

改进收敛性能的矢量恒模 MIMO-OFDM 盲均衡器

董亮 曹秀英 毕光国

(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210096)

摘要: 在 MIMO-OFDM 系统中利用矢量恒模准则与用户间解相关准则相结合, 可以在相位模糊度意义下同时恢复出发端多个用户传输的数据。然而由于在迭代过程中使用了复杂度较低的 LMS 算法, 迭代过程的收敛速度与稳态均方误差形成了一对矛盾。该文提出了一种变步长的迭代方法, 能够同时在收敛速度和稳态均方误差上得到较好性能, 同时文中还分析了信道噪声对横向滤波器抽头系数更新的影响, 进而在抽头系数更新过程中将噪声予以消除, 进一步提高了盲均衡器的收敛性能。

关键词: MIMO-OFDM; 盲均衡器; 矢量恒模算法; 用户间解相关; 变步长 LMS

中图分类号: TN911.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)06-1356-05

VCMA Blind Equalizer with Improved Convergence Performance for MIMO-OFDM Systems

Dong Liang Cao Xiu-ying Bi Guang-guo

(National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In MIMO-OFDM systems, data streams of multiple users can be simultaneously recovered up to a phase ambiguity when a VCMA criterion combined with a user decorrelation criterion is considered. Since a low complexity LMS algorithm is used in the iteration, the convergence speed and the steady state MSE performance become a contradiction. In this paper, a variable step size iteration method is proposed which has good performance in both convergence speed and steady state MSE. Moreover, the impact of channel noise on the tap refreshing process of the transverse filters is analyzed, and a simple method to remove the effect of noise is induced. As a result the convergence performance of the blind equalizer is further improved.

Key words: MIMO-OFDM; Blind equalizer; VCMA; User decorrelation; Variable step size LMS

1 引言

在各种盲均衡方法中, 恒模算法^[1](CMA)由于其简单性以及定时误差、相位误差及频率偏移的不敏感性获得了广泛的应用。在多天线系统中, 将CMA与解相关准则相结合, 可以同时多个用户数据进行盲均衡^[2, 3]。以上方法都要求信源具有亚高斯峰度, 此时利用CMA算法可以在相位模糊度意义上恢复发送符号, 然而当信源具有高斯或者超高斯峰度时, CMA算法将无法收敛^[4]。为了将CMA算法推广到具有高斯峰度时的信源均衡, 文献[5]中提出了一种矢量恒模算法(VCMA), 利用该算法对高斯峰度信源的均衡具有良好效果。由于在时域上OFDM信号可以看作多个具有独立同分布的随机变量的叠加, 因此OFDM信号也具有接近高斯的峰度, 另外, 由于离散傅里叶变换(DFT)的正交性, 使得时域OFDM信号的每个符号具有等能量性质, 根据这两个特点, 使用VCMA算法对OFDM信号进行均衡是非常合适的选择。但在OFDM信号中, 由于循环前缀(CP)的使用, 使得时域接收符号具有循环相关特性, 这将造成VCMA均衡器性能的下

降。文献[6]中利用VCMA算法来均衡OFDM信号, 消除符号间干扰(ISI), 根据均衡器矩阵的Toeplitz性在每次迭代过程中对迭代矩阵进行修正, 消除了OFDM信号中CP带来的循环相关性的影响, 同时也引入了用户间解相关准则消除了多用户间干扰(IUI)。作为改进, 文献[7]中则通过直接对均衡器抽头系数进行迭代, 进一步降低了计算复杂度, 然而由于使用固定步长LMS类算法对均衡器系数进行迭代更新, 对小步长迭代算法收敛速度较慢, 但对大步长迭代稳态均方误差(MSE)较大。同时该算法也未考虑信道噪声的影响。

本文针对上述问题, 在 MIMO-OFDM 系统中引入了变步长 VCMA 迭代及去噪声算法。其中变步长核心思想是在初始迭代 MSE 较大时使用大的步长迭代, 而当算法收敛到较小的 MSE 时减小迭代步长, 这种变步长的处理方式同时具有大步长的收敛速度以及小步长时的稳态 MSE 性能。同时, 文中分析了迭代过程中的噪声影响, 并在每一步迭代中将噪声分量予以消除。仿真表明, 本文中提出的算法的收敛速度和稳态 MSE 性能均优于原始算法。

文中约定, \mathbf{A}^* 表示矩阵 \mathbf{A} 的复共轭, \mathbf{A}^H 表示矩阵 \mathbf{A} 的共轭转置, $\text{tr}\{\mathbf{A}\}$ 表示方阵 \mathbf{A} 的迹, $E\{x\}$ 表示随机变量 x 的数学期望, \mathbf{I}_m 表示 m 阶单位阵。

2 系统模型

假定系统中发送端有 K 个用户, 接收端利用 $Q(Q > K)$ 根天线接收信号, OFDM 子载波数为 M 。讨论中 $[x]$ 表示第 x 个数据块, 而用 (x) 表示第 x 时刻点上的数据值。

每对收发天线间信道响应利用长为 L_h 的 FIR 模型建模, 其中第 k 个发射天线与第 q 个接收天线间的信道冲激响应表示为 $\mathbf{h}_{kq} = [h_{kq}(0), h_{kq}(1), \dots, h_{kq}(L_h - 1)]$ 。

接收端的 Q 根天线接收到信号并经过 A/D 变换后得到 Q 路信号 $\mathbf{y}_q[n]$ ($q=1, \dots, Q$)。在每个接收天线上配置 K 路横向均衡滤波器, 经过滤波后, 再把得到的每组 K 路信号对应输出分别求和, 得到均衡输出 $\mathbf{z}_k[n]$ ($k=1, \dots, K$)。均衡后的 K 路数据分别经过 OFDM 解调、判决之后得到发送信号的估计值 $\hat{\mathbf{s}}_k[n]$ ($k=1, \dots, K$)。如图 1 所示。

设所有横向均衡滤波器的冲激响应长度都为 L_g , 其中第 q 根接收天线的第 k 路横向均衡滤波器冲激响应为 $\mathbf{g}_{qk} = [g_{qk}(0), g_{qk}(1), \dots, g_{qk}(L_g - 1)]$, 且均衡器输出 $\mathbf{z}_k[n]$ 按照长度 N 分组, 即 $\mathbf{z}_k[n] = [z_k(nN), z_k(nN + 1), \dots, z_k(nN + N - 1)]^T$ 。若令 $N \times (N + L_g - 1)$ 卷积矩阵:

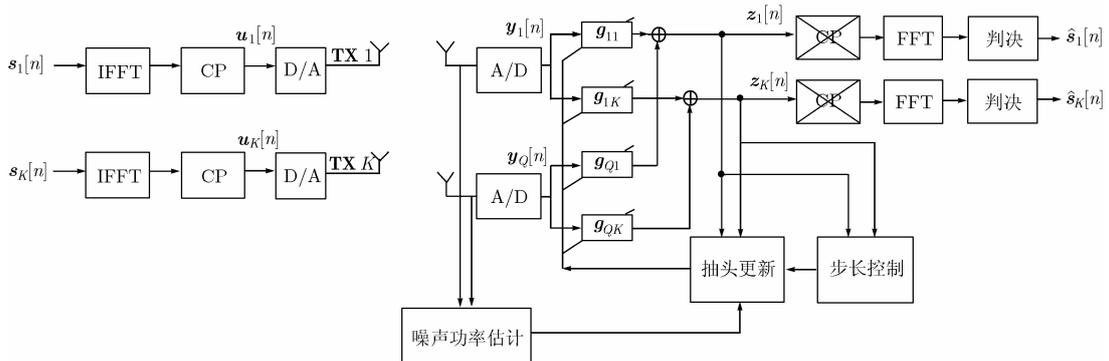
$$\mathbf{G}_{qk} = \begin{bmatrix} g_{qk}(L_g - 1) & g_{qk}(L_g - 2) & \dots & g_{qk}(0) \\ & g_{qk}(L_g - 1) & g_{qk}(L_g - 2) & \dots \\ & & \ddots & \\ & & & g_{qk}(L_g - 1) & g_{qk}(L_g - 2) \\ & & & & g_{qk}(0) \\ & & & & \vdots \\ & & & & \dots & g_{qk}(0) \end{bmatrix}$$

且 $\mathbf{y}_q[n] = [y_q(nN - L_g + 1), y_q(nN - L_g + 2), \dots, y_q(nN + N - 1)]^T$, 则有

$$\mathbf{z}_k[n] = \sum_{q=1}^Q \mathbf{G}_{qk} \mathbf{y}_q[n] \quad (1)$$

定义 \mathbf{g}_{qk} 的翻转 $\bar{\mathbf{g}}_{qk} = [g_{qk}(L_g - 1), g_{qk}(L_g - 2), \dots, g_{qk}(0)]$ 。由于 \mathbf{g}_{qk} 和 $\bar{\mathbf{g}}_{qk}$ 两者之间完全等价, 下述讨论中将 $\bar{\mathbf{g}}_{qk}$ 也称为均衡器抽头系数。

3 均衡准则



3.1 VCMA 准则

定义 VCMA 代价函数为^[6] $C_{\text{VCMA}}(n) = E \left\{ \sum_{l=1}^K (\|\mathbf{z}_l[n]\|^2 - R_2)^2 \right\}$, 其中 $R_2 = E\{\|\mathbf{u}_k[n]\|^4\} / E\{\|\mathbf{u}_k[n]\|^2\}$ 为分散常数^[5]。

利用随机梯度算法对均衡器抽头系数动态更新, 计算 VCMA 误差函数对均衡器抽头系数 $\bar{\mathbf{g}}_{qk}$ 的共轭梯度为^[7]

$$\nabla_{\bar{\mathbf{g}}_{qk}}^* C_{\text{VCMA}}(n) = (\|\mathbf{z}_k[n]\|^2 - R_2) \sum_{q_1=1}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q} \quad (2)$$

其中 $\bar{\Phi}_{q_1 q_2} = \sum_{d=1}^N \Phi_{q_1 q_2}^{d, L_g}$; $\Phi_{q_1 q_2}^{d, L_g}$ 为以 $\Phi_{q_1 q_2}$ 对角线上第 d 个元素为左上角元素的 L_g 阶方阵; $\Phi_{q_1 q_2} = \mathbf{y}_{q_1}[n] \mathbf{y}_{q_2}[n]^H$ 。

3.2 用户间解相关准则

令 $\mathbf{z}_l[n, \tau] = [z_l(nN - \tau), z_l(nN + 1 - \tau), \dots, z_l(nN + N - 1 - \tau)]^T$, ($l=1, \dots, K$), 同时设 $\mathbf{y}_q[n, \tau] = [y_q(nN - L_g + 1 - \tau), y_q(nN - L_g + 2 - \tau), \dots, y_q(nN + N - 1 - \tau)]^T$, 则

$$\mathbf{z}_l[n, \tau] = \sum_{q=1}^Q \mathbf{G}_{ql} \mathbf{y}_q[n, \tau] \quad (3)$$

定义用户间的时延互相关为 $\mathbf{R}_{kl}(\tau) = E\{\mathbf{z}_k[n, \tau] \mathbf{z}_l[n, \tau]^H\}$, 则用户间解相关代价函数为^[6]

$$C_{\text{XCORR}}(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1, l \neq k}^K \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} \|\mathbf{R}_{kl}(\tau)\|^2 \quad (4)$$

其中 τ_1 和 τ_2 由信道的时延扩展决定。可知 $C_{\text{XCORR}}(n)$ 相对 $\bar{\mathbf{g}}_{qk}$ 的共轭梯度为^[7]

$$\nabla_{\bar{\mathbf{g}}_{qk}}^* C_{\text{XCORR}}(n) = \sum_{l=1, l \neq k}^K \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} \left\{ \|\mathbf{z}_l[n, \tau]\|^2 \sum_{q_1=1}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q} + \|\mathbf{z}_l[n, \tau]\|^2 \sum_{q_1=1}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q}(\tau) \right\} \quad (5)$$

其中 $\bar{\Phi}_{q_1 q_2}(\tau) = \sum_{d=1}^N \Phi_{q_1 q_2}^{d, L_g}(\tau)$; $\Phi_{q_1 q_2}^{d, L_g}(\tau)$ 为以 $\Phi_{q_1 q_2}(\tau)$ 对角线上第 d 个元素为左上角元素的 L_g 阶方阵; $\Phi_{q_1 q_2}(\tau) = \mathbf{y}_{q_1}[n, \tau] \cdot \mathbf{y}_{q_2}[n, \tau]^H$ 。

3.3 综合准则

为同时消除 ISI 和 IUI, 在迭代过程中需要综合使用上述两种准则, 为此, 定义如下综合代价函数:

图 1 MIMO-OFDM 系统框图

$$C_{\text{all}}(n) = \lambda C_{\text{VCMA}}(n) + (1 - \lambda)C_{\text{XCORR}}(n) \quad (6)$$

其中常数 $0 \leq \lambda \leq 1$, 作用是平衡两种代价函数对迭代过程的影响。

若使用 LMS 算法对横向均衡滤波器抽头系数进行更新, 令第 n 次迭代过程中均衡器抽头系数为 $\bar{g}_{qk}(n)$, 则迭代过程可表示为^[7]

$$\begin{aligned} \bar{g}_{qk}(n+1) &= \bar{g}_{qk}(n) - \mu \nabla_{\bar{g}_{qk}}^* C_{\text{all}}(n) \\ &= \bar{g}_{qk}(n) - \mu (\lambda \nabla_{\bar{g}_{qk}}^* C_{\text{VCMA}}(n) + (1 - \lambda) \nabla_{\bar{g}_{qk}}^* \\ &\quad \cdot C_{\text{XCORR}}(n)) \end{aligned} \quad (7)$$

其中步长 μ 控制了迭代算法的收敛速度和稳态 MSE 性能。

4 收敛性能的改进

4.1 变步长算法

由于在盲均衡过程中使用 LMS 算法对横向均衡滤波器抽头系数进行更新, 因此上述算法收敛速度较慢。为增加算法收敛速度可以增大步长 μ , 但这将使得算法稳态 MSE 性能变差。为了能在收敛速度和稳态 MSE 性能之间找到良好的平衡, 可以使用变步长 LMS 算法^[8]进行抽头系数更新。

在第 n 次迭代过程中, 定义误差函数为 $f_E(n) = \sum_{k=1}^K (\|z_k[n]\|^2 - R_2)^2 / K$, 则迭代过程中的步长更新如下:

$$\mu'(n+1) = \alpha \mu(n) + \beta f_E(n) \quad (8)$$

其中 $0 < \alpha < 1$ 且 α 非常接近 1, 而 β 是一个较小的数。可见 α 决定了迭代过程中原步长对后续步长的影响大小, 而 β 决定了误差函数对步长迭代的影响大小。同时迭代过程中需要对步长 $\mu(n)$ 在一定范围内限幅^[8]。为此, 建立迭代过程获得的 $\mu'(n)$ 与实际采用的步长 $\mu(n)$ 之间的关系如下:

$$\mu(n) = \begin{cases} \mu_{\text{max}}, & \mu'(n) > \mu_{\text{max}} \\ \mu'(n), & \mu_{\text{min}} < \mu'(n) \leq \mu_{\text{max}} \\ \mu_{\text{min}}, & \mu'(n) \leq \mu_{\text{min}} \end{cases}$$

其中 μ_{min} 和 μ_{max} 分别为预先设定的限幅门限值。 μ_{min} 可取为固定步长迭代时拟采用的步长值, 而 μ_{max} 的选择应在保证迭代过程的均方误差可控、算法收敛的基础上取尽量大的值, 具体取值可以通过计算机仿真方法确定。

由于迭代式(7)是均衡器抽头系数 $\bar{g}_{qk}(n)$ 的非线性函数, 使得定量分析 α , β , μ_{min} , μ_{max} 的取值对迭代过程的影响非常困难, 目前还未找到合理的分析方法。但通过计算机仿真大致可得到如下结果:

(1) α , β 的取值将会影响迭代步长的变化情况, 并对算法的均方误差产生影响。

(2) α , β 可相关取值, 但相互之间的数量关系的确定对滤波器抽头系数的初始化较敏感, 而 α , β 独立取值更具有灵活性。

在实际操作过程中, α , β 的取值通过多次仿真后确定

为较适合的数值。

4.2 噪声影响的消除

讨论中假定信道噪声为加性零均值循环对称高斯噪声, 且噪声在时间和空间上均为白色, 并与信号相互独立。

第 k 根发送天线和第 q 根接收天线间的 $(N+L_g-1) \times (N+L_g+L_h-2)$ 信道卷积矩阵可表示为

$$\mathbf{H}_{kq} = \begin{bmatrix} h_{kq}(L_h-1) & h_{kq}(L_h-2) & \cdots & h_{kq}(0) \\ & h_{kq}(L_h-1) & h_{kq}(L_h-2) & \cdots \\ & & \ddots & \\ & & & h_{kq}(L_h-1) & h_{kq}(L_h-2) \\ & & & & h_{kq}(0) \\ & & & & \vdots \\ & & & & \cdots & h_{kq}(0) \end{bmatrix}$$

若令第 k 个发送天线上的数据分组及其延时样本为 $\bar{\mathbf{u}}_k[n] = [u_k(nN-L_g-L_h+2), u_k(nN-L_g-L_h+3), \dots, u_k(nN+N-1)]^T$, 及 $\bar{\mathbf{u}}_k[n, \tau] = [u_k(nN-L_g-L_h+2-\tau), u_k(nN-L_g-L_h+3-\tau), \dots, u_k(nN+N-1-\tau)]^T$, 则 $\mathbf{y}_q[n] = \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_{kq} \bar{\mathbf{u}}_k[n] + \mathbf{n}_q$, 且 $\mathbf{y}_q[n, \tau] = \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_{kq} \bar{\mathbf{u}}_k[n, \tau] + \mathbf{n}'_q$ 。其中 \mathbf{n}_q

和 \mathbf{n}'_q 分别表示第 q 根接收天线上的白高斯噪声及其延时样本。由于白高斯噪声特性可知 \mathbf{n}'_q 仍然为白高斯噪声过程, 且其功率与 \mathbf{n}_q 的功率完全相同, 假设为 σ_n^2 。可以采用如下两种方法来对 σ_n^2 进行估计。

(1) 若 MIMO-OFDM 系统用于数据包突发形式的传输系统(如 WLAN 系统)中, 则噪声功率 σ_n^2 可以在无数据包传输的间歇中, 通过对信道噪声的多次测量并进行平均来估计。

(2) 若 MIMO-OFDM 系统使用的是连续数据传输方式, 此时无法得到只有噪声样本的间歇期, 但可以利用信号子空间与噪声子空间的正交性来估计噪声功率, 具体过程如下:

令 $\mathbf{s}_k[n] = [s_k(nM), s_k(nM+1), \dots, s_k(nM+M-1)]^T$, 且 $\bar{\mathbf{s}}_k[n] = [s_k(nM-L_g-L_h+2), s_k(nM-L_g-L_h+3), \dots, s_k(nM$

$$+M-1)]^T$$
, 由于 $\bar{\mathbf{u}}_k[n] = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{L_g+L_h-2} \\ \mathbf{I}_{M,L} \\ \mathbf{I}_M \end{bmatrix} \bar{\mathbf{s}}_k[n] = \mathbf{A} \bar{\mathbf{s}}_k[n]$, 其

中矩阵 $\mathbf{I}_{M,L}$ 是由单位阵 \mathbf{I}_M 的最后 L 行组成的矩阵, 从而可知矩阵 \mathbf{A} 为 $(N+L_g+L_h-2) \times (M+L_g+L_h-2)$ 的矩阵。

定义 $\mathbf{y}[n] = [\mathbf{y}_1[n]^T, \mathbf{y}_2[n]^T, \dots, \mathbf{y}_Q[n]^T]^T$, $\bar{\mathbf{u}}[n] = [\bar{\mathbf{u}}_1[n]^T, \bar{\mathbf{u}}_2[n]^T, \dots, \bar{\mathbf{u}}_K[n]^T]^T$, 且 $\bar{\mathbf{s}}[n] = [\bar{\mathbf{s}}_1[n]^T, \bar{\mathbf{s}}_2[n]^T, \dots, \bar{\mathbf{s}}_K[n]^T]^T$, $\mathbf{n} = [\mathbf{n}_1^T, \mathbf{n}_2^T, \dots, \mathbf{n}_Q^T]^T$, \mathbf{H} 为由 \mathbf{H}_{ij} 组成的分块矩阵且 $(\mathbf{H})_{ij} = \mathbf{H}_{ij}$, 则有 $\mathbf{y}[n] = \mathbf{H} \bar{\mathbf{u}}[n] + \mathbf{n} = \mathbf{H}(\mathbf{I}_K \otimes \mathbf{A}) \bar{\mathbf{s}}[n] + \mathbf{n} = \mathbf{B} \bar{\mathbf{s}}[n] + \mathbf{n}$, 其中 \otimes 表示 Kronecker 张量积, 矩阵 \mathbf{B} 为 $Q(N+L_g-1) \times K(M+L_g+L_h-2)$ 的矩阵。若均衡器长度 L_g 取到

一定大小,使得 $Q(N+L_g-1) > K(M+L_g+L_h-2)$ 成立,即 $L_g > [K(M+L_h-2) - Q(N-1)] / (Q-K)$,则此时矩阵 \mathbf{B} 为长矩阵,向量 $\mathbf{y}[n]$ 的信号子空间维度最多为 $K(M+L_g+L_h-2)$,而噪声向量 \mathbf{n} 张成的空间维度为 $Q(N+L_g-1)$,因此我们可以利用子空间方法来估计噪声方差 σ_n^2 。

令 $\Phi(0) = \mathbf{y}[0]\mathbf{y}[0]^H$,为求得时刻 n 时 $\mathbf{y}[n]$ 的自相关矩阵 $\Phi(n)$ 的可靠估计,对每个接收符号 $\mathbf{y}[n]$ 进行迭代 $\Phi(n) = ((N-1)\Phi(n-1) + \mathbf{y}[n]\mathbf{y}[n]^H) / N$,则当 n 较大时有 $\Phi(n) = E\{\mathbf{y}[n]\mathbf{y}[n]^H\} = \mathbf{B}\mathbf{B}^H + \sigma_n^2\mathbf{I}$,对 $\Phi(n)$ 作特征分解,得到最小的 $Q(N+L_g-1) - K(M+L_g+L_h-2)$ 个特征值设为 $\lambda_1, \dots, \lambda_{Q(N+L_g-1) - K(M+L_g+L_h-2)}$,则噪声方差 σ_n^2 可估值为

$$\sigma_n^2 = \frac{\sum_{i=1}^{Q(N+L_g-1) - K(M+L_g+L_h-2)} \lambda_i / (Q(N+L_g-1) - K(M+L_g+L_h-2))}{Q(N+L_g-1) - K(M+L_g+L_h-2)}$$

由于

$$\begin{aligned} \Phi_{q_1 q_2} &= \mathbf{y}_{q_1}[n]\mathbf{y}_{q_2}[n]^H \\ &= \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{kq_1} \bar{\mathbf{u}}_k[n] \bar{\mathbf{u}}_l[n]^H \mathbf{H}_{lq_2}^H + \mathbf{n}_{q_1} \sum_{k=1}^K \bar{\mathbf{u}}_k[n]^H \mathbf{H}_{kq_2}^H \\ &\quad + \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{H}_{kq_1} \bar{\mathbf{u}}_k[n] \right) \mathbf{n}_{q_2}^H + \mathbf{n}_{q_1} \mathbf{n}_{q_2}^H \end{aligned}$$

上式中第1项为无噪声的有用项,而第2,第3项为信号与噪声互相关项,由于递推算法中隐含的求平均效果,可认为这两项在递推过程中逐渐减小到零,因此只需着重考虑最后一项在迭代过程中的影响。若 $q_1 \neq q_2$,则由噪声的空间白色性,随着迭代进行 $\mathbf{n}_{q_1} \mathbf{n}_{q_2}^H$ 的值同样会趋于零。

若 $q_1 = q_2 = q$,且设 $\mathbf{n}_q = [n_1, n_2, \dots, n_{N+L_g-1}]^T$, $\Psi_{q_1 q_2} = \mathbf{n}_{q_1} \mathbf{n}_{q_2}^H$,而 Ψ_{qq}^{d, L_g} 表示 $\Psi_{q_1 q_2}$ 从对角线上第 d 个元素开始的 L_g 阶方阵,则可推知 $\bar{\Psi}_{qq} = \sum_{d=1}^N \Psi_{qq}^{d, L_g}$ 随着时间推移将成为一个对角阵。当噪声过程为遍历过程且 N 较大时,对角线上元素即为噪声功率 N 倍的无偏估计,因此 $\bar{\Psi}_{qq} \approx N\sigma_n^2 \mathbf{I}_{L_g}$ 。为了减小噪声影响对迭代过程的影响,定义 $q_1 = q$ 时降噪后的 $\bar{\Phi}_{q_1 q}$ 为

$$\bar{\Phi}'_{qq} = \bar{\Phi}_{qq} - \bar{\Psi}_{qq} = \bar{\Phi}_{qq} - N\sigma_n^2 \mathbf{I}_{L_g} \quad (9)$$

而式(2)修正为

$$\nabla_{\bar{\mathbf{g}}_{qk}} C'_{\text{VCM}}(n) = (\|\mathbf{z}_k[n]\|^2 - R_2) \left(\sum_{q_1=1, q_1 \neq q}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q} + \bar{\mathbf{g}}_{qk} \bar{\Phi}'_{qq} \right) \quad (10)$$

由于噪声的延时样本 \mathbf{n}'_q 与原始噪声样本 \mathbf{n}_q 的统计特性完全相同,因此可以类似于上述推导,得出在 $q_1 = q$ 时 $\bar{\Phi}_{q_1 q}(\tau)$ 的修正形式为

$$\bar{\Phi}'_{qq}(\tau) = \bar{\Phi}_{qq}(\tau) - N\sigma_n^2 \mathbf{I}_{L_g} \quad (11)$$

因此式(5)修正为

$$\begin{aligned} &\nabla_{\bar{\mathbf{g}}_{qk}} C'_{\text{XCORR}}(n) \\ &= \sum_{l=1, l \neq k}^Q \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} \left\{ \|\mathbf{z}_l[n, \tau]\|^2 \left(\sum_{q_1=1, q_1 \neq q}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q} + \bar{\mathbf{g}}_{qk} \bar{\Phi}_{qq} \right) \right. \\ &\quad \left. + \|\mathbf{z}_l[n]\|^2 \left(\sum_{q_1=1, q_1 \neq q}^Q \bar{\mathbf{g}}_{q_1 k} \bar{\Phi}_{q_1 q}(\tau) + \bar{\mathbf{g}}_{qk} \bar{\Phi}'_{qq}(\tau) \right) \right\} \quad (12) \end{aligned}$$

将式(10)和式(12)代入式(7)进行迭代,就可以降低噪声对迭代过程的干扰,提高盲均衡器的性能。

5 仿真结果与分析

仿真中的MIMO-OFDM系统使用2根发送天线、3根接收天线,即 $K=2, Q=3$ 。OFDM系统子载波数为 $M=32$,循环前缀长度为 $L=8$,OFDM符号长度为 $N=M+L=40$,OFDM调制采用4QAM星座图,仿真中假定系统具有较好的定时同步和载波同步。

根据文献[9],子信道和均衡器长度满足如下条件时,盲均衡器最终收敛到迫零解:

条件1 均衡器长度 $L_g \geq \left\lceil \frac{KL_h - K}{Q - K} \right\rceil$,其中 $\lceil x \rceil$ 表示大于等于 x 的最小整数。

条件2 信道矩阵满足不可约且列可约性质。

仿真中采用信道长度为 $L_h=3$,根据条件1可选择均衡器长度为 $L_g=5$ 。具体使用的信道则根据条件2选取,信噪比设为20dB。 λ 取值为0.8, α 取值为0.97, β 取值为 2×10^{-10} , μ_{\max} 取值为 1×10^{-5} , μ_{\min} 取值为 2×10^{-7} 。

图2(a)和图2(b)分别针对两个用户的均衡器输出,比较了在不同步长下原始迭代算法与本文提出的变步长降噪算法的性能。第 k 个用户第 n 次迭代的NMSE定义为 $\|\bar{\mathbf{z}}_k[n] - \mathbf{s}_k[n]\|^2 / \|\mathbf{s}_k[n]\|^2$,其中 $\bar{\mathbf{z}}_k[n]$ 表示 $\mathbf{z}_k[n]$ 经过去掉循环前缀并FFT之后得到的符号。在计算NMSE过程中,相位模糊度已经消除。

由图2中可以看出,原始算法在较大步长($\mu=0.00001$)时只需20个OFDM符号左右就能收敛,但收敛时的均方误差较大,而且随着迭代进行NMSE出现了波动。当原始算法步长减小后($\mu=0.000001$ 和 $\mu=0.0000002$),算法稳态NMSE性能提高,但收敛速度随着步长减小而变缓,在步长为0.000001时,约需100个OFDM符号算法收敛,而当步长为0.0000002时,则约需400个OFDM符号算法收敛到稳定值。相比之下本文中的变步长降噪算法收敛速度与 $\mu=0.00001$ 时的原始算法大致相当,而稳态NMSE性能则优于原始算法。

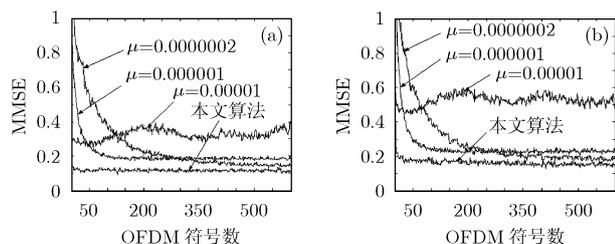


图 2 每个用户各步长原始算法与本文算法性能比较

6 结束语

基于 VCMA 准则和用户间解相关准则的 MIMO-OFDM 的盲均衡算法,能够在无需训练序列的条件下在相位模糊度意义上直接估计出多个用户数据,然而由于迭代过程使用了固定步长 LMS 算法更新抽头系数,使得收敛速度及均方误差成为一对矛盾,同时也未考虑信道噪声的影响,进一步降低了算法性能。本文提出的变步长降噪算法一方面使用变步长策略来灵活调整 LMS 迭代步长,既保留了大步长迭代的快速收敛性又具有小步长迭代时的较低均方误差,另一方面研究了信道噪声对抽头更新的影响,并将噪声从迭代过程中消去,进一步提高了盲均衡器的性能。

参 考 文 献

- [1] Godard D N. Self-recovering equalization and carrier tracking in two dimensional data communication systems. *IEEE Trans. on Commun.*, 1980, COMM-28(11): 1867–1875.
- [2] Papadias C B and Paulraj A J. A space-time constant modulus algorithm for SDMA systems. in *IEEE/VTS 46th Veh. Tech. Conf. (VTC-96)*, Atlanta, GA, Apr. 28–May 1, 1996: 86–90.
- [3] Papadias C B and Paulraj A J. A constant modulus algorithm for multiuser signal separation in presence of delay spread using antenna arrays. *IEEE Signal Processing Lett.*, 1997, 4(6): 178–181.
- [4] Johnson R Jr, Schniter P, and Endres T J, *et al.* Blind equalization using the constant modulus criterion: a review. *Proc. IEEE*, 1998, 86(10): 1927–1949.
- [5] Yang V Y and Jones D L. A vector constant modulus

algorithm for shaped constellation equalization. *IEEE Signal Processing Lett.*, 1998, 5(4): 89–91.

- [6] Abrudan T, Sirbu M, and Koivunen V. A block-Toeplitz VCMA equalizer for MIMO-OFDM systems. in *ACSSC 2003*, Pacific Grove, California, Nov. 2003, vol.1: 1037–1041.
- [7] Abrudan T, Hjørungnes A, and Koivunen V. Toeplitz method for blind equalization in MIMO OFDM systems. in *IZS 2004*, ETH Zurich, Switzerland, Feb. 2004: 212–215.
- [8] Kwong R H and Johnston E W. A variable step size LMS algorithm. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1992, 40(7): 1633–1642.
- [9] Slock D T M. Blind joint equalization of multiple synchronous mobile users using oversampling and/or multiple antennas. in *28 ACSSC*, San Diego, USA, Oct. 1994, vol.2: 1154–1158.

董 亮: 男, 1980 年生, 博士生, 研究方向为 OFDM 无线通信与信号处理技术。

曹秀英: 女, 1947 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线通信信号处理与保密通信。

毕光国: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为超宽带无线通信与多载波通信技术。