

异步 DS-CDMA 系统盲空时信道估计及多用户检测

胡 兵 李平安 俞卞章
(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

摘 要 该文提出了适用于频率选择性瑞利衰落信道中的异步 DS-CDMA 系统盲空时信道估计及多用户检测算法。通过研究多径信号码空间和数据矢量空间,采用噪声子空间技术进行异步 DS-CDMA 系统盲空时信道参数估计,同时利用了多径传播和接收机同步失调的特性,以利于把盲线性滤波优化技术应用于稳健的干扰抑制。使用一种修改的 ULV 更新算法进行噪声子空间跟踪,该算法不需要相关矩阵的秩估计,直接估计噪声子空间,不进行信号子空间跟踪。并且研究了线性约束最小方差(LCMV)盲空时多用户检测及其基于 Householder 变换约束最小均方算法(HCLMS)的自适应实现。仿真结果验证了该文算法的有效性。

关键词 DS-CDMA, 盲空时多用户检测, 空时信道估计, 失配

中图分类号: TN914.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-1101-05

Blind Space-Time Channel Estimation and Multiuser Detection for Asynchronous DS-CDMA System

Hu Bing Li Ping-an Yu Bian-zhang

(School of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract The blind space-time channel estimation and multiuser detection algorithm for asynchronous DS-CDMA system in frequency selective Rayleigh fading channel are presented. By investigating the code space of the multipath signals and the data vector space, the noise-subspace-based approach is used to perform blind channel parameter estimation in the asynchronous DS-CDMA system. The method exploits not only the characteristics of multipath propagation but also the characteristics of timing-offsets which may occur in the receiver, to facilitate the application of a blind linear filter-optimization technique to robust interference suppression. A modified ULV updating algorithm is applied to performing noise subspace tracking. The algorithm does not require rank estimation of the correlation matrix, and estimate directly the noise subspace without tracking the signal subspace. Furthermore, Linearly Constrained Minimum Variance (LCMV) blind space-time multiuser detection and its adaptive implementation based on Householder-transform constrained least-mean-square (HCLMS) algorithm is considered. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithms.

Key words DS-CDMA, Blind space-time multiuser detection, Space-time channel estimation, Mismatch

1 引言

近年来,盲多用户检测引起人们越来越多的关注^[1-4],这是由于盲多用户检测只需要知道期望用户的扩频码和同步信息就可以有效地抑制多址干扰(MAI),并且比基于训练的方法可以获得更高的谱有效性。但是研究表明文献[1-4]的盲多用户检测受到由多径衰落和接收机同步失调引起的失配的严重影响。

基于信号子空间的盲多用户检测^[5-8]可以有效地消除失配的严重影响。但是文献[5,6]不能应用于多径环境,文献[7,8]仅基于同步系统模型。与基于噪声子空间的方法相比,基于信号子空间的方法更容易受到多径衰落和干扰的影响。文献[9,10]提出了基于噪声子空间的信道参数估计方法,但是它们

没有考虑多用户检测。

本文提出了适用于频率选择性瑞利衰落信道中的异步 DS-CDMA 系统盲空时信道估计及多用户检测算法。通过研究多径信号码空间和数据矢量空间,采用噪声子空间技术进行异步 DS-CDMA 系统盲空时信道参数估计,同时利用了多径传播和接收机同步失调的特性,以利于把盲线性滤波优化技术应用于稳健的干扰抑制。使用文献[11]修改的 ULV 更新算法进行噪声子空间跟踪,该算法不需要相关矩阵的秩估计,直接估计噪声子空间,不进行信号子空间跟踪。并且研究了线性约束最小方差(LCMV)盲空时多用户检测及其基于 Householder 变换约束最小均方算法(HCLMS)^[12]的自适应实现。文献[12]的 Householder 变换约束最小均方算法使用一种有效的 Householder 形式的变换来减少约束最小均方算法(CLMS)和广义旁瓣消除器(GSC)实现的计算复杂度,它与 GSC 结构有关,对于正交阻塞矩阵和合适的初始时,在无限

精度情况下HCLMS和GSC最小均方实现(GSC-LMS)是等效的。

2 信号模型

考虑一个 K 用户异步 DS-CDMA 系统, 发射机装有单个发射天线, 接收机装有 M 个接收天线, 每个用户的发射信号经过具有 P 条可分辨路径的频率选择性瑞利衰落信道到达接收天线, 则第 m ($m=1, \dots, M$) 个接收天线上接收信号的等效基带形式可以表示为

$$x^m(t) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{P-1} A_{k,p}^m \sum_{n=1}^{N_s} b_k(n) c_k(t - nT_s - \tau_{k,p}) + n^m(t) \quad (1)$$

其中 $A_{k,p}^m$ 是第 m 个接收天线第 k 个用户第 p 个路径信号的复增益, 其幅度满足独立的瑞利分布, 相位服从 $[0, 2\pi)$ 间的均匀分布; $\tau_{k,p}$ 为第 k 个用户第 p 条路径的发射机与接收机之间的传播时延, 不失一般性, 对于第 k 个用户第 p 条路径, 假设所有天线上的时延相同, 可以表示成 $\tau_{k,p} = \Delta_{k,p} T_c + \delta_{k,p}$, $\Delta_{k,p}$ 为整数, $\delta_{k,p} \in [-0.5T_c, 0.5T_c)$, 考虑到接收机的同步失调, 假设接收机可以提供粗略的码片时延信息 $\Delta_{k,p}$, 用户 0 为期望用户, 将用户 0 的最小码片时延路径表示为路径 0, 不失一般性令 $\Delta_{0,0} = 0$, 假设用户 0 其它路径的最大码片时延为 $L_c \in \{0, 1, \dots, L-2\}$, 假设相对于 $\Delta_{0,0}$, $\Delta_{k,p} \in \{0, 1, \dots, L-2\}$; $b_k(n) \in \{-1, +1\}$ 为第 k 个用户的第 n 个符号, N_s 为符号数; $c_k(t)$ 为第 k 个用户的扩频波形

$$c_k(t) = \sum_{l=0}^{L-1} c_k(l) \psi(t - lT_c) \quad (2)$$

$c_k = [c_k(0), \dots, c_k(L-1)]^T$ 为第 k 个用户的扩频码, $(\cdot)^T$ 表示转置运算, $c_k(l) \in \{-1, +1\}$, $\psi(t)$ 是持续时间为 T_c 的码片(chip)波形, 具有归一化的能量, T_c 为码片间隔, T_s 为符号间隔, 处理增益 $L = T_s/T_c$ 。 $n^m(t)$ 为第 m 个接收天线上加性高斯白噪声, 均值为 0, 方差为 $\sigma^2 = N_0/2$, $N_0/2$ 是双边功率谱密度。

定义由第 k 个用户的扩频码和 L_c 个零组成的 $L_s = L + L_c$ 维矢量 $s_k = [c_k(0), \dots, c_k(L-1), \mathbf{0}_{L_c \times 1}^T]^T$, $\mathbf{0}_{L_c \times 1}$ 表示 $L_c \times 1$ 维的零矢量, T_L 表示非循环左移位运算符, T_R 表示非循环右移位运算符。例如, 对于矢量 $y = [y_1, \dots, y_{L_s}]^T$, $T_L y = [y_2, \dots, y_{L_s}, 0]^T$, $T_L^2 y = [y_3, \dots, y_{L_s}, 0, 0]^T$ 。定义 $s_k^{-1}(\Delta_{k,p}) = T_L^{-\Delta_{k,p}} s_k$, $s_k^0(\Delta_{k,p}) = T_R^{\Delta_{k,p}} s_k$ 和 $s_k^{+1}(\Delta_{k,p}) = T_R^{L+\Delta_{k,p}} s_k$ 。

第 m 个接收天线上接收信号 $x^m(t)$ 经过与码片波形匹配的滤波器, 然后以码片速率采样, 相对于 $\Delta_{0,0}$ 可以得到 L_s 维的数据矢量

$$x^m(n) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{P-1} A_{k,p}^m (b_k(n-1) v_{k,p}^{-1} + b_k(n) v_{k,p}^0 + b_k(n+1) v_{k,p}^{+1}) + n^m(n) \quad (3)$$

其中 $n^m(n)$ 为 L_s 维的加性高斯白噪声矢量, 其均值为 0, 协方差矩阵为 $\sigma^2 I_{L_s}$, I_{L_s} 表示 $L_s \times L_s$ 维的单位矩阵; 当 $\delta_{k,p} \geq 0$ 时,

$$v_{k,p}^{-1} = (1 - \delta_{k,p}/T_c) s_k^{-1}(\Delta_{k,p}) + (\delta_{k,p}/T_c) s_k^{-1}(\Delta_{k,p} + 1) \quad (4)$$

$$v_{k,p}^0 = (1 - \delta_{k,p}/T_c) s_k^0(\Delta_{k,p}) + (\delta_{k,p}/T_c) s_k^0(\Delta_{k,p} + 1) \quad (5)$$

$$v_{k,p}^{+1} = (1 - \delta_{k,p}/T_c) s_k^{+1}(\Delta_{k,p}) + (\delta_{k,p}/T_c) s_k^{+1}(\Delta_{k,p} + 1) \quad (6)$$

当 $\delta_{k,p} < 0$ 时,

$$v_{k,p}^{-1} = (1 + \delta_{k,p}/T_c) s_k^{-1}(\Delta_{k,p}) + (-\delta_{k,p}/T_c) s_k^{-1}(\Delta_{k,p} - 1) \quad (7)$$

$$v_{k,p}^0 = (1 + \delta_{k,p}/T_c) s_k^0(\Delta_{k,p}) + (-\delta_{k,p}/T_c) s_k^0(\Delta_{k,p} - 1) \quad (8)$$

$$v_{k,p}^{+1} = (1 + \delta_{k,p}/T_c) s_k^{+1}(\Delta_{k,p}) + (-\delta_{k,p}/T_c) s_k^{+1}(\Delta_{k,p} - 1) \quad (9)$$

则 $v_{k,p}^q$, $q \in \{-1, 0, +1\}$ 是 3 个矢量 $s_k^q(\Delta_{k,p} - 1)$, $s_k^q(\Delta_{k,p})$ 和 $s_k^q(\Delta_{k,p} + 1)$ 的线性组合, 即 $v_{k,p}^q = S_{k,p}^q \beta_{k,p}^q$, $S_{k,p}^q = [s_k^q(\Delta_{k,p} - 1), s_k^q(\Delta_{k,p}), s_k^q(\Delta_{k,p} + 1)]$, 当 $\delta_{k,p} \geq 0$ 时, $\beta_{k,p}^q = [0, (1 - \delta_{k,p})/T_c, \delta_{k,p}/T_c]^T$, 当 $\delta_{k,p} < 0$ 时, $\beta_{k,p}^q = [-\delta_{k,p}/T_c, (1 + \delta_{k,p})/T_c, 0]^T$ 。

把所有天线上的信号集中起来, 构造 ML_s 维的矢量 $x(n) = [x^1(n)^T, \dots, x^M(n)^T]^T$ 和 $n(n) = [n^1(n)^T, \dots, n^M(n)^T]^T$, 则 $x(n)$ 可以表示为

$$x(n) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{P-1} (b_k(n-1) u_{k,p}^{-1} + b_k(n) u_{k,p}^0 + b_k(n+1) u_{k,p}^{+1}) + n(n) = u_0 b_0(n) + i(n) + n(n) \quad (10)$$

$$u_0 = \sum_{p=0}^{P-1} u_{0,p}^0 = C_0 h_0 \quad (11)$$

其中 $u_{k,p}^q = C_{k,p}^q h_{k,p}^q$, $q \in \{-1, 0, +1\}$, $C_{k,p}^q = I_M \otimes S_{k,p}^q$, $h_{k,p}^q = [A_{k,p}^1 \beta_{k,p}^q, \dots, A_{k,p}^M \beta_{k,p}^q]^T$, $\otimes$ 表示 Kronecker 积, u_0 为期望信号矢量, $C_0 = [C_{0,0}^0, \dots, C_{0,P-1}^0]$ 为 $ML_s \times 3MP$ 维的矩阵, $h_0 = [h_{0,0}^T, \dots, h_{0,P-1}^T]^T$ 为 $3MP \times 1$ 维用户 0 的空时信道参数矢量, $i(n)$ 包含所有的符号间干扰(ISI)和多址干扰。

注意到当任何两条路径之间的时延差等于 T_c 或 $2T_c$ 时, C_0 中将会出现相同的列矢量。为了保证 C_0 为满秩的矩阵, 保留相同的列矢量中的 1 列, 而去掉其它相同的列矢量。相应地去掉 h_0 中对应的行。

3 基于噪声子空间的盲空时信道参数估计

假设 K 个用户的信息符号 $\{b_k(n)\}$ 为独立同分布, 用户信息符号与噪声之间统计独立, 则 $x(n)$ 的相关矩阵可以表示为

$$R_{xx} = E[x(n)x^H(n)] = UU^H + \sigma^2 I_{L_s} \quad (12)$$

$$U = [u_{0,0}^{-1} u_{0,0}^0 u_{0,0}^{+1} \dots u_{0,P-1}^{-1} u_{0,P-1}^0 u_{0,P-1}^{+1} \dots u_{K-1,P-1}^{-1} u_{K-1,P-1}^0 u_{K-1,P-1}^{+1}] \quad (13)$$

其中 $E\{\cdot\}$ 表示统计期望运算, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置运算。若式 (10) 中每个用户每条路径的所有 3 个矢量 $u_{k,p}^{-1}$, $u_{k,p}^0$, $u_{k,p}^{+1}$ 都存在, 则 U 为 $ML_s \times 3KP$ 维矩阵。有可能对于某些路径 3 个矢量中只有两个矢量存在, 此时 U 为 $ML_s \times N$ 维矩阵, $N < 3KP$ 。实际中, $x(n)$ 的相关矩阵由下式估计:

$$\hat{R}_{xx} = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} x(n)x^H(n) \quad (14)$$

假设 $ML_s > 3KP$, 对 R_{xx} 进行特征值分解:

$$\mathbf{R}_{xx} = [\mathbf{U}_s \quad \mathbf{U}_n] \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_s^H \\ \mathbf{U}_n^H \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $\mathbf{A} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{ML_s})$, 满足 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_N > \lambda_{N+1} = \dots = \lambda_{ML_s}$, $\mathbf{U}_s$ 的列为对应于 N 个最大特征值的特征矢量, 张成信号子空间 $\text{span}\{\mathbf{U}_s\}$, $\mathbf{U}_n$ 的列为对应于 $ML_s - N$ 个最小特征值的特征矢量, 张成噪声子空间 $\text{span}\{\mathbf{U}_n\}$ 。

要注意的是, 我们并不知道信号子空间准确的秩 N 。假设接收机已知用户数 K 和路径数 P , 定义 $\text{span}\{\tilde{\mathbf{U}}_n\} \in \text{span}\{\mathbf{U}_n\}$, $\tilde{\mathbf{U}}_n$ 列为对应于 $ML_s - 3KP$ 个最小特征值的特征矢量。由于 $\text{span}\{\mathbf{U}_s\} \perp \text{span}\{\tilde{\mathbf{U}}_n\}$, $\mathbf{u}_0$ 位于信号子空间, 因此

$$\tilde{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{u}_0 = \tilde{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{C}_0 \mathbf{h}_0 = 0 \quad (16)$$

在实际中只能获得噪声子空间的估计, 式(16)可以在最小二乘意义上求解

$$\hat{\mathbf{h}}_0 = \arg \min_{\|\mathbf{h}_0\|_2=1} \mathbf{h}^H [\mathbf{C}_0^H \tilde{\mathbf{U}}_n \tilde{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{C}_0] \mathbf{h} \quad (17)$$

其中 $\hat{\mathbf{h}}_0$ 为信道参数矢量 $\mathbf{h}_0$ 的估计, $\|\cdot\|_2$ 表示向量或矩阵的 Euclid 范数, 式(17)的解为对应于矩阵 $\mathbf{T} = \mathbf{C}_0^H \tilde{\mathbf{U}}_n \tilde{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{C}_0$ 最小特征值的特征矢量。

对于码片速率采样, 我们假设 $ML_s > 3KP$ 以保证式(17)解的存在。为了使提出的算法适用于 $K \geq \lfloor ML_s / 3P \rfloor$ 的系统, 我们可以提高采样速率, 当采样速率为 f_s 时, 限制条件为 $ML_s T_c f_s > 3KP$ 。

本文没有使用基于信号子空间的技术, 而是使用基于噪声子空间的技术得到空时信道参数 $\mathbf{h}_0$ 的估计。因为与噪声子空间相比, 信号子空间要受到与信号相关的干扰和多径衰落的影响, 从性能的观点出发, 基于噪声子空间的技术会更有效。另外, 假设信号子空间的秩为 $3KP$, 而不能准确知道信号子空间的秩会使基于信号子空间技术的性能恶化。上述基于块处理的实现计算复杂度较高, 实际中子空间矢量可以使用低计算复杂度的自适应子空间跟踪技术来获得, 文献[11]提出了一种修改的 ULV 更新算法, 每一步迭代仅估计一个噪声子空间矢量, 收敛速率快, 直接估计噪声子空间, 不进行信号子空间跟踪(在我们的空时信道参数估计算法中是不需要的), 不需要秩估计。本文使用文献[11]的算法来进行噪声子空间跟踪, 矩阵 $\mathbf{T}$ 的最小特征矢量用文献[13]的随机梯度自适应方法进行递推估计。

4 盲空时多用户检测

4.1 线性约束最小方差(LCMV)检测

根据线性约束最小方差准则, 通过下面的优化问题选择滤波系数矢量 $\mathbf{w}$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{w} = \arg \min_{\mathbf{w}} E \left\{ \left\| \mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \right\|_2^2 \right\} = \arg \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \\ \text{s.t. } \mathbf{C}_0^H \mathbf{w} = \mathbf{h}_0 \end{array} \right. \quad (18)$$

式(18)的解为

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{C}_0 (\mathbf{C}_0^H \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{C}_0)^{-1} \mathbf{h}_0 \quad (19)$$

可以得到用户 0 的信息符号 $b_0(n)$ 的估计为

$$\hat{b}_0(n) = \text{sgn}(\text{real}(\mathbf{w}^H \mathbf{x}(n))) \quad (20)$$

其中 $\text{sgn}(\cdot)$ 和 $\text{real}(\cdot)$ 分别表示取符号和取实部操作。

4.2 基于 Householder 变换约束最小均方算法(HCLMS)的自适应实现

文献[14]提出一种基于最小均方算法(LMS)的求解线性约束最小方差(LCMV)问题的方法。更新公式为

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{P}(\mathbf{w}(n) - \mu y^*(n) \mathbf{x}(n)) + \mathbf{F} \quad (21)$$

其中 $y(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n)$ 为滤波器输出信号, $\mathbf{P} = \mathbf{I}_{ML_s} - \mathbf{C}_0 (\mathbf{C}_0^H \mathbf{C}_0)^{-1} \mathbf{C}_0^H$ 为投影矩阵, $\mathbf{F} = \mathbf{C}_0 (\mathbf{C}_0^H \mathbf{C}_0)^{-1} \mathbf{h}_0$, $(\cdot)^*$ 表示共轭运算。

Householder变换约束最小均方算法的主要思想是通过正交旋转矩阵 $\mathbf{Q}$ 来旋转输入信号^[12]。矩阵 $\mathbf{Q}$ 产生与式(21)的 $\mathbf{w}(n)$ 相对应的改变的滤波系数矢量 $\bar{\mathbf{w}}(n)$

$$\bar{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{Q} \mathbf{w}(n) \quad (22)$$

选择矩阵 $\mathbf{Q}$ 使得 $\mathbf{Q}^H \mathbf{Q} = \mathbf{Q} \mathbf{Q}^H = \mathbf{I}_{ML_s}$ 和 $\bar{\mathbf{C}}_0 (\bar{\mathbf{C}}_0^H \bar{\mathbf{C}}_0)^{-1} \bar{\mathbf{C}}_0^H = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3MP} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0}_{ML_s-3MP} \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{C}}_0 = \mathbf{Q} \mathbf{C}_0$ 满足 $\bar{\mathbf{C}}_0^H \bar{\mathbf{w}}(n+1) = \mathbf{h}_0$, 变换的投影矩阵可以表示为

$$\bar{\mathbf{P}} = \mathbf{I}_{ML_s} - \bar{\mathbf{C}}_0 (\bar{\mathbf{C}}_0^H \bar{\mathbf{C}}_0)^{-1} \bar{\mathbf{C}}_0^H = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3MP \times 3MP} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{ML_s-3MP} \end{bmatrix} \quad (23)$$

旋转的滤波系数矢量 $\bar{\mathbf{w}}(n)$ 可以划分为

$$\bar{\mathbf{w}}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_q \\ \mathbf{w}_a \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中 $\mathbf{w}_q$ 由 $\bar{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{Q} \mathbf{F}$ 的前面 $3MP$ 个分量组成。HCLMS 算法见表 1。

表 1 HCLMS 算法

Table 1 HCLMS algorithm

初始化: $\bar{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{Q} \mathbf{C}_0 (\mathbf{C}_0^H \mathbf{C}_0)^{-1} \mathbf{h}_0$, 选择 μ

for $n = 1, 2, \dots$

$\bar{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{Q} \mathbf{x}(n);$

$\bar{\mathbf{w}}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_q \\ \mathbf{w}_a(n) \end{bmatrix};$

$y(n) = \bar{\mathbf{w}}^H(n) \bar{\mathbf{x}}(n);$

$\mathbf{w}_a(n+1) = \mathbf{w}_a(n) - \mu y^*(n) \bar{\mathbf{x}}_a(n);$

end

矩阵 $\mathbf{Q}$ 通过应用到矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{C}_0 \mathbf{L}$ 每列的连续 Householder 变换构造, $\mathbf{L}$ 是 $(\mathbf{C}_0^H \mathbf{C}_0)^{-1}$ 的平方根, 即 $\mathbf{L} \mathbf{L}^H = (\mathbf{C}_0^H \mathbf{C}_0)^{-1}$ 。 $\mathbf{Q}$ 可以表示为

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Q}_{3MP} \cdots \mathbf{Q}_2 \mathbf{Q}_1 \quad (25)$$

其中 $\mathbf{Q}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{(i-1)} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{\mathbf{Q}}_i \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{Q}}_i = \mathbf{I}_{(ML_s-i+1)} - \bar{\mathbf{v}}_i \bar{\mathbf{v}}_i^H$ 为 $(ML_s - i + 1)$

$\times (ML_s - i + 1)$ 维的 Householder 变换矩阵, $\bar{\mathbf{v}}_i$ 为 Householder 矢量, 定义矢量 $\mathbf{v}_i = [\mathbf{0}_{i-1 \times 1}^T, \bar{\mathbf{v}}_i^T]^T$, 构造矩阵 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{3MP}]$ 。Householder 矢量和矩阵 $\mathbf{V}$ 的计算过程见表 2。表 3 为有效地使用 Householder 矢量计算 $\mathbf{Q}\mathbf{x}(n)$ 的过程。

表 2 构造含有 Householder 矢量的矩阵 $\mathbf{V}$
Tab.2 Construction of matrix $\mathbf{V}$ containing the Householder vectors

```

初始化  $\mathbf{V} = \mathbf{0}_{ML_s \times 3MP}$ ;
for  $i = 1: 3MP$ 
     $\mathbf{x} = \mathbf{A}(i: ML_s, i)$ ;
     $\mathbf{e}_1 = [1, \mathbf{0}_{(ML_s-i) \times 1}^T]^T$ ;
     $\mathbf{v} = \text{sgn}(\mathbf{x}(1)) \|\mathbf{x}\|_2 \mathbf{e}_1 + \mathbf{x}$ ;
     $\mathbf{v} = \mathbf{v} / \|\mathbf{v}\|_2$ ;
     $\mathbf{A}(i: ML_s, i: 3MP) = \mathbf{A}(i: ML_s, i: 3MP) - 2\mathbf{v}(\mathbf{v}^T \mathbf{A}(i: ML_s, i: 3MP))$ ;
     $\mathbf{V}(i: ML_s, i) = \mathbf{v}$ ;
end

```

表 3 $\bar{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(n)$ 的计算
Tab.3 Computation of $\bar{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(n)$

```

 $\bar{\mathbf{x}}_n = \mathbf{x}(n)$ ;
for  $i = 1: 3MP$ 
     $\bar{\mathbf{x}}_n(i: ML_s) = \bar{\mathbf{x}}_n(i: ML_s) - 2\mathbf{V}(i: ML_s, i)(\mathbf{V}^H(i: ML_s, i)\bar{\mathbf{x}}_n(i: ML_s))$ ;
end
 $\bar{\mathbf{x}}(n) = \bar{\mathbf{x}}_n$ ;

```

5 仿真

考虑异步 DS-CDMA 系统, $K=5$ 个用户, 用户 0 为期望用户, 4 个干扰用户的功率比期望用户 0 的功率大 5dB 时, 每个用户具有 $P=2$ 条等功率 Rayleigh 衰落路径, 假设接收机多个接收天线之间的间隔足够远, 使得发射天线与多个接收天线之间的无线信道是相互独立的, 仿真使单个接收天线与多个接收天线在接收机输入点处具有相同的比特信噪比, 多个接收天线时发送信号功率为单个接收天线时发送信号功率的 $1/M$ 。选择 Gold 码作为扩频码, 扩频因子 $L=31$ 。试验次数 $M_c=200$ 。

图 1 和图 2 的仿真分别示出了两个接收天线(2RX)和单个接收天线(1RX)时基于块处理提出的算法(Proposed)误比特率(BER)随着比特信噪比(E_b/N_0)变化的性能曲线, 相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 由 $N_s=1000$ 估计, 归一化多普勒频率为 $f_d T_s = 0.0001$, f_d 为多普勒频率。同时示出了文献[4]的盲空时多用户检测(STMUD)、文献[3]的辅助矢量滤波算法(AVF-W1: 单个辅助数量, AVF-W5: 5 个辅助矢量)、RAKE

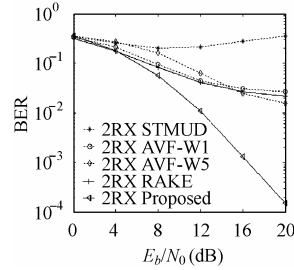


图 1 两个接收天线时的性能比较

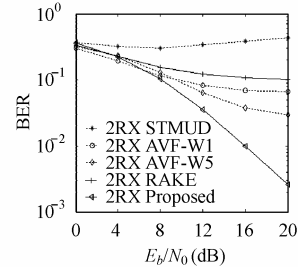


图 2 单个接收天线时的性能比较

接收机 ($\mathbf{w}_{\text{RAKE}} = \mathbf{u}_0$) 的性能, 采用差分编码消除盲检测算法的相位模糊问题, 文献[3]的辅助矢量滤波算法通过插入训练符号来进行期望信号矢量估计, 有 15% 的训练开销。由图可以看出, 对于提出的算法, 接收机装有两个接收天线时明显优于单个接收天线时的性能, 提出的算法明显优于文献[4]的盲空时多用户检测和文献[3]的辅助矢量滤波算法的性能, 文献[4]的盲空时多用户检测和文献[3]的辅助矢量滤波算法均出现明显的信号消除现象, 两个接收天线时 AVF-W5 的性能还不及 AVF-W1 的性能。

图 3 和图 4 的仿真分别示出了归一化多普勒频率 $f_d T_s = 0$ 和 $f_d T_s = 0.001$ 时基于 Householder 变换约束最小均方算法(HCLMS)的自适应实现的接收机性能, 接收机第 n 步迭代的输出信号干扰噪声比(SINR)由下式计算

$$\text{SINR}(n) = \sum_{i=1}^{M_s} |\mathbf{w}_i^H(n) \mathbf{u}_0|^2 / \sum_{i=1}^{M_s} |\mathbf{w}_i^H(n) (\mathbf{x}(n) - b_0(n) \mathbf{u}_0)|^2 \quad (26)$$

式中 $\mathbf{w}_i(n)$ 表示第 i 次试验的接收机滤波矢量, $|\cdot|$ 表示复数的求模运算, 用文献[11]的修改的 ULV 算法跟踪噪声子空间和用文献[13]的算法计算最小特征矢量, 用户 0 的平均比特信噪比 $E_b/N_0 = 20\text{dB}$, 初始信道估计 $\hat{\mathbf{h}}_0(0) = [1, 0, \dots, 0]^T = \mathbf{e}_1$, 同时示出了文献[4]的基于广义旁瓣消除器最小均方实现(GSC-LMS)的盲空时多用户检测的性能和用户 0 时变的比特信噪比(Time-Varying E_b/N_0)用以比较, HCLMS 和 GSC-LMS 步长均为 $\mu = 0.001$ 。由图可以看出, 信道的时变引起了接收

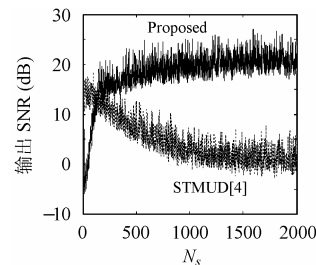


图 3 时不变信道中接收机的性能
Fig.3 Performance of the receiver in time-invariant channels

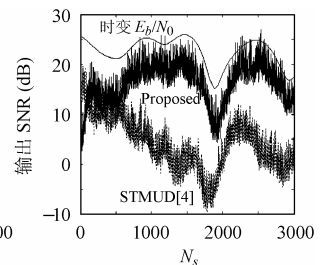


图 4 时变信道中接收机的性能
Fig.4 Performance of the receiver in time-variant channels

机输出 SINR 的波动,提出的自适应实现算法能够跟踪信道的变化。

6 结束语

本文采用噪声子空间技术进行异步 DS-CDMA 系统盲空时信道参数估计,同时利用了多径传播和接收机同步失调的特性,使用一种修改的 ULV 更新算法进行噪声子空间跟踪,该算法不需要相关矩阵的秩估计,直接估计噪声子空间。并且研究了线性约束最小方差盲空时多用户检测及其基于 Householder 变换约束最小均方算法的低复杂度自适应实现。仿真结果表明提出的算法可以实现稳健的干扰抑制,自适应实现算法能够跟踪信道的变化。

参 考 文 献

- [1] Honig M L, Madhow U, Verdú S. Blind adaptive multiuser detection. *IEEE Trans. on Info. Theo.*, 1995, 41(7): 944–960.
- [2] Schodorf J S, Williams D B. Array processing techniques for multiuser detection. *IEEE Trans. on Commun.*, 1997, 45(11): 1375–1378.
- [3] Pados D A, Batalama S N. Joint space-time auxiliary-vector filtering for DS/CDMA systems with antenna arrays. *IEEE Trans. on Commun.*, 1999, 47(9): 1406–1415.
- [4] Wang X, Poor H V. Space-time multiuser detection in multipath CDMA channels. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 1999, 47(9): 2356–2374.
- [5] Roy S. Subspace blind adaptive detection for multiuser CDMA. *IEEE Trans. on Commun.*, 2000, 48(1): 169–175.
- [6] Chkeif A, Abed-Meraim K, Kawas-Kaleh G, Hua Y. Spatio-temporal blind adaptive multiuser detection. *IEEE Trans. on Commun.*, 2000, 48(5): 729–732.
- [7] Wang X, Poor H V. Blind multiuser detection: a subspace approach. *IEEE Trans. on Info. Theo.*, 1998, 44(3): 677–690.
- [8] Reynolds D, Wang X. Adaptive group-blind multiuser detection based on a new subspace tracking algorithm. *IEEE Trans. on Commun.*, 2001, 49(7): 1135–1141.
- [9] Liu H, Xu G. A subspace method for signature waveform estimation in synchronous CDMA system. *IEEE Trans. on Commun.*, 1996, 44(10): 1346–1354.
- [10] Bensley S E, Aazhang B. Subspace-based channel estimation for code division multiple access communication systems. *IEEE Trans. on Commun.*, 1996, 44(8): 1009–1019.
- [11] Li X, Fan H. Blind channel identification: subspace tracking method without rank estimation. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 2001, 49(10): 2372–2382.
- [12] Campos M L R, Werner S, Apolinário J A. Constrained adaptation algorithms employing Householder transformation. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 2002, 50(9): 2187–2195.
- [13] Luo F L, Unbehauen R. A minor subspace analysis algorithm. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1997, 8(5): 1149–1155.
- [14] Frost III O L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing. *Proc. IEEE*, 1972, 60(8): 926–935.

胡 兵: 男, 1968 年生, 博士生, 研究方向为信号处理在扩频通信系统中的应用。

李平安: 男, 1965 年生, 副教授, 博士后, 感兴趣的研究包括阵列信号处理、自适应滤波和移动通信。

俞卞章: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 现从事雷达、通信信号处理和数字图像处理等方面的研究。