMA 信号进行恢复时，可选迭代次数 2 次，本文后续仿真也将迭代次数上限设为 2。

图 2(b)给出了相同参数条件下本文算法解调误帧率 (FER) 随信噪比变化曲线，其变化趋势与图 2(a)形式吻合。综合图 2(a)与图 2(b)可见，

高信噪比下迭代处理对本文算法性能提升较低信噪比明显，8 dB 时 1 次迭代处理可使 BER 与 FER 分别提升 1 个与近 2 个数量级，而 0 dB 时迭代处理对算法性能提升不明显，这是因为低信噪比下输入译码软信息错误多，接近或超过 LDPC 译码门限所致。



(a) BER随SNR变化曲线



(b) FER随SNR变化曲线

图2 本文算法性能

4.2 参数设置对分析性能影响

信道参数准确估计情况下，2 路分量参数差异为影响本文算法性能最大的因素，其中 2 路信号分量幅度比为信道参数差异关键。同样针对 BPSK 调制的 PCMA 信号，考虑幅度比 $\frac{h_1}{h_2}$ 分别为 0.8、0.9 和 1 的情况，图 3 给出了 3 种情况下本文算法 BER 与 FER 随信噪比变化曲线。

从图 3 可以看到，本文算法性能随着幅度差异变大明显提升。考虑经 1 次迭代处理情况，随着 2 路信号分量幅度比值 $\frac{h_1}{h_2}$ 由 1:1 增大到 1:0.9，信噪比 7 dB 时算法 BER 由 10^{-2} 数量级降低至 10^{-3} 数量

级,同时, FER 也由 0.1 降低至 0.05。当 $\frac{h_1}{h_2}$ 继续增大到 1:0.8 时, BER 降低至 10^{-4} 数量级,同时 FER 降低至 0.01 左右。分析原因可知, 2 路信号分量幅度差异越大导致信道参数差异越大,因而信号分量相关性越弱,越容易实现分离。无迭代和迭代 2 次情况下分离曲线类似迭代 1 次情况,这里不再具体分析。同时可以看到,即使是在幅度比值 $\frac{h_1}{h_2}$ 为 1:1 情况下,本文算法依旧有较好的性能,无迭代情况 BER 可达 10^{-2} 数量级 (6 dB)。

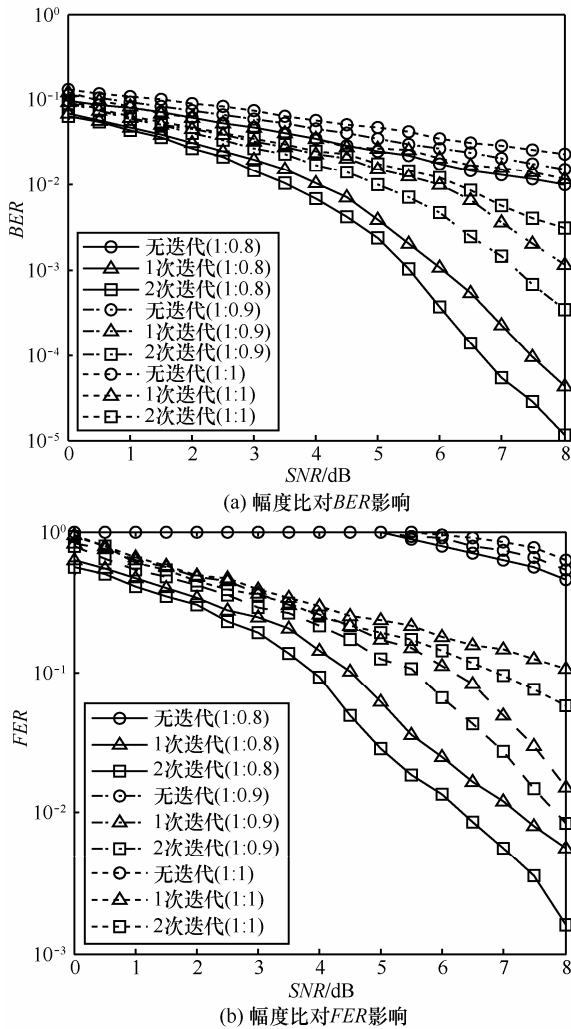


图 3 幅度比对算法性能影响

4.3 参数估计误差对分离性能影响

信道参数未准确估计情况下,考虑本文算法性能影响因素,由第 3.2 节分析可知,最大似然类算法依赖信道参数估计指导信道重构,因此,参数估计准确性会对算法性能产生一定影响,误差较大时

甚至会使算法失效。鉴于此,将利用参数估计的相对误差来衡量参数估计精度,进而研究各参数估计误差对算法性能影响,仿真信号同样为 BPSK 调制方式。

图 4-图 6 分别给出了不同迭代次数下信号时延估计相对误差、相偏估计相对误差以及幅度衰减估计相对误差对解调算法性能影响的曲线。从图 4 与图 5 中可以看出,算法对相偏与时延估计误差敏感,相偏估计误差在 0.2 以内时, BER 与 FER 随着估计误差增加缓慢变大;而当相偏估计误差超过 0.3 后,算法性能急剧下降,当相偏误差超过 0.4 时,算法基本失效。时延估计误差对算法性能影响更大,当相对误差超过 0.1 后,算法性能急剧下降,达到 0.3 时 BER 较无偏差增加近 1 个数量级,同时迭代处理失效。分析原因可知,相偏估计误差与时延估计误差非线性地改变了原有信道各抽头系数的相对值,导致以最大似然为基准的双网格算法失效。

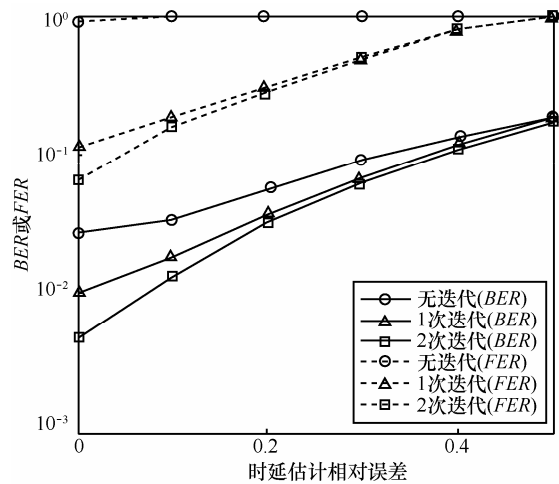


图 4 时延估计相对误差对算法性能影响

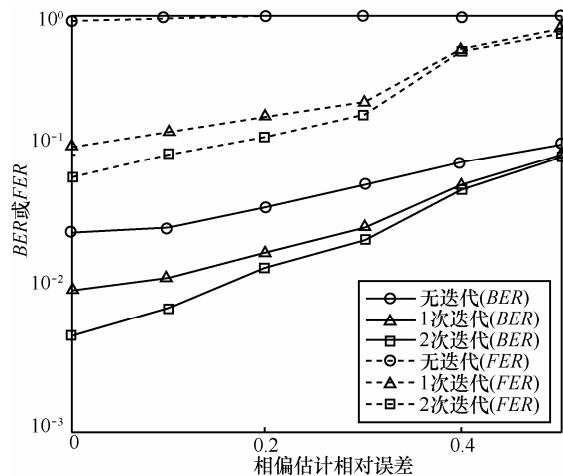


图 5 相偏估计相对误差对算法性能影响

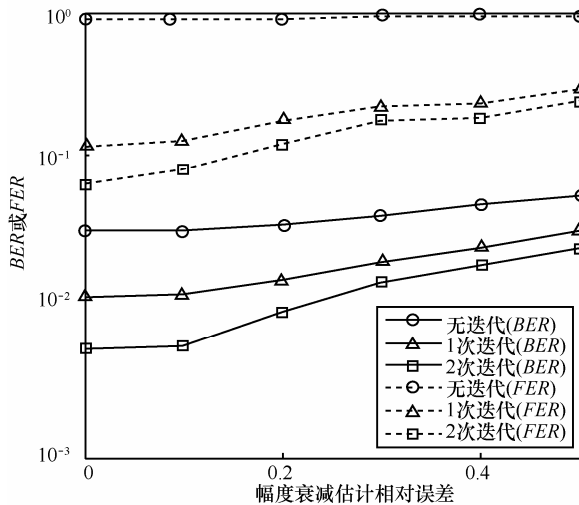


图 6 幅度衰减估计相对误差对算法性能影响

由图 6 可以看出，算法对幅度衰减估计相对误差并不敏感，估计误差在 0.5 时依旧有较好的分离性能。这是由于幅度衰减估计误差仅仅线性地改变了信道各抽头系数绝对值，而没有改变相对值，分离算法依旧没有被破坏所致。由本节仿真图还可以看到，当 3 个参数估计误差较小时，通过迭代能分别将 BER 与 FER 提升近 1 个数量级，而当参数估计误差较大时，迭代处理对算法性能提升不明显。

4.4 QAM 调制 PCMA 混合信号分离性能

本文迭代结构适用于 MPSK 与 QAM 调制 PCMA 混合信号盲分离，在 4.1 节的仿真条件下，图 7 给出 DG-PSP 算法针对 2 路 4QAM 混合的不同符号速率 PCMA 信号分离性能曲线。

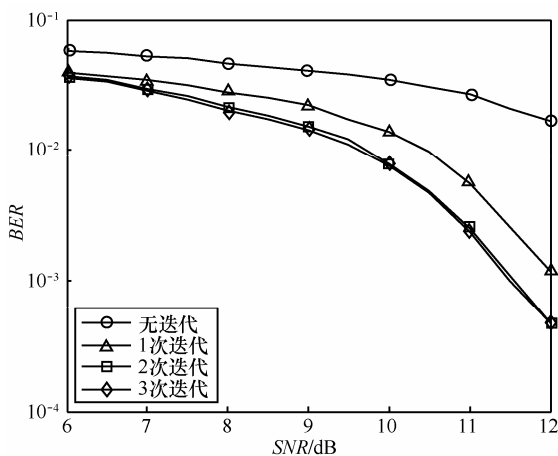


图 7 4QAM 调制 PCMA 混合信号分离性能

由图 7 可以看出，本文算法针对 4QAM 调制不同符号速率 PCMA 混合信号同样具有良好的分离性能，解调误比特率随信噪比的增加近似呈线性下

降。采用迭代处理时，相比无迭代在误比特率 10^{-2} 数量级上经过一次迭代就能获得 2 dB 的信噪比增益，经过 2 次迭代则有近 3 dB 的信噪比增益，且迭代次数超过 2 次后分离性能提升不明显，其原因类似于 4.1 节性能分析，这里不再赘述。同时可以看到，4.1 节中 BPSK 调制混合信号相比 4QAM 调制混合信号在相同算法分离性能下有近 6 dB 的信噪比增益，这是由于 4QAM 调制相位集为 BPSK 调制的 2 倍，在加大复杂度的同时抗噪性能减弱所致。

5 结束语

本文 DG-PSP 算法较好地解决了不同符号速率 PCMA 信号盲分离问题，同时为不同符号速率单通道混合信号盲分离问题提供了一个很好的思路，所构建的双网格迭代分离结构也适用于其他最大似然类算法（如 Gibbs 算法）。本文针对 BPSK 信号进行算法仿真，但对于 MPSK 或 QAM 调制信号仍旧适用，算法复杂度与 PSP 算法相当。同时，本文迭代分离译码结构同样适用于卷积码、TPC 码等其他编码方式下的 PCMA 信号盲恢复问题。

参考文献：

- [1] DANKBERG M. Paired carrier multiple access (PCMA) for satellite communication[C] //Pacific Telecommunications Conference. Honolulu, Hawaii, 1998:787-791.
- [2] 付迪, 高勇. 非对称 PCMA 卫星信号的截获方法[J]. 现代电子技术, 2007,7(7):28-30.
FU D, GAO Y. Signal interception method for asymmetric PCMA satellite communication system[J]. Modern Electronic Technique, 2007, 7(7):28-30.
- [3] 万坚, 许华, 朱中梁. 基于独立分量分析的成对载波多址分离新算法[J]. 通信学报, 2006, 27(8): 41-44.
WAN J, XU H, ZHU Z L. Separation algorithm of paired carrier multiple access based on independent component analysis[J]. Journal on Communications, 2006,27(8): 41-44.
- [4] LIU K, LI H, DAI X, et al. Single channel blind separation of cofrequency MPSK signals[C]// Proc Commu Internet and Information Technology. 2006: 42- 46.
- [5] TU S L, CHEN S H, ZHENG H, et al. Particle filtering based single-channel blind separation of co-frequency MPSK signals[C]// Proceedings of 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Xiamen, 2007: 582- 585.
- [6] TU S L, CHEN S H, ZHENG H, et al. On the performance of single-channel blind separation of two co-frequency MPSK signals[C]//2007 IEEE Region 10 Conference TENCN. 2007: 1- 4.
- [7] TU S L, ZHENG H, GU N. Single-channel blind separation of two QPSK signals using per-survivor processing[C]//IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems. 2008: 473- 476.
- [8] 杨勇, 张冬玲, 彭华, 等. 利用 Gibbs 采样的同频混合信号单通道

- 盲分离[J]. 通信学报, 2015,36(4): 156-162.
 YANG Y, ZHANG D L, PENG H, et al. Single-channel blind separation of co-frequency modulated signals based on Gibbs sampler[J]. Journal on Communications, 2015,36(4): 156-162.
- [9] 杨勇, 张冬玲, 彭华, 等. 单通道高阶调制线性混合信号的频偏估计[J]. 电子学报, 2015, 43(1): 160-165.
 YANG Y, ZHANG D L, PENG H, et al. Frequency offset estimation in single-channel linear mixture of high-order modulated signals[J]. Acta Electronica Sinica, 2015,43(1):160-165.
- [10] 芮国胜, 徐彬, 张嵩. 单通道混合信号的幅度估计算法[J]. 通信学报, 2011, 32(12): 82-87.
 RUI G S, XU B, ZHANG S. Amplitude estimation algorithm for single channel mixing signals[J]. Journal on Communications, 2011, 32(12): 82-87.
- [11] 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.
- [12] 廖灿辉, 周世东, 朱中梁. 基于最大似然的同频混合信号联合定时估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010,32(6): 1121-1124.
 LIAO C H, ZHOU S D, ZHU Z L. ML-based joint timing estimation algorithm for co-frequency signals[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010,32(6): 1121-1124.
- [13] 张冬玲, 张君, 李静, 等. 一种基于 Turbo 迭代处理实现 PCMA 信号盲恢复算法[J]. 武汉大学学报(理学版), 2011,57(5): 383-388.
 ZHANG D L, ZHANG J, LI J, et al. A blind data recovery of PCMA signals based on the Turbo iterative processing[J]. Journal of Wuhan University(Natural Science Edition), 2011,57(5): 383-388.
- [14] 廖灿辉, 万坚, 周世东. 两同频调制信号混合单通道盲分离的性能

界[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(10): 1646-1650.

LIAO C H, WAN J, ZHOU S D. Single-channel blind separation performance bound of two co-frequency modulated signals[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2010, 50(10): 1646-1650.

作者简介:



郭一鸣(1990-), 男, 河北邢台人, 解放军信息工程大学博士生, 主要研究方向为通信信号处理、信号逆向分析等。

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。

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。

魏雪娟(1988-), 女, 河南兰考人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为通信信号处理等。

王浩(1987-), 男, 河南信阳人, 解放军 61081 部队助理工程师, 主要研究方向为卫星导航信号接收处理、抗干扰等。