

基于均值二分的改进型 FCME 算法及其在极/超低频信道噪声检测中的应用

赵 鹏 蒋宇中 翟 琦 李春腾

(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘 要 极/超低频信道噪声脉冲因接收机前端暂态效应而钝化,导致常规时域幅度门限检测器的性能出现退化。针对该问题,文中提出了一种基于局部方差域变换(Local Variance Domain Transforming, LVDT)恒虚警率顺序统计分析(OS-CFAR)的检测算法。同时,针对 FCME(Forward Consecutive Mean Excision)算法在迭代计算背景噪声时可能存在的发散问题,提出了一种基于均值二分搜索(Binary Searching Method by Mean, BSMM)的改进方法,BSMM 无需初始集假设以及排序过程,因而具有更好的鲁棒性和更高的计算效率。仿真结果表明,与常规 FCME 算法相比,在不损失背景噪声估计精度的条件下,所提 BSMM 的计算时间平均缩短 2 个数量级以上,所提信道噪声检测算法优于局部最优非线性检测算法。

关键词 极/超低频通信,信道噪声检测,背景噪声估计,FCME 算法,均值二分

中图法分类号 TN911.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.017

Improved FCME Algorithm Based on Binary Searching by Mean and Its Applications in E/SLF Channel Noise Detection

ZHAO Peng JIANG Yu-zhong ZHAI Qi LI Chun-teng

(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract Extreme/Super Low Frequency (E/SLF, 3 ~ 300 Hz) channel noise (CN) impulses are usually passivated by the transient effects in the receivers' front-end stages, and it will cause the performance degradation for the common time-domain amplitude-based threshold detectors. Aiming at this problem, this paper proposed a detection method based on the constant false alarm rate ordering statistics (OS-CFAR) through local variance domain transforming (LVDT). In light of the potential divergency problem when FCME algorithm iteratively evaluates the background noise, this paper also presented an improved method namely binary searching method by mean (BSMM). BSMM doesn't need to assume the initial clean set or sort process, and thus is more robust and has higher efficiency. Simulations show that the proposed method can reduce the computing time by more than 2 orders without losing estimation accuracy of background noise compared with the common FCME. Besides, the proposed CN detection method outperforms the local optimum threshold nonlinearities method (LOTNI).

Keywords E/SLF communication, Channel noise detection, Background noise estimation, FCME algorithm, Binary searching by mean

1 引言

极/超低频(Extreme/Super Low Frequency, E/SLF, 3 ~ 300 Hz)电磁信号衰减率小,能够穿透地层和海水到达一定的深度,因而在矿井应急通信与定位^[1-2]、水下无人航行器导航^[3]等领域有一定的应用前景。

信道噪声(Channel Noise, CN),也称大气噪声,是 E/SLF 通信的主要噪声来源^[4-5]。该噪声由自然界雷电活动引发,表现为大幅度的集簇脉冲和小幅度的高斯背景噪声的叠加。

CN 是一种典型的加性非高斯噪声(Additive Non-Gaussian Noise, ANG N),其功率谱呈现出频带宽、幅度大的特点,通常,高强度的 CN 将淹没通信信号,而造成接收端信噪比的急剧恶化,因此, CN 检测及其抑制是实现极/超低频通信工程应用须解决的一个重要问题。

非高斯噪声环境下基于最大似然检测准则的最优接收机结构由零记忆非线性(Nonlinearity, NL)和相干接收机级联组成^[5-6],其中, NL 用于抑制非高斯噪声。CN 抑制首先需要解决其检测问题,门限检测是一类被广泛应用的 CN 检测方法。

到稿日期:2018-05-11 返修日期:2018-08-25 本文受国家自然科学基金(41474061, 41704034)资助。

赵 鹏(1990—),男,博士生,主要研究方向为低频通信干扰抑制;蒋宇中(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为通信信号处理, E-mail:jiangyuzhong@tsinghua.org.cn(通信作者);翟 琦(1978—),男,讲师,主要研究方向为通信信号处理;李春腾(1992—),男,博士生,主要研究方向为低频通信干扰抑制。

最优检测门限通常依赖于噪声模型假设,如局部最优门限非线性性(Locally Optimum Threshold Nonlinearity, LOTNL)以及次优非线性性(Sub-optimum Threshold Nonlinearity, SOTNL)的检测门限^[5]等。目前,有多种极/超低频 CN 的统计物理模型被提出,如 Middleton Class B (MCB)模型^[6]和 Field-Lewinstein (FL)模型^[7]等。MCB 模型以其规范的形式以及实测噪声数据的高度一致性而得到学术界的广泛认可,然而其概率密度函数表示为以伽马函数与合流超几何函数之积为核的无限项之和,尚无闭合表达式,因此其局部最优以及次优检测门限的计算常常面临计算复杂度高的问题^[8]。

变换域顺序统计分析(Ordering Statistics in Transformed Domain, OSTD)在频谱感知^[9]、扩频通信干扰抑制^[10]等领域获得了广泛应用。该类方法无需 CN 模型假设,具备计算复杂度低、便于实施的优点;其主要困难在于如何选取一个合适的域(等价于一个合适的统计量),在该域中通信信号和本底噪声平坦且对应的联合分布已知,而待检噪声是非平坦的。

对于工程应用中的窄带 E/SLF 接收机, CN 将在接收机前端产生显著的暂态效应(Transient Effects),使得脉冲尖峰被钝化,脉冲趋于平坦化,造成常规时域幅度门限检测器性能的退化。为此,考虑到局部方差域变换(LVDT)能够强化脉冲性^[11],本文提出一种基于 LVDT 恒虚警率顺序统计分析(OS-CFAR)的检测算法。该算法本质上属于一类能量检测器,需要根据样本数据估计背景噪声的局部方差。常用的 FCME 算法^[12]能通过排序迭代分离背景噪声,然而该算法对初始样点集合尤为敏感,不恰当的设置将导致该算法无法收敛或计算误差过大。针对此问题,本文提出一种基于均值二分搜索(BSMM)的改进方法,将 FCME 的排序迭代转换为基于均值的集合二分,无需初始集假设以及排序过程,因而具有更好的鲁棒性和更高的计算效率。

2 基于 LVDT 的 CN 检测

针对 E/SLF 通信的信道噪声抑制问题,假设接收信号由 MSK 信号、信道噪声和白高斯噪声三者叠加而成^[10],即

$$x_k = s_k + m_k + n_k \quad (1)$$

其中, $k=0, \dots, K-1$, s_k , m_k 和 n_k 分别表示 k 时刻的 MSK 信号分量、大气噪声分量和高斯本底白噪声分量。 n_k 服从均值为 0、方差为 σ_n^2 的正态分布, $\{n_0, \dots, n_{K-1}\}$ 构成独立同分布的正态变量序列。

考虑到 E/SLF 信道噪声的带宽远大于接收机带宽,接收机前端将产生显著的暂态效应,表现为噪声脉冲被钝化。图 1(a)给出理想脉冲(时宽趋近于 0)经接收机等效带通滤波后的时域波形,可以看出脉冲时宽被扩大,其波形由大幅度脉冲尖峰和拖尾(非孤立脉冲点)组成,拖尾部分具有幅度小且波形连续的特点,从而序列脉冲性减弱。常规基于幅度的时域门限检测(Time-domain Threshold Detection, TDTD)通过比较待检样点幅度与设定门限之间的大小,将接收序列划分为小于和小于等于门限的两个子集,后者被判决为脉冲集。因而, TDTD 本质上属于一类弱化的顺序统计分析^[13],其检测性能与待检序列的脉冲性正相关。在局部方差域中, CN 分量呈现出强化的脉冲性(Impulsiveness),而信号和白噪声呈现出

平坦性(Flatness),如图 1(b)所示,因此 LVDT 为提升 CN 检测的性能提供了可能。

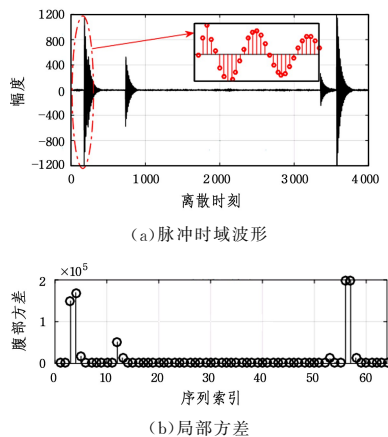


图 1 脉冲暂态响应波形及其局部方差

Fig. 1 Waveform of transient response and its LVDT

根据 Neyman-Pearson 检测器原理,可将 CN 检测归结为如下二元假设检验问题:

$$\begin{aligned} H_0: x_k &= s_k + n_k \\ H_1: x_k &= s_k + n_k + m_k \end{aligned} \quad (2)$$

其中,零假设(Null Hypothesis) H_0 和备择假设(Alternative Hypothesis) H_1 分别表示 k 时刻不出现 m_k 分量和出现 m_k 分量。

在接收端没有关于 CN 分布的先验知识的条件下,可采用一类基于非参数统计分析的盲检测方法。恒虚警率顺序统计分析是一类常用的盲检测算法,基于此, CN 检测的虚警概率 P_f 可表示为:

$$P_f = \Pr\{\Xi | H_0 > T_\Xi\} \quad (3)$$

从而,检测门限表示为 $T_\Xi = F_{\Xi|H_0}^{-1}(P_f; N)$, 其中 $F_{\Xi|H_0}(x; N)$ 表示统计量 Ξ 在假设 H_0 下的互补累积分布函数(Complementary Cumulative Distribution Function, CCDF)。那么, CN 检测概率表示为:

$$P_d = \Pr\{\Xi | H_1 > T_\Xi\} \quad (4)$$

取序列局部方差(LV)作为统计量,根据 LV 的定义,在假设 H_0 下统计量 Ξ 由式(5)给出:

$$\begin{aligned} \Xi | H_0 &\stackrel{\Delta}{=} D_i(N) = \frac{iN-1}{k=(i-1)N} \frac{s_k^2 + n_k^2}{N} + \frac{iN-1}{k=(i-1)N} \frac{2n_k s_k}{N} - \\ &\quad \left(\frac{iN-1}{k=(i-1)N} \frac{s_k + n_k}{N} \right)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, N 表示局部方差的滑动窗长度。

一般情况下,实际接收的 MSK 信号观测样点非独立且其分布律在接收端未知,因而难以直接计算上述 CCDF。考虑到 MSK 信号包络恒定且极/超低频信道特性稳定,通过假设当 $N \rightarrow \infty$, 有 $N^{-1} \sum_{k=(i-1)N}^{iN-1} s_k \rightarrow 0$, $N^{-1} \sum_{k=(i-1)N}^{iN-1} s_k^2 \rightarrow S^2/2$, 可得当 N 充分大时, $\Xi | H_0 \approx N^{-1} \sum_{k=(i-1)N}^{iN-1} (n_k + S/\sqrt{2})^2 \stackrel{\Delta}{=} \Xi_D$, 由此可知, $\Xi | H_0$ 渐近服从自由度为 N 、非中心系数为 $N\nu$ 的非中心卡方分布。其中, S 表示 MSK 信号包络, $\nu = S^2/(2\sigma_n^2)$ 表示接收序列的平均信号与白噪声功率比(Average Signal-to-White Noise Ratio, ASWNR)。根据非中心卡方分布的性质,易得 $\Xi | H_0$ 的渐近 CCDF 为:

$$F_{\Xi|H_0}(x;N,\nu)=Q_{N/2}(\sqrt{N\nu},\delta_n^{-1}\sqrt{N\nu}) \quad (6)$$

其中, $x>0$, $Q_{N/2}(\cdot, \cdot)$ 表示广义 Marcum Q 函数^[14]。由式(6)可知, $\Xi|H_0$ 的渐近 CCDF 与本底高斯白噪声的标准差 δ_n 有关。在 H_0 假设下, MSK 信号与高斯白噪声互相叠加, 通常难以单独估计 δ_n 。考虑到 $\delta_n^{-1}\sqrt{E[\Xi_D]}=\sqrt{1+\nu}$, 取 $\zeta E[\Xi_D]$ 作为判决门限, ζ 表示门限系数, 那么 T_Ξ 的表示如下:

$$\begin{cases} T_\Xi = \zeta E[\Xi_D] \\ \zeta = \gamma^{-1}(P_f; N, \nu) \\ \gamma(\zeta; N, \nu) = Q_{N/2}(\sqrt{N\nu}, \sqrt{\zeta N(1+\nu)}) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\gamma^{-1}(\cdot)$ 表示 $\gamma(\cdot)$ 关于 ζ 的逆函数。实际计算时, ASWNR 的估计远远比单独估计 δ_n 更易于实施^[15]。

对于门限系数 ζ , 函数 $Q_{N/2}(x_1, x_2)$ 是关于 x_1 参数的非减函数和关于 x_2 参数的非增函数。由式(7)可知, $x_1 \propto N\nu$, $x_2 \propto N\nu, \zeta$, 因此, 对于给定的 $N\nu, P_f$ 是 ζ 的非增函数。图 2 给出了 $P_f=1\%$ 和 0.1% 时 ζ 随 N, ν 取值的变化情况。

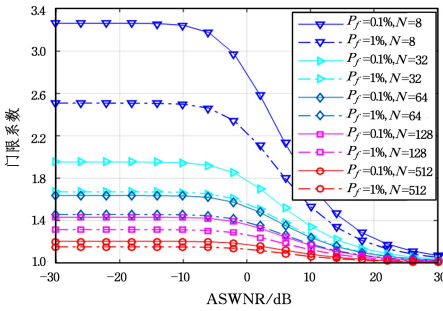


图 2 门限系数随 ASWNR 的变化情况

Fig. 2 Threshold factors in terms of ASWNRs

从图 2 可以看出, 在给定的 N, ν 和 P_f 取值范围内, 固定 N 和 $\nu, \zeta(P_f=1\%)<\zeta(P_f=0.1\%)$; 固定 ν 和 P_f, ζ 随 N 的增大而减小; $\zeta>1$, 且当 $\nu>0$ dB 时, 随着 ν 的增大, ζ 逐渐趋近于 1。

3 基于均值二分搜索的 FCME 算法的改进

3.1 常规 FCME 算法的原理及其缺陷分析

由式(7)可知, 局部方差域 CN 检测门限的计算须估计背景噪声项 $E[\Xi_D]$ 。常用的 FCME 算法的实现步骤可概括为排序、比较和迭代 3 个过程, 具体如图 3 所示。

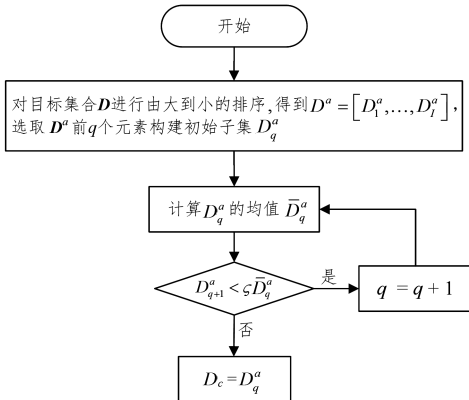


图 3 FCME 算法的迭代过程

Fig. 3 Iteration process of FCME algorithm

图 3 中, $D(I)=[D_1, \dots, D_I]$ 表示局部方差序列, I 表示

序列元素的个数。初始子集(Initial Clean Set, ICS) D_q^a 的元素个数为 $q, \psi=q/I (\leq 1)$ 表示 ICS 占总集合的百分比。 $\bar{D}_q^a = \text{mean}(D_q^a)$, $\text{mean}(\cdot)$ 表示对集合求元素的算术平均, 迭代输出 D_c 的算术平均 $\bar{D}_c$ 被作为 $E[\Xi_D]$ 的估计。从图 3 所示的迭代过程可知, ψ 的选取对算法的估计特性尤为重要。一方面, ψ 过小将产生过小的背景噪声初始估计, ICS 难以充分获取关于背景噪声的统计信息, 从而造成欠估计进而导致发散; 另一方面, ψ 若过大, ICS 中混入奇异值的可能性就越高, 此时容易造成过估计而引发较大的估计偏差。文献[12]观测到将 ψ 近似设定为 $\psi_0=10\%$ 时能够获得较好的性能, 然而 ψ_0 是一个经验值, 并无严格的数学依据, 因而无广泛适用性。

3.2 基于均值二分搜索的改进算法

由 FCME 算法的迭代过程可知, 若 $D_{q+1}^a < \zeta \bar{D}_q^a$, 则 $D_{q+1}^a = [D_1^a, \dots, D_q^a, D_{q+1}^a]$ 被判为有效集。由于

$$D_{q+1}^a < \zeta \bar{D}_q^a \Leftrightarrow q D_{q+1}^a < \zeta (D_1^a + \dots + D_q^a) \quad (8)$$

因此, 当 $\zeta>1$ 时, 式(8)等价于:

$$q D_{q+1}^a + D_{q+1}^a < \zeta (D_1^a + \dots + D_q^a + D_{q+1}^a) \quad (9)$$

从而得到:

$$D_{q+1}^a < \zeta \frac{(D_1^a + \dots + D_q^a + D_{q+1}^a)}{q+1} = \zeta \bar{D}_{q+1}^a \quad (10)$$

又由于 $D_1^a \leq \dots \leq D_q^a \leq D_{q+1}^a$, 因此当门限系数大于 1 时, 对于 $q_0>0$, FCME 算法的有效集(记为 D_f)为 D_{q+q_0} 的必要条件是对于任意 $x \in D_{q+q_0}$, 均有 $x < \zeta \bar{D}_{q+q_0}$, 即

$$D_f = D_{q+q_0} \xrightarrow{\zeta>1} \forall x \in D_{q+q_0}, x < \zeta \bar{D}_{q+q_0} \quad (11)$$

基于上述分析, 本文提出一种基于均值二分搜索的改进型 FCME 算法用于背景噪声的估计, 其基本思想是将估计背景噪声的过程由前向比较迭代转化为后向均值二分。该算法的基本原理可以描述为: 迭代过程中利用目标集合 $D(I)$ 的均值 $\bar{D}(I)$ 将目标集合本身划分为小于 $\xi \bar{D}(I)$ 和小于 $\zeta \bar{D}(I)$ 的两个子集合 $\bar{D}_l(I_l)$ 和 $D_h(I_h)$, 其中, $I_l, I_h (\leq I)$ 和 $I_h (\leq I)$ 分别表示对应集合中元素的个数, 且 $I=I_l+I_h$ 。根据图 3 所示的迭代过程, $D_h(I_h)$ 可被看作集合 $D(I)$ 中的奇异值集, 迭代过程需要将奇异值剔除。若 $I_h=0$ (即 $D_h(I_h)$ 为空集), 则迭代过程结束, $D_l(I_l)$ 满足上述必要条件; 否则, 以 $D_l(I_l)$ 为目标集合, 循环执行上述均值二分过程, 直到 $I_h=0$ 为止。那么, 背景噪声的估计值由 $D_l(I_l)$ 的算术平均给出。改进型算法的流程图如图 4 所示。

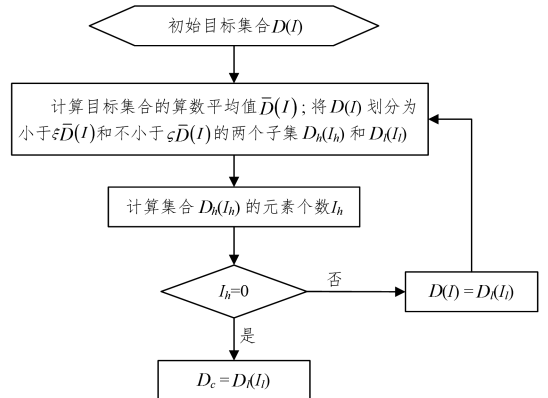


图 4 改进 FCME 算法的流程

Fig. 4 Flow of improved FCME algorithm

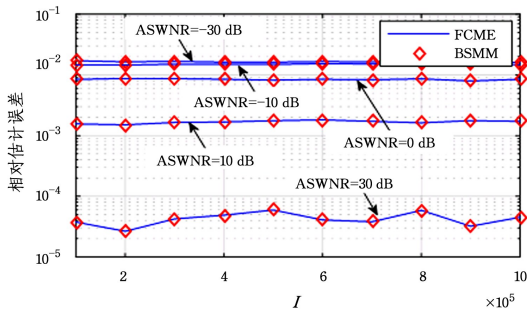
从上述迭代过程可见,所提算法是一种目标集合元素个数递减的后向迭代算法,所提算法由于无须设定 ICS 以及排序操作,因此具有比 FCME 算法更好的鲁棒性和更高的计算效率。

3.3 时间复杂度分析与对比

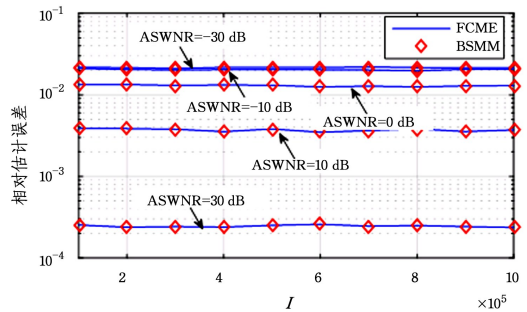
假设 FCME 算法的 ICS 满足式(11)所示的必要条件,该假设的合理性在于 ICS 中应不包含奇异值,否则将导致 FCME 算法关于背景噪声的过估计。对比图 3 和图 4 所示的流程图可知,FCME 算法及其改进算法的迭代过程均包含均值项 $\bar{\zeta}D(I)$ 与目标集合中每个元素的比较运算以及后续的赋值运算。显然,对于所提 BSMM,该迭代过程是计算时间的主要来源,并且在最坏情况下,算法收敛于 FCME 算法的初始集 ICS,并且对于每次二分过程,均有 $I_h = 1$,设该过程所需的计算时间为 T_m 。

对于 FCME 算法,计算时间来源于迭代过程以及从 $D(I)$ 到 $D^a(I)$ 的附加排序过程。迭代过程的最坏情况是算法收敛于 $q+q_0=I$,其计算时间约为 T_m 。而对于附加排序过程,目前效率最高的快速排序算法的时间复杂度为 $O(I \log I)^{[16]}$ 。因此,所提改进算法的计算时间改善量 ΔT 为:

$$\Delta T = T_m - (T_m + O(I \log I)) = -O(I \log I) \quad (12)$$



(a) $P_f = 0.1\%$



(b) $P_f = 1\%$

图 5 H_0 假设下估计误差和计算时间的对比

Fig. 5 Comparisons of estimation error and computing time under H_0

图 5 中横轴变量 I 表示局部方差集的元素个数。从图中可以看出,在 H_0 假设下,当 $1 \times 10^5 \leq I \leq 10^6$ 时,所提 BSMM 获得了与 FCME 算法相近的估计性能,然而,前者的计算时间平均比后者减少了约 2 个数量级,说明所提算法能快速收敛。两种算法的估计误差随着 ASWNR 的增大而减小,且虚警率越高,估计误差越大,其计算时间对 ASWNR 和虚警率的变化不敏感。

对于 H_1 假设下接收信号的构建,采用带通型 MCA 噪声

由于时间复杂度 $O(I \log I)$ 随着目标集合元素个数 I 的增加而快速增大,因此所提改进算法获得的计算时间的改善极为显著。

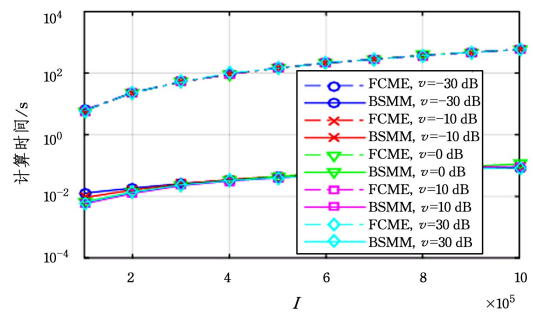
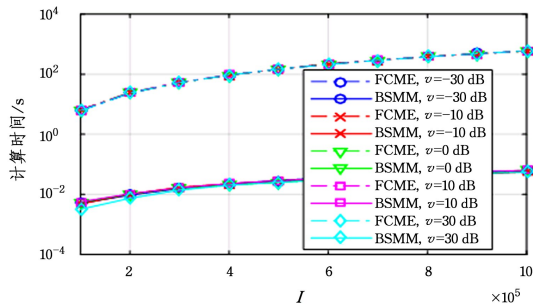
4 实验结果与分析

本节首先验证所提 BSMM 的背景噪声估计性能和时间复杂度,然后分析了基于 LVDT 的 CN 检测的性能。

4.1 背景噪声估计误差与时间复杂度的仿真分析

本节首先验证在 H_0 假设下所提 BSMM 的背景噪声估计性能,并将其与 FCME 的估计性能进行对比;然后对比两种算法在 H_1 条件下的性能。

实验中,将 MSK 信号载频设定为 $f_c = 80$ Hz,比特率设定为 1 bit/s,采样频率设定为 1024 Hz,子序列长度 N 设定为 64。定义估计误差 $\epsilon_D = (-E[\Xi_D])/E[\Xi_D]$,其中, $\tilde{E}[\Xi_D]$ 表示估计值。图 5 对比了 H_0 假设下两种算法的相对估计误差 $|\epsilon_D|$ 和运算时间,其中 $\phi = 10\%$ 。实验使用的计算机配置为: CPU Pentium G4400 3.30 GHz, Memory 8 GB;两种算法均在 MATLAB 仿真平台上实现,排序操作采用 MATLAB 的 Sort 子函数完成。



模拟窄带接收的 CN^[5],通过设定 MCA 模型参数集 (A, Γ) 的不同取值得到不同脉冲性的 CN 环境,其中 A 表示脉冲指数 (Impulsive Index), Γ 为高斯因子 (Gaussian Factor)^[17]。取某窄带 E/SLF 磁性天线的脉冲响应作为接收机前端的等效带通滤波响应,其中心频率和带宽分别为 80 Hz 和 7 Hz。MSK 信号的参数设置同上,ASWNR 设定为 -17 dB。对于 FCME 算法,设置 $\phi \in \{1\%, 10\%, 30\%, 50\%, 80\%, 100\%\}$,图 6 给出了两种算法的相对估计误差和运算时间随输入信号

与 CN 功率比 (Signal to CN Ratio, SCNR) 变化而变化的情

况,其中, $P_f=0.1\%$ 。

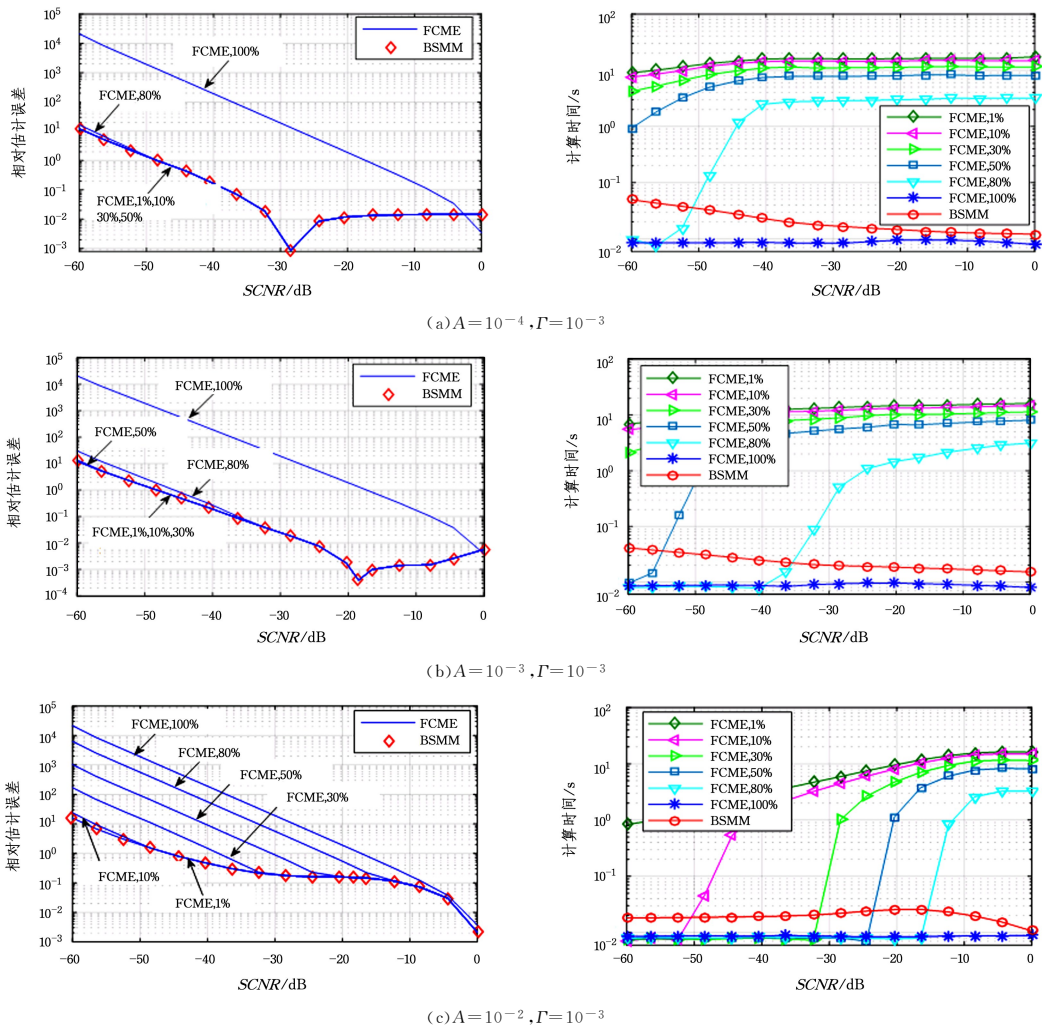


图 6 H_1 假设下估计误差和运算时间的对比

Fig. 6 Comparisons of estimation error and computing time under H_1

从图 6 可以看出,FCME 算法的性能(包括估计误差和计算时间)对噪声参数 A 以及其自身的参数 ψ 的变化极为敏感,而所提 BSMM 的性能对 A 的变化不敏感。随着 A 的减小,输入 MCA 序列的脉冲性增强,表现为孤立脉冲样点的幅度增大、数量减小,从而使得 FCME 算法的 ICS 中混入奇异值的概率减小。因此,当 A 减小时,FCME 算法获得最小估计误差所需的最大 ψ 值趋向于增大。当 A 取最大值 10^{-2} 时,FCME 算法的估计误差随着 ψ 的增加而明显增大,这是因为输入 MCA 噪声呈现出了显著的高斯性,表现为密集的小幅度脉冲,因而 ψ 的变化将引起 ICS 中奇异点数量的明显变化。

对于给定的 $\psi<100\%$ 以及 $A\leqslant 10^{-3}$,当 SCNR 增大时,相对估计误差 $|\epsilon_D|$ 先减小后增大,且拐点 SCNR 随着 A 的增加而增大。事实上, ϵ_D 随着 SCNR 的增加而单调递减,且在拐点 SCNR 右侧其符号发生了偏转。由图 6 所示的仿真结果可知,对于 FCME 算法,取总集 $D(I)$ 的算术平均作为估计值(对应 $\psi=100\%$)将引入较大的估计误差。

表 1 列出了 $A=10^{-2}$, $\Gamma=10^{-3}$ 条件下两种算法收敛时所需迭代点数的情况。

表 1 迭代点数的对比

Table 1 Comparisons of number of iterations

	SCNR/dB				
	-60	-45	-30	-15	0
所提 BSMM	34	21	15	9	4
FCME,1%	8018	20387	50930	128570	158051
FCME,10%	1	5987	36530	114170	143651
FCME,30%	1	1	4530	82170	111651
FCME,50%	1	1	1	50170	79651
FCME,80%	1	1	1	2170	31651
FCME,100%	0	0	0	0	0

从表 1 可以看出,随着 SCNR 的增大,所提 BSMM 的迭代点数逐渐减少,而 FCME 算法的迭代点数趋于增加。

4.2 信道噪声检测性能分析

图 7 对比了 3 种信道噪声环境下所提局部方差域 CN 检测算法与时域 LOTNL 的检测概率,其中,背景噪声估计分别采用了所提 BSMM 和 FCME($\psi=10\%,80\%$)算法,虚警率设定为 0.1% 。

从图 7 可以看出,在给定的 3 种信道噪声环境下,所提局部方差域 CN 检测算法优于 LOTNL 门限检测,所提 BSMM 算法的性能与 FCME($\psi=10\%$)的性能接近,优于 FCME($\psi=$

80%)的性能。根据图 5 和图 6 所示结果,尽管 BSMM 算法与 FCME($\psi=10\%$)的背景噪声估计性能接近,但是 BSMM 的时间复杂度明显小于后者。

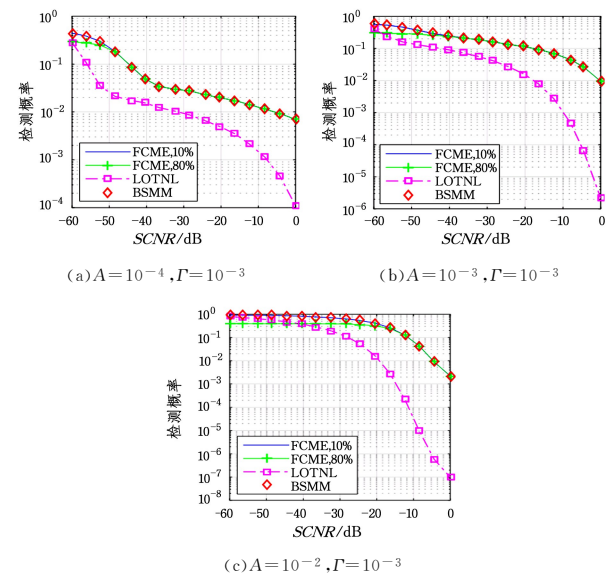


图 7 信道噪声检测概率的对比

Fig. 7 Comparisons of AN detection probability

结束语 针对极/超低频信道噪声脉冲钝化导致的常规时域幅度门限检测器性能退化的问题,提出了一种基于 LVDT 恒虚警率顺序统计分析的检测算法,该算法具备强化信道噪声脉冲性的能力,且无需噪声模型假设。针对 FCME 算法在迭代计算背景噪声时其性能对初始子集及其元素占比参数敏感的问题,提出了一种基于均值二分搜索的改进方法(BSMM),BSMM 无需初始集假设以及排序过程,因而具有更好的鲁棒性和更高的计算效率。仿真结果表明,所提检测算法优于常规局部最优门限检测(LOTNL);所提 BSMM 在不损失背景噪声估计精度的条件下,其计算时间优于常规 FCME 算法 2 个数量级以上。下一步将研究如何构建局部方差域与时域的映射关系,以实现信道噪声的抑制。

参 考 文 献

[1] YARKAN S, GUZELGOZ S, ARSLAN H, et al. Underground Mine Communications: A Survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(3): 125-142.

[2] MISRA P, KANHERE S, OSTRY D, et al. Safety Assurance and Rescue Communication Systems in High-Stress Environments: A Mining Case Study[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(4): 66-73.

[3] CHE X, WELLS I, DICKERS G, et al. Re-Evaluation of RF Electromagnetic Communication in Underwater Sensor Networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(12): 143-151.

[4] EVANS J, GRIFFITHS A. Design of a Sanguine Noise Processor Based Upon World-Wide Extremely Low Frequency (ELF) Recordings[J]. IEEE Transactions on Communications, 1974, 22(4): 528-539.

[5] INGRAM R. Performance of the Locally Optimum Threshold Receiver and Several Suboptimal Nonlinear Receivers for ELF Noise[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1984, 9(3): 202-208.

[6] MIDDLETON D. Statistical-Physical Models of Electromagnetic Interference[J]. IEEE transactions on Electromagnetic Compatibility, 1977, 19(3): 106-127.

[7] FIELD E, LEWINSTEIN M. Amplitude-Probability Distribution Model for Vlf/Elf Atmospheric Noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 1978, 26(1): 83-87.

[8] JIANG Y Z, YING W W, ZHANG S X, et al. Non-Gaussian Noise Model of Extremely Low Frequency Channel and Its Application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014. (in Chinese)

蒋宇中, 应文威, 张曙霞, 等. 超低频非高斯噪声模型及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.

[9] JIA Q, LI B, MA S, et al. Local Variance Detection for Multi-Antenna Spectrum Sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2142-2145.

[10] AROMAA S, HENTTU P, JUNTTI M. Transform-Selective Interference Suppression Algorithm for Spread-Spectrum Communications[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(1): 49-51.

[11] AJA-FERNANDEZ S, ESTEPAR R S J, ALBEROLA-LOPEZ C, et al. Image Quality Assessment Based on Local Variance[C]// Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference. IEEE, 2006: 4815-4818.

[12] SAARNISAARI H, HENTTU P, JUNTTI M. Iterative Multi-dimensional Impulse Detectors for Communications Based on the Classical Diagnostic Methods[J]. IEEE Transactions on Communications, 2005, 53(3): 395-398.

[13] ROHLING H. Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, AES-19(4): 608-621.

[14] ANDRÁS S, BARICZ A, SUN Y. The Generalized Marcum Q-Function; An Orthogonal Polynomial Approach[J]. Acta Universitatis Sapientiae Mathematica, 2011, 3(1): 60-76.

[15] PAULUZZI D R, BEAULIEU N C. A Comparison of Snr Estimation Techniques for the Awgn Channel[J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(10): 1681-1691.

[16] BAO H, FAN Y B, RAO C H, et al. Fast Median Filtering Algorithm Based on Mean Searching[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2011, 43(2): 76-79. (in Chinese)

鲍华, 樊瑜波, 饶长辉, 等. 基于均值查找的快速中值滤波算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2011, 43(2): 76-79.

[17] SAAIFAN K A, HENKEL W. Decision Boundary Evaluation of Optimum and Suboptimum Detectors in Class-a Interference[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(1): 197-205.