

短码 DS-SS 信号扩频序列及信息序列联合盲估计方法

任啸天, 徐晖, 黄知涛, 王丰华

(国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 研究了短码 DS-SS 信号的扩频序列及信息序列联合盲估计问题。首先, 利用双信息符号周期、间隔一信息符号周期的时间窗对接收信号进行重组, 并形成接收信号矩阵。然后, 利用奇异值分解联合盲估计信号的扩频序列与信息序列。该算法在失步时间未知、低信噪比条件下利用单一矢量空间盲估计扩频序列和信息序列。不但受扩频序列类型的限制, 而且避免了传统特征值分解盲估计算法利用 2 个矢量空间组合扩频序列时存在的相位模糊问题, 提高了盲估计性能。最后仿真验证了算法的有效性。

关键词: 扩频序列; 信息序列; 奇异值分解; 联合盲估计

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)04-0169-07

Joint blinding estimation of the spread-spectrum sequence and information sequence for short-code DS-SS signal

REN Xiao-tian, XU Hui, HUANG Zhi-tao, WANG Feng-hua

(School of Electronic Science and Engineering N.U.D.T, Changsha 410073, China)

Abstract: The problem of joint blinding estimation of the spread-spectrum sequence and information sequence of DS-SS signals was studied. First, the received signal is divided into double-symbol-period-length temporal vectors, with one-symbol-period overlapping, accumulates of these vectors one by one to form the signal matrix. Then, an operation of singular value decomposition (SVD) may be applied to the matrix to estimate the spread-spectrum and information sequence jointly. The algorithm makes use of a single vector space to estimate the spread-spectrum sequence and information sequence blindly, without known the desynchronization time, even in low SNR. The algorithm is not only unaffected by the type of spreading spectrum sequence, but also avoids to solving the problem of the phase ambiguity when use two vectors to reconstruct spread-spectrum sequence, which based on EVD blinding estimate algorithm. So it heightens the validity of blinding estimation. At last, simulation results demonstrate the validity of the algorithm.

Key words: spread-spectrum sequences; information sequences; singular value decomposition; joint blinding estimation

1 引言

直接序列扩频 (DS-SS) 信号由于采用了伪随机编码调制, 具有低截获概率、抗干扰、保密性强等优点, 因此广泛应用于现代通信中。

然而, 在通信侦察等非协作系统中, 由于未知观测信号所采用的扩频序列, 因此获取其扩频序列将面临许多难点, 如文献[1]提出的 Massey 算法只

可以盲估计线性反馈移位寄存器 (LFSR) 序列, 且不能适应低信噪比; 文献[2,3]三阶相关算法利用三阶相关特性仅能实现 m 序列盲估计; 文献[4~8]提出的基于特征值分解的扩频序列估计方法, 实现了 DS-SS 信号扩频波形的估计, 该方法实质上是利用观测信号估计信号子空间, 而信号特征向量对应的信号子空间就是扩频波形。该方法存在失步时间估计不准和难以解决 2 段扩频波形模糊的问题。实

实际上,除特征值分解外还有其他的信号子空间估计方法,如奇异值分解、传播算子、高阶维纳滤波等,这些信号子空间估计方法各有优缺点,但这些方法估计得到的信号子空间并不一定对应扩频波形。

考虑到奇异值分解与特征值分解都能获得信号子空间,本文提出了基于奇异值分解的信息序列与扩频序列联合盲估计方法。本文内容安排如下:第 2 部分给出了短码 DS-SS 信号模型;第 3 部分详细推导扩频序列与信息序列的联合盲估计方法;第 4 部分仿真分析了本文算法的性能;第 5 部分是结束语。

2 信号模型

DS-SS 信号利用扩频序列乘以待传输信息序列来实现信号频谱扩展,不失一般性,假设信号的扩频周期^[5,6,9]及类型已知^[10],且模型为

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

其中, T_s 为符号周期; $\{a_k = \pm 1, k \in Z\}$ 为服从等概率随机分布(iid)的信息序列; $h(t)$ 为传输链路所有滤波器与一整周期扩频序列的卷积:

$$h(t) = \sum_{i=0}^{N-1} c_i p(t - iT_c) \quad (2)$$

其中, $\{c_i = \pm 1, i = 0, 1, \dots, P-1\}$ 为扩频码序列,因为扩频序列为循环周期出现,所以 c_k 的起始点可以根据不同的情况任意选定; T_c 为扩频码码片宽度; $p(t)$ 为发射机滤波器与信道冲击响应、接收机滤波器的卷积。

接收信号为

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (3)$$

其中, $n(t)$ 为高斯白噪声,其方差为 σ_n^2 。

3 扩频序列与信息序列盲估计

3.1 信号模型分析

为确保时间窗内包含一个整周期的扩频序列,本文利用与传统的(如图 1 所示)、基于特征值分解^[4,6]盲估计短码扩频序列方法不同的信号分段方法(如图 2 所示):将接收信号以 2 倍信息周期为间隔^[3,7],重叠一个信息周期的时间窗进行分段。

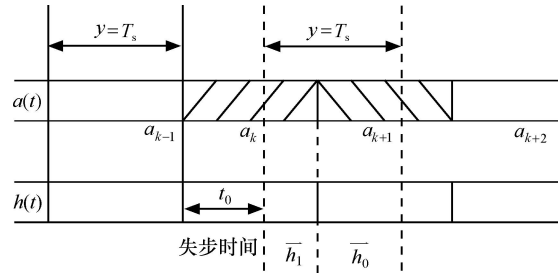


图 1 文献[4,6]算法信号分段

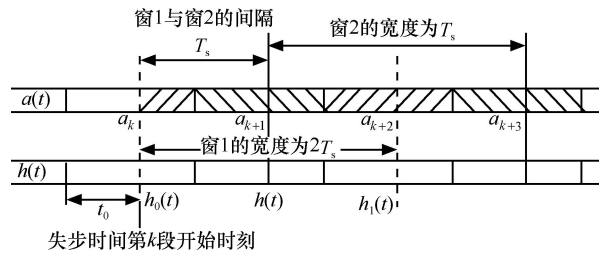


图 2 本文方法信号分段

由图 1 可知:传统分段方法中,当失步时间 $t_0 \neq 0$ 时,为正确盲估计扩频序列,需要组合时间窗内的 2 个分段,而组合过程中易存在相位模糊问题,且不能盲估计信息序列。

由图 2 可知:本文分段方法中,不论失步时间 t_0 取值如何,该方法的时间窗内总包含一个整周期的扩频序列,因此,在扩频序列盲估计中可以避免传统方法的相位模糊问题,同时,可盲估计信息序列。

当采样周期等于扩频码片宽度,则对应时间窗的 $2N = 2T_s/T_c$ 维观测样本矢量 $\mathbf{x}_k = [x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-2N}]^T$ 为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k \quad (4)$$

3.1.1 同步信号模型

当失步时间 $t_0 = 0$ 时,即观测窗与信息符号对齐时,则有

$$\mathbf{s}_k = a_k \bar{\mathbf{h}}_0 + a_{k+1} \bar{\mathbf{h}}_1 \quad (5)$$

其中,

$$\bar{\mathbf{h}}_0 = \begin{cases} \mathbf{h}(t) & , kT_s \leq t < (k+1)T_s \\ 0 & , (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s \end{cases} \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{h}}_1 = \begin{cases} 0 & , kT_s < t < (k+1)T_s \\ \mathbf{h}(t) & , (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s \end{cases}$$

当有 M 个窗时,则有

$$\begin{aligned}
\mathbf{X} &= \frac{1}{\sqrt{M}} \times \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{pmatrix} \\
&= \frac{1}{\sqrt{M}} \left(\begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{M-1} \end{pmatrix} \bar{\mathbf{h}}_0 + \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{pmatrix} \bar{\mathbf{h}}_1 + \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_M \end{pmatrix} \right) \\
&= \frac{1}{\sqrt{M}} (\mathbf{a}_0 \bar{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1 \bar{\mathbf{h}}_1 + \mathbf{n}) \quad (7)
\end{aligned}$$

其中, $\mathbf{a}_0 = (a_0, a_1, a_2, \dots, a_{M-1})^T$, $\mathbf{a}_1 = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T$ 为信息序列。因为每个数据窗内的采样点数为 $2N$ 个, 所以 \mathbf{X} 为 $M \times 2N$ 维矩阵。

3.1.2 异步信号模型

当失步时间 $t_0 \neq 0$ ($0 < t_0 < T_s$) 时, 即观测窗与信息符号之间不对齐, 则有

$$\mathbf{s}_k = a_k \bar{\mathbf{h}}_0 + a_{k+1} \bar{\mathbf{h}} + a_{k+2} \bar{\mathbf{h}}_1 \quad (8)$$

其中,

$$\begin{aligned}
\bar{\mathbf{h}}_0 &= \begin{cases} \mathbf{h}(t) & , kT_s + t_0 \leq t < (k+1)T_s \\ 0 & , (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s + t_0 \end{cases} \\
\bar{\mathbf{h}} &= \begin{cases} 0 & , kT_s + t_0 \leq t < (k+1)T_s \\ \mathbf{h}(t) & , (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s \\ 0 & , (k+2)T_s \leq t < (k+2)T_s + t_0 \end{cases} \\
\bar{\mathbf{h}}_1 &= \begin{cases} \mathbf{h}(t) & , (k+2)T_s \leq t < (k+2)T_s + t_0 \\ 0 & , kT_s + t_0 < t < (k+2)T_s \end{cases} \quad (9)
\end{aligned}$$

假设窗个数为 M , 则有

$$\begin{aligned}
\mathbf{X} &= \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{pmatrix} \\
&= \frac{1}{\sqrt{M}} \left(\begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{M-1} \end{pmatrix} \bar{\mathbf{h}}_0 + \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{pmatrix} \bar{\mathbf{h}} + \begin{pmatrix} a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_{M+1} \end{pmatrix} \bar{\mathbf{h}}_1 + \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_M \end{pmatrix} \right) \\
&= \frac{1}{\sqrt{M}} (\mathbf{a}_0 \bar{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1 \bar{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2 \bar{\mathbf{h}}_1 + \mathbf{n}) \quad (10)
\end{aligned}$$

其中, $\mathbf{a}_0 = (a_0, a_1, a_2, \dots, a_{M-1})^T$, $\mathbf{a}_1 = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T$, $\mathbf{a}_2 = (a_2, a_3, \dots, a_{M+1})^T$ 为信息序列。同理, \mathbf{X} 为 $M \times 2N$ 维矩阵。

3.1.3 信息序列与扩频序列理论分析

因为 \mathbf{a}_k 为服从 iid 分布的、取值 ± 1 的随机序列, 则 $\mathbf{a}_i \mathbf{a}_j$ ($i \neq j$) 也为服从 iid 分布的、取值 ± 1 的随机序列, 所以:

$$\mathbb{E} \left\{ \frac{1}{M} \mathbf{a}_i^H \mathbf{a}_j \right\} = \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M a_i a_j \right\} = 0 \quad (11)$$

同时, 因信息码个数为 M , 则:

$$\|\mathbf{a}_0\|^2 = \|\mathbf{a}_1\|^2 = \|\mathbf{a}_2\|^2 = \sum_{i=1}^M a_i^2 = M \quad (12)$$

同步时, 由图 2 及式(6)可得, 2 倍周期内的各部分扩频序列积分为

$$\begin{aligned}
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt &= 0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}_0(t) dt &= T_s \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_1(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt &= T_s \quad (13a)
\end{aligned}$$

异步时, 由图 2 及式(9)可得

$$\begin{aligned}
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt &= 0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}(t) dt &= 0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt &= 0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}_0(t) dt &= \int_{T_s+t_0}^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_0(t) \bar{\mathbf{h}}_0(t) dt = T_s - t_0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}_1(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt &= \int_0^{t_0} \bar{\mathbf{h}}_1(t) \bar{\mathbf{h}}_1(t) dt = t_0 \\
\int_0^{2T_s} \bar{\mathbf{h}}(t) \bar{\mathbf{h}}(t) dt &= \int_{t_0}^{T_s+t_0} \bar{\mathbf{h}}(t) \bar{\mathbf{h}}(t) dt = T_s \quad (13b)
\end{aligned}$$

3.2 联合盲估计信息与扩频序列理论分析

假设矩阵 \mathbf{X} 的奇异值分解(SVD)为

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^H \quad (14)$$

其中, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为酉矩阵, “H” 表示共轭转置, $\mathbf{\Lambda}$ 为准对角矩阵, 满足

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \mathbf{0} \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_M \\ \mathbf{0} & & & & \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (15)$$

其中, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M > 0$ 为非零奇异值。根据下述证明可得到 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 中包含扩频序列和信息序列估

计序列, 从而实现联合盲估计短码 DS-SS 信号的信息序列和扩频序列, 同时, 在估计信息序列时并不受失步时间的影响。

3.2.1 盲估计信息序列理论分析

根据下式计算接收信号协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_1 = E(\mathbf{X}\mathbf{X}^H) \quad (16)$$

其中, $E(\cdot)$ 表示期望。

定理 1 异步时, 对应矩阵 \mathbf{R}_1 前 3 个最大特征值的特征矢量为信息序列 \mathbf{a}_0 、 \mathbf{a}_1 、 \mathbf{a}_2 的估计; 同步时, 对应矩阵 \mathbf{R}_1 前 2 个最大特征值的特征矢量为信息序列 \mathbf{a}_0 、 \mathbf{a}_1 的估计。(证明见附录 A)。

同时, 假设对应于矩阵 \mathbf{R}_1 前 3 个最大特征值的归一化特征矢量为 \mathbf{u}'_1 、 \mathbf{u}'_2 、 \mathbf{u}'_3 。根据定理 1 可知, 其与信息序列向量 \mathbf{a}_1 、 \mathbf{a}_0 、 \mathbf{a}_2 之间仅存在一个常系数。

又因为 $\|\mathbf{u}'_1\|^2 = \|\mathbf{u}'_2\|^2 = \|\mathbf{u}'_3\|^2 = 1$, 可得 \mathbf{a}_1 、 \mathbf{a}_0 和 \mathbf{a}_2 的估计值为

$$\hat{\mathbf{a}}_1 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_1, \hat{\mathbf{a}}_0 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_2, \hat{\mathbf{a}}_2 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_3 \quad (17)$$

其中, “ \pm ” 仅表示估计矢量存在正负模糊。

由式 (7) 和式 (10) 知: 当失步时间 $t_0 < T_s/2$ 时, $\hat{\mathbf{a}}_2$ 为 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 的一个信息符号延迟, 而 $\hat{\mathbf{a}}_1$ 为 $(a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M)^T$ 信息序列估计; 反之, 则 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 为 $\hat{\mathbf{a}}_2$ 的一个符号延迟, $\hat{\mathbf{a}}_1$ 不变。

3.2.2 盲估计扩频序列理论分析

根据下式计算接收信号协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_2 = E(\mathbf{X}^H\mathbf{X}) \quad (18)$$

\mathbf{R}_2 与 \mathbf{R}_1 具有相同的非零特征值, 也为 $2N \times 2N$ 维的对称矩阵。

定理 2 异步时, 对应矩阵 \mathbf{R}_2 第一个最大特征值的特征矢量包含一个整周期扩频序列估计; 同步时, 对应矩阵 \mathbf{R}_2 前 2 个最大特征值的特征矢量包含一个整周期扩频序列估计(证明见附录 B)。

同理, 假设应于矩阵 \mathbf{R}_2 前 3 个最大特征值的归一化向量为 \mathbf{v}''_1 、 \mathbf{v}''_2 、 \mathbf{v}''_3 , 根据定理 2 可知, 其与扩频序列向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 、 $\bar{\mathbf{h}}_0$ 、 $\bar{\mathbf{h}}_1$ 之间也仅存在一个常系数:

$$\bar{\mathbf{h}} = \pm k_1 \mathbf{v}''_1, \bar{\mathbf{h}}_0 = \pm k_2 \mathbf{v}''_2, \bar{\mathbf{h}}_1 = \pm k_3 \mathbf{v}''_3 \quad (19)$$

同理, “ \pm ” 仅说明存在正负模糊, k_1 、 k_2 和 k_3 仅表示比例系数。得证: 矩阵 \mathbf{R}_2 的特征分解后、对应最大特征值的特征矢量空间必定包含一个整周期

的扩频序列估计。

3.3 奇异值分解与特征值分解关系

结合式(17)、式(19)知

$$\mathbf{u}'_i = \frac{\mathbf{X}\mathbf{v}''_i}{\lambda_i}, (\mathbf{v}''_i)^H = \frac{(\mathbf{u}'_i)^H \mathbf{X}}{\lambda_i}, i=1,2,3 \quad (20)$$

则式 (14) 可转化为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{a}}_1 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_1 = \pm(\sqrt{M}/\lambda_1)\mathbf{X}\mathbf{v}''_1 \\ \hat{\mathbf{a}}_0 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_2 = \pm(\sqrt{M}/\lambda_2)\mathbf{X}\mathbf{v}''_2 \\ \hat{\mathbf{a}}_2 = \pm\sqrt{M}\mathbf{u}'_3 = \pm(\sqrt{M}/\lambda_3)\mathbf{X}\mathbf{v}''_3 \end{cases} \quad (21)$$

同时求得:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{h}} = \pm\lambda_1 (\mathbf{u}'_1)^H \mathbf{X} \\ \hat{\mathbf{h}}_0 = \pm\lambda_2 (\mathbf{u}'_2)^H \mathbf{X} \\ \hat{\mathbf{h}}_1 = \pm\lambda_3 (\mathbf{u}'_3)^H \mathbf{X} \end{cases} \quad (22)$$

同理, “ \pm ” 仅说明存在正负模糊。

由上述分析可得如下结论。

信息序列盲估计分析: 矩阵 \mathbf{X} 的左奇异矩阵中对应最大奇异值的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_1, (a_1, a_2, \dots, a_M)$ 估计, 当 $t_0 \leq T_s/2$ 时, 左奇异矩阵中对应次大值对应的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_0, (a_0, a_1, \dots, a_{M-1})$ 估计, 左奇异矩阵中对应第 3 大奇异值的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_2, (a_2, a_3, \dots, a_{M+1})$ 估计。最后, 通过 $\hat{\mathbf{a}}_0, \hat{\mathbf{a}}_1, \hat{\mathbf{a}}_2$ 之间有重叠部分可进行去极性模糊并组合从而得到完整的信息序列估计 $(a_0, a_1, a_2, a_3, \dots, a_{M+1})$ 。

扩频序列盲估计分析: 矩阵 \mathbf{X} 的右奇异矩阵中对应最大奇异值的向量包含整个扩频序列。同时, 结合矢量空间 2 范数, 可在该单一矢量空间内得到一个整周期的扩频序列盲估计。

方法: 按照式(23)在 $\bar{\mathbf{h}}$ 中求得最大值, 并依此最大值延后取 T_s bit, 即得到扩频估计盲估计。因在同一矢量空间截取, 所以不存在传统算法分段相位模糊问题。

$$\hat{t}_0 = \max \left\{ f(t) = \|\bar{\mathbf{h}}(t+1:t+N)\|^2 \mid 0 \leq t < N \right\} \quad (23)$$

其中, $\bar{\mathbf{h}}(t+1:t+N)$ 表示 $1 \times N$ 维矢量, 其元素为 $\bar{\mathbf{h}}$ 中从 $t+1$ 到 $t+N$ 之间的元素。显然, 当 $t < t_0$ 时, 函数 $f(t)$ 为单调增函数, 当 $t > t_0$ 时, 为单调减函数, 当且仅当 $t = t_0$ 时, 达到最大。

所以，可利用 $\hat{t}_0 = \max \left\{ f(t) \Big|_{t=t_0} \right\}$ 从 \vec{h} 矢量空间中截取扩频序列估计为

$$\mathbf{h}(1:N) = \vec{h}(\hat{t}_0 + 1 : \hat{t}_0 + N) \quad (24)$$

4 仿真实验

下面通过 2 个仿真实验来验证理论分析结果及本文算法的估计性能。第 1 个仿真实验验证本文算法的扩频和信息序列盲估计性能；第 2 个仿真通过和其他算法进行比较，验证本文算法的优越性。

为阐明算法的性能，首先定义估计矢量与真实矢量间的“误极性率”表示如下：

误极性率=极性错误码元个数/序列长度（同相）

误极性率=极性相同码元个数/序列长度（反相）

仿真 1 扩频、信息序列盲估计仿真。

仿真信号采用 BPSK 调制、以 63bit 的 m 序列进行扩频的短码 DS-SS 信号，信噪比为 -7dB ，仿真信号长度为 101 个扩频周期，即形成 100 个时间窗。以扩频码片周期为采样率，即每个扩频周期采样 63bit。

不失一般性，假设失步时间为 20bit 时，扩频序列盲估计结果如图 3(a)所示，图中右侧码片个数即为失步时间，由此前推 63bit 即得扩频序列估计，由图中可知，盲估计序列与真实序列的误码数为 0，因此本方法能够较好得到扩频序列估计。信息序列盲估计结果如图 3(b)所示，盲估计序列与真实序列的误码数也为 0，因此本方法能够较好得到信息序列估计。

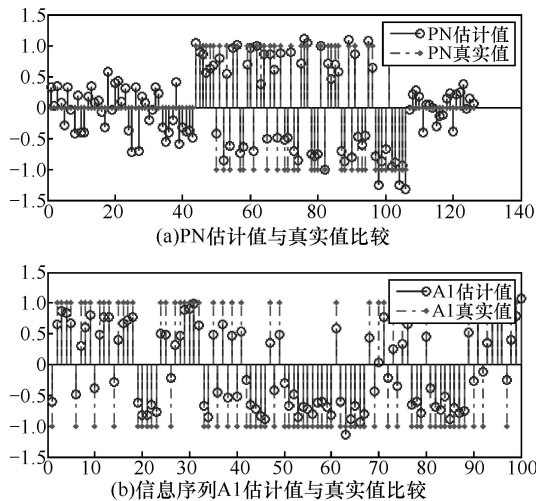


图 3 异步信号扩频、信息序列盲估计

仿真 2 和其他方法进行仿真比较。

引用文献[11]中给出的估计序列相似度归一化衡量函数，即 2 个矢量夹角的余弦。仿真采用 SNR 为 $-25\text{dB} \sim 0\text{dB}$ ，对每个 SNR 值蒙特卡罗仿真 200 次，其他参数如上所述，估计矢量与真实矢量夹角余弦如图 4 所示。图中，仿真线 1 为本文方法对扩频序列的估计性能；仿真线 2 为本文方法对信息序列的估计性能；仿真线 3 为文献[4]方法对扩频序列的估计性能；仿真线 4 为互相关法对信息序列的估计性能。由图可知，在较低信噪比下本文算法仍能有效估计扩频和信息序列，其中扩频序列盲估计性能与文献[4]算法相当，信息序列盲估计性能与相关解扩算法相当。

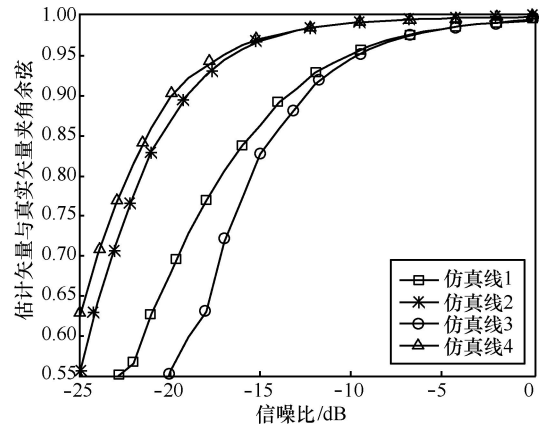


图 4 扩频序列与信息序列估计性能

仿真将本文算法、文献[4,6]（简称 EVD 算法）和文献[3]（简称 S-L 算法）算法进行扩频序列和信息序列估计误极性率比较。SNR 为 $-15\text{dB} \sim 0\text{dB}$ ，每个 SNR 值 1000 次蒙特卡罗仿真，失步时间为 $[0,63]$ 之间的随机整数，其他参数如上所述，结果如图 5 所示。

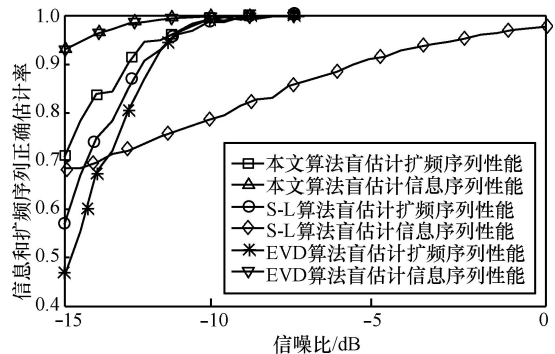


图 5 扩频和信息序列估计正确估计率

由图 5 可知，本文算法的信息序列盲估计性能与 EVD 算法性能相当，且优于 S-L 算法；扩频序

列的估计性能不仅优于 EVD 算法（这是因为 EVD 算法在链接 PN 估计序列时需要去 2 段估计模糊，且该算法性能依赖于失步时间），也优于 S-L 算法，尽管 S-L 算法能够在一定程度上纠正误码，但是该算法仅适用于线性反馈移位寄存器生成的扩频序列，且因其采用三阶自相关运算，其计算量大。

5 结束语

本文在基于奇异值分解的基础上，实现了短码 DS-SS 信号扩频序列与信息序列联合盲估计。该方法在同一向量空间内、结合矢量 2 范数原理实现扩频序列盲估计，避免了传统方法所采用的部分长度估计、再连接时存在的反相问题，且不受扩频序列类型的限制，进一步提高了盲估计的正确性。同时，利用单一向量空间实现信息序列盲估计。仿真结果验证了本文方法能在低信噪比实现扩频序列与信息序列的估计，且具有较好的性能。

附录 A 定理 1 证明

将式(14)和式(15)代入式(16)，得 \mathbf{R}_1 的特征值分解为

$$\mathbf{R}_1 = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^H\mathbf{V}\mathbf{A}^H\mathbf{U}^H = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{U}^H = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^H \quad (25)$$

矩阵 \mathbf{R}_1 的特征值组成的对角阵为 $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H$ ，显然，其非零特征值 λ_i 满足

$$\xi_i = \lambda_i^2, i = 1, 2, \dots, M \quad (26)$$

异步时，将式(7)式代入式(16)得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= \mathbb{E}\left(\frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H + \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_1^H + \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 \mathbf{a}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}\right) \\ &= \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H + \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_1^H + \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 \mathbf{a}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (27) \end{aligned}$$

式(27)右乘 \mathbf{a}_0 ，结合式(12)和式(13a)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 \mathbf{a}_0 &= \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 (\mathbf{a}_0^H \mathbf{a}_0) + \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 (\mathbf{a}_1^H \mathbf{a}_0) + \\ &\quad \frac{1}{M}\|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 (\mathbf{a}_2^H \mathbf{a}_0) + \sigma_n^2 (\mathbf{a}_0) \\ &= \left(\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2\right) \mathbf{a}_0 \quad (28) \end{aligned}$$

因此， \mathbf{a}_0 是 \mathbf{R}_1 的特征向量，对应特征值为 $\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2$ 。同理可得： \mathbf{a}_1 ， \mathbf{a}_2 也为 \mathbf{R}_1 的特征向量，且与之对应的特征值分别为 $\|\bar{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2$ 和 $\|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2$ ，其他特征向量对应的非零特征值则为 σ_n^2 。因此，当 $t_0 \leq T_s/2$ 时， \mathbf{R}_1 的特征值为

$$\lambda_i = \begin{cases} \|\bar{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2 = T_s \sigma_s^2 + \sigma_n^2 & , i = 1 \\ \|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2 = (T_s - t_0) \sigma_s^2 + \sigma_n^2 & , i = 2 \\ \|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2 = t_0 \sigma_s^2 + \sigma_n^2 & , i = 3 \\ \sigma_n^2 & , \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

其中， σ_s^2 为信号方差，也就是信号功率。

同理，在同步情况下， \mathbf{R}_1 的非零特征值为

$$\lambda_i = \begin{cases} \|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2 = T_s \sigma_s^2 + \sigma_n^2 & , i = 1 \\ \|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2 = T_s \sigma_s^2 + \sigma_n^2 & , i = 2 \\ \sigma_n^2 & , \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

其中， σ_s^2 为信号方差。得证。

附录 B 定理 2 证明

将式(14)和式(15)代入式(16)可得 \mathbf{R}_2 的特征值分解，即

$$\mathbf{R}_2 = \mathbf{V}\mathbf{A}^H\mathbf{U}^H\mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^H = \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}'\mathbf{V}^H \quad (31)$$

显然， \mathbf{R}_2 与 \mathbf{R}_1 具有相同非零特征值，且 λ_i 满足

$$\xi_i = \lambda_i^2, i = 1, 2, \dots, M \quad (32)$$

异步时，式(7)代入式(18)得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_2 &= \\ &\mathbb{E}\left(\frac{1}{M}(\mathbf{a}_0 \bar{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1 \bar{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2 \bar{\mathbf{h}}_1 + \bar{\mathbf{n}})^H (\mathbf{a}_0 \bar{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1 \bar{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2 \bar{\mathbf{h}}_1 + \bar{\mathbf{n}})\right) \\ &= \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_0\|^2 \bar{\mathbf{h}}_0^H \bar{\mathbf{h}}_0 + \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_1\|^2 \bar{\mathbf{h}}^H \bar{\mathbf{h}} + \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_2\|^2 \bar{\mathbf{h}}_1^H \bar{\mathbf{h}}_1 + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= (\bar{\mathbf{h}}_0^H \bar{\mathbf{h}}_0 + \bar{\mathbf{h}}^H \bar{\mathbf{h}} + \bar{\mathbf{h}}_1^H \bar{\mathbf{h}}_1) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (33) \end{aligned}$$

式(33)左乘 $\bar{\mathbf{h}}_0$ ，结合式(12)和式(13a)可得

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{h}}_0 \mathbf{R}_2 &= \bar{\mathbf{h}}_0 \left((\bar{\mathbf{h}}_0^H \bar{\mathbf{h}}_0 + \bar{\mathbf{h}}^H \bar{\mathbf{h}} + \bar{\mathbf{h}}_1^H \bar{\mathbf{h}}_1) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \right) \\ &= \left(\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2 \right) \bar{\mathbf{h}}_0 \quad (34) \end{aligned}$$

因此， $\bar{\mathbf{h}}_0$ 是矩阵 \mathbf{R}_2 的特征向量，对应特征值为 $\|\bar{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2$ 。同理可得： $\bar{\mathbf{h}}$ ， $\bar{\mathbf{h}}_1$ 也是 \mathbf{R}_2 的特征向量，且与之对应的特征值分别为 $\|\bar{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2$ 和 $\|\bar{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2$ ，其他特征向量对应的特征值为 σ_n^2 。因此， \mathbf{R}_2 的特征值与 \mathbf{R}_1 相同。

同理可得，在同步情况下， \mathbf{R}_2 的特征值仍与 \mathbf{R}_1 相同。得证。

参考文献:

[1] 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.
- [2] HILL P C J, RIDLEY M E. Blind estimation of direct-sequence spread spectrum-sequence chip codes[A]. IEEE on 6th Int Symp on Spread-Spectrum Technique & Application[C]. New Jersey, USA, 2000. 305-309.
- [3] SHEN L, ZHAO Z J. Blind estimation of the pseudo-random sequences of direct sequence spread spectrum signals in multi-path using fast ICA[A]. Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System[C]. Chengdu, China, 2009. 531-535.
- [4] BOUDER C, AZOU S, BUREL G. A robust synchronization procedure for blind estimation of the symbol period and the timing offset in spread spectrum transmissions[A]. IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications (ISSSTA)[C]. Prague, Czech Republic, 2002. 238-241.
- [5] YAO Y W, VINCENT H. Blind detection of synchronous CDMA in on-Gaussian channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(1): 271-279.
- [6] ZHANG T Q, ZHANG A P, ZHANG M C. Analyze the eigen-structure of DS-SS signals under narrow band interferences[J]. Digital Signal Processing, 2006, 16(6): 746-753.
- [7] ZHANG T Q, MU A P. A modified eigen-structure analyzer to lower SNR DS-SS signals under narrow band interferences[J]. Digital Signal Processing, 2008, 18(4): 526-529.
- [8] QUI P Y, HUANG Z T, JIANG W L, *et al.* Improved blind-spreading sequence estimation algorithm for direct sequence spread spectrum signals[J]. IET Signal Process, 2008, 2(2): 139-146.
- [9] 冯富强, 陈鹏举. 低信噪比条件下 DS-SS 信号的检测和参数估计[J]. 通信学报, 2002, 23(9): 63-68.
- FENG F Q, CHEN P J. The detection and parameter estimation of DS signal in the lower SNR condition[J]. Journal on Communications, 2002, 23(9): 63-68.
- [10] QUI P Y, HUANG Z T, JIANG W-L, *et al.* Blind classification of the short-code and the long-code direct sequence spread spectrum signals[J]. IET Signal Processing, 2010, 4(1): 78-88.
- [11] BOUDER C, AZOU S S, BUREL G. Performance analysis of a spreading sequence estimator for spread spectrum transmissions[J]. Journal of Franklin Institute, 2004, 34 (1): 595-614.

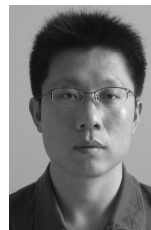
作者简介:



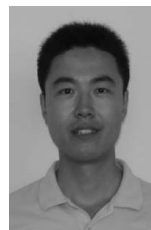
任啸天 (1980-), 男, 山东临沂人, 国防科学技术大学电子科学与工程学院博士生, 主要研究方向为综合电子战信息战技术。



徐晖 (1963-), 男, 湖南常德人, 国防科学技术大学电子科学与工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为空间信息处理、综合电子战信息战技术等。



黄知涛 (1976-), 男, 湖北荆州人, 国防科学技术大学电子科学与工程学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为航天侦察信息处理、雷达/通信信号处理、综合电子战技术等。



王丰华 (1981-), 男, 山东潍坊人, 国防科学技术大学电子科学与工程学院讲师, 主要研究方向为通信信号侦察处理、综合电子战信息战技术等。