

MIMO 通信系统中 QAM 信号的快速半盲均衡算法研究

李进* 冯大政 房嘉奇

(西安电子科技大学雷达信号处理国防科技重点实验室 西安 710071)

摘要: 该文针对传输正交幅度调制(QAM)信号的多输入多输出(MIMO)系统的均衡问题, 结合方环算法(SCA)的简单性和软决策(SDD)算法的精确性, 提出了一种既比较精确又简单的算法(SCA+SDD)。在优化该算法的代价函数过程中, 首先用很少的训练序列(等于接收天线数)得到均衡器权向量的一个粗略估计, 然后提出利用共轭梯度法进行迭代优化该代价函数的方法, 该算法具有近似的二次收敛性, 与传统梯度类算法相比较, 该方法有非常快的收敛速度和较少的计算量。最后通过误码率(BER)和收敛速度分析该算法的可靠性和有效性, 并且通过计算机仿真证明了该算法的良好性能。

关键词: 无线通信; 半盲均衡; 共轭梯度算法; 软决策算法; 方环算法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)01-0185-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00772

Study of Fast Semi-blind Equalization Algorithm for MIMO Systems with QAM Signal

Li Jin Feng Da-zheng Fang Jia-qi

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper focuses on the semi-blind equalization for Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) systems with Quadrature Amplitude Modulation (QAM) signal. Combining the advantages of simplicity of Square Contour Algorithm (SCA) and accuracy of Soft Decision-Directed (SDD) scheme together, the SCA added SDD (SCA+SDD) method is proposed, which has the good performances of both simplicity and accuracy. In the optimization procedure, a minimum number (equal to the number of receiving antennas) of training symbols are firstly utilized to derive the rough estimate of the spatial equalizers' weight vectors, and then the conjugate gradient algorithm is proposed to optimize the cost function. The new scheme possesses the performance of approximate quadratic convergent. Compared with traditional gradient-type algorithms, conjugate gradient algorithm has a faster convergent speed and less computational quantity complexity. Finally, the method's reliability and validity are evaluated by Bite Error Rate (BER) and convergent speed respectively. Computer simulation confirms the good performances of the algorithm.

Key words: Wireless communication; Semi-blind equalization; Conjugate gradient method; Soft Decision-Directed (SDD) scheme; Square Contour Algorithm (SCA)

1 引言

在带宽资源日益紧张, 对通信速率有更高要求的情况下, 多输入多输出系统能够在不增加信道带宽的条件下更有效地利用系统容量^[1]和提高无线传输链路质量^[2], 因此该系统的应用受到了人们广泛的关注。另一方面, 为了进一步提高频谱资源的利用率, QAM信号在许多无线通信标准中受到广泛应用^[3]。然而, 要达到MIMO系统的容量, 在很大程度上依赖于对信道状态信息估计的准确性。相对于

SISO(单输入单输出)系统, 由于多发射天线对接收传感器的作用, 使得MIMO系统的均衡问题变得相对复杂了很多。因此, 研究简单有效的MIMO系统均衡器显得十分重要。

信道均衡大致分成3类, 即盲均衡算法, 基于训练序列的均衡算法和半盲均衡算法。盲均衡算法^[4,5], 具有较高的频谱利用效率, 特别是在一些非合作的情况下, 其是唯一解决均衡问题的方法, 但是其是以计算复杂度高, 损失部分均衡性能为代价的^[6]。基于训练序列的均衡算法^[7], 算法复杂度低, 精确性高, 但是其在很大程度上影响了频谱资源的有效利用^[8]。半盲算法^[9-11]介于这两种算法之间, 其利用很少的

2012-06-18 收到, 2012-09-27 改回

国家自然科学基金(60971111)资助课题

*通信作者: 李进 lijn342@163.com

训练序列给出初值,再用相关方法进行均衡,该方法既不会严重影响频谱效率,又具有较低的计算复杂度和精确的均衡结果,同时可以消除一些盲均衡方法不可避免的模糊问题。本文在方环算法和软决策算法基础上,提出了一种运算量相对较小,均衡效果较好的半盲MIMO系统均衡算法。

2 系统模型

本文考虑信道在平坦衰落环境下MIMO系统的均衡问题,如图1所示,假设有 N 个输入信号 $s_i(k)$ ($i=1,2,\dots,N$), $s_i(k)$ 在 Z -QAM信号中取值, Z -QAM集合定义如下:

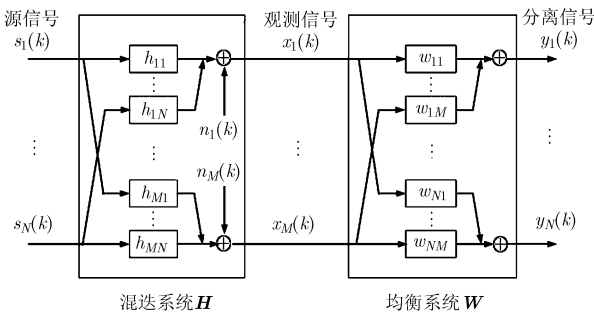


图1 MIMO系统混叠和均衡模型

$$\Omega = \{s_{m,n} = a_m + jb_n, 1 \leq m, n \leq \sqrt{Z}\} \quad (1)$$

其中 $a_m = \text{Re}(s_{m,n}) \in \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(\sqrt{Z}-1)\}$, $b_n = \text{Im}(s_{m,n}) \in \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(\sqrt{Z}-1)\}$ 。经过信道后的 M 个接收信号为 $x_i(k)$ ($i=1,2,\dots,M$) (这里要求 $M \geq N$), $n_i(k)$ ($i=1,2,\dots,M$)是接收噪声, $y_i(k)$ ($i=1,2,\dots,N$)是均衡器输出信号。其中接收信号 $x_i(k)$ 可以表示为

$$x_i(k) = \sum_{j=1}^N h_{ij} s_j(k) + n_i(k), \quad i=1,2,\dots,M \quad (2)$$

经过整理,将式(2)写成矩阵形式可得

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{H}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (3)$$

其中 $\mathbf{x}(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_M(k)]^T$, $\mathbf{s}(k) = [s_1(k) \ s_2(k) \ \dots \ s_N(k)]^T$ 和 $\mathbf{n}(k) = [n_1(k) \ n_2(k) \ \dots \ n_M(k)]^T$, \mathbf{H} 是信道矩阵,其第 i 行第 j 列元素是 h_{ij} ,不失一般性,假设 $E[|h_{ij}|^2] = 1$ 。 $s_j(k)$ 和 $n_i(k)$ 分别满足以下统计特征:

$$E[s_j^2(k)] = 0, \quad E[|s_j(k)|^2] = \sigma_s^2, \quad (4)$$

$$E[s_i(k)s_j^*(l)] = \sigma_s^2 \delta_{(i-j)(k-l)}$$

$$E[n_j^2(k)] = 0, \quad E[|n_j(k)|^2] = 2\sigma_n^2,$$

$$E[n_i(k)n_j^*(l)] = 2\sigma_n^2 \delta_{(i-j)(k-l)} \quad (5)$$

其中 E 为数学期望, $\delta_{n\tau} = \begin{cases} 1, & n = \tau = 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

设第 m 个均衡器的权向量是 \mathbf{w}_m ,则第 m 个均衡器的输出为

$$y_m(k) = \sum_{i=1}^M w_{mi}^* x_i(k) = \mathbf{w}_m^H \mathbf{x}(k) \quad (6)$$

其中 w_{mi} 是 \mathbf{w}_m 的第 i 个元素。

由于后面我们用到的是输出信号的虚部和实部,因此将式(6)拆开,改写如下:

$$\text{Re}(y_m(k)) = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{w}_m) \\ \text{Im}(\mathbf{w}_m) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{x}(k)) \\ \text{Im}(\mathbf{x}(k)) \end{bmatrix} \quad (7a)$$

$$\text{Im}(y_m(k)) = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{w}_m) \\ \text{Im}(\mathbf{w}_m) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \text{Im}(\mathbf{x}(k)) \\ -\text{Re}(\mathbf{x}(k)) \end{bmatrix} \quad (7b)$$

并且令 $\bar{\mathbf{w}}_m = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{w}_m) \\ \text{Im}(\mathbf{w}_m) \end{bmatrix}^T$, $\mathbf{x}(k)_{\text{Re}} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{x}(k)) \\ \text{Im}(\mathbf{x}(k)) \end{bmatrix}$,

$$\mathbf{x}(k)_{\text{Im}} = \begin{bmatrix} \text{Im}(\mathbf{x}(k)) \\ -\text{Re}(\mathbf{x}(k)) \end{bmatrix}.$$

定义均衡系统的输入信噪比(混叠系统的输出信噪比)是 $\text{SNR} = N \times \sigma_s^2 / 2\sigma_n^2$,在信道信息已知的情况下, N 个均衡器的最优MMSE(最小均方误差)解是

$$\mathbf{w}_{\text{MMSE},m} = \left(\mathbf{H}\mathbf{H}^H + \frac{2\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I}_M \right)^{-1} \mathbf{h}_m, \quad m=1,2,\dots,N \quad (8)$$

其中 \mathbf{h}_m 是信道矩阵 \mathbf{H} 的第 m 列。

3 方环结合软决策的半盲均衡算法(SCA+SDD)

3.1 初值计算方法

算法是否能够快速地收敛到最优解,初值的选择是个关键因素。特别对于非凸问题,当代价函数存在多个极值点时,由于各种优化算法都是寻找局部最小点,而非全局最小点,因此好的初值是确保算法收敛到全局最优解的关键。本文采取最小二乘信道估计(LSCE)^[7]的方法给出初值。

假设有 K 个训练序列 $\mathbf{S}_K = [\mathbf{s}(1) \ \mathbf{s}(2) \ \dots \ \mathbf{s}(K)]$,其对应的观测信号是 $\mathbf{X}_K = [\mathbf{x}(1) \ \mathbf{x}(2) \ \dots \ \mathbf{x}(K)]$,基于 $\{\mathbf{S}_K, \mathbf{X}_K\}$ 的最小二乘信道估计为

$$\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{X}_K \mathbf{S}_K^H (\mathbf{S}_K \mathbf{S}_K^H)^{-1} \quad (9)$$

同时还可以得到信道方差的估计是

$$2\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{KM} \|\mathbf{X}_K - \hat{\mathbf{H}}\mathbf{S}_K\|^2 \quad (10)$$

将式(9),式(10)代入式(8),可以得到均衡器在LSCE方法下的估计为

$$\mathbf{w}_{\text{MMSE},m} = \left(\hat{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{H}}^H + \frac{2\hat{\sigma}_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I}_M \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_m, \quad m=1,2,\dots,N \quad (11)$$

作为训练初值的方法时, K 应该尽可能小, 一般取 $K = \max\{M, N\} = M$ 。 K 如果过小, 不能给出有效的初值, 会导致算法不能收敛到全局最优解, 如果过大就会影响系统资源的有效利用。因此我们取 $K = M$, 其是均衡器维数, 是能给出有效初值的最小值。

3.2 方环结合软决策的均衡算法(SCA+SDD)

如图2所示, 不失一般性, 以16-QAM信号为例, 方环算法^[11]的代价函数使得均衡后的信号趋于图中虚线所画的方环轮廓, 由图可知, 该算法没有充分利用星座图信息, 不能有效地约束均衡器输出信号, 最终结果将导致误码率偏高。相反, 软决策算法^[12]使得均衡后信号趋于图中所示的16个星座点, 该算法虽然完全利用了星座图信息, 然而其为了精确表示均衡后星座点的位置, 代价函数比较复杂, 导致运算量随着QAM信号阶数的增加而急剧增加。综合这两种算法的优点, 为了既能比较精确地表达均衡后信号的位置, 又能花费较少的运算代价, 我们将要求均衡后的信号趋于图中所示的两个实线方环轮廓上。

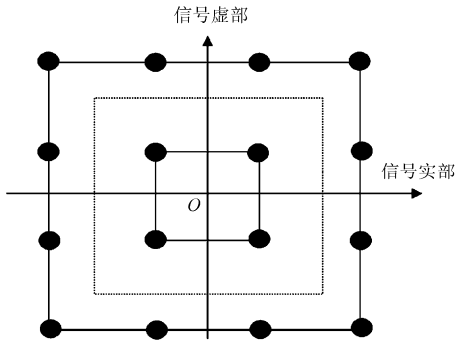


图2 SCA+SDD算法示意图

如图2所示, 图中小的实线方环轮廓可表示为

$$\max \left\{ \left| \operatorname{Re}(s_j(k)) \right|, \left| \operatorname{Im}(s_j(k)) \right| \right\} = 1 \quad (12)$$

大的实线方环轮廓可以表示为

$$\max \left\{ \left| \operatorname{Re}(s_j(k)) \right|, \left| \operatorname{Im}(s_j(k)) \right| \right\} = 3 \quad (13)$$

这样表示方环轮廓的方法要比文献[11]中表示方法简单。由式(12)和式(13)可以得到第 m 个均衡器在第 k 时刻的输出信号 $y_m(k)$ 落在方环上的后验概率是

$$\nabla J(\bar{\mathbf{w}}_m) = \sum_{k=1}^Q \left[\mathbf{x}(k)_{\text{RI}} \mathbf{x}^T(k)_{\text{RI}} \bar{\mathbf{w}}_m - \frac{\sum_{i=1}^L \rho_i (2i-1) e^{-\frac{((y_m(k))_{\text{RI}} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}}}{\sum_{i=1}^L \rho_i e^{-\frac{((y_m(k))_{\text{RI}} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}}} \operatorname{sign}((y_m(k))_{\text{RI}}) \mathbf{x}(k)_{\text{RI}} \right] \quad (19)$$

$$p(y_m(k)) = \sum_{i=1}^L \rho_i e^{-\frac{(\max\{|\operatorname{Re}(y_m(k))|, |\operatorname{Im}(y_m(k))|\} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}} \quad (14)$$

式中 L 是方环个数, ρ_i 是 $y_m(k)$ 在各个方环上的概率, 其值是

$$\rho_i = n_i / Z \quad (15)$$

n_i 是 Z -QAM 信号在第 i 个方环上的信号个数, 对于16-QAM信号来说 $L = 2$, $\rho_1 = 0.25$, $\rho_2 = 0.75$ 。 σ_i^2 是高斯分布的方差, 其代表的物理意义是高斯函数的波束宽度, 该参数选择的合适与否会严重影响算法性能。根据经验^[9]选在0.2~0.6之间, 在这个区间内, 其不会导致算法性能恶化。

对式(14)取对数得到对数似然函数, 得

$$f(y_m(k)) = \ln \sum_{i=1}^L \rho_i e^{-\frac{(\max\{|\operatorname{Re}(y_m(k))|, |\operatorname{Im}(y_m(k))|\} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}} \quad (16)$$

我们的目标是使得后验概率的期望最大, 就得到其最大似然估计, 对该似然函数取相反数, 就可以得到SCA+SDD算法的代价函数为

$$J(y_m(k), \bar{\mathbf{w}}_m) = -E \left[\ln \sum_{i=1}^L \rho_i e^{-\frac{(\max\{|\operatorname{Re}(y_m(k))|, |\operatorname{Im}(y_m(k))|\} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}} \right] \quad (17)$$

由常规做法, 用时间平均代替整体平均, 式(17)可以改写为

$$J(y_m(k), \bar{\mathbf{w}}_m) = -\sum_{k=1}^Q \left[\ln \sum_{i=1}^L \rho_i e^{-\frac{(\max\{|\operatorname{Re}(y_m(k))|, |\operatorname{Im}(y_m(k))|\} - (2i-1))^2}{2\sigma_i^2}} \right] \quad (18)$$

其中 Q 是观测样本数。

3.3 快速优化算法(共轭梯度算法)

现有的盲(半盲)均衡算法^[4,5,9]大多利用最速下降法进行优化, 代价函数值下降缓慢, 为了加速收敛速度, 降低运算量, 本文提出用共轭梯度算法进行优化, 该方法在凸函数情况下具有二次收敛速度, 在非凸情况下(本文代价函数非凸), 该方法也有近似的二次收敛速度。下面给出共轭梯度算法在优化式(18)时的具体步骤。

(1)根据式(11)选择初值点 $\bar{\mathbf{w}}_m^{(0)}$, 给出终止误差 $\xi > 0$;

(2)求初始点梯度 $\nabla J(\bar{\mathbf{w}}_m^{(0)})$, 若 $\|\nabla J(\bar{\mathbf{w}}_m^{(0)})\| \leq \xi$, 停止迭代, 输出 $\bar{\mathbf{w}}_m^{(0)}$, 否则转(3)。其中

式中

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (20)$$

$$\mathbf{x}(k)_{\text{RI}} = \begin{cases} [\text{Re}(\mathbf{x}(k)) \ \text{Im}(\mathbf{x}(k))]^T, & |\text{Re}(y_m(k))| \geq |\text{Im}(y_m(k))| \\ [\text{Im}(\mathbf{x}(k)) \ -\text{Re}(\mathbf{x}(k))]^T, & |\text{Re}(y_m(k))| < |\text{Im}(y_m(k))| \end{cases} \quad (21)$$

$$(y_m(k))_{\text{RI}} = \begin{cases} |\text{Re}(y_m(k))|, & |\text{Re}(y_m(k))| \geq |\text{Im}(y_m(k))| \\ |\text{Im}(y_m(k))|, & |\text{Re}(y_m(k))| < |\text{Im}(y_m(k))| \end{cases} \quad (22)$$

(3)构造搜索方向, 令

$$\mathbf{p}^{(0)} = -\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(0)}) \quad (23)$$

令 $k=0$, 进行下一步。

(4)进行1维搜索求 λ_k , 使得

$$\lambda_k = \arg \min_{\lambda \geq 0} J(\bar{\mathbf{w}}^{(k)} + \lambda \mathbf{p}^{(k)}) \quad (24)$$

令

$$\bar{\mathbf{w}}^{(k+1)} = \bar{\mathbf{w}}^{(k)} + \lambda_k \mathbf{p}^{(k)} \quad (25)$$

(5)计算 $\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(k+1)})$, 若 $\|\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(k+1)})\| \leq \xi$, 停止迭代, 输出 $\bar{\mathbf{w}}_{\text{opt}} \approx \bar{\mathbf{w}}^{(k+1)}$ 。否则转(6)。

(6)若 $k+1=2M$, 令 $\bar{\mathbf{w}}^{(0)} = \bar{\mathbf{w}}^{(2M)}$ 转(3), 否则进行第(7)步。

(7)构造搜索方向

$$\mathbf{p}^{(k+1)} = -\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(k+1)}) + \beta_k \mathbf{p}^{(k)} \quad (26)$$

$$\beta_k = \frac{\|\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(k+1)})\|^2}{\|\nabla J(\bar{\mathbf{w}}^{(k)})\|^2} \quad (27)$$

(8)令 $k=k+1$, 转第(4)步。

4 性能分析及评价指标

本节我们将分析CMA(恒模算法)+SDD算法以及本文提出的SCA+SDD算法性能。首先在收敛速度方面, CMA+SDD方法采用最速下降法进行优化, 具有线性收敛速度。本文提出的SCA+SDD算法采用共轭梯度的方法进行优化, 该方法具有近似二阶的收敛速度, 其又不需要计算海森矩阵的逆, 并且不需要代价函数一定存在海森矩阵。这样该方法不仅收敛速度快, 而且计算量相对较少。另一方面就是算法均衡效果, 与CMA+SDD算法不同点在于, CMA+SDD算法在软决策部分, 实际上先要进行一步硬判决, 判断均衡器的输出是属于哪4个星座点的范围, 这样在各部分的边界上, 由于噪声的存在将使判决产生错误, 这将严重影响算法性能, 本文提出的算法不存在硬判决, 可以有效地利用星座

图信息, 使得均衡器输出结果更加接近实际的星座图, 最终将使得误码率降低。

算法收敛速度用相同观测样本数条件下的平均信道最大扭曲(CMD)来衡量^[10]。

总的系统响应可以用公式表示为 $\mathbf{z}_m^T = [z_{m,1}, z_{m,2}, \dots, z_{m,N}] = \mathbf{w}_m^H \mathbf{H}$, 令 $z_{m,\max} = \max_{1 \leq i \leq N} |z_{m,i}|$, 则第 m 个均衡器的最大信道扭曲可以表示为

$$\text{CMD}(\mathbf{w}_m) = \frac{\left(\sum_{i=1}^N |z_{m,i}| - z_{m,\max} \right)}{z_{m,\max}} \quad (28)$$

因为系统是多输入多输出系统, 单个的均衡器收敛速度不能反应整体的收敛速度, 因此需要计算平均最大信道扭曲

$$\overline{\text{CMD}} = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \text{CMD}(\mathbf{w}_m) \quad (29)$$

算法的均衡效果用近似误码率公式进行衡量, 其计算公式为

$$\overline{\text{BER}}(\mathbf{w}_m) = \frac{1}{N_k} \left[N_k - \left| \sum_{k=1}^{N_k} \frac{s_m(k) y_m^*(k)}{|s_m(k) y_m^*(k)|} \right| \right] \quad (30)$$

其中 N_k 是测试样本数。同理, 平均误码率表示如下:

$$\overline{\text{BER}} = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \overline{\text{BER}}(\mathbf{w}_m) \quad (31)$$

5 实验结果及讨论

为进一步说明各算法优缺点, 以16-QAM为例对各算法在相同条件下进行仿真和结果讨论。仿真中, 各参数定义如表1所示。信道响应如表2所示。

表1 仿真参数

发射 天线数 N	接收 天线数 M	训练 序列数 K	观测 样本数 Q	测试 样本数 N_K
4	5	5	300	10000

在CMA+SDD算法中, 各参数和文献[9]中完全一样, 在我们提出的SCA+SDD算法中, 只有一个参数 σ^2 , 在仿真中令 $\sigma^2=0.5$ 。

系统参数如表1所示, 在均衡器输入端的信噪比是20 dB的情况下, 各种算法对信号4的均衡结果(其它3个信号和信号4情况类似)如图3(b), 3(c), 3(d)子图所示。由图可知, 在信道信息良好已知的情况下, MMSE算法性能最好。图3(c), 3(d)两个子图是2种半盲均衡算法均衡结果。由图可知, 本文提出的算法, 均衡后信号星座图分离更好, 更加接近理想的MMSE结果。

表2 信道响应

$-1.508+0.471i$	$0.810+0.060i$	$-0.445+0.623i$	$-0.851+0.229i$
$-0.180-0.554i$	$-1.010-1.277i$	$-0.015+1.314i$	$-0.396-0.427i$
$1.540+0.073i$	$0.805+0.398i$	$-1.766+0.080i$	$0.312-0.640i$
$-0.989-0.331i$	$-0.180-0.088i$	$0.116+1.046i$	$0.529-0.609i$
$-0.193+0.555i$	$1.115+0.218i$	$-0.340-0.165i$	$0.232-0.747i$

注: 表中第m行, 第n列数据表示的是第n个信号到第m个接收天线的信道响应。

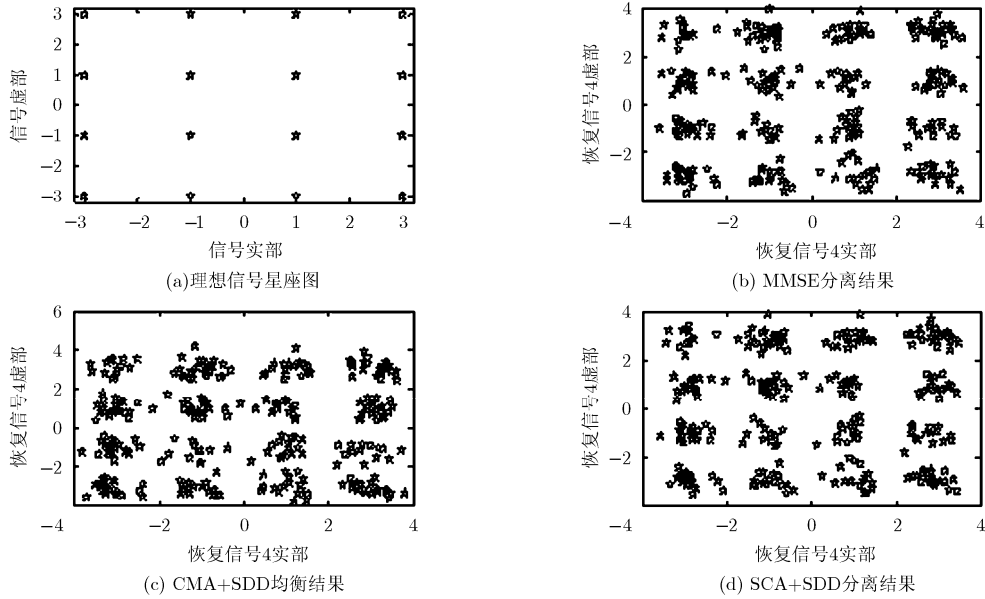


图3 16-QAM信号均衡结果对比

为了直接地测试算法的均衡效果, 我们用平均误码率作为评价标准, 进行定量对比, 在几种信噪比下通过100次仿真计算平均值, 结果如图4所示。

如图4所示, LSCE算法下随着训练序列的增加, 性能会有所提高, 但是即使在 $K=60$ 的情况下, 该算法的性能也不会高于SCA+SDD算法。对比这几种均衡算法效果可以看出, 本文提出的SCA+SDD算法性能不论在低信噪比还是在高信噪比下都最接近理想条件下的MMSE算法性能, 而且高于CMA+SDD算法, 远远优于训练序列数较少时的LSCE算

法。

图5是在信噪比为20 dB, 观测样本为300个时, 信道平均最大扭曲随迭代次数变化曲线。LSCE算法在训练样本较少时, 无法达到均衡目的; CMA+SDD算法由于采用自适应算法, 因此每步迭代之后收敛曲线可能会有抖动, 而且步长选取较小, 在算法的硬判决过程中可能误判, 最终导致收敛缓慢, 所需要的计算量较大, 同时剩余的稳态误差较大; 本文提出的算法起始收敛很快, 大约只需要20步就可以近似收敛到理想的MMSE解。由于本文提

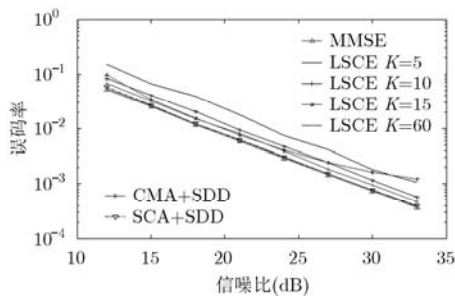


图4 4种算法误码率随信噪比变化曲线

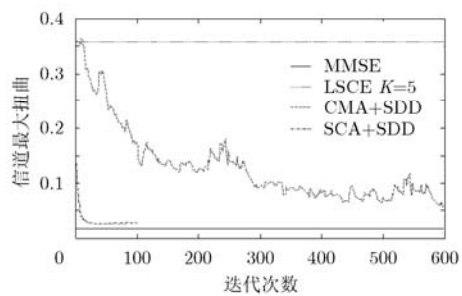


图5 信道平均最大扭曲随迭代次数变化曲线

出的算法收敛速度远远高于CMA+SDD算法, 因此其运算量将远小于该种算法。

6 结束语

本文中, 针对MIMO数字通信中的信号均衡问题, 我们提出了一种快速方环结合软决策的算法, 很好地利用了信号的星座图信息, 并将共轭梯度法用于问题的优化, 加快了问题的处理速度。通过理论分析和实验仿真证明, 我们提出的算法, 不论在均衡效果上, 还是在收敛速度上都明显优于已有的CMA+SDD算法。

参考文献

- [1] Wolniansky P W, Foschini G J, Golden G D, *et al.* V-BLAST: an architecture for realizing very high data rates over the rich-Jeanering wireless channel[C]. International Symposium on Signals, Systems, and Electronics (ISSSE), Pjsa, Italy, 1998: 295-300.
- [2] Alamouti S M. A simple transmit diversity technique for wireless communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1998, 16(8): 1451-1458.
- [3] IEEE 802.16, Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access System[S]. Section 8, PHY, 2004.
- [4] Ma Xue-fen, Zhao Juan, Zou Yun-feng, *et al.* Study of blind equalization techniques based on the variable step-size CMA[C]. 2012 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet), Three Gorges, China, 2012: 2882-2884.
- [5] Paracha K N and Zerguine A. A Newton-like algorithm for adaptive multi-modulus blind equalization[C]. 2011 7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA), Tipaza, Algeria, 2011: 283-286.
- [6] Abuthinien M, Chen S, and Hanzo L. Semi-blind joint maximum likelihood channel estimation and data detection for MIMO systems[J]. *IEEE Signal Processing Letter*, 2008, 15: 202-205.
- [7] Biguesh M and Gershman A B. Training-based MIMO channel estimation: a study of estimator tradeoffs and optimal training signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(3): 884-893.
- [8] Cheng H, Chen S, and Yamao Y. Adaptive semi-blind space-time equalisation for frequency selective rayleigh fading MIMO systems[C]. 2011 IEEE 73rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Budapest, Hungary, 2011: 1-5.
- [9] Chen S and Hanzo L. Fast converging semi-blind space-time equalisation for dispersive QAM MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(8): 3969-3974.
- [10] Chen S, Yao W, and Hanzo L. Semi-blind adaptive spatial equalization for MIMO systems with high-order QAM signalling[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(11): 4486-4491.
- [11] Thaiupathump T and Kassam S A. Square contour algorithm: a new algorithm for blind equalization and carrier phase recovery[C]. Conference Record of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (IEEE Cat. No.03CH37493), Los Angeles, USA, 2003, Vol.1: 647-651.
- [12] Demir M A and Özen A. A novel variable step size soft decision feedback blind equalizer[C]. 2011 IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2011), Antalya, Turkey, 2011: 754-757.

李进: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为盲信号处理。

冯大政: 男, 1959年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达成像、阵列信号处理、盲信号处理、神经网络等。