

一种改进的子空间盲多用户检测法

胡艳军

(安徽大学电子学院通信工程系, 安徽合肥 230039)

摘 要: 本文在常规子空间盲多用户检测方法的基础上进行改进, 提出一种改进的子空间盲多用户检测方法. 既考虑小区内用户的干扰, 也考虑来自小区外用户的干扰, 将接收信号空间可以分解成三个子空间, 通过对子空间模型的修改和子空间跟踪算法的改进, 解决快速矩阵分解的问题, 降低接收机的复杂度, 在收敛速度、稳定性方面也有所提高.

关键词: CDMA; 盲多用户检测; 子空间跟踪

中图分类号: TN914. 53 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2005)06-1073-04

An Improved Blind Multiuser Detection Based on Subspace Tracking

HU Yarr jun

(Dept. of Communication Engineering, College of Electronic Science & Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: The blind multiuser detection based on subspace tracking is studied. An improved detector is proposed. The conventional blind multiuser detectors based on subspace tracking consider only the in cell users and neglect the inter cell interference from out of cell users, while the improved blind multiuser detector takes into account both intracell and intercell interference. The observation space of received signal is partitioned into three subspaces, and the tracking algorithm is improved to decompose matrix rapidly. The detector exhibits faster convergence, higher stability and less complexity.

Key words: DS/CDMA; blind multiuser detection; subspace tracking

1 引言

自 1998 年子空间方法被应用于多用户检测以来, 一直颇受人们的重视, 不少多用户检测方法都结合了子空间方法进行接收机的求解, 如文献[1~6]. 目前研究的子空间多用户检测方法主要是把接收信号空间分解成两个正交的子空间: 信号子空间和噪声子空间, 将问题的求解投影到某一个空间上, 以达到简化问题的目的, 但在其中也牵扯到矩阵分解等问题. 例如在文献[1]中仅仅考虑了小区内用户而忽视了来自小区外用户的干扰, 把后一种干扰视为噪声; 在文献[2]中半盲多用户检测运用了一种子空间估计的经典方法: 把向量分解成自相关矩阵, 但这在实际应用中计算量太大. 因此, 本文在现有文献研究方法的基础上进行改进, 提出一种基于子空间跟踪的盲多用户检测的改进方法. 既考虑了小区内用户的干扰, 也考虑来自小区外用户的干扰, 将接收信号空间分解成三个子空间, 通过对子空间模型的修改和子空间跟踪算法的改进, 解决快速矩阵分解的问题, 降低接收机的复杂度, 在收敛速度、稳定性方面也有所提高.

本文第二部分对子空间模型及改进的子空间优化模型进行了描述; 第三部分介绍了改进的子空间跟踪算法方法; 第四部分给出了仿真实验结果; 最后进行了总结.

2 子空间模型

2.1 常规子空间概念及系统模型

在接收机端观测到的信号是所有不同用户信息码元对应的扩频波形的线性组合叠加上噪声后的结果. 噪声的随机性使观察值可能取为 N 维空间中的任何一个点, 但在实际通信系统中, 发送数据的用户的信号强度比噪声要大得多, 所以观测值落在所有用户信号向量张成的子空间即信号子空间的机会更大. 因此通过统计方法求出该子空间, 从而估计用户信号的方法即子空间多用户检测法. 基于信号子空间的估计, 传统的解相关检测器和线性 MMSE 检测器都可用盲方法来实现.

基带接收信号的向量为:

$$r = \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k + n \quad (1)$$

其中, s_k 为用户 k 的归一化扩频波形向量, 而 n 是均值为零、

收稿日期: 2004-04-08; 修回日期: 2004-07-25

基金项目: 安徽省自然科学基金项目(No. 03042208)

协方差矩阵为 \mathbf{I}_N ($N \times N$ 单位矩阵) 的高斯白噪声向量。

不失一般性, K 个用户的扩频波形是线性独立的, 接收信号向量 \mathbf{r} 的自相关矩阵为:

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^T] = \sum_{k=1}^K \mathbf{A}_k^2 \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T + \sigma^2 \mathbf{I}_N = \mathbf{S} \mathbf{A} \mathbf{S}^T + \sigma^2 \mathbf{I}_N \quad (2)$$

其中, $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_K]$, $\mathbf{A} = \text{diag}(\mathbf{A}_1^2, \dots, \mathbf{A}_K^2)$. 对矩阵 \mathbf{R} 进行

$$\text{特征值分解得: } \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^T = [\mathbf{U}_s, \mathbf{U}_n] \begin{bmatrix} \Lambda_s & 0 \\ 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_s^T \\ \mathbf{U}_n^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

上式中, $\Lambda_s = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_K)$ 和 $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_K]$ 分别含有矩阵 \mathbf{R} 的 K 个最大的特征值和对应的正交特征向量; $\Lambda_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{N-K}$ 和 $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}_{K+1}, \dots, \mathbf{u}_N]$ 分别含有 $N-K$ 个最小的特征值 σ^2 和相应的特征向量. 矩阵 \mathbf{S} 的值域与特征矩阵 \mathbf{U}_s 的值域相等. 信号特征矩阵 \mathbf{U}_s 的值域空间称为信号子空间, 其正交补称为噪声子空间, 由噪声特征矩阵 \mathbf{U}_n 张成. 为实现盲多用户检测, 需实时跟踪接收信号的协方差矩阵 \mathbf{R} 的特征值和特征向量.

2.2 考虑小区外用户的优化子空间模型

以上常规子空间模型中仅考虑了小区内用户的多址干扰, 忽视了小区外用户的干扰. 我们在进行子空间估计时, 将小区外用户的干扰也考虑进去. 可设定一定的功率门限, 在门限内的为我们考虑的用户. 不妨考虑同步 CDMA 系统, 假设系统具有 K 个小区内用户和 \tilde{K} 个小区外用户, 小区内用户包括越区切换的用户, K 和 \tilde{K} 可通过系统上层的呼叫处理控制获取, 在每一次呼叫处理过程中是固定的, 本文中假设上层的处理已完成. K 个小区内用户的扩频码是已知的, 而 \tilde{K} 个小区外用户的扩频码是未知的. 扩频码周期等于符号间隔, 在一个符号间隔内接收信号为:

$$\mathbf{r}(t) = \sum_{k=1}^K b_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k(t) + \sum_{k=1}^{\tilde{K}} \tilde{b}_k \tilde{\mathbf{A}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k(t) + \mathbf{n}(t), t \in [0, T] \quad (4)$$

\mathbf{s}_k 为 K 个已知用户的归一化扩频波形; $\tilde{\mathbf{s}}_k$ 为 \tilde{K} 个小区外未知用户的归一化扩频波形; b_k 为第 k 个已知用户的发送符号; \tilde{b}_k 第 k 个未知用户的的发送符号; \mathbf{A}_k 为第 k 个已知用户的信号幅度; $\tilde{\mathbf{A}}_k$ 为第 k 个未知用户的信号幅度; $\mathbf{n}(t)$ 是均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声.

在接收端, 在符号周期 T 内的接收信号写成矢量形式:

$$\mathbf{r} = \sum_{k=1}^K b_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k + \sum_{k=1}^{\tilde{K}} \tilde{b}_k \tilde{\mathbf{A}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中 \mathbf{r} 是 $N \times 1$ 维的接收向量; $\mathbf{s}_k, \tilde{\mathbf{s}}_k$ 分别为第 k 个已知用户和第 k 个未知用户的 $N \times 1$ 维扩频码矢量; \mathbf{n} 为 $N \times 1$ 维的高斯白噪声矢量. 式(5)可进一步可以写成:

$$\mathbf{r} = \mathbf{S} \mathbf{A} \mathbf{b} + \tilde{\mathbf{S}} \tilde{\mathbf{A}} \tilde{\mathbf{b}} + \mathbf{n} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K]$, $\tilde{\mathbf{S}} = [\tilde{\mathbf{s}}_1, \tilde{\mathbf{s}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{s}}_{\tilde{K}}]$, $\mathbf{A} = \text{diag}(\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_K)$, $\tilde{\mathbf{A}} = \text{diag}(\tilde{\mathbf{A}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{A}}_{\tilde{K}})$.

在观测空间, 接收向量 \mathbf{r} 的自相关矩阵 \mathbf{R} 可写成:

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^T] = \mathbf{S} \mathbf{A}^2 \mathbf{S}^T + \tilde{\mathbf{S}} \tilde{\mathbf{A}}^2 \tilde{\mathbf{S}}^T + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (7)$$

对 \mathbf{R} 进行特征值分解得:

$$\mathbf{R} = [\mathbf{U}_s \tilde{\mathbf{U}}_s \mathbf{U}_n] \begin{bmatrix} \Lambda_s & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{\Lambda}_s & 0 \\ 0 & 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_s^T \\ \tilde{\mathbf{U}}_s^T \\ \mathbf{U}_n^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, $\Lambda_s = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_K)$, $\lambda_i > \sigma^2$ 包含了 \mathbf{R} 的 K 个最大的特征值; $\tilde{\Lambda}_s = \text{diag}(\tilde{\lambda}_1, \dots, \tilde{\lambda}_{\tilde{K}})$, $\tilde{\lambda}_i > \sigma^2$ 包含了 \mathbf{R} 的 \tilde{K} 个最大的特征值; $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_K]$ 包含相应于 K 个已知用户信号特征值的特征向量; $\tilde{\mathbf{U}}_s = [\tilde{\mathbf{u}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{u}}_{\tilde{K}}]$ 包含相应于 \tilde{K} 个未知用户信号特征值的特征向量; $\Lambda_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{N-(K+\tilde{K})}$; $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}_{K+\tilde{K}+1}, \dots, \mathbf{u}_N]$ 包含 $N-(K+\tilde{K})$ 个相应于特征值 σ^2 的特征向量. 这样, 我们可把观察空间分成了三个子空间: 由小区内用户信号张成的信号子空间 \mathbf{U}_s , $\text{range}(\tilde{\mathbf{S}}) = \text{range}(\tilde{\mathbf{U}}_s)$; 由小区外用户信号张成的信号子空间 $\tilde{\mathbf{U}}_s$, $\text{range}(\tilde{\mathbf{S}}) = \text{range}(\tilde{\mathbf{U}}_s)$; 噪声子空间 \mathbf{U}_n . 非零特征值与由 $\tilde{\mathbf{U}}_s, \mathbf{U}_n$ 张成的子空间相对应. 在常规的子空间模型中仅考虑了子空间 (\mathbf{U}_s, Λ_s) 而忽视了由 $\tilde{\mathbf{U}}_s$ 张成的子空间.

信号在 $\text{span}(\mathbf{S})$ 的投影为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{S}(\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T \quad (9)$$

其在正交于 $\text{span}(\mathbf{S})$ 的子空间的投影为:

$$\mathbf{P}^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{P} \quad (10)$$

对 $\mathbf{P}^\perp \mathbf{R} \mathbf{P}^\perp$ 进行特征值分解为:

$$\mathbf{P}^\perp \mathbf{R} \mathbf{P}^\perp = [\tilde{\mathbf{U}}_s \mathbf{U}_n \mathbf{U}_o] \begin{bmatrix} \tilde{\Lambda}_s & 0 & 0 \\ 0 & \Lambda_n & 0 \\ 0 & 0 & \Lambda_o \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_s^T \\ \mathbf{U}_s^T \\ \mathbf{U}_o^T \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $\tilde{\Lambda}_s = \text{diag}(\tilde{\lambda}_1, \dots, \tilde{\lambda}_{\tilde{K}})$ 包含了 $\mathbf{P}^\perp \mathbf{R} \mathbf{P}^\perp$ 的 \tilde{K} 个最大的特征值, $\tilde{\lambda}_i > \delta^2$; $\Lambda_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{N-(K+\tilde{K})}$; $\Lambda_o = \text{diag}(0, \dots, 0)$ 包含 K 个零; $\mathbf{U}_s, \mathbf{U}_n$ 和 \mathbf{U}_o 是对应的特征向量.

当 $\Lambda_o = \text{diag}(0, \dots, 0)$, 观察子空间被分成两个子空间: 小区外用户张成的信号子空间 ($\text{range}(\tilde{\mathbf{U}}_s)$) 和噪声子空间 ($\text{range}(\mathbf{U}_n)$), 第三个子空间 ($\text{range}(\mathbf{U}_o)$) 变为一个空子空间. 在子空间参数 ($\tilde{\mathbf{U}}_s, \tilde{\Lambda}_s$) 上进行解相关检测就得到:

$$\hat{\mathbf{b}} = \text{sgn}((\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T (\mathbf{I} - \mathbf{R} \tilde{\mathbf{U}}_s (\tilde{\Lambda}_s - \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \tilde{\mathbf{U}}_s^T) \mathbf{r}) \quad (12)$$

3 改进的子空间跟踪算法

我们需要进行子空间跟踪, 自适应地获得子空间参数 ($\tilde{\mathbf{U}}_s, \tilde{\Lambda}_s$). 子空间跟踪算法是基于子空间的盲检测方法的核心理, 直接影响整个方法的性能和收敛速度. 目前的研究中, 子空间跟踪部分都采用了 PASTd (Projection Approximation Subspace Tracking algorithm based on deflation technique) 算法. PASTd 算法较简单, 对信号的特征值和特征向量表现出良好的全局收敛性, 并且复杂度较低, 但收敛速度慢, 且需要秩估计, 尤其在初始时需要较为准确的秩估计^[7]. 根据以上优化子空间模型, 我们对子空间跟踪的具体实现算法进行了改进. 基于优化子空间的盲多用户检测方法的改进算法如下:

第一步: 首先消除小区内用户在观察空间中所占比重. 把接收向量 \mathbf{r} 投影到正交于 $\text{span}(\mathbf{S})$ 的子空间的得到投影向量 \mathbf{y} . 具体过程是:

(1) 用式(9)得到由已知小区内用户扩频码张成的子空间的投影向量 \mathbf{P} ;

(2) 用式(10)得到正交于 $\text{span}(S)$ 的子空间的投影 P^\perp ;

(3) 接收向量 r 投影到正交于 $\text{span}(S)$ 的子空间的得到投影向量 $y: y = P^\perp r$

第二步: 通过改进的 PASTd 算法跟踪估计对应于由未知扩频码的小区外用户所张成的子空间的特征参数 ($\tilde{U}_s, \tilde{\lambda}_s$)、秩 \tilde{K} 。

第三步: 估计自相关矩阵 R :

$$R = E[rr^T] = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J [r(j)r(j)^T] \quad (13)$$

第四步: 将 $\tilde{U}_s, \tilde{\lambda}_s$ 和 R 应用于式(12)得到所要求的解。

上述求解过程中, 改进的 PASTd 算法过程为:

首先选择合适的初值:

$$\tilde{\lambda}_s(0) = \text{diag}(\tilde{\lambda}_1(0), \dots, \tilde{\lambda}_K(0)); \tilde{U}_s(0) = [\tilde{u}_1(0), \dots, \tilde{u}_K(0)]$$

然后进行下面的逼近: (β 为遗忘因子, α 为步长)

for $i = 1, 2, \dots$, do

$x_1(i) = y(i)$

for $k = 1, 2, \dots, \tilde{K}$ do

$$z_k(i) = \tilde{u}_k^H(i-1)x_k(i)$$

$$\tilde{\lambda}_k(i) = \beta \tilde{\lambda}_k(i-1) + \alpha |z_k(i)|^2$$

$$e_k(i) = x_k(i) - \tilde{u}_k(i-1)z_k(i)$$

$$\tilde{u}_k(i) = \tilde{u}_k(i-1) + \alpha e_k(i) [z_k^*(i) / \tilde{\lambda}_k(i)]$$

$$x_{k+1}(i) = x_k(i) - \tilde{u}_k(i)z_k(i)$$

end for

end for

4 实验仿真结果

我们对以上改进的子空间盲多用户检测方法及常规的子空间盲多用户检测进行了实验仿真比较。仿真中以同步 DS/CDMA 系统为例, 采用 31 位码长的 Gold 扩频序列, 遗忘因子 $\beta = 0.993$ 。图中数据均是 50 次仿真结果的平均值。

(1) 在同样条件下本文方法与常规的子空间盲多用户检测方法的性能比较

仿真中考虑 10 个用户, 其中 6 个为小区内用户: 1 个感兴趣用户与 5 个多址干扰用户信号, 小区内感兴趣用户和 MAI 干扰用户功率均为 10dB; 4 个小区外未知用户, MAI 干扰用户功率均为 2dB。仿真结果如图 1 所示, 图中横坐标为迭代次数, 纵坐标为信干比曲线。

从图 1 中可见, 本文考虑小区外用户的改进子空间盲多用户检测法在经过较短的时间 (400 符号以内) 跟踪后, 即可达到接近理想 MMSE 多用户检测器的性能, 而忽视小区外用户的常规子空间盲多用户检测法性能始终远低于理想 MMSE 单用户检测器的性能。

(2) 时变环境下跟踪收敛特性比较

在仿真中开始有 6 个为小区内用户: 1 个感兴趣用

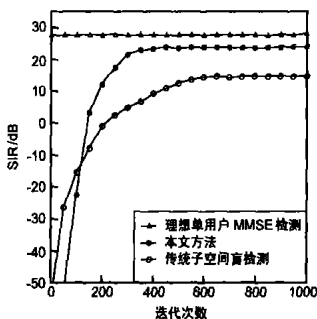


图1 信干比性能比较

户与 5 个多址干扰用户信号, 小区内感兴趣用户和 MAI 干扰用户功率均为 10dB; MAI 干扰用户功率均为 2dB 的 2 个小区外未知用户。当迭代次数 $n = 1000$ 时, 加入 4 个 10dB 的小区外干扰用户和另外 3 个功率为 3dB 的小区外干扰用户信号。仿真结果如图 2 所示, 从图 2 中可见改进的算法可快速适应变化的环境, 经过较短时间的跟踪又能达到较好的性能, 而常规方法收敛速度明显较慢, 且随着干扰用户数变多, 性能大大下降。如果初值距收敛值较远时, 该算法可能无法收敛。而本文方法收敛速度较快, 且收敛性能和信噪比性能较好。

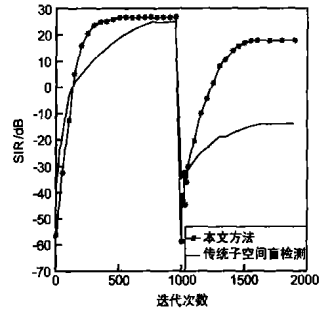


图2 收敛跟踪特性比较

(3) 复杂度比较

我们用仿真实验中本文方法实际乘法运算的最大运算量与常规子空间盲检测方法进行了比较, 如图 3 所示, 可见其乘法运算量大大减少。实验中我们发现, 其迭代的次数主要与用户的个数有关, 受信

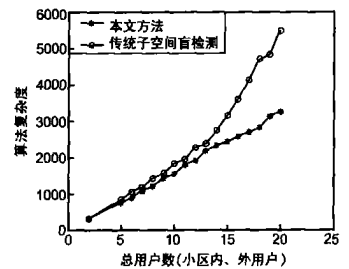


图3 算法复杂度比较

噪比的影响很小, 相对总的运算量而言, 其影响可忽略。本文方法的运算量受小区外用户的个数影响, 特征值减少到 \tilde{K} 个, 算法复杂度为 $O(N\tilde{K})$; 而常规子空间盲检测方法的算法复杂度与所有干扰用户 (只考虑小区内用户) 的个数有关, 特征值为 $\tilde{K} + K$ 个, 算法复杂度为 $O(NK)$ 。由于一般引起多址干扰的小区外用户的个数远远小于小区内用户, 即: $\tilde{K} \ll K$, 因此, 当用户较大时, 本文方法中的算法复杂度远低于常规子空间盲检测方法的算法复杂度。

从以上实验结果可见, 本文的改进子空间盲多用户检测方法较常规子空间盲检测方法性能提高, 跟踪及稳定性更好, 且算法复杂度降低。

5 小结

以上给出了提出的改进子空间盲多用户检测方法及其实验仿真结果。实验结果表明, 本文所提出的方法是可行的, 它不仅在性能、收敛速度和稳定性方面有所提高, 算法复杂度也有所减少。如何进一步提高子空间盲多用户检测方法的性能和收敛速度及适应性, 简化跟踪的难度, 同时又不增加算法复杂度等多用户检测技术的实际应用具有重要意义。本文的研究重点是基于子空间的盲检测方法在物理层的处理, 而对如何与上层之间的协调及如何进行有效的在线估计和控制等是有待于深入研究的。

参考文献:

- [1] X Wang, H V Poor. Blind adaptive multiuser detection in multipath CDMA channels based on subspace tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(11): 3030-3044.

- [2] Anders Host Madsen. Semi-blind decorrelating multiuser detectors for CDMA: subspace methods[A]. The 9th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication[C]. Boston, USA: IEEE, 1998, 1: 203– 207.
- [3] X Wang, H V Poor. Blind multiuser detection: a subspace approach [J]. IEEE Trans Inform Theory, 1998, 44(3): 677– 690.
- [4] S Burykh, A Chkeif, K Abed-Meraim. Subspace based blind detection for multipath CDMA: an efficient adaptive implementation[A]. The Sixth Int Symp on Signal Processing and its Applications[C]. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2001. 414– 417.
- [5] Xiaohua Li, H Howard fan. Direct blind multiuser detection for CDMA in multipath without channel estimation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2001, 49(1): 63– 73.

- [6] Sumit Roy. Subspace blind adaptive detection for multiuser CDMA[J]. IEEE Trans on Communication, 2000, 48(1): 169– 175.
- [7] Bin Yang. Projection approximation subspace tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 44(1): 95– 107.

作者简介:



胡艳军 女,教授,1967 年 10 月出生,分别于 1989 年、1992 年在安徽大学电子工程与信息科学系获工学学士、工学硕士学位,并留校任教,1998 年 9 月至 2001 年 6 月于中国科学技术大学攻读信息与通信工程专业博士学位,获工学博士学位,2001 年 8 月至 2003 年 12 月在中国科学技术大学电子科学与技术博士后流动站工作,目前主要从事通信信号处理、个人通信等方面的研究,已发表学术论文 40 余篇。E-mail: yanjunhu@ustc.edu.cn.