

基于E-PASTd的盲扩频码序列估计算法

吕明, 张红波, 唐斌

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】针对直接序列扩频信号的扩频码盲估计问题, 改进了特征分解的方法, 提出了一种基于压缩投影近似子空间跟踪的PN码恢复算法。该算法由两个主特征向量估计非同步延迟值, 结合利用压缩投影近似子空间跟踪技术的快速收敛特性提取主分量, 避免了对自相关矩阵的直接特征分解运算。计算机仿真表明该算法降低了数据的存储量, 易于硬件实现, 具有良好的收敛特性, 性能优于已有的梯度算法和神经网络算法。

关键词 盲估计; 直接序列扩频信号; 扩频码序列; 子空间跟踪
中图分类号 TN914 文献标识码 A

Blind Estimation of PN Spreading Sequence Based on E-PASTd

LÜ Ming, ZHANG Hong-bo, TANG Bin

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract Aim at the problem of blind estimation of DS/SS spreading sequence, the approach of eigenvalue decomposition is modified, moreover a Pseudo Noise (PN) code recovery algorithm based on Projection Approximation Subspace Tracking with deflation (PASTd) is proposed. This algorithm estimates the desynchronized delay value through the principal eigenvectors, and extracts the principal component by using fast convergence properties of PASTd technique, avoiding direct eigenvalue decomposition. Computer simulations show that this algorithm decreases the storage consuming, is prone to hardware realization and has fast convergence properties. The performances are better than the gradient-descent algorithm and the neural networks algorithm.

Key words blind estimation; DS/SS signal; spreading sequence; subspace tracking

直接序列扩频(DS/SS)信号具有抗干扰性强、低截获率、能抑制多径衰落效应等优点, 得到了广泛应用。对DS信号扩频Pseudo Noise(PN)码的盲估计研究, 在军事侦测和民用管理上都具有重要意义。文献[1-5]通过应用神经网络的方法, 实现了PN码与信息码同步的扩频码序列估计。文献[6-7]提出了基于特征值分解的主分量分析方法, 不需要PN码与信息码的同步信息, 但是对DS/SS信号, 特别是长扩频码调制的信号进行特征值分解, 需要巨大的存储空间和计算量, 影响了该技术的应用和发展。本文提出了一种基于快速子空间跟踪的扩频码估计算法, 解决了上述问题。

1 DS/SS信号模型

经AWGN信道接收到的DS/SS基带信号模型为:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k h(t - kT_s) + n(t) \quad (1)$$

式中 $h(t) = \sum_{k=1}^P c_k p(t - kT_C)$; a_k 、 c_k 、 $h(t)$ 和 $p(t)$

分别为信息码、PN码序列、信道响应的PN码波形和矩形脉冲, a_k 为等概率分布的 ± 1 随机变量, $\{c_k\}_{k=1,2,\dots,P}$ 是长度为 P 的PN码序列, $h(t)$ 为发送扩频码信号经过传输滤波器、信道回响和接收滤波器的卷积波形; T_s 、 T_C 分别为信息码周期和PN码码片宽度; $P = T_s / T_C$; $n(t)$ 是方差为 σ_n^2 的零均值高斯白噪声。

在接收端, 信号按 T_C 周期采样并划分成非重叠的数据窗, 数据窗长度为 T_s 。假设采样起始点 T_0 (为非同步延迟) 并不恰好处于信息码与PN码调制的同步点上, 则一个周期采样数据包含两个信息码。接收信号基带向量为:

$$\mathbf{x} = a_j \mathbf{h}_1 + a_{j+1} \mathbf{h}_2 + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{h}_1 = [h_1 \cdots h_p \ 0 \cdots 0]^T$ 、 $\mathbf{h}_2 = [0 \cdots 0 \ h_1 \cdots h_{p-1}]^T$ 都是 P 维向量; a_j 和 a_{j+1} 为连续的不相关信息码; \mathbf{n} 为高斯白噪声向量; $\mathbf{h} = [h_1 \ h_2 \ \cdots \ h_p]$ 为完整的响应

收稿日期: 2005-12-20

基金项目: 国家自然科学基金联合基金资助项目(10676006)

作者简介: 吕明(1964-), 男, 副教授, 主要从事信号与信息处理方面的研究。

扩频码波形向量; $k = T_0/T_C$; $0 \leq k < T_0/T_C$ 。

2 基于E-PASTd的盲PN码序列估计

2.1 改进的特征分解估计算法

假设信号与噪声不相关, 由式(2)可以得到接收信号的自相关矩阵为:

$$R = E(\mathbf{x}\mathbf{x}^H) = E(|a_j|^2) \mathbf{h}_1 \mathbf{h}_1^H + E(|a_{j+1}|^2) \mathbf{h}_2 \mathbf{h}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} = E(|a_j|^2) \|\mathbf{h}_1\|^2 \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^H + E(|a_{j+1}|^2) \|\mathbf{h}_2\|^2 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (3)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{v}_1 和 \mathbf{v}_2 为 \mathbf{h}_1 、 \mathbf{h}_2 的幅度归一化, 则有:

$$\mathbf{v}_1 = \frac{\mathbf{h}_1}{\|\mathbf{h}_1\|} \quad \mathbf{v}_2 = \frac{\mathbf{h}_2}{\|\mathbf{h}_2\|} \quad (4)$$

从式(3)可以看出有两个特征值明显大于其他特征值, 称为主特征值; \mathbf{v}_1 和 \mathbf{v}_2 为相对应的归一化特征向量, 称为主特征向量。因为 \mathbf{R} 是正定矩阵, 所以 \mathbf{v}_1 和 \mathbf{v}_2 可以取相应负值。

以下给出一种利用滑动窗技术, 只依靠两个主特征向量估计非同步延迟值和PN码的方法。

(1) 当 $T_0 \leq T_S/2$ 时, 估计的两个估计主特征向量为 $\hat{\mathbf{v}}_1 = \mathbf{v}_1$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_2 = \mathbf{v}_2$ 。代价方程为:

$$J(\hat{\mathbf{v}}_k) = \|\hat{\mathbf{v}}_k\|^2 \quad (5)$$

式中 $\hat{\mathbf{v}}_k$ 为将两个估计的特征向量排列组成新向量后, 以长为 P 的窗滑动提取出的向量, $\hat{\mathbf{v}}_k = [v_{2,k} \ v_{2,k+1} \ \dots \ v_{2,P} \ v_{1,k-1} \ \dots \ v_{1,k-1}]^T$, $k=1,2,\dots,P$ 。当 $\hat{\mathbf{v}}_k$ 中全是信号元素时, $J(\hat{\mathbf{v}}_k)$ 取得最大值。

(2) 当 $T_0 > T_S/2$ 时, $\hat{\mathbf{v}}_1 = \mathbf{v}_2$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_2 = \mathbf{v}_1$, 改变了 $\hat{\mathbf{v}}_k$ 中两个估计主特征向量的排序。估计的非同步延迟值和PN码序列分别为 $\hat{T}_0 = kT_C$ 和 $\hat{\mathbf{c}} = \text{sgn}(\hat{\mathbf{v}}_k)$ 。

2.2 利用增强PASTd算法实现PN码序列的估计

按照本文提出的PN码序列估计方法, 利用增强PASTd(E-PASTd)算法可以得到一种可实现的PN码估计结构, 如图1所示。不需要直接特征分解, $r(r < P)$ 维信号子空间的极大特征向量可由主元素分析法求出。图1中收敛的权值 \mathbf{W} 是自相关矩阵 \mathbf{R} 的主特征向量。利用PASTd技术^[8-10], 结合提出的改进特征分解算法, 实现对PN码序列估计的过程如下: (1) 以采样率 T_C 对接收信号每 T_S 采样一组数据, 产生 $\mathbf{x}(n)$ 。(2) 合理初始化 $d_i(0)$ 和 $\mathbf{w}_i(0)$, For $t=1,2,\dots,N$, do: $\mathbf{x}_1(t) = \mathbf{x}(t)$; For $i=1,2$, do: $\mathbf{y}_i(t) = \mathbf{w}_i^H(t-1)\mathbf{x}_i(t)$, $d_i(t) = \beta d_i(t-1) + |\mathbf{y}_i(t)|^2$, $\mathbf{e}_i(t) = \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{w}_i(t-1)\mathbf{y}_i(t)$, $\mathbf{w}_i(t) = \mathbf{w}_i(t-1) + \mathbf{e}_i(t)\mathbf{y}_i^*(t)/d_i(t)$, $\mathbf{x}_{i+1}(t) = \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{w}_i(t)\mathbf{y}_i(t)$ 。(3) 求出 $\hat{\mathbf{v}}_1 = \frac{\mathbf{w}_1(N)}{\|\mathbf{w}_1(N)\|}$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_2 = \frac{\mathbf{w}_2(N)}{\|\mathbf{w}_2(N)\|}$ 。

(4) 利用滑动窗技术求出 k , 再估计非同步延迟值 \hat{T}_0 。(5) 恢复PN码: $\hat{\mathbf{c}} = \text{sgn}(\hat{\mathbf{v}}_k)$ 。

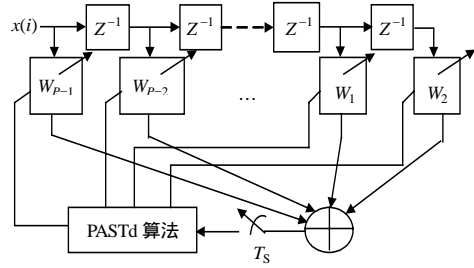


图1 基于E-PASTd算法的PN码估计结构框图

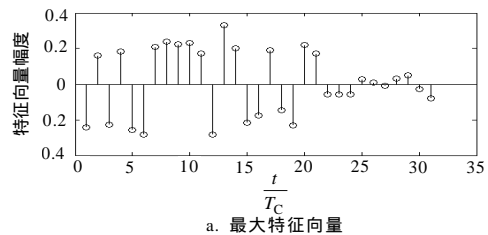
本文借助PASTd技术实现了PN码序列的盲估计, 称为增强的PASTd(E-PASTd)盲PN码估计算法, 具有以下特点: (1) 不要求出完整的信号空间和噪声空间。(2) 不要求出特征分解的特征值。(3) 与采用直接特征分解的估计方法比较, 在存储量和计算量上易于硬件的实现, 更具有实用价值。

3 计算机仿真

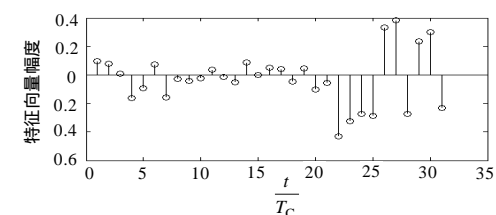
实验 1 DS/SS信号采用BPSK调制, $P=31$, 采用Gold码。观测采样数据组数 $N=200$, 窗长度为 T_S , 采样间隔为 T_C , 非同步延迟值 $T_0=22T_C$, $\text{SNR}=-8$ dB, 信噪比为 $10\lg(\sigma_s^2/\sigma_n^2)$, 其中, σ_s^2 为信号方差。图2所示为基于子空间跟踪算法估计的极大和次大特征向量。图3a所示为非同步延迟值的估计。由图可知, 代价方程最大值出现在 $k=22$, 可准确估计非同步延迟值; 图3b所示为原始Gold码。将图2的两个主特征向量在 $k=22$ 处截断和连接起来, 就可以恢复出PN码向量信息。恢复的PN码序列与原始序列的相关系数如表1所示, 这是进行100次Monte Carlo仿真的平均结果。在SNR大于-10 dB时, 相关系数都大于0.9, 达到正确恢复信息码的要求。因此, 基于E-PASTd的PN码估计算法可以很好地恢复出原Gold码信息。

表1 恢复扩频序列与原始序列的相关性

SNR/dB	-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5
相关系数	0.765 5	0.858 7	0.940 7	0.979 7	0.986 5	0.997 7	1	1

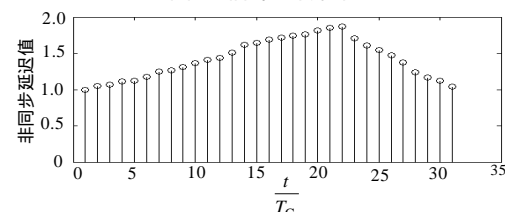


a. 最大特征向量

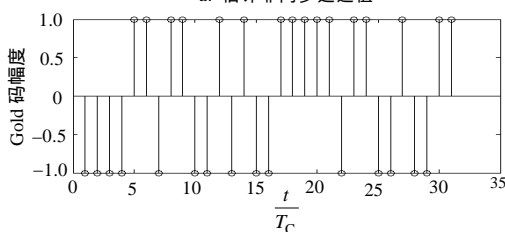


b. 次大特征向量

图2 估计主特征向量



a. 估计异步延迟值



b. 原始 Gold 序列

图3 估计异步延迟值与原始Gold码

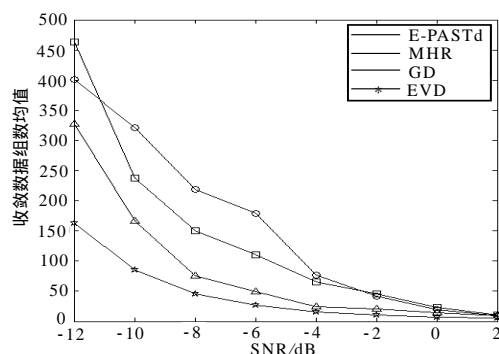


图4 不同算法估计性能曲线比较

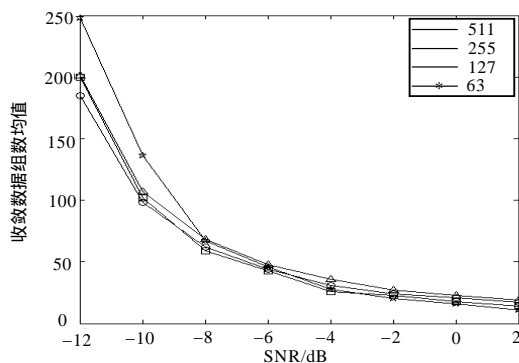


图5 不同码长PN码估计性能曲线比较

实验 2 DS/SS信号采用BPSK调制,采用Gold码。采样数据窗长度为 T_s ,采样间隔 T_c 。 $P=31$,异步延迟值 $T_0=22T_c$ 时,基于EVD、改进神经网络、

梯度下降和E-PASTd算法的PN码估计性能曲线如图4所示。 P 分别为63、127、255、511,异步延迟值 T_0 分别为 $44T_c$ 、 $88T_c$ 、 $176T_c$ 、 $352T_c$ 。性能曲线反映了算法收敛(PN码序列估计无误码)时,不同信噪比所需观测数据组数的均值如图5所示。数据组数的多少反映观测时间的长短,图中数据是进行了100次Monte Carlo仿真的平均结果。从图4可以看出,基于E-PASTd的估计算法比已有的MHR和GD算法具有更好的性能,算法收敛的观测时间很短,更加逼近EVD的性能曲线。从图5可以看出,基于E-PASTd算法在信噪比大于 -8 dB的情况下,能准确地恢复不同长度的PN码,所需的观测时间非常稳定,更易于在硬件上实现。

4 结 论

本文由PASTd算法导出了一种新的实现PN码序列盲估计的方法(E-PASTd)。该方法性能上优于已有的梯度算法和神经网络算法,具有低运算量、低存储量、易于硬件实现的特点。随着通信技术的不断发展,盲PN码估计技术将在军事对抗和CDMA盲多用户检测中起到关键作用。

参 考 文 献

- [1] DOMINIQUE F, REED J H. Simple PN code sequence estimation and synchronization technique using the constrained Hebbian rule[J]. Electronics Letters, 1997, 33(1): 37-38.
- [2] DOMINIQUE F, REED J H. Subspace based PN code sequence estimation for direct sequence signals using a simplified Hebbian rule[J]. Electronics Letters, 1997, 33(13): 1119-1120.
- [3] 张天骢,周正中.直扩信号的谱检测和神经网络估计[J].系统工程与电子技术,2001,23(12):12-15.
- [4] 张天骢,周正中,郭宗祥.一种DS/SS信号PN码序列估计的神经网络方法[J].信号处理,2001,17(6):533-537.
- [5] BOUDER C, BUREL G. Spread spectrum codes identification by neural networks[J]. System and Control: Theory and Applications, 2000: 257-262.
- [6] BUREL G, BOUDER C. Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spread spectrum signal[J]. IEEE-MILCOM, 2000, 2(10): 967-970.
- [7] BOUDER C, AZOU S, BUREL G. Performance analysis of a spreading sequence estimator for spread spectrum transmissions[J]. Journal of the Franklin Institute, 2004, 341(7): 595-614.
- [8] YANG B. Projection approximation subspace tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(1): 95-107.
- [9] YANG Bin. Asymptotic convergence analysis of the projection approximation subspace tracking algorithms[J]. Signal Processing, 1996, 50(1): 123-136.
- [10] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.

编辑 黄 莘