

基于奇异值分解的直扩信号伪码序列及信息序列盲估计方法

沈斌* 王建新

(南京理工大学电子工程与光电技术学院 南京 210094)

摘要: 针对非合作扩频通信中直扩信号伪码序列的盲估计问题, 在已知码片速率和伪码周期的前提下, 该文提出一种基于奇异值分解的直扩信号伪码序列及信息序列的盲估计方法。该方法对接收信号构成的观测矩阵进行奇异值分解, 通过左奇异向量实现伪码序列估计的盲估计。同时, 通过右奇异向量可以在信号序列未同步和伪码序列未知的情况下实现信息序列的盲估计。仿真实验结果表明该算法具有精确度高、稳定性高、计算量小和观测时间短等优点。

关键词: 扩频通信; 直接序列扩频信号; 伪码序列盲估计; 信息序列盲估计; 奇异值分解

中图分类号: TN914.42

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2098-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01692

Blind Estimation of the PN Sequence and Information Sequence of a DSSS Signal Based on SVD

Shen Bin Wang Jian-xin

(School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: With focus on blind estimation of the Pseudo-Noise (PN) sequence of a Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS) signal in non-cooperative spread spectrum communications, a blind estimation approach of PN sequence and information sequence is proposed based on Singular Value Decomposition (SVD). The chip rate of the PN sequence and the PN sequence period need to be known. Firstly, SVD is applied to the signal observation matrix made up of received signal. Then, the estimation of the PN sequence is obtained based on the left singular vector. At the same time, the information sequences can be estimated with the signal sequence unsynchronized and the PN sequence unknown through the right singular vector. Simulation experiment results verify that the proposed approach is of high stability, high accuracy, low computational complexity and short observation time.

Key words: Spread spectrum communication; Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS) signal; Pseudo-Noise (PN) sequence blind estimation; Information sequences blind estimation; Singular Value Decomposition (SVD)

1 引言

为了适应多径、衰落和低信噪比信道的通信环境, 并满足保密通信、高频谱利用率和多址通信的要求, 扩频技术越来越广泛地应用于军事通信和民用通信中^[1,2]。随着扩频技术的广泛应用和空间电磁环境的日益复杂, 扩频信号的检测与参数估计问题也愈加突出。其中对于直接序列扩频技术而言, 伪码(PN码)序列估计问题是实现通信对抗信息解密的关键。

目前伪码序列估计大致有以下几种方法: 自相关搜索法^[3]、平均互相关法^[4]、最大范数法^[5,6]、特征值分解法^[7,8]、神经网络法^[9]和投影逼近子空间跟

踪法^[10]等。自相关搜索法需要在每一个采样点计算一次测度函数, 然后根据测度函数确定伪码序列起始点, 最后估计伪码序列。最大范数法连续改变分段起始点, 组成自相关矩阵, 然后搜索自相关矩阵取得最大 Frobenius 范数时的起始点位置, 最后得到伪码序列估计。平均互相关法对信号连续分段, 通过计算和比较不同分段起点的数据分段的平均互相关值, 确定伪码序列的起始位置, 最后估计伪码序列。文献[3-6]中分别提出的自相关搜索法、最大范数法和平均互相关法在伪码序列很长时都面临计算量大, 同步时间长的问题。特征值分解算法对信号协方差矩阵进行特征值分解, 依靠最大和次大特征向量估计伪码序列起始点的位置和伪码序列。低信噪比下, 特征值分解算法估计伪码序列起始点的精度较差, 对伪码序列估计性能有很大影响。文献[9]

中的神经网络算法和文献[10]中的投影逼近子空间跟踪算法都是特征值分解法的快速算法，它们虽然计算量和存储量比特特征值分解算法小，但是抗噪声性能较差。

针对现有的伪码序列估计算法存在估计误差大和计算量大的问题。本文提出一种基于奇异值分解的直扩信号伪码序列及信息序列盲估计方法。首先将信号以两倍伪码周期长度分段，构成观测矩阵，然后对该矩阵进行奇异值分解，依靠左奇异向量和改进的最大范数准则完成伪码序列估计。与此同时，右奇异向量含有信息序列的信息，可以在信号序列未同步和伪码序列未知的情况下实现信息序列的盲解扩。对于伪码序列估计，该方法具有估计精度高、稳定性高和计算量小等优点；对于信息序列估计，该方法与特征值分解法以及最大范数法相比存在一定的性能差距，但是算法复杂度低，有利于实时解扩。

2 信号模型

经过加性高斯白噪声信道后，接收到的基带直接序列扩频(DSSS)信号模型为

$$y(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

其中， $s(t) = d(t)p(t)$ 为直接序列扩频信号， $d(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} d_j h_d(t - jT_d)$ ， $d_j \in \{+1, -1\}$ 为等概率分布的信息序列，信息码的宽度为 T_d ， $h_d(t)$ 是宽度为 T_d 的矩形门函数； $p(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} p_k g(t - kT_{cp})$ ， $p_k \in \{+1, -1\}$ 是伪码序列，码片时长 T_{cp} ，序列长度为 N ，伪码周期 $T_{ss} = NT_{cp}$ ，假设扩频信号采用短码扩频，即一位信息码由一周期伪码扩展，则信息码周期 $T_d = T_{ss}$ ， $g(t)$ 为发射机滤波器与信道冲激响应、接收机滤波器的卷积， $n(t)$ 为接收滤波器输出端零均值高斯白噪声，方差为 σ_n^2 ，且与 $s(t)$ 不相关。

3 直扩信号伪码序列估计

将接收信号 $y(t)$ 周期采样并划分成分段长度为两倍伪码周期、数据重叠率50%的数据段，得到如下观测矩阵^[11-14]：

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y} &= \mathbf{S} + \mathbf{N} \\ &= [\mathbf{y}_1 \quad \mathbf{y}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{y}_K] \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k \\ &= [y(kL - L) \quad y(kL - L + 1) \quad \cdots \quad y(kL + L - 1)]^T \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, K$ ， K 为数据组数；矩阵 \mathbf{Y} ， \mathbf{S} 和 \mathbf{N} 分别为接收信号矩阵，有用信号矩阵和噪声矩阵，维数为 $2L \times K$ ， $L = T_{ss}/T_s$ ， T_s 为采样周期；向量 \mathbf{y}_k ， \mathbf{s}_k 和 \mathbf{n}_k 的维数为 $2L$ 。

假设接收端存在任意离散时延 T_0 ， $T_0 \in [0, L - 1]$ 。当 $T_0 \neq 0$ 时， s_k 的分段起始点和伪码序列起始点不重合，使得 s_k 中包含3位连续的信息码调制序列，即

$$\mathbf{s}_k = d_k \mathbf{p}_1 + d_{k+1} \mathbf{p}_2 + d_{k+2} \mathbf{p}_3 \quad (3)$$

其中 d_k ， d_{k+1} ， d_{k+2} 是3位连续的信息码。 \mathbf{p}_1 包含长度为 $L - T_0$ 的伪码序列 \mathbf{p} 后部的波形和长度为 $L + T_0$ 的零值； \mathbf{p}_2 包含长度为 $L - T_0$ 的零值，完整的长度为 L 的伪码序列 \mathbf{p} 和长度为 T_0 的零值； \mathbf{p}_3 包含长度为 $2L - T_0$ 的零值和长度为 T_0 的伪码序列 \mathbf{p} 前部的波形。

由式(3)推知，有用信号矩阵 \mathbf{S} 可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= [\mathbf{s}_1 \quad \mathbf{s}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{s}_K] \\ &= [\mathbf{p}_1 \quad \mathbf{p}_2 \quad \mathbf{p}_3] [\mathbf{d}_1 \quad \mathbf{d}_2 \quad \mathbf{d}_3]^H \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{d}_1 = [d_1 \quad d_2 \quad \cdots \quad d_K]^T$ ， $\mathbf{d}_2 = [d_2 \quad d_3 \quad \cdots \quad d_{K+1}]^T$ ， $\mathbf{d}_3 = [d_3 \quad d_4 \quad \cdots \quad d_{K+2}]^T$ 。

根据奇异值分解定理，矩阵 \mathbf{Y} 的奇异值分解：

$\mathbf{Y} = \mathbf{U} \mathbf{\Delta} \mathbf{V}^H$ ，其中 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为酉矩阵， $\mathbf{\Delta}$ 为准对角矩阵： $\mathbf{\Delta} = \begin{bmatrix} \Sigma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ ， $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M)$ ， $\sigma_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 为非零奇异值。

由矩阵分解的性质可知， \mathbf{Y} 的奇异值分解 $\mathbf{Y} = \mathbf{U} \mathbf{\Delta} \mathbf{V}^H$ 中，左奇异矩阵 \mathbf{U} 的列向量为 $\mathbf{Y} \mathbf{Y}^H$ 的特征向量，右奇异矩阵 \mathbf{V} 的列向量为 $\mathbf{Y}^H \mathbf{Y}$ 的特征向量。

3.1 基于左奇异向量最大方差准则的伪码序列起始点估计

定义协方差矩阵 $\mathbf{R}_1 = \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H$ 。 \mathbf{R}_1 的维数为 $2L \times 2L$ ，从参考文献[12]可知， \mathbf{R}_1 的最大特征值对应的主特征向量为 \mathbf{R}_2 ，其符号 $\hat{\mathbf{u}}_2 = \text{sign}(\mathbf{p}_2)$ ($\text{sign}(\cdot)$ 是符号函数)中包含了一周期完整的伪码序列。由矩阵分解的性质可知，矩阵 \mathbf{Y} 的最大左奇异向量可以估计伪码序列。

由于实际求解SVD的算法精度有限，最大特征向量中包含的伪码序列将会受到噪声序列的影响。假设伪码序列的方差为 σ_d^2 ，噪声序列的方差为 σ_n^2 ，本文采用基于最大方差准则的伪码序列同步方法估计起始点。定义代价方程如下：

$$\begin{aligned} J(m) &= \mathbb{E}(\bar{\mathbf{p}}_m^2) - [\mathbb{E}(\bar{\mathbf{p}}_m)]^2 \\ &= \frac{L - |T_0 - m|}{L} \sigma_d^2 + \sigma_n^2 \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\bar{\mathbf{p}}_m = [p_2(m) \quad p_2(m+1) \quad \cdots \quad p_2(m+L-1)]^T$ 表示长度为 L 的观察窗从向量 \mathbf{p}_2 中滑动提取的向量， $p_2(m)$ 是向量 \mathbf{p}_2 中的第 m 个符号， $m = 0, 1, \dots, L-1$ 。当信

号元素全部集中在 $\bar{\mathbf{p}}_m$ 中时, $J(m)$ 取得最大值。伪码序列起始点的估计表达式为

$$\hat{T}_{01} = \arg \max_{0 \leq m \leq L-1} (J(m)) \quad (6)$$

基于奇异值分解的方法在低信噪比下起始点的估计误差较大, 为了提高起始点位置的估计精度, 本文提出了改进的最大范数的起始点估计方法。

3.2 基于改进的最大范数准则的伪码序列估计

根据矩阵 F 范数的定义和 F 范数的酉不变性, 从参考文献[5,12]可知,

$$\begin{aligned} \|\mathbf{R}_1\|_F &= \|\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H\|_F = \|\Delta\Delta^H\|_F = \left(\sum_{i=1}^{2L} \lambda_i^2 \right)^{1/2} \\ &= \sigma_n^2 \left[2\rho^2(T_0 - 0.5L)^2 + 1.5\rho^2L^2 + 4\rho L + 2L \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (7)$$

其中 λ_i 为矩阵 \mathbf{R}_1 的特征值。最大范数准则的原理为: 连续改变分段起始点的位置 m , $m = 0, 1, \dots, L-1$, 当分段起始点位置 $m = T_0$ 时, $\|\mathbf{R}_1\|_F$ 取得最大值。

改进的最大范数准则: 定义协方差矩阵 $\mathbf{R}_2 = \mathbf{Y}^H\mathbf{Y}$, 维数为 $K \times K$ 。为了实现保密性和抗干扰性等要求, 伪码序列长度都比较长, 一般情况下 $K < L$ 。由矩阵分解的性质可知, 矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 具有相同的非零特征值, 即 $\lambda_i = \lambda'_i$, $i = 1, 2, \dots, M$, $M \leq K$ 。因此

$$\begin{aligned} \|\mathbf{R}_1\|_F^2 &= \sum_{i=1}^{2L} \lambda_i^2 = \sum_{i=1}^M \lambda_i^2 + \sum_{i=M+1}^{2L} \lambda_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^M \lambda_i^2 + \sum_{i=M+1}^{2L} \lambda_i^2 = \|\mathbf{R}_2\|_F^2 + (2L - M)\sigma_n^4 \end{aligned} \quad (8)$$

其中第 2 项是常数项, 因此可以用矩阵 \mathbf{R}_2 的 F 范数替代矩阵 \mathbf{R}_1 的 F 范数作为评估准则, 同时计算复杂度可以从 $O(L^3)$ 减少到 $O(K^2L)$ 。

在 3.1 节初估计 \hat{T}_{01} 基础上, 人为划出二次搜索范围 k , 使得分段起始点的位置 m 在以下范围内滑动: $\hat{T}_{01} - k \leq m \leq \hat{T}_{01} + k$, 计算并比较矩阵 \mathbf{R}_2 的 F 范数, 当 $\|\mathbf{R}_2\|_F$ 取得最大值时, 起始点 m 恰好和调制起始点重合。则伪码序列起始点的估计表达式为

$$\hat{T}_0 = \arg \max_{\hat{T}_{01}-k \leq m \leq \hat{T}_{01}+k} (\|\mathbf{R}_2\|_F) \quad (9)$$

估计出伪码序列起始点 \hat{T}_0 后, 用长度为 L 的观察窗以 \hat{T}_0 为起始点从最大左奇异向量中提取向量 $\mathbf{P}_{\hat{T}_0}$, 则符号 $\hat{\mathbf{p}} = \text{sign}(\mathbf{P}_{\hat{T}_0})$ 就是最终的伪码序列估计。

4 信息序列的盲估计

假设信息码均匀分布, 互不相关, 则协方差矩阵 \mathbf{R}_2 进一步表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_2 &= \mathbf{Y}^H\mathbf{Y} = \mathbf{S}^H\mathbf{S} + \mathbf{N}^H\mathbf{N} \\ &= \|\mathbf{p}_1\|^2 \mathbf{d}_1\mathbf{d}_1^H + \|\mathbf{p}_2\|^2 \mathbf{d}_2\mathbf{d}_2^H + \|\mathbf{p}_3\|^2 \mathbf{d}_3\mathbf{d}_3^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \sigma_d^2 \left[\|\mathbf{p}_1\|^2 \mathbf{u}_1\mathbf{u}_1^H + \|\mathbf{p}_2\|^2 \mathbf{u}_2\mathbf{u}_2^H + \|\mathbf{p}_3\|^2 \mathbf{u}_3\mathbf{u}_3^H \right] + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \sigma_d^2 \left\| \frac{L-T_0}{L} \mathbf{u}_1\mathbf{u}_1^H + \mathbf{u}_2\mathbf{u}_2^H + \frac{T_0}{L} \mathbf{u}_3\mathbf{u}_3^H \right\| + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \sigma_s^2 \left[(L-T_0) \mathbf{u}_1\mathbf{u}_1^H + L\mathbf{u}_2\mathbf{u}_2^H + T_0\mathbf{u}_3\mathbf{u}_3^H \right] + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \sigma_n^2 \rho \left[(L-T_0) \mathbf{u}_1\mathbf{u}_1^H + L\mathbf{u}_2\mathbf{u}_2^H + T_0\mathbf{u}_3\mathbf{u}_3^H \right] + \sigma_n^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $\sigma_d^2 = \|\mathbf{d}_i\|^2$, $i = 1, 2, 3$ 是信息序列的方差; $\mathbf{u}_i = \mathbf{d}_i / \|\mathbf{d}_i\|$, $i = 1, 2, 3$ 是信息序列的幅度归一化向量, 并且 $\mathbf{u}_i^H\mathbf{u}_j = \delta(i-j)$, $i, j = 1, 2, 3$, 所以 \mathbf{u}_1 , \mathbf{u}_2 和 \mathbf{u}_3 是正交归一化向量; $E_p \approx T_s \|\mathbf{p}\|^2$ 是伪码序列能量, $\sigma_s^2 = \sigma_d^2 E_p / T_{ss}$ 是信号方差。 $\rho = \sigma_s^2 / \sigma_n^2$ 是信号信噪比; σ_n^2 是噪声方差, \mathbf{I} 是 $K \times K$ 的单位矩阵。

由式(10)可知, \mathbf{R}_2 的特征值大小顺序是和 T_0 有关的。

(1) 当 $0 < T_0 < L/2$ 时, 特征值从大到小排序为

$$\left. \begin{aligned} \lambda'_1 &= (1 + \rho L)\sigma_n^2 \\ \lambda'_2 &= [1 + \rho(L - T_0)]\sigma_n^2 \\ \lambda'_3 &= (1 + \rho T_0)\sigma_n^2 \\ \lambda'_i &= \sigma_n^2, 3 < i \leq K \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

最大的 3 个特征值对应的向量分别为 $\hat{\mathbf{d}}_2$, $\hat{\mathbf{d}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 。

(2) 当 $L/2 \leq T_0 < L$ 时, 特征值 λ'_2 和 λ'_3 的位置会改变, 相应的 $\hat{\mathbf{d}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 的顺序也会改变。

(3) 当 $T_0 = 0$ 时, \mathbf{R}_2 有一个二重的最大特征值 $\lambda'_1 = \lambda'_2 = (1 + \rho L)\sigma_n^2$, 次大特征值 $\lambda'_3 = \sigma_n^2$ 。因此最大特征值对应的向量为 $\hat{\mathbf{d}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_2$, 次大特征向量 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 退化为噪声序列。

由矩阵性质可知, \mathbf{R}_2 是正定矩阵, 因此信息序列 $\hat{\mathbf{d}}_1$, $\hat{\mathbf{d}}_2$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 可能存在 180° 的相位模糊。由序列的定义可知, $\hat{\mathbf{d}}_1$, $\hat{\mathbf{d}}_2$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 是存在不同时间延迟的信息序列。从(1)、(2)和(3)可知, 当 $T_0 = 0$ 时, 只需要提取两个最大特征向量的符号, 根据数据重叠的部分就可以估计信息序列; 当 $T_0 > 0$ 时, 最大特征向量为 $\hat{\mathbf{d}}_2$, 而 $\hat{\mathbf{d}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 的位置是不确定的, 需要通过如式(12)所示的互相关函数确定序列 $\hat{\mathbf{d}}_1$, $\hat{\mathbf{d}}_2$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ 的时间顺序和相位关系。

$$R_{2j}(n) = \frac{1}{K} \sum_m [\hat{\mathbf{d}}_2(m)\hat{\mathbf{d}}_j(m+n)] \quad (12)$$

其中 $j = 1, 3$, $n = -1, 1$, 序列之间的时间顺序: $\tau_{2j} = \arg \max_{n=-1, 1} |R_{2j}(n)|$, $j = 1, 3$; 序列之间的相位关系: $\phi_{2j} = \text{sign}(R_{2j}(\tau_{2j}))$, $j = 1, 3$ 。因此信息序列的最终估计为

$$\hat{\mathbf{d}} = \text{sign} \left\{ \sum_m [\hat{\mathbf{d}}_2(m) + \phi_{21}\hat{\mathbf{d}}_1(m+\tau_{21}) + \phi_{23}\hat{\mathbf{d}}_3(m+\tau_{23})] \right\} \quad (13)$$

最终估计的信息序列和原始信息序列之间可能存在 180° 的相位模糊，在没有其他信息的条件下，整体的相位模糊是无法消除的。

5 算法的实现流程和算法的复杂度比较

5.1 算法的实现流程

步骤 1 将接收信号连续采样并按照式(2)分段，构成观测矩阵 \mathbf{Y} ；

步骤 2 对矩阵 \mathbf{Y} 进行奇异值分解 $\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^H$ ，得到左奇异矩阵 \mathbf{U} 和右奇异矩阵 \mathbf{V} ；

步骤 3 对最大左奇异向量应用最大方差准则初步估计起始点的位置，在此基础上应用改进的最大范数准则精确估计起始点 \hat{T}_0 ，最后用长度为 L 的观察窗以 \hat{T}_0 为起始点从最大左奇异向量中提取向量 $\mathbf{p}_{\hat{T}_0}$ ，则 $\hat{\mathbf{p}} = \text{sign}(\mathbf{p}_{\hat{T}_0})$ 就是最终的伪码序列估计；

步骤 4 从右奇异矩阵中提取最大的 3 个奇异值对应的右奇异向量 $\hat{\mathbf{d}}_1$ 、 $\hat{\mathbf{d}}_2$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_3$ ，通过式(12)确定序列的时间顺序和相位关系，最后按照式(13)的组合方式得到信息序列估计。

5.2 算法的复杂度比较

算法的复杂度是指实现算法时所需的实数乘法

次数和实数加法次数。假设信号伪码序列码长为 L ，数据分组组数为 K ，观测矩阵的维度为 $2L \times K$ ，实际应用中，一般有 $K < L$ 。

本文所提算法的复杂度：步骤 2 对观测矩阵做奇异值分解的复杂度为 $O(K^3)$ [15]；步骤 3 根据式(5)初步估计起始点需要 $L(L+1)$ 次实数乘和 $2L^2$ 次实数加；根据式(9)估计伪码序列需要 kK^2L 次实数乘和 $k(K^2L + K^2)$ 次实数加；步骤 4 根据式(12)，式(13)估计信息序列需要 $6K-6$ 次实数乘和实数加。因此，估计伪码序列时本文算法复杂度为 $O(L^2 + K^2L + K^3)$ ；估计信息序列时本文算法复杂度为 $O(K^3 + K + 1)$ 。

由文献[3-10]分别可知自相关搜索法、平均互相关法、最大范数法、特征值分解法、神经网络法和投影逼近子空间跟踪法的算法复杂度。各算法的复杂度对比结果如表 1 所示。从表中可以看出，作为特征值分解算法的快速算法，神经网络算法和投影逼近子空间跟踪算法的算法复杂度最低，其次就是本文算法，剩余算法的算法复杂度远远大于本文算法。

表 1 各个算法的算法复杂度对比

各个估计算法	伪码序列估计的算法复杂度	信息序列估计的算法复杂度
自相关搜索算法	$O(KL^3 + K^2L^2 + KL)$	$O(KL^3 + K^2L^2 + KL)$
平均互相关算法	$O(K^2L^2 + K^2L)$	$O(K^2L^2 + K^2L + KL)$
最大范数算法	$O(L^3 + KL^2)$	$O(L^3 + KL^2 + KL)$
特征值分解算法	$O(L^3 + KL^2)$	$O(L^3 + KL^2 + KL)$
神经网络算法	$O(KL)$	$O(KL)$
投影逼近子空间跟踪算法	$O(KL)$	$O(KL)$
本文算法	$O(L^2 + K^2L + K^3)$	$O(K^3 + K + 1)$

6 仿真结果及分析

实验 1 DSSS 信号采用 BPSK 调制，伪码序列码长 N 分别取 127 和 1023，伪码序列为 \mathbf{m} 序列。采样间隔 $T_s = T_{cp}$ ，则 $L = T_{ss} / T_s = N$ ，参与计算的信号码元数为 300，伪码序列起始点 $T_0 \in [0, N-1]$ 。考察自相关搜索(AS)法、平均互相关(AC)法、最大范数(MN)法、特征值分解(EVD)法、神经网络(N.N.)法、投影逼近子空间跟踪(PASTd)法、特征值分解联合最大范数准则(EVD+MN)法和本文提出的奇异值分解(PSVD)法在不同信噪比下的性能曲线。性能曲线是经过 400 次 Monte Carlo 仿真之后得到的。各项性能指标定义如下：

起始点估计正确率 (p_c): $p_c = P(\hat{T}_0 = T_0)$

归一化均方根误差 (NRMSE):

$$\text{NRMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left(\frac{T_0 - \hat{T}_0}{N} \right)^2}$$

伪码序列的相关性 (R): $R = \frac{A-D}{A+D}$

其中 A 是估计的伪码序列和原伪码序列的对应码元相同的数目， D 是对应码元不同的数目。

图 1，图 2 是伪码序列码长分别为 127 和 1023 时，各个算法的估计起始点的性能曲线。从图 1(a)和图 2(a)中可以看出，在算法准确性方面，本文算法估计性能最高；从图 1(b)和图 2(b)中可以看出，在算法稳定性方面，本文算法最稳定。性能曲线表明本文算法对伪码序列起始点的估计是有效和可靠的，并且具有准确性高和稳定性高的优点。

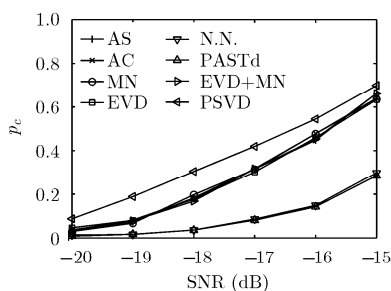
图 3 反映了不同伪码序列长度时各个算法的伪码序列估计性能。曲线表明本文算法的伪码序列估计性能最优，并且随着伪码序列长度的增加，各个算法的估计性能均有所提高。

图 4 反映了不同伪码序列长度时各个算法的信

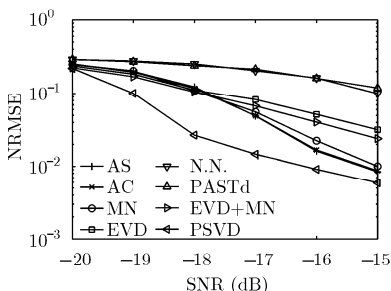
息序列估计性能: 最大范数法、特征值分解法和特征值分解联合最大范数准则法的性能曲线与理论误码率(BER)最为接近。与这 3 种算法相比, 本文算法的性能差距较小; 本文算法的误码率增加速度较小, 低信噪比下, 本文算法性能优于神经网络法和投影逼近子空间跟踪法; 自相关搜索法和平均互相关法的性能最差。综上可知, 本文算法性能与最优的算法相比存在一定的差距, 但是差距不大, 而且

本文算法可具有较低的算法复杂度, 有利于信息序列的实时解扩。

实验 2 DSSS 信号采用 BPSK 调制, 采用伪码序列长度为 511 的 m 序列。采样间隔 $T_s = T_{cp}$, 伪码序列起始点 $T_0 \in [0, N - 1]$ 。图 5 所示是在不同信噪比下, 各个算法估计起始点收敛(正确估计出伪码序列起始点)时所需的测量数据组数均值和均方根误差。图 6 所示是在不同信噪比下, 各个算法估计

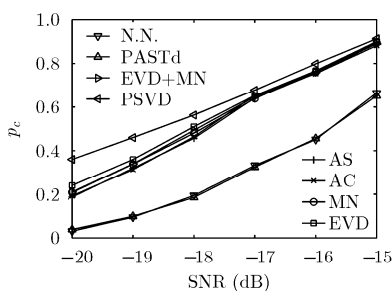


(a)各算法的起始点估计的正确率比较

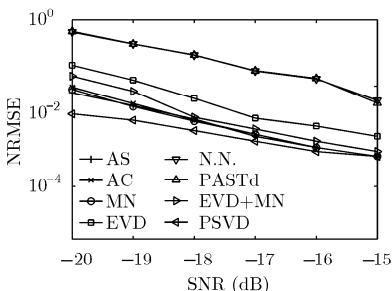


(b)各算法的起始点估计的归一化均方根误差比较

图 1 $N = 127$ 时各算法的起始点估计性能曲线

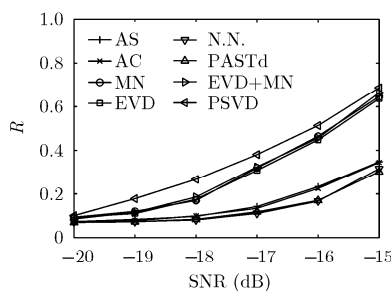


(a)各算法的起始点估计的正确率比较

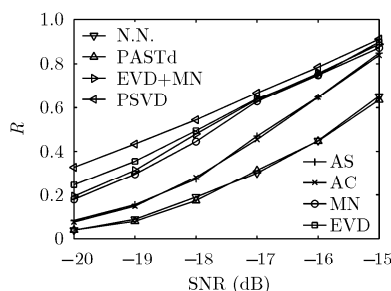


(b)各算法的起始点估计的归一化均方根误差比较

图 2 $N = 1023$ 时各算法的起始点估计性能曲线

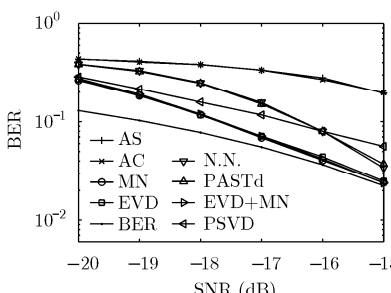


(a) $N=127$ 时各算法的伪码序列估计的性能比较

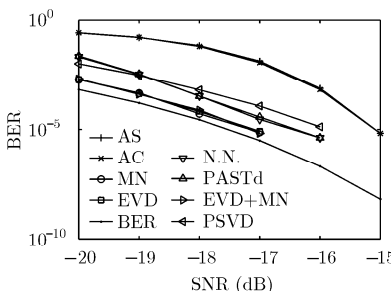


(b) $N=1023$ 时各算法的伪码序列估计的性能比较

图 3 各个算法的伪码序列估计的性能曲线

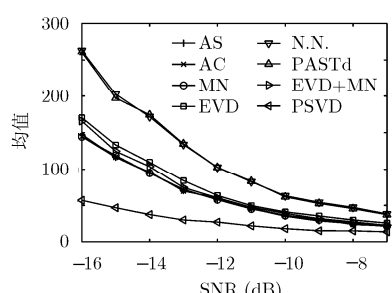


(a) $N=127$ 时各算法的信息序列估计的性能比较

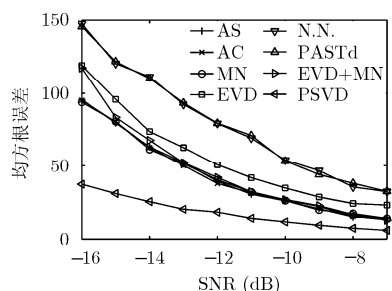


(b) $N=1023$ 时各算法的信息序列估计的性能比较

图 4 各个算法的信息序列的估计性能曲线

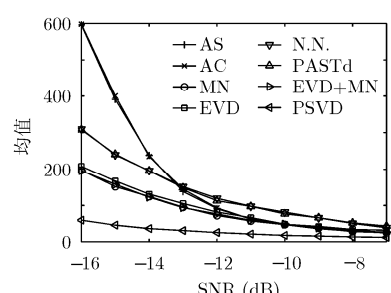


(a)测量数据组数的均值比较

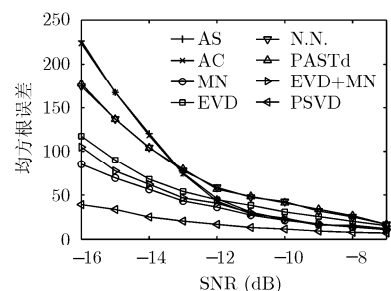


(b)测量数据组数的均方根误差比较

图 5 各个算法起始点估计所需的测量数据组数的比较



(a)测量数据组数的均值比较



(b)测量数据组数的均方根误差比较

图 6 各个算法伪码序列估计所需的测量数据组数的比较

伪码序列收敛(伪码序列估计相关性达到 90%以上)时所需要的测量数据组数均值和均方根误差。测量数据组数均值的多少反映了需要测量时间的长短,均方根误差的大小反映了测量时间的稳定性的高低,图中的曲线是经过 300 次 Monte Carlo 仿真的结果。从图中可以看到,无论是起始点估计还是伪码序列估计,本文算法所需的测量时间最短,稳定性最高,更易于硬件实现。

7 结束语

针对非合作扩频通信中直扩信号伪码序列的盲估计问题,本文提出了一种基于奇异值分解的直扩信号伪码序列及信息序列盲估计方法。仿真表明该算法是十分有效和可靠的,并且相比较现有的估计算法,本文算法具有准确度高、稳定性高、计算量小、观测时间短、易于硬件实现等优点。

参考文献

- [1] Flikkema P G. Spread-spectrum techniques for wireless communication[J]. *IEEE Signal Processing*, 1997, 14(3): 26-36.
- [2] 郭黎利, 孙志国. 通信对抗应用技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2007: 1-4.
Guo Li-li and Sun Zhi-guo. Communication Countermeasure Techniques[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2007: 1-4.
- [3] 詹亚锋, 曹志刚, 马正新. DSSS 信号的扩频序列估计[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(2): 169-172.
Zhan Ya-feng, Cao Zhi-gang, and Ma Zheng-xin. Spread spectrum sequence estimation for DSSS signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2005, 27(2): 169-172.
- [4] Wang Qian and Ge Qian. Blind estimation algorithm of parameters in PN sequence for DSSS-BPSK signals[C]. 2012 International Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICWAMTIP), Chengdu, 2012: 371-376.
- [5] Boudier C, Azou S, and Burel G. A robust synchronization procedure for blind estimation of the symbol period and the timing offset in spread spectrum transmissions[C]. IEEE Seventh International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications (ISSSTA), Prague, Czech Republic, 2002, 1: 238-241.
- [6] 刘孟孟, 刘福太, 张立民, 等. 基于最大范数准则与矩阵特征分解的 PN 码估计方法[J]. 电子设计工程, 2013, 21(2): 80-82.
Liu Meng-meng, Liu Fu-tai, Zhang Li-min, et al. Estimation of PN sequence for direct sequence spread spectrum signals using maximum norm approach and matrix eigenvalue decomposition[J]. *Electronic Design Engineering*, 2013, 21(2): 80-82.
- [7] Burel G and Boudier C. Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spectrum signal[C]. IEEE 21st Century Military Communications Conference (IEEE MILCOM' 2000), Los Angeles, USA, 2000, 2: 967-970.
- [8] 陆俊, 路思羽, 韩方景, 等. 侦察中的直扩信号 PN 序列盲估计算法[J]. 无线电工程, 2011, 41(8): 15-17.
Lu Jun, Lu Si-yu, Han Fang-jing, et al. Blind estimation algorithm for PN sequence of direct sequence spread spectrum signals in communication reconnaissance[J]. *Radio Engineering of China*, 2011, 41(8): 15-17.
- [9] 赵德芳, 张天骢, 金翔, 等. 基于 BP 神经网络的直扩信号扩频码盲识别[J]. 电讯技术, 2010, 50(10): 28-35.
Zhao De-fang, Zhang Tian-qi, Jin Xiang, et al. DSSS signal spread spectrum codes blind identification based on BP neural network[J]. *Telecommunication Engineering*, 2010, 50(10): 28-35.
- [10] 张红波, 吕明. 基于子空间跟踪的扩频码盲估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(10): 1470-1473.
Zhang Hong-bo and Lü Ming. Blind estimation of PN spreading sequence based on subspace tracking[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2006, 28(10): 1470-1473.
- [11] 张天骢, 周正中, 陈前斌, 等. 窄带干扰环境下 DS-SS 信号的细微特征分析[J]. 数据采集与处理, 2007, 22(1): 31-37.
Zhang Tian-qi, Zhou Zheng-zhong, Chen Qian-bin, et al. Particular eigen-structure of DS-SS signals under narrow band interferences[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2007, 22(1): 31-37.
- [12] Zhang Tian-qi, Dai Shao-sheng, Zhang Wei, et al. Blind estimation of the PN sequence in lower SNR DS-SS signals with residual carrier[J]. *Digital Signal Processing*, 2012, 22(1): 106-113.
- [13] 张晓林, 李洪源. 非周期直扩信号 PN 码盲估计技术[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6): 1102-1107.
Zhang Xiao-lin and Li Hong-yuan. Approach to blind estimation of PN sequence in nonperiodic DSSS signals[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(6): 1102-1107.
- [14] 任啸天, 徐晖, 黄知涛, 等. 短码 DS-SS 信号扩频序列及信息序列联合盲估计方法[J]. 通信学报, 2012, 33(4): 169-175.
Ren Xiao-tian, Xu Hui, Huang Zhi-tao, et al. Joint blinding estimation of the spread-spectrum sequence and information sequence for short-code DS-SS signal[J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(4): 169-175.
- [15] 王佰玲, 田志宏, 张永铮. 奇异值分解算法优化[J]. 电子学报, 2010, 38(10): 2234-2239.
Wang Bai-ling, Tian Zhi-hong, and Zhang Yong-zheng. Optimization of singular vector decomposition algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(10): 2234-2239.

沈斌: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理。

王建新: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为数字信号处理、软件无线电。