

窄带干扰环境下直扩信号伪码的盲估计方法研究

张天骐 林孝康

(清华大学深圳研究生院 深圳 518055)

摘要: 为了解决窄带干扰条件下低信噪比直扩信号扩频码的盲估计问题, 该文提出了一种直扩信号的相关矩阵累加平均结合矩阵特征分解的方法。该方法首先按照已获知的直扩信号扩频码周期、码速率等二次统计特性参数对接收信号进行取样处理以获得一个观察向量集, 接着用所提出的方法对该集合进行处理, 其结果可以估计出信号所夹杂的窄带干扰(以多音干扰为例)特征波形, 同时还可以进一步估计出信号的扩频码序列。利用前者, 可以进一步消除信号所夹杂的窄带干扰, 而利用后者则可以对接接收信号实行盲解扩处理。理论分析和数值结果都表明了该方法非常有效, 并能工作在较低的输入信噪比和很低的信号干扰比环境下。

关键词: 特征值分解, 直扩信号, 窄带多音干扰, 扩频码序列, 盲解扩

中图分类号: TN914.4, TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)10-1600-05

Study on the DS-SS Signals Despreading without the PN Sequence under Narrow Band Interference

Zhang Tian-qi Lin Xiao-kang

(Graduate School at Shenzhen of Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)

Abstract In this paper, an approach of eigen-analysis for DS-SS signals under narrow band (multiple tone) interference is proposed, which can estimate the PN (Pseudo Noise) sequence blindly in the low SNR(Signal Noise Ratio) and SIR(Signal Interference Ratio) DS-SS signals. Of course, the parameters of the DS-SS signals (such as period and chip interval of the PN sequence) need to be known. Firstly, the received signal is divided into a lot of non-overlapping temporal vectors according to the period of PN sequence, and then the correlation matrix of the vectors is calculated and accumulated. The eigenvalue decomposition of the matrixes can be computed and the narrow band interference waveforms and the PN sequences of the received signals from the main component eigenvectors can be blindly estimated in the end. Based on the estimated narrow band interference waveforms and PN sequences, the narrow band interference can be rejected, and the DS-SS signals despreading without the PN code can be realized too. Theoretic analysis and experimental results show that the approach is very effective. It can work well on the lower SNR and SIR ambient.

Key words Eigen-analysis, Direct Sequence Spread Spectrum (DS-SS) signal, Narrow band (multiple tone) interference, PN (Pseudo-Noise) sequence, Spread-spectrum despreading without the code

1 引言

由于直接序列扩频(DS-SS或DS)通信信号的功率谱密度通常很低, 往往为噪声所淹没, 因而有明显的抗干扰性和抗截获性。但事实上, 若已获知DS信号的有关参数(扩频码周期和码率^[1,2]等), 则对DS信号扩频码(PN码或伪码)的盲估计将成为可能, 这对该类扩频通信的民用管理和军事侦察将具有重大的意义。文献[3]提出了用延时自相关的方法对DS信号进行无码解扩(又称“盲解扩”), 以达到截获的目的, 但由于其中的有些参数涉及到谱相关计算, 致使其实时处理起来变得困难, 而且该方法只是对DS信号进行无码解扩, 并没

有完全得到和用到DS信号PN码本身的结构信息。本文作者曾在文献[2]中用统计谱分析结合神经网络的方法实现对DS信号PN码序列的估计, 但是该文提到了用来搜索信息码与PN码波形同步起始点的自相关方法存在着较为严重的缺陷, 因此在实用上增加了DS通信盲解扩处理的难度。而且, 实际的DS信号在很大程度上可能存在外来环境干扰, 尤其是一些功率较大的窄带干扰。再则, 在接收机内部由于解调本振的不稳定, 在解调得到的基带DS信号中一般都会有窄带干扰形式的剩余调制。因此, 要实现DS信号的盲解扩处理, 还必须在该解扩处理接收机前加上窄带干扰抑制。另外, 直到现在

为止, 几乎所有的DS信号窄带干扰抑制的文章^[4]都没有能够在抑制窄带干扰的同时进一步细致地分析DS信号本身的结构信息, 直到能估计出其PN码序列。

在本文中, 先根据已获知的DS信号参数对观察基带DS信号以随机确定的起始点按PN码周期分段, 以形成观察数据向量集, 然后对观察向量相关矩阵实施累加和矩阵特征值分解, 最后根据所得特征值的分布就可以找出所要抑制的窄带干扰波形, 并可进一步估计出DS信号的PN码序列。该方法非但不需要搜索观察窗与信息码波形失步的起始点, 并且还可以估计该起始点, 因而克服了文献[2]所提方法的缺陷, 而且该方法在对DS信号PN码序列实施盲估计时, 是不需要对接收信号提前进行窄带干扰抑制的, 但可以事先估计出窄带干扰波形以用于后续的窄带干扰抑制。这些将为DS信号盲解扩处理的实用化铺平道路。在解决好了PN码序列的盲估计问题后, 才能在真正意义上实现DS通信的盲解扩处理。由于DS信号易于用平方环等方法解调, 所以本文采用了基带DS信号, 并根据工程实际假设一位信息码由一周期PN码同步调制。对长码调制DS信号的盲处理, 将另有文章论述。

2 系统和算法描述

本文研究的直扩扩频窄带干扰抑制盲解扩接收机如图 1。图中的扩谱信号给出如下^[3-5]:

$$s(t) = d(t)p(t)\cos(\omega_c t) \quad (1)$$

其中 $d(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} d_m q(t - mT_0)$, $d_m \in \{\pm 1\}$ 为均匀分布的信息码序列, $E[d_m d_n] = \delta(m - n)$, 这里 $q(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T_0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$,

代表一个持续期为 T_0 的切普脉冲; $p(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} p_k q(t - kT_C)$, $p_k \in \{\pm 1\}$ 为PN码序列, $q(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T_C \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ 代表一个持续期为 T_C 的切普脉冲。式中 $T_0 = NT_C$, T_0 为PN码周期(这里也等于信息符号的周期), T_C 为PN码子脉冲宽度, N 是PN码位数(表示了扩谱系统的处理增益); ω_c 表示了扩谱信号载频。

接收信号中的窄带干扰NBI(以多音干扰为例)为

$$j(t) = \sum_{m=1}^M A_m \cos[(\omega_c + \Omega_m)t + \theta_m] \quad (2)$$

式中 A_m 为第 m 个干扰的幅度, Ω_m 为干扰频率与DS信号中心频率的频差, θ_m 为在0到 2π 之间均匀分布的随机相位。

因此接收信号 $x(t)$ 具有如下的形式:

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

式中 T_x 为在 $[0, T_0]$ 上均匀分布的随机初始延时, $n(t)$ 是方差为 σ_n^2 的零均值加性高斯白噪声。

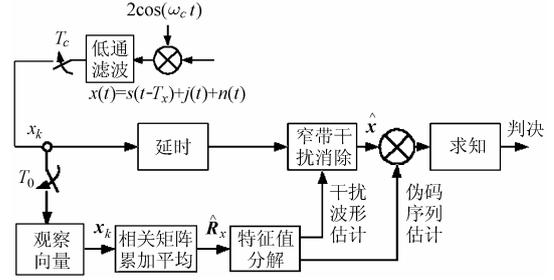


图1 直接序列扩频-窄带干扰抑制-盲解扩接收机

为了简化分析, 假设图1中用于下变频的低通滤波器为一个理想低通滤波器, 它不会引起信号和NBI失真。低通滤波的目的在于让信号和干扰无失真地通过, 而限制白噪声 $n(t)$ 的功率。在下变频和 T_C 采样以后, 得到信号如下:

$$x_k = s_k + j_k + n_k \quad (4)$$

$$\text{式中} \quad s_k = d(k)p(k) \quad (5)$$

$$j_k = \sum_{m=1}^M A_m \cos[i_k \Omega_m T_C + \theta_m] \quad (6)$$

并且 θ_m 为 $[0, 2\pi]$ 上均匀分布的随机数, n_k 是方差为 σ_n^2 的零均值随机变量。

设置一个持续期为 T_0 的观察窗, 并且每隔 T_0 得到一个观察取样向量 $\mathbf{x}_k = [x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-N}]^T$ 。这里 \mathbf{x}_k 的维数为 $N = T_0/T_C$ 。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{j}_k + \mathbf{n}_k \quad (7)$$

式中由于受到观察随机初始延时 T_x 的影响, \mathbf{s}_k 的采样起始点 T_x 并不恰好处于信息码与PN码序列调制的同步点上, 那么可以推知一个取样向量 \mathbf{s}_k 将包含连续的两位信息码调制的一周期PN码序列的信号, 即

$$\mathbf{s}_k = d_k \mathbf{p}_{01} + d_{k+1} \mathbf{p}_{10} \quad (8)$$

其中, d_k 和 d_{k+1} 是均匀分布并且不相关的连续两位信息码。 \mathbf{p}_{01} 是一个向量, 它包含持续期为 $T_0 - T_x$ 的扩频码波形的后段, 前面是持续期为 T_x 的零值。 \mathbf{p}_{10} 是一个向量, 它包含持续期为 $T_0 - T_x$ 的零值, 后面紧接着持续期为 T_x 的扩频码波形的中段。可见, 一个完整的扩频码波形 \mathbf{p} 是可以由 \mathbf{p}_{01} 和 \mathbf{p}_{10} 重建出来的。进一步, 将 \mathbf{p}_{01} 和 \mathbf{p}_{10} 作幅度归一化, 有

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{u}_1 &= \mathbf{p}_{01} / \|\mathbf{p}_{01}\| \\ \mathbf{u}_2 &= \mathbf{p}_{10} / \|\mathbf{p}_{10}\| \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

又由 \mathbf{p}_{01} , \mathbf{p}_{10} 的定义, 进一步

$$\mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}, \quad i, j = 1, 2 \quad (10)$$

可知, 所得到的 \mathbf{u}_1 和 \mathbf{u}_2 是正交归一化向量。

窄带干扰 \mathbf{j}_k 可以表示为

$$\mathbf{j}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{a} \quad (11)$$

其中 $\mathbf{H}_k = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_M]$ 是一个 $N \times M$ 维矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_l &= [\cos[\Omega_l T_C(k - i_1) + \theta_l], \\ &\quad \cos[\Omega_l T_C(k - i_2) + \theta_l], \dots, \cos[\Omega_l T_C(k - i_N) + \theta_l]]^T \\ \mathbf{a} &= [A_1, A_2, \dots, A_M]^T, \mathbf{n}_k = [n_{k-1}, n_{k-2}, \dots, n_{k-N}]^T \end{aligned}$$

由此, 接收信号的数据向量 \mathbf{x}_k 可以表示为

$$\mathbf{x}_k = d_k \left\| \mathbf{p}_{01} \right\| \mathbf{u}_1 + d_{k+1} \left\| \mathbf{p}_{10} \right\| \mathbf{u}_2 + \mathbf{H}_k \mathbf{a} + \mathbf{n}(k) \quad (12)$$

下面将研究数据向量 \mathbf{x}_k 形成的相关矩阵的特征值分解(EVD)。向量 \mathbf{x} 的相关矩阵可以表示为

$$\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} \quad (13)$$

式中 $E\{\cdot\}$ 表示对 θ_m 取期望。将式(12)代入式(13)并忽略下标, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x &= \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n \\ &= \sum_{i=1}^2 E_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T + \sum_{m=1}^M F_m (\mathbf{c}_m \mathbf{c}_m^T + \mathbf{s}_m \mathbf{s}_m^T) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \sum_{i=1}^2 E_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T + \sum_{m=1}^M F_m \mathbf{c}_m \mathbf{c}_m^T + \sum_{m=1}^M F_m \mathbf{s}_m \mathbf{s}_m^T + \sigma_n^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (14)$$

在上面的推导过程中, 假设信号 \mathbf{s}_k , 窄带干扰 \mathbf{j}_k 和噪声 \mathbf{n}_k 相互独立, 而信息码是零均值和不相关的, 且有 $E_1 = \sigma_d^2 \|\mathbf{p}_{01}\|^2$, $E_2 = \sigma_d^2 \|\mathbf{p}_{10}\|^2$ (信息码的方差为 σ_d^2), $F_m = A_m^2/2$ 是第 m 个干扰信号的功率, 并且

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_m &= [\cos i_1 \Omega_m T_C, \cos i_2 \Omega_m T_C, \dots, \cos i_N \Omega_m T_C]^T \\ \mathbf{s}_m &= [\sin i_1 \Omega_m T_C, \sin i_2 \Omega_m T_C, \dots, \sin i_N \Omega_m T_C]^T \end{aligned}$$

式中, \mathbf{I} 是维数为 N 的单位矩阵。

由式(14)可以看出, \mathbf{u}_i ($i=1,2$), \mathbf{c}_m 和 \mathbf{s}_m ($m=1,2,\dots,M$) 都是 \mathbf{R}_x 的正交归一化主分量向量, 而且由该式和正定矩阵的性质可知, \mathbf{u}_i , \mathbf{c}_m 和 \mathbf{s}_m 还可以取相应的负值。

由式(14)和相关矩阵的特征分解理论可知

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x &= \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n \\ &= \sum_{i=1}^2 E_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T + \sum_{m=1}^M F_{1m} \mathbf{c}_m \mathbf{c}_m^T + \sum_{m=1}^M F_{2m} \mathbf{s}_m \mathbf{s}_m^T + \sigma_n^2 \mathbf{I} \\ &= \mathbf{U}_s \mathbf{A}_s \mathbf{U}_s^T + \mathbf{C}_m \mathbf{A}_{1m} \mathbf{C}_m^T + \mathbf{S}_m \mathbf{A}_{2m} \mathbf{S}_m^T + \mathbf{U}_n \mathbf{A}_n \mathbf{U}_n^T \end{aligned} \quad (15)$$

对式(15)的讨论如下:

(1) 设 $F_{1m} = A_m^2/2$ 和 $F_{2m} = A_m^2/2$ ($m=1,2,\dots,M$) 代表了 M 个窄带干扰 \mathbf{j}_k 的 $2M$ 个特征值(功率)。这些特征值和所对应的特征向量就可以用于窄带干扰消除。

(2) 设PN码序列能量: $E_p \approx T_C \|\mathbf{p}\|^2$, 式中 T_C 也表示取样周期, 有用DS信号方差: $\sigma_s^2 = \sigma_d^2 E_p / T_0$, 式中 σ_d^2 表示信息序列的方差, 信噪比: $\gamma_{\text{SNR}} = \sigma_s^2 / \sigma_n^2$, 可得 $E_1 = \sigma_n^2 \cdot \gamma_{\text{SNR}} \cdot (T_0 - T_x) / T_C$ 和 $E_2 = \sigma_n^2 \cdot \gamma_{\text{SNR}} \cdot T_x / T_C$ 代表了有用信号 \mathbf{s}_k 的特

征值(功率), 一般要比窄带干扰的特征值小许多, 其对应的两个特征向量可用于估计DS信号的PN码序列。

(3) 由式(15)和矩阵特征分解理论得知, 矩阵 \mathbf{R}_s 的特征值大小依赖于观察窗和信息码波形失步的时刻 T_x 。

(a) 当 $T_x \leq T_0/2$ 时, 该矩阵 \mathbf{R}_s 代表有用信号的特征值降序排列分别是

$$\left. \begin{aligned} \lambda_{s1} &= E_1 + \sigma_n^2 = \left(1 + \gamma_{\text{SNR}} \cdot \frac{T_0 - T_x}{T_C} \right) \sigma_n^2 \\ \lambda_{s2} &= E_2 + \sigma_n^2 = \left(1 + \gamma_{\text{SNR}} \cdot \frac{T_x}{T_C} \right) \sigma_n^2 \\ \lambda_n &= \sigma_n^2 \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

所以矩阵 \mathbf{R}_s 的最大特征值为 λ_{s1} , 其对应的主特征向量符号 $\mathbf{p}_{01} = \text{sign}(\mathbf{u}_1)$ 表示了一周期完整 PN 序列的后半段; 而次大的特征值为 λ_{s2} , 其对应的主特征向量符号 $\mathbf{p}_{10} = \text{sign}(\mathbf{u}_2)$ 表示了一周期完整 PN 序列的前半段。可以看出由 $\hat{\mathbf{p}} = \mathbf{p}_{01} + \mathbf{p}_{10} = \text{sign}(\mathbf{u}_1) + \text{sign}(\mathbf{u}_2)$ 是可以恢复出一周期完整的 PN 码序列的。再者, 能够根据式 (16)估计输入信噪比为 $\gamma_{\text{SNR}} = \left(\frac{\lambda_{s1} + \lambda_{s2}}{\sigma_n^2} - 2 \right) \frac{T_C}{T_0}$ 。观察窗和信息码波形失步的时刻

$$T_x \text{ 为 } \bar{T}_x = \frac{T_C}{\gamma_{\text{SNR}}} \left(\frac{\lambda_{s2}}{\sigma_n^2} - 1 \right)。$$

(b) 当 $T_x > T_0/2$ 时, 由式(16)知特征值 λ_{s1} 和 λ_{s2} 的顺序会改变。

(c) 当 $T_x = 0$ 时, 由式(16)有

$$\left. \begin{aligned} \lambda_{s1} &= \left(1 + \gamma_{\text{SNR}} \cdot \frac{T_0}{T_C} \right) \sigma_n^2 \\ \lambda_{s2} &= \sigma_n^2 \\ \lambda_n &= \sigma_n^2 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

所以矩阵 \mathbf{R}_s 只有一个最大特征值 λ_{s1} , 其对应的主分量符号 $\mathbf{p} = \text{sign}(\mathbf{u}_1)$ 表示了一周期完整 PN 序列。而次大的特征值 λ_{s2} 则退化为噪声方差, 其对应的主分量 \mathbf{u}_2 代表了噪声序列。

从上面理论分析可以看到, 当接收信号的信号干扰比较低, 并且/或者信噪比也较低时, 对相关矩阵 \mathbf{R}_x 进行特征值分解是完全可以估计出所接收信号的窄带干扰特征波形和 DS 信号的 PN 码序列的, 这是因为对 \mathbf{R}_x 的估计是用下式进行的

$$\hat{\mathbf{R}}_x(l) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \quad (18)$$

上式表明了相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 的累加平均计算过程本身就是一个降噪的过程, 在均方意义上其为 \mathbf{R}_x 的最优无偏估计。更进

一步, 还可以找到现成的高效奇异值分解算法程序来实现对 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 的特征分解。

3 计算机模拟结果

实验说明:

(1) 实验中采用的两个窄带干扰分别为

$$\text{窄带干扰 } j_1(k) = 10.0 \cos[(2\pi/100)k + \phi_1] \quad (19)$$

$$\text{窄带干扰 } j_2(k) = 5.0 \cos[(2\pi/50)k + \phi_2] \quad (20)$$

式中每次产生的窄带干扰数据向量 $\mathbf{j} = \mathbf{j}_1(\phi_1) + \mathbf{j}_2(\phi_2)$, $k = 1, 2, \dots, 200$, 即长度为 200bit, ϕ_1 和 ϕ_2 为均匀分布在 $[0, 2\pi]$ 上的不同随机数。

(2) 在实验中, DS 信号 PN 序列是长度为 100bit 的截断的 \mathbf{m} 序列, 序列的幅度为 ± 1 。

(3) 在实验中, 每次均匀随机地产生幅度为 ± 1 两位信息码, 然后用它们分别去调制 PN 码序列产生两周期 T_0 的信号, 加入所产生的窄带干扰数据, 再加入方差为 σ_n^2 的零均值高斯白噪声, 再以一个任意确定的 $\{T_x | 0 \leq T_x < T_0\}$ (为码片宽度 T_c 的整数倍) 为起点取出一 PN 码周期的信号, 即可生成一个观测数据向量 \mathbf{x} 。

(4) 图中信号干扰比和信噪比为

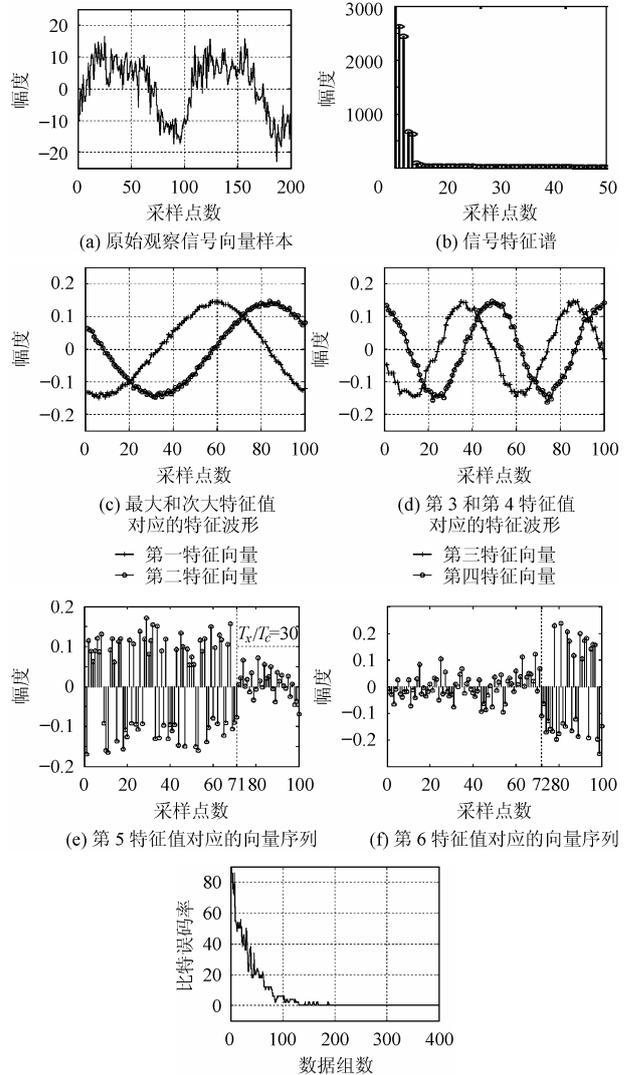
$$\left. \begin{aligned} \text{SIR} &= 10 \lg \left(\frac{\sigma_s^2}{\sum_{m=1}^2 A_m^2 / 2} \right) \\ \text{SNR} &= 10 \lg (\sigma_s^2 / \sigma_n^2) \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中 σ_s 和 σ_n 分别为信号和噪声的标准差。由于有用信号的幅度为 ± 1 , 因此有 $\sigma_s^2 = 1$ 和 $\sigma_s = 1$, $\text{SIR} = -10 \lg (\sum_{m=1}^2 A_m^2 / 2)$, 和 $\text{SNR} = -20 \lg (\sigma_n)$ 。

实验 1 在 DS 信号码长 $N=100$ bit, 观察窗和信息码波形失步的时刻为 $T_x = 30T_c$, 且 $A_1 = 10.0$ 和 $A_2 = 5.0$, 信干比 $\text{SIR} = -18\text{dB}$, 并且 $\sigma_n = 4.0$, 信噪比 $\text{SNR} = -12.04\text{dB}$ 时所做模拟实验。观察信号相关矩阵用 $\hat{\mathbf{R}}_x(l) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i)$ 计算, $l = 1, 2, \dots, 400$ 。

图 2(a) 是一个原始观察信号向量样本; 图 2(b) 是相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x(400)$ 的特征谱 (特征值降序排列图), 从图中可以看到有两两一组的前面 4 个较大特征值存在。他们中, 前两个及其对应的特征向量 (见图 2(c)) 对应了窄带干扰⁽¹⁾, 后两个及其对应的特征向量 (见图 2(d)) 对应了窄带干扰⁽²⁾, 而对应于有用 DS 信号存在的第五和第六特征值较小, 一般不易被人察觉, 其对应的特征向量形成的序列见图 2(e) 和图 2(f)。在实验中这两个特征向量形成的序列还可能出现部分或全部取 PN 码的原序列或反序列的情况, 这符合前面的理论分析, 这些情况

均不影响获得 PN 码估计后的主动解扩。图 2(g) 是所估计 PN 序列的误码率随着数据向量的组数的变化情况, 即算法的收敛曲线。



(g) 由第 5, 6 特征序列估计 PN 码时所得收敛曲线

图 2

实验 2 在 DS 信号 PN 码长 $N=100$ bit 和 $N=200$ bit, 观察窗与信息码波形失步的时刻 $T_x = 0.29NT_c = 0.29N$, (脱机运行时, 可假设 $T_c=1$), 有式 (19) 和式 (20) 的窄带干扰和无窄带干扰时做模拟实验。

图 3(a) 是在式 (19) 和式 (20) 的窄带干扰下估计 PN 码所需数据组数的均值随信噪比变化的曲线, 图 3(a) 是在没有窄带干扰下估计 PN 码所需数据组数的均值随信噪比变化的曲线。从两个图中可以看出, PN 码越长估计所需要的数据组数就减少, 估计性能越好; 有窄带干扰存在时, 估计 PN 码所需的数据组数会明显增加, 表明了窄带干扰会直接影响 PN 码序列的估计。

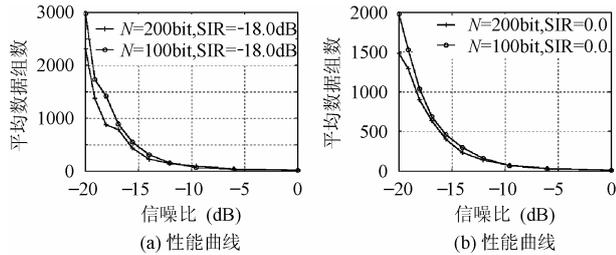


图3

从上述模拟实验 1 和 2 可以看出, 由相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x(l) = (1/l) \sum_{i=1}^l \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i)$ 的特征分解是完全可以在窄带干扰条件下正确估计到 DS 信号 PN 码序列的, 而且还可以在较低的信噪比条件下实现估计。

4 结束语

在通常情况下, 已确知 PN 码的主动解扩可作到信噪比容限为 $-20\text{dB} \sim -30\text{dB}$, 文献[3]曾用延时自相关“盲解扩”方法作到了 -15dB 的信噪比容限, 而本文用基于相关矩阵累加平均的特征分解方法在 $\text{SIR} = -18.0\text{dB}$ 条件下可以较为容易地作到 $\text{SNR} = -20.0\text{dB}$ 的输入信噪比容限, 而且在 PN 码较短时估计速度会较快, 在 PN 码较长时估计性能会更好。该方法将能较好地解决窄带干扰条件下 DS 通信(尤其在涉及

到 DS 的民用通信和战术通信中)的 PN 码序列盲估计问题, 进一步为 DS 通信的盲解扩、管理、侦察和干扰以及 DS-CDMA 通信的侦察和盲多用户检测等铺平道路。

参考文献

- [1] 张天骢, 周正中. 直扩信号伪码周期的谱检测[J]. 电波科学学报, 2001, 16(4): 518 – 521.
- [2] 张天骢, 周正中. 直扩信号的谱检测和神经网络估计. 系统工程与电子技术, 2001, 23(12): 12 – 15.
- [3] French C A, Gardner W A. Spread-spectrum despreading without the code. *IEEE Trans. on Commun.*, 1986 34(4): 404 – 407.
- [4] 孙丽萍, 胡光锐. 直接序列扩频通信中窄带干扰抑制的奇异值分解方法. 电子与信息学报, 2003, 25(9): 1290 – 1293.
- [5] Dixon R C. Spread Spectrum Systems (second edition), New York: John Wiley & Sons, Inc: 1984.

张天骢: 男, 1971 年生, 博士后, 研究方向为通信信号的调制解调通信信号的盲处理以及神经网络实现。

林孝康: 男, 1947 年生, 教授, 博士生导师, 长期从事信息与通信工程的设计、科研以及教学工作。