

基于增强梯度算子的软阈值宽带频谱感知算法

巩克现¹, 房家乐¹, 刘宏华², 孙鹏¹, 王伟¹

(1. 郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 中国电子科技集团公司第二十七研究所, 河南 郑州 450047)

摘要: 为了改善信号梯度特征对幅度的损失以及寻求描述信号的最佳尺度问题, 提出了一种基于增强梯度算子的软阈值宽带频谱感知算法。通过引入梯度增强算子还原信号幅值特征, 结合信号本身梯度特征, 使用不同的尺度描述信号梯度增量, 得到软阈值判据, 进一步加入尺度融合单元, 利用硬阈值加软阈值联合判断的方法, 得到描述信号的最佳尺度。理论分析和仿真实验结果表明, 在高斯信道和瑞利衰落信道下, 相较于MPSG算法, 所提算法的检测概率和虚警概率均有明显改善, 且复杂度更低。通过对比实测数据的检测效果, 所提算法更适用于实际工程中。

关键词: 频谱感知; 增强梯度算子; 软阈值; 尺度融合

中图分类号: TN911

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024096

Soft threshold wideband spectrum sensing algorithm based on enhanced gradient operator

GONG Kexian¹, FANG Jiale¹, LIU Honghua², SUN Peng¹, WANG Wei¹

1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China
2. The 27th Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Zhengzhou 450047, China

Abstract: In order to improve the amplitude loss of signal gradient features and seek the optimal scale of signal description, a soft threshold wideband spectrum sensing algorithm based on enhanced gradient operators was proposed. By introducing the gradient enhancement operator to restore the signal amplitude, combining the gradient characteristics of the signal itself, using different scales to describe the gradient increment of the signal, the soft threshold criterion was obtained. The scale fusion unit was further added, and the best scale of the description signal was obtained by using the joint judgment of hard threshold and soft threshold. Theoretical analysis and simulation results show that the detection probability and false alarm probability of the proposed algorithm are significantly improved and less complex than MPSG algorithm in Gaussian channel and Rayleigh fading channel. By comparing the detection effect of actual data, the proposed algorithm is more suitable for practical engineering.

Keywords: spectrum sensing, enhanced gradient operator, soft threshold, scale fusion

0 引言

卫星通信技术的快速发展使通信用户量激增,

且原本有限的频谱资源变得越来越稀缺, 频谱感知作为认知无线电 (CR, cognitive radio) 中的一项关键技术, 它通过监测宽带频谱中已被占用的频带,

收稿日期: 2023-10-12; 修回日期: 2024-04-08

通信作者: 孙鹏, iepengsun@zzu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61901417); 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2019QY0302); 河南省科技攻关计划基金资助项目 (No.242102211107)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61901417), The National Key Research and Development Program of China (No. 2019QY0302), The Key Technologies Research and Development Program of Henan Province (No.242102211107)

能够在不影响其他用户通信的情况下, 迅速找到频谱空穴, 实现频谱资源的充分利用^[1]。另外, 在非协作通信条件下, 未知的先验信息和复杂的电磁环境给频谱感知带来了很大的困难。

宽带频谱感知算法主要有能量检测法^[2-4]、循环平稳特征检测^[5-6]、匹配滤波检测^[7]、形态学检测^[8-12]、特征值检测^[13-14]、压缩感知^[15-17] (CS, compressive sensing)、神经网络^[18-20]和梯度特征^[21-23]检测等方法。其中, 能量检测法^[2]具有算法复杂度低, 易于实现等特点, 但在实际工程应用中由于信道环境复杂^[3], 色噪声起伏过大, 其对噪声变化不敏感会造成信号的漏检和虚警^[4]。循环平稳特征检测^[5]对信号作非线性变换使其产生周期性, 从而克服噪声的不确定性, 但是非线性变换^[6]存在的噪声干扰使算法对信噪比的要求较高。匹配滤波检测^[7]需要本地滤波器与发送端滤波器相匹配, 它的缺点是需要大量的先验信息。形态学检测^[8]是一种修改信号局部特征的非线性变换方法, 基于形态学的频谱感知方法主要分为 2 种, 一种是通过估计噪声基底^[9-10]消除噪声影响, 从而估计各窄带信号位置; 另一种是利用信号形状特征设置结构元素^[11], 筛选出各窄带信号完成频谱感知。然而, 由于形态学结构元素的局限性, 该算法不能很好地克服带内非平坦有色噪声的干扰。Huang 等^[12]利用形态学结合小波变换提出了一种宽带频谱感知算法, 利用不同尺度的小波检测不同带宽信号完成频谱感知, 该算法计算复杂度过高, 并且对频谱分辨率的要求较高, 形态学尺度选择不当也会对检测概率造成严重的影响。基于特征值的频谱感知方法通过求解接收信号的最大/最小特征值的比值来判断信号的存在性^[13], 从而实现指定频率资源的高效利用^[14], 但基于特征值的检测方法不具备感知宽带频谱内窄带信号中心频率、带宽等信息的能力。CS^[15]将高维信号线性投影到低维空间, 通过求解一个优化问题从低维测量数据中重构出原始信号^[16-17], 但是该算法中存在着较多的矩阵运算和重构运算, 复杂度较高。另外, 基于神经网络^[18]的频谱感知算法需要大量的训练样本^[19]和复杂的网络结构^[20], 因此难以应用于实际场景中。梯度^[21]是信号的一个重要特征, 根据信号本身梯度变化来判断信号的存在性可以有效克服信道中不平坦色噪声的影响^[22]。张洋等^[23]提出了一种基于多尺度功率谱密度子带梯

度 (MPSG, multi scale power spectral density sub-band gradient) 的宽带频谱感知算法, 利用信号左右边带梯度增加和减小的特征寻找最佳尺度, 并采用双阈值完成对信号的检测。MPSG 算法相较于传统算法能够有效克服色噪声的影响, 同时其计算复杂度低, 能够满足实际工程应用的需求, 但 MPSG 算法在提取信号梯度特征时信号的幅度有所损失。此外, MPSG 算法在固定的尺度集合中选择某一尺度作为当前频谱的最佳尺度, 并依据该尺度输出最终的检测结果, 但宽带频谱内各窄带信号的带宽和载噪比不同, 因此不能用某一尺度来描述宽带频谱内的所有信号。

针对以上问题, 本文对 MPSG 算法做出以下改进。1) 改进了信号梯度特征, 引入增强梯度算子, 使得到的增强梯度谱能够反映出信号幅值特征。2) 提出了信号阈值判断新方法, 在原有双阈值的基础上加入软阈值, 形成了硬阈值加软阈值的判断方法, 为尺度融合单元提供判据。3) 设计了多尺度因子机制, 针对宽带频谱内不同的信号选取不同的尺度因子, 以得到信号梯度的最佳描述。4) 引入了尺度融合单元, 以软阈值为判据, 对宽带频谱内各窄带信号的不同尺度描述进行对比, 得到描述信号的最佳尺度, 从而得到窄带信号参数信息。理论分析和仿真实验结果表明, 上述改进使信号的检测概率和虚警概率均有明显改善, 且相较于 MPSG 算法复杂度大大降低。

1 算法模型

假设信号的时域表达式为^[23]

$$r(t) = \sum_{i=1}^k h(t)s_i(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, k 为宽带频谱内窄带信号的个数, $s_i(t)$ 为宽带频谱内的第 i 个窄带信号, $n(t)$ 为色噪声, $h(t)$ 为信道响应, 信号模型为单径信道, 多径信道可由式(1)推广得到。

对于宽带频谱内某一窄带内信号是否存在可以用二元假设来表示, 如式(2)所示。

$$r(t) = \begin{cases} n(t), & H_0 \\ \sum_{i=1}^k h(t)s_i(t) + n(t), & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, H_0 和 H_1 分别表示信号不存在和存在的情况, $s(t)$ 、 $h(t)$ 和 $n(t)$ 三者相互独立。在高斯信道

下, $h(t)$ 为常数;在瑞利衰落信道下, $h(t)$ 为时变的随机变量。

对接收的宽带信号模数转换(A/D, analog to digital)后的数据进行Welch功率谱估计,为了避免不必要的归一化问题,设 $\int |h(t)|^2 dt = 1$,接收信号第 l 帧的频域信息可以由离散傅里叶变换表示为

$$Y_l(k) = \sum_{n=1}^N r(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, N 为每段宽带频谱的采样点数。经 L 帧数据平滑后的宽带功率谱为

$$R(k) = \frac{1}{NL} \sum_{l=1}^L |Y_l(k)|^2 \quad (4)$$

取多尺度因子 M 对 $R(k)$ 进行分段,段数为 M ,对每一段数据取平均值,得到均值谱 $\bar{S}(k)$ 为

$$\bar{S}(k) = \frac{M}{N} \sum_{n=1+\frac{kN}{M}}^{(k+1)N} R(n), k = 0, 1, \dots, M-1 \quad (5)$$

设 $S'(0) = 0$,利用增强梯度算子对均值谱 $\bar{S}(k)$ 求梯度,得到均值梯度谱 $S'(k)$ 为

$$S'(k) = \bar{S}(k) - \bar{S}(k-1) \quad (6)$$

根据阈值计算式^[23]设置双阈值 γ 为

$$\gamma = Q^{-1}(P_f) \sqrt{\frac{2\sigma_N^2}{ML}} \quad (7)$$

其中, $Q(\cdot)$ 为误差函数, P_f 为MPSG算法的虚警概率, σ_N^2 为噪声功率。

双阈值检测原理如图1所示,判断准则为:频谱首先穿过上阈值,然后穿过下阈值则为信号;频谱首先穿过上阈值后再次穿过上阈值或者频谱首先穿过下阈值则为噪声。

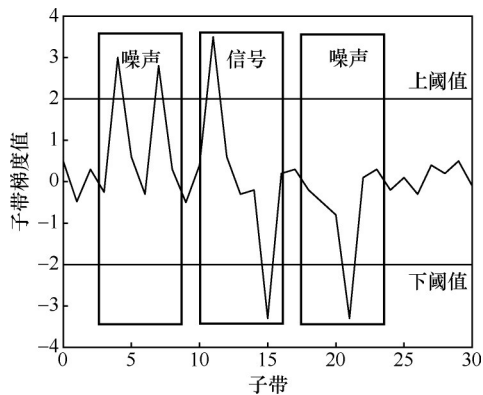


图1 双阈值检测原理

设置多尺度因子 M 个数为4个,如式(8)所示。

$$M \in \left\{ \frac{N}{16}, \frac{N}{8}, \frac{N}{4}, \frac{N}{2} \right\} \quad (8)$$

M 依次从式(8)取样,利用不同的尺度 M 计算式(6),然后与双阈值式(7)进行比较完成信号的初检测,4个尺度因子对应4个检测结果,根据MPSG算法尺度选择规则,从4个尺度因子中选取某一尺度作为描述整个频谱的最佳尺度因子,最后利用调整单元筛选最佳尺度因子下检出的信号,得到最终结果。

虽然MPSG算法能在未知任何先验信息的条件下有效克服色噪声的影响,准确地找出窄带信号所在的频带,但MPSG算法仍存在以下不足:①如果 M 选取不合适,可能会存在某一窄带信号跨过多个相邻子带,则信号的幅度会被式(6)切分,造成信号幅度的损失;②由式(7)可知,双阈值 γ 的判定需要知道噪声功率 σ_N^2 ,但 σ_N^2 往往是不可知的,这给该算法的实际应用带来了阻碍;③由式(8)后面的分析可知,MPSG算法仅采用某一尺度来描述整个宽带频谱中的信号,但对于宽带频谱内的每一个窄带信号来说,由于各个信号的带宽和信噪比不同,因此描述各窄带信号的尺度也应不同。针对以上不足,第2节将提出本文的改进思路。

2 算法改进

针对第1节提出的MPSG算法的不足,本节的改进思路如下。1)为改善梯度对信号幅值特征的损失,2.1节将引入增强梯度算子,并讨论增强梯度算子对信号幅值特征的还原作用。2)为改善MPSG阈值判断方法,2.2节将提出软阈值判断新方法,并讨论软阈值与2.1节增强梯度算子的关系,进一步推出本文算法的阈值判断方法。3)针对MPSG算法尺度选择方式单一的问题,2.3节将结合2.2节中讨论的软阈值与尺度因子 M 的关系,设计多尺度因子机制,研究如何获取各窄带信号的最佳尺度 M ,然后在2.4节中引入尺度融合单元,从2.3节设置的尺度范围中选取各窄带信号的最佳尺度描述,最终完成整个宽带频谱的检测。

2.1 引入增强梯度算子

本文通过引入梯度增强算子来还原信号幅值特征,设增强梯度谱初始值 $W(0) = S'(0)$,由增强梯度算子得到增强梯度谱 $W(k)$,如式(9)所示。

$$W(k) = \begin{cases} S'(k) + W(k-1), & \text{Case 0} \\ S'(k) & , \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中，Case 0 表示 $\text{Sign}(S'(k-1)) = \text{Sign}(S'(k))$ ， $\text{Sign}(\cdot)$ 为取极性符号。

在高斯信道下，对某一窄带信号而言，假设其采用的成型滤波器为根升余弦成型滤波器，其频域响应为 $G(\omega)$ ，则信号能量为

$$P_s = \int A^2 G(\omega) d\omega = A^2 B \quad (10)$$

其中， A 为信号幅度增益，根据根升余弦形状 B 可等效为信号带宽，对应带宽内噪声能量为 $P_n = \sigma_N^2 B$ ，所以信号载噪比为

$$\frac{C}{N} = \frac{A^2 + \sigma_N^2}{\sigma_N^2} \quad (11)$$

则信号载噪比的对数形式为

$$R_{\frac{C}{N}} = \log\left(\frac{C}{N}\right) = \log(A^2 + \sigma_N^2) - \log(\sigma_N^2) \quad (12)$$

因此在高斯信道下，某一窄带信号的载噪比可近似表示为功率谱最大值点与底噪能量之差。根据信号左右边带到最大值点幅值连续增加和减小的特征，通过累积梯度特征可以更清楚地反映信号幅值特征和载噪比。

下面通过示例分析增强梯度算子能够还原信号幅值特征，图 2 为某一窄带信号的幅频特性。

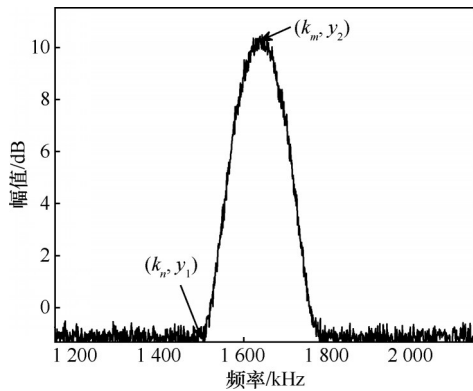


图 2 信号的幅频特性

信号载噪比为

$$\log\left(\frac{C}{N}\right) = y_2 - y_1 = \bar{S}(k_m) - \bar{S}(k_n) \quad (13)$$

其中， k_n 表示信号左边带起始位置， k_m 表示信号幅度最大值点。

将式(6)代入式(13)则有

$$\bar{S}(k_m) - \bar{S}(k_n) = \sum_{k=n}^m S'(k) \quad (14)$$

对于信号部分，由于其左边带能量连续增加的特征，即 $\bar{S}(k) > \bar{S}(k-1)$ ，则功率谱子带梯度

$S'(k)$ 在信号左边带部分 $S'(k) > 0$ 恒成立，同理，对于信号右边带， $S'(k) < 0$ 恒成立。对于增强梯度谱来说，在 H_1 的情况下， $W(k)$ 的最大值可表示为

$$W_{\max} = \sum_{k=n}^m S'(k) = \frac{C}{N} \quad (15)$$

将式(6)与式(14)和式(15)比较可知，式(15)的最大值为式(6)对 $\{k_i\}_{i=n}^m$ 进行累加得到，同时经过对图 2 的分析可知，当 $i \in [n, m]$ 时， $S'(k)$ 同号，所以 W_{\max} 经过累加 $S'(k)$ 后更能表示窄带信号的幅值特征。这里需要说明的是，在窄带信号受色噪声影响后，信号形状发生变化，导致式(11)发生变化，但窄带信号梯度特征仍然存在，根据式(14)可知，增强梯度算子仍具有对窄带信号幅值特征的还原能力。在仿真实验和实测实验中，本文所提算法在受色噪声影响条件下表现出了很好的检测性能，进一步验证了这一结论。

2.2 软阈值分析

通过 2.1 节的分析可知，增强梯度算子具有还原信号幅值特征的能力，因此利用这一特点，本节引入软阈值判据，将信号判定方法设定为硬阈值加软阈值的模式：1) 硬阈值为大小相等符号相反的 2 个值，其物理意义是能检出最小信号的门限值，映射到增强梯度谱上即所能检出的最小信号的局部梯度最大值；2) 定义软阈值为增强梯度谱的局部最大值 W_{\max} ，由于每个信号的载噪比不尽相同，因此对于不同信号来说其软阈值为一不定值。

下面分析软阈值和硬阈值的取值范围，宽带频谱内某一窄带信号 $s_i(t)$ 的具体表达式为

$$s_i(t) = \text{Re}\left[A_0 \sum a_n g(t - nT_B) e^{j2\pi f_0 t + \varphi_0}\right] + n(t) \quad (16)$$

其中， a_n 为发送端发送的码元序列， $g(t)$ 为成型滤波器， T_B 为码元周期， f_0 为信号载频， φ_0 为信号初相， A_0 为常数， $n(t)$ 为信道噪声，则 $s_i(t)$ 的功率谱可表示为

$$S(f) = \frac{S_A(f-f_0) + S_A(-f-f_0)}{2} + N(f) \quad (17)$$

其中， $S_A(f)$ 为信号复包络 $A_0 \sum a_n g(t - nT_B)$ 的功率谱，是实数偶对称函数。

从式(17)中可以看出，对于宽带频谱内某一窄带信号，可以将其看作基带信号的功率谱通过平移 f_0 得到，因此对某一窄带信号来说，频谱搬移并不会影响其功率谱形状，那么下面对于窄带信号的分

析将在基带上进行,即信号中心频率 $f_0=0$ Hz。

由维纳-辛钦定理可知,基带信号的功率谱可表示为

$$S(k) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} R_A(m) e^{-j\frac{2\pi}{N}mk} + N(k) \quad (18)$$

其中, $R_A(m)$ 为信号复包络的自相关函数。根据傅里叶变换性质, $S(k)$ 又可表示为

$$S(k) = \frac{A_0}{T_B} |G(k)|^2 \left[\sum_{m=-\infty}^{+\infty} R_a(m) e^{-j\frac{2\pi}{N}mk} \right] + N(k) \quad (19)$$

其中, $G(k)$ 为根升余弦成型滤波器的频域响应, $R_a(m)$ 为信息序列的自相关函数。假设发送的码元序列是随机的,则 $R_a(m)$ 可表示为

$$R_a(m) = \frac{1}{2} E[a_n^* a_{n+m}] = \begin{cases} \mu_a^2 + \sigma_a^2, & m = 0 \\ \mu_a^2, & m \neq 0 \end{cases} \quad (20)$$

其中, μ_a 为信息序列的均值, σ_a^2 为信息序列的方差。对于随机的信息序列来说, μ_a 为0,则信号功率谱可表示为

$$S(k) = \frac{A_0 \sigma_a^2}{T_B} |G(k)|^2 + N(k) \quad (21)$$

对于根升余弦成型滤波器,其频域响应为

$$G(k) = \sqrt{\frac{f_r}{4B_s} \left[1 + \sin \frac{\pi f_r}{2\alpha B_s} \left(\frac{B_s}{f_r} - k \right) \right]} \quad (22)$$

其中, α 为余弦滚降系数, f_r 为频谱分辨率, B_s 为信号未经成型滤波器前的带宽,经过根升余弦成型滤波器成型后信号实际带宽为 $(1+\alpha)B_s$,代入式(21)得

$$S(k) = \frac{A_0 \sigma_a^2}{2} \left[1 + \sin \frac{\pi f_r}{2\alpha B_s} \left(\frac{B_s}{f_r} - k \right) \right] + N(k) \quad (23)$$

对 $S(k)$ 平滑后分段平均得

$$\bar{S}(k) = \frac{M}{LN_s} \sum_{i=1}^L \sum_{m=1+(k-k_0)\frac{N_s}{M}}^{(k-k_0+1)\frac{N_s}{M}} S(m) \quad (24)$$

其中, $k=1,2,3,\dots,M-1$, k_0 为信号右边带底部位置, $k_0 = \frac{(1+\alpha)MB_s}{N_s f_r}$, N_s 为窄带信号带宽经量化后的长度。

可以看出,当忽略噪声项影响时, $\bar{S}(k)$ 在 $k_1 = \frac{(1-\alpha)MB_s}{N_s f_r}$ 处取得极大值,在 $k_2 = \frac{(1+\alpha)MB_s}{N_s f_r}$ 处取得极大值,根据根升余弦成型滤波器的对称性可知, $\bar{S}(k_1)$ 与 $\bar{S}(k_2)$ 大小相等符号相同,则

$$\bar{S}(k_1) = \bar{S}(k_2) = \frac{A_0 \sigma_a^2}{2} \cdot 2 + N(k) \quad (25)$$

当 $k=k_1$ 时,信号从左边带底部上升到顶部,信号出现连续正梯度。当 $k=k_2$ 时,信号从顶部下降到右边带底部,信号开始出现连续负梯度,则对 $\bar{S}(k)$ 求梯度得

$$S'(k) = C_1 \text{diff} \left(\sum_k \sin \frac{\pi T_B}{2\alpha} \left(\frac{1}{T_B} - 2m \right) \right) + N'(k) \quad (26)$$

其中, $C_1 = \frac{MA_0 \sigma_a^2}{2LN_s}$ 为常数。增强梯度 $W(k)$ 可表示为

$$W(k) = \begin{cases} S'(k) + W(k-1), & -k_0 \leq k < k_1 \\ S'(k), & k_1 \leq k < k_2 \\ S'(k) + W(k-1), & k_2 \leq k < k_0 \end{cases} \quad (27)$$

其中, $k_0 = \frac{(1+\alpha)MB_s}{N_s f_r}$ 为信号右边带底部位置。

由式(27)可知,当 $k=k_1$ 时, $W(k)$ 最大为

$$W(k_1) = A_0 \sigma_a^2 + N'(k) \quad (28)$$

当 $k=k_0$ 时, $W(k)$ 最小为

$$W(k_0) = -(A_0 \sigma_a^2 + N'(k)) \quad (29)$$

由式(28)可知, $W(k)$ 在 k_1 处取得局部最大值, k_1 与频谱分辨率 f_r 、分段数 M 、信号带宽 B 和余弦滚降系数 α 有关。对于宽带信号检测来说,理论上宽带频谱的分辨率是可变的,但为了降低实际工程应用的复杂度, f_r 通常为一定值,则宽带功率谱的点数 N 为定值,余弦滚降系数 α 由信号发送端决定,所以在实际工程应用中,尺度因子 M 决定了增强梯度算子能否完整还原信号幅值特征。

根据式(28)将增强梯度算子的局部最大值 $W(k_1)$ 设为软阈值,通过对式(28)分析可知,软阈值为一定值,当尺度因子 M 选取合适时,软阈值的大小可表示为窄带信号的载噪比。

对于增强梯度谱来说,设窄带信号的最低载噪比为 C_{\min} ,检出的信号最小带宽为 B_{\min} 。当尺度因子 M 选取合适时,即当 $k = \frac{(1-\alpha)B_{\min}M}{N_s f_r}$ 时,

$W(k)$ 最大为

$$\max(W(k)) = C_{\min} + N'(k) \quad (30)$$

当 $k = \frac{(1+\alpha)B_{\min}M}{N_s f_r}$ 时, $W(k)$ 最小为

$$\min(W(k)) = -C_{\min} + N'(k) \quad (31)$$

因此硬阈值取 $\gamma = \pm(C_{\min} + N'(k))$, 为增强梯度谱所能检出的最小信号阈值。

2.3 最佳尺度分析

由于软阈值的大小受尺度因子 M 的影响, 不同尺度因子得到的软阈值不同, 因此本节将分析如何设置描述信号的最佳尺度。

当尺度因子 M 确定时, 分段平均的长度就确定了, 表示为

$$L_M = \frac{N}{M} \quad (32)$$

对于本文算法理论上能检测到的最小信号来说, 设其载噪比为 C_{\min} , 带宽为 B_{\min} , 余弦滚降系数为 α , 则信号过渡带长度为 $N_0 = \frac{2\alpha B_{\min}}{(1 + \alpha)f_r}$ 。

当 $L_M > \frac{B_{\min}}{f_r}$ 时, 信号将会被某一子带完全覆盖, 对于式(5)描述的均值谱来说, 此时的最小带宽信号相当于一个单频信号, 并且, 当 L_M 过大时, 均值谱可能会使信号淹没在噪声中, 造成信号漏检。

当 $N_0 < L_M < \frac{B_{\min}}{f_r}$ 时, 信号梯度变化不会出现连续增加或减小的趋势, 仅会出现某一极值且由于 L_M 过大, 增强梯度 $W(k)$ 在此信号处的最大值小于 C_{\min} 。

当 $N_0 > L_M$ 时, 即当 L_M 小于最小信号的过渡带时, 由式(27)可知, 在信号左右边带信号梯度出现连续增加或减小时, 增强梯度算子 $W(k)$ 能够累计信号梯度, 还原信号幅值特征, 即 $W(k)$ 在此信号频带内的极大值为 C_{\min} 。

根据以上分析, 为了能检出最小信号, 凸显小信号幅值特征, 最小尺度取值范围应为 $L_M < \frac{B_{\min}}{f_r}$ 。

这里需要说明的是, 如果为了检出最小带宽信号而不断缩小 L_M , 势必会使信号的虚警不断增加, 因此为了减少虚警且又能检出最小信号, L_M 应在能检出最小信号的条件尽可能的大一些, 这样虽然会削减小信号的幅值特征, 但虚警概率会减小且对信号检测概率影响较小。

对于宽带频谱内大带宽信号而言, 当存在带内抖动过大的大带宽信号时, 如果按照检测最小信号的最佳尺度 M 来对该大带宽信号进行检测, 信号带内抖动会使过渡带连续增加或减小的特征消失, 增

强梯度谱不能还原信号幅值特征, 梯度特征损失如图3所示。

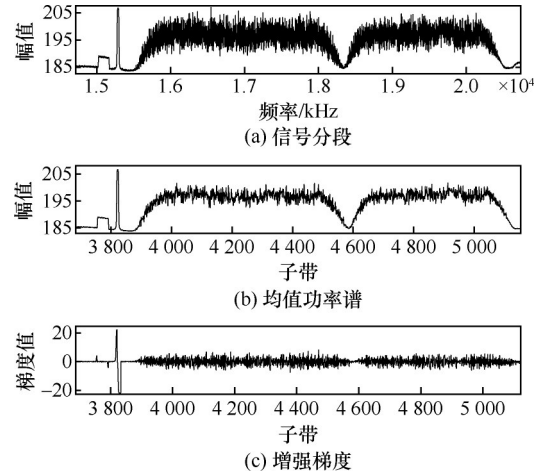


图3 梯度特征损失

结合式(26)分析可知, 在噪声项 $N'(k) = \frac{N(k)}{L_M L}$

中, 大带宽信号中分段长度 L_M 过小, 导致噪声项过大, 信号梯度特征 $S'(m)$ 消失。如果增加分段长度 L_M , 大带宽信号的均值功率谱将出现明显的梯度特征, 如图4所示。

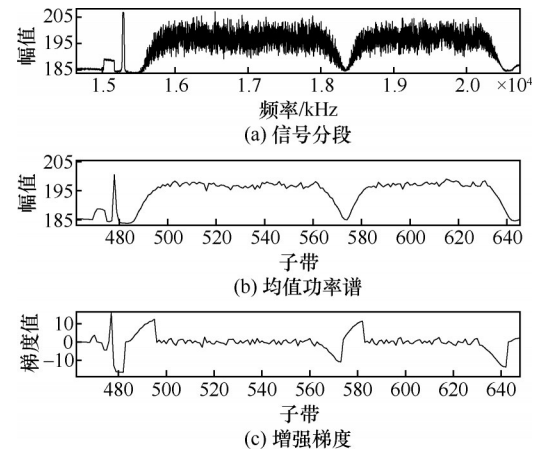


图4 梯度特征

从上述实验中可以看出, 大带宽信号噪声项 $N'(k) = \frac{N(k)}{L_M L}$ 经过足够长的 L_M 的平均, 使噪声抖动降低, 信号梯度特征更加明显。

同理, 对于大带宽信号, 设其带宽为 B_{\max} , 余弦滚降系数为 α , 则其过渡带长度为 $N_1 = \frac{2\alpha B_{\max}}{(1 + \alpha)f_r}$ 。

由于带宽 B_{\max} 过大, 过渡带长度 N_1 足够长, 为了减少噪声的影响, 设置的分段数应尽可能地覆盖信号过渡带, 即 $L_M \geq N_1$, 虽然过大的 L_M 可能会使增强梯度谱的局部最大值降低, 但大带宽信号仍能被检出。

根据以上分析可知, 检出大带宽信号最佳尺度取值范围为 $L_M \geq N_1$, 最大尺度的设置是为了克服小尺度对大带宽信号的拆分, 大尺度增加 L_M 使噪声均值和方差减小, 降低了信号带内噪声抖动, 能够更准确地还原大带宽信号的幅值特征。

由以上分析讨论可知, 最小尺度范围为 $L_M < \frac{B_{\min}}{f_r}$, 最大尺度范围为 $L_M \geq N_1$ 。

2.4 尺度融合单元

由 2.3 节的分析可知, 合适的尺度因子 M 能够使增强梯度算子 $W(k)$ 的局部极值达到最大, 更能反映信号载噪比, 因此尺度融合单元将软阈值作为筛选最佳尺度的判断依据。

尺度融合单元的具体做法为, 预先根据最小/最大信号带宽、最小/最大载噪比等参数得出最小尺度和最大尺度。另外, 为了能更准确地得到描述信号的最佳尺度 M , 需在最大尺度和最小尺度之间设置尺度值, 尺度值应在最大/最小尺度范围内, 尺度个数依据实际工程运算量而定。当尺度确定后, 根据尺度大小分别计算均值谱、均值梯度谱和增强梯度谱, 利用硬阈值加软阈值的方法完成信号检测。将各尺度检出的结果映射到原始功率谱上, 如果不同尺度均在某一频点处检出了信号, 则尺度融合单元将会选取软阈值最大的尺度作为当前频点的最佳尺度。

如图 5 所示, 各尺度曲线所框住的柱状区域即各尺度因子的检测结果, 其中柱状区域的高度即当前尺度所检出信号的软阈值, 宽度即信号带宽。

尺度融合后的最终检测结果如图 6 所示, 从左至右前 2 个信号的最佳尺度分别为尺度 1 和尺度 3, 后 3 个信号的最佳尺度为尺度 4。这也印证了描述不同带宽和载噪比信号的最佳尺度 M 不尽相同。

2.5 算法流程

算法流程如图 7 所示, 具体实现步骤如下。

步骤 1 对接收到的宽带 AD 数据做 Welch 功率谱估计, 根据式(4)取 L 帧宽带数据的功率谱作平均得到 $R(k)$ 。

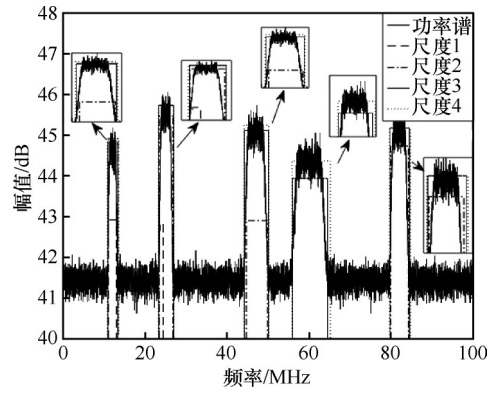


图 5 各尺度检出信号

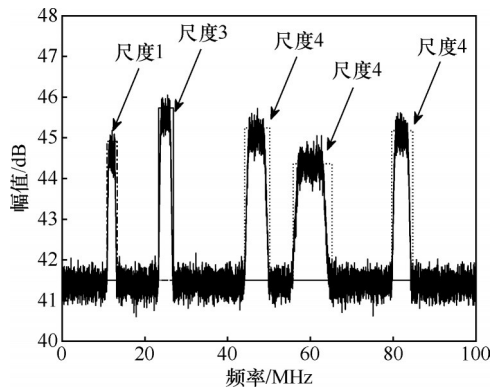


图 6 尺度融合后的最终检测结果

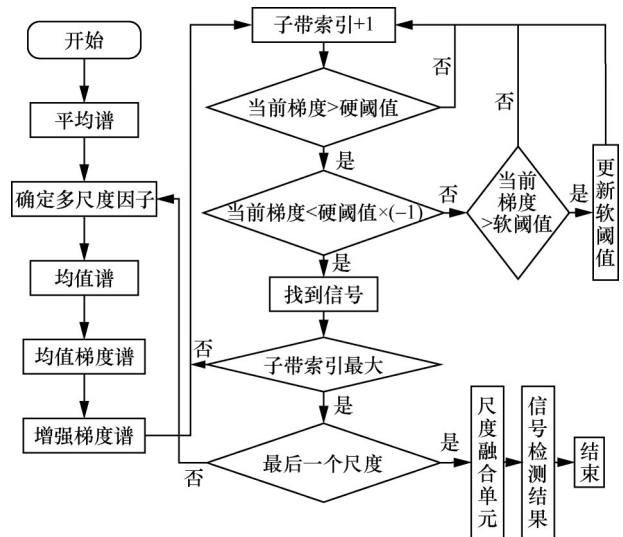


图 7 算法流程

步骤 2 根据 2.4 节设置多尺度因子 M 。

步骤 3 依次取各尺度因子, 根据式(5)对功率谱作分段平均, 得到均值谱 $\bar{S}(k)$ 。

步骤 4 对均值谱求梯度得到均值梯度谱式(6), 再根据式(9)计算增强梯度谱 $W(k)$ 。

步骤 5 根据式(30)和式(31)设定硬阈值 γ , 遍

历增强梯度谱, 获得各窄带信号软阈值。

步骤 6 将所有尺度下检出的信号软阈值映射到原始频谱上, 利用尺度融合单元选取各窄带信号的最佳尺度描述, 遍历整个宽带频谱得到信号的最终检测结果。

3 性能分析

根据 MPSG 算法统计特性^[23], 单次信号功率谱的每一根谱线的幅度均服从指数分布, 则根据式(4), $|Y_l(k)|^2$ 的概率密度函数表示为

$$f_{|Y_l(k)|^2} = \frac{1}{\sigma_N^2(l,k) + \mu_h \sigma_s^2(l,k)} \cdot \exp\left(-\frac{x}{\sigma_N^2(l,k) + \mu_h \sigma_s^2(l,k)}\right), x \geq 0 \quad (33)$$

其中, $\sigma_N^2(l,k)$ 和 $\sigma_s^2(l,k)$ 分别为噪声和信号的功率谱密度, μ_h 和 σ_h^2 分别为信道响应的均值和方差, l 为帧数, 假设各帧数据的噪声和信号的噪声功率谱密度变化不大, 则有 $\sigma_N^2(k) = \sigma_N^2(l,k)$, $\sigma_s^2(k) = \sigma_s^2(l,k)$ 。因此在 H_0 的情况下, $|Y_l(k)|^2$ 的均值和方差分别为

$$E_{H_0}[|Y_l(k)|^2] = \sigma_N^2(k), D_{H_0}[|Y_l(k)|^2] = \sigma_N^4(k) \quad (34)$$

在 H_1 的情况下, $|Y_l(k)|^2$ 的均值和方差分别为

$$E_{H_1}[|Y_l(k)|^2] = \mu_h \sigma_s^2(k) + \sigma_N^2(k) \\ D_{H_1}[|Y_l(k)|^2] = [\mu_h \sigma_s^2(k) + \sigma_N^2(k)]^2 + \sigma_h^2 \sigma_s^4(k) \quad (35)$$

由中心极限定理可知, 多个独立同分布的随机变量之和服从高斯分布, 因此根据式(5)可知均值谱 $\bar{S}(k)$ 服从高斯分布, 所以在 H_0 的情况下, $\bar{S}(k)$ 的均值和方差分别为

$$E_{H_0}[\bar{S}(k)] = \sigma_N^2, D_{H_0}[\bar{S}(k)] = \frac{\sigma_N^4}{L_M L} \quad (36)$$

在 H_1 的情况下, $S(k)$ 的均值和方差分别为

$$E_{H_1}[\bar{S}(k)] = \mu_h \sigma_s^2(k) + \sigma_N^2(k) \\ D_{H_1}[\bar{S}(k)] = \frac{[\mu_h \sigma_s^2(k) + \sigma_N^2(k)]^2 + \sigma_h^2 \sigma_s^4(k)}{L_M L} \quad (37)$$

由式(9)可知, 均值梯度谱经增强梯度算子累积增量后的增强梯度谱又可表示为

$$W(k) = \begin{cases} \bar{S}(k) - \bar{S}(k_1), & \text{Case 0} \\ S'(k) & , \text{其他} \end{cases} \quad (38)$$

其中, Case 0 表示梯度谱 S' 从 k_1 到 k 符号相同 (均

为正或均为负)。

因此增强梯度算子的统计特性可分为 4 种情况, Case 1 表示当前频带处于噪声区域。Case 2 表示信号左边带到信号顶部区域, 当前位置信号梯度均为正值, 增强梯度算子开始累计信号幅值特征。Case 3 表示信号顶部区域, 信号梯度变化不大。Case 4 表示信号右边带到噪声区域, 信号出现连续负梯度, 增强梯度算子开始累加信号幅值特征。因此, 增强梯度算子的统计特性如式(39)所示。

$$W(k) \sim \begin{cases} N(0, 2D_{H_0}[\bar{S}(k)]) & , \text{Case 1} \\ N(E_{H_1}[\bar{S}(k) + \bar{S}(k_0)], 2D_{H_0}[\bar{S}(k)]) & , \text{Case 2} \\ N(0, 2D_{H_1}[\bar{S}(k)]) & , \text{Case 3} \\ N(E_{H_1}[\bar{S}(k_0) - \bar{S}(k)], 2D_{H_0}[\bar{S}(k)]) & , \text{Case 4} \end{cases} \quad (39)$$

3.1 虚警概率和检测概率

由上述分析可知, 信号检测设置的硬阈值为 γ , 根据增强梯度谱的统计特性, 虚警概率可表示为

$$P_f = P(W(k) > \gamma | \text{Case 1}) = Q\left(\gamma \sqrt{\frac{L_M L}{2\sigma_N^4}}\right) \quad (40)$$

其中, $Q(\cdot)$ 为误差函数。可以看出, 本文算法的虚警概率与硬阈值 γ 、噪声功率 σ_N^2 、多尺度因子 M 和平滑次数 L 有关。

根据信号梯度特征, 在 Case 1 的情况下不会检出信号, 若能检出信号必须满足以下条件。Case 2: 从噪声到信号左边带区域, $P_{\text{Case 2}} \triangleq P(W(k) > \gamma | \text{Case 2})$, 信号左边带梯度大于硬阈值上限。Case 3: $P_{\text{Case 3}} \triangleq P(-\gamma < W(k) < \gamma | \text{Case 3})$, 信号顶部区域。Case 4: 信号右边带到噪声区域, 此时 $P_{\text{Case 4}} \triangleq P(W(k) < -\gamma | \text{Case 4})$, 信号右边带梯度小于硬阈值下限。由此可推导出检测概率 P_d 如式(41)所示。

$$P_d = P_{\text{Case 2}}^{m_1} P_{\text{Case 3}}^{m_2} P_{\text{Case 4}}^{m_3} = Q(X(k))^{m_1} Q(X(k+k_2))^{m_3} \cdot (1 - 2Q(X_1(k+k_1)))^{m_2} \quad (41)$$

其中, $X(k) = \sqrt{L_M L} \left(1 + \frac{\gamma}{\text{CNR}(k)}\right)$, m_1 、 m_2 和 m_3 分别为信号在 Case 2、Case 3 和 Case 4 连续存在的子带个数, $\text{CNR}(k)$ 为信号在第 k 个子带处的载

噪比大小, $X_1(k) = 1 + \frac{\gamma}{\sqrt{2D_{H_1}(S(k))}}$ 。因此本文

算法的检测概率与信号载噪比、多尺度因子 M 、噪声功率和平滑次数 L 有关。

式(41)的检测概率是在高斯信道下得出, 信道响应的均值和方差分别为 $\mu_h = 1$ 和 $\sigma_h^2 = 0$ 。对于瑞利衰落信道, 取信道响应 $h(t)$ 的归一化系数 $\mu_h = 0$ 和 $\sigma_h^2 = 1$ 代入式(41)即可。

3.2 复杂度分析

与 MPSG 算法相比, 本文算法增加了增强梯度算子和尺度融合单元, 去除了 MPSG 算法中的 3 个调整单元。本文算法复杂度主要由两部分产生: 1) 功率谱估计; 2) 增强梯度谱计算及信号判断。其中, 功率谱估计中使用的复数乘法次数为 $\frac{NL}{2\text{lb}(N)} + \frac{NL}{2}$, 复数加法次数为 $NL\text{lb}(N) + \frac{(L-1)N}{2}$ 。均值谱、均值梯度谱、增强梯度谱和阈值判断所用加法次数为 $(\frac{N}{2} - 1)N_m + N_m\bar{N}_s$, 其中, N_m 为多尺度因子个数, \bar{N}_s 为窄带信号平均所占子带个数, 复数乘法次数为 MN_m 。尺度融合单元仅对各尺度结果进行比较取值, 不产生运算量。

表 1 对比了 MPSG 算法、文献[12]算法和本文算法的计算复杂度。文献[12]算法利用形态学去噪底后, 再利用小波变换进行边缘检测, 这里仅考虑了文献[12]算法中功率谱估计、小波变换和重构的复杂度, 其中小波变换运算的复杂度与快速傅里叶变换相当。假设多尺度因子个数为 4 个, 尺度集合为 $M \in \{4\ 096, 2\ 048, 1\ 024, 512\}$, $N = 8\ 192$, $L = 10$, 信号数 $N_c = 20$, 平均持续点数 $\bar{N}_s = \{16, 8, 4, 2\}$, MPSG 算法所用最佳尺度 $M = 512$, 则 MPSG 算法的乘法次数为 616 524 次, 文献[12]算法的乘法次数为 1 032 192 次, 本文算法的乘法次数为 581 120 次。MPSG 算法的加法次数为 186 240 次, 文献[12]算法的加法次数为 1 597 440 次, 本文算法的加法次

数为 184 476 次。由此可见, 由于去除了 3 个调整模块, 本文算法的计算复杂度相较 MPSG 算法明显降低, 且明显低于文献[12]算法。

4 算法仿真

4.1 增强梯度算子性能

本节利用仿真信号分别对比了本文算法增强梯度算子与 MPSG 算法增强梯度算子在不同噪声条件下还原信号幅值特征的性能。高斯信道信号参数设置如下, 宽带频谱总带宽为 100 kHz, 窄带信号采用根升余弦成型滤波器, 余弦滚降系数 $\alpha=0.35$, 符号速率为 5 kHz, 调制方式为正交相移键控 (QPSK, quadrature phase shift keying), 窄带信号中心频率不定, 随机分布在宽带频谱的任意位置。为了进一步验证本文算法在色噪声条件下还原信号幅值特征的性能, 在宽带频谱内添加了最大噪声起伏为 5 dB 的缓变色噪声基底。高斯信道和受色噪声影响后的性能对比如图 8 所示。

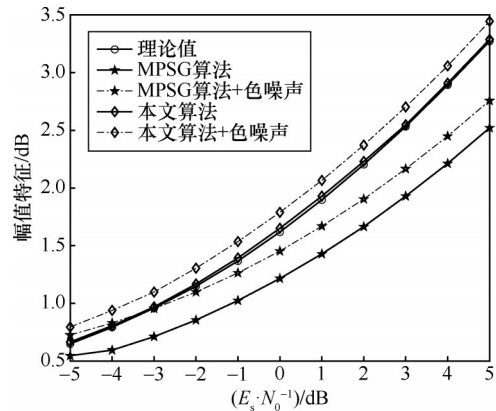


图8 高斯信道和受色噪声影响后的性能对比

从图8可以看出, 1) 在高斯信道下, 本文算法增强梯度算子的梯度特征曲线与窄带信号幅值特征理论值曲线基本重合, 明显优于 MPSG 算法, 因此本文算法相较 MPSG 算法更能表示窄带信号的幅值特征; 2) 在受到色噪声影响后, 即高斯色通道下,

表1 算法计算复杂度对比

算法	乘法次数/次	加法次数/次
本文算法	$(\frac{NL(\text{lb}N + 1)}{2}) + MN_m$	$NL\text{lb}(N) + \frac{(L-1)N}{2} + (\frac{N}{2} - 1)N_m + N_m\bar{N}_s$
MPSG 算法	$(\frac{NL(\text{lb}N + 1)}{2}) + 4(N_c M + N_c + M - 1)$	$NL\text{lb}(N) + \frac{(L-1)N}{2} + 4(\frac{N_c N}{2M} + N - 3N_c - 4)$
文献[12]算法	$\frac{N(\text{lb}N + 1)(L + 5)}{2}$	$N\text{lb}(N)(L + 5)$

MPSG 算法与理论值的偏差随着 $\frac{E_s}{N_0}$ 的增加而增大, 本文算法幅值特征与理论值存在约 0.2 dB 的偏差, 且在不同 $\frac{E_s}{N_0}$ 下均优于 MPSG 算法, 因此本文算法在受色噪声影响条件下仍具有较好地还原信号幅值特征的能力。

4.2 尺度融合单元性能

设宽带接收机接收宽带频谱带宽为 100 MHz, 信号分别经高斯色信道和瑞利衰落信道, 高斯信道色噪声起伏最大为 5 dB, 瑞利衰落信道多径个数为 3 个, 信道增益分别为 [0, -5, -15], 信道时延分别为 0 ms、0.8 ms 和 1 ms, 最大多普勒频移为 5 Hz, 仿真宽带频谱内信号最小带宽为 1 MHz, 最大带宽为 6.5 MHz, 宽带频谱内信号个数为 18 个, 窄带信号的调制识别集合为 {BPSK、QPSK、8PSK、8QAM、16QAM}, 各窄带信号调制方式随机选取, $\frac{E_s}{N_0}$ 的取值范围为 -3 dB~16 dB, 宽带频谱分辨率约为 12 kHz, 本文算法和 MPSG 算法的检测结果均在频谱分辨率为 12 kHz 的条件下得到。宽带频谱内仿真信号具体参数设置如表 2 所示。

表 2 仿真信号参数

序号	符号速率/MHz	中心频率/MHz	$\frac{E_s}{N_0}$ /dB
1	1	3	-3
2	1.3	5	5
3	1.2	8	7
4	1.5	13	6
5	2	22	4
6	2.5	25	9
7	1	30	7
8	4	33	5
9	1.2	38	10
10	1.6	42	16
11	3	47	4
12	1.6	51	3
13	3.5	56	5
14	1.3	60	6
15	6.5	70	6
16	5	78	12
17	1.3	82	10
18	2	88	16

高斯色信道下本文算法、MPSG 算法和文献[12]算法的性能如图 9~图 11 所示。从图 9~图 11 可以看

出, MPSG 算法漏检了第一个信号, 这是因为其信噪比过低, MPSG 算法的梯度特征消失导致的漏检; 文献[12]算法对频谱分辨率的要求较高, 其在频谱分辨率为 1.5 kHz 时的检测概率明显优于 12 kHz 时的检测概率, 这是由于小波变换边缘检测性能取决于窄带信号左右边带的持续长度, 提高频谱分辨率能够增加窄带信号的边缘特征, 左起第 8 个信号出现了信号合并现象, 这是窄带信号带宽距离太近导致窄带信号边缘特征减弱造成信号的漏检; 本文算法检测结果正确率为 100%。因此, 在高斯色信道下, 本文算法的抗色噪声性能更好。

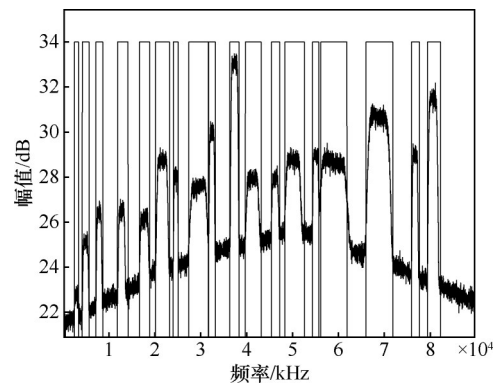


图 9 高斯色信道下本文算法性能

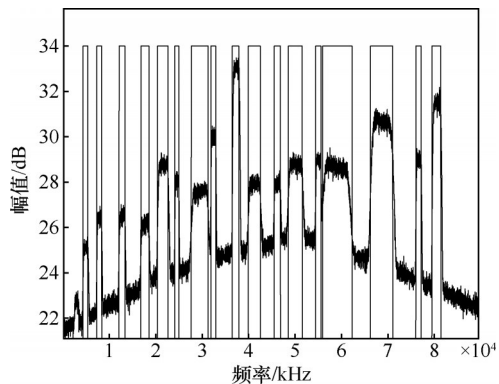


图 10 高斯色信道下 MPSG 算法性能

瑞利衰落信道下本文算法、MPSG 算法和文献[12]算法检测结果如图 12~图 14 所示, 从图 12~图 14 可以看出, 信号经瑞利衰落信道导致信号带内抖动变大, 噪声部分抖动变大。其中, MPSG 算法检出信号个数为 24 个, 存在虚警和漏检, 图 13 中左起第 6、7、20 和 21 个信号出现了信号拆分现象, 同时, 为了检出低载噪比信号, MPSG 算法的虚警概率大大增加, 第 22、23 和 24 个信号均为虚警信号; 文献[12]算法在频谱分辨率为 12 kHz 的条

件下与高斯色信道下的性能基本相同,当频谱分辨率为1.5 kHz时,文献[12]算法存在一处信号漏检和一处信号合并现象;本文算法利用增强梯度算子,增加了小信号的梯度特征,检出效果得到很好的改善,检测概率为100%。

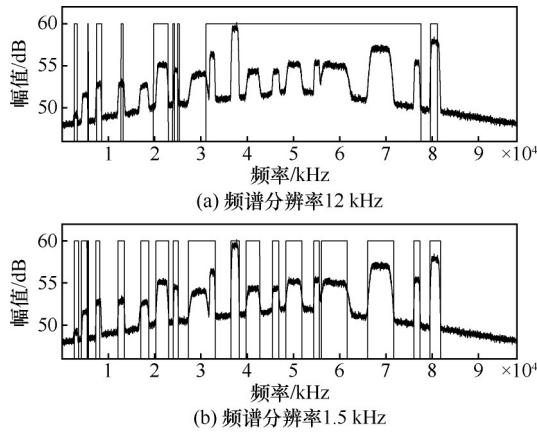


图 11 高斯色信道下文献[12]算法性能

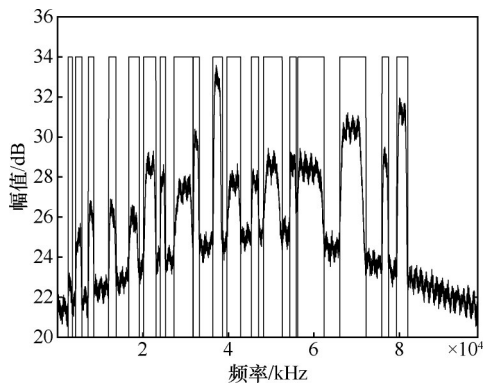


图 12 瑞利衰落信道下本文算法性能

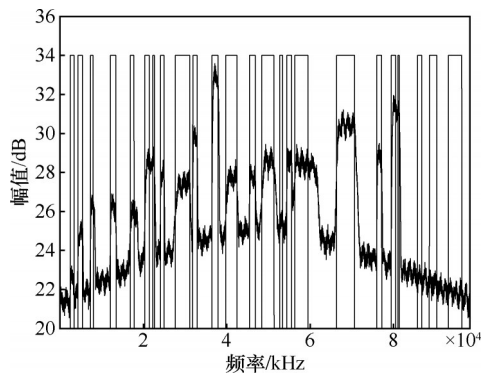


图 13 瑞利衰落信道下 MSPG 算法性能

下面利用本文算法对某卫星 980~1 200 MHz 频段实际数据进行频谱感知,以验证本文算法在实际工程应用中的可行性。图 15~图 17 分别为本文算法、MPSG 算法和文献[12]算法的卫星频谱感知效果,

其中矩形区域的宽度表示本文算法所找出的窄带信号带宽,高度为信号载噪比,文献[12]算法不具备还原信号幅值特征的能力,因此图 17 中矩形区域仅表示其找出的窄带信号的带宽范围。

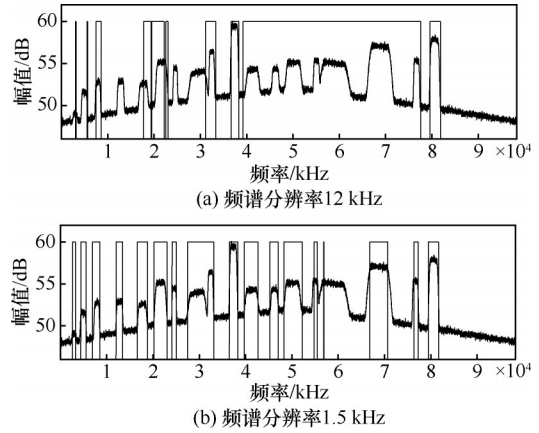


图 14 瑞利衰落信道下文献[12]算法性能

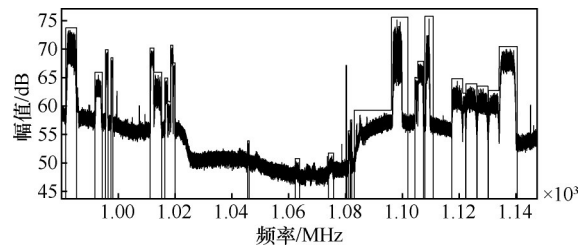


图 15 本文算法卫星频谱感知效果

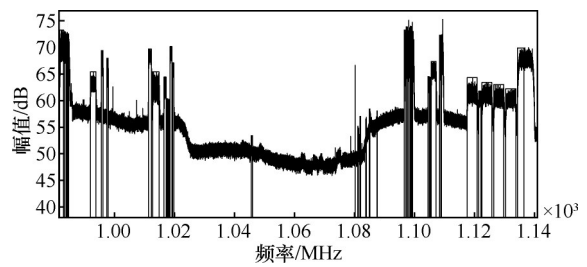


图 16 MSPG 算法卫星频谱感知效果

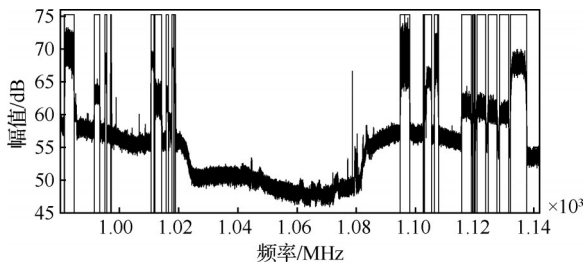


图 17 文献[12]算法卫星频谱感知效果

从图 15 中可以看出,在当前观测时间内,卫星频谱窄带信号个数为 31 个,色噪声起伏约有 5~

10 dB。本文算法检出 29 个信号，其中，在 1 070 MHz 处信号几乎淹没在色噪声中，造成 2 个信号漏检，在 1 090 MHz 处由于色噪声起伏过大，硬阈值门限值过低，造成一个信号虚警，检测概率约为 91%，漏检率约为 6%。从图 16 中可以看出，MPSG 算法检出 23 个信号，检测概率约为 74%，在 990 MHz、1 100 MHz、1 110 MHz 和 1 130 MHz 处出现错检，在 1 070 MHz 处 4 个信号均未被检出，漏检率约为 13%。从图 17 中可以看出，文献[12]算法检出 20 个信号，检测概率约为 64%。因此相较于 MPSG 算法和文献[12]算法，本文算法更适于实际应用。

4.3 检测概率

图 18 对比了不同信噪比下本文算法、文献[12]算法和 MPSG 算法的检测概率。从图 18 中可以看出，1) 相较于 MPSG 算法，本文算法的检测概率明显更优，这是由于本文算法多尺度因子 M 对噪声具有抑制作用，且增强梯度谱具有还原信号幅值特征的能力；2) 文献[12]算法在低信噪比下，检测性能与本文算法相比较差，这是因为在低信噪比下，窄带信号的边缘特征不明显，导致小波边缘检测性能下降，另外，文献[12]算法的检测性能受频谱分辨率的影响较大。

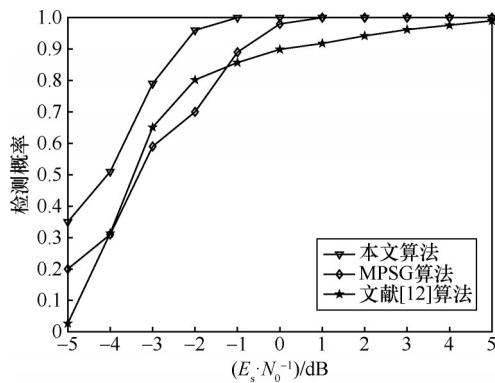


图 18 不同信噪比下 3 种算法的检测概率

图 19 对比了不同信噪比下 3 种算法的漏检率。从图 19 可以看出，本文算法的漏检率明显优于 MPSG 算法和文献[12]算法，当信噪比 $\frac{E_s}{N_0} = -2$ dB 时，本文算法漏检率可达到 5%，这是因为本文算法使用多尺度因子利用不同尺度分别对不同带宽和信噪比的信号进行还原，并结合尺度融合单元使信号漏检率降低。

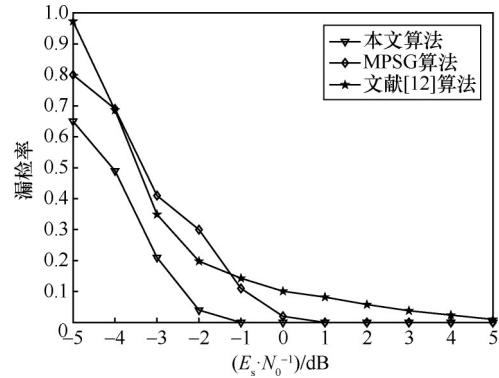


图 19 不同信噪比下 3 种算法的漏检率

5 结束语

本文通过引入增强梯度算子还原信号梯度对信号幅值特征的损失，根据增强梯度谱的局部最大值与信号幅值的关系，提出了硬阈值加软阈值的信号判断方法，利用多尺度因子寻找反映信号幅值特征的最佳尺度，最后利用尺度融合单元依据软阈值判断得出最后的检测结果。本文算法相较于 MPSG 算法复杂度有所降低，检测概率增加，抗噪声性能提高，因此更适于实际应用。下一步工作是将梯度特征应用在短波、跳频通信领域，研究如何通过利用梯度特征捕获信号。

参考文献:

- [1] XIONG T Y, YAO Y D, REN Y J, et al. Multiband spectrum sensing in cognitive radio networks with secondary user hardware limitation: random and adaptive spectrum sensing strategies[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 3018-3029.
- [2] VLADANU C, NASTASE C V, MARTIAN A. Energy detection algorithm for spectrum sensing using three consecutive sensing events[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(3): 284-287.
- [3] SHEHATA H, KHATTAB T. Energy detection spectrum sensing in full-duplex cognitive radio: the practical case of rician RSI[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(9): 6544-6555.
- [4] SOBRON I, DINIZ P S R, MARTINS W A, et al. Energy detection technique for adaptive spectrum sensing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(3): 617-627.
- [5] 高玉龙, 陈艳平, 管修攀, 等. 基于循环谱对称性的频谱感知算法[J]. 通信学报, 2011, 32(11): 21-26, 34.
GAO Y L, CHEN Y P, GUAN X Z, et al. Spectrum sensing algorithm based on symmetry of cyclic spectral correlation[J]. Journal on Communications, 2011, 32(11): 21-26, 34.
- [6] TANI A, FANTACCI R, MARABISSI D. A low-complexity cyclostationary spectrum sensing for interference avoidance in femtocell LTE-A-based networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(4): 2747-2753.
- [7] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communica-

- tions[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [8] 赵晓群, 刘颖娜, 武睿. 基于形态滤波的基音检测新方法[J]. 通信学报, 2004, 25(5): 53-58.
ZHAO X Q, LIU Y N, WU R. A new approach of pitch detection based on morphology filter[J]. Journal on Communications, 2004, 25(5): 53-58.
- [9] 王永明, 张尔扬, 赵津丽. 应用形态学滤波的宽带侦察接收机信号检测新方法[J]. 应用科学学报, 2009, 27(4): 343-347.
WANG Y M, ZHANG E Y, ZHAO J L. Signal detection in broadband reconnaissance receiver based on morphological filter[J]. Journal of Applied Sciences, 2009, 27(4): 343-347.
- [10] 张超, 马宏, 焦义文. 基于形态学运算的动态信道化子带信号检测法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(23): 44-48.
ZHANG C, MA H, JIAO Y W. Subband signal detection of dynamic channelized based on morphological operations[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(23): 44-48.
- [11] 蒋天立, 彭华, 巩克现. 多尺度形态学滤波下的宽带信号检测方法[J]. 信号处理, 2014, 30(9): 1055-1063.
JIANG T L, PENG H, GONG K X. Signal detection in wideband reconnaissance using multi-scale morphological filter[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(9): 1055-1063.
- [12] HUANG W Y, WANG R. Low false alarm and narrow-wide band compatible signal detection algorithm combining the multiscale wavelet transform extremum detection with the spectrum energy detection[J]. IEEE Access, 2023, 11: 98039-98049.
- [13] ZENG Y, LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [14] ZHANG S B, HU Y D, ZHANG L, et al. Novel spectrum sensing and access in cognitive radio networks[J]. Science China Information Sciences, 2018, 61(8): 089302.
- [15] 刘洋, 任清华, 孟庆微, 等. 一种自适应阈值选择的宽带压缩频谱感知重构算法[J]. 信号处理, 2018, 34(10): 1237-1245.
LIU Y, REN Q H, MENG Q W, et al. An adaptive threshold option reconstruction algorithm for wideband compressed spectrum sensing[J]. Journal of Signal Processing, 2018, 34(10): 1237-1245.
- [16] 裴立业, 江桦, 麻曰亮. 基于选择性测量的压缩感知去噪重构算法[J]. 通信学报, 2017, 38(2): 106-114.
PEI L Y, JIANG H, MA Y L. Denoising recovery for compressive sensing based on selective measure[J]. Journal on Communications, 2017, 38(2): 106-114.
- [17] 王伟刚, 杨震, 顾彬, 等. 基于观测矩阵优化的自适应压缩频谱感知[J]. 通信学报, 2014, 35(8): 33-39.
WANG W G, YANG Z, GU B, et al. Adaptive compressed spectrum sensing based on optimized measurement matrix[J]. Journal on Communications, 2014, 35(8): 33-39.
- [18] CHAE K, KIM Y. DS2MA: a deep learning-based spectrum sensing scheme for a multi-antenna receiver[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(6): 952-956.
- [19] GAO J B, YI X M, ZHONG C J, et al. Deep learning for spectrum sensing[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(6): 1727-1730.
- [20] 盖建新, 薛宪峰, 南瑞祥, 等. 基于残差密集网络的频谱感知方法[J]. 通信学报, 2021, 42(12): 182-191.
GAI J X, XUE X F, NAN R X, et al. Spectrum sensing method based on residual dense network[J]. Journal on Communications, 2021, 42(12): 182-191.
- [21] JOSHI D R, POPESCU D C, DOBRE O A. Gradient-based threshold adaptation for energy detector in cognitive radio systems[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(1): 19-21.
- [22] KOLEY S, MIRZA V, ISLAM S, et al. Gradient-based real-time spectrum sensing at low SNR[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(3): 391-394.
- [23] 张洋, 彭华, 巩克现. 基于多尺度功率谱子带梯度的宽带频谱感知算法与性能分析[J]. 通信学报, 2016, 37(2): 190-198.
ZHANG Y, PENG H, GONG K X. Multi scale power spectral density subband gradient-based spectrum sensing algorithm and performance analysis[J]. Journal on Communications, 2016, 37(2): 190-198.

[作者简介]



巩克现 (1976—), 男, 山东泰安人, 博士, 郑州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信信号分析与处理、信道编码、无线接入、目标监测及电子对抗等。



房家乐 (1998—), 男, 河南周口人, 郑州大学硕士生, 主要研究方向为宽带无线通信、频谱感知。



刘宏华 (1978—), 男, 河南西平人, 中国电子科技集团公司第二十七研究所高级工程师, 主要研究方向为电子对抗等。



孙鹏 (1990—), 男, 河南周口人, 博士, 郑州大学副教授, 主要研究方向为无线通信、消息传递理论、毫米波通信。



王玮 (1974—), 女, 黑龙江密山人, 博士, 郑州大学副教授, 主要研究方向为无线通信、信号处理等。