

## 空时分组码 MC-CDMA 系统盲干扰抑制

胡 兵 李平安 俞卞章  
(西北工业大学电子工程系 西安 710072)

**摘 要** 该文考虑空时分组码多载波码分多址(MC-CDMA)系统的盲干扰抑制。通过研究多径信号频域码空间和数据矢量空间,采用噪声子空间技术进行盲信道估计。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。为了抑制多址干扰(MAI),提出一种基于投影的辅助矢量(PAV)算法,用前一级滤波矢量的输出重构最大比合并(MRC)滤波矢量,将重构滤波矢量到由基本滤波矢量和前几级辅助矢量张成子空间上的正交投影作为辅助矢量,将前一级滤波矢量和新产生辅助矢量线性合并得到新的滤波矢量。仿真结果验证了该文算法的有效性。

**关键词** 多载波码分多址,空时码,盲干扰抑制,信道估计

中图分类号: TN919.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)04-0736-05

## Blind Interference Suppression for a Space-Time Block Coded MC-CDMA System

Hu Bing Li Ping-an Yu Bian-zhang

(Dept of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract** This paper considers blind interference suppression for a space-time block coded MultiCarrier CDMA (MC-CDMA) system. By investigating the code space in frequency domain and the data vector space of the multipath signals, the noise-subspace-based approach is used to perform blind channel estimation. 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. To suppress Multiuser Access Interference (MAI), a Projection-based Auxiliary Vector (PAV) algorithm is proposed. A reconstructed Maximum Ratio Combining (MRC) filtering vector can be evaluated by using the outputs of the last filtering vector. Taking the orthogonal projection of the reconstructed filtering vector onto the space spanned by the basic filtering vector and the previously derived auxiliary vector as an auxiliary vector, a new filtering vector can be formed by linearly combining the last filtering vector and newly generated auxiliary vector. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithms.

**Key words** MC-CDMA, Space-time coding, Blind interference suppression, Channel estimation

### 1 引言

空时码把天线发送分集技术、信道编码及调制技术有机地结合在一起,可以有效地提高衰落信道的传输性能<sup>[1]</sup>。空时码分为两种形式:空时格形码(space-time trellis codes)<sup>[1]</sup>和空时分组码(space-time block codes)<sup>[2]</sup>。但是文献[1,2]仅适用于平坦衰落信道下的窄带时分多址(TDMA)系统,单用户情况。多载波码分多址(MC-CDMA)技术是正交频分复用(OFDM)与码分多址(CDMA)的结合,具有两种技术的主要优点<sup>[3]</sup>。在宽带系统中,MC-CDMA系统把宽带的频率选择性信道转换为一系列窄带的平坦衰落信道,把空时码和MC-CDMA结合起来,可以使一个宽带系统获得发射分集。

文献[4-6]把基于空时分组码的发射分集技术应用到MC-CDMA系统中。文献[4]研究了最大比合并(MRC)、等增益合并(EGC)、正交恢复合并(ORC)和最小均方误差(MMSE)检测,文献[5]先对每个子载波的信号进行均衡,然后进行解扩,但是文献[4,5]均假设完全已知信道状态信息。文献[6]研究了盲最小均方误差检测,但是它需要计算相关矩阵的逆,数据长度不很大时统计有效性将严重影响它的性能,甚至比最大比合并还要差。

本文把文献[2]的空时分组码应用到MC-CDMA系统中,研究适用于频率选择性衰落信道的发射分集与盲多用户干扰抑制算法。考虑对应于子载波的衰落系数是信道冲激响应的离散傅里叶变换,通过研究多径信号频域码空间和数据矢量空间,利用噪声子空间技术进行盲信道估计。为了抑制多址干扰(MAI),提出一种基于投影的辅助矢量(PAV)算法。提出的PAV算法和文献[7]的辅助矢量滤波(AVF)算法都是基于

2004-09-20 收到, 2005-01-21 改回  
国家教育部优秀青年教师基金和西北工业大学双新人才建设基金资助课题

辅助矢量的算法,但是两种算法获得期望信号矢量估计和辅助矢量的方法不同,文献[7]的AVF算法利用训练序列得到期望信号矢量估计,基于使基本滤波矢量输出与辅助矢量滤波输出之间的相关最大化准则推导出辅助矢量,而本文提出的PAV算法,由盲信道估计得到期望信号矢量估计,作为基本滤波矢量,用前一级滤波矢量的输出重构最大比合并滤波矢量,将重构滤波矢量到由基本滤波矢量和前几级辅助矢量张成子空间上的正交投影作为辅助矢量。然后研究了算法的自适应实现,使用文献[8]的ULV更新算法进行噪声子空间跟踪。文献[8]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(在我们的信道估计算法中是不需要的),不需要秩估计。

## 2 信号模型

考虑用户数为  $K$  的同步 MC-CDMA 系统下行链路,基带空时分组码 MC-CDMA 发射机如图 1 所示,基站有  $M=2$  发射天线,移动终端有单个接收天线,对应于两个发射天线每个用户使用两个不同的扩频码,假设子载波数和扩频因子相等。采用文献[2]的空时分组码方案,在第  $(2t-1)$  个符号间隔( $t$  是空时码块编号),两个符号  $d(2t-1)$  和  $d(2t)$  分别从第 1 个和第 2 个发射天线发射,在第  $2t$  个符号间隔,  $d^*(2t)$  和  $d^*(2t-1)$  分别从第 1 个和第 2 个发射天线发射,  $(\cdot)^*$  表示共轭运算。空时编码器的输出经过扩频后,进行 OFDM 调制,OFDM 调制可用逆离散傅里叶变换(IDFT)实现,再添加循环前缀保护间隔,转换为串行序列后从天线发射。

在接收机中,接收信号经过串/并转换变为并行序列,去掉循环前缀的保护间隔,假设保护间隔的长度长于信道冲激响应的长度,则不存在符号间干扰(ISI)和码块间干扰(ICI),经过离散傅里叶变换(DFT)后,对应于第  $t=1, \dots, T$  个空时码块的两个连续符号时间间隔的数据矢量可表示为

$$y(2t-1) = \sum_{k=1}^K \sqrt{E^{(k)}} \left( C_1^{(k)} q_1 d^{(k)}(2t-1) + C_2^{(k)} q_2 d^{(k)}(2t) \right) + v(2t-1) \quad (1)$$

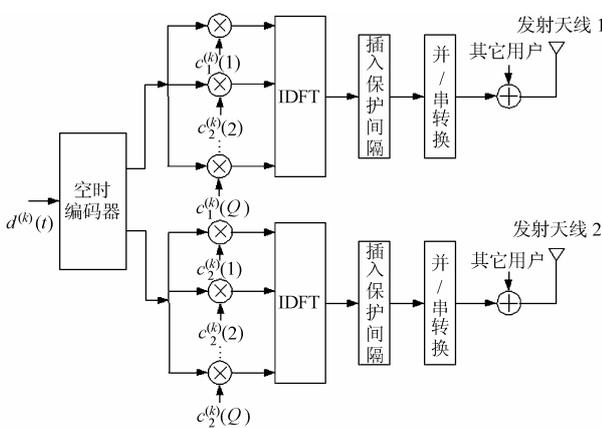


图 1 空时码 MC-CDMA 发射机

$$y(2t) = \sum_{k=1}^K \sqrt{E^{(k)}} \left( -C_1^{(k)} q_1 d^{(k)*}(2t) + C_2^{(k)} q_2 d^{(k)*}(2t-1) \right) + v(2t) \quad (2)$$

其中  $E^{(k)}$  为用户  $k$  的信号功率;  $d^{(k)}(t)$  为用户  $k$  的信息符号;  $C_m^{(k)} = \text{diag}[c_m^{(k)}(1), \dots, c_m^{(k)}(Q)]$ ,  $m=1,2$  是对角矩阵,其对角线元素为用户  $k$  第  $m$  个发射天线扩频码  $c_m^{(k)} = [c_m^{(k)}(1), \dots, c_m^{(k)}(Q)]^T$  的  $Q$  个码片,  $(\cdot)^T$  表示转置运算;  $q_m = [q_m(1), \dots, q_m(Q)]^T$  为从第  $m$  个发射天线到接收天线的信道冲激响应  $h_m = [h_m(1), \dots, h_m(L)]^T$  的  $Q$  点离散傅里叶变换<sup>[9]</sup>,  $q_m = F h_m$ ,  $F$  为  $Q \times L$  维的离散傅里叶变换矩阵;  $v(t)$  为  $Q \times 1$  维加性高斯白噪声矢量,其均值为零,相关矩阵  $R_v = E[v(t)v^H(t)] = \sigma^2 I$ ,  $\sigma^2 = N_0/2$ ,  $N_0/2$  是双边功率谱密度,  $I$  表示单位矩阵。

构造  $2Q \times 1$  维矢量  $z(t) = [y^T(2t-1), y^H(2t)]^T$ ,  $n(t) = [v^T(2t-1), v^H(2t)]^T$ ,  $(\cdot)^H$  表示共轭转置运算,假设用户 1 是期望用户,则  $z(t)$  可表示为

$$z(t) = \sum_{k=1}^K \sqrt{E^{(k)}} (u_o^{(k)} d^{(k)}(2t-1) + u_e^{(k)} d^{(k)}(2t)) + n(t) = \sqrt{E^{(1)}} (u_o^{(1)} d^{(1)}(2t-1) + u_e^{(1)} d^{(1)}(2t)) + i(t) \quad (3)$$

$$u_o^{(k)} = D_o^{(k)} h, \quad u_e^{(k)} = D_e^{(k)} h \quad (4)$$

$$D_o^{(k)} = \begin{bmatrix} C_1^{(k)} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & C_2^{(k)*} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & F \end{bmatrix}, \quad D_e^{(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & C_2^{(k)} \\ -C_1^{(k)*} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & F \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中  $\mathbf{0}$  表示所有元素都为零的零矩阵,  $h = [h_1^T, h_2^T]^T$  为信道系数矢量,  $u_o^{(1)}$  和  $u_e^{(1)}$  分别为对应于奇数时间和偶数时间的期望信号矢量,  $i(t)$  由多址干扰和噪声组成。

## 3 基于噪声子空间的盲信道估计

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

$$R_{zz} = E[z(t)z^H(t)] = \sum_{k=1}^K E^{(k)} (u_o^{(k)} u_o^{(k)H} + u_e^{(k)} u_e^{(k)H}) + \sigma^2 I \quad (6)$$

其中  $E\{\cdot\}$  表示统计期望运算。实际中  $R_{zz}$  由下式估计

$$\hat{R}_{zz} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T z(t)z^H(t) \quad (7)$$

对  $R_{zz}$  进行特征值分解

$$R_{zz} = [U_s \quad U_n] \begin{bmatrix} A_s & \\ & A_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_s^H \\ U_n^H \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中  $U_s$  的列为对应于  $2K$  个最大特征值的特征矢量,张成信号子空间  $\text{span}\{U_s\}$ ,  $U_n$  的列为对应于  $2Q-2K$  个最小特征值为  $\sigma^2$  的特征矢量,张成噪声子空间  $\text{span}\{U_n\}$ 。

由于  $\text{span}\{\mathbf{U}_s\} \perp \text{span}\{\mathbf{U}_n\}$ ,  $\mathbf{u}_o^{(1)}$  和  $\mathbf{u}_e^{(1)}$  位于信号子空间, 因此

$$\mathbf{U}_n^H \mathbf{u}_o^{(1)} = \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_o^{(1)} \mathbf{h} = 0, \quad \mathbf{U}_n^H \mathbf{u}_e^{(1)} = \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_e^{(1)} \mathbf{h} = 0 \quad (9)$$

在实际中只能获得噪声子空间的估计, 式(9)可以在最小二乘意义上求解

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min_{\|\mathbf{h}\|_2=1} \mathbf{h}^H (\mathbf{D}_o^{(1)H} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_o^{(1)} + \mathbf{D}_e^{(1)H} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_e^{(1)}) \mathbf{h} \quad (10)$$

其中  $\hat{\mathbf{h}}$  为信道系数  $\mathbf{h}$  的估计,  $\|\cdot\|_2$  表示向量或矩阵的 Euclidean 范数, 式(10)的解为对应于矩阵  $\mathbf{E} = \mathbf{D}_o^{(1)H} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_o^{(1)} + \mathbf{D}_e^{(1)H} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{D}_e^{(1)}$  最小特征值的特征矢量。

#### 4 基于投影的辅助矢量(PAV)算法

将信道系数估计  $\hat{\mathbf{h}}$  代入式(4), 得到对应于奇数时间  $(2t-1)$  的期望信号矢量估计  $\hat{\mathbf{u}}_o^{(1)}$ , 简记  $\hat{\mathbf{u}}_o^{(1)}$  为  $\mathbf{u}_o$ , 将  $\mathbf{u}_o$  的归一化形式作为基本滤波矢量, 对于输入数据矢量  $\mathbf{z}(t), t=1, \dots, T$ , 基本滤波矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  的输出为  $d_0(t) = \bar{\mathbf{u}}_0^H \mathbf{z}(t)$ ,  $\div$  表示归一化运算。用  $d_0(t)$  进行  $\bar{\mathbf{u}}_0$  的重构

$$\hat{\mathbf{u}}_0 = \frac{1}{t} \sum_{t=1}^T \mathbf{z}(t) d_0^*(t) = \hat{\mathbf{R}}_{zz} \bar{\mathbf{u}}_0 \quad (11)$$

重构滤波矢量  $\hat{\mathbf{u}}_0$  到基本滤波矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  上的正交投影为

$$\mathbf{g}_1 = (\mathbf{I} - \bar{\mathbf{u}}_0 \bar{\mathbf{u}}_0^H) \hat{\mathbf{u}}_0 = (\mathbf{I} - \bar{\mathbf{u}}_0 \bar{\mathbf{u}}_0^H) \hat{\mathbf{R}}_{zz} \bar{\mathbf{u}}_0 \quad (12)$$

当  $\|\mathbf{g}_1\|_2 = 0$  时, 基本滤波矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  就是期望的滤波矢量, 基本滤波矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  可以完全地消除符号间干扰和多址干扰。当  $\|\mathbf{g}_1\|_2 > 0$  时, 基本滤波矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  不能消除符号间干扰矢量和多址干扰, 将  $\mathbf{g}_1$  的归一化形式作为辅助矢量, 对  $\bar{\mathbf{u}}_0$  和  $\bar{\mathbf{g}}_1$  进行线性合并, 得到新的滤波矢量:

$$\mathbf{w}_{o,1} = \bar{\mathbf{u}}_0 - \mu_1 \bar{\mathbf{g}}_1 \quad (13)$$

由最小平均输出能量(MMOE) 准则来计算标量  $\mu_1$  [7]:

$$\mu_1 = \arg \min_{\mu} E \left\{ \left\| \mathbf{w}_{o,1}^H \mathbf{z}(t) \right\|_2^2 \right\} = \arg \min_{\mu} \mathbf{w}_{o,1}^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{w}_{o,1} \quad (14)$$

可以得到

$$\mu_1 = \frac{\mathbf{g}_1^H \mathbf{R}_{zz} \bar{\mathbf{u}}_0}{\mathbf{g}_1^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{g}_1} \quad (15)$$

对于输入数据矢量  $\mathbf{z}(t), t=1, \dots, T$ , 滤波矢量  $\mathbf{w}_{o,1}$  的输出为  $d_1(t) = \mathbf{w}_{o,1}^H \mathbf{z}(t)$ , 用  $d_1(t)$  进行  $\mathbf{w}_{o,1}$  的重构:

$$\hat{\mathbf{w}}_{o,1} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{z}(t) d_1^*(t) = \hat{\mathbf{R}}_{zz} \mathbf{w}_{o,1} \quad (16)$$

$\hat{\mathbf{w}}_{o,1}$  到  $\text{span}\{\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1\}$  ( $\text{span}\{\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1\}$  表示由矢量  $\bar{\mathbf{u}}_0$  和  $\bar{\mathbf{g}}_1$  张成的子空间)上的正交投影为

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_2 &= (\mathbf{I} - [\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1][\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1]^H) \hat{\mathbf{w}}_{o,1} \\ &= (\mathbf{I} - [\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1][\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1]^H) \hat{\mathbf{R}}_{zz} \mathbf{w}_{o,1} \end{aligned} \quad (17)$$

当  $\|\mathbf{g}_2\|_2 = 0$  时, 滤波矢量  $\mathbf{w}_{o,1}$  就是期望的滤波矢量。当  $\|\mathbf{g}_2\|_2 > 0$  时, 构造在  $\text{span}\{\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1, \bar{\mathbf{g}}_2\}$  上的新滤波矢量:

$$\mathbf{w}_{o,2} = \mathbf{w}_{o,1} - \mu_2 \bar{\mathbf{g}}_2 \quad (18)$$

由满足MMOE准则  $\arg \min_{\mu_2} \mathbf{w}_{o,2}^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{w}_{o,2}$  来获得标量  $\mu_2$  [7]:

$$\mu_2 = \frac{\mathbf{g}_2^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{w}_{o,1}}{\mathbf{g}_2^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{g}_2} \quad (19)$$

在  $2Q$  维的数据矢量空间, 至多可以得到  $2Q-1$  个辅助矢量  $\mathbf{g}_i, i=1, \dots, 2Q-1$ , 递推地进行上述优化过程可以获得满维空间  $\text{span}\{\bar{\mathbf{u}}_0, \bar{\mathbf{g}}_1, \dots, \bar{\mathbf{g}}_{2Q-1}\}$  上的最优滤波矢量:

$$\mathbf{w}_{1,\text{opt}} = \bar{\mathbf{u}}_0 - \mathbf{G} \boldsymbol{\mu} \quad (20)$$

其中  $\mathbf{G} = [\bar{\mathbf{g}}_1, \dots, \bar{\mathbf{g}}_{2Q-1}]$ ,  $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \dots, \mu_{2Q-1}]^T$ 。为了降低在满维空间上优化的计算复杂度, 可以在降维空间上进行优化:

$$\mathbf{w}_{o,j} = \bar{\mathbf{u}}_0 - \mathbf{G}_j \boldsymbol{\mu}_j \quad (21)$$

其中  $\mathbf{G}_j = [\bar{\mathbf{g}}_1, \dots, \bar{\mathbf{g}}_j]$ ,  $\boldsymbol{\mu}_j = [\mu_1, \dots, \mu_j]^T$ ,  $1 \leq j < 2Q-1$ 。

同理可以得到对应于偶数时间  $(2t)$  的基于投影的辅助矢量算法滤波矢量  $\mathbf{w}_{e,j}$ ,  $1 \leq j < 2Q-1$ , 则用户 1 的信息符号  $\mathbf{d}(t) = [d^{(1)}(2t-1), d^{(1)}(2t)]^T$  的估计为

$$\hat{\mathbf{d}}(t) = \text{sgn}(\text{real}(\mathbf{W}_{\text{PAV},j}^H \mathbf{z}(t))) \quad (22)$$

其中  $\mathbf{W}_{\text{PAV},j} = [\mathbf{w}_{o,j}, \mathbf{w}_{e,j}]$ ,  $\text{sgn}(\cdot)$  和  $\text{real}(\cdot)$  分别表示取符号和取实部操作。

#### 5 自适应实现

传统的 ULV 更新算法估计整个信号和噪声子空间, 需要递推地恢复秩显露的形式, 计算复杂度为  $O((2Q)^3)$ 。文献[8]提出了一种修改的 ULV 更新算法, 在每一步迭代仅估计一个噪声子空间矢量, 直接估计噪声子空间, 不仅不需要秩估计, 而且每一步迭代计算复杂度为  $O((2Q)^2)$ 。本文使用文献[8]的算法来进行噪声子空间跟踪。

第  $t$  步迭代, 定义  $t \times 2Q$  维数据矩阵  $\mathbf{A}_t = [\mathbf{z}(1), \dots, \mathbf{z}(t)]^H$ , 假设  $\mathbf{A}_t$  的ULV分解为[8]

$$\mathbf{A}_t = \mathbf{U}_t \begin{bmatrix} \mathbf{B}_t & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{b}}_t^H & b_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_t^H \\ \mathbf{v}_t^H \end{bmatrix} \quad (23)$$

其中  $\mathbf{B}_t$  为  $(2Q-1) \times (2Q-1)$  维下三角矩阵,  $\mathbf{b}_t^H$  为  $(2Q-1) \times 1$  维矢量,  $b_t$  为标量,  $\mathbf{V}_t^H$  为  $(2Q-1) \times 2Q$  维矩阵,  $\mathbf{v}_t^H$  为  $1 \times 2Q$  维矢量,  $[\mathbf{V}_t, \mathbf{v}_t]$  是标准正交的, 当  $b_t$  足够小或为零时,  $\mathbf{v}_t$  位于噪声子空间,  $\mathbf{U}_t$  为左正交矩阵的一部分, 不需要明确计算。

在第  $t+1$  步迭代计算新数据矩阵  $\mathbf{A}_{t+1} = [\beta_1 \mathbf{A}_t^H, \mathbf{x}(t+1)]^H$  的 ULV 分解,  $\beta_1 \in [0, 1]$  为遗忘因子。通过一系列左 Givens 旋转, 使  $\mathbf{A}_{t+1}$  最后新添加行变为零, 去掉最后全为零的一行,

$$\mathbf{A}_{t+1} = \tilde{\mathbf{U}}_t \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{B}}_t & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{b}}_t^H & \tilde{b}_t \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{V}}_t^H \quad (24)$$

计算可靠条件数估计量  $p_t$  使得[8]

$$\left\| \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{B}}_t & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{b}}_t^H & \tilde{b}_t \end{bmatrix} p_t \right\|_2 \approx \sigma_{\min}(t) \quad (25)$$

其中  $\sigma_{\min}(t)$  为矩阵  $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{B}}_t & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{b}}_t^H & \tilde{b}_t \end{bmatrix}$  的最小奇异值或噪声功率。对

$\mathbf{p}_t$  使用  $2Q-1$  次左 Givens 旋转, 使得  $\mathbf{W}_{1t}\mathbf{p}_t = [0, \dots, 0, 1]^T = \mathbf{e}_{2Q}$ ,  $\mathbf{W}_{1t}$  为标准正交的  $2Q \times 2Q$  维矩阵。对式(24)应用  $\mathbf{W}_{1t}$  和适当的 Givens 旋转, 得到

$$\mathbf{A}_{t+1}\tilde{\mathbf{V}}_t\mathbf{W}_{1t}^H = \mathbf{U}_{t+1} \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{t+1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{b}_{t+1}^H & b_{t+1} \end{bmatrix} \quad (26)$$

其中  $\mathbf{B}_{t+1}$  为  $(2Q-1) \times (2Q-1)$  维下三角矩阵。由式(25)和式(26),  $\|\mathbf{b}_{t+1}\| = \|\mathbf{A}_{t+1}\tilde{\mathbf{V}}_t\mathbf{W}_{1t}^H\mathbf{e}_{2Q}\| \approx \sigma_{\min}(t)$ ,  $b_{t+1}$  足够小, 可以看作噪声量<sup>[8]</sup>。可以得到第  $t+1$  步迭代的 ULV 分解为

$$\mathbf{A}_{t+1} = \mathbf{U}_{t+1} \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{t+1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{b}_{t+1}^H & b_{t+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{t+1}^H \\ \mathbf{v}_{t+1}^H \end{bmatrix} \quad (27)$$

其中  $[\mathbf{V}_{t+1}, \mathbf{v}_{t+1}]^H = \mathbf{W}_{1t}\tilde{\mathbf{V}}_t^H$ ,  $\mathbf{v}_{t+1}$  为期望的第  $t+1$  步迭代噪声子空间矢量。

$[\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_t, \dots]$  为近似的噪声子空间估计, 我们不需要使用所有的矢量  $\mathbf{v}_t$ , 只需要使用一小部分矢量  $\mathbf{v}_t$  就可以构造  $\hat{\mathbf{U}}_n$ <sup>[8]</sup>, 计算  $\hat{\mathbf{E}}(t) = \mathbf{D}_o^{(1)H}\hat{\mathbf{U}}_n\hat{\mathbf{U}}_n^H\mathbf{D}_o^{(1)} + \mathbf{D}_e^{(1)H}\hat{\mathbf{U}}_n\hat{\mathbf{U}}_n^H\mathbf{D}_e^{(1)}$ ,  $\hat{\mathbf{E}}(t)$  的最小特征矢量用文献[10]的随机梯度自适应方法进行递推估计,

$$\hat{\lambda}(t) = \hat{\mathbf{h}}^H(t-1)\hat{\mathbf{E}}(t)\hat{\mathbf{h}}(t-1) \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{h}}(t) = \hat{\mathbf{h}}(t-1) - \mu[\|\hat{\mathbf{h}}(t-1)\|_2^2\hat{\mathbf{E}}(t) - \hat{\lambda}(t)\mathbf{I}]\hat{\mathbf{h}}(t-1) \quad (29)$$

其中  $\hat{\mathbf{h}}(t)$  为第  $t$  步迭代信道系数  $\mathbf{h}$  的估计,  $\mu$  为步长。

基于投影的辅助矢量(PAV)算法式(11) - 式(21)的相关矩阵  $\hat{\mathbf{R}}_{zz}$  由下式更新,

$$\hat{\mathbf{R}}_{zz}(t) = \beta_2\hat{\mathbf{R}}_{zz}(t-1) + (1-\beta_2)\mathbf{z}(t)\mathbf{z}^H(t) \quad (30)$$

其中  $\beta_2 \in [0, 1]$  为遗忘因子。

## 6 仿真

考虑  $K=5$  个用户的同步 MC-CDMA 系统下行链路, 用户 1 是期望用户, 4 个干扰用户功率比用户 1 功率大 10dB, 基站两个发射天线, 移动终端单个接收天线, 采用文献[2]空时分组码方案, BPSK 调制方式。选择 Gold 码作为扩频码, 扩频因子  $Q=31$ 。信道的多径数为  $L=3$ , 采用指数形式多径强度分布, 每条径的幅度服从瑞利分布, 相位服从  $[0, 2\pi]$  间的均匀分布。将提出的基于投影的辅助矢量算法(PAV-W1:  $\mathbf{W}_{\text{PAV},1}$ , PAV-W5:  $\mathbf{W}_{\text{PAV},5}$ ) 与最大比合并 (MRC:  $\mathbf{W}_{\text{MRC}} = [\hat{\mathbf{u}}_o^{(1)}, \hat{\mathbf{u}}_e^{(1)}]$ )、文献[6]的最小均方误差算法(MMSE:  $\mathbf{W}_{\text{MMSE}} = [\hat{\mathbf{R}}_{zz}^{-1}\hat{\mathbf{u}}_o^{(1)}, \hat{\mathbf{R}}_{zz}^{-1}\hat{\mathbf{u}}_e^{(1)}]$ ) 和文献[7]的辅助矢量滤波算法(AVF-W1: 单个辅助矢量, AVF-W5: 5个辅助矢量)进行性能比较, 采用差分编码消除盲检测算法的相位模糊问题, 文献[7]的 AVF 算法通过插入训练符号来进行期望信号矢量估计, 15% 的训练开销。

图 2 的仿真示出信道系数估计  $\hat{\mathbf{h}}$  的误差  $\|\Delta\mathbf{h}\| = \|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|$  随着比特信噪比 ( $E_b/N_0$ ) 变化的曲线, 归一化多普勒频率为  $f_dT_s=0$ ,  $f_d$  为多普勒频率,  $T_s$  为插入保护间隔后的 OFDM 符号周期, 码块数  $T=500$ 。信道估计  $\hat{\mathbf{h}}$  存在复标量模糊, 为了分析信道估计的误差, 将  $\hat{\mathbf{h}}$  与  $\mathbf{h}$  的第一个分量固定。从图中可以看到, 随着信噪比的增大, 信道估计误差减小。

图3的仿真为误比特率(BER)随着比特信噪比变化的曲线, 归一化多普勒频率为  $f_dT_s=0.0001$ , 码块数  $T=500$ 。提出的 PAV 算法优于文献[6]的 MMSE 算法和文献[7]的 AVF 算法的性能, 文献[6]的 MMSE 算法需要计算相关矩阵的逆, 在数据长度不很大时统计有效性严重影响了它的性能。

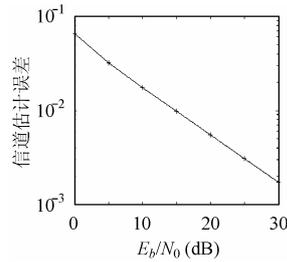


图2 信道估计误差

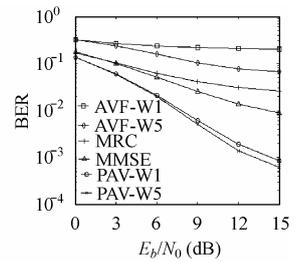


图3 误比特率随着比特信噪比变化

图 4 的仿真为采用空时码(STC)的接收机与未采用空时码(NOSTC)的接收机性能比较, 采用空时码的 MC-CDMA 系统每个发射天线信号功率是未采用空时码的单个发射天线 MC-CDMA 系统发射天线信号功率的一半, 归一化多普勒频率为  $f_dT_s=0.0001$ , 码块数  $T=500$ 。可以看到, 采用空时码的接收机有效地利用了发射分集, 明显优于未采用空时码的接收机的性能。

图5的仿真示出了自适应实现的 PAV 算法(PAV-W1:  $\mathbf{W}_{\text{PAV},1}$ , PAV-W5:  $\mathbf{W}_{\text{PAV},5}$ ) 的性能, 用文献[8]的 ULV 算法跟踪噪声子空间和式(29) 估计最小特征矢量, 同时示出用户 1 时变的比特信噪比用以比较, 归一化多普勒频率为

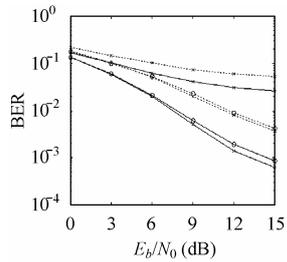


图4 采用与未采用空时码的性能比较

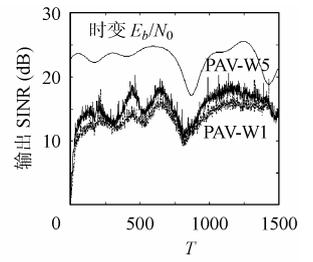


图5 自适应实现的投影辅助矢量算法的性能

$f_dT_s=0.001$ , 用户 1 的平均比特信噪比  $E_b/N_0=20\text{dB}$ , 遗忘因子  $\beta_1=0.997$ ,  $\beta_2=0.994$ , 步长  $\mu=0.2$ , 初始估计  $\begin{bmatrix} \mathbf{B}_0 & \mathbf{0} \\ \mathbf{b}_0^H & b_0 \end{bmatrix} = \mathbf{I}$ ,  $[\mathbf{V}_0, \mathbf{v}_0]^H = \mathbf{I}$ ,  $\hat{\mathbf{h}}(0) = [1, 0, \dots, 0]^T = \mathbf{e}_1$ 。接收

机第  $t$  步迭代的输出信号干扰噪声比由下式计算:

$$\text{SINR}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{M_c} \left( \left| \mathbf{w}_{o,j}^H(t) \mathbf{u}_o^{(i)} \right|^2 + \left| \mathbf{w}_{e,j}^H(t) \mathbf{u}_e^{(i)} \right|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{M_c} \left( \left| \mathbf{w}_{o,j}^H(t) (\mathbf{z}(t) - \mathbf{u}_o^{(i)} d^{(i)}(2t-1)) \right|^2 + \left| \mathbf{w}_{e,j}^H(t) (\mathbf{z}(t) - \mathbf{u}_e^{(i)} d^{(i)}(2t)) \right|^2 \right)} \quad (31)$$

其中  $|\cdot|$  表示复数的求模运算, 试验次数  $M_c = 200$ 。由图可以看出, 信道的时变引起了接收机输出 SINR 的波动, 自适应实现的 PAV 算法能够跟踪信道的变化。

## 7 结束语

本文把空时分组码应用到 MC-CDMA 系统中, 提出了适用于频率选择性衰落信道的发射分集与盲多用户干扰抑制算法。通过研究多径信号频域码空间和数据矢量空间, 采用噪声子空间技术进行盲信道估计, 为了抑制多址干扰, 提出一种基于投影的辅助矢量(PAV)算法, 然后研究了算法的自适应实现。提出的 PAV 算法不需要计算接收信号相关矩阵的逆, 计算复杂度低, 仿真结果表明提出的 PAV 算法明显优于的 MMSE 算法和辅助矢量滤波(AVF)算法的性能, 自适应实现的 PAV 算法能够跟踪信道的变化。

## 参考文献

- [1] Tarokh V, Seshadri N, Calderbank A R. Space-time codes for high data rate wireless communications: performance criterion and code construction. *IEEE Trans. on Info. Theo.*, 1998, 44(2): 744 – 765.
- [2] Alamouti S M. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE J. on SAC*, 1998, 16(8): 1451 – 1458.
- [3] Yee N, Linnartz J P, Fettweis G. Multicarrier CDMA in indoor wireless radio networks. Proc. of IEEE PIMRC'93, Yokohama, Japan, Sept. 1993: 109 – 113.
- [4] Cai X, Akansu A N. Multicarrier CDMA systems with transmit diversity. Proc of VTC2000(fall), Boston, USA, September 2000: 2817 – 2821.
- [5] Auffray J M, Hélar J F. Performance of multicarrier CDMA technique combined with space-time block coding over Rayleigh channel. Proc. of IEEE ISSSTA, Prague, Czech Republic, Sept. 2002: 348 – 352.
- [6] Wei S, Li H, Amin M. MMSE detection for space-time coded MC-CDMA. Proc. of ICC2003, Anchorage, AK, USA, May 2003: 3452 – 3456.
- [7] 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.
- [8] Li X, Fan H. Blind channel identification: subspace tracking method without rank estimation. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 2001, 49(10): 2372 – 2382.
- [9] CHOI J. Channel estimation for coherent multi-carrier CDMA systems over fast fading channels. Proc of IEEE VTC 2000(spring), Tokyo, Japan, May 2000: 400 – 404.
- [10] Luo F L, Unbehauen R. A minor subspace analysis algorithm. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1997, 8(5): 1149 – 1155.

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。