基于缺失数据模型的长码直扩信号的伪码估计

牟 青,魏 平
(电子科技大学电子工程学院,四川成都 611731)

摘 要: 在信号截获应用背景下,提出了一种新的缺失数据模型用于长码直扩信号的盲同步和伪码估计.在同步环节中,传统短码同步算法 Frobenius 范数最大法被扩展至缺失数据模型并验证了渐进有效性;在伪码估计环节,提出了一种低计算复杂度的用于加权低秩逼近的交替投影算法.由于本文提出的方法能够直接利用接收数据,而不仅仅是它的自相关矩阵,仿真表明其性能明显好于传统的只依赖自相关矩阵的算法,特别是在短数据场合.

关键词: 信号截获; 盲同步; 伪码波形估计; 缺失数据模型; 加权低秩逼近
中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 10-2365-05

Spreading Waveform Estimation of Long-Code DS-SS Signals Based on Missing-Data Model

MOU Qing, WEI Ping
(*School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan* 611731, *China*)

Abstract: In the context of signal interception applications, a novel model based on missing-data model is proposed to the blind synchronization and the estimation of the spreading waveform for the long code Direct Sequence Spreading Spectrum (DS-SS) signals. In the blind synchronization step, the Frobenius norm maximization algorithm, a classic blind synchronization method used in short code DS-SS signals, is extended to our missing-data model and its asymptotic efficiency is verified; in the step of spreading waveform estimation, an alternative projection (AP) algorithm with low computational complexity used to weighted low-rank approximation (WLRA) is proposed. Based on the missing-data model, the proposed method can directly exploit the received data. Therefore, significant performance improvement is observed in simulations, especially under the scenarios with short data length, than other existing approaches, which only exploit the auto-correlation matrix of the received data and lead to obvious performance loss.

Key words: signal interception; blind synchronization; spreading waveform estimation; missing-data model; weighted low rank approximation

1 引言

在非合作直扩通信接收系统中,伪码未知而需要估计.由于直扩系统通常工作于低信噪比环境下,增加了伪码估计的困难.迄今为止,相关的文献主要针对的是短码直扩信号[1,2],即伪码周期等于符号周期.而对于伪码周期大于符号周期的长码直扩信号,考虑得并不多.比起短码直扩信号,长码直扩信号具有保密性更强,信息传输数率易于改变等优点,在实际中得到了广泛的应用,如 TDRSS 系统(跟踪与数据中继卫星系统).值得一提的是,目前针对长码直扩信号研究得较多的是伪码周期为符号周期的倍数这种特例[5,6],正如 Tsatsanis 等人[5]所指出的,该种特例更应视为短码直扩信号的直接扩展,其方法与短码直扩信号非常类似,因此本文只考虑伪码周期不是符号周期整数倍的一般情况,这一信号模型已在文献[3,4]中进行了讨论,同时也已应用至 TDRSS 信号反向链路.

Agee 等[3]用频域信道化处理长码信号,提出了 DMDS(dominant mode despreading)算法,该算法不需要进行伪码周期同步,但计算量很大.Qui 等[4]将长码信号的每个伪码周期分割为若干小节,每节可近似认为只含有同一符号位,用短码的伪码估计算法分别估计出各伪码部分,然后利用分割时的重叠部分将所有的伪码拼接起来完成伪码的整体估计.该算法简单直观也不需要伪码同步,但只适用于实信号的情况,且在拼接中如果极性判断错误会发生误差扩散,性能不是很理想.

上述两种方法均没有考虑信息码同步,而只依赖自相关矩阵的估计.和样本数据本身比起来,自相关矩阵

收稿日期:2009-09-09;修回日期:2010-01-21

的正确估计需要较长的样本积累,这使得传统的伪码估计方法及其性能分析更适用于大样本的情况.但是,越长的样本需要越精确的伪码周期估计,严重制约了在很多实际截获场合下得到大样本数据的能力,影响了这些伪码估计算法在实际中的性能表现.本文采用另一种不同的思路:将信息码的初始位置考虑为确定的未知参数.由于文献[2]所提出的伪码周期同步算法只适用于短码情况,本文提出用缺失数据模型重构长码直扩信号,在此模型上,仍可采用伪码周期同步算法估计符号序列的起始位置,然后将伪码估计转化为一个加权秩 - 1 逼近问题,并采用高效交替投影算法求解.

2 长码直扩信号的缺失数据模型

为了简便,我们假定载频,伪码周期,符号周期和码元速率已知,并假定接收到的长码直扩信号已经过下变频且采样速率为码元速率的整数倍.针对上述各参数估计的方法可参见[8 ~ 10]及其参考文献.设接收机端基带直扩信号可表示为

$$y(n)=\sqrt{E_s}d(n-\tau)\sum_{m=-\infty}^{\infty}c(n-mL)+w(n),n=0,1,\cdots,N-1 \quad (1)$$

其中

$$d(n)=\sum_{k=-\infty}^{\infty}b(k)q(n-kG) \quad (2)$$

上式中,E_s 为信号功率,$w(n)$为方差为 σ^2 的复高斯白噪声.$c(n)$为伪码波形,$0\leqslant n<L$,n 取其它值时 $c(n)=0$.令 $c(n)=\sqrt{L}$,$\cdot$为 Frobenius 范数.扩频波形是伪码序列与广义的信道冲击响应(包括发射,信道传输和接收环节)的卷积,它的长度假设为伪码序列周期 L,这种假定在信息码宽度 G 远大于信道相对最大时延时是很好的近似.整数 $0\leqslant\tau<G$ 为信息码波形 $d(n)$的相对时延,$\{b(k)\}$为独立同分布等概率的信息码序列且 $E\{|b(k)|^2\}=1$,$q(n)$为矩形门函数,即

$$q(n)=\begin{cases}1, & 0\leqslant n<G\\ 0, & \text{其它}\end{cases} \quad (3)$$

接下来将介绍长码直扩信号的缺失数据模型.缺失数据模型的思想是假想存在一个短码直扩信号,它的伪码周期也是 L,且包含了接收到的长码直扩信号各点,同时剩下的点被认为是在观察中“缺失”了.在构建该模型时,假定 τ 已知.τ 的估计方法见下节.$y(n)$的缺失数据模型可表示为一个 $L\times M_0$ 矩阵 $\boldsymbol{Z}(\tau)$,$M_0=\lfloor(N+\tau)/G\rfloor$,$\lfloor a\rfloor$表示取不小于 a 的最小整数.对于样本序列$\{y(n)\}_{n=0}^{N-1}$,其每点 $y(n)$为 $\boldsymbol{Z}(\tau)$的第$(n)_L+1$行,第$\lfloor(n+\tau)/G\rfloor+1$列元素,$(n)_L$表示对 n 做模 $-L$ 运算,$\lfloor a\rfloor$表示取不大于 a 的最大整数.未被 $y(n)$取到的 $\boldsymbol{Z}(\tau)$的其余各点即为缺失数据点,记为 0.$\boldsymbol{Z}(\tau)$中的非零元素共 N 个,约占总元素个数的 G/L,因此 L/G 越大,缺失元素比例越高.注意到 $\boldsymbol{Z}(\tau)$的每列均属同一信息码,因此为含有缺失数据的同步短码直扩信号.

3 基于缺失数据模型的长码直扩信号的同步

在实际中,τ 需要估计,即需要同步环节.Bouder 等人[11]提出了一种自相关矩阵的 Frobenius 范数法用于短码直扩信号的同步.它将数据依次按伪码周期长的采样点为一列依次排列为数据矩阵,文献[11]的分析表明,在渐进意义上,它的自相关矩阵的 Frobenius 范数只有在短码直扩信号恰好同步时($\tau=0$)最大.在另一方面,Frobenius 范数法也可以用如下直观的观察解释:只有当短码直扩信号恰好同步时,它的样本自相关矩阵的每个元素才是来自同一信息码内样本的相关累积;否则,总有部分元素的计算来自不同信息码内样本的非相干积累,因此损失了这些元素的模值,使得其 Frobenious 范数减小且 τ 越接近 $L/2$ 时,Frobenious 范数越小.

Frobenius 范数法利用了短码直扩信号的结构,因而不能直接用于长码直扩信号.幸运的是,由于提出的缺失数据模型保留了短码直扩信号的形式,以下将表明该方法仍将是有效的.缺失数据模型下的 Frobenius 范数法如下:

(1)构造检测统计量

$$T(k)=\|\boldsymbol{A}(k)\|/\lfloor N/G\rfloor,k=0,1,\cdots,G-1 \quad (4)$$

其中 diag($\boldsymbol{A}$)为对角矩阵,其与 $\boldsymbol{A}$ 的对角元素相等,

$$\boldsymbol{A}(k)=\boldsymbol{Z}(k)\boldsymbol{Z}(k)^{\mathrm{H}}-\mathrm{diag}(\boldsymbol{Z}(k)\boldsymbol{Z}(k)^{\mathrm{H}}) \quad (5)$$

该检测统计量 $T(k)$与文献[11]中略有不同,$\boldsymbol{Z}(k)$的样本自相关矩阵对角线上的元素因为对判决没有贡献,略去以便减小噪声.

(2)τ 的估计为

$$\hat{\tau}=\underset{k}{\mathrm{argmax}}T(k) \quad (6)$$

在分析该方法的有效性时,由于存在缺失数据,文献[11]通过对数据的自相关矩阵特征值的分析方法不再适用.缺失数据的存在减小了所有的 $T(k)$,由于伪码波形不一定是恒模的,不同 k 值下发生缺失数据的不同位置对 $T(k)$会有一定程度的扰动且关系复杂.但是下面结论表明,只要接收数据足够长,$\hat{\tau}=\tau$.

结论 1 当 $N\to\infty$ 时,$T(\tau)>T(k)|_{k\neq\tau}$(假设 $\{c(n)\}_{n=0}^{L-1}$中无取值为零的点).

证明 令 $N=LG$.计 $\boldsymbol{A}(k)_{p,q}$为 $\boldsymbol{A}(k)$的第 p 行第 q 列元素,因为 $\boldsymbol{A}(k)_{p,q}=\boldsymbol{A}(k)^{*}_{q,p}$,只考虑 $p<q$ 的情

况,则:

$$E\{\boldsymbol{A}(\tau)_{p,q}\} = E\{\boldsymbol{R}_{1,q-p+1}\} \tag{7}$$

其中 $\boldsymbol{R} = \boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{H}}$, $\boldsymbol{Y}$ 为 $L \times \lceil (N-p+1)/L \rceil$ 矩阵,其按列计第 1 至 $N-p+1$ 个元素分别为 $\{y(n)\}_{n=p-1}^{N-1}$,其余为 0.更进一步,

$$\left| E\{\boldsymbol{R}_{p,q}\} \right| > \left| E\{\boldsymbol{A}(k)_{p,q}\} \right|_{k\neq 0} \tag{8}$$

上式成立是因为在异步情况下不同信息码之间的非相干积累,使得右侧值变小.另一方面,在伪码序列含有取值为 0 的点时,上式可能取等号.如果等号成立,τ 本质上不可唯一确定,本文不考虑伪码序列含零点的情况.式(7)和(8)表明,

$$E\{\boldsymbol{A}(\tau)_{p,q}\} > \left| E\{\boldsymbol{A}(k)_{p,q}\} \right|_{k\neq \tau} \tag{9}$$

当 $N \to \infty$,将 $\{y(n)\}_{n=0}^{N-1}$ 按照每 LG 点分段,每段构成 LG 维随机过程的样本,该随机过程是同分布,m – 相依($m \leqslant 2$)的.由[12,定理 1]可知

$$E\{\boldsymbol{A}(k)_{p,q}\} \xrightarrow{p} \lim_{K\to\infty} \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \boldsymbol{A}(k)_{p,q}^{(k)} \tag{10}$$

其中 $\boldsymbol{A}(k)_{p,q}^{(k)}$ 为第 k 段数据对应的 $\boldsymbol{A}(k)$, $\xrightarrow{p}$ 表示以概率 1 收敛.将式(10)代入式(9),即用时间平均代替期望值,得到 $T(\tau) > T(k)\big|_{k\neq\tau}$ 在概率 1 意义上成立,即结论 1 成立.

□

值得一提的是,和短码直扩信号不同,由于 $T(k)$ 受缺失数据的扰动,在渐进意义上,除了 $T(\tau)$ 由结论 1 保证是最大之外,$T(k)$ 未必一定随着 k 远离 τ 而单调减少.

尽管上述分析只在渐进意义下考虑,第 5 节的仿真表明,甚至在不大的样本长度下,基于缺失数据模型下的 Frobenius 范数法仍然有效.

4　基于缺失数据模型的伪码估计

为了简便,在不至于引起混淆的情况下以下将 $\boldsymbol{Z}(\hat{\tau})$ 简记为 $\boldsymbol{Z}$.从第 2 节可以看到,如果不考虑缺失数据和噪声,$\boldsymbol{Z}$ 的第 k 列为 $\sqrt{E_s}b(k)\boldsymbol{c}$,其中 $c = [c(0) \quad c(1) \quad \cdots \quad c(L-1)]^{\mathrm{T}}$,即 $\boldsymbol{Z}$ 是秩 – 1 矩阵.因此,伪码估计可通过对 $\boldsymbol{Z}$ 的加权秩 – 1 逼近得到,即以下优化问题:

$$(\hat{\boldsymbol{u}}, \hat{\boldsymbol{v}}) = \underset{u,v}{\operatorname{argmin}} \left\| (\boldsymbol{Z} - \boldsymbol{u}\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}) \odot \boldsymbol{W} \right\| \tag{11}$$

其中 $\odot$ 为 Hadmard 积,$\boldsymbol{W}$ 为表示 $\boldsymbol{Z}$ 中缺失数据的位置矩阵,它的元素一一对应 $\boldsymbol{Z}$ 中的元素,$\boldsymbol{Z}$ 中某元素缺失时,$\boldsymbol{W}$ 相同位置的元素记为 0,反之记为 1.由于盲估计问题固有的模糊性,作为伪码估计的 $\hat{\boldsymbol{u}}$ 具有不可消除的复标量模糊.

WLRA 问题近来已引起了人们的不少关注,特别是在计算机视觉领域,参见文献[13]及其参考文献.由于式(11)是非凸优化问题,且考虑到式(11)在实际伪码估计中通常面临维数比较高,信噪比比较低的不利情况,这里选用 AP 算法求解.AP 算法具有保证局部收敛和充分利用双线性结构的优点,特别值得一提的是,在秩 – 1 逼近时,它的低计算复杂度对其它算法具有非常明显的优势.

AP 算法的简要推导如下,因为式(11)中目标函数可写为

$$\left\| \boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}\boldsymbol{v} \right\| = \left\| \boldsymbol{y} - \boldsymbol{G}\boldsymbol{u} \right\| \tag{12}$$

其中 $\boldsymbol{y} = [\,y(0) \quad y(1) \quad \cdots \quad y(N-1)\,]^{\mathrm{T}}$,

$$\boldsymbol{G} = f_{\boldsymbol{W}}(\boldsymbol{v} \otimes \boldsymbol{I}_L) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{F} = f_{\boldsymbol{W}}(\boldsymbol{I}_{M_0} \otimes \boldsymbol{u}) \tag{14}$$

$\otimes$ 是 Kronecker 积,$\boldsymbol{I}_M$ 为 $M \times M$ 维单位矩阵,$f_{\boldsymbol{W}}(\boldsymbol{A})$ 为行选择函数,即只保留 $\boldsymbol{A}$ 中的若干行,其行数为 $\boldsymbol{W}$ 按列排列后非零元素的行数.由式(12)的双线性结构,AP 算法采用交替更新 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 的迭代算法:

$$\hat{\boldsymbol{u}} = (\boldsymbol{G}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{G})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{y} \tag{15}$$

$$\hat{\boldsymbol{v}} = (\boldsymbol{F}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{y} \tag{16}$$

将式(13)和(14)分别代入式(15)和(16),得

$$\hat{\boldsymbol{v}} = (\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{u}}^{*})./(\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(\hat{\boldsymbol{u}} \odot \hat{\boldsymbol{u}}^{*})) \tag{17}$$

$$\hat{\boldsymbol{u}} = (\boldsymbol{Z}\hat{\boldsymbol{v}}^{*})./(\boldsymbol{W}(\hat{\boldsymbol{v}} \odot \hat{\boldsymbol{v}}^{*})) \tag{18}$$

其中 ./ 和 $\odot$ 分别表示点除和点乘.从上两式可以看出,AP 算法的求解不需要任何矩阵求逆过程,仅是数据矩阵和向量的乘积操作,因此具有简单高效存储单元占用低的优势,而其它几种 WLRA 算法,如 Wiberg(Gauss-Newton),Levenberg-Marquardt,最速下降法等[12 及其参考文献]的计算要复杂得多.

按照上述思路,AP 算法按步骤叙述如下:

(1)产生种子 $\hat{\boldsymbol{u}}^{(0)}$,设 $k = 0$.

(2)依次应用式(17)和(18)得到 $\hat{\boldsymbol{v}}^{(k)}$ 和 $\hat{\boldsymbol{u}}^{(k)}$,即测试 $\left\| \hat{\boldsymbol{u}}^{(k)} - \hat{\boldsymbol{u}}^{(k-1)} \right\| < \varepsilon$,$\varepsilon$ 为很小的正数,如果成立,中止循环,如果不成立,设 $k = k+1$,继续(2).

(3)把 $\hat{\boldsymbol{u}}^{(k)}$ 和 $\hat{\boldsymbol{v}}^{(k)}$ 作为初始值为 $\hat{\boldsymbol{u}}^{(0)}$ 下式(11)的解,计算目标函数 $g(\hat{\boldsymbol{u}}^{(k)}, \hat{\boldsymbol{v}}^{(k)}) = \left\| (\boldsymbol{Z} - \hat{\boldsymbol{u}}^{(k)}\hat{\boldsymbol{v}}^{(k)\mathrm{T}}) \odot \boldsymbol{W} \right\|$.

(4)产生不同的种子,重复步骤(1)到(3),得到若干组解,比较它们各自的目标函数,把具有最小目标函数的解作为最终的解 $\langle \hat{\boldsymbol{u}}, \hat{\boldsymbol{v}} \rangle$.

尽管式(11)的非凸性决定了寻求 $\hat{\boldsymbol{c}}$ 的全局最优解是困难的,AP 算法只能得到局部极值,因此理论上需要多次初始化以得到满意的结果.但是在实际中发现,即使种子随机产生,AP 算法往往单次初始化就能够得到很好的结果,特别是在“好”的条件下,如样本足够长,则多次初始化对结果的改善并不明显.

5　仿真实验

为了验证本文提出的同步和伪码估计算法的性能,并且与现有的方法进行比较,进行了如下三个仿真

实验.长码直扩信号的伪码周期 $L=63$,信息码宽度 $G=30$,定义信噪比 $SNR=E_s/\sigma^2$,信息码采用 QPSK 调制.每次仿真实验中,伪码按独立同分布复高斯随机序列产生,τ 为[0,29]内均匀分布的整数.在 AP 算法估计伪码时,初始值 $\hat{\boldsymbol{u}}$ 为独立同均匀分布的复序列,每次实验只产生一次种子,$\varepsilon=10^{-9}\sqrt{L}$.为了评估 τ 和 c 的估计性能,采用归一化均方误差(NMSE),即

$$\mathrm{NMSE}_\tau = E\{((\tau-\hat{\tau}+G/2)_G - G/2)^2/G^2\} \quad (19)$$

$$\mathrm{NMSE}_c = E\{\min_{a\in C}\|\boldsymbol{c}-a\hat{\boldsymbol{u}}\|^2/\|\boldsymbol{c}\|^2\} = 1-E\{|\hat{\boldsymbol{u}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{c}|^2/(\|\hat{\boldsymbol{u}}\|^2\|\boldsymbol{c}\|^2)\} \quad (20)$$

上述式两均考虑了估计量存在的模糊问题,并在实验中用蒙特卡洛法估计得到,图中每点均经过 100 次实验.

实验 1 Frobenius 和 AP 方法的性能

图 1 考察了本文提出的 Frobenius 和 AP 法的性能.本实验还额外考虑了 τ 已知时伪码估计的理想情况,以便分别考察同步和伪码估计两个环节的性能表现.图中可以看到,Frobenius 同步法即使在较小样本下仍然有效;随着样本的增加,估计器的 NMSE 均变小.同时还可以看到,Frobenius 法估计 τ 比 AP 法估计伪码要容易得多.在 τ 已知时,伪码估计的 NMSE 只是比 τ 未知时略有减小,这表明在 τ 未知时伪码估计的误差主要来源于 AP 算法自身的估计误差.

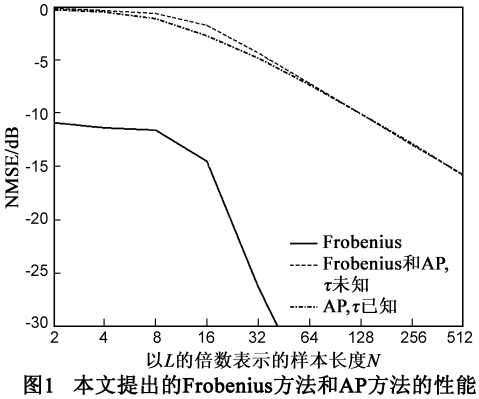


图1 本文提出的Frobenius方法和AP方法的性能

实验 2 提出的 AP 算法与 DMDS[3]方法的性能比较

如图 2 所示.从图中可以看到,本文提出的算法性能明显好于 DMDS 算法.值得注意的是,随着样本的增大,DMDS 算法的误差减小开始变缓,而 AP 算法没有这个现象.

实验 3 提出的 AP 算法,DMDS 方法与分段估计法[4]的性能比较

由于文献[4]提出的分段估计算法只适用于实数情况,在本实验中,假定噪声是实高斯的,信息码为 BPSK 序列,伪码为独立同分布实高斯随机序列.分段估计算法的设置参数和[4]一致,即每小段长度为 8,相邻段重叠长度为 7.实验结果如图 3 所示.本文提出的 AP 算法明显一直好于另外两种算法.DMDS 算法在较低信噪比下优于分段法,反之亦然.

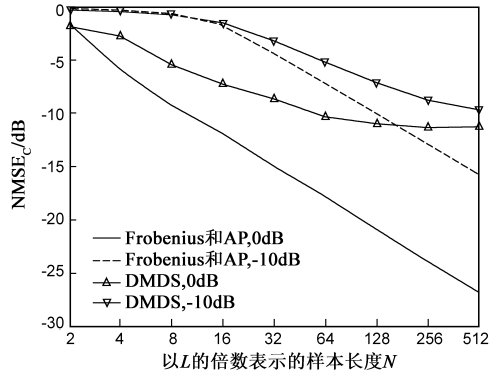


图2 本文提出的伪码估计算法与DMDS算法的性能比较

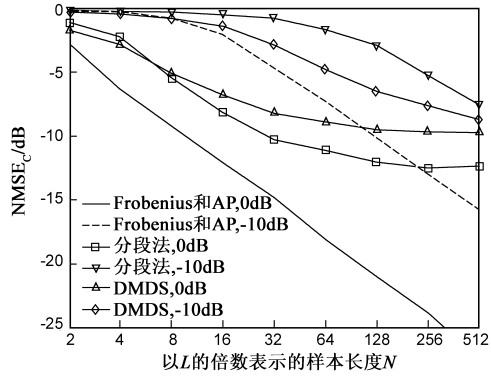


图3 实信号下本文提出的伪码估计算法与分段法,DMDS算法的性能比较

实验 2 和 3 都表明,本文提出的算法明显好于其它算法,这是因为其它算法只依赖样本的自相关矩阵,损失了信息.另一方面,在本文提出的算法中,在同步环节虽然 Frobenius 算法也只依赖样本的自相关矩阵,但由于 τ 较易估计,因此对整体误差贡献不大,而伪码估计环节的 AP 算法利用了整个数据,大大优于其它算法,因而总体上提高了算法性能.

6 结论

本文提出了一种长码直扩信号伪码估计的新思路:在把长码直扩信号重构成缺失数据模型的基础上,首先利用 Frobenius 范数法进行同步,然后利用 AP 算法估计伪码.由于 AP 算法依赖数据本身,而其它方法均只依赖样本的自相关矩阵,损失了信息,因此本文提出的算法性能要明显好于其它方法.

参考文献:

[1] M K Tsatsanis, G B Giannakis, Blind estimation of direct sequence spread spectrum signals in multipath[J]. IEEE Trans. Signal Process., 1997, 45(5): 1241 – 1252.

[2] C Bouder, S Azou, G Burel, Performance analysis of a spreading sequence estimator for spread spectrum transmissions[J]. J. Franklin Inst., 2004, 341(7): 595 – 614.

[3] B G Agee, R J Kleinman, J H Reed, Soft synchronization of direct sequence spread spectrum signals [J]. IEEE Trans. Comm., 1996, 44(11): 1527 – 1536.

[4] P-Y Qui, Z-T Huang, W-L Jiang, C Zhang, Improved blind-spreading sequence estimation algorithm for direct sequence spread spectrum signals[J]. IET Signal Process., 2008, 2(2): 139 – 146.

[5] 张天骐,周正中,林孝康,等.低信噪比长伪码直扩信号的盲估计方法[J].信号处理,2008,24(6):370 – 376.
Zhang Tian-qi, Zhou Zheng-zhong, Lin Xiao-kang, et al. Appraoch to blind estimation of lower SNR long code DS signals [J]. Signal Processing, 2008, 24(6): 370 – 376. (in Chinese)

[6] 王满喜,李宏,马刈非,等.低信噪比下非周期性直扩信号的盲估计[J].电子科技大学学报,2009,38(2):177 – 181.
Wang Man-xi, Li Hong, Ma Yi-fei, et al. Blind Estimation of Lower SNR Aperiodic DS Signals[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(2): 177 – 181. (in Chinese)

[7] S Daneshmand, H Aghaeinia, M Tohidian, A J Jahromi, Blind estimation of signal in periodic long-code DSSS communications[A]. Sarnoff Symposium, 2009. SARNOFF '09[C]. IEEE Princeton, 2009, 1 – 6.

[8] 徐海源,王丰华,黄知涛,等.长码直扩信号的符号速率盲估计方法[J].国防科技大学学报,2007,29(6):44 – 48.
Xu Hai-yuan, Wang Feng-hua, Huang Zhi-tao, etc, Blind Estimation of the Symbol Rate of a Long Code DSSS Signal[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2007, 29(6): 44 – 48. (in Chinese)

[9] 杨超斌,邱玲,朱近.一种直扩通信信号快速检测识别方法[J].电子学报,vol.27(7):89 – 91.
Yang Chaobin, Qiu Ling, Zhu Jinkang, A method of fast detection and recognition to DS/SS signal[J]. Acta Electronica Sinica, 27(7): 89 – 91. (in Chinese)

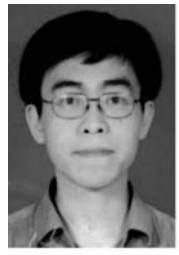
[10] 黄春琳,柳征,姜文利,等.基于循环谱包络的扩谱直序信号的码片时宽、载频、幅度估计[J].电子学报,2002,30(9):1353 – 1356.
Huang Chun-lin, Liu Zheng, Jiang Weng-li et al. Chip Width, Carrier Frequency and Amplitude Estimation of DS Signal Based on Cyclic Spectrum Amplitude[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(9): 1353 – 1356. (in Chinese)

[11] Bouder C, Azou S, Burel G. A robust synchronisation 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[C]. Prague, Czech Republic, 2002. 238 – 241.

[12] Y Noam, J Tabrikian, Marginal likelihood for estimation and detection theory[J]. IEEE Trans. Signal Process., 2007, 55(8): 3963 – 3974.

[13] P Chen, Heteroscedastic Low-Rank Matrix Approximation by the Wiberg Algorithm[J]. IEEE Trans. Signal Process., 2008, 56(4): 1429 – 1439.

作者简介:



牟　青　男,1977 年 4 月出生于湖北荆州.现为电子科技大学电子工程学院博士研究生,主要从事通信信号侦察方面的研究.
E-mail: mouq@szu.edu.cn



魏　平　男,1966 年出生于四川,现为电子科技大学电子工程学院教授,博士生导师,主要从事阵列信号处理,通信信号分析,无源定位等方面的研究.