

基于稀疏贝叶斯联合估计的多天线信号 判决反馈频域均衡方法

张 凯, 李盛祥

(电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 河南洛阳 471003)

摘 要: 相比于经典解耦处理的前馈均衡方法, 判决反馈均衡具有更优的性能, 但现有方法主要针对收发静止或理想载波同步的情形. 本文提出了一种针对未理想载波同步多天线信号的判决反馈频域均衡方法. 文中首先基于最小均方误差准则推导了多天线联合判决反馈频域均衡优化模型, 针对模型中残余频偏、信道系数、噪声方差等参数难以直接求解问题, 给出了基于稀疏贝叶斯的迭代估计方法, 并通过近似计算, 给出了所有参数估计式的闭式解, 避免了网格搜索带来的计算量负担. 所提方法综合考虑多天线信号接收处理不同环节之间的关联性, 采用迭代处理方法进行联合寻优. 仿真实验表明, 所提方法能够有效抑制信道衰落的影响, 与现有方法相比, 在接收单元数目较少和信噪比较高时优势体现更加明显.

关键词: 多天线接收; 判决反馈均衡; 稀疏贝叶斯; 联合估计; 残余频偏; 频域处理

基金项目: 国家自然科学基金(No.62001476)

中图分类号: TN911.5

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)07-1750-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20221390

Decision Feedback Frequency-Domain Equalization of Multi-Antenna Signals Based on Sparse Bayesian Joint Estimation

ZHANG Kai, LI Sheng-xiang

(State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System,
Luoyang, Henan 471003, China)

Abstract: Compared with the classical decoupling feedforward equalization method, the decision feedback equalization (DFE) method has better performance. However, current methods mainly aim at the case of static or ideal carrier synchronization. In this paper, a new frequency domain DFE method is proposed for carrier unsynchronized multi-antenna signals. Firstly, the optimization model of multi-antenna joint frequency domain DFE is derived based on the minimum mean square error (MMSE) criterion. Aiming at the difficult problem of direct estimating the residual frequency offsets, channel coefficients and noise variances, an iterative estimation scheme based on sparse Bayesian learning (SBL) is given. Closed-form solutions of all parameter estimation formulas are given through approximate calculation to avoid the computational burden caused by grid search. The proposed method comprehensively considers the correlation among different steps of multi-antenna signal reception and processing, and adopts iterative processing method for joint optimization. Simulation results show that the proposed method can effectively suppress the influence of channel fading, and the advantages are more obvious when the number of receiving units is small and the signal-to-noise ratio (SNR) is high compared with the existing methods.

Key words: multi-antenna reception; decision feedback equalization; sparse Bayesian; joint estimation; residual frequency offset; frequency-domain processing

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62001476)

1 引言

多天线接收在传感网、移动通信、深空探测等众多领域^[1,2]应用广泛,面对日益复杂多变的电磁环境和不断提高的通信速率,信道衰落效应的影响愈来愈严重.作为对抗信道衰落的有效手段,均衡技术一直以来都是研究的重点和难点.

Balaban 等^[3,4]分析了理想条件下的时域空间分集均衡结构,主要针对窄带信号模型,宽带信号多采用频域均衡方法^[5-7],以避免复杂的高阶滤波运算. Yang 等^[8]分析了频域恒模均衡算法(Constant Modulus Algorithm, CMA). 陈等^[9]则研究了基于波形合成的空间分集均衡方法,通过前端合成降低了均衡器设计的难度,但需要较长的信号进行相关运算,影响处理效率. Choi 等^[10]提出了基于近似期望最大化的判决引导频域均衡迭代处理方案,利用符号检测与信道参数估计之间的关联性进行综合处理,提升系统性能,但其采用最小二乘(Least Square, LS)信道估计策略,需要预先获得较为精确的信道阶数信息. Jiang 等^[11]分析了基于 Gibbs 采样的符号检测与信道估计联合处理方法,通过引入信道稀疏约束项降低信道阶数未知的影响,但其只适用于单天线接收模型. Zhang 等^[12,13]将多天线信号均衡转化为单频点的加权求和进行处理,通过加权合并能够对信道进行一定程度的平滑,但在接收单元数目较少时平滑作用明显减弱,影响均衡处理性能. 此外,上述方法^[10-13]均假设完美的载波同步,未考虑残余频偏的影响,面对运动目标或存在收发机频率扰动时,性能容易受到未知频率误差的影响. 如何有效利用多天线接收信号之间、信道参数估计与符号检测之间以及多个未知参数之间的相互促进作用,对接收处理多个环节进行综合考虑,成为处理的核心和关键.

本文提出了一种基于稀疏贝叶斯联合估计的多天线信号判决反馈频域均衡方法,将参数估计与均衡一体化综合处理,首先给出了空间分集判决反馈均衡系统模型,利用最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)准则理论推导了该模型下前馈和反馈均衡器系数计算式,针对多组未知参数难以直接求解的问题,给出了基于稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)的联合估计方法,通过近似计算,给出了所有参数估计式的闭式解,避免了网格搜索带来的计算量负担. 最后通过仿真对算法有效性进行了验证.

2 信号模型

考虑图 1 所示模型,采用典型带循环前缀的块传输系统, $s(t) = \sum_{n=-N_{cp}}^{N-1} a_n g(t-nT_s)$, $\{a_n\}_{n=-N_{cp}}^{N-1}$ 为循环前缀 $s_{cp} =$

$(s_{N-N_{cp}}, s_{N-N_{cp}+1}, \dots, s_{N-1})^T$ 和信息符号 $\mathbf{s} = (s_0, s_1, \dots, s_{N-1})^T$ 的集合, $g(t)$ 为根升余弦成型脉冲, T_s 为符号周期.

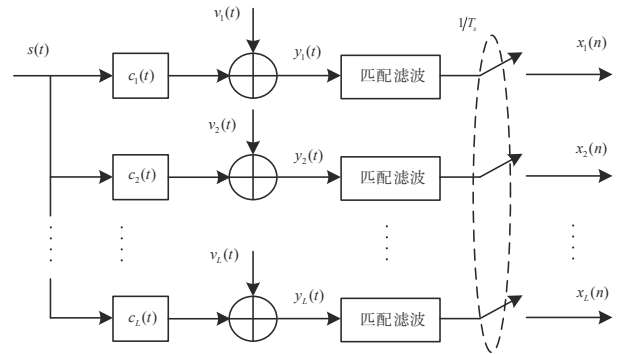


图 1 系统模型

为便于后文分析,做如下假设:

- (1) \mathbf{s} 为零均值单位能量的离散变量;
- (2) 源信号与加性噪声之间以及不同接收单元加性噪声之间均相互独立;
- (3) 每一个数据块持续时间内(通常时间很短),频偏和信道参数保持近似恒定.

基带接收信号可表示为

$$y_l(t) = e^{j2\pi\theta_l t} s(t) \otimes c_l(t) + v_l(t), l = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

其中, θ_l 为残余频偏; $c_l(t) = \sum_{p=1}^{P_l} c_{l,p} \delta(t - \tau_{l,p})$ 为接收单元 l 处物理信道响应, $c_{l,p} = |c_{l,p}| e^{j\phi_{l,p}}$ 和 $\tau_{l,p}$ 分别为信道复增益和传输时延, P_l 为路径数目; $v_l(t)$ 为零均值加性高斯白噪声.

使用 $g(-t)$ 对 $y_l(t)$ 进行滤波并以 T_s 为间隔进行采样可得

$$\mathbf{x}_l(n) = e^{j2\pi\theta_l n T_s} \sum_{m=1}^M h_{l,m} s(n-m) + v_l(n) \quad (2)$$

其中, $h_{l,m} \approx \sum_{i \in S_{\tau_p, m}} c_{p,i} \text{sinc}(m - \tau_i/T_s)$ 称为虚拟径系数^[14], $S_{\tau_p, m} = \{i: \tau_i \in [(m-1/2)T_s, (m+1/2)T_s]\}$ 表示虚拟时延 $\hat{\tau}_m = mT_s$ 附近 $\pm T_s/2$ 范围内物理径的集合.

对 $\mathbf{x}_l(n)$ 移除循环前缀, 可得如下矢量信号模型

$$\mathbf{x}_l = \mathbf{D}_l \mathbf{R} \mathbf{h}_l + \mathbf{v}_l, l = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x}_l = (x_l(0), x_l(1), \dots, x_l(N-1))^T$; $\mathbf{D}_l = \text{diag}(1, e^{j2\pi\theta_l T_s}, \dots, e^{j2\pi\theta_l (N-1)T_s})$ 为对角阵; \mathbf{R} 为 \mathbf{s} 中元素组成的循环卷积矩阵; $\mathbf{h}_l = (h_{l,1}, h_{l,2}, \dots, h_{l,M})^T$, 通常假设 \mathbf{h}_l 服从零均值独立复高斯分布^[13], 即 $p(\mathbf{h}_l | \boldsymbol{\alpha}_l) = \text{CN}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma}_l)$, 其中, $\boldsymbol{\alpha}_l = (\alpha_{l,1}, \alpha_{l,2}, \dots, \alpha_{l,M})^T$, $\boldsymbol{\Gamma}_l = \text{diag}(\alpha_{l,1}^{-1}, \alpha_{l,2}^{-1}, \dots, \alpha_{l,M}^{-1})$; $\mathbf{v}_l \sim \text{CN}(\mathbf{0}, \sigma_l^2 \mathbf{I})$ 为加性噪声矢量, σ_l^2 为噪声方差, \mathbf{I} 为 N 维单位对角阵.

3 基于 SBL 联合估计的判决反馈频域均衡方法

3.1 多天线联合判决反馈频域均衡结构

对 $x_i(n)$ 进行频偏补偿并移除循环前缀, 将其变换到频域可得

$$X_{l,k} = S_k H_{l,k} + V_{l,k}, \quad k=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

其中, S_k 和 $H_{l,k}$ 分别表示 s_n 和 $h_{l,m}$ 的 N 点离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT), $X_{l,k}$ 和 $V_{l,k}$ 则为移除循环前缀后 $x_{l,n}$ 和 $v_{l,n}$ 的 DFT 变换。

基于 Balaban 提出的空间分集判决反馈时域均衡结构^[1], 并将其推广到频域, 容易获得图 2 所示处理结构。

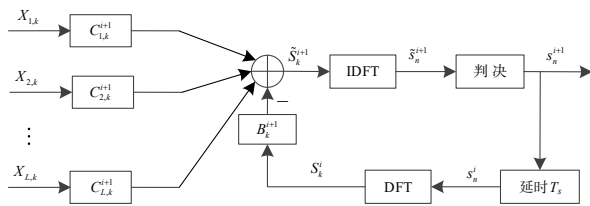


图2 多天线联合判决反馈频域均衡结构示意图

在获得 S_k^i 的基础上, 第 $i+1$ 次均衡输出为

$$\tilde{S}_k^{i+1} = \sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} X_{l,k} - B_k^{i+1} S_k^i \quad (5)$$

其中, $\{C_{l,k}^{i+1}\}_{l=1}^L$ 和 B_k^{i+1} 分别表示前馈和反馈均衡器系数。

定义代价函数为

$$J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E \left[\left| \tilde{S}_n^{i+1} - s_n \right|^2 \right] \quad (6)$$

其中, \tilde{S}_n^{i+1} 为均衡输出时域软符号. 利用帕斯瓦尔定理, 该代价函数可转化为

$$\begin{aligned} J &= \frac{1}{N^2} E \left[\left| \sum_{k=1}^N \left[\sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} X_{l,k} - B_k^{i+1} S_k^i - S_k \right] \right|^2 \right] \\ &= \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \left[\left| \sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} H_{l,k} - 1 \right|^2 \sigma_{S_k}^2 + \sum_{l=1}^L \left| C_{l,k}^{i+1} \right|^2 \sigma_{V_{l,k}}^2 \right. \\ &\quad \left. + \left| B_k^{i+1} \right|^2 \sigma_{S_k^i}^2 - 2 \operatorname{Re} \left[B_k^{i+1} \left(\sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} H_{l,k} - 1 \right) \rho_{S_k, S_k^i} \right] \right] \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\operatorname{Re}[\cdot]$ 表示取实部运算, $\sigma_{S_k}^2 = E[|S_k^i|^2] \approx \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |S_k^i|^2$,

$\sigma_{S_k}^2 = E[|S_k|^2] = N$, $\sigma_{V_{l,k}}^2 = E[|V_{l,k}|^2] = N\sigma_l^2$, $\rho_{S_k, S_k^i} = E[S_k S_k^i]$ 表示频域信息符号与其当前判决结果的相关值。

通过对 B_k^{i+1} 加以约束: $\sum_{k=1}^N B_k^{i+1} = 0$, 则可利用拉格朗日乘子方法对 $\{C_{l,k}^{i+1}\}_{l=1}^L$ 和 B_k^{i+1} 进行计算. 令

$$f(C_{1,k}^{i+1}, C_{2,k}^{i+1}, \dots, C_{L,k}^{i+1}, B_k^{i+1}, \lambda) = J + \lambda \sum_{k=1}^N B_k^{i+1} \quad (8)$$

$f(C_{1,k}^{i+1}, C_{2,k}^{i+1}, \dots, C_{L,k}^{i+1}, B_k^{i+1}, \lambda)$ 分别对 $\{C_{l,k}^{i+1}\}_{l=1}^L$ 、 B_k^{i+1} 和 λ 求偏导, 并令导数为零可得

$$C_{l,k}^{i+1} = \frac{H_{l,k}^* \sigma_{S_k}^2 \left(1 - \sigma_{S_k}^{-2} \sigma_{S_k^i}^{-2} \left| \rho_{S_k, S_k^i} \right|^2 \gamma^{i+1} \right)}{\sigma_{V_{l,k}}^2 + \sigma_{S_k}^2 \left(1 - \sigma_{S_k}^{-2} \sigma_{S_k^i}^{-2} \left| \rho_{S_k, S_k^i} \right|^2 \right) \sum_{l=1}^L |H_{l,k}|^2} \quad (9)$$

$$B_k^{i+1} = \frac{\rho_{S_k, S_k^i}}{\sigma_{S_k}^2} \left[\sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} H_{l,k} - \gamma^{i+1} \right] \quad (10)$$

其中, $\gamma^{i+1} = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} H_{l,k}$.

3.2 残余频偏和信道参数的联合估计方法

由式(3)可知, 观测信号条件似然函数可表示为

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{s}^i, \Theta) = \prod_{l=1}^L (\pi \sigma_l^2)^{-N} \exp(-\sigma_l^{-2} \|\mathbf{x}_l - \mathbf{D}_l \mathbf{R}^i \mathbf{h}_l\|^2) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_L]$, $\Theta = \{\mathbf{h}_l, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l\}_{l=1}^L$ 为未知参数的集合, \mathbf{R}^i 则为 \mathbf{s}^i 中元素组成的循环卷积矩阵。

显然, Θ 最优估计为最大后验估计

$$\begin{aligned} \Theta_{\text{MAP}} &= \arg \max_{\Theta} p(\Theta | \mathbf{X}, \mathbf{s}^i) \\ &= \arg \max_{\Theta} \prod_{l=1}^L p(\mathbf{h}_l, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i) \end{aligned} \quad (12)$$

考虑到信道固有的稀疏特性, 本文利用 SBL 方法^[15]进行近似求解. 首先, 对式(12)进行分解

$$\begin{aligned} p(\mathbf{h}_l, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i) \\ = p(\mathbf{h}_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l) p(\alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i) \end{aligned} \quad (13)$$

SBL 采用迭代处理方式, 利用式(13)等式右边第一项对信道系数矢量 \mathbf{h}_l 进行估计, 利用第二项对 α_l, σ_l^2 和 ϑ_l 进行估计。

容易验证, $p(\mathbf{h}_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l) = \text{CN}(\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\Sigma}_l)$ 为复高斯分布, 其中,

$$\boldsymbol{\mu}_l = \sigma_l^{-2} \boldsymbol{\Sigma}_l (\mathbf{D}_l \mathbf{R}^i)^H \mathbf{x}_l \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_l = (\boldsymbol{\Gamma}_l^{-1} + \sigma_l^{-2} (\mathbf{R}^i)^H \mathbf{R}^i)^{-1} \quad (15)$$

由贝叶斯公式可知,

$$\begin{aligned} p(\alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l | \mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i) \\ = \frac{p(\mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i | \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l) p(\alpha_l) p(\sigma_l^2) p(\vartheta_l)}{p(\mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i)} \end{aligned} \quad (16)$$

由于 \mathbf{x}_l 和 \mathbf{s}^i 均为已知量, 式(16)中 $p(\mathbf{x}_l, \mathbf{s}^i)$ 为常数, 在 α_l, σ_l^2 和 ϑ_l 先验未知条件下, 式(16)最大化等价于 $p(\mathbf{x}_l | \mathbf{s}^i, \alpha_l, \sigma_l^2, \vartheta_l)$ 的最大化, 采用迭代重估方法可以求得三者估计式分别为

$$\alpha_{l,m} = \gamma_{l,m} / \mu_{l,m} \quad (17)$$

$$\sigma_l^2 = \frac{\|x_l - D_l R^i \mu_l\|^2}{N - \sum_{m=1}^M \gamma_{l,m}} \quad (18)$$

$$\vartheta_l = \arg \max_{\vartheta_l} \sum_{n=0}^{N-1} \text{Re}[x_l^*(n)b(n)\exp(j2\pi\vartheta_l nT_s)] \quad (19)$$

其中, $\gamma_{l,m} = 1 - \alpha_{l,m} \Sigma_{l,mm}$, $\Sigma_{l,mm}$ 为 Σ_l 第 l 个对角线元素, $b(n)$ 为矢量 $\mathbf{b} = \mathbf{R}^i \mu_l$ 的第 n 个元素.

显然,式(19)最大化需要借助网格搜索,估计精度与网格分辨率密切相关,为避免网格搜索带来的巨大运算量负担,利用泰勒级数展开可对 $\exp(j2\pi\vartheta_l nT_s)$ 作如下近似:

$$\exp(j2\pi\vartheta_l nT_s) \approx 1 + j2\pi\vartheta_l nT_s - \frac{1}{2}(2\pi\vartheta_l nT_s)^2 \quad (20)$$

将其代入式(19)可得

$$\vartheta_l \approx -\frac{1}{2\pi T_s} \frac{\sum_{n=0}^{N-1} n \text{Im}[x_l^*(n)b(n)]}{\sum_{n=0}^{N-1} n^2 \text{Re}[x_l^*(n)b(n)]} \quad (21)$$

其中, $\text{Im}[\cdot]$ 表示取虚部运算.

上述方法利用上一轮均衡结果 s^i , 采用迭代处理方式依次完成各未知参数的估计, 求解过程中, 当 $\alpha_{l,m}$ 值超过特定门限后, 即可将对应的信道系数置为零, 获得稀疏解. 最终, 利用算法收敛后的参数估计值对 $H_{l,k}$ 和 $|H_{l,k}|^2$ 进行更新, 利用式(9)和式(10)计算 $\{C_{l,k}^{i+1}\}_{l=1}^L$ 和 B_k^{i+1} , 并用于下一轮均衡.

3.3 算法总结

本文方法包含两层迭代, 外层为基于 MMSE 准则

的多天线联合判决反馈迭代均衡; 内层为基于 SBL 迭代的联合参数估计, 如算法 1 所示.

算法 1 基于 SBL 联合估计的判决反馈均衡算法

步骤 1 初始化: 令 $i=0, s^0$

步骤 2 令 $i=i+1$

步骤 3 联合参数估计

(1) 初始化

令 $\alpha_{l,m} = 1/M, \alpha_{\max} = 10^{12}$

(2) 迭代

(a) 利用式(14)和(15)计算 μ_l 和 Σ_l

(b) 利用式(17)计算 $\alpha_{l,m}$

(c) 利用式(18)计算 σ_l^2

(d) 利用式(21)计算 ϑ_l

(e) 若 $\alpha_{l,m} > \alpha_{\max}$, 则将 $\mu_{l,m}$ 值置为零

(f) 若 α_l 前后两次估计结果差异小于 10^{-6} , 或迭代次数大于 20, 则

结束迭代, 否则重新从(a)开始

步骤 4 利用 ϑ_l 对信号进行频率补偿

步骤 5 利用式(9)和式(10)对均衡器系数进行更新, 并通过均衡运算获得新的符号检测结果 s^i

步骤 6 若 s^i 不再改变, 则结束循环, 否则重新从步骤 2 开始

整个处理流程如图 3 所示, 对采样信号移除循环前缀后分别进行频率补偿, 然后通过 DFT 变换将其变换到频域, 利用前馈和反馈均衡器进行均衡操作, 输出为 \tilde{S}_k^{i+1} , 通过 IDFT 变换可求得对应时域软符号序列为 \tilde{s}^{i+1} , 对 \tilde{s}^{i+1} 进行符号映射即可得到新的符号检测结果 s^{i+1} , 据此, 可对参数进行重新估计, 并将估计结果用于下一轮均衡处理, 均衡处理和参数估计之间交替进行, 直至收敛.

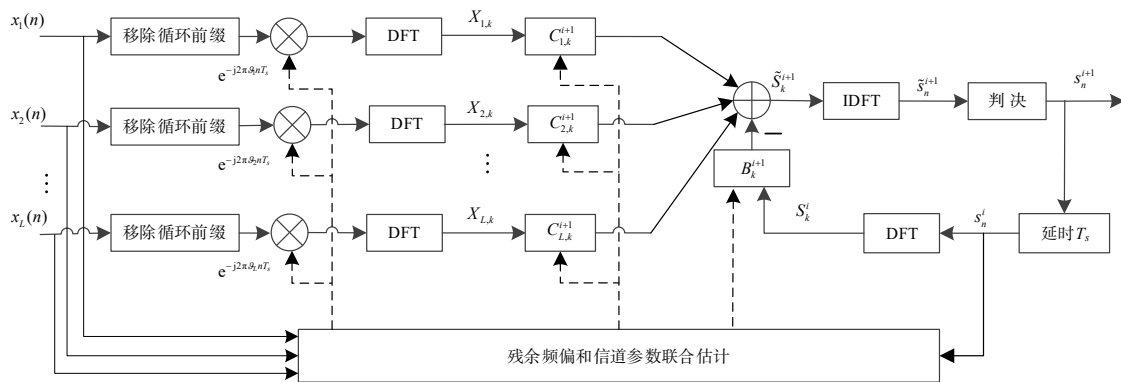


图 3 算法处理流程图

在上述流程中, MMSE 准则下的多天线联合判决反馈均衡结构与 Choi^[10] 和 Zhang^[12, 13] 的处理结构类似, 采用迭代重估策略依次完成均衡和信道参数的更新, 而 SBL 的收敛特性文献[15]已有分析, 后文结合仿真对本文算法收敛性进行说明. 此外, 上述流程在给定初始值的基础上开始迭代, 在没有训练序列条件下, 可以使用

盲均衡结果作为迭代初始值.

4 仿真实验及复杂度分析

采用 QPSK 调制信号, 发送/接收成型脉冲均为根升余弦脉冲, 滚降系数为 0.25, 符号周期为 $T_s = 1 \mu\text{s}$, 数据块长度为 128. 使用与文献[12]相同的信道模型, 最

大时延扩展取 20 个符号周期,可分离径数目均为 5,各径时延在 $0 \sim 20T_s$ 内均匀分布,且随径时延呈负指数衰减. 每次实验,不同接收信号残余频偏在 $-1 \sim 1$ kHz 区间内随机产生.

本文方法核心是利用信息符号提取和信道参数估计之间的相互促进作用进行联合寻优. 图 4 给出了算法收敛特性曲线,图 4(a)和(b)分别为两天线、四天线接收下的仿真结果,接收信号平均信噪比 E_s/N_0 分别取 3 dB、5 dB 和 7 dB,图中纵轴为每次迭代完成后系统平均剩余误码率(Symbol Error Rate, SER),横轴为迭代次

数,使用 CMA^[16]均衡结果作为初始值. 可以看出,算法经过若干次迭代后均可以收敛,且收敛速度主要受接收信号信噪比影响,接收信号信噪比越高,算法收敛速度越慢. 这是由于不同信噪比下算法初始条件差异较小,而稳态误码率差异巨大,算法由近似相同的初始条件开始迭代,信噪比越高,稳态误码率越低,造成算法收敛所需迭代次数也越多. 此外,从图 4(a)和(b)对比则可以看出,在相同信噪比下,两天线接收和四天线接收,算法收敛速度基本一致,对应 E_s/N_0 为 3 dB、5 dB 和 7 dB,算法收敛所需迭代次数分别为 5、8 和 12.

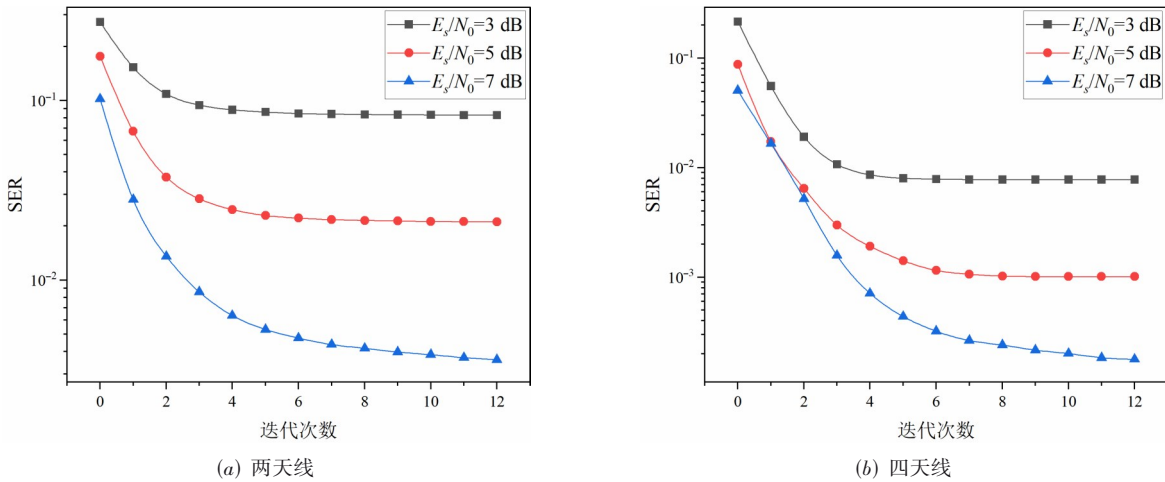


图 4 不同信噪比、不同接收单元数目下算法收敛特性曲线

图 5 所示为本文算法与 CMA 算法^[16]、AEM-FDE 算法^[10]以及 EM-FDCE 算法^[12]的稳态性能对比. 由于 AEM-FDE 和 EM-FDCE 均未考虑载波频偏的估计,仿真中,二者

均使用文献[17]方法进行载频估计和补偿,而本文算法则将其融入均衡算法中进行处理. 为对比公平,AEM-FDE、EM-FDCE 和本文算法均采用 CMA 均衡结果作为初始值.

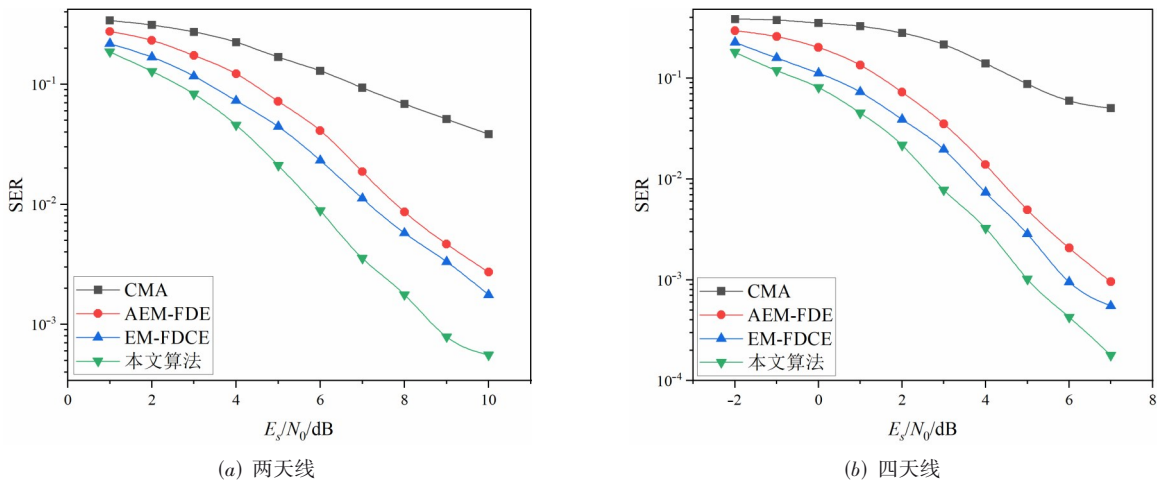


图 5 不同条件下的算法稳态误符号率性能对比

可以看出,本文算法性能最优,而 CMA 方法则性能最差. 这是由于 CMA 方法仅利用信号恒模信息,其它三种方法则采用迭代重估策略,利用符号检测

与信道参数估计相互促进作用进行交替迭代,提升信道估计准确度. 本文算法与 AEM-FDE 以及 EM-FDCE 对比则可以看出,本文算法在接收单元数目较少以

及接收信号信噪比较高时,性能优势体现更加明显.

本文方法包含前馈均衡 $\sum_{l=1}^L C_{l,k}^{i+1} X_{l,k}$ 和反馈均衡 $B_k^{i+1} S_k^i$

两个部分,其中,前馈均衡按照不同频点信号信噪比对各路接收信号进行加权合并,对信道进行一定平滑(如图6所示),反馈均衡主要用于对抗信道深衰落,提升系统稳健性.与之相比,AEM-FDE和EM-FDCE均为线性均衡结构,二者虽然在均衡之前同样通过加权合并对信道进行平滑,但接收单元较少时,该平滑作用将大大减弱,从而造成较大的性能损失.此外,相比于AEM-FDE,本文算法和EM-FDCE算法的性能优势还来源于更优的信道估计结果,AEM-FDE采用LS进行信道估计,而本文算法和EM-FDCE算法采用SBL进行信道估计,通过信道稀疏先验信息的利用获得更优的信道估计结果.从图5(a)和(b)的横向对比来看,四天线接收相比于两天线接收性能提升约为3~4.5 dB,该性能提升主要来源于两方面:一是通过信号合并,理论上可以获得3 dB的处理增益;二是信号合并可以抑制信道衰落的影响,使信道变得较为平坦,接收单元数目越多,信道越平坦,从而获得进一步的性能提升.

图7为本文算法、AEM-FDE算法以及EM-FDCE算法的信道估计归一化均方根误差(Normalized Relative Mean Square Error, NRMSE)随信噪比变化曲线.从结果可以看出,AEM-FDE算法由于未利用信道先验稀疏特性,估计性能最差.本文算法和EM-FDCE算法虽然均使用稀疏贝叶斯进行信道估计,但判决反馈均衡结构能够更好的抑制信道衰落的影响,获得更优的符号检测结果,在迭代处理框架下,更优的符号检测结果意味着更加精确的参数估计性能,将其用于下一轮均衡处理,可以进一步提升符号检测准确性,因此,本文算法信道估

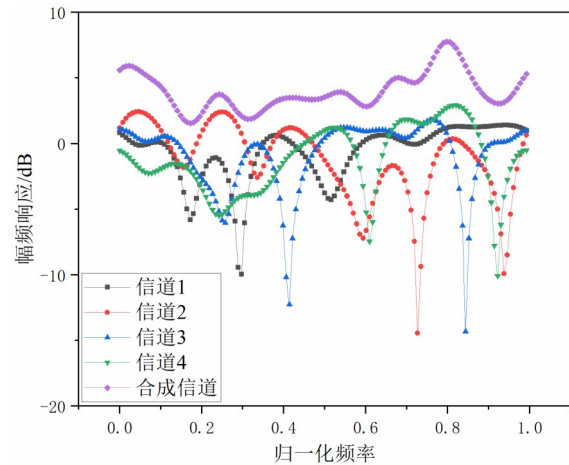
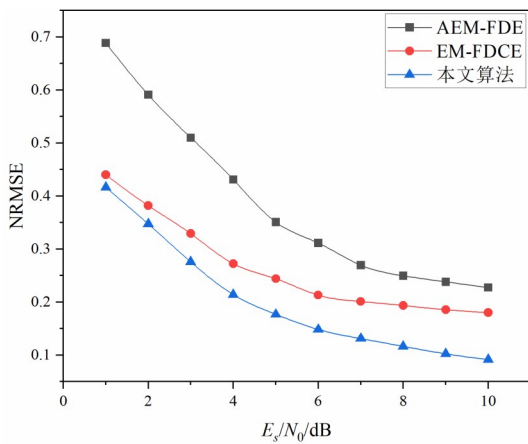


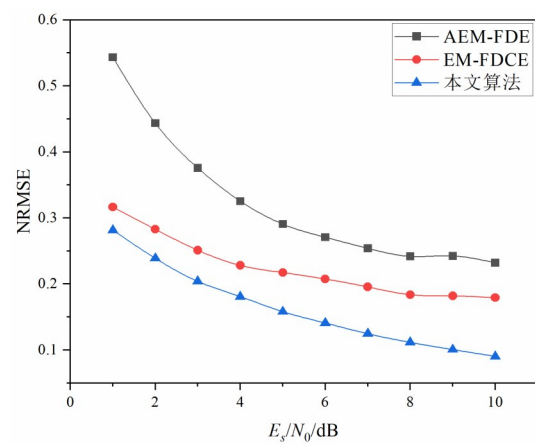
图6 单路信道响应与合成信道响应对比示意图

计性能更优,且在较高信噪比区间性能优势体现更加明显.

表1为本文算法各步骤所需运算量分析. \tilde{S}_k^{i+1} 求解所需乘法运算次数为 $\mathcal{O}(NL)$, DFT、IDFT的运算复杂度则为 $\mathcal{O}[N \log_2(N)]$,在频偏和信道参数联合估计中, μ_l 、 Σ_l 、 $\alpha_{l,m}$ 、 σ_l^2 、 ϑ_l 计算复杂度分别为 $\mathcal{O}[(M+1)MNL]$ 、 $\mathcal{O}(M^3L)$ 、 $\mathcal{O}(ML)$ 、 $\mathcal{O}(MNL)$ 和 $\mathcal{O}(NL)$.因此,本文算法均衡阶段运算复杂度约为 $\mathcal{O}[N(\log_2(N)+L)]$,参数估计阶段运算量主要来源于矩阵 Σ_l 的计算,约为 $\mathcal{O}(M^3L)$.与EM-FDCE算法相比,二者单次迭代运算量基本相同.AEM-FDE算法均衡阶段采用条件概率分布最大化遍历方式获得符号检测结果,运算复杂度为 $\mathcal{O}(N^3L|S|)$, $|S|$ 为字符集元素数目,信道估计采用LS方法,计算复杂度为 $\mathcal{O}(M^3L)$.可以看出,本文算法均衡阶段处理复杂度远小于AEM-FDE,但信道估计阶段,由于采用SBL迭代估计方法,计算复杂度则明显大于AEM-FDE中的LS方法.



(a) 两天线



(b) 四天线

图7 信道估计性能的对比

表 1 本文算法计算复杂度

运算单元	乘法运算次数	
计算 \tilde{S}_k^{i+1}	$\mathcal{O}(NL)$	
DFT 和 IDFT	$\mathcal{O}[N \log_2(N)]$	
参数估计	计算 μ_l	$\mathcal{O}[(M+1)MNL]$
	计算 Σ_l	$\mathcal{O}(M^3 L)$
	计算 $\alpha_{l,m}$	$\mathcal{O}(ML)$
	计算 σ_l^2	$\mathcal{O}(MNL)$
	计算 ϑ_l	$\mathcal{O}(NL)$

5 总结

本文针对存在载频误差下的多天线信号均衡问题,提出了一种新的均衡方法.文中首先给出了基于迭代处理的空间分集判决反馈频域均衡模型,在 MMSE 准则下理论推导了前馈和反馈均衡器系数的计算式.采用迭代处理方式,每次迭代利用新的均衡结果对未知参数进行联合估计,通过近似计算,给出了所有参数估计式的闭式解,有效避免了网格搜索带来的计算量负担.结果表明,所提方法能够有效抑制信道衰落的影响,与现有方法相比,在接收单元数目较少和信噪比较高时具有明显优势.

参考文献

- [1] MIETZNER J, SCHOBBER R, LAMPE L, et al. Multiple-antenna techniques for wireless communications—a comprehensive literature survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(2): 87-105.
- [2] DUAN C, ZHAN Y, KONG Q. A frequency domain based signal combining method for distributed antenna arraying [J]. China Communications, 2019, 16(8): 176-184.
- [3] BALABAN P, SALZ J. Optimum diversity combining and equalization in digital data transmission with applications to cellular mobile radio. I. Theoretical considerations[J]. IEEE Transactions on Communications, 1992, 40(5): 885-894.
- [4] LI Y, DING Z. A simplified approach to optimum diversity combining and equalization in digital data transmission [J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(8): 2285-2288.
- [5] ZHENG Y R, XIAO C S. Channel estimation for frequency-domain equalization of single-carrier broadband wireless communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(2): 815-823.
- [6] 顾晨阳, 杨瑞, 盛文钦, 等. 单载波频域均衡系统中一种简化的 IBDFE 算法[J]. 电子学报, 2014, 42(9): 1699-1704. GU C Y, YANG R, SHENG W Q, et al. A simplification of IBDFE algorithm in single carrier frequency domain equalization system[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(9): 1699-1704. (in Chinese)
- [7] ZHE P F, ZHU Y, LETAIEF K BEN. Robust single-carrier frequency-domain equalization for broadband MIMO systems with imperfect channel estimation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(7): 4432-4446.
- [8] YANG Y G, CHO N I, LEE S U. Fast blind equalization by using frequency domain block constant modulus algorithm[C]//38th Midwest Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: IEEE, 2002: 1003-1006.
- [9] 陈紫阳, 胡赞鹏, 沈智翔, 等. 基于频域波形合成的盲空间分集均衡器设计[J]. 电子学报, 2018, 46(5): 1121-1127. CHEN Z Y, HU Y P, SHEN Z X, et al. A novel spatial diversity equalizer based on frequency-domain waveform combining[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(5): 1121-1127. (in Chinese)
- [10] CHOI J. A joint channel estimation and detection for frequency-domain equalization using an approximate EM algorithm[J]. Signal Processing, 2004, 84(5): 865-880.
- [11] JIANG Z, SHEN X H, WANG H Y, et al. Joint PSK data detection and channel estimation under frequency selective sparse multipath channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(5): 2726-2739.
- [12] ZHANG K, YU H Y, HU Y P, 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.
- [13] 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. ZHANG K, YU H Y, HU Y P, et al. Blind frequency-domain equalization for sparse SIMO channels based on iterative EM-SBL algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 372-380. (in Chinese)
- [14] ZHANG K, YU H Y, HU Y P, et al. Blind identification of multichannel systems based on sparse Bayesian learning[J]. IEICE Transactions on Communications, 2016, E99-B(12): 2614-2622.
- [15] SHUTIN D, BUCHGRABER T, KULKARNI S R, et al. Fast variational sparse Bayesian learning with automatic relevance determination for superimposed signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(12): 6257-6261.
- [16] HWANG K, CHOI S. Blind equalizer for constant-modulus signals based on Gaussian process regression[J]. Sig-

nal Processing, 2012, 92(6):1397-1403.

- [17] NAKAGAWA T, MATSUI M, KOBAYASHI T, et al. Non-data-aided wide-range frequency offset estimator for QAM optical coherent receivers[C]//Optical Fiber Communication Conference/National Fiber Optic Engineers Conference 2011. Washington D C: OSA, 2011: 1-3.

作者简介



张 凯 男,1988年5月出生于河南省洛阳市.现为电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室工程师、博士,主要从事无线通信、通信信号处理方面的研究工作.
E-mail: zk_xxgc@163.com



李盛祥 男,1991年12月出生于湖南省邵阳市.现为电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室工程师、博士,主要从事通信信号处理、强化学习方面的研究工作.
E-mail: lishengxiangzz@163.com