

异步 DS-CDMA 系统子空间盲特征波形估计算法的鲁棒性问题研究

程云鹏, 蔡跃明

(解放军理工大学通信工程学院无线通信系, 江苏南京 210016)

摘 要: 本文针对异步 DS-CDMA 系统, 在理论上分析了信道阶、信道头和尾对子空间盲特征波形估计算法性能的影响, 并进行了计算机仿真. 首先提出了一个特征波形分解模型, 将特征波形分解为 m 阶主要部分和次要部分, 得到了相应的 m 阶子空间算法; 然后运用矩阵扰动理论, 证明了特征波形分解的可行性, 即 m 阶子空间算法的特征波形估计逼近于 m 阶主要部分; 最后从矩阵特征值分解的稳定程度出发, 推导了特征波形分解准则, 该准则指出应该避免考虑次要部分, 采用尽可能小的信道阶. 仿真结果验证了理论分析的正确性.

关键词: DS-CDMA; 盲信道估计; 子空间

中图分类号: TN914.53 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 10-1327-05

On the Robustness of the Subspace Method for Blind Signature Waveform Estimation in Asynchronous DS-CDMA Systems

CHENG Yur-peng, CAI Yue-ming

(Dept. of Wireless Communications, Institute of Communications Engineering, PLAUST, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract: The effects of the channel order and tails on the performance of subspace based blind signature waveform estimation method in asynchronous DS-CDMA systems are analyzed in theory, and the simulations are carried out. First, we present a signature waveform decomposition model, which means partitioning the signature waveform into the m th order significant part and the tails, and the corresponding m th order subspace method is obtained. Secondly, by using matrix perturbation theory, we prove the decomposition validation, which shows that the signature waveform estimation of the m th order subspace method is close to the m th order significant part. Finally, from the stable degree of matrix eigenvalue decomposition, the decomposition criterion is derived, which points out that we should avoid modeling the tails and adopt the channel order as small as possible. The simulation results support our theoretical analysis.

Key words: DS-CDMA; blind channel estimation; subspace

1 引言

直接序列码分多址 (DS-CDMA) 技术具有高容量、软切换、同频覆盖、多径分集等一系列优点, 因而作为首选多址接入方案, 在第三代移动通信系统中被广泛采用^[1]. CDMA 信道是多径衰落信道, 存在着多径时延扩展、幅度衰落和多普勒频移等效应. 克服多径衰落影响的一种方法是 Rake 接收, 进行路径分集, 把分离的多径信号按合并规则合并以减小多径衰落的影响. 但这种方法需要知道不同路径的时延、衰落幅度及相位等信息, 因而仅适合于路径可以明显区分的情况. 克服多径衰落影响的另一种方法是均衡, 通过估计信道, 然后用均衡器补偿信道. 可见, CDMA 信道估计非常重要, 直接决定着接收机性能的好坏.

传统的 CDMA 信道估计方法是通过在发端发送训练序列

或参考信号, 收端根据所接收信号推算出信道参数; 其好处是估计误差小、收敛速度较快. 缺点是需要发送训练序列或参考信号而浪费了一定的系统资源, 而且, 长训练序列的采用降低了算法在快衰落信道下的跟踪能力. 为此, CDMA 盲信道估计引起了人们广泛的研究兴趣^[2~6], 该类方法是利用信道的输出、与输入有关的统计信息, 在无需知道训练序列或参考信号的情况下估计信道参数; 该类算法主要有三种: 基于子空间的估计算法^[2~5], 基于最大似然准则的估计算法^[9]以及基于滤波器阵列的估计算法^[6]. 其中, 子空间方法因性能和鲁棒性较好、复杂度相对适中, 而倍受关注.

子空间盲信道估计方法是利用接收信号来构造观察矩阵, 估计噪声 (或信号) 子空间, 然后在一定约束条件下运用噪声 (或信号) 子空间来估计信道. 文献[2, 3]分别针对同步、异

步 DS-SS-CDMA 系统,提出的子空间算法是首先估计信道,通过扩频码矩阵计算得到用户特征波形,再进行均衡.为了避免直接估计信道,文献[4]提出了一种盲特征波形估计算法,直接估计用户特征波形.但是这些算法都需要知道信道阶,而在实际运用中,得到信道阶的可靠实时估计相当困难.如果高估了,特征波形的估计精度会大大降低^[3],信道响应比较长而且小的头和尾也将严重影响子空间算法的性能^[7].但是文献[3]仅从仿真角度予以说明,文献[7]针对单用户非扩频系统进行分析,这些结论对于 DS-SS-CDMA 系统并不是很充分.因此,特别针对 DS-SS-CDMA 系统,在理论上研究信道阶、信道头和尾如何影响子空间盲特征波形估计算法的性能,这对于算法的实际应用具有非常重要的意义.

本文针对 DS-SS-CDMA 系统,研究了子空间盲特征波形估计算法对信道阶、信道头和尾的鲁棒性问题.第二节为系统模型及子空间算法描述.第三节为 m 阶子空间算法的性能分析,给出了特征波形分解模型,然后证明了特征波形分解的可行性,并推导了特征波形分解准则.第四节为性能仿真,与理论分析进行了比较.最后一节为结论和将来工作.

2 子空间算法

2.1 系统模型

异步 DS-SS-CDMA 系统接收信号的离散时间模型可以表述为^[3]:

$$x(n) = Gs(n) + w(n) \quad (1)$$

其中: $x(n)$ 为抽样矢量, $x(n) \in C^{KL_c \times 1}$; G 为特征波形矩阵, $G \in C^{KL_c \times P(K+L_g-1)}$; $s(n)$ 为 P 个用户的发送符号矢量, $s(n) \in C^{P(K+L_g-1) \times 1}$; $w(n)$ 为加性复高斯白噪声(AWGN)矢量, 方差为 σ^2 ; $C^{m \times n}$ 表示 $m \times n$ 维复向量空间; K 为平滑因子; L_c 为扩频码长度, 假设各用户特征波形矢量长度均相等, 记为 $L_g L_c$, L_g 为特征波形所对应的符号周期数. 矩阵 G 为:

$$G = [G_1 \ G_2 \ \dots \ G_P], \quad \text{并且}$$

$$G_i = \begin{bmatrix} g_i(L_g) & \dots & g_i(2) & g_i(1) & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & g_i(L_g) & \dots & g_i(2) & g_i(1) & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \vdots & 0 & g_i(L_g) & \dots & g_i(2) & g_i(1) \end{bmatrix},$$

$$i = 1, 2, \dots, P$$

$$g_i = [g_i(1)^T \ g_i(2)^T \ \dots \ g_i(L_g)^T]^T, \quad i = 1, 2, \dots, P$$

其中: $(\cdot)^T$ 表示矩阵转置; $g_i = Ch_i \in C_{L_g L_c}^{L_g \times 1}$ 为 i 用户特征波形矢量, $h_i \in C_{L_h}^{L_h \times 1}$ 为信道矢量, L_h 为信道的阶, $C_i \in R_{L_g L_c \times L_h}^{L_g \times L_c \times L_h}$ 是由 i 用户扩频码矢量 c_i 所组成的矩阵.

2.2 子空间算法

如果 $x(n)$ 、 c_i 已知, 文献[4]提出直接估计 g_i , 而不是先估计 h_i , 再计算出 g_i ^[3]. 为便于算法描述及后续分析, 假定 $K = L_g$, $\|g_i\|_2 = 1$, g_i 能够被估计. 那么, 子空间算法可以描述为:

构造数据矩阵 $X(n)$,

$$X(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-N+1)]$$

并进行奇异值分解, 令 $U_s(\cdot)$, $U_n(\cdot)$ 分别表示信号子空间和噪声子空间算子, 则

$$g_i \in \text{range}(U_s(X))$$

令 \tilde{C}_i 为 C_i 的正交化矩阵, 那么由 $g_i = C_i h_i$ 可得

$$g_i \in \text{range}(\tilde{C}_i)$$

定义 $Y_i = [U_s(X) \ \tilde{C}_i]$

则 $g_i \in \text{range}(Y_i)$

若 $\dim[\text{range}(U_s(X)) \cap \text{range}(\tilde{C}_i)] = 1$

以及 $KL_c \geq P(2K-1) + L_h - 1$

那么, g_i 存在唯一解, 是矩阵 Y_i 的最大左奇异矢量.

$$\hat{g}_i = \arg \max_{\|g_i\|_2=1} g_i^H Y_i Y_i^H g_i \quad (2)$$

其中, $(\cdot)^H$ 表示矩阵共轭转置.

3 m 阶子空间算法

3.1 特征波形分解模型

为了更好地研究子空间算法的特性, 将 i 用户特征波形 g_M (g_M 表示 g_i , 在此 $M = KL_c$, 省略 i) 分解为以下两个部分:

m 阶主要部分 g_m : 这部分通常位于特征波形的中部, 包含着 m 个比较大的值, 头部和尾部分别包含着 m_1 、 m_2 个零元素.

次要部分 d_{m_1, m_2} : 这部分是 m 阶主要部分相对于特征波形的剩余部分, 仅包含着特征波形比较小的头和尾, 中间元素全部为零.

若令 $0 \leq m_1(m_2) \leq m_1 + m_2 \leq M$, $m = M - m_1 - m_2$ 则这种分解可以表述为:

$$g_M = g_m + d_{m_1, m_2} \quad (3)$$

其中下标 $(\cdot)_{M(m)}$ 表示阶为 $M(m)$ 时的相应项,

$$g_m = \underbrace{[0 \ \dots \ 0]_{m_1}}_{m_1} \underbrace{[g_m^1 \ \dots \ g_m^m]_m}_m \underbrace{[0 \ \dots \ 0]_{m_2}}_{m_2}^T$$

$$d_{m_1, m_2} = \underbrace{[g_m^1 \ \dots \ g_m^m]_{m_1}}_{m_1} \underbrace{[0 \ \dots \ 0]_m}_m \underbrace{[g_m^1 \ \dots \ g_m^{m_2}]_{m_2}}_{m_2}^T$$

$\|d_{m_1, m_2}\|_2 = \varepsilon_m \ll 1$. 由于 $g_m = C_m h_m$, 因此 $C_m \in R^{M \times (m - L_c + 1)}$, h_m 是信道 h_M (即 h_i) 的主要部分, 信道阶为 $m - L_c + 1$. 我们称 m 阶子空间算法是指在运用 2.2 小节描述的子空间算法时, 并不考虑整个特征波形 g_M , 而是只考虑它的 m 阶主要部分 g_m . 在算法具体执行过程中, m 阶的涵义体现在对特征波形分解后, 信道只考虑主要部分 h_m , 信道阶由 $m - L_c + 1$ 代替 L_h , 扩频码矩阵由 C_M 变为 C_m , 从而导致矩阵 Y_i 和特征波形估计 \hat{g}_i 的不同.

由上述分解可见, 选取不同的 m_1 、 m_2 , 表示对特征波形 g_M 进行不同的分解, 就会得到不同的 m 阶子空间算法. 为了研究特征波形分解对 m 阶子空间算法的影响, 下面探讨了它们之间的关系, 证明了特征波形分解的可行性, 为特征波形分解提供了理论依据; 并推导了特征波形分解准则, 为特征波形分解参数 m_1 、 m_2 的选取提供了指导.

3.2 特征波形分解可行性

要证明特征波形分解是可行的, 就是要说明运用 m 阶子空间算法时, 得到的特征波形估计与分解前的待估特征波形有何关系. 为此, 从理论上推导了 m 阶子空间算法的一阶渐

近性能上界, 说明了特征波形估计如何逼近于分解得到的 m 阶主要部分. 由于渐近条件意味着 $N \rightarrow \infty$, $U_s(X) = U_s(G)$, AWGN 并不影响一阶渐近性能. 因此, 在本小节和下小节分析过程中不考虑 AWGN, 用 G 来代替 X 进行奇异值分解, 并假定 G 为满秩.

若待估特征波形为 $g_{M(m)}$, 那么可以通过下述计算顺序获得特征波形估计 $\tilde{g}_m(g_m)$,

$$G_{M(m)} \xrightarrow{\quad} U_s(G_{M(m)}) \xrightarrow{\quad} Y_{M(m)} \xrightarrow{\quad} U_s(Y_{M(m)}) \xrightarrow{\quad} \tilde{g}_m(g_m)$$

我们将 g_M 视为 g_m 的扰动结果, 运用矩阵扰动理论可以推导出 $\|\tilde{g}_m - g_m\|_2$ 的上界.

定理 1 令 g_m 为特征波形 g_M 的 m 阶主要部分, \tilde{g}_m 为 m 阶子空间算法的估计结果. 则

$$\|\tilde{g}_m - g_m\|_2 \leq \sqrt{K} \varepsilon_m / (\delta(G_m) \delta(Y_m)) \quad (4)$$

其中: $\delta(G_m) = \sigma_{P(2K-1)}(G_m)$; $\delta(Y_m) = \sigma_{P(2K-1)+m-L_c}(Y_m)$; $\sigma_j(\cdot)$ 表示矩阵第 j 个奇异值.

证明 定义 $\Delta(\cdot) = (\cdot)_{M-}(\cdot)_m$

将 G_M 视为 G_m 的扰动结果, 则 $U_s(G_M)$ 的一阶逼近扰动为^[8]:

$$\Delta U_s(G_M) = U_n(G_m)(U_n(G_m))^H \Delta G_m G_m^\# U_s(G_m)$$

其中, $(\cdot)^\#$ 表示矩阵为逆. Y_m 上扰动为:

$$\Delta Y_m = [\Delta U_s(G_m) \quad 0_{M \times (m-L_c+1)}]$$

再次运用一阶逼近扰动理论, $U_s(Y_m)$ 上扰动为:

$$\Delta U_s(Y_m) = U_n(Y_m)(U_n(Y_m))^H \Delta Y_m Y_m^\# U_s(Y_m)$$

因此, $\Delta g_m = \tilde{g}_m - g_m = \Delta U_s(Y_m) e_1$

其中, e_1 表示首项为 1, 其余项为 0 的列向量.

对上式取矩阵 2-范数, 运用矩阵范数性质^[9], 有:

$$\|\Delta g_m\|_2 \leq \|\Delta G_m\|_2 \cdot \|G_m^\#\|_2 \cdot \|Y_m^\#\|_2$$

使用矩阵 2-范数/ F -范数不等式^[9], 有:

$$\|\Delta G_m\|_2 \leq \|\Delta G_m\|_F = \sqrt{K} \varepsilon_m$$

而 $\|G_m^\#\|_2$, $\|Y_m^\#\|_2$ 分别等于矩阵 G_m , Y_m 的最小非零奇异值的倒数. 矩阵 $G_m \in C^{K_L \times P(2K-1)}$ 为满秩矩阵, 因此最小非零奇异值就是最小的奇异值; 但矩阵 $Y_m \in C^{K_L \times (P(2K-1)+m-L_c+1)}$ 为秩缺 1 的奇异矩阵, 其最小非零奇异值为次小的奇异值. 这样就可以得到估计误差 $\|\tilde{g}_m - g_m\|_2$ 上界的最后表述式(4). 证毕.

从式(4)可以看出, 运用 m 阶子空间算法得到的特征波形估计逼近于特征波形的 m 阶主要部分; 这种逼近程度取决于特征波形次要部分的大小, 特征波形矩阵 G_m 和矩阵 Y_m 的最小非零奇异值. 最后一个因素与特征波形 g_M 的分解有关, 可以解释为 m 阶主要部分值分布情况的一个量度. 若次要部分很小, G_m 和 Y_m 的最小非零奇异值比较大, 那么, m 阶子空间算法将能提供一个很好的逼近效果. 这充分说明特征波形分解是可行的. 此外, 根据式(4)结论, 我们可以用 m 阶子空间算法的特征波形估计的 m 阶主要部分来代替它本身作为最后估计, 这样可以减小后续处理过程的运算量.

3.3 特征波形分解准则

本小节分析了特征波形分解对 m 阶子空间算法估计性能的影响, 推导了特征波形分解准则, 即特征波形分解参数

m_1, m_2 的选取准则. 通过理论分析证明, 我们应选择尽可能小的阶 m , 这个阶称为特征波形的有效阶, 表示在最佳分解参数 m_1, m_2 下分解特征波形, 运用 m 阶子空间算法得到的特征波形估计误差最小.

假设 m 是 i 用户特征波形的有效阶, 但却运用 m' 阶子空间算法, 这里, m' 阶子空间算法通过特征波形分解得到的 m' 阶主要部分完全包括 m 阶主要部分, 即有: $m'_2 \leq m_2, m'_1 \leq m_1, m' \geq m, C_m' \in R^{M \times (m'-L_c+1)}$. m 和 m' 阶子空间算法的区别就在于扩频码矩阵 C_m 和 C_m' 的不同, 导致了矩阵 Y_m 和 $Y_{m'}$ 的不同, 最终导致了特征波形估计 \tilde{g}_m 和 $\tilde{g}_{m'}$ 的不同.

记: $Q_i = Y_i Y_i^H, P_i = 2 \cdot I_M - Q_i, \lambda_1^{\downarrow}(\cdot) = [\lambda_1^{\downarrow}(\cdot) \lambda_2^{\downarrow}(\cdot) \dots \lambda_M^{\downarrow}(\cdot)]$ 表示矩阵特征值按降序排列所构成的非负

矢量^[10], I_M 表示 $M \times M$ 单位矩阵. 则

$$\lambda_j^{\downarrow}(Q_i) = 2 - \lambda_{M+1-j}^{\downarrow}(P_i) \geq 0, \lambda_j^{\downarrow}(P_i) \geq 0, j = 1, 2, \dots, M$$

故 $\lambda_j^{\downarrow}(Q_i) \leq 2$. 由于 $g_i \in \text{range}(U_s(G))$, $g_i \in \text{range}(\tilde{C}_i)$, 因而 g_i 可以描述为:

$$g_i = U_s(G) t_i = \tilde{C}_i \tilde{h}_i$$

其中: $g_i^H g_i = t_i^H t_i = \tilde{h}_i^H \tilde{h}_i = 1$, 而 g_i 也为 Q_i 的最大特征值所对应的特征矢量^[4], 故

$$\lambda_1^{\downarrow}(Q_i) = t_i^H t_i + \tilde{h}_i^H \tilde{h}_i = 2 \quad (5)$$

即有 $\lambda_M^{\downarrow}(P_i) = 0$, 又 $\hat{g}_i = \arg \min_{\|g_i\|_2=1} g_i^H P g_i$

即 \hat{g}_i 为 P_i 的最小右特征矢量^[4], 故 \hat{g}_i 是一个不太稳定的特征矢量, 其不稳定程度取决于 $\lambda_{M-1}^{\downarrow}(P_i)$ 与 $\lambda_M^{\downarrow}(P_i)$ (即 0) 的分离程度^[7]. 若 $\lambda_{M-1}^{\downarrow}(P_i)$ 越大, 即 $\lambda_2^{\downarrow}(Q_i)$ 越小, \hat{g}_i 就越稳定. 因此, 选择 m 还是 m' 阶子空间算法, 关键在于比较 $\lambda_2^{\downarrow}(Q_m)$ 和 $\lambda_2^{\downarrow}(Q_{m'})$ 的大小, 下面给出了 $\lambda_2^{\downarrow}(Q_m)$ 和 $\lambda_2^{\downarrow}(Q_{m'})$ 大小关系的一个定理.

引理 1 (Cauchy 交织定理^[9]): 若 Hermitian 矩阵 $A \in C^{n \times n}$, 矩阵 $U \in C^{n \times (n-k)} (n > k)$ 满足 $U^H U \in I_{n-k}$, 令 $B = U^H A U$, 则

$$\lambda_j^{\downarrow}(A) \geq \lambda_j^{\downarrow}(B) \geq \lambda_{j+k}^{\downarrow}(A), j = 1, 2, \dots, n-k$$

定理 2 若 $m'_1 \leq m_1, m'_2 \leq m_2$, 则

$$\lambda_2^{\downarrow}(Q_{m'}) \geq \lambda_2^{\downarrow}(Q_m) \quad (6)$$

证明 令 $n = P(2K-1) + m' - L_c + 1, k = m' - m$, 则

C_m, C_m' 的正交矩阵 $\tilde{C}_m, \tilde{C}_m'$ 之间的关系可表述为:

$$\tilde{C}_m = \tilde{C}_m' [I_{m-L_c+1}^T \quad 0_{k \times (m-L_c+1)}^T]^T, \text{ 并且}$$

$$Y_m = Y_m' U \in C^{K_L \times (n-k)}$$

其中: $U = [I_{n-k}^T \quad 0_{k \times (n-k)}^T]^T, U^H U \in I_{n-k}$

记 $A = Y_m^H Y_m \in C^{n \times n}, B = Y_m'^H Y_m' = U^H A U \in C^{(n-k) \times (n-k)}$

由引理 1 有: $\lambda_1^{\downarrow}(A) \geq \lambda_1^{\downarrow}(B)$, 而

$$\lambda_2^{\downarrow}(Q_{m'}) = \lambda_2^{\downarrow}(A), \lambda_2^{\downarrow}(Q_m) = \lambda_2^{\downarrow}(B)$$

故: $\lambda_2^{\downarrow}(Q_{m'}) \geq \lambda_2^{\downarrow}(Q_m)$. 证毕.

由上述定理可知, 选择 m 阶子空间算法时, $\lambda_2^{\downarrow}(Q_m)$ 更小, \hat{g}_i 更稳定. 因此, 应选择尽可能小的阶 m .

4 性能仿真

在上节中, 推导了 m 阶子空间算法盲特征波形估计的一

阶渐近性能上界(式(4)), 这个上界使我们更清楚地了解子空间盲特征波形估计算法在实际运用过程中的性能。当然, 这个上界并不一定是紧上界, 但却是一个相当简练的表达式, 它很大程度上说明了子空间算法执行结果的好坏。此外, 也分析了特征波形分解参数 m_1, m_2 对 m 阶子空间算法估计性能的影响。在本节, 将通过计算机仿真来验证理论分析结果。

考虑如下的异步 DS-SS-CDMA 系统。用户数目 $P=5$, 各用户功率均相等, 采用 Gold 码作为扩频码, 码长 $L_c=31, K=L_g=2$, 所有用户信道均为多径慢衰落信道, 估计用户 1 的特征波形。

首先考虑当特征波形次要部分大小变化时, m 阶子空间算法的一阶渐近性能。图 1 给出了用户 1 特征波形的 m 阶主要部分 g_m , 分解参数设定为 $m_1=10, m_2=10, m=42$ 。通过随机产生次要部分构成 g_M , 并且

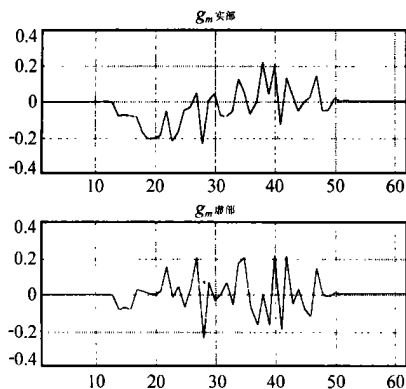


图 1 用户 1 特征波形 m 阶主要部分波形
 $20 \leq 20 \log(\|g_m\|_2 / \|d_{m_1, m_2}\|_2) \leq 100$

对 g_M 进行归一化, 使得 $\|g_M\|_2=1$ 。然后运用 m 阶子空间算法得到估计 \tilde{g}_m 。在图 2 中, 给出了实际估计误差 $\|\tilde{g}_m - g_m\|_2$ 和上界(式(4))。可以看出, 该上界并不是一个紧上界。

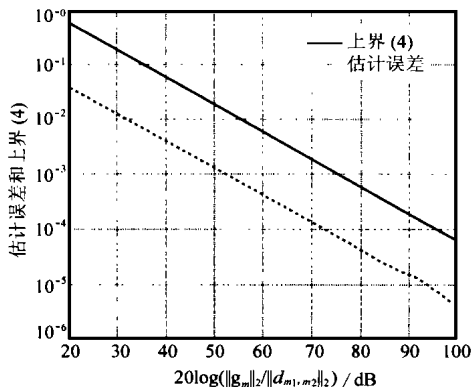


图 2 特征波形估计误差和上界(4)

图 3 给出了 m_1, m_2 对 $\lambda_1^+(Q_m)$ 和 $\lambda_2^+(Q_m)$ 的影响曲线, 其中 $20 \log(\|g_m\|_2 / \|d_{m_1, m_2}\|_2) = 80$ 采用随机生成的特征波形次要部分。从图中可以看出, 当 m_1 固定不变, m_2 增加时, $\lambda_1^+(Q_m) \equiv 2$ 是一个常数, $\lambda_2^+(Q_m)$ 单调降低。这与理论分析结果(式(5)、(6))完全吻合, 因此, 应选择尽可能小的阶 m 。

图 4 给出了在不同特征波形分解参数 m_1, m_2 下, 信噪比 SNR 对 m 阶子空间算法特征波形估计误差 $\|\tilde{g}_M - g_M\|_2$ 的影响曲线, 其中, $N=400$, 仿真次数为 100 次, 信噪比定义为: $SNR = \|g_M\|_2^2 / \sigma^2$ 。由图可以看出, 当信道阶高估, 考虑过多的信道头和尾时, m 阶子空间算法特征波形估计性能会降低; 并且在 m 降到有效阶之前, m 越小, 算法性能越好。

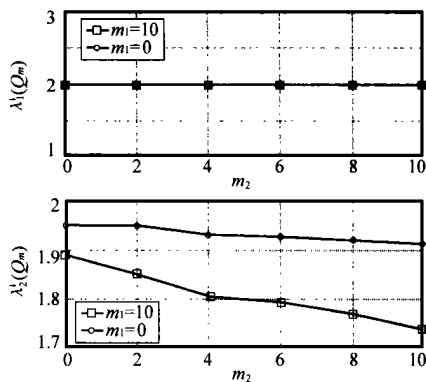


图 3 m_1, m_2 对 Q_m 最大、次大特征值的影响

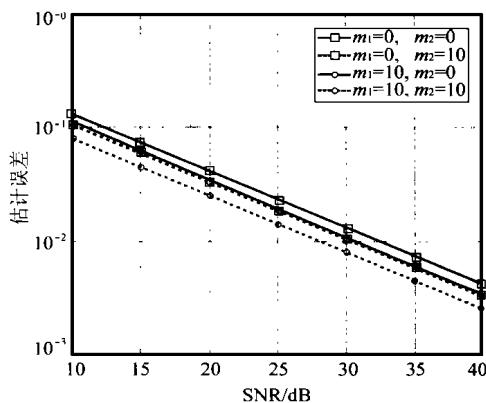


图 4 信噪比对特征波形估计误差的影响

5 结论及将来工作

本文研究了异步 DS-SS-CDMA 系统中子空间盲特征波形估计算法对信道阶、信道头和尾的鲁棒性问题, 主要做了三方面的工作。一是提出了一个特征波形分解模型, 将特征波形分解为 m 阶主要部分和次要部分, 基于分解模型, 得到了一个相应的 m 阶子空间算法, 为分析子空间算法奠定了基础; 二是证明了特征波形分解的可行性, 即指出 m 阶子空间算法得到的特征波形估计逼近于 m 阶主要部分, 逼近程度取决于三个因素: 系统特征波形矩阵、次要部分的大小以及 m 阶主要部分值的分布情况, 为特征波形分解提供了理论依据; 三是推导了特征波形分解准则, 即分解参数 m_1, m_2 的选取准则, 证明如果同时考虑实际特征波形的 m 阶主要部分和次要部分, 那么子空间算法的性能会降低, 因此应该避免考虑次要部分, 采用尽可能小的信道阶, 为特征波形分解参数 m_1, m_2 的选取提供了指导。本文工作对于子空间盲特征波形估计算法的进一步研究具有指导意义。由于上述工作中并不涉及到如何确定

分解参数 m_1, m_2 , 因此, 下一步的工作重点将放在最佳分解参数的确定上, 研究思路拟采用分解参数和特征波形联合估计策略, 以促进子空间算法的进一步实用化。

参考文献:

- [1] T Ojanpera, R Prasad. Wideband CDMA for Third Generation Mobile Communications [M]. Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [2] H Liu, G Xu. A subspace method for signature waveform estimation in synchronous CDMA systems [J]. IEEE Trans. On Commun. , 1996, 41 (10): 1346- 1354.
- [3] M Todak, G Xu. Blind multiuser channel estimation in asynchronous CDMA systems [J]. IEEE Trans. On Signal Processing. 1997, 45(2): 137- 147.
- [4] Y Song, S Roy. Blind adaptive reduced-rank detection for DS-SS-CDMA signals in multipath channels [J]. IEEE JSAC, 1999, 17(11): 1960- 1970.
- [5] A J Weiss, B Friedlander. Synchronous DS-SS-CDMA downlink with frequency selective fading [J]. IEEE Trans. On Signal Processing. 1999, 47(2): 158- 167.
- [6] A Scaglione, G B Giannakis, S Barbarossa. Redundant filterbank precoders and equalizers Part II: Blind channel estimation, synchronization and direct equalization [J]. IEEE Trans. On Signal Processing [J]. 1999, 47(7): 2007- 2022.
- [7] A P Liavas, P A Regalia, J- P Delmas. Robustness of least squares and subspace methods for blind channel identification/ equalization with respect to effective channel undermodeling/ overmodeling [J]. IEEE Trans. On Signal Processing. 1999, 47(6): 1635- 1645.

- [8] F Li, H Liu, R J Vaccaro. Performance analysis for DOA estimation algorithms: Unification, simplification, and observations [J]. IEEE Trans. On Aerosp. , Electron. Syst. . 1993, 29(10): 1170- 1183.
- [9] G Stewart, J Sun. Matrix Perturbation Theory [M]. New York: Academic. 1990.
- [10] R Bhatia. Matrix Analysis [M]. New York: Springer Verlag. 1996.

作者简介:



程云鹏 男. 1977 年 1 月出生, 1997 年 7 月毕业于南京通信工程学院(现解放军理工大学)无线通信工程专业, 获学士学位, 2000 年 4 月毕业获硕士学位, 现攻读博士学位. 研究方向涉及 CDMA 同步、信道估计、盲信号处理等领域。



蔡跃明 男. 1982 年毕业于厦门大学物理系; 1988 年和 1996 年先后获东南大学微电子专业硕士学位和通信与电子系统专业博士学位; 1997 年 2 月至 1998 年 2 月在香港科技大学做博士后. 现为通信工程学院移动通信教研室主任、教授, 中国电子学会高级会员. 曾获得三项国家发明专利; 编写专著一本; 在核心学术刊物上发表学术论文三十余篇. 目前主要研究方向涉及通信信号处理、CDMA 系统设计等领域。