

文章编号:1000-582X(2008)02-0183-03

干扰子空间盲自适应估计的跳频多址信号检测

曾孝平, 成志瑶

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400030)

摘要:针对跳频多址(FHMA)系统,提出了干扰子空间线性最小均方误差(MMSE)检测器和干扰子空间的快速跟踪算法。该算法通过添加噪声子空间得到了整个干扰自相关矩阵的权矢量,避免了同时对特征值对角阵和特征向量矩阵进行跟踪。结合神经网络学习机制中的 NIC(Novel Information Criterion)准则,进行权矢量的快速更新,降低了复杂度。仿真证明,该检测器具有很好的误码性能,收敛速度更快。

关键词:跳频多址系统;干扰子空间;线性最小均方误差检测器

中图分类号:TN92

文献标志码:A

Multi-access Signal Detection for Frequency Hopping Based on Interference Subspace Estimation

ZENG Xiao-ping, CHENG Zhi-yao

(Department of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: A Interference-space-Based blind adaptive Minimum Mean Square Error (MMSE) liner detector and faster subspace tracking algorithm were proposed in Frequency Hopping Multiple Access(FHMA) system. We got the optimum weights based whole interference coorelation matrix by adding noise-space and it needn't tracking the eigenvalue matrix and eigenvector matrix in this algorithm. The optimum weights was updated consulting Novel Information Criterion method in the neural network, the complexity was reduced greatly. The simulation result indicates that the detector has a good performance at bit-error-rate and faster speed in constringency.

Key words: FHMA system; interference space; MMSE

跳频多址信号检测技术可以有效克服多址干扰(MAI),提高跳频多址系统的容量和性能。近年来,许多学者针对跳频多址信号检测问题进行了研究^[1-2],其中以文献[1]提出的基于干扰子空间的解相关检测器具有一定的代表性,取得了较好的性能,但由于其采用了传统的紧缩近似投影子空间跟踪(PAST)算法,使得检测器的计算量和复杂度较大。笔者提出了基于干扰子空间的线性最小均方误差检测器,同时结合神经网络学习机制中的 NIC 准则,提出了干扰子空间的快速跟踪算法,该算法相对于传

统的 PAST 算法收敛速度更快。

1 系统模型

文献[2]给出了跳频多址系统的跳频图案(时频矩阵),文献[1]给出了基于时频矩阵的接收信号的数学模型。加入信号幅度信息,定义每符号间隔中的跳频次数(跳数)为 L ,可跳变的频点数为 M ,则在第 i 个工作频点,接收信号的时频域分布为:

$$r(i, l) = \sum_{k=1}^K s_k(i, l) \lambda_k d_k + n(i, l),$$

收稿日期:2007-11-15

基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(20050207)

作者简介:曾孝平(1956-),男,重庆大学教授,(Tel)65111966;(E-mail)zxp@ccee.cqu.edu.cn。

$$i = 1, \dots, M; \quad l = 1, \dots, L \quad (1)$$

其中: $s_k(i, l)$ 是用户 k 在第 i 个跳频点第 l 跳时所对应的跳频码; d_k 为用户 k 经过调制后的数据信息, 在一个 bit 符号内为定值; λ_k 为用户 k 的幅度信息; $n(i, l)$ 为均匀分布的高斯白噪声, 式(1)可写成如下矩阵:

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{d} + \mathbf{n}, \quad (2)$$

$$\text{式中: } \mathbf{r} = [r_1, \dots, r_L]^T; \mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{K1} \\ \vdots & & \vdots \\ s_{1L} & \cdots & s_{KL} \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_K \end{pmatrix},$$

是各个用户信号幅度构成的对角矩阵;

$$\mathbf{d} = [d_1, \dots, d_K]^T; \mathbf{n} = [n_1, \dots, n_L]^T.$$

2 基于干扰子空间的盲多用户检测算法

接收信号的自相关矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= E\{\mathbf{r}\mathbf{r}^T\} = \\ &E\{(\mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{d} + \mathbf{n})(\mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{d} + \mathbf{n})^T\} = \\ &E\{\mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{d}\mathbf{d}^T\mathbf{A}^T\mathbf{S}^T\} + E\{\mathbf{n}\mathbf{n}^T\} = \\ &\mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{A}^T\mathbf{S}^T + \sigma^2\mathbf{I}_N. \end{aligned} \quad (3)$$

其中 σ^2 为高斯白噪声方差。记 $\mathbf{Z} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T = \text{diag}(A_1^2, A_2^2, \dots, A_K^2)$, 则式(3)可写为:

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \mathbf{S}\mathbf{Z}\mathbf{S}^T + \sigma^2\mathbf{I}_N = \\ &A_1^2\mathbf{S}_1\mathbf{S}_1^T + \sum_{k=2}^K A_k^2\mathbf{S}_k\mathbf{S}_k^T + \sigma^2\mathbf{I}_N. \end{aligned} \quad (4)$$

将式(4)结果的第 1 项记为 \mathbf{C}_u (期望用户信号的自相关矩阵), 第 2 和第 3 项记为 \mathbf{C}_l (除期望用户信号以外的其他所有干扰信号的自相关矩阵, 称为干扰自相关矩阵), 对 \mathbf{C}_l 进行特征值分解

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_l &= [\mathbf{U}_l \quad \mathbf{U}_n] \begin{bmatrix} \Lambda_l & \\ & \Lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_l^T \\ \mathbf{U}_n^T \end{bmatrix} = \\ &\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l\mathbf{U}_l^T + \mathbf{U}_n\mathbf{A}_n\mathbf{U}_n^T, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\Lambda_l = \text{diag}(\lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_K)$, 是由 $K-1$ 个非期望用户对应的特征值按大到小组成; $\mathbf{U}_l = [\mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3, \dots, \mathbf{u}_K]$, 是由对应于 $K-1$ 个特征值顺序的 $K-1$ 个互相正交的特征向量组成; $\Lambda_n = (\lambda_{K+1}, \dots, \lambda_N) = \sigma^2\mathbf{I}_{N-K}$, 是由噪声的 $N-K$ 重特征值组成; $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}_{K+1}, \dots, \mathbf{u}_N]$ 对应于其特征值的 $N-K$ 个互相正交特征向量组成。文献[4]给出了基于信号子空间的 MMSE 检测器的权矢量, 根据矩阵特征值分解的性质, 可以得到基于干扰子空间的 MMSE 检测器的权矢量

$$\mathbf{m}_1 = \frac{1}{[\mathbf{S}_1^T\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T\mathbf{S}_1]} \mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T\mathbf{S}_1. \quad (6)$$

由于 $\mathbf{S}_1 \in \text{range}(\mathbf{U}_l)$, 与噪声子空间 \mathbf{U}_n 相互正交^[3], 即:

$$\mathbf{U}_n^T\mathbf{S}_1 = 0, \quad (7)$$

因此, 式(6)可以写成:

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_1 &= \frac{1}{[\mathbf{S}_1^T\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T\mathbf{S}_1]} \mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T\mathbf{S}_1 = \\ &\frac{(\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T)\mathbf{S}_1 + (\mathbf{U}_n\mathbf{A}_n^{-1}\mathbf{U}_n^T)\mathbf{S}_1}{[\mathbf{S}_1^T(\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T)\mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_1^T(\mathbf{U}_n\mathbf{A}_n^{-1}\mathbf{U}_n^T)\mathbf{S}_1]} = \\ &\frac{(\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T + \mathbf{U}_n\mathbf{A}_n^{-1}\mathbf{U}_n^T)\mathbf{S}_1}{[\mathbf{S}_1^T(\mathbf{U}_l\mathbf{A}_l^{-1}\mathbf{U}_l^T + \mathbf{U}_n\mathbf{A}_n^{-1}\mathbf{U}_n^T)\mathbf{S}_1]}. \end{aligned} \quad (8)$$

根据特征值分解的性质, 可以将式(8)整理得到基于干扰自相关矩阵 \mathbf{C}_l 的权矢量

$$\mathbf{m}_1 = \frac{\mathbf{C}_l^{-1}\mathbf{S}_1}{[\mathbf{S}_1^T\mathbf{C}_l^{-1}\mathbf{S}_1]}. \quad (9)$$

由于接收端获取的关于期望用户地址 PN 码与实际值有误差, 在式(9)中, 应该用 $\hat{\mathbf{S}}_1$ 代替 \mathbf{S}_1 。由于 $\hat{\mathbf{S}}_1$ 与 \mathbf{S}_1 有偏离, 可能会靠近干扰子空间, 造成自相关系数减少和互相关系数增大, 可以通过提升干扰自相关矩阵 \mathbf{C}_l 的主对角元素来抑制互相关系数, 增大自相关系数

$$\mathbf{m}_1 = \frac{(\mathbf{C}_l + v \cdot \mathbf{I}_N)^{-1} \hat{\mathbf{S}}_1}{\hat{\mathbf{S}}_1^T (\mathbf{C}_l + v \cdot \mathbf{I}_N)^{-1} \hat{\mathbf{S}}_1}. \quad (10)$$

v 为修正因子, 需根据具体环境取值, 以达到系统的最佳性能。

3 基于 NIC 的干扰子空间跟踪算法

文献[6]提出了应用 NIC 准则对干扰子空间进行跟踪的方法, 并且文献[4]已经将其应用于线性解相关检测器中。相对于 PASTd^[7]、BISVD^[8] 和 PROTEUS^[6] 三种快速子空间跟踪算法, 基于 NIC 的跟踪算法具有更低的复杂度和更快的跟踪速度。在提出的基于干扰子空间跟踪算法中, \mathbf{C}_l 采用下式进行迭代

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_l(i+1) &= \alpha \cdot \mathbf{C}_l(i) + \mathbf{r}(i+1)\mathbf{r}^T(i+1) - \\ &\hat{\mathbf{A}}_1^2 \hat{\mathbf{S}}_1 \hat{\mathbf{S}}_1^T, \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\alpha \in (0, 1]$, 是遗忘因子, 其作用是通过遗忘一定距离的样本协方差矩阵来维持在动态变化的通信环境下的跟踪能力。通常在稳定通信环境下 $\alpha = 1$, 而在动态变化通信环境下 α 在 $(0, 1)$ 之间选取, 此时等效的样本数为 $1/(1-\alpha)$; 而 $\hat{\mathbf{S}}_1$ 是接收端对期望用户地址码的估计, 在匹配的情况下 $\hat{\mathbf{S}}_1 = \mathbf{S}_1$; $\hat{\mathbf{A}}_1^2$ 是对期望用户信号幅度 A_1 的估计。

4 仿真分析

传统的子空间的跟踪算法如 PASTd 需要对特征值对角阵和相应的特征向量矩阵进行跟踪^[5],还要附加约束条件来保证迭代前后特征向量的正交性不变。笔者提出的检测器仅需要对干扰自相关矩阵 C_I 整体进行跟踪,计算量大大降低。从跟踪性能来看,提出的检测器只针对干扰子空间进行跟踪,避开了对期望用户子空间和噪声子空间进行跟踪,因而检测器自适应跟踪能力更强,收敛速度更快,当然这也会使系统性能受到一定的损失。

图1给出了提出的跟踪算法和传统 PASTd 算法输出信干比(SIR)的比较。仿真条件如下:系统用户数量为5个,用户1为期望用户,有2个10 dB和2个20 dB的多址干扰,跳频点数为8个。从仿真结果可以看出,两检测器输出 SIR 相当,但文中提出的检测器及跟踪算法收敛速度更快。

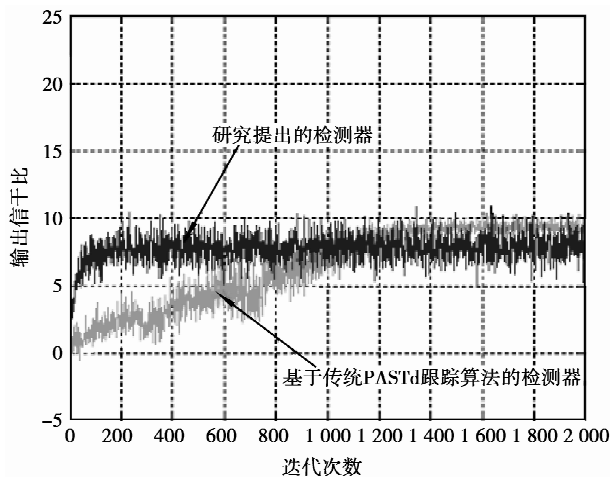


图1 文中提出的检测器和传统 PASTd 跟踪算法输出信干比仿真

图2给出了基于干扰子空间的检测器和基于信号子空间的检测器的误码性能对比,仿真条件同上。

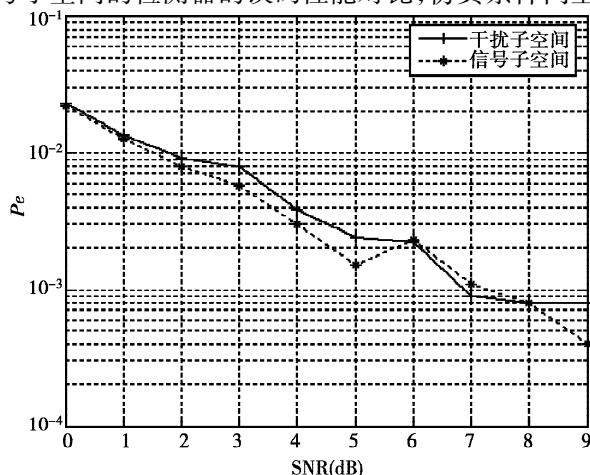


图2 基于干扰子空间和信号子空间的检测器误码性能仿真

从仿真结果可以看出:随着信噪比的提高,检测器误码率下降,两检测器具有十分相近的误码性能。

5 结论

多址干扰是制约 FHMA 系统容量和性能的主要因素,现有的检测器在实现复杂度、处理速度等方面还有待改进和提高。笔者提出的基于干扰子空间的 MMSE 检测器和干扰子空间的快速跟踪算法,取得了和传统检测器相近的性能,系统计算量和实现复杂度更低,收敛速度更快。

参考文献:

- [1] 王霞,朱世华,孙德龙. 基于干扰子空间的跳频多址信号检测 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(8): 835-838.
WANG XIA, ZHU SHI-HUA & SUN DE-LONG. Multi-access signal detection for frequency hopping based on interference subspace estimation [J]. Academic Journal Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(8): 835-838.
- [2] TETSUO MABUCHI, RYUJI KOHNO. Multiuser detection scheme based on canceling cochannel interference for MFSK/FU-SSMA system [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1994, 12(4): 593-604.
- [3] WANG XIAO-DONG and VINCENT POOR H. Blind multiuser detection: a subspace approach [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1998, 44(2): 677-690.
- [4] WEN JYHHORNG and WEN CHAO-KAI. Adaptive recursive algorithms for complementary subspace-based blind multiuser detection [J]. IEEE Transactions on Circuit and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, 2001, 48(12): 1132-1136.
- [5] 张贤达, 保铮. 通信信号处理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.
- [6] MIAO Y and HUA Y. Fast subspace tracking and neural network learning by a novel information criterion [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(7): 1967-1979.
- [7] PETER STROBACH. Bi-iteration SVD subspace tracking algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(5): 1223-1240.
- [8] BENOIT CHAMPAGNE and LIU QING-QUANG. Plane rotation-based EVD updating schemes for efficient subspace tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(7): 1886-1900.

(编辑 侯 湘)