

基于时频稀疏性的跳频信号背景噪声估计算法

辛吉荣^{1,2}, 陆路希², 包 昕², 程 建²

(1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 盲信号处理重点实验室, 四川成都 610041)

摘 要: 背景噪声估计是自适应盲信号检测的依据. 针对传统背景噪声估计复杂度高不适用于宽带卫星跳频信号盲处理系统的现实问题, 提出了一种利用跳频信号稀疏性的背景噪声估计算法. 理论分析了该算法的可靠性和复杂度, 并应用仿真数据和实际信号验证了算法的有效性. 相比传统算法, 该算法可提供相近的噪声估计结果, 而计算复杂度和数据缓存大为降低.

关键词: 跳频; 噪声估计; 卫星通信; 能量检测

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)10-1932-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.010

Noise Energy Estimator Based on Sparseness of Time-Frequency Domain for Broadband Frequency-Hopping Signal

XIN Ji-rong^{1,2}, LU Lu-xi², BAO Xin², CHENG Jian²

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. National Key Laboratory of Blind Signals Processing, Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract: Noise estimation is the basis of the adaptive blind signal detection. It provides the thresholds of automatic detector based on the CFAR (Constant False Alarm Rate) rule. The traditional noise estimator was complicated and cannot be easily implemented in the on-line blind signal processing system for the satellite broadband frequency-hopping signal. Utilizing the sparseness of the frequency-hopping signal, a new algorithm was proposed to facilitate the noise estimation. The reliability and complexity of the algorithm was analyzed theoretically, and the effectiveness was verified through both simulations and real signal experiments. Compared to the classical algorithm, the proposed algorithm can provide similar noise estimation results, while its computational complexity and buffer consumption was significantly reduced.

Key words: noise estimation; frequency-hopping; satellite communication; energy estimation

1 引言

卫星跳频信号往往具有很宽的跳频范围. 对其进行未知跳频序列的宽带盲检测时, 面临着采样率高, 数据量大, 实时处理困难的问题. 因此必须尽可能优化算法, 降低处理复杂度和数据缓存量, 便于在硬件上实现.

能量检测是信号/干扰检测^[1~5,10]、频谱感知^[6~9]中广泛应用的算法之一. 其一般分为两步进行: 第一步估计噪声信号功率; 第二步根据噪声功率设置门限, 然后再根据该门限判断信号是否存在. 第一步噪声功率估计的误差将直接引起检测性能的下降. 本文研究着重于第一步, 即针对宽带卫星跳频信号如何简单高效地实现对噪声功率的估计. 噪声功率与门限的关系可根据噪声

概率分布以及目标虚警概率直接计算获得.

CME (Consecutive Mean Excision) 方法是一种基于能量的信号/干扰检测分离方法^[1], 也可用于信号背景噪声的估计. 文献[2]提出了前向执行的 CME (FCME, Forward Consecutive Mean Excision) 算法, 获得了比 CME 算法更好的检测性能. 文献[3]采用 FCME 算法估计噪声能量, 结合 CA (Cell-Averaging) 检测器, 提出了迭代的恒虚警检测器 FCME-CA. 该检测器通过 FCME 算法进行迭代获得噪声功率的估计值, 利用信号能量的概率分布函数, 进行恒虚警检测. 文献[5]详细比较了 CME 类算法的三种实现方式, 即 BCME (Backward Consecutive Mean Excision)、LCME (Limited Consecutive Mean Excision) 以及 FCME 的检测性能, 指出 FCME 方法能够获得最好的检

测性能,但是,其初始噪声集合必须进行合理的选择,否则该算法无法收敛.文献[10]分析了 FCME 算法的虚警概率,提出了 FCME 算法中门限的设置方法,能够更好的控制 FCME 算法,使其接近于目标虚警概率.文献[6]分析了利用噪声功率估计值进行能量检测的性能,给出了检测性能的闭合表达式.

应用 FCME-CA 算法对卫星跳频信号进行背景噪声估计时,需要缓存所有数据并进行排序操作,耗费资源较大,硬件实现困难.本文针对该问题提出了一种利用跳频信号频率稀疏性进行背景噪声功率估计的方法.该方法能获得与 FCME-CA 近似的性能,但实现复杂度大为降低.

2 跳频信号系统模型

接收的卫星跳频信号采样序列表示为:

$$\begin{aligned} r(t) &= A(t)\cos(2\pi\omega(t)t) + n(t) \\ &= s(t) + n(t) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $t = 1, 2, \dots$ 表示时间,单位为采样点序号, $A(t)$ 为跳频信号的基带波形, $\omega(t)$ 为载频,以跳周 T 为单位变化, $n(t)$ 为加性高斯白(AWGN)噪声.

跳频信号的盲检测通常先将时域信号进行短时傅立叶变换(STFT),得到时频谱后在时频谱上对跳频信号进行检测,如图 1 所示.对 STFT 输出的每个窄带信道,估计其带内背景噪声,并根据该背景噪声和恒定目标虚警概率计算检测门限.最后按照该门限对该窄带信道的输出进行能量检测,判断该窄带信道内跳频信号的存在性.

STFT 的最简形式为:

$$\begin{aligned} \text{STFT}(k, f) &= \sum_{j=0}^{\text{FFTLen}-1} r(k \cdot \text{FFTLen} + j) \exp\left(-i \frac{2\pi j f}{\text{FFTLen}}\right) \\ &= \sum_{j=0}^{\text{FFTLen}-1} s(k \cdot \text{FFTLen} + j) \exp\left(-i \frac{2\pi j f}{\text{FFTLen}}\right) \\ &\quad + \sum_{j=0}^{\text{FFTLen}-1} n(k \cdot \text{FFTLen} + j) \exp\left(-i \frac{2\pi j f}{\text{FFTLen}}\right) \\ &= R(k, f) + N(k, f) \end{aligned} \quad (2)$$

其中 k 表示 STFT 的时间序号,每次取连续的 FFTLen 个采样符号,进行一次 FFT 变换,得到本时段的 FFTLen

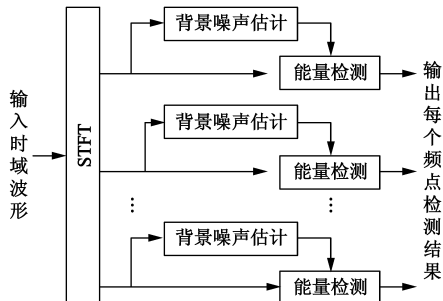


图1 跳频信号自适应盲检测结构图

个频点响应,令两次 FFT 间隔 FFTLen 个采样符号,在时域上没有交叠,每段 FFTLen 个采样符号上的噪声是独立的,则前后两次 FFT 的噪声响应也是独立的. $R(k, f)$ 和 $N(k, f)$ 分别表示在第 k 个 FFT 窗上 f 频点上的信号成分和噪声成分.一般为保证跳频信号在 STFT 上的分辨率,FFTLen 的选取应小于跳周 T ,频点间隔与单一跳频信号的带宽接近,令 $K = \lceil T/\text{FFTLen} \rceil$ 表示以 STFT 时间序号为单位的单跳驻留时间, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整.

卫星信道的电磁环境较为纯净,仅受系统各个单元热噪声的影响,但由于采样前端各级放大、滤波、变频设备以及 A/D 器件本身的频谱特性均难以做到平坦,积累起来导致采集后观察通带响应存在一定程度的非时变的频率选择性,导致热噪声功率谱并不平坦.在 GHz 宽带卫星信号接收中,实际观测到无信号时噪声功率谱通带内起伏甚至可能达到 10dB.但经过 FFT 后每个子信道的带宽较小,热噪声功率可近似认为是平坦的,即认为每个频点 f 的噪声 $N(k, f)$ 在不同时间 k 上服从相同的复高斯分布 $CN(0, \sigma_f^2)$,其中方差 σ_f^2 与频点 f 有关.本文目的是对每个频点噪声方差 σ_f^2 分别进行估计,进而在每个频点上选取合适的检测门限用于该频点的跳频信号检测.

跳频信号在某个频点上出现后,根据跳频序列往往要经过较长时间才会再次在该频点出现,因此在某一频点上,绝大多数时间信号成分 $R(k, f)$ 为 0.在跳频信号盲检测过程中,往往不能事先确定信号的有无.若在平均时间窗内出现信号,会极大的影响背景噪声估计的可靠性.在此情况下,一般可采用 FCME-CA 算法,根据信号出现会改变采样符号的能量概率分布的特点,去除可能存在信号成分的干扰点,以余下点的平均功率作为背景噪声估计值.FCME-CA 方法可靠有效,但其运算过程中需要排序等复杂操作,硬件上实现效率极差,不适合宽带卫星高速实时盲处理.针对以上问题,下一节提出一种新的跳频信号背景噪声估计算法.

3 基于时频稀疏的背景噪声估计算法

3.1 噪声检测量和估计算法

为便于推导,假设跳频信号不会连续出现在同一频点,即若 $R(k, f) \neq 0$,则间隔一个跳周的时频窗长 K 后,必有 $R(k + K, f) = 0$,因此 $\text{STFT}(k, f)$ 和 $\text{STFT}(k + K, f)$ 至少有一个不含信号成分.而由于信号与噪声无关,有信号时的接收信号平均能量 $E\{|R(k, f) + N(k, f)|^2\}$ 大于无信号时的接收信号平均能量 $E\{|N(k, f)|^2\}$,为滤除信号成分对噪声估计的影响,令检测量为间隔 K 的两个 STFT 响应的最小能量值:

$$P_n(k, f) = \min\{|\text{STFT}(k, f)|^2, |\text{STFT}(k + K, f)|^2\} \quad (3)$$

由于跳频信号在时频图上具有明显的稀疏性,大部分 STFT 响应只含有噪声,不含信号,若前后两个 STFT 响应均只含噪声,则最小能量值为:

$$P_n(k, f) = \min\{|N(k, f)|^2, |N(k + K, f)|^2\} \quad (4)$$

其中 $N(k, f)$ 和 $N(k + K, f)$ 均服从期望为 0 方差为 σ_f^2 的复高斯分布,因此 $|N(k, f)|^2$ 和 $|N(k + K, f)|^2$ 均服从参数为 $1/\sigma_f^2$ 的指数分布. 由于两个指数分布的最小值的分布仍为指数分布,参数为原先参数之和,因此无信号时 $P_n(k, f)$ 服从参数为 $2/\sigma_f^2$ 的指数分布,其期望恰为 $\sigma_f^2/2$,即:

$$P_n(k, f) \sim E(2/\sigma_f^2) \quad (5)$$

$$\sigma_f^2 = 2 \times E[P_n(k, f)] \quad (6)$$

其中, $E(\lambda)$ 表示参数为 λ 的指数分布, $E[x]$ 表示 x 的期望. 将期望用多个检测量的平均近似,整理后本文的噪声估计公式为:

$$\begin{aligned} \bar{\sigma}_f^2 &= \frac{2}{LK} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K-1} P_n(2lK + k, f) \\ &= \frac{2}{LK} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K-1} \min\left\{|\text{STFT}(2lK + k, f)|^2, |\text{STFT}(2lK + K + k, f)|^2\right\} \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中,频点 f 的连续 $2L$ 个跳周的 STFT 响应分成 L 段,每段 2 个跳周,将每段第一个跳周上的 STFT 响应与第二个跳周上对应位置响应比较得到最小值,再将所有最小值平均并根据式(7)得到噪声估计值. 若每个 STFT 响应中的噪声是相互独立的,则这里每个最小值中的噪声也是相互独立的,从而保证了均值的有效性. 实际系统中,由于相邻频点的接收机通道起伏近似,可将相邻频点的计算结果进一步平均获得更为平滑的估计结果.

图 2 给出了具体一个频点上的本文噪声估计与能量检测算法的流程. 对于 STFT 的每个频点,按照式(7)进行计算得到噪声能量的估计值. 将该估计值乘以按照 CFAR 准则得到固定系数,即得到能量检测的判决门限. 以该门限对 STFT 每个频点上的能量进行判决,即可得到检测结果.

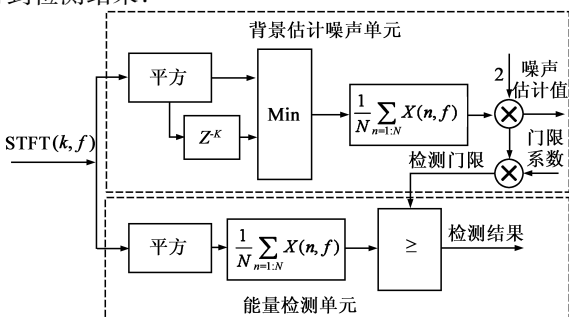


图2 本文噪声估计与能量检测流程图

3.2 无信号时的可靠性分析

在纯噪声环境下,式(7)中的 $P_n(k, f)$ 服从指数分布,则 $P_n(k, f)/(\sigma_f^2/4)$ 服从自由度 2 的克方分布:

$$P_n(k, f)/(\sigma_f^2/4) \sim \chi^2(2) \quad (8)$$

不同 k 的 $P_n(k, f)$ 独立同分布,因此式(7)中噪声估计量 $\bar{\sigma}_f^2$ 的分布可写成:

$$(2LK\bar{\sigma}_f^2)/(\sigma_f^2) \sim \chi^2(2LK) \quad (9)$$

根据克方分布的性质可知:

$$E[\bar{\sigma}_f^2] = \sigma_f^2, D[\bar{\sigma}_f^2] = \sigma_f^4/(LK) \quad (10)$$

其中 $D[x]$ 表示 x 的方差. 因此纯噪声环境下,本文噪声估计是无偏的,且随着检测窗的增加估计值越精确.

3.3 有信号时的可靠性分析

不失一般性,令 $\text{STFT}(k, f)$ 含信号,而 $\text{STFT}(k + K, f)$ 不含信号,首先假设信号加噪声的时频点能量总是高于纯噪声的能量,则式(3)变为:

$$P_n(k, f) = |N(k + K, f)|^2 \quad (11)$$

$P_n(k, f)$ 仅由 1 个噪声项决定,服从期望为 σ_f^2 的指数分布.

由于跳频信号在时频点上是稀疏的,设在整个频点 f 估计周期内 $\{\text{STFT}(k, f) | k = 0, 1, \dots, 2LK - 1\}$ 含信号的时频点的比例为 η ,称为信号密度,任意相隔为 K 的两个时频点不同时含信号,令 Φ_s 表示含信号的检测量的集合, Φ_n 表示不含信号的检测量的集合,并分别计算检测量的和为:

$$\begin{aligned} S_s &= \sum_{(l, k) \in \Phi_s} P_n(2lK + k, f), \\ \Phi_s &= \left\{ (l, k) \mid \begin{array}{l} R(2lK + k, f) \neq 0 \text{ or } R(2lK + k + K, f) \neq 0, \\ l = 0, \dots, L-1, k = 0, \dots, K-1 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} S_n &= \sum_{(l, k) \in \Phi_n} P_n(2lK + k, f), \\ \Phi_n &= \left\{ (l, k) \mid \begin{array}{l} R(2lK + k, f) = R(2lK + k + K, f) = 0, \\ l = 0, \dots, L-1, k = 0, \dots, K-1 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (13)$$

由于 Φ_s 的元素个数为 $2\eta LK$, S_s 的分布和数学特征为:

$$(2S_s)/(\sigma_f^2) \sim \chi^2(4\eta LK) \quad (14)$$

$$E[S_s] = 2\eta LK\sigma_f^2, D[S_s] = 2\eta LK\sigma_f^4 \quad (15)$$

而 Φ_n 的元素个数为 $(1 - 2\eta)LK$, S_n 的分布和数学特征为:

$$4S_n/\sigma_f^2 \sim \chi^2(2(1 - 2\eta)LK) \quad (16)$$

$$\begin{cases} E[S_n] = (1 - 2\eta)LK\sigma_f^2/2 \\ D[S_n] = (1 - 2\eta)LK\sigma_f^4/4 \end{cases} \quad (17)$$

同时式(7)可改写为:

$$\bar{\sigma}_f^2 = 2(S_s + S_n)/(LK) \quad (18)$$

S_s 和 S_n 相互独立,因此式(18)中 $\overline{\sigma_f^2}$ 的数学特征为:

$$E[\overline{\sigma_f^2}] = (1 + 2\eta)\sigma_f^2 \quad (19)$$

$$D[\overline{\sigma_f^2}] = \frac{(1 + 6\eta)\sigma_f^4}{LK} \quad (20)$$

此时噪声功率估计值包含了一个误差项 $2\eta\sigma_f^2$.

实际时频点能量无论是否存在信号都是服从一定概率分布的,含信号的时频点能量并不总大于不含信号的时频点能量,意味着实际 S_s 比式(15)中的期望小,而由于 $S_s \geq 0$,则根据式(18)可得任意跳频信号下本文背景噪声估计值的期望范围为:

$$(1 - 2\eta)\sigma_f^2 \leq E[\overline{\sigma_f^2}] \leq (1 + 2\eta)\sigma_f^2 \quad (21)$$

由于一般跳频信号在某个频点上的密度极低, η 极小,本文背景噪声估计算法是可靠的.

3.4 复杂度分析

这节将本文算法与 FCME-CA 算法的复杂度进行比较,见表 1. 假设共有 $2LK$ 个时频能量块,其中包含纯噪声的能量块为 M 个,且 $M > LK$,这对于稀疏的宽带跳频信号是合理的. 本文算法对噪声估计需要进行 LK 次加法,一次除法运算. 除此之外,还要按照式(4)的进行 LK 次比较运算,由于比较在间隔 K 的两个块上进行,处理过程中需要缓存一跳 K 个数据. 相比之下,FCME-CA 算法需要对信号块按功率进行排序,快速排序算法的复杂度为 $2LK \log_2(2LK)$ ^[11]. 设算法用于初始化的噪声块占总噪声块的比例为 α , $1/M \leq \alpha \leq (M-1)/M$. 假设算法迭代 $(1-\alpha)M$ 次后收敛,则需要进行 $(1-\alpha)M + 1$ 次乘法, $(1-\alpha)M$ 次除法和 $(M-1)$ 次加法. 处理过程中需要缓存全部 $2LK$ 个数据.

表 1 复杂度比较

	本文算法	FCME-CA
加法	LK	$M-1$
乘法	1	$(1-\alpha)M+1$
除法	1	$(1-\alpha)M$
复杂度	$O(LK)$	$O(LK \log_2(2LK))$
缓存	K	$2LK$

4 实验验证

本章通过仿真评估所提出的噪声估计算法,并与直接平均的背景噪声估计方法和 FCME-CA 算法的结果进行比较分析. FCME-CA 算法根据预设的虚警概率指标(以下仿真中设为 0.1%)进行信号和噪声样点分离,对其分离出的噪声样点平均即得到噪声功率估计值.

4.1 信号密度对算法性能的影响

首先评价不同信号密度下三种算法的性能. 随机生成某频点上连续 1000 个 STFT 的响应,仿真中信号密

度变化范围从 0% (无信号)到 10%. 在跳频信号不会连续出现在同一频点的前提下,随机分布跳频信号. 定义样点 SNR 为每个含信号的 STFT 样点上的信号能量期望 $E[|R(k, f)|^2]$ 与噪声能量期望 $E[|N(k, f)|^2]$ 的比值,本仿真中设为 10dB. 进行 1000 次蒙特卡洛仿真,并对三种方法的估计结果进行统计分析,其误差均值和标准差见图 3. 从图 3(a)中可见,随着信号占总样点比率增加,3 种算法均出现了不同程度的正的估计偏差,且如图 3(b)中所示这些偏差基本是稳定. 直接平均由于信号也被当作噪声计入统计,偏差最大. 而 FCME-CA 和本文算法由于都采用了消除信号能量的机制,估计偏差随信号密度增加恶化的程度远小于直接平均的结果. 从图 3 中可以看出本文算法在信号占样点比率小于 0.05 的情况下,对噪声功率的归一化估计误差均值小于 0.1.

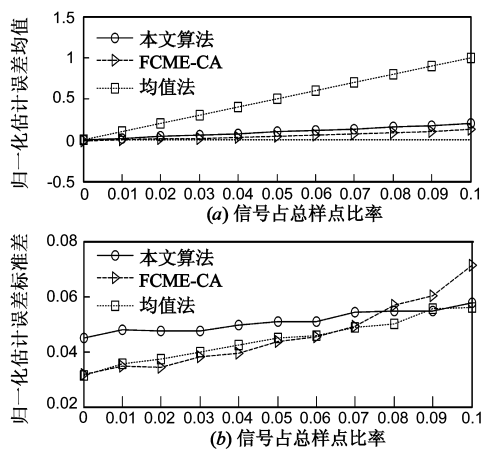


图 3 不同信号密度下的噪声估计误差

此外图 3(a)中本文算法的估计偏差均值大约是信号密度的 2 倍关系,与 3.3 节式(19)一致,这表明在已知跳频信号信噪比和密度的条件下本文算法的估计偏差可以被修正掉,实际中若目标信号是稳定的,往往可以通过前期大量采集数据统计分析来获得该信号的信噪比和信号密度信息.

4.2 信噪比对算法性能影响

不同 SNR 下本文算法和 FCME-CA 算法的估计误差均值和标准差结果见图 4,仿真中信号密度为 1%. 可见,本文算法的估计结果比真实噪声能量值略高,随着 SNR 的提升,逐渐稳定到噪声能量的 1.02 倍. FCME-CA 在 SNR 较小时,容易将能量较小的含信号的响应点判断成纯噪声,导致估计偏差略大,但随着 SNR 提升,信号更为明显,此类差错减少,而将较大的噪声响应误判成信号成为主要误判类型,导致估计值比实际噪声能量值略小. 两者比较,本文估计算法的性能比 FCME-CA 略差,但如前所述,本文算法复杂度低且只需缓存 1 跳

长度的数据,相比 FCME-CA 具有易于实现的优势.

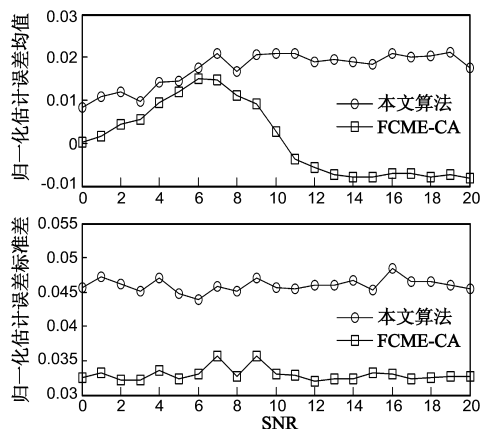


图4 背景噪声的归一化估计误差均值和标准差

4.3 实际信号处理结果

图5给出了某实际超宽带卫星跳频信号的背景噪声估计结果.由于前端射频电路和A/D平坦度较差,目标频段有约10dB的起伏,必须细分频段进行背景噪声估计.

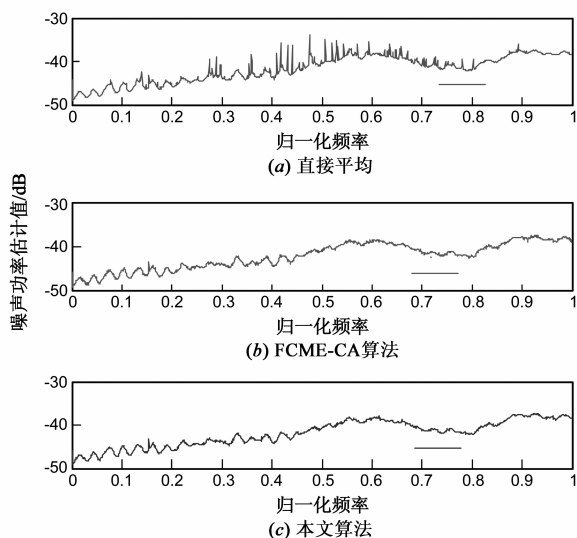


图5 实际信号的背景噪声估计结果

该信号载噪比最大达30dB,采用直接平均的方法估计噪声会受信号严重干扰出现大量毛刺,如图5(a)所示,而本文算法和FCME-CA算法均可以获得较平稳的背景噪声估计结果,且两者结果几乎重合,如图5(b)与图5(c)所示.直接平均和本文算法复杂度低数据缓存量少可在FPGA上实时处理计算,而FCME-CA需要缓存全部数据并进行排序等复杂操作,适合于无实时性要求的计算机离线处理.

5 结束语

本文针对宽带卫星跳频信号检测过程中面临的采

样率高、数据量大的问题,提出了一种简单有效,低复杂度的跳频信号背景噪声估计算法,可为基于恒虚警概率原则的自适应跳频信号实时检测提供门限设置依据.

文中通过理论分析与仿真说明了该算法的有效性可与可靠性.并针对某实际宽带卫星跳频信号进行测试,证明本文算法能够对跳频信号背景噪声实现较好的估计.虽然性能与FCME-CA算法相比稍微有些损失,但算法复杂度、缓存数据长度都远小于FCME-CA算法,更具有工程应用价值.

参考文献

- [1] P Henttu, S Aromaa. Consecutive mean excision algorithm[A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications[C]. Prague: IEEE, 2002. 450 - 454.
- [2] H Saarnisaari, P Henttu, et al. Impulse detection and rejection methods for radio systems[A]. Proceedings of IEEE MILCOM[C]. Boston: IEEE, 2003. 1126 - 1131.
- [3] J J Lehtomaki, M Juntti, et al. CFAR strategies for channelized radimeter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(1): 13 - 16.
- [4] J Vartiainen, J Lehtomaki, et al. Limits of detection for the consecutive mean excision algorithms[A]. Proceedings of International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Network[C]. Cannes: IEEE, 2010. 1 - 5.
- [5] Harri Saarnisaari. Iterative multidimensional impulse detectors for communications based on the classical diagnostic methods[J]. IEEE Transactions on Communications, 2005, 53(3): 395 - 398.
- [6] Tevfik Yucek, Huseyin Aeslan. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio application[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1): 116 - 129.
- [7] J J Lehtomaki, J Vartiainen. Spectrum sensing with forward methods[A]. Proceeding of IEEE MILCOM[C]. Washington: IEEE, 2006. 1 - 7.
- [8] J Lehtomaki, S Salmenkaita. Measurement studies of a spectrum sensing algorithms based on double thresholding[A]. Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management[C]. Aalborg: IEEE, 2009. 69 - 73.
- [9] 刘义贤, 季飞, 余华. 认知无线网络中基于噪声功率估计的能量检测性能[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1487 - 1491.
Liu Yixian, Ji Fei, Yu Hua. Performance of energy detection based on estimated noise power in cognitive radio networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(6): 1487 - 1491. (in Chinese)
- [10] J J Lehtomaki, J Vartiainen, et al. CFAR outlier detection

with forward methods[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(9): 4702 - 4706.

[11] 吴海燕, 任午令, 章志勇. 数据结构[M]. 浙江大学出版社, 2011. 240.

Wu Haiyan, Ren Wuling, Zhang Zhiyong. Data Structure[M]. Zhejiang University Press, 2011. 240. (in Chinese)

作者简介



辛吉荣 男, 生于 1985 年 10 月, 陕西宝鸡人. 2012 年考入国防科学技术大学电子科学与工程学院, 现为在读博士生. 主要研究方向: 通信信号处理、阵列信号处理.



陆路希 男, 生于 1982 年 9 月, 上海人. 2011 年 6 月获北京大学博士学位, 现任盲信号处理实验室工程师, 主要研究方向: 跳扩频信号处理、稀疏信号处理.

包昕 男, 生于 1986 年, 成都人, 盲信号处理实验室博士研究生, 研究方向: 信道编码识别、稀疏信号处理.

程建 男, 生于 1964 年, 重庆人, 盲信号处理实验室高级工程师, 研究方向: 卫星通信.