

# 平坦衰落信道下基于变分贝叶斯的多天线信号联合符号检测算法

张凯<sup>①</sup> 田瑶<sup>②</sup> 谢云鹏<sup>①</sup> 刘翼<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(中国洛阳电子装备试验中心 洛阳 471000)

<sup>②</sup>(96862部队 洛阳 471000)

**摘要:** 该文针对平坦衰落信道下存在信道参数差异的多天线接收信号联合参数估计和符号检测问题, 提出一种基于变分贝叶斯的联合处理算法。算法直接利用多个接收数据流进行信息符号的估计, 抑制传统信号合成与解调解耦处理带来的性能损失。将问题建模为已知多组观测数据条件下发送符号、信道传输时延、信道增益和噪声功率的联合最大后验估计问题。基于变分贝叶斯理论对该最大后验进行近似求解, 在相对熵最小化的准则下, 推导得到了各个待估参数解析形式的近似后验分布——变分分布。所提算法无需计算各参数精确的点估计值, 而是采用信道参数和信息符号变分分布迭代处理的方式进行联合求解。仿真结果表明, 所提算法通过多信号、多参数的联合处理能够获得优于经典解耦处理和部分联合处理技术的系统误码率性能, 且在接收天线数目较多和观测数据长度较短时性能优势体现更加明显。

**关键词:** 多天线组阵; 平坦衰落; 联合处理; 变分贝叶斯

中图分类号: TN92; TN911.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)09-2096-09

DOI: 10.11999/JEIT180073

## Joint Symbol Detection Algorithm for Multi-antenna Signals over Flat-fading Channels Based on Variational Bayes

ZHANG Kai<sup>①</sup> TIAN Yao<sup>②</sup> XIE Yunpeng<sup>①</sup> LIU Yi<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Luoyang Electronic Equipment Test Center of China, Luoyang 471000, China)

<sup>②</sup>(96862 Troops, Luoyang 471000, China)

**Abstract:** For the issue of joint parameter estimation and symbol detection for multi-antenna signals with channel parameters difference over flat-fading channels, a new joint processing scheme is proposed based on the Variational Bayes (VB) method. The proposed scheme uses directly multiple received signals for the estimation of information symbols, restraining the information loss in conventional decoupled scheme of signals combination and demodulation. The problem is modeled as the joint Maximum *A Posteriori* (MAP) estimation of information symbols, time-delays, complex channel gains, and noise powers, given multiple observations, and approximately solved by means of VB approach. Based on the criterion of minimum relative entropy, analytical-form of the approximate distributions, i.e., variational distributions, for all unknown parameters are derived. There is no need to determine accurate point estimates of the parameters. Instead, the proposed scheme proceeds iteratively by alternating between the variational distributions of channel parameters and the information symbols. Simulation results show that the proposed joint processing scheme has significant performance improvements in comparison with conventional decoupled or partly joint processing schemes especially with large array sizes and short signal lengths.

**Key words:** Multi-antenna arraying; Flat-fading; Joint processing; Variational Bayes

### 1 引言

在无线通信系统中, 作为提升系统可靠性和有

效性的重要手段, 多天线组阵技术被广泛应用于深空探测<sup>[1,2]</sup>、无线传感网<sup>[3]</sup>、移动通信<sup>[4-7]</sup>等领域, 其利用处于空间不同位置的多幅天线对同一目标信号进行接收, 以获得优于单天线的处理性能。现有多天线组阵系统中, 多采用先合成后解调的处理结构, 主要有符号流合成和波形合成两种<sup>[8]</sup>。在符号流合成结构中, 各接收单元独立完成符号定时和载

收稿日期: 2018-01-19; 改回日期: 2018-06-27; 网络出版: 2018-07-12

\*通信作者: 张凯 zk\_xxgc@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61501517)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61501517)

波同步，并计算各支路信号的最优加权值，对符号速率采样信号进行加权合并。基于波形的合成处理采用先合成后同步的处理架构，其不进行单路信号的同步操作，而是首先对多个过采样信号流进行合成，由于合成信号质量得到提升，降低了后端同步和符号检测的难度。在合成之前首先对不同路信号进行校准，通常基于参数差异估计与补偿实现，相比于同步技术，参数差异估计通常可以在更低的信噪比下完成。目前，基于波形合成的处理结构因其更低的信噪比门限和更广泛的适用性成为研究的重点，其中的关键问题是信号间参数差异估计和权值估计技术。围绕如何提升信号间参数估计精度，文献[9~12]分别给出了信号间时延差、相位差和权值的多路联合估计算法，文献[13]则利用合成信号作为参考，提出了时延和相位联合校准技术。相比于传统两路时延差/相位差估计技术和单路权值估计技术，其利用多路信号承载信息的同一性，通过多路联合有效降低了信号处理的信噪比门限，改善了参数估计性能。但是，在上述结构[9~13]中，符号检测均是针对合成信号进行的，由于噪声的存在，不可避免地存在参数差异估计和权值估计误差，直接对存在参数差异的多个信号相加会使多个独立数据流携带的信息受到无法恢复的损失，在低信噪比、短数据条件下，当参数差异估计误差较大时，该现象愈发明显。在信号合成之前，直接利用多个接收信号进行信息符号的提取无疑是更好的选择。

本文提出了一种基于变分贝叶斯(Variational Bayes, VB)的多天线信号联合参数估计和符号检测方法，拟突破传统先合成再解调的处理结构。所提算法直接利用多个接收数据流进行信息符号的估计，抑制了多天线组阵系统中合成与解调解耦处理带来的性能损失。将问题建模为已知多组观测数据条件下发送符号、信道传播时延、信道增益和噪声功率的联合最大后验估计问题，从理论上推导得到了各个待估未知参数解析形式的变分分布表达式。所提算法无需计算各参数精确的点估计值，而是采用信道参数和信息符号变分分布迭代处理的方式进行联合求解。与现有解耦处理和部分联合处理技术相比，所提算法在天线数目较多和观测数据长度较短时具有明显性能优势。

## 2 信号模型及联合求解技术

考虑单输入多输出系统模型，采用 $P(P \geq 2)$ 个独立接收单元对同一目标信号进行接收，在平坦衰落信道且假设完美载波频率同步条件下，第 $p$ 个天线接收等效基带信号可表示为

$$r_p(t) = A_p \sum_{n=1}^N s_n g(t - nT - \tau_p) + z_p(t), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (1)$$

其中， $A_p = |A_p| e^{j\theta_p}$ 和 $\tau_p \in [0, \tau_{\max}]$ 分别表示第 $p$ 个信道的等效复增益和传输时延。 $\{s_n\}_{n=1}^N$ 为独立同分布的信息符号序列，且满足： $E(s_n) = 0$ ， $E(|s_n|^2) = 1$ ， $T$ 为符号周期。 $g(t)$ 为单位能量的根升余弦成型脉冲， $z_p(t)$ 为零均值加性复高斯白噪声，同一支路噪声的实部和虚部及不同路噪声间均相互独立。本文研究的多天线组阵与基于固定阵型的阵列处理技术不同，其对接收天线类型、天线布设位置没有特殊要求，且能够支持不同调制方式、不同带宽的信号。

基于最佳接收理论[14]，将各路接收信号通过与 $g(t)$ 对应的匹配滤波器后，在各自最佳抽样时刻进行符号间隔采样，得到一组判决的充分统计量： $x_{p,n}(\tau_p) = r_p(t) \otimes g^*(-t) \big|_{t=nT+\tau_p} = A_p s_n + v_{p,n}$ ，其中， $v_{p,n} = z_p(t) \otimes g^*(-t) \big|_{t=nT+\tau_p}$ 为第 $p$ 路噪声 $z_p(t)$ 与 $g^*(-t)$ 卷积输出的符号间隔采样序列。显然，不同采样点间相互独立，且均服从零均值复高斯分布，即 $p(v_p) = \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_p^2 \mathbf{I})$ ，其中， $v_p = [v_{p,1}, v_{p,2}, \dots, v_{p,N}]^T$ 为第 $p$ 路噪声序列矢量， $\mathbf{I}$ 为单位对角阵。信道传播时延已知时，各路采样序列不存在符号间干扰，可直接按照最大比合并准则[15]对各采样序列进行加权合并，最优权值为 $A_p^*/\sigma_p^2$ ，对合并结果进行判决可以得到最佳符号判决结果 $\hat{s}_n$ 。当信道参数未知时，为了获得最优的符号检测结果，需要对发送符号序列和信道参数进行联合求解，该问题可以建模为给定多组观测序列 $\{x_{p,n}(\tau_p)\}_{p=1}^P$ 条件下，发送符号、信道复增益、传输时延和噪声功率的联合后验的估计，由联合后验分布 $p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{x})$ 决定，其中， $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_P\}$ 为 $P$ 路接收信号匹配滤波输出采样的集合， $\mathbf{x}_p = [x_{p,1}(\tau_p), x_{p,2}(\tau_p), \dots, x_{p,N}(\tau_p)]^T$ ， $\boldsymbol{\theta} = [s^T, \mathbf{A}^T, \boldsymbol{\tau}^T, \boldsymbol{\Xi}^T]^T$ 表示所有待估未知参数的集合， $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 为信息符号矢量， $\mathbf{A} = [A_1, A_2, \dots, A_P]^T$ 为信道复增益矢量， $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_P]^T$ 为信道传输时延矢量， $\boldsymbol{\Xi} = [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_P^2]^T$ 为噪声方差矢量。该联合后验通常基于贝叶斯估计进行求解，目前主要有精确推理、最大后验(Maximum A Posteriori, MAP)、蒙特卡洛和变分推理4种主流计算方法[16]。精确推理的方法在复杂模型下通常很难求解，最大后验求解简单，但仅能获得使后验概率最大的未知参数的点估计值，容易引起较大的估计偏差，蒙特卡洛和变分贝叶斯基于更加复杂的模型对后验分布进行近似，变分贝叶斯计算局部近

似, 而蒙特卡洛对整个参数空间进行近似。对于多参数模型, 蒙特卡洛和变分贝叶斯更加适用<sup>[17]</sup>。由于蒙特卡洛需要大量的观测样本, 意味着更长的观测时间, 长的观测时间容易造成信道参数发生改变, 为了兼顾复杂度和估计的准确性, 本文选用变分贝叶斯对该问题进行求解。

### 3 基于变分贝叶斯的联合处理结构

#### 3.1 变分贝叶斯方法及近似联合最优解

正如前文所述, 变分贝叶斯构造一种简单可解的变分分布 $q(\boldsymbol{\theta})$ 来替代真实的后验分布 $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$ , 近似误差用Kullback-Leibler (KL)散度(或称为相对熵)来度量, KL散度计算表达式为

$$\begin{aligned} \text{KL}(q(\boldsymbol{\theta})\|p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})) &= \int q(\boldsymbol{\theta}) \ln \frac{q(\boldsymbol{\theta})}{p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})} d\boldsymbol{\theta} \\ &= \ln p(\mathbf{x}) - \int q(\boldsymbol{\theta}) \ln \frac{p(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta})}{q(\boldsymbol{\theta})} d\boldsymbol{\theta} \\ &= \ln p(\mathbf{x}) - \mathcal{L}(q(\boldsymbol{\theta})) \end{aligned} \quad (2)$$

由于 $\mathbf{x}$ 为确定性参数, 因此 $\ln p(\mathbf{x})$ 为固定值, 为了使KL散度最小, 只要对 $\mathcal{L}(q(\boldsymbol{\theta}))$ 最大化即可。借助平均场理论<sup>[17]</sup>, 可对 $q(\boldsymbol{\theta})$ 进行近似化解解:

$q(\boldsymbol{\theta}) \approx \prod_{n=1}^N q(s_n) \prod_{p=1}^P q(A_p) q(\tau_p) q(\beta_p)$ , 其中 $\beta_p = \sigma_p^{-2}$ 为噪声的精度参数。将 $q(\boldsymbol{\theta})$ 的近似拆解代入 $\mathcal{L}(q(\boldsymbol{\theta}))$ , 并对其进行最大化可以得到各个待估参数变分分布为:

$\ln q(\boldsymbol{\theta}_k) = \int q(\boldsymbol{\theta}_{-\theta_k}) \ln p(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta}_{-\theta_k} + C$ , 其中,  $\boldsymbol{\theta}_k \in \boldsymbol{\theta}$ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 的某一个子集,  $\boldsymbol{\theta}_{-\theta_k}$ 表示 $\boldsymbol{\theta}$ 中除了 $\boldsymbol{\theta}_k$ 以外的所有元素组成的集合, 常数 $C$ 为归一化因子, 目的是保证 $\int q(\boldsymbol{\theta}_k) d\boldsymbol{\theta}_k = 1$ 。由贝叶斯准则可知, 联合分布 $p(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta})$ 为似然函数 $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$ 和 $\boldsymbol{\theta}$ 先验分布的乘积,  $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$ 为多维复高斯分布。在贝叶斯模型中, 认为所有的未知参数都有一个先验概率 $p(\boldsymbol{\theta}_k)$ 。在求解之前, 需要结合各参数的特点对其先验分布进行合理假设。不失一般性, 假设各信道复增益相互独立且均为零均值复高斯分布, 即:

$p(\mathbf{A}|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{p=1}^P \mathcal{CN}(0, \alpha_p^{-1})$ , 其中,  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_P]^T$ 为信道系数方差的倒数, 称为超参数。给 $\boldsymbol{\alpha}$ 赋予不同的先验假设, 可以得到多个不同类型关于 $\mathbf{A}$ 的边缘分布<sup>[18]</sup>。在此遵循共轭先验准则(高斯分布精度参数的共轭为Gamma分布<sup>[17]</sup>), 令 $\alpha_p$ 先验分布为Gamma分布, 即:

$p(\alpha_p|\rho_p, \delta_p) = \mathcal{G}(\rho_p, \delta_p)$ , 其中,  $\rho_p$ 和 $\delta_p$ 为对应于 $\alpha_p$ 的Gamma分布的参数。同样依据共轭先验准则, 令噪声序列的精度参数 $\beta_p$ 先验分布为Gamma分布, 即:

$p(\beta_p|a_p, c_p) = \mathcal{G}(a_p, c_p)$ , 其中,  $a_p$ 和 $c_p$ 为对应于 $\beta_p$ 的Gamma分布的参数。实际中, 当 $\alpha_p$ 和 $\beta_p$ 先验信息缺失的情况下, 可将 $\rho_p, \delta_p, a_p$ 和 $c_p$ 的值设定为接近于零的常数, 此时,  $\alpha_p$ 和 $\beta_p$ 的先验假设称为无意义先验, 可以防止人为错误参数设置对估计结果带来影响。对于未知信道传输时延 $\tau_p$ , 则假设其在取值区间上服从均匀分布。最后, 由于发送符号 $s_n$ 为独立同分布的, 可令其先验分布为 $p\{s_n = s, \forall s \in \mathcal{S}\} = 1/|\mathcal{S}|$ ,  $|\mathcal{S}|$ 为发送信号字符集中元素的数目。

基于上述先验假设, 将 $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$ 和 $p(A_p|\alpha_p)$ 代入 $q(\boldsymbol{\theta}_k)$ 计算式, 舍弃与 $A_p$ 无关的项, 可以求得关于信道系数 $A_p$ 的变分分布形式为

$q(A_p) \propto \exp \left[ - \left( \bar{\beta}_p \sum_{n=1}^N (|s_n|^2) + \bar{\alpha}_p \right) |A_p|^2 - 2\Re \left( \bar{\beta}_p A_p^* \sum_{n=1}^N \bar{s}_n^* \int q(\tau_p) x_{p,n}(\tau_p) d\tau_p \right) \right]$  (3)

其中,  $\Re(\cdot)$ 表示取实部操作,  $\bar{s}_n = \sum_{s \in \mathcal{S}} s \cdot q(s_n = s)$ 和 $\langle |s_n|^2 \rangle = \sum_{s \in \mathcal{S}} |s|^2 \cdot q(s_n = s)$ 则分别表示 $s_n$ 和 $|s_n|^2$ 的变分后验均值,  $\bar{\beta}_p = \int q(\beta_p) \beta_p d\beta_p$ 则为 $\beta_p$ 的变分后验均值。可以明显看出,  $q(A_p)$ 为关于 $A_p$  2次型的指数形式, 其为高斯分布, 即:

$$q(A_p) \sim \mathcal{CN}(\mu_p, \lambda_p), \text{ 均值和方差分别为}$$

$\mu_p = \lambda_p \bar{\beta}_p \sum_{n=1}^N \bar{s}_n^* \int q(\tau_p) x_{p,n}(\tau_p) d\tau_p$  (4)

$\lambda_p = \left( \bar{\beta}_p \sum_{n=1}^N \langle |s_n|^2 \rangle + \bar{\alpha}_p \right)^{-1}$  (5)

同理, 可以计算出未知信道传输时延 $\tau_p$ 的变分分布形式为

$$q(\tau_p) = \frac{\exp \left[ -\bar{\beta}_p (\mathbf{x}_p^H \mathbf{x}_p - 2\Re(\mu_p \mathbf{x}_p^H \bar{\mathbf{s}})) \right]}{\int \exp \left[ -\bar{\beta}_p (\mathbf{x}_p^H \mathbf{x}_p - 2\Re(\mu_p \mathbf{x}_p^H \bar{\mathbf{s}})) \right] d\tau_p} \quad (6)$$

由于接收信号采样序列 $\mathbf{x}_p$ 为时延参数 $\tau_p$ 的函数, 二者呈现非线性关系, 无法求得 $\tau_p$ 变分分布的显式解, 该问题会在3.2节通过离散化数值计算进行求解。对于加性噪声的精度参数 $\beta_p$ , 很容易求得其变分分布仍为Gamma分布, 即:

$q(\beta_p) \sim \mathcal{G}(\tilde{a}_p, \tilde{c}_p)$ , 从而,  $\beta_p$ 的变分后验均值为:  $\bar{\beta}_p = \tilde{a}_p / \tilde{c}_p$ , 其中,  $\tilde{a}_p = N + a_p, \tilde{c}_p = \int q(\tau_p) (\mathbf{x}_p^H \mathbf{x}_p - 2\Re(\mathbf{x}_p^H \mu_p \bar{\mathbf{s}})) d\tau_p + (|\mu_p|^2 + \lambda_p) \sum_{n=1}^N \langle |s_n|^2 \rangle + c_p$ 。同理, 可以求得

其变分分布仍为Gamma分布, 即:  $q(\beta_p) \sim \mathcal{G}(\tilde{a}_p, \tilde{c}_p)$ , 从而,  $\beta_p$ 的变分后验均值为:  $\bar{\beta}_p = \tilde{a}_p / \tilde{c}_p$ , 其中,  $\tilde{a}_p = N + a_p, \tilde{c}_p = \int q(\tau_p) (\mathbf{x}_p^H \mathbf{x}_p - 2\Re(\mathbf{x}_p^H \mu_p \bar{\mathbf{s}})) d\tau_p + (|\mu_p|^2 + \lambda_p) \sum_{n=1}^N \langle |s_n|^2 \rangle + c_p$ 。同理, 可以求得

其变分分布仍为Gamma分布, 即:  $q(\beta_p) \sim \mathcal{G}(\tilde{a}_p, \tilde{c}_p)$ , 从而,  $\beta_p$ 的变分后验均值为:  $\bar{\beta}_p = \tilde{a}_p / \tilde{c}_p$ , 其中,  $\tilde{a}_p = N + a_p, \tilde{c}_p = \int q(\tau_p) (\mathbf{x}_p^H \mathbf{x}_p - 2\Re(\mathbf{x}_p^H \mu_p \bar{\mathbf{s}})) d\tau_p + (|\mu_p|^2 + \lambda_p) \sum_{n=1}^N \langle |s_n|^2 \rangle + c_p$ 。同理, 可以求得

$\alpha_p$  的变分后验分布也为 Gamma 分布，即： $q(\alpha_p) \sim \mathcal{G}(\tilde{\rho}_p, \tilde{\delta}_p)$ ，其中， $\tilde{\delta}_p = |\mu_p|^2 + \lambda_p + \delta_p$ ， $\tilde{\rho}_p = \rho_p + 1$ ，从而， $\alpha_p$  的变分后验均值为： $\bar{\alpha}_p = \tilde{\rho}_p / \tilde{\delta}_p$ 。对于源信号字符集  $\mathcal{S}$  中任一元素  $s$ ，可以求得  $s_n = s$  的概率为

$$q(s_n = s) = \left\{ \exp \left[ \sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \left( 2\Re \left( \mu_p s \int q(\tau_p) \cdot x_{p,n}^*(\tau_p) d\tau_p \right) - (|\mu_p|^2 + \lambda_p) |s|^2 \right) \right] \right\} / \left\{ \sum_{s \in \mathcal{S}} \exp \left[ \sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \left( 2\Re \left( \mu_p s \int q(\tau_p) \cdot x_{p,n}^*(\tau_p) d\tau_p \right) - (|\mu_p|^2 + \lambda_p) |s|^2 \right) \right] \right\} \quad (7)$$

进而可以计算出  $s_n$  变分后验 1/2 阶统计量。综上所述，本文推导得到了各个未知参数变分分布的计算表达式，各表达式相互依存，变分贝叶斯通过这些相互依存的估计式进行不断的迭代以获得最优解。算法收敛后，对  $q(s_n)$  进行最大化可以得到最终的符号硬判决结果  $\hat{s}_n$ 。其可分两步实现，首先对对数形式的变分分布求导，令该导数为零，即可以求得软符号估计表达式为

$$\tilde{s}_n = \frac{\sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \mu_p^* \int q(\tau_p) x_{p,n}(\tau_p) d\tau_p}{\sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p (|\mu_p|^2 + \lambda_p)}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

其中，分子部分对  $\tau_p$  的积分运算相当于不同时延值下匹配滤波输出信号  $x_{p,n}(\tau_p)$  的条件期望，不同时延值的条件概率则由变分分布  $q(\tau_p)$  确定，通过该积分运算完成了各路接收信号的时延补偿，使得不同路信号流在时延上对齐。 $\{\bar{\beta}_p \mu_p^*\}_{p=1}^P$  为各路信号的加权值，其一方面补偿信道相位失真，另一方面按照各路信号幅度和噪声功率之比进行加权合并，满足最大比合并准则，分母为归一化因子。算法收敛后，将求得的信道参数代入式(8)即可获得符号软信息，进而对  $\tilde{s}_n$  进行符号映射可以得到其硬判决输出  $\hat{s}_n$ 。

### 3.2 连续/离散变换近似解析解

为了求得  $\mu_p$ ， $\bar{\beta}_p$ ， $\bar{s}_n$  和  $\langle |s_n|^2 \rangle$ ，并得到最终符号判决结果  $\hat{s}_n$ ，需要计算匹配滤波输出信号  $x_{p,n}(\tau_p)$  关于时延参数  $\tau_p$  的积分。由于  $x_{p,n}(\tau_p)$  和  $\tau_p$  呈非线性关系，该积分运算通常没有解析解，直接计算将非

常困难，这里采用数值计算的方法对该积分进行近似求解。在时延域上以  $\Delta$  为间隔对时延参数  $\tau_p$  进行离散化，则任意关于  $\tau_p$  的函数关于  $\tau_p$  的积分可以近似表示为： $\int f(\tau_p) d\tau_p \approx \sum_m f(m\Delta) \Delta$ 。从而可以得到如式(9)~式(12)关于  $\mu_p$ ， $\bar{\beta}_p$ ， $q(s_n = s)$  和  $\bar{s}_n$  解析形式的近似估计表达式：

$$\mu_p \approx \lambda_p \bar{\beta}_p \sum_{n=1}^N \bar{s}_n^* \sum_m w_p^m x_{p,n}(m\Delta) \Delta \quad (9)$$

$$\bar{\beta}_p \approx (N + \rho_p) / \left\{ \sum_{n=1}^N \sum_m [w_p^m (|x_{p,n}(m\Delta)|^2 - 2\Re(\mu_p x_{p,n}^*(m\Delta) \bar{s}_n)) \Delta] + (|\mu_p|^2 + \lambda_p) \sum_{n=1}^N \langle |s_n|^2 \rangle + \delta_p \right\} \quad (10)$$

$$q(s_n = s) = \left\{ \exp \left[ \sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \left( 2\Re \left( \mu_p s \sum_m w_p^m \cdot x_{p,n}^*(m\Delta) \Delta \right) - (|\mu_p|^2 + \lambda_p) |s|^2 \right) \right] \right\} / \left\{ \sum_{s \in \mathcal{S}} \exp \left[ \sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \left( 2\Re \left( \mu_p s \sum_m w_p^m \cdot x_{p,n}^*(m\Delta) \Delta \right) - (|\mu_p|^2 + \lambda_p) |s|^2 \right) \right] \right\} \quad (11)$$

$$\tilde{s}_n \approx \frac{\sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p \mu_p^* \sum_m w_p^m x_{p,n}(m\Delta) \Delta}{\sum_{p=1}^P \bar{\beta}_p (|\mu_p|^2 + \lambda_p)} \quad (12)$$

式中， $\sum_m w_p^m x_{p,n}(m\Delta)$  可视为第  $p$  路匹配滤波输出信号以  $1/\Delta$  速率采样后离散采样点的加权平均，加权值为不同时刻的条件概率，由  $q(\tau_p)$  在  $\tau_p = m\Delta$  处的取值决定，即  $w_p^m = q(\tau_p) |_{\tau_p = m\Delta}$ 。对于该近似积分运算，需要考虑两个问题：时延值的取值范围和数值计算近似求解的精度。各路信号时延取值范围即  $\tau_p$  积分上下限的选取，从单路符号定时来讲， $\tau_p$  有效取值区间为一个符号周期，对于多天线组阵系统而言，信号间时延差取决于不同接收单元所处地理位置及接收信号入射角度，其取值范围很可能覆盖几十甚至上百个符号周期， $\tau_p$  的积分区间需要

综合考虑各路接收信号以便对承载相同信息序列的信号进行联合处理。而大的积分区间势必造成较大的计算量负担,取值过小则会影响系统性能。实际中,一方面可以利用接收单元空间位置信息对大的时延差进行预先的补偿,另一方面可以借助已有的时延差估计技术降低信号间时延差,由前人结论<sup>[13]</sup>,当信号间时延差大于0.5个符号周期后,信号间相关值将迅速降低,因此,利用经典估计技术对信号间时延差进行补偿,将其限定在一个符号周期通常较容易满足,即 $|\tau_i - \tau_j| \leq T$ ,  $i \neq j$ ,故可将积分区间设定为 $[0, 2T]$ 。对于第2个问题,  $\Delta$ 取值越小,近似误差越小。实际中,可令 $\Delta = T_s$ ,  $T_s$ 为信号采样间隔,从而 $x_{p,n}(m\Delta)$ 为匹配滤波输出的过采样序列,直接利用匹配滤波输出过采样信号进行计算,而无需精确时延参数的估计和信号样点的重构。

### 3.3 算法流程总结及初始值设定

本文所提多路联合处理方法采用信道参数和信息符号变分分布交替计算的迭代处理方式联合求解,并利用最终收敛结果进行符号判决,算法流程如表1所示。

表1 算法流程

步骤1	初始化相关参数 令 $i = 0$ , $\bar{s}_n = s_n^0$ , $\langle  s_n ^2 \rangle =  s_n^0 ^2$ , $\beta_p = 1$ , $w_p^m = 1/M$ , $\alpha_p = 1/P$ , $\rho_p = \delta_p = a_p = c_p = 10^{-10}$ ;
步骤2	计算各路信道复增益的变分后验均值 $\mu_p$ 和方差 $\lambda_p$ ;
步骤3	更新时延加权因子 $w_p^m$ ;
步骤4	计算 $\beta_p$ 的后验均值 $\bar{\beta}_p$ ;
步骤5	计算 $\alpha_p$ 的后验均值 $\bar{\alpha}_p$ ;
步骤6	计算符号序列的后验概率 $q(s_n = s)$ ,并进一步计算发送符号的1阶/2阶统计量 $\bar{s}_n$ 和 $\langle  s_n ^2 \rangle$ ;
步骤7	令 $i = i + 1$ ;
步骤8	若前后两次关于 $\bar{s}$ 的估计值误差小于 $10^{-6}$ 或 $i$ 大于20,则结束循环,否则重新从步骤2开始;
步骤9	利用收敛后得到的信道估计结果进行符号判决。

可以看出,算法的主干为基于变分贝叶斯的多参数联合估计,其不同信道参数及发送符号估计式之间交替迭代。在步骤8中,选择迭代次数20作为上限,目的是为了防止恶劣条件下迭代次数过多带来的计算量负担,该上限值20为经验值,可根据具体应用进行调整。为了获得较好的性能,需要给算法设定一个好的初始条件。在首次迭代之前,可采用已有波形合成加单路解调算法获得初始的符号检测结果 $s_p^0$ 。将各路信号时延权值设定为 $w_p^m = 1/(2M)$ ,即不同采样点等权相加,  $M = T/T_s$ 为过采样倍数。对于变分贝叶斯方法,初始状态值 $\beta_p = 1$ ,  $\alpha_p = 1/P$ 即可满足收敛要求<sup>[18]</sup>。

## 4 算法仿真及结果分析

本节通过仿真,对本文所提基于变分贝叶斯的多信号流联合参数估计和符号检测算法性能进行分析,并与经典方法进行对比。仿真条件如下:发送信号采用未编码的QPSK调制信号,发送端和接收端均采用根升余弦脉冲成型,滚降系数 $\alpha = 0.2$ 。仿真中,各信道系数独立产生,且均服从零均值方差为1的复高斯分布,各接收信号叠加等功率独立复高斯白噪声,从而,各路接收信号平均信噪比相等。各路信号传输时延相互独立,且满足任意两路信号时延差不超过一个符号周期,即 $|\tau_i - \tau_j| \leq T$ ,  $i \neq j$ 。

**仿真1 不同采样率下算法性能** 图1所示为不同采样率下所提算法误码率性能对比,信号采样间隔分别设定为 $T_s = T/2, T/4, T/8$ 和 $T/16$ ,观测信号数据段长度为 $N = 128$ 。图中同时给出了信道参数已知条件下系统误码率曲线(标注为理想曲线)作为参考基准。图1(a)、图1(b)分别为2天线和4天线接收模型下的仿真结果,图中,横坐标为单路信号平均每符号能量与噪声功率谱密度之比( $E_s/N_0$ ),纵坐标为系统平均误码率。从图中可以看出,采样

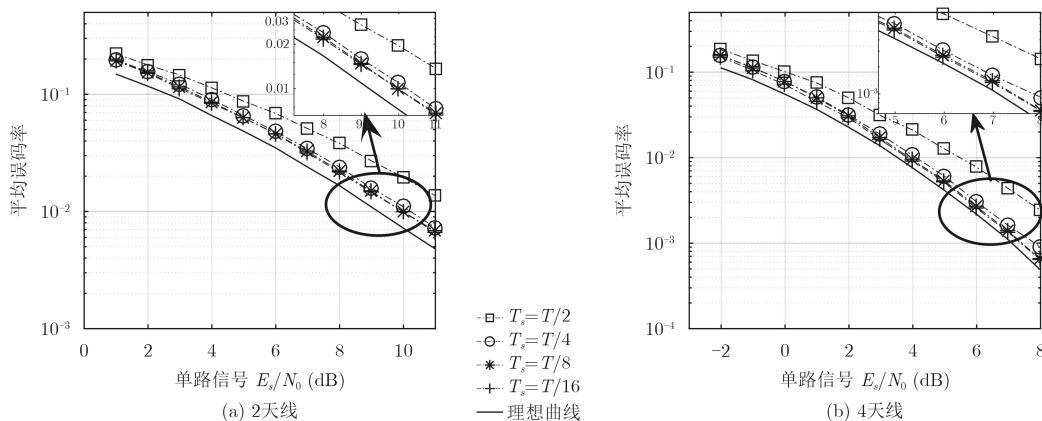


图1 不同采样率下系统误码率性能

率越高，系统性能越好，当信号采样间隔  $T_s = T/2$  时，由于数值积分精度存在较大的误差，所提算法较最优处理结构存在较大的性能损失，在高信噪比条件下显得尤为明显。随着采样率的提高，算法性能逐渐提升，当  $T_s > T/8$  时，性能基本保持不变。此外，从左右两幅图的对比来看，接收天线数目越多，所提算法平均系统误码率越接近信道已知条件下理想系统误码率性能，即联合处理优势体现越明显。

**仿真2 算法收敛特性** 图2所示为本文算法在不同天线数目、不同信噪比条件下的收敛性能。图

中横坐标为迭代次数，纵坐标为当前迭代次数下系统平均误码率。单路信号平均  $E_s/N_0$  值分别设置为：3 dB, 5 dB 和 7 dB，观测信号数据段长度为  $N = 128$ 。从图中可以看出，所提算法通常在10次迭代以内可以实现收敛，其收敛速度与接收信号信噪比和接收单元数目有关。通常情况下，信号信噪比越低，接收天线数目越小，收敛速度越快，如单路信号  $E_s/N_0 = 5$  dB时，4天线接收约需要5次迭代实现收敛，而8天线接收则需要8次迭代才能得到最终收敛结果，而当单路信号  $E_s/N_0$  值降为3 dB时，4天线和8天线组阵接收均可在5次迭代以内实现收敛。

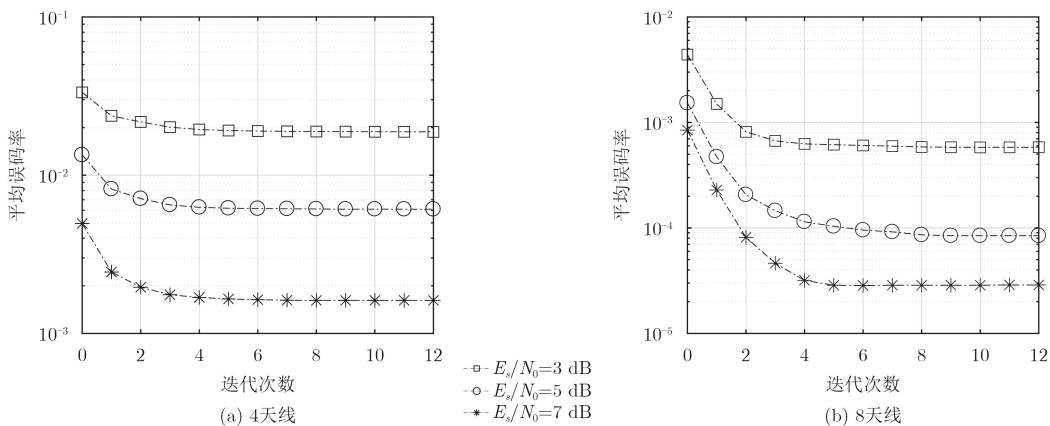


图2 不同天线数目、不同信噪比条件下算法收敛特性对比

**仿真3 与经典符号合成结构稳态误码率对比**

图3所示为本文算法 ( $T_s = T/4$ ) 与经典符号合成方法(标注为“SC EM&ImM2M4”)误码率性能的对比。观测信号长度分别设定为  $N=64$  和  $128$ ，分别采用2天线和4天线组阵接收。在符号合成结构中，各路接收信号独立完成同步和权值估计，并采用4阶内插滤波器进行定时恢复，其中同步参数估计采用性能较好的基于EM的最大似然估计算法<sup>[19]</sup>，权值估计则采用改进的M2M4方法<sup>[20]</sup>(标注为

“ImM2M4”)。从图中可以看出，所提算法性能明显优于符号合成方法，且在高信噪比条件下体现尤为明显。对比图3(a)和图3(b)可以看出，随着天线数目的增加，本文算法优势更加明显。例如，信号长度  $N=128$ ，单路输入信号  $E_s/N_0=8$  dB时，采用4天线接收，本文算法和“SC EM&ImM2M4”系统误码率分别为  $9 \times 10^{-4}$  和  $2 \times 10^{-2}$ ，采用2天线接收，二者误码率则变为  $2.4 \times 10^{-2}$  和  $4.3 \times 10^{-2}$ ，而当单路输入信号  $E_s/N_0$  降为4 dB时，采用4天线

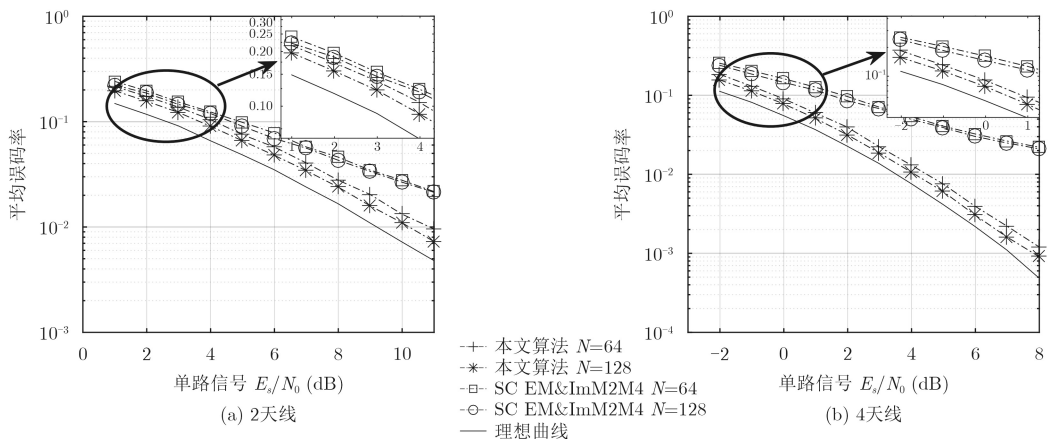


图3 本文算法与符号合成结构误码率性能对比

接收, 本文算法和“SC EM&ImM2M4”的误码率分别为 $1 \times 10^{-2}$ 和 $5 \times 10^{-2}$ , 而采用2天线接收, 二者误码率则为 $9 \times 10^{-2}$ 和0.12。这是由于在相同的系统误码率水平上, 单路接收信号信噪比更低, 符号合成结构中单路信号参数估计性能进一步恶化, 系统误码率也随之升高。而本文所提联合处理结构随着天线数目的增加性能则更优。

**仿真4 与信号波形合成结构及典型联合处理算法稳态误码率对比** 图4所示为本文所提算法与经典的信号波形合成结构(标注为“BC EM&SS”)和联合处理算法<sup>[21]</sup>(标注为“Shen&ImM2M4”)误码率性能对比。“BC EM&SS”和“Shen&ImM2M4”均属于部分联合处理方案, “BC EM&SS”为基于波形合成的联合处理结构, 其首先基于SUMPLE算法对各路接收信号进行时延和相位的联合校准<sup>[13]</sup>, 然后对校准后的多个过采样信号流进行加权合并, 权值由基于子空间分解的信噪比估计方法<sup>[22]</sup>计算得到, 最后采用基于EM的最大似然估计算法<sup>[19]</sup>对合成信号进行同步并进行符号判决。而“Shen&ImM2M4”方法则基于最大似然准则首先对多个接收信号进行时延相位联合校准和信

号样点的恢复, 获得多个符号间隔数据流, 然后采用改进的M2M4方法<sup>[20]</sup>估计各自加权值进行加权合并, 最后对合并结果进行判决。仿真中, 观测信号长度设定为 $N = 64$ 和 $128$ , 分别采用4天线和8天线组阵接收。从仿真结果可以看出, 在相同条件下, 本文算法性能最优, “Shen&ImM2M4”次之, 而“BC EM&SS”最差, 三者的差异随着天线数目的增加变得更加明显。例如, 信号长度 $N=128$ , 采用4天线接收, 本文算法在 $E_s/N_0=2.8$  dB时可以获得 $10^{-3}$ 系统误码率, “BC EM&SS”和“Shen&ImM2M4”为获得相同的误码率性能, 对应单路输入信号 $E_s/N_0$ 取值分别为5 dB和3.4 dB, 也就是说本文算法相比于“BC EM&SS”和“Shen&ImM2M4”分别有2.2 dB和0.6 dB的增益。而在2天线接收时, 三者性能差异减小。在“Shen&ImM2M4”处理方案中, 其仅仅实现了同步和符号检测的联合, 而权值估计则针对各路数据流独立进行。“BC EM&SS”则仅实现了时延和相位的联合校准, 权值估计及后端同步独立进行, 此外, 其采用分步实施的先波形合成后同步的处理结构, 后端处理易受前端时延、相位对准精度的影

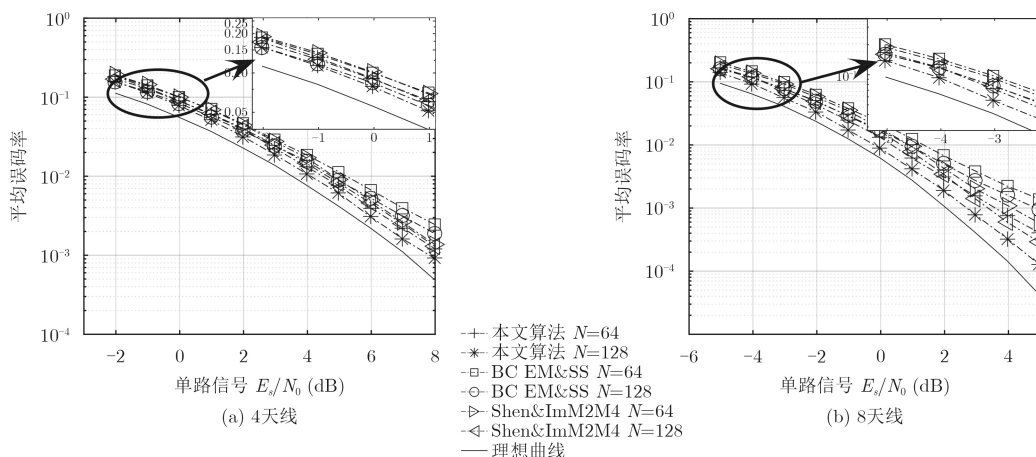


图4 本文算法与现有部分联合处理方法的码率性能对比

响。而本文算法实现了未知信道参数和发送符号的全联合, 获得更优的系统性能。

**仿真5 权值估计性能对比** 下面对所提联合处理方案中参数估计性能进行评估, 选取各路信号合成权值 $\hat{\beta}_p \mu_p$ 估计结果的归一化均方根误差作为度量标准。图5所示为本文算法与子空间方法<sup>[22]</sup>(“SS”)和基于EM同步辅助的改进M2M4方法<sup>[19,20]</sup>(“EM&ImM2M4”)权值估计性能对比。本文算法中, 接收天线数目分别设定为 $P=1, 2, 4$ 和 $8$ , 而“SS”和“EM&ImM2M4”则针对单路信号进行权值估计, 此外, 子空间方法针对未同步过采样信

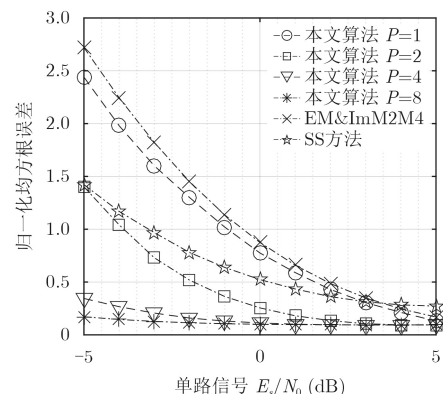


图5 与经典权值估计方法性能对比

号流进行估计，而本文算法和ImM2M4方法则对完成定时恢复的符号间隔信号流进行权值估计。从图5中可以看出，在低信噪比条件下，本文算法( $P=1$ )和ImM2M4方法受时延参数估计误差的影响，权值估计误差大于不依赖定时同步的子空间方法，而在高信噪比条件下，当同步误差较小时，二者则可以收敛到更低的归一化均方根误差平台。此外，可以看到，本文算法( $P=1$ )权值估计性能优于EM&ImM2M4的性能，该性能优势主要来自于多参数联合处理。此外，从不同接收天线权值估计性能对比来看，随着接收单元数目的增加，本文算法权值估计性能逐渐提升，可以有效降低信号处理的信噪比门限，获得更优的估计性能。

最后，我们对所提算法计算复杂度进行分析，表2列出了本文算法与上述合成处理及联合处理方法的计算量对比。“SC EM&ImM2M4”采用单路同步加合并的处理结构，基于EM算法<sup>[19]</sup>对 $P$ 路信号分别进行同步运算所需乘法运算次数为 $\mathcal{O}[PN(2M+N_{\text{intp}}/2)]$ ，其中 $N_{\text{intp}}$ 为信号内插滤波器阶数，在上面仿真中，其取值为4；利用ImM2M4算法<sup>[20]</sup>计算各路权值的处理复杂度为 $\mathcal{O}(PN)$ ，利用SUMPLE算法对同步后信号进行合并则需要 $\mathcal{O}(PNI_{\text{sump}})$ 次乘法运算，其中， $I_{\text{sump}}=5\sim 10$ 为SUMPLE迭代次数。“BC EM&SS”方法的运算量则来自3个方面，一是基于子空间分解的权值估计<sup>[22]</sup>，需要计算 $P$ 个 $N\times N$ 矩阵的逆，采用Cholesky分解进行求逆，一般需要 $\mathcal{O}(PN^3)$ 次乘法运算<sup>[23]</sup>；二是基于SUMPLE的信号波形校准<sup>[13]</sup>及信号加权合并，其处理复杂度为 $\mathcal{O}[PMN(M+N_{\text{intp}}/2)I_{\text{sump}}]$ ；三是基于EM算法<sup>[19]</sup>对合成信号进行同步并进行符号判决，处理复杂度为 $\mathcal{O}[N(2M+N_{\text{intp}}/2)]$ 。“Shen&ImM2M4”方法的计算包括两方面，一是基于Shen的多路信号时延相位联合校准<sup>[21]</sup>，其计算复杂

度为 $\mathcal{O}(PMNI_{\text{em}})$ ， $I_{\text{em}}=5\sim 10$ 为EM方法迭代次数；二是利用ImM2M4算法<sup>[20]</sup>计算各路权值，所需乘法运算次数为 $\mathcal{O}(PNI_{\text{em}})$ 。对于本文所提算法，在每一次迭代，为了计算 $P$ 路信道复增益的变分后验均值 $\mu_p$ 和方差 $\lambda_p$ ，分别需要 $\mathcal{O}(PMN+N)$ 和 $\mathcal{O}(N)$ 次乘法运算，对时延加权因子 $w_p^m$ 进行更新则需要 $\mathcal{O}(PMN)$ 次乘法运算，计算 $\beta_p$ 的后验均值需要 $\mathcal{O}(PMN)$ 次乘法运算，计算 $\alpha_p$ 的后验均值则需要 $\mathcal{O}(P)$ 次乘法运算，在符号估计部分，利用式(11)计算符号序列的后验概率 $q(s_n=s)$ 并进一步计算发送符号的1阶/2阶统计量 $\bar{s}_n$ 和 $\langle |s_n|^2 \rangle$ ，总的计算复杂度为 $\mathcal{O}(PMN|S|)$ 。综上，本文算法信道估计总的计算复杂度为 $\mathcal{O}(PMNI_{\text{vb}})$ ，符号估计部分计算复杂度为 $\mathcal{O}(PMN|S|I_{\text{vb}})$ ， $I_{\text{vb}}=5\sim 8$ 为变分贝叶斯方法迭代次数。总体来看，“BC EM&SS”计算量最大，所提算法与“Shen&ImM2M4”和“SC EM&ImM2M4”计算复杂度相当。

## 5 结束语

本文针对平坦衰落信道下存在参数差异的多天线接收信号联合参数估计和符号检测问题，在分析现有多天线信号合成技术和联合处理技术的基础上，提出了一种基于变分贝叶斯的多信号、多参数联合处理算法。算法直接利用多天线接收信号流进行信息符号的估计，抑制了传统信号合成与解耦耦合处理带来的性能损失。基于变分贝叶斯理论对信息符号和未知信道参数进行联合估计，在理论推导的基础上，通过时延参数离散化求得了各参数解析形式的变分分布表达式。本文算法无需计算各参数精确的点估计值，而是采用信道参数和信息符号变分分布迭代计算的方式进行联合求解。仿真结果表明，本文算法通过多信号、多参数的联合处理能够获得优于经典解耦处理和部分联合处理技术的系统误码率性能，且在接收天线数目较多和观测数据长度较短时性能优势体现更加明显。

## 参考文献

- [1] ZHANG Kai, YU Hongyi, HU Yunpeng, *et al.* ML-based iterative approach for blind frequency domain equalization and combination over sparse channels[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(1): 193–196. doi: 10.1109/LCOMM.2017.2672963.
  - [2] 张凯, 于宏毅, 胡赞鹏, 等. 基于EM-SBL迭代的稀疏SIMO信道频域盲均衡算法[J]. *电子学报*, 2018, 46(2): 372–380. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.016.
- ZHANG Kai, YU Hongyi, HU Yunpeng, *et al.* Blind frequency-domain equalization for sparse SIMO channels

表2 本文算法与合成算法、现有联合处理算法运算量对比

算法	操作说明	乘法运算次数
SC EM&ImM2M4	信号合成	$\mathcal{O}(PNI_{\text{sump}})$
	同步运算	$\mathcal{O}[PN(2M+N_{\text{intp}}/2)]$
	权值估计	$\mathcal{O}(PN)$
BC EM&SS	波形校准及信号合并	$\mathcal{O}[PMN(M+N_{\text{intp}}/2)I_{\text{sump}}]$
	同步运算	$\mathcal{O}[N(2M+N_{\text{intp}}/2)]$
	权值估计	$\mathcal{O}(PN^3)$
Shen&ImM2M4	多路联合校准	$\mathcal{O}(PMNI_{\text{em}})$
	权值估计	$\mathcal{O}(PNI_{\text{em}})$
本文算法	信道参数估计	$\mathcal{O}(PMNI_{\text{vb}})$
	符号估计	$\mathcal{O}(PMN S I_{\text{vb}})$

- based on iterative EM-SBL algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(2): 372–380. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.016).
- [3] YAO Kai, REED C, HUDSON R E, *et al.* Blind beamforming on a randomly distributed sensor array system[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1998, 16(8): 1555–1567. doi: [10.1109/49.730461](https://doi.org/10.1109/49.730461).
- [4] GE Xiaohu, TU Song, MAO Guoqiang, *et al.* 5G ultra-dense cellular networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2016, 23(1): 72–79. doi: [10.1109/MWC.2016.7422408](https://doi.org/10.1109/MWC.2016.7422408).
- [5] WANG Peng, MAO Guoqiang, LIN Zihuai, *et al.* Performance analysis of raptor codes under maximum likelihood decoding[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(3): 906–917. doi: [10.1109/TCOMM.2016.2522403](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2016.2522403).
- [6] ZI Ran, GE Xiaohu, THOMPSON J, *et al.* Energy efficiency optimization of 5G radio frequency chain systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(4): 758–771. doi: [10.1109/JSAC.2016.2544579](https://doi.org/10.1109/JSAC.2016.2544579).
- [7] GE Xiaohu, ZI Ran, XIONG Xusheng, *et al.* Millimeter wave communications with OAM-SM scheme for future mobile networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(9): 2163–2177. doi: [10.1109/JSAC.2017.2720238](https://doi.org/10.1109/JSAC.2017.2720238).
- [8] NATARAJAN S, BARBOSA D, BARRACA J P, *et al.* SKA Telescope Manager (TM): Status and architecture overview[C]. 2016 SPIE Astronomical Telescopes+ Instrumentation. International Society for Optics and Photonics, Edinburgh, UK, 2016: 991302-991302-10.
- [9] 张凯, 于宏毅, 沈彩耀, 等. 随机布局多天信号联合时差估计 Cramer-Rao下界[J]. *信号处理*, 2013, 29(4): 497–502.
- ZHANG Kai, YU Hongyi, SHEN Caiyao, *et al.* Cramer-Rao lower bound for joint time delay estimation in a randomly distributed antenna array[J]. *Journal of Signal Processing*, 2013, 29(4): 497–502.
- [10] LEE C H, CHEUNG K M, and VILNROTTER V A. Fast eigen-based signal combining algorithms for large antenna arrays[C]. 2003 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, USA, 2003: 1123–1129. doi: [10.1109/AERO.2003.1235526](https://doi.org/10.1109/AERO.2003.1235526).
- [11] STEIN S. Algorithm for ambiguity function processing[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1981, 29(3): 588–599. doi: [10.1109/TASSP.1981.1163621](https://doi.org/10.1109/TASSP.1981.1163621).
- [12] 漆雪梅, 沈彩耀, 张效义. SIMO 信道中基于奇异值分解的盲信噪比估计算法[J]. *信号处理*, 2011, 27(4): 588–599.
- QI Xuemei, SHEN Caiyao, and ZHANG Xiaoyi. A blind SNR estimation algorithm based on SVD over SIMO channels[J]. *Journal of Signal Processing*, 2011, 27(4): 588–599.
- [13] SHEN Caiyao and YU Hongyi. Time-delay alignment technique for a randomly distributed sensor array[J]. *IEEE Communications*, 2011, 5(8): 1068–1072. doi: [10.1049/iet-com.2010.0671](https://doi.org/10.1049/iet-com.2010.0671).
- [14] CHUGG K M and POLYDOROS A. MLSE for an unknown channel. I. optimality considerations[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1996, 44(7): 836–846. doi: [10.1109/26.508303](https://doi.org/10.1109/26.508303).
- [15] CLARK M V, GREENSTEIN L J, KENNEDY W K, *et al.* Optimum linear diversity receivers for mobile communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1994, 43(1): 47–56. doi: [10.1109/25.282265](https://doi.org/10.1109/25.282265).
- [16] WIPF D. Don't relax: Why non-convex algorithms are often needed for sparse estimation?[R]. ICCV2013, Sydney Australia.
- [17] BISHOP C M. *Pattern Recognition and Machine Learning*[M]. New York: Springer, 2006: 461–517.
- [18] THEMELIS K E, RONTOGIANNIS A A, and KOUTROUMBAS K D. A variational Bayes framework for sparse adaptive estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(18): 4723–4736. doi: [10.1109/TSP.2014.2338839](https://doi.org/10.1109/TSP.2014.2338839).
- [19] NOELS N, LOTTICI V, DEJONGHE A, *et al.* A theoretical framework for soft-information-based synchronization in iterative (turbo) receivers[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2005, 2005(2): 117–129. doi: [10.1155/WCN.2005.117](https://doi.org/10.1155/WCN.2005.117).
- [20] IJAZ A, AWOSEYILA A B, and EVANS B G. Improved SNR estimation for BPSK and QPSK signals[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(16): 858–859. doi: [10.1049/el.2009.1759](https://doi.org/10.1049/el.2009.1759).
- [21] SHEN Zhixiang, YU Hongyi, HU Yunpeng, *et al.* Joint symbol detection for multi-receiver without signal synchronization and array alignment[J]. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(10): 1755–1758. doi: [10.1109/LCOMM.2014.2352644](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2014.2352644).
- [22] ANDERSIN M, MANDAYAM N B, and YATES R D. Subspace based estimation of the signal to interference ratio for TDMA cellular systems[C]. 1996 IEEE Vehicular Technology Conference. Atlanta, USA, 1996: 1155–1159. doi: [10.1109/VETEC.1996.501493](https://doi.org/10.1109/VETEC.1996.501493).
- [23] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211–244. doi: [10.1162/15324430152748236](https://doi.org/10.1162/15324430152748236).
- 张 凯: 男, 1988年生, 博士, 研究方向为通信信号处理、信道估计。
- 田 瑶: 女, 1988年生, 助理工程师, 研究方向为无线通信。
- 谢云鹏: 男, 1982年生, 工程师, 研究方向为通信对抗。