

文章编号: 1001 - 2486(2011)03 - 0121 - 05

基于双 PN 周期的短码 DS-SS 信号扩频波形及信息序列盲估计方法*

任啸天, 徐 晖, 王 翔, 黄知涛, 王丰华
(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:针对短码 DS-SS 信号盲解扩,研究了 DS-SS 信号的扩频波形及信息序列盲估计问题,提出一种基于双 PN 周期分解的扩频波形与信息序列联合盲估计算法,该算法在低信噪比条件下同时完成扩频波形和信息序列的估计,计算量小,且避免传统方法利用单 PN 周期分解时扩频序列连接的相位模糊等问题,提高了盲估计的正确率。最后仿真验证了算法的有效性。

关键词:直接序列扩频;扩频波形盲估计;奇异值分解;信息序列盲估计

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A

Double PN-period Based Blinding Estimation of Spread-spectrum Waveform and Information Sequences of Short Code DS-SS Signals

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

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at improving the validity of blind despreading DS-SS signal, the blind spread-spectrum and information sequence estimation of DS-SS signals is studied in this paper. Based on double PN periods, a new method of blinding estimate PN sequence and information sequence jointly was presented. The advantage of the algorithm is that it can estimate the PN sequence and information sequence jointly, with less computational cost. Compared with the traditional methods, this algorithm avoids the problem of phase ambiguity when the whole PN sequences are reconstructed using the two parts of spread-spectrum waveforms, which can highly improve the validity of blind estimation. The simulation results verify the validity of this algorithm.

Key words: direct sequence spread spectrum (DS-SS); blinding estimation of spread-spectrum waveform; singular value decomposition (SVD); blinding estimation of information sequences

目前,针对 DS-SS 信号的扩频波形和信息序列的估计都是分开研究的。一般的做法是首先估计扩频波形,然后通过解扩获取信息序列,或者通过侦察信号的互相关实现盲解扩。其中,扩频序列的估计方法主要有 Massey 算法^[1]、三阶相关算法^[2-3]、基于特征值分析的盲估计算法^[4-8,10-11]等。Massey 算法可以估计线性反馈移位寄存器(LFSR)序列,如 m 序列,但是该方法不能适应低信噪比,而且无法估计非线性序列;三阶相关算法利用 m 序列的三阶相关特性可以分析估计 m 序列,但是目前的研究也仅限于 m 序列;基于特征值分析^[6]的盲估计算法不受扩频序列类型的限制,信噪比适应能力也比较强,但是这种方法存在估计两段扩频序列存在正负模糊以及前后顺序不能确定等缺点,文献^[7]提出的特征值盲估计算法虽然较好地解决了上述缺点,但因其采用的是特

征值分解,算法首先对采样数据进行共轭转置后再相乘形成协方差矩阵,进一步进行分解,从而盲估计扩频序列,该算法能够适应较低信噪比,但计算量大,且不能同时盲估计信息序列。

估计扩频波形,实现解扩,然后估计信息序列的思想限制了直扩信号侦察处理的思路。本文将通过对信号子空间的分析,研究扩频波形与信息序列同时盲估计的有效方法,以 2 倍 PN 周期的时间窗对接收信号进行分割并组成矩阵,然后对矩阵进行 SVD 分解,最后利用分解得到的左右奇异值矢量进行 PN 序列和信息序列盲估计。该方法避免文献^[7]形成信号子空间相关矩阵运算,降低了计算量;同时,利用一个向量进行扩频序列估计,避免传统的方法^[1,6]利用两个向量估计连接而产生的部分序列反相问题,进一步提高了盲估计的正确性。

* 收稿日期:2010-09-15

作者简介:任啸天(1980—),男,博士生。

1 信号模型

假设信号为扩频周期已知的短码扩频序列^[5-6],且 DS-SS 信号模型为

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

其中: T_s 为符号周期; $\{a_k = \pm 1, k \in \mathbf{Z}\}$ 为等概率随机分布的信息符号序列。

$h(t)$ 为一个完整周期的扩频序列基带信号与传输链路所有滤波器的卷积,满足

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

其中, $\{c_i = \pm 1, i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 为扩频码序列; $p(t)$ 为发射机滤波器与信道冲击响应、接收机滤波器的卷积; T_c 为码片时宽; N 为扩频增益。

在无干扰情况下,接收机接收信号为

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

其中, $n(t)$ 是功率谱密度为 σ_n^2 的高斯白噪声。

不失一般性,本文做如下假设:

(1) 信息序列为均匀分布且互不相关; 噪声为零均值高斯白噪声, 且与信号不相关。

(2) 失步时间 t_0 可按照文献[4,9]的方法计算求得。

2 扩频波形与信息序列盲估计

2.1 信号矩阵组成

传统的、基于特征值分解的求解短码扩频序列^[4,6]信号分段方法如图 1 所示,由图可知,该分段仅包含一个周期的 PN 序列,当且仅当 $t_0 = 0$ 时,所估计的序列才包含一个整周期的 PN 序列估计,而在实际的取窗过程中,很难保证 $t_0 = 0$, 当 $t_0 \neq 0$ 时,传统的分段方法包含 2 段 PN 序列估计,只有当正确组合时,才得到 PN 序列估计,组合过程中存在相位模糊问题,同时,传统的方法不能盲估计信息序列。

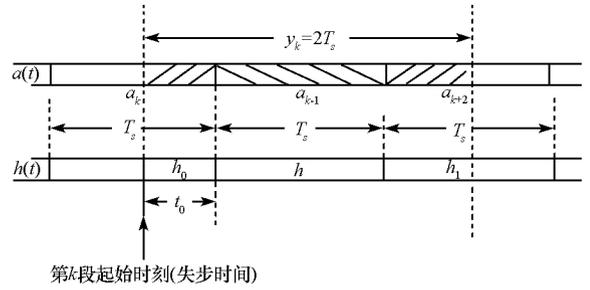


图 2 短码直扩信号分段图
Fig.2 Segmented diagram of short-code DS-SS signal

序列估计,因此可以避免组合过程中的相位模糊问题,并能同时盲估计信息序列。令信号通过持续时间为 $2T_s$ 且不重叠的观测窗^[7], 所得观测样本矢量为 $\mathbf{x}_k = [x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-2N}]^T$, 假设采样周期等于码片宽度, 则 \mathbf{x}_k 为 $2N \times 1$ 维矢量, 表示为

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

假设 $0 \leq t_0 < T_s$, 则有

$$\mathbf{s}_k = a_k \tilde{\mathbf{h}}_0 + a_{k+1} \tilde{\mathbf{h}} + a_{k+2} \tilde{\mathbf{h}}_1 \quad (5)$$

其中:

$$\tilde{\mathbf{h}}_0 = \begin{cases} \mathbf{h}(t, N - t_0 : N) & kT_s - t_0 \leq t < kT_s \\ 0 & kT_s \leq t < (k+2)T_s - t_0 \end{cases}$$

$$\tilde{\mathbf{h}} = \begin{cases} 0 & kT_s - t_0 \leq t < kT_s \\ \mathbf{h}(t, 1 : N) & kT_s \leq t < (k+1)T_s \\ 0 & (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s - t_0 \end{cases}$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_1 = \begin{cases} 0 & kT_s - t_0 \leq t < (k+1)T_s \\ \mathbf{h}(t, 0 : N - t_0) & (k+1)T_s \leq t < (k+2)T_s - t_0 \end{cases} \quad (6)$$

另假设窗个数为 M , 则有

$$\mathbf{X} = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{M}}$$

$$\begin{pmatrix} a_1 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_{2M-1} \end{pmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_0 + \begin{pmatrix} a_2 \\ a_4 \\ \vdots \\ a_{2M} \end{pmatrix} \tilde{\mathbf{h}} + \begin{pmatrix} a_3 \\ a_5 \\ \vdots \\ a_{2M+1} \end{pmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_1 + \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_M \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{M}} (\mathbf{a}_0 \tilde{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1 \tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2 \tilde{\mathbf{h}}_1 + \mathbf{n}) \quad (7)$$

其中 $\mathbf{a}_0 = (a_1 \ a_3 \ a_5 \ \dots \ a_{2M-1})^T$, $\mathbf{a}_1 = (a_2 \ a_4 \ \dots \ a_{2M})^T$, $\mathbf{a}_2 = (a_3 \ a_5 \ \dots \ a_{2M+1})^T$ 为观测信息序列矢量。设每个数据窗内的采样点数为 $2N = 2T_s/T_c$, 则 \mathbf{X} 为 $M \times 2N$ 维矩阵。

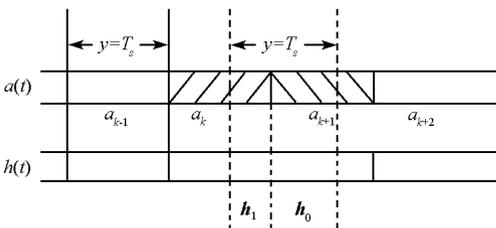


图 1 传统的短码直扩信号分段
Fig.1 Traditional segmented diagram of short-code DS-SS signal

而本文的信号分段方法如图 2 所示, 无论 t_0 是否为 0, 该分段总能确保包含一个整周期的 PN

2.2 信息序列和PN序列估计分析

根据奇异值分解定理,可得 \mathbf{X} 的奇异值分解:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^H \quad (8)$$

其中 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为酉矩阵,“H”表示矩阵的共轭转置, $\mathbf{\Delta}$ 为准对角矩阵

$$\mathbf{\Delta} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M) \quad (9)$$

$\alpha_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 为 \mathbf{X} 的非零奇异值,且 $\alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \dots \geq \alpha_M > 0$ 。

下面,证明矩阵 \mathbf{X} 的SVD分解可得到短码扩频信号的信息序列和扩频序列的估计值。

证明:

首先,定义协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_1 = \text{E}\{\mathbf{X}\mathbf{X}^H\} \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_2 = \text{E}\{\mathbf{X}^H\mathbf{X}\} \quad (11)$$

其中 $\text{E}\{\cdot\}$ 为期望。将式(8)、(9)代入式(10)和(11)可得 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 的特征值分解:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^H\mathbf{V}\mathbf{\Delta}^H\mathbf{U}^H = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{\Delta}^H\mathbf{U}^H \\ &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^H \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_2 &= \mathbf{V}\mathbf{\Delta}^H\mathbf{U}^H\mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^H = \mathbf{V}\mathbf{\Delta}^H\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^H \\ &= \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}'\mathbf{V}^H \end{aligned} \quad (13)$$

显然, \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 具有相同的非零特征值。且非零特征值 λ_i 满足:

$$\lambda_i = \alpha_i^2 (i = 1, 2, \dots, M) \quad (14)$$

下面借助 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 及其特征值分解,说明 \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 的列向量包含信息码和扩频波形,在实际应用中可以对 \mathbf{X} 进行奇异值分解直接获得 \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 。

因信息序列 a_k 为 ± 1 的均匀分布的随机序列,则 $a_i a_j (i \neq j)$ 也是 ± 1 均匀分布的随机序列,因此有

$$\text{E}\left\{\frac{1}{M} \mathbf{a}_i^H \mathbf{a}_j\right\} = \text{E}\left\{\frac{1}{M} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M a_i a_j\right\} = 0 \quad (15)$$

又因窗个数为 M ,则

$$\|\mathbf{a}_0\|^2 = \|\mathbf{a}_1\|^2 = \|\mathbf{a}_2\|^2 = \sum_{i=1}^m a_i^2 = M \quad (16)$$

同时,由式(6)分析可得,双周期内的各部分扩频序列积分为

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}_0(t) \tilde{\mathbf{h}}_1(t) dt = 0$$

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}_0(t) \tilde{\mathbf{h}}(t) dt = 0$$

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}(t) \tilde{\mathbf{h}}_1(t) dt = 0$$

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}_0(t) \tilde{\mathbf{h}}_0(t) dt = \int_{T_s+t_0}^{T_s+t_0+2T_s} \tilde{\mathbf{h}}(t) \tilde{\mathbf{h}}(t) dt$$

$$= \int_{T_s+t_0}^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}_0(t) \tilde{\mathbf{h}}_0(t) dt = T_s - t_0$$

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}_1(t) \tilde{\mathbf{h}}_1(t) dt = \int_0^{t_0} \tilde{\mathbf{h}}(t) \tilde{\mathbf{h}}(t) dt$$

$$= \int_0^{t_0} \tilde{\mathbf{h}}_1(t) \tilde{\mathbf{h}}_1(t) dt = t_0$$

$$\int_0^{2T_s} \tilde{\mathbf{h}}(t) \tilde{\mathbf{h}}(t) dt = \int_{t_0}^{T_s+t_0} \tilde{\mathbf{h}}(t) \tilde{\mathbf{h}}(t) dt = T_s \quad (17)$$

2.2.1 信息序列估计证明

将式(7)代入式(10)得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= \text{E}\left\{\frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H + \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_1^H + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 \mathbf{a}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}\right\} \\ &= \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 (\mathbf{a}_0^H) + \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 (\mathbf{a}_1^H) + \\ &\quad \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 (\mathbf{a}_2^H) + \sigma_n^2 (\mathbf{I}) \end{aligned} \quad (18)$$

用 \mathbf{a}_0 右乘(18)式并根据(15)、(16)式可得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 \mathbf{a}_0 &= \text{E}\left\{\frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H + \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_1^H + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 \mathbf{a}_2^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}\right\} \mathbf{a}_0 \\ &= \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 \mathbf{a}_0 (\mathbf{a}_0^H \mathbf{a}_0) + \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 \\ &\quad \mathbf{a}_1 (\mathbf{a}_1^H \mathbf{a}_0) + \frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 \mathbf{a}_2 (\mathbf{a}_2^H \mathbf{a}_0) + \\ &\quad \sigma_n^2 (\mathbf{I} \mathbf{a}_0) \\ &= \left(\frac{1}{M} \|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 \|\mathbf{a}_0\|^2 + \sigma_n^2\right) \mathbf{a}_0 \\ &= (\|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2) \mathbf{a}_0 \end{aligned} \quad (19)$$

可见 \mathbf{a}_0 是 \mathbf{R}_1 的特征向量,对应特征值为 $\|\tilde{\mathbf{h}}_0\|^2 + \sigma_n^2$ 。同理, $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2$ 也是 \mathbf{R}_1 的特征向量,对应特征值分别为 $\|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2$ 和 $\|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2$, \mathbf{R}_1 其他特征向量对应的非零特征值为 σ_n^2 。

设 $\mathbf{u}'_1, \mathbf{u}'_2, \mathbf{u}'_3$ 分别为 \mathbf{R}_1 前3个较大值对应的归一化特征向量。则由上面的分析可知,信息序列向量 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_0, \mathbf{a}_2$ 也是 \mathbf{R}_1 前3个最大特征值对应的特征向量,它们仅存在一个常数系数差别。根据式(16)以及 $\|\mathbf{u}'_1\|^2 = \|\mathbf{u}'_2\|^2 = \|\mathbf{u}'_3\|^2 = 1$,可得 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_0$ 和 \mathbf{a}_2 的估计值为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_1 &= \pm \sqrt{M} \mathbf{u}'_1 \\ \hat{\mathbf{a}}_0 &= \pm \sqrt{M} \mathbf{u}'_2 \\ \hat{\mathbf{a}}_2 &= \pm \sqrt{M} \mathbf{u}'_3 \end{aligned} \quad (20)$$

上式中的“ \pm ”说明 $\hat{\mathbf{a}}_1, \hat{\mathbf{a}}_0$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_2$ 存在正负模糊。由此得证矩阵 \mathbf{R}_1 的特征分解可得到包含信息序列估计向量。

2.2.2 扩频序列估计证明

将式(7)代入式(11),并根据式(17)得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_2 &= E\left\{\frac{1}{M}(\mathbf{a}_0\tilde{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2\tilde{\mathbf{h}}_1 + \mathbf{n})^H \right. \\ &\quad \left. (\mathbf{a}_0\tilde{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{a}_1\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{a}_2\tilde{\mathbf{h}}_1 + \mathbf{n})\right\} \\ &= \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_0\|^2\tilde{\mathbf{h}}_0^H\tilde{\mathbf{h}}_0 + \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_1\|^2\tilde{\mathbf{h}}^H\tilde{\mathbf{h}} + \\ &\quad \frac{1}{M}\|\mathbf{a}_2\|^2\tilde{\mathbf{h}}_1^H\tilde{\mathbf{h}}_1 + \sigma_n^2\mathbf{I} \\ &= (\tilde{\mathbf{h}}_0^H\tilde{\mathbf{h}}_0 + \tilde{\mathbf{h}}^H\tilde{\mathbf{h}} + \tilde{\mathbf{h}}_1^H\tilde{\mathbf{h}}_1) + \sigma_n^2\mathbf{I} \end{aligned} \quad (21)$$

因 \mathbf{R}_2 具有和 \mathbf{R}_1 相同的 3 个较大特征值, 设 $\mathbf{v}''_1, \mathbf{v}''_2$ 和 \mathbf{v}''_3 分别为 \mathbf{R}_2 前 3 个大特征值对应的归一化特征向量, 则当 $t_0 < T_s/2$ 且 $\lambda_1 = \|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2 = T_s\sigma_s^2 + \sigma_n^2$ 时, 满足

$$\begin{aligned} \lambda_1 \mathbf{v}''_1 &= \mathbf{R}_2 \mathbf{v}''_1 \\ &= [(\tilde{\mathbf{h}}_0^H\tilde{\mathbf{h}}_0 + \tilde{\mathbf{h}}^H\tilde{\mathbf{h}} + \tilde{\mathbf{h}}_1^H\tilde{\mathbf{h}}_1) + \sigma_n^2]\mathbf{v}''_1 \\ &= (T_s\sigma_s^2 + \sigma_n^2)\mathbf{v}''_1 \end{aligned} \quad (22)$$

结合式(21)得

$$\tilde{\mathbf{h}} = k_1 \mathbf{v}''_1 \quad (23)$$

同理可得

$$\tilde{\mathbf{h}}_0 = k_2 \mathbf{v}''_2, \quad \tilde{\mathbf{h}}_1 = k_3 \mathbf{v}''_3 \quad (24)$$

其中, k_1, k_2 和 k_3 为比例系数。由此得证, 矩阵 \mathbf{R}_2 的特征分解可得到包含扩频序列估计向量。

2.3 信息和扩频序列联合估计结论

由上述分析可知, 对信息序列的估计: 无论失步时间 t_0 是否大于 $T_s/2$, 对应于最大奇异值的左奇异矩阵的归一化向量总为 $\mathbf{a}_1 = (a_2 \ a_4 \ \dots \ a_{2M})^T$ 估计。但是, $\|\tilde{\mathbf{h}}\|^2 + \sigma_n^2$ 和 $\|\tilde{\mathbf{h}}_1\|^2 + \sigma_n^2$ 的大小取决于 t_0 , 当 $t_0 \leq T_s/2$ 时, 则对应次最大值的左奇异矩阵的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_0 = (a_1 \ a_3 \ a_5 \ \dots \ a_{2M-1})^T$ 估计, 对应于第三大值的左奇异矩阵的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_2 = (a_3, \dots, a_{2M+1})$ 估计, 反之, 则对应次最大值的左奇异矩阵的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_2 = (a_3, \dots, a_{2M+1})$, 对应于第三大值的左奇异矩阵的归一化向量为 $\hat{\mathbf{a}}_0 = (a_1 \ a_3 \ a_5 \ \dots \ a_{2M-1})^T$ 估计。因为 $\hat{\mathbf{a}}_0, \hat{\mathbf{a}}_1, \hat{\mathbf{a}}_2$ 之间有重叠部分, 可通过重叠部分的值进行去极性模糊并组合, 从而得到完整的信息序列估计。

对于扩频序列的估计, 由上述分析可知, 矩阵 \mathbf{X} 分解后, 对应于最大奇异值的右奇异矩阵的向量包含整个扩频序列 $\tilde{\mathbf{h}}$ 的估计值。同时, 由式(6)定义可知, 当失步时间 t_0 已知时, $\tilde{\mathbf{h}}$ 的估计向量空间去掉尾部 t_0 长度, 然后前推 T_s 得到的向量即为扩频序列估计。

同理也可利用右奇异矩阵第 3 列向量的后 t_0

位($\tilde{\mathbf{h}}_1$)与第 2 列向量的前 $T_s - t_0$ 位($\tilde{\mathbf{h}}_0$)组合构成扩频序列估计。但是, 由上述分析可知, 第 2, 3 列向量之间存在相位模糊, 所以在连接过程中存在反相的问题, 为了便于阐述问题, 仿真时, 假设无噪声情况。因此, 我们利用第 1 列向量前推法获得扩频序列估计, 在同一向量空间不存在反相问题。

3 仿真分析

为了验证本文提出的算法, 设置了 2 个仿真试验。第一个实验通过仿真将本文算法的 PN 序列和信息序列估计性能进行了验证; 第二个试验通过和其他方法进行仿真比较, 验证本文算法的优越性。仿真中直扩信号采用 63 位的 m 序列进行扩频, 码片速率 10MHz, 符号速率为 10MHz/63 = 157.5kHz, 信号为 BPSK 调制, 信噪比为 -7dB, 仿真信号长度为 100 个扩频周期, 即 50 个信息码(窗)。采样频率为 10MHz, 每个扩频周期采样点数为 63。接收端滤波器忽略不计。

当 $t_0 = 20$, 矩阵分解后, 右特征矩阵第一列特征向量的一部分即为所求的扩频序列, 仿真分析见图 3(a), 图中右侧较小码值的个数即为失步时间的码片数, 由此前推 N 为即得的扩频序列估计, 同样, 为进一步验证, 图 3(b)为无噪声时的比较示意图, 从图中可知, 该方法能够较好得到扩频序列估计。对应的信息序列估计见图 4, 图 4(a)、(b)、(c)分别为信息序列 $\hat{\mathbf{a}}_0, \hat{\mathbf{a}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_2$ 估计值与真实值的比较示意图, 在 $t_0 < T_s/2$ 时, 图(a)为 $\mathbf{a}_1 = (a_2 \ a_4 \ \dots \ a_{2M})^T$ 估计示意图, 图(b)为 $\mathbf{a}_0 = (a_1 \ a_3 \ a_5 \ \dots \ a_{2M-1})^T$ 估计示意图, 图(c)为 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 一个数据符号延迟的估计, 则 $\hat{\mathbf{a}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 的组合构成正确的信息序列, 由图可知, 信息序列的估计值的极性误码都为 0, 同时, 满足 $\hat{\mathbf{a}}_2$ 为 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 的一个

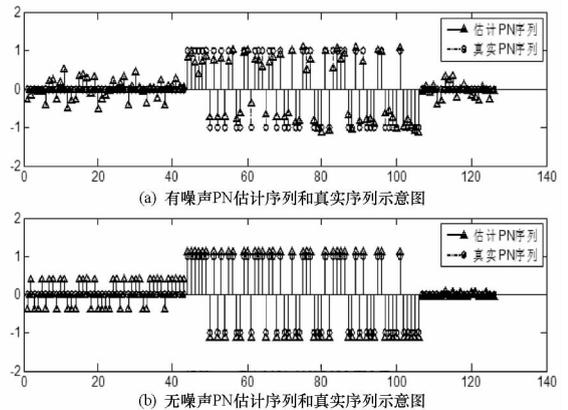


图 3 $t_0 = 20$ 时 PN 序列估计值与真实值图
Fig.3 The comparison between the estimation of PN sequence and truth when $t_0 = 20$

信息码延迟,从而验证理论推导的正确性。

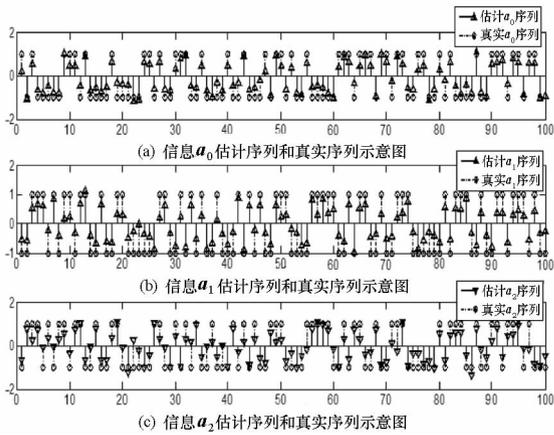


图4 $t_0 = 20$ 时,信息序列估计值与真实值图

Fig.4 The comparison between the estimation of information sequence and truth when $t_0 = 20$

图5的仿真结果分别验证了2.3节的分析结果,由图可知,当利用文献[4,6]等所描述的算法链接PN序列估计的两部分时,存在相位模糊现象,见图5(b)。

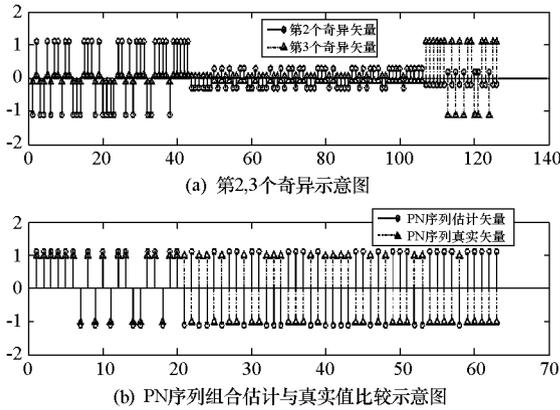


图5 $t_0 = 20$ 时,第2与第3个向量及组合

Fig.5 The second and third vectors and the combination of two vectors

本文算法、文献[4,6]算法以及互相关解扩算法盲估计PN和信息序列的仿真结果见图6,对于每个SNR值,采用1000次蒙特卡罗仿真,且随机采用先步时间时,估计矢量与真实矢量间的极性错误比值。由图可知,本文算法在较低信噪比环境下仍能有效估计扩频波形和信息序列,其中信息序列的估计性能接近互相关解扩的性能;扩频波形的估计性能优于文献[4,6]算法,这是因为文献[4,6]算法在链接PN估计序列时需要去两段估计模糊。

4 结束语

本文提出了一种基于双PN周期的短码DS-SS信号扩频波形与信息序列联合估计的方法。该方法通过对奇异值分解所得左右奇异矩阵进行

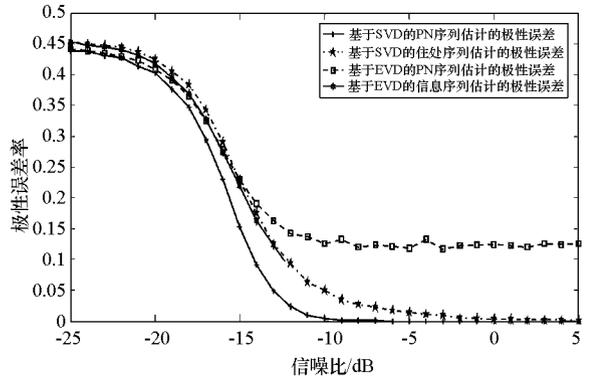


图6 PN和信息序列估计极性错误率

Fig.6 The sign error percent of the PN and information sequence estimation

分析,实现了扩频波形与信息序列的同时估计。该方法不需对接收信号进行相关矩阵积累,降低了计算量。同时,该方法利用同一向量空间进行扩频向量估计,避免了传统的子空间估计方法所采用的部分长度估计再连接时存在的反相问题。

参考文献:

- [1] Hill P C J, Ridley M E. Blind Estimation of Direct-sequence Spread Spectrum-sequence Chip Codes [C]//IEEE on 6th Int. Symp. On Spread-Spectrum Technique & Application, New Jersey, USA, Sept6 - 8, 2000: 305 - 309.
- [2] Adams E R, Gouda M D, Hill P C J. Statistical Techniques for Blind Detection & Discrimination of M-Sequence Codes in DSSS Systems[C]//0 - 7903 - 4281 - X/97 IEEE 1998: 853 - 857.
- [3] Boudier C, Azou S, Burel G. A Robust Synchronization Procedure for Blind Estimation of the Symbol Period and the Timing Offset in Spread Spectrum Transmissions[C]//IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications (ISSSTA), Prague, Czech Republic, September 2002: 238 - 241.
- [4] Burel G, Boudier C. Blind Estimation of the Pseudo-random Sequence of a Direct Sequence Spread Spectrum Signal [C]//IEEE 21st Century Military Comm. Conf., Los-Angeles, Oct. 2000.
- [5] Yao Y W, et al. Blind Detection of Synchronous CDMA in on-Gaussian Channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(1): 271 - 279.
- [6] Zhang T Q, Mu A P, Zhang C. Analyze the Eigen-structure of DS-SS Signals under Narrow Band Interferences[J]. Digital Signal Processing 16(2006) 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 2007, 16: 746 - 753.
- [8] Qiu 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. 2008vol2: 139 - 146.
- [9] Boudier C, Azou S S, Burel G. Performance Analysis of a Spreading Sequence Estimator for Spread Spectrum Transmissions[J]. Journal of Franklin Institute, 341 (2004): 595 - 614.
- [10] 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 - 173.
- [11] 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 - 1472.