

基于ML的多径信道下直扩信号PN码和信道的联合盲估计

刘秋红,许漫坤,李天昀
(信息工程大学,河南郑州 450001)

摘要: 针对非协作通信下多径信道直接序列扩频信号伪随机(PN, Pseudorandom)码的估计难题,本文在分析信号二阶统计特性的基础上,提出了一种基于最大似然(ML, Maximum Likelihood)的PN码和多径信道联合盲估计的方法.该方法首先建立PN码和信道序列的最大似然数学模型,然后通过交替转换数学模型和使用迭代最小二乘投影(ILSP, Iterative Least Square Projection)算法实现PN码和多径信道的联合估计.为了进一步降低算法复杂度和避免矩阵求逆,本文给出了算法的自适应求解方式.此外,针对低信噪比下信道估计误差引起PN码的估计精度下降的问题,本文提出了一种基于迭代总体最小二乘投影的改进算法.所提算法不受PN码模型限制,并通过仿真实验验证了算法的有效性.

关键词: 直接序列扩频;多径信道;伪随机码;最大似然;迭代最小二乘投影;总体最小二乘

中图分类号: TN911.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)08-1480-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200024

Joint Blind Estimation of PN Codes and Channels with Maximum Likelihood for DSSS Signals in Multipath Channels

LIU Qiu-hong, XU Man-kun, LI Tian-yun
(Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: To solve the problem of pseudorandom (PN) codes estimation for direct sequence spread spectrum (DSSS) signals over multipath channels in non-cooperative communication, based on analyzing the second-order statistics of the signals, a method for joint blind estimation of PN codes and channels with maximum likelihood (ML) is proposed. First, we establish a ML mathematical model of PN codes and multipath channels. Then, we iteratively transform the mathematical model and use the iterative least square projection (ILSP) algorithm to estimate the PN code and channel. Furthermore, to reduce the complexity of the algorithm and avoid the matrix inversion, we present an adaptive rule of our algorithm. Finally, to avoid the decrease of PN code estimation accuracy caused by the channel estimation error, especially under low signal-to-noise ratio, an improved algorithm based on the iterative total least squares projection (ITLSP) is presented. The proposed methods are applicable to all types of PN codes and the simulation results are presented to demonstrate the effectiveness of the algorithms.

Key words: DSSS; multipath channels; PN codes; maximum likelihood; iterative least square projection (ILSP); total least squares

1 引言

直接序列扩频(DSSS, Direct Sequence Spread Spectrum)的优势在于通过扩展频域带宽来换取信噪比的降低.该通信技术由于使用了高速率的伪随机(PN, Pseudorandom)码进行扩频和解扩处理,因此具有频谱宽、抗干扰、截获率低、可实现码分多址等优点,这些优点使

其广泛应用于各种军事和民用通信系统,但同时也给非协作通信方的信息截获带来了极大的挑战.由于DSSS信号盲解扩的关键参数是PN码,因此PN码的盲估计具有重要的应用价值和现实意义.

目前,针对高斯白噪声信道下的短码直扩(SC-DSSS, Short Code DSSS)信号的PN码序列估计已较为成

熟,主要有矩阵分解^[1],子空间跟踪^[2],神经网络^[3].在实际通信环境中,则往往存在多径干扰.此时上述针对高斯白噪声信道的PN码估计方法不再适用.目前,针对多径信道下SC-DSSS信号的研究较少.文献[4,5]利用m序列的三阶相关性分别实现了单用户、多用户PN码的盲估计,该类方法需遍历m序列生成式,计算量大,实际可操作性差,且只适用于m序列^[6];文献[7]基于盲源分离讨论了多径信道下复伪码波形(PN码和信道的卷积)的估计问题;文献[8]基于噪声子空间方法^[9],将多径SC-DSSS信号等效为SIMO(Single Input Multiple Output)盲信道辨识,实现了信息序列和复伪码波形的估计;二者都没有解决信道和PN码的分离问题;文献[10]基于特征向量空间,提出一种基于Givens旋转的PN码盲估计算法,算法基于复伪码波形,以主径为主,忽略其他路径的影响,从而实现伪码序列的估计,因此并不是真正意义上的针对多径信道的PN码估计;文献[11]沿用文献[8]的思路,提出一种基于扩展子空间算法和有限字母特征的PN码估计算法,算法首先基于信号二阶统计特性求得伪码波形,而后基于PN码的有限符号特性,遍历PN码所有取值情况,同时基于最小二乘估计信道,该遍历搜索的方法不适用于工程实现;文献[12]基于信号二阶统计特性的Toeplitz算法也可用于多径SC-DSSS信号的信道估计,但该算法需基于已知的PN码序列,因此不适用于全盲的非协作通信.

本文在分析多径信道下SC-DSSS信号二阶统计特性^[6]的特点上,提出了一种基于ML的多径信道和PN码的联合估计方法,该方法首先建立信道与PN码的ML模型,而后通过交替转换数学模型和使用迭代最小二乘投影(ILSP, Iterative Least Square Projection)算法^[13]实现二者的迭代求解.此外,为避免矩阵求逆,本文给出了算法的自适应优化方式.最后,考虑到低信噪比下信道估计误差对PN码估计造成的影响,本文进一步引入总体最小二乘,提出一种基于迭代总体最小二乘(ITLSP, Iterative Total Least Squares Projection)的改进算法.在详细分析两种算法复杂度的基础上,仿真验证了算法的有效性.

2 多径信道下SC-DSSS信号模型

为简化推导,本文假设多径信道下接收到的基带SC-DSSS信号为二进制相移键控调制,具体表达式为

$$r(t) = \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^P h_p b_m c(t - mT_b - \tau_p) + n(t) \quad (1)$$

其中, h_p 和 τ_p 分别为第 p 条路径的增益和延迟, P 为多径

数; $b_m \in \Omega$ 是发送的第 m 信息符号, $\Omega = \{-1, +1\}$,符号周期为 T_b , M 是观测时间内传输的符号数; $c(t) = \sum_{i=1}^N c_i g(t - iT_b)$ 为周期 T_b 的扩频波形, $c_i \in \Omega$, $g(t)$ 为成型脉冲, N 为扩频序列长度,满足 $T_b = NT_c$; $n(t)$ 表示均值为0、方差为 σ_n^2 的高斯噪声.其中,多径信道下扩频信号的码片周期 T_c 和扩频周期 T_b 可分别由循环谱包络算法^[14]以及二次功率谱算法^[15]得到,因此本文假设 T_c 和 N 已知.

对接收信号 $r(t)$ 按码片速率进行采样,产生一个长度为 N 的观测数据向量 $\mathbf{r}_m = [r(mN), r(mN + 1), \dots, r(mN + N - 1)]^T, m = 1, 2, \dots, M$,则 \mathbf{r}_m 满足

$$\mathbf{r}_m = \sum_{i=1}^L h_i b_{m-1} \mathbf{c}_{i1} + \sum_{i=1}^L h_i b_m \mathbf{c}_{i2} + \mathbf{n}_m \quad (2)$$

$$\mathbf{c}_{i1} = [c(N - l + 1), \dots, c(N), 0, \dots, 0]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{c}_{i2} = [0, \dots, 0, c(1), \dots, c(N - l)]^T$$

其中, $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_L]^T$ 表示长度为 L 的离散信道幅值序列,由于实际中多径序列长度有限,且远小于PN码长度,因此本文假设 $N > L$. b_{m-1} 和 b_m 表示相邻的第 $m-1$ 和 m 位信息码, \mathbf{n}_m 表示噪声向量, \mathbf{c}_{i1} 、 \mathbf{c}_{i2} 分别表示PN码向量 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$ 的“前”和“后”半部分.

令 \mathbf{g}_1 和 \mathbf{g}_2 分别对应 b_{m-1} 和 b_m 的 $N \times 1$ 阶混合向量,表PN码向量的“前”和“后”部分,即

$$\mathbf{g}_1 = \sum_{i=1}^L h_i \mathbf{c}_{i1}, \quad \mathbf{g}_2 = \sum_{i=1}^L h_i \mathbf{c}_{i2} \quad (4)$$

式(2)可进一步写为

$$\mathbf{r}_m = \mathbf{g}_1 b_{m-1} + \mathbf{g}_2 b_m + \mathbf{n}_m \quad (5)$$

假设信息序列独立等概分布,均值为0,方差为 σ_m^2 ,且信号与噪声互不相关.假设在 M 个观测数据样本内信道是平稳不变的,则观测数据的协方差矩阵^[2]可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{rr} &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\mathbf{r}_m \mathbf{r}_m^T) \\ &= \sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L h_l h_j \mathbf{c}_{l1} \mathbf{c}_{j1}^T + \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L h_l h_j \mathbf{c}_{l2} \mathbf{c}_{j2}^T \right) \\ &\quad + \sigma_n^2 \mathbf{I}_N \end{aligned} \quad (6)$$

其中 \mathbf{I}_N 表示 $N \times N$ 的单位阵.

对于同一条路径,由式(3)的定义可知

$$\mathbf{c}_{i1}^T \mathbf{c}_{i1} = A_{i1}, \quad \mathbf{c}_{i2}^T \mathbf{c}_{i2} = A_{i2}, \quad \mathbf{c}_{i1}^T \mathbf{c}_{i2} \mathbf{c}_{i2}^T \mathbf{c}_{i1} = 0 \quad (7)$$

其中, $l = 1, 2, \dots, L$, A_{i1} 、 A_{i2} 为关于 l 的常数.

对于不同路径,由伪码自相关性^[16]可知

$$\mathbf{c}_{i1}^T \mathbf{c}_{j1} \approx 0, \quad \mathbf{c}_{i2}^T \mathbf{c}_{j2} \approx 0, \quad l \neq j \quad (8)$$

对于向量 \mathbf{g}_1 ,由式(6)~(8)可得

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}_r \mathbf{g}_1 &= \left[\sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L h_l h_j \mathbf{c}_{l1} \mathbf{c}_{j1}^T + \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L h_l h_j \mathbf{c}_{l2} \mathbf{c}_{j2}^T \right) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \right] \mathbf{g}_1 \\
&= \sigma_m^2 \cdot (A_{11} h_1^2 + A_{21} h_2^2 + \cdots + A_{L1} h_L^2) \cdot (h_1 \mathbf{c}_{11} + h_2 \mathbf{c}_{21} + \cdots + h_L \mathbf{c}_{L1}) + \sigma_n^2 \mathbf{g}_1 \\
&= \left[\sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L A_{l1} h_l^2 \right) + \sigma_n^2 \right] \mathbf{g}_1
\end{aligned} \quad (9)$$

对于向量 \mathbf{g}_2 , 同理可得

$$\mathbf{R}_r \mathbf{g}_2 = \left[\sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L A_{l2} h_l^2 \right) + \sigma_n^2 \right] \mathbf{g}_2 \quad (10)$$

对于其他与 \mathbf{c}_{11} 、 \mathbf{c}_{12} 不相关的向量 $\mathbf{g}_i, i = 3, 4, \dots, N$, 有

$$\mathbf{R}_r \mathbf{g}_i = \sigma_n^2 \mathbf{g}_i \quad (11)$$

由矩阵分解定理可知

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}_r &= \mathbf{V} \Sigma \mathbf{V}^T \\
&= \mathbf{V}_s \Sigma_s \mathbf{V}_s^T + \mathbf{V}_n \Sigma_n \mathbf{V}_n^T \\
&= [\mathbf{g}_1 \quad \mathbf{g}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \lambda_2 & \\ & & \ddots \end{bmatrix} [\mathbf{g}_1 \quad \mathbf{g}_2]^T \\
&\quad + [\mathbf{g}_3 \cdots \mathbf{g}_N] \begin{bmatrix} \sigma_n^2 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_n^2 \end{bmatrix} [\mathbf{g}_3 \cdots \mathbf{g}_N]^T
\end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\lambda_1 = \sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L A_{l1} h_l^2 \right) + \sigma_n^2, \lambda_2 = \sigma_m^2 \left(\sum_{l=1}^L A_{l2} h_l^2 \right) + \sigma_n^2, \lambda_1, \lambda_2 \gg \sigma_n^2; \mathbf{V}_s$ 和 \mathbf{V}_n 分别为信号和噪声子空间。

由以上分析可知, 对多径信道下离散 SC-DSSS 信号的自相关矩阵进行特征值分解, 可得到 N 个特征值, 其中最大的两个特征值对应的特征向量 \mathbf{g}_1 和 \mathbf{g}_2 分别为 PN 码“前”部分和“后”部分过多径信道的叠加 (如式 (4) 所示), 即两特征向量中任意一个完全涵盖了多径信道和 PN 码的所有信息, 因此, 可通过选取最大特征值对应的特征向量估计多径信道幅值序列 \mathbf{h} 与 PN 码序列 \mathbf{c} 。

$$p(\hat{\mathbf{g}}_1 | \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi} \sigma_n)^N} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_n^2} (\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{C}\mathbf{h})^T (\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{C}\mathbf{h}) \right] \quad (15)$$

该似然函数的对数形式为

$$L(\boldsymbol{\theta}) = -N \ln(\sqrt{2\pi} \sigma_n) - \frac{1}{2\sigma_n^2} \|\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{C}\mathbf{h}\|^2 \quad (16)$$

最大似然估计即在参数 $\boldsymbol{\theta}$ 下, 似然函数 $L(\boldsymbol{\theta})$ 最大, 等价于如下最小化问题

$$\min_{\mathbf{c} \in \Omega^N, \mathbf{h}} \|\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{C}\mathbf{h}\|^2 \quad (17)$$

该最小化问题为混合离散变量与连续变量的非线性优化问题, 可通过如下两步求解。

首先, 由于 \mathbf{h} 没有取值限制, 因此假设离散变量 \mathbf{C} 已知, 仅考虑连续变量 \mathbf{h} 。此时, 式 (17) 即为一个普通的 LS 问题, 以 \mathbf{h} 对 $L(\boldsymbol{\theta})$ 求导, 由 $\frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \mathbf{h}} = 0$ 得

3 基于 ML 的信道和 PN 码估计

由上节对多径 SC-DSSS 信号子空间的分析可知, 信号的主特征向量涵盖多径信道序列与 PN 码序列信息, 因此本节将基于该特征向量, 首先构造信道与 PN 码的 ML 模型, 而后通过迭代转换信道与 PN 码模型, 同时采用 ILSP 算法实现 PN 码与信道的联合估计。由于信道估计会存在误差, 尤其是低信噪比下, 该误差会造成 PN 码估计性能降低, 为此本节将随后考虑信道估计误差对 PN 码的估计带来的影响, 引入总体最小二乘, 提出一种基于迭代总体最小二乘和最小二乘的算法。

3.1 最大似然模型

假设由观测数据自相关矩阵得到的最大特征值对应的特征向量为 $\hat{\mathbf{g}}_1$, 则该向量满足

$$\hat{\mathbf{g}}_1 = \mathbf{C}\mathbf{h} + \mathbf{e} \quad (13)$$

其中, \mathbf{e} 表示方差为 σ_e^2 服从正态分布的高斯噪声向量, \mathbf{C} 为 $N \times L$ 维 PN 码矩阵, 由 $\bar{\mathbf{C}}$ 的第 $[L/2] + 1$ 至第 $N + [L/2]$ 行组成 ($[\cdot]$ 表示向下/小取整), $\bar{\mathbf{C}}$ 为 $(N + L - 1) \times L$ 维矩阵。由于 PN 码 $c_i \in \Omega$, 因此 $\mathbf{C} \in \Omega^N$ 。

$$\bar{\mathbf{C}} = \begin{bmatrix} c_1 & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \\ c_N & & c_1 \\ & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & c_N \end{bmatrix} \quad (14)$$

记参数 $\boldsymbol{\theta} = [\mathbf{C}; \mathbf{h}]$, 则 $\hat{\mathbf{g}}_1$ 的似然函数为

$$\mathbf{C}^T \mathbf{C}\mathbf{h} = \mathbf{C}^T \hat{\mathbf{g}}_1 \quad (18)$$

由式 (12) 中 \mathbf{C} 元素的排列规律可知, $\text{rank}(\mathbf{C}) = L$, $\mathbf{C}^T \mathbf{C}$ 为 $L \times L$ 可逆矩阵, 因此由式 (18) 可求得

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^T \hat{\mathbf{g}}_1 \quad (19)$$

然后, 将 $\hat{\mathbf{h}}$ 代入式 (17) 中, 此时式 (18) 的最小化问题转化为

$$\min_{\mathbf{c} \in \Omega^N} \|\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{C}\hat{\mathbf{h}}\|^2 \quad (20)$$

式 (20) 又可看作一个最小二乘问题, 可得到 $\mathbf{C}\hat{\mathbf{h}}\hat{\mathbf{h}}^T = \hat{\mathbf{g}}_1\hat{\mathbf{h}}^T$, 但是由于 $\hat{\mathbf{h}}\hat{\mathbf{h}}^T$ 是秩亏矩阵, 因此仍然无法直接求得 \mathbf{C} , 即无法直接通过 ILSP 算法^[13] 同时求得信道和 PN 码序列。除此之外, 也可以考虑通过遍历 \mathbf{C} 在 Ω^N 中的所有可能的取值得到式 (20) 的全局最小值, 但是

该遍历搜索的复杂度是PN码长度 N 的指数级,不适用于工程实现.为此,本文将在下节给出两种复杂度较低的估计算法.

3.2 基于ILSP的联合估计算法

首先,根据式(13),将特征向量 $\hat{g}_1 = Ch + e$ 模型转化为如下等价形式

$$\hat{g}_1 = Hc + e \quad (21)$$

其中, H 为 $N \times N$ 维信道矩阵,由 \bar{H} 的第 $\lfloor L/2 \rfloor + 1$ 行到第 $N + \lfloor L/2 \rfloor$ 行组成, \bar{H} 为 $(N + L - 1) \times N$ 维矩阵.由于 $N > L$,因此 $\text{rank}(H) = N$.

$$\bar{H} = \begin{bmatrix} h_1 & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \\ h_L & & h_1 \\ & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & h_L \end{bmatrix} \quad (22)$$

由式(19)求得 \hat{h} 后,通过 H 的定义构造矩阵 \hat{H} ,式(20)的最小化问题即转化为

$$\min_{c \in \Omega} \|\hat{g}_1 - \hat{H}c\|^2 \quad (23)$$

当 c 没有取值限制时,该问题即为LS问题,以 c 对 $\|\hat{g}_1 - \hat{H}c\|^2$ 求导,得

$$\hat{H}^T \hat{H}c = \hat{H}^T \hat{g}_1 \quad (24)$$

由于 \hat{H} 为 $N \times N$ 满秩方阵,因此 $\hat{H}^T \hat{H}$ 为 $N \times N$ 可逆矩阵,由式(24)可求得

$$\hat{c} = (\hat{H}^T \hat{H})^{-1} \hat{H}^T \hat{g}_1 \quad (25)$$

由于伪码序列向量 c 的元素 $c_i \in \Omega$,因此需要将 \hat{c} 投影到最近的离散值 Ω 上,即

$$c = \text{sign}(\hat{c}) \quad (26)$$

由式(26)求得 c 后即可构造 C ,进而由式(19)求 h ,由 h 构造 H 后,再求新一轮 c ,直到 c 和 h 收敛.

由于实际盲分析中信道序列长度 L 未知,因此当噪声干扰较大或设置的 L 大于实际长度时,迭代过程中 $C^T C$ 或 $H^T H$ 将为奇异矩阵,算法将发散,此时可通过Tikhonov正则化^[17],即通过对秩亏矩阵 C 或 H 的协方差矩阵的每一个对角元素加一个很小的扰动 η ,使得 $C^T C$ 或 $H^T H$ 的求逆变为非奇异矩阵 $C^T C + \eta I$ 或 $H^T H + \eta I$ 的求逆,从而有效防止LS的发散问题,改善算法的收敛性能.

总结基于ILSP的估计算法,具体步骤如算法1所示.

对于算法1,由于每次迭代中的观测数据 \hat{g}_1 不变,因此可将 J 递减直至不变作为收敛准则;同时,由于 $J_{\min} = \|e\|^2 \approx N\sigma_e^2$,因此也可以通过估算检测 J 的值判断算法是否收敛.此外,由于随机设置的 c_0 会造成ILSP算法虚收敛或不收敛,因此为了提高算法的收敛

算法1 基于ILSP的多径信道和PN码的估计算法

步骤1 根据接收数据求主特征向量 \hat{g}_1 ;

步骤2 设置初始 c_0 ,设置信道序列长度 L ,保证其大于等于实际多径序列长度即可, $k = 0$;

步骤3 $k = k + 1$

• 由 c_k 构造 $C_k, h_k = (C_k^T C_k)^{-1} C_k^T \hat{g}_1$;

• 由 h_k 构造 $H_k, \hat{c}_k = (H_k^T H_k)^{-1} H_k^T \hat{g}_1$;

• $c_k = \text{sign}(\hat{c}_k)$;

步骤4 重复步骤3,直到代价函数 $J = \|\hat{g}_1 - Hc\|^2$ 收敛或算法达到最大迭代次数

性能,可多次初始化算法,选择 J 最小的一次作为最终估计结果.由于 \hat{g}_1 一定程度上会反映PN的部分极性信息,因此可利用最大特征向量的极性初始化PN码序列,即 $c_0 = \text{sign}(\hat{g}_1)$,以加快收敛速度.

算法1的准则是 $\|\hat{g}_1 - Hc\|^2$ 最小化,因此该算法在求信号子空间向量 \hat{g}_1 时,计算复杂度为 $O(N^3)$;在每次迭代中,求解 h 的复杂度为 $O(L^3)$,求解 c 的复杂度为 $O(N^3)$.由于 $N > L$,因此算法的计算复杂度为 $O(N^3)$.对于文献[11]的遍历搜索算法,求信号子空间的复杂度为 $O(N^3)$,遍历求解PN码和信道的算法复杂度是 $O(2^N)$.因此本文算法复杂度远小于文献[11];对于文献[12]的半盲信道估计算法,矩阵分解带来的计算复杂度为 $O((aL)^3)$,其中, a 为算法参数,一般取大于等于2的整数.当 $N > aL$ 时,本文算法复杂度高于文献[12].因此,为了降低 N 较大时的计算复杂度,可采用基于子空间跟踪^[2]的算法求 \hat{g}_1, c 的求解则可采用梯度自适应下降法^[18],即

$$c_{k+1} = (I - \mu \hat{H}^T \hat{H})c_k + \mu \hat{H}^T \hat{g}_1 \quad (27)$$

式(27)算法的复杂度为 $O(N^2)$,远小于 $O(N^3)$,且避免了矩阵求逆.该算法同样适用于式(19) h 的求解.

3.3 基于ITLSP的联合估计算法

算法1中,用LS估计PN码向量 c 的假设前提是多径信道 H (或 h)已知,而由于信道 H (或 h)是估计值 \hat{H} (或 \hat{h}),导致当信道估计误差较大时,PN码的估计性能将随之降低.因此需要考虑信道估计误差对PN码估计带来的影响.针对该观测数据和估计参数均存在误差的EIV(Error-In-Variables)模型,以下将引入TLS^[19].

令 H 和 g_1 分别代表无误差信道矩阵和主特征向量,估计的信道和实际观测到的最大特征向量为

$$\hat{H} = H + E, \quad \hat{g}_1 = g_1 + e \quad (28)$$

其中, E 和 e 分别代表信道和特征向量误差.

TLS的基本思想是:不仅用校正向量 Δe 去干扰数

据向量 $\hat{\mathbf{g}}_1$, 同时用校正矩阵 $\Delta \mathbf{E}$ 去干扰估计矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$, 即对 $\hat{\mathbf{H}}$ 和 $\hat{\mathbf{g}}_1$ 二者存在的估计误差和噪声干扰进行联合补偿.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{H}} + \Delta \mathbf{E} &= \mathbf{H} + \mathbf{E} + \Delta \mathbf{E} \rightarrow \mathbf{H} \\ \hat{\mathbf{g}}_1 + \Delta \mathbf{e} &= \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} + \Delta \mathbf{e} \rightarrow \mathbf{g}_1 \end{aligned} \quad (29)$$

以抑制估计误差和噪声干扰对矩阵求解的影响, 从而实现有误差的矩阵方程求解向精确矩阵方程求解的转换

$$(\hat{\mathbf{H}} + \Delta \mathbf{E})\mathbf{c} = \hat{\mathbf{g}}_1 + \mathbf{e} \Rightarrow \mathbf{H}\mathbf{c} = \mathbf{g}_1 \quad (30)$$

自然, 我们希望校正误差矩阵和向量都尽可能小. 因此, 可用约束优化问题表示 TLS 问题

$$\min_{\Delta \mathbf{E}, \Delta \mathbf{e}, \mathbf{c}} \|\Delta \mathbf{E}, \Delta \mathbf{e}\|_2^2 = \|\Delta \mathbf{E}\|_2^2 + \|\Delta \mathbf{e}\|_2^2 \quad (31)$$

$$\text{subject to } (\hat{\mathbf{H}} + \Delta \mathbf{E})\mathbf{c} = \hat{\mathbf{g}}_1 + \mathbf{e}$$

由式(30)可知, 原方程(21)可以写为

$$\left(\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{H}} & \hat{\mathbf{g}}_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{E} & \Delta \mathbf{e} \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ -1 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (32)$$

令增广数据矩阵 $\mathbf{B} = [\hat{\mathbf{H}}, \hat{\mathbf{g}}_1]$, 增广校正矩阵 $\mathbf{D} = [\Delta \mathbf{E}, \Delta \mathbf{e}]$, $\mathbf{z} = [\mathbf{c}; -1]$, 式(32)等价于

$$(\mathbf{B} + \mathbf{D})\mathbf{z} = \mathbf{0} \quad (33)$$

因 PN 码向量 \mathbf{c} 从属于 Ω^N , 因此 $\mathbf{z}^T \mathbf{z} = N + 1$, 此时式(31)的最小化问题可转化为带约束的 LS 问题

$$\min \|\mathbf{B}\mathbf{z}\|_2^2, \quad \text{subject to } \mathbf{z}^T \mathbf{z} = N + 1 \quad (34)$$

该约束 LS 问题可用拉格朗日乘数法求解. 定义目标函数为

$$J(\mathbf{z}) = \|\mathbf{B}\mathbf{z}\|_2^2 + \lambda(N + 1 - \mathbf{z}^T \mathbf{z}) \quad (35)$$

由于 $\|\mathbf{B}\mathbf{z}\|_2^2 = \mathbf{z}^T \mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{z}$, 故由 $\partial J(\mathbf{z}) / \partial \mathbf{z} = \mathbf{0}$ 得到

$$\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{z} = \lambda \mathbf{z} \quad (36)$$

该式表明 λ 应为 $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$ 的最小特征值, \mathbf{z} 为 λ 对应的特征向量, 此时 PN 码为

$$\hat{\mathbf{c}} = \text{sign}(\mathbf{z}(1:N)) \quad (37)$$

总结基于 ITLSP 的算法, 具体步骤算法 2 所示.

算法 2 基于 ITLSP 的多径信道和 PN 码的估计算法

步骤 1 根据接收数据求主特征向量 $\hat{\mathbf{g}}_1$;

步骤 2 设置初始 \mathbf{c}_0 , 设置信道序列长度 L , 保证其大于等于实际信道长度即可, $k = 0$;

步骤 3 $k = k + 1$

- 由 \mathbf{c}_k 构造 $\mathbf{C}_k, \mathbf{h}_k = (\mathbf{C}_k^T \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^T \hat{\mathbf{g}}_1$;
- 由 \mathbf{h}_k 构造 \mathbf{H}_k , 再构造增广矩阵 \mathbf{B}_k ;
- 对 $\mathbf{B}_k^T \mathbf{B}_k$ 进行特征值分解, 求得最小特征值对应的特征向量 \mathbf{z}_k ;
- $\mathbf{c}_k = \text{sign}(\mathbf{z}_k(1:N))$;

步骤 4 重复步骤 3, 直到代价函数 $J = \|\hat{\mathbf{g}}_1 - \mathbf{H}\mathbf{c}\|_2^2$ 收敛或达到最大迭代次数

算法 2 的收敛准则和初始化策略与算法 1 相似, 在此不做赘述.

算法 2 在算法 1 的基础上, 改进了 PN 码的估计方法. 与算法 1 相同, 在求信号子空间向量 $\hat{\mathbf{g}}_1$ 时, 计算复杂度为 $O(N^3)$. 每次迭代中需要一次 LS 求 \mathbf{h} , 复杂度为 $O(L^3)$; 一次 TLS 计算 \mathbf{c} , 复杂度为 $O((N + 1)^3)$. 由于 $N > L$, 因此改进算法总的复杂度为 $O((N + 1)^3)$. 与 3.2 节类似, 当 N 较大时, 上述算法中的矩阵分解可采用子空间逼近的算法^[2]代替实现.

4 仿真及性能分析

本文将从接收信号条件(PN 码长度、信噪比)、算法参数(设定的信道长度)出发, 分别进行两个实验. 第一个实验仿真验证在不同信噪比下 PN 码长度对算法性能的影响; 第二个实验仿真验证在不同信噪比下信道长度的设定对本文算法性能的影响. 此外, PN 码序列 \mathbf{c} 在算法最后一步不取极值, 因此采用归一化均方误差(NMSE, Normalized Mean Square Error)评估信道 \mathbf{h} 和伪码 \mathbf{c} 估计性能.

$$\begin{aligned} \text{NMSEc} &= E \left[\frac{\|\hat{\mathbf{c}} - \mathbf{c}\|^2}{\|\mathbf{c}\|^2} \right] \\ \text{NMSEh} &= E \left[\frac{\|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \right] \end{aligned} \quad (38)$$

其中, 本文算法的 PN 码估计性能将与三种方法作对比, 分别为文献[10]对 PN 码的全盲估计 GIVEN 算法, 已知信道采用最大似然估计(式(25))估计 PN 码的半盲估计, 以及已知信道对观测数据 RLS 均衡后采用矩阵分解估计 PN 码; 本文算法的信道估计性能将与三种情形作对比, 分别为合作通信(PN 码已知)下的克拉默-拉奥界(CRB, Cramer-Rao Bound)(推导见附录), 合作通信下信道的最大似然估计(式(19)), 以及文献[12]基于已知训练序列的半盲估计 TOEP 算法. 此外, 每个仿真实验的蒙特卡罗数均为 500. 能量归一化的信道序列为 $\mathbf{h} = [0.4096, 0.8462, 0.3412]^T$.

实验 1 PN 码长度对算法估计性能的影响

固定信息比特数为 100, 信道长度设为 3, PN 码长度分别设为 15、31, 算法重复迭代 50 轮, 每轮内迭代次数为 30, 在不同信噪比 E_b/N_0 下本文两种算法信道和 PN 码的估计性能分别如图 1 和图 2 所示.

图 1 表明, 固定信噪比下, 当 PN 码长度相同时, 随着信噪比的增加, 本文两种算法对 PN 码的估计性能与理想情况下已知信道的最大似然伪码估计性能相当, 且远优于文献[10]中的 GIVEN 算法和基于 RLS 均衡已知信道的矩阵分解; 此外, 相算法在两种 PN 码长度下的估计性能相当.

图 2 表明, 固定 PN 码长度下, 随着信噪比增加, 本文两种算法的信道估计性能逐渐接近于合作通信下已

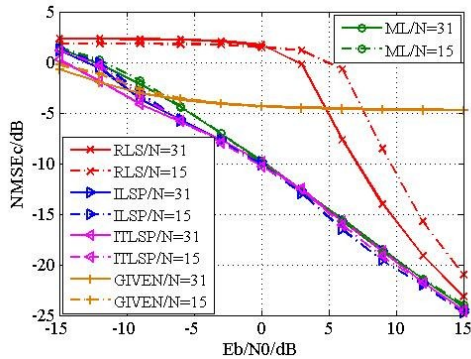


图1 不同伪码长度下的 PN 码 NMSE

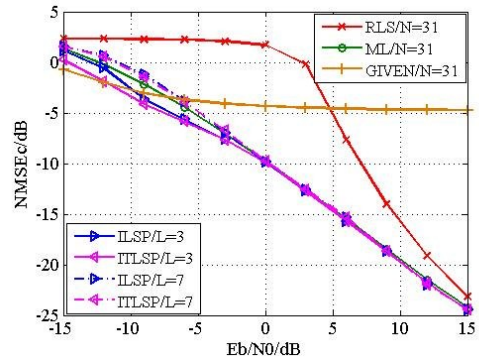


图3 设定不同信道长度下的 PN 码 NMSE

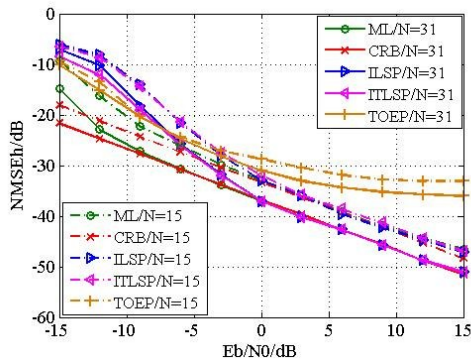


图2 不同伪码长度下的信道 NMSE

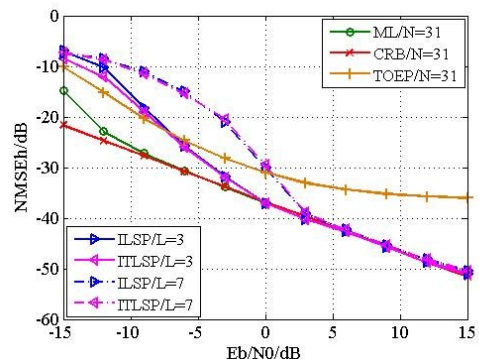


图4 设定不同信道长度下的信道 NMSE

知 PN 码的信道最大似然估计性能,以及合作通信下已知 PN 码的信道估计性能理论线,同时远优于文献 [12] 中的 TOEP 算法;固定信噪比下,由于信道待求的未知量个数相同,当 PN 码长度越大时,观测数据所能提供的信息就越多,相当于估计信道的数据越多,此时算法对信道的估计性能就越好,由图 2 可知,当 PN 码长度由 15 增至 31 时,信道估计性能相应地提高约 3dB.

由图 1 和图 2 可知,低信噪比下,IITLSP 算法对 PN 码和信道的估计性能略高于 ILSP 算法,中高信噪比下,二者估计性能相当.

实验 2 设定的信道长度对算法性能的影响

固定信息比特数为 100,PN 码长度为 31,信道长度分别设为实际值 3 和有较大估计偏差的 7,算法同时重复迭代 50 轮,每轮内迭代次数为 30,在不同 Eb/N0 下本文两种算法信道和 PN 码的估计性能分别如图 3 和图 4 所示.

由图 3 可知,低信噪比下,当算法设定的信道长度大于真实信道长度时,两种算法的 PN 码的估计性能都在降低,但随着信噪比的增加,二者性能趋于一致,且均逐渐贴合理想情况下伪码的最大似然估计,同时远优于 RLS 均衡后矩阵分解和文献 [10] 中的算法. 由图 4 可知,低信噪比下,随着设定的信道长度误差的增大,

本文算法与合作通信下信道的理想估计性能差距在增大,但随着信噪比的增加,本文算法仍然逐渐贴合理想性能线,且逐渐远优于文献 [12] 的算法,证明了本文算法的有效性. 此外,可通过文献 [20] 初步估计信道序列长度,减小低信噪比下信道长度估计误差对信道估计精度带来的影响.

图 3 和图 4 表明,低信噪比下,IITLSP 算法对 PN 码和信道的估计性能略高于 ILSP 算法,但随着设定的信道长度估计误差的增大,其优势逐渐消失,与 ILSP 算法性能趋于一致.

5 结论

本文针对多径信道下 SC-DSSS 信号的伪码估计问题,提出了一种基于最大似然估计的 PN 码和信道联合盲估计的方法. 该方法在分析接收信号二阶统计特性的基础上,建立了多径信道和 PN 码的最大似然模型,而后通过模型的交替转换和 ILSP 算法实现了信道序列和 PN 码的迭代求解. 此外,为降低算法的计算复杂度,本文同时给出了算法的自适应求解方式. 针对算法中信道估计误差造成 PN 码的估计精度下降问题,进一步提出了 IITLSP 的算法,实验结果验证了两种算法的有效性.

附录 合作通信下信道估计 CRB

由式(1)~(3)可知,多径信道下 M 个符号的 SC-DSSS 离散信号可表示为

$$\begin{aligned} X = & A_1 \bar{H}_1 c b^T T_1 + A_2 \bar{H}_2 c b^T T_2 \\ & + A_3 \bar{H}_3 c b^T T_3 + \sigma_n^2 I_N \end{aligned} \quad (39)$$

其中, $\bar{H}_1, \bar{H}_2, \bar{H}_3$ 分别为 \bar{H} 的第 $1 \sim L1, L1+1 \sim L1+N, L1+N+1 \sim L1+N+L2$ 行, $L1 = \lfloor L/2 \rfloor, L2 = L-1-L1, X = [r_1, r_2, r_3, \dots, r_M]$ 为观测数据样本矩阵, A 为列增广矩阵, T 为列移位矩阵, 即

$$\begin{aligned} A_1 = & \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-L1) \times L1} \\ I_{L1 \times L1} \end{bmatrix}, A_2 = I_{N \times N}, A_3 = \begin{bmatrix} I_{L2 \times L2} \\ \mathbf{0}_{(N-L2) \times L2} \end{bmatrix} \quad (40) \\ T_1 = & \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (M-1)} & \mathbf{0}_{M \times 1} \\ I_{(M-1) \times (M-1)} & \mathbf{0}_{M \times 1} \end{bmatrix}, T_2 = I_{M \times M}, \\ T_3 = & \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{M \times 1} & I_{(M-1) \times (M-1)} \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & \mathbf{0}_{1 \times (M-1)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (41)$$

将 \bar{H}_1 表示为 $L1$ 个 $L1 \times N$ 维矩阵相加,

$$\bar{H}_1 = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_{L1} \end{bmatrix} \mathbf{0} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & h_1 \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & h_{L1-1} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & h_{L1} \end{bmatrix} \quad (42)$$

令 B_i, q_i^T 分别表示 \bar{H}_1 的循环移位选择矩阵和列选择向量, 则

$$\ln p(X|\theta) = \frac{-MN \ln(2\pi\sigma_n^2)}{2} - \text{tr} \left[\left(X - \sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^{L_i} A_i B_{i,k} h q_{i,k}^T c b^T T_i \right)^T \cdot \left(X - \sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^{L_i} A_i B_{i,k} h q_{i,k}^T c b^T T_i \right) \right] / (2\sigma_n^2) \quad (47)$$

FIM (Fisher Information Matrix) 矩阵 $J(\theta)$

$$J(\theta) = -E \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln p}{\partial b^2} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial b \partial h} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial b \partial \sigma_n^2} \\ \frac{\partial^2 \ln p}{\partial h \partial b} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial h^2} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial h \partial \sigma_n^2} \\ \frac{\partial^2 \ln p}{\partial \sigma_n^2 \partial b} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial \sigma_n^2 \partial h} & \frac{\partial^2 \ln p}{\partial (\sigma_n^2)^2} \end{bmatrix} \quad (48)$$

其中, $E(\cdot)$ 表示数学期望. 经代数推导, $J(\theta)$ 为

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} J_{bb} & J_{bh} & \mathbf{0} \\ J_{hb} & J_{hh} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & -MN/(2\sigma_n^4) \end{bmatrix} \quad (49)$$

$$J_{bb} = \frac{1}{\sigma_n^2} \sum_{i=1}^3 T_i \sum_{j=1}^3 T_j^T (c^T \bar{H}_i^T A_i^T A_j \bar{H}_j c) \quad (50)$$

$$J_{bh} = J_{hb}^T = \frac{1}{\sigma_n^2} \sum_{i=1}^3 T_i \sum_{j=1}^3 T_j^T b c^T \cdot \sum_{k=1}^{L_j} q_k c^T \bar{H}_i^T A_i^T A_j B_k \quad (51)$$

$$J_{hh} = \frac{1}{\sigma_n^2} \sum_{i=1}^3 \sum_{l=1}^{L_i} B_l A_i^T \cdot \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^{L_j} B_k q_k^T c b^T T_i T_j^T b c^T q_k \quad (52)$$

由以上推导, 即可通过对 FIM 求逆得 $\text{CRB}(\theta) = J(\theta)^{-1}$. 然而, 由式(39)可知, 对于任意的非零元素 α ,

$$\bar{H}_1 = \sum_{i=1}^{L1} B_{1,i} h q_{1,i}^T \quad (43)$$

同理, \bar{H}_2, \bar{H}_3 可表示为

$$\bar{H}_2 = \sum_{i=1}^N B_{2,i} h q_{2,i}^T, \bar{H}_3 = \sum_{i=1}^{L2} B_{3,i} h q_{3,i}^T \quad (44)$$

将式(43)、式(44)代入式(39), 可得

$$X = \sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^{L_i} A_i B_{i,k} h q_{i,k}^T c b^T T_i + I_N \quad (45)$$

合作通信下, PN 码 c 已知, 因此定义 $1 \times (M+L+1)$ 维的未知参数向量 $\theta = [b^T, h^T, \sigma_n^2]$, 则在高斯噪声假定条件下, 观测数据样本矩阵 X 的条件概率密度函数为

$$\begin{aligned} p(X|\theta) = & (2\pi\sigma_n^2)^{-\frac{MN}{2}} \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_n^2} \text{tr} \left[\left(X \right. \right. \right. \\ & \left. \left. \left. - \sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^{L_i} A_i B_{i,k} h q_{i,k}^T c b^T T_i \right)^T \cdot \left(X \right. \right. \right. \\ & \left. \left. \left. - \sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^{L_i} A_i B_{i,k} h q_{i,k}^T c b^T T_i \right) \right] \right\} \quad (46) \end{aligned}$$

其中, $\text{tr}[\cdot]$ 表示求矩阵的迹.

根据式(46)似然函数为

$\theta = [b^T, h^T, \sigma_n^2]$ 和 $\theta' = [\alpha b^T, (1/\alpha) h^T, \sigma_n^2]$ 均会产生相同的信号样本 X , 因此信息序列 b 以及信道 h 之间存在尺度模糊关系, 这将使得 $J(\theta)$ 奇异, 无法直接求得 CRB, 需要施加一定约束条件. 为了克服尺度模糊问题, 这里采用 NMSE 衡量参数估计问题, 设 \hat{h} 为信道 h 的估计值, 假设信道能量归一化, 因此约束条件为

$$\hat{h}^T \hat{h} = 1, \hat{h}^T h > 0 \quad (53)$$

利用上述约束条件将得到最小约束 CRB^[21], 相应的 $1 \times (M+L+1)$ 维梯度矩阵为

$$F(\theta) = [\mathbf{0}_{1 \times M} \quad 2h^T \quad \mathbf{0}] \quad (54)$$

令 $1 \times (M+N+L+1)$ 维矩阵 H' 为 $F(\theta)$ 的零空间, 满足 $F(\theta)H' = \mathbf{0}$, 可得约束 CRB^[21]

$$\text{CRB}_c(\theta) = H'(H'^T J(\theta) H')^{-1} H'^T \quad (55)$$

因此, 信道估计 \hat{h} 的 NMSE 的理论下界为 $\text{CRB}_c(\theta)$ 对应对角元素的平均, 即

$$E \left[\frac{\|\hat{h} - h\|^2}{\|h\|^2} \right] \geq \text{CRB}(h) = \frac{1}{L} \sum_{i=M+1}^{M+L} \text{CRB}_c(\theta)_{i,i} \quad (56)$$

参考文献

- [1] Burel G, Bouder C. Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spread spectrum signal [A]. David Streight Milcom 2000 21st Century Military Communications Conference Proceedings [C]. Los Angeles, USA: IEEE, 2000. 967 – 970.
- [2] 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.
Zhang H B, Lv M. Blind estimation of PN spreading sequence based on subspace tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(10): 1470 – 1472. (in Chinese)
- [3] 张天骐, 林孝康, 周正中. 基于神经网络的低信噪比直扩信号扩频码的盲估计方法[J]. 电路与系统学报, 2007, 12(2): 118 – 123.
Zhang T Q, Lin X K, Zhou Z Z. A neural network approach to blind-estimation of PN spreading sequence in lower SNR DS/SS signals[J]. Journal of Circuits and Systems, 2007, 12(2): 118 – 123. (in Chinese)
- [4] 韦永朋, 刘洛琨, 郭虹, 等. 一种多径信道直扩信号伪码序列盲估计方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(12): 195 – 199.
Wei Y P, Liu L K, Guo H, et al. Approach to blind estimation of pseudo random code sequence for DSSS signal in multipath[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(12): 195 – 199. (in Chinese)
- [5] 沈雷, 李式巨, 王彦波, 等. 多径信道中扩频信号伪随机序列盲估计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 41(11): 1828 – 1833.
Shen L, Li S J, Wang Y B, et al. Blind estimation of pseudo-random sequences of spread spectrum signals in multi-paths[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2007, 41(11): 1828 – 1833. (in Chinese)
- [6] 杨允军, 武传华, 陶雷. m 序列估计的三阶相关函数法[J]. 电子对抗技术, 2005, 20(6): 18 – 21.
Yang Y J, Wu C H, Tao L. Triple correlation analysis for m sequence estimation[J]. The Journal of Electronic Defense, 2005, 20(6): 18 – 21. (in Chinese)
- [7] 付卫红, 杨小牛, 刘乃安. 基于盲源分离的CDMA多用户检测与伪码估计[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1319 – 1323.
Fu W H, Yang X N, Liu N A. The multi-user detection and chip sequence estimation for CDMA system based on the blind source separation [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(7): 1319 – 1323. (in Chinese)
- [8] Tsatsanis M K, Giannakis G B. Blind estimation of direct sequence spread spectrum signals in multipath [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(5): 1241 – 1252.
- [9] Moulines E, Duhamel P, Cardoso J F, et al. Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(2): 516 – 525.
- [10] 陈二阳, 袁姜红, 苗放, 等. 基于Givens旋转多用户多径DS-CDMA信号伪码盲估计[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2017, 41(1): 67 – 72.
Chen E Y, Yuan J H, Miao F, et al. Multi-user multi-path DS-CDMA signal pseudo-code blind estimation based on Givens rotation[J]. Journal of Anhui University (Natural Science Edition), 2017, 41(1): 67 – 72. (in Chinese)
- [11] Sarcheshmeh H M, Bizaki, H K, Alizadeh S. PN sequence blind estimation in multiuser DS-CDMA systems with multipath channels based on successive subspace scheme[J]. International Journal of Communication Systems, 2018, 31(12): 1 – 18.
- [12] Escudero C J, Mitra U, Slock D T M. A Toeplitz displacement method for blind multipath estimation for long code DS/CDMA signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 49(3): 654 – 665.
- [13] Talwar S, Viberg M, Paulraj A. Blind separation of synchronous co-channel digital signals using an antenna array (Part I. Algorithms)[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 44(5): 1184 – 1197.
- [14] 史建锋, 王可人. 基于循环谱包络的多径直扩信号参数估计[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(8): 1427 – 1430.
Shi J F, Wang K R. Parameters estimation of multipath direct-spread signal based on cyclic spectrum amplitude [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(8): 1427 – 1430. (in Chinese)
- [15] 张天骐, 苗圃, 马国宁, 等. 多径环境下的直扩信号伪码周期估计[J]. 电波科学学报, 2009, 24(5): 973 – 978.
Zhang T Q, Miao P, Ma G N, et al. Period estimation of the PN sequence for direct sequence spread spectrum in multipath environment[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2009, 24(5): 973 – 978. (in Chinese)
- [16] 田日才, 迟永钢, 等. 扩频通信[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014. 71 – 116.
- [17] Tikhonov A N. Solution of incorrectly formulated prob-

- lems and the regularization method [J]. Soviet Math Dokl, 1963, 4: 1035 – 1038.
- [18] Buzzi S, Poor H V. Channel estimation and multiuser detection in long code DS/CDMA systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Commun, 2001, 19 (8): 1476 – 1487.
- [19] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004. 336 – 340.
- [20] Ranheim A, Pelin P. Joint symbol detection and channel parameter estimation in asynchronous DS-CDMA systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48 (2): 545 – 550.
- [21] Stoica P, Ng B C. On the Cramer-Rao bound under para-

metric constrains [J]. IEEE Transactions on Signal Process Lett, 1998, 5 (7): 177 – 179.

作者简介



刘秋红 女, 1991年出生, 江苏连云港人. 现为信息工程大学研究生. 研究方向为通信信号分析与处理.
E-mail: 1217283177@qq.com

许漫坤 女, 1977年出生, 河南安阳人. 现为信息工程大学副教授. 研究方向为智能信号、图像处理与模式识别.

李天昀 男, 1979年出生, 江西萍乡人. 现为信息工程大学副教授、硕士生导师. 研究方向为软件无线电、通信信号处理.