

基于动态划分子频段的频谱感知优化研究^{*}

殷晓虎 李煜轩 马子凯 彭 帅

(西安科技大学通信与信息工程学院 西安 710600)

摘 要: 在认知无线电中,针对传统能量检测算法存在噪声功率难以精确测量的问题,提出了基于子频段动态划分的频谱感知优化研究,设计了两种方法,分别是利用信号包络起伏度划分子频段,引入自适应门限系数的自适应频谱感知方法;以及添加滑动窗口划分子频段,引入单一最优门限检测的最优门限方法,实现了子频段的动态划分和频谱感知。仿真实验结果表明,最优门限方法相较于单一的最优门限检测,在 $-11.7\sim 0$ dB范围内检测性能最高提升了10%,在 $-20\sim 0$ dB范围内明显比自适应频谱感知方法的检测概率更高。最优门限方法表现出更好的频谱感知性能以及鲁棒性。

关键词: 频谱感知;能量检测;子频段动态划分;自适应门限系数;滑动窗口

中图分类号: TN925 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Spectrum sensing optimization based on dynamic sub-band partitioning

Yin Xiaohu Li Yuxuan Ma Zikai Peng Shuai

(College of Communication and Information Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China)

Abstract: In cognitive radio systems, to address the problem of inaccurate noise power estimation in traditional energy detection algorithms, a spectrum sensing optimization approach based on dynamic sub-band partitioning is proposed. Two methods are designed in this study. The first method employs the fluctuation degree of the signal envelope to divide the spectrum into multiple sub-bands and introduces an adaptive threshold coefficient to form an adaptive spectrum sensing scheme. The second method utilizes a sliding window to dynamically partition sub-bands and incorporates a single optimal threshold detection mechanism, referred to as the optimal threshold method, to achieve enhanced sub-band division and spectrum sensing. Simulation results demonstrate that, compared with the conventional single optimal threshold detection, the proposed optimal threshold method achieves up to a 10% improvement in detection performance within the SNR range of -11.7 to 0 dB, and exhibits significantly higher detection probability than the adaptive spectrum sensing method over the range of -20 to 0 dB. Overall, the optimal threshold method shows superior spectrum sensing capability and robustness.

Keywords: spectrum sensing; energy detection; dynamic subband partitioning; adaptive threshold coefficient; sliding window

0 引 言

随着无线通信技术^[1]的迅速发展及其在各类应用场景中的普及,全球范围内移动终端的语音通信、数据传输与互联网接入需求持续增长。从智能手机到物联网终端,不同类型的无线设备与系统对频谱的依赖日益增强,导致可用频谱资源愈发紧张,难以满足未来无线网络的演进需求。为缓解这一矛盾,研究者提出了多天线技术^[2]与认知无线电(cognitive radio, CR)^[3]等多种解决方案。其中,认知无

线电通过引入频谱感知技术,能够对无线电频谱进行动态监测与自适应分配,从而实现频谱资源的高效利用,为频谱短缺问题提供了新的思路。

在过去十余年中,研究者提出了大量的频谱感知算法。传统方法主要包括基于单用户的感知技术,如能量检测(energy detection, ED)^[4]、匹配滤波以及循环平稳检测;与此同时,也发展出了基于多用户协作的频谱感知方法,以及近年来兴起的深度学习驱动的频谱感知技术^[5]。

能量检测是一种最常用且实现复杂度最低的频谱感知

方法。其基本思想是在接收端不需要知道主用户(primary user, PU)信号^[6]的先验信息,仅通过对接收信号的能量大小进行统计推断,来判断某一频段内是否存在 PU 信号。当前能量检测还存在以下问题:

1) 门限设置:如果门限设置过高,可能导致衰落的、比较微弱的信号被忽略,而将这些信号误判为噪声。这会导致频谱资源的浪费,一些可用的频谱空洞可能无法被检测到;如果门限设置过低,则可能将幅度较大的脉冲噪声^[7]或突发干扰^[8]误判为有用信号,导致频谱感知的误报率增加。

2) 噪声干扰:当噪声功率过大时,会淹没有用信号,使得能量检测器难以准确判断频段是否被占用。这可能导致频谱感知的漏检率^[9]增加,即一些被占用的频段可能被误判为空闲。其次,在实际应用中,噪声类型可能非常复杂,如白噪声、脉冲噪声,以及有色噪声^[10]等。不同类型的噪声对能量检测的影响也不同,这增加了能量检测的难度。

3) 信号类型限制:能量检测是一种非相干检测方法^[11],对信号类型没有限制。然而,这也意味着能量检测无法提供关于信号类型的具体信息。能量检测方法仅能判断目标频段是否存在信号,即区分频段处于空闲或占用状态,但无法进一步识别占用频段中信号的具体类型或特征。这一局限性使其在复杂电磁环境下的应用受到一定限制,因为在实际应用中,可能需要知道占用频段的信号类型来进行后续的通信处理,特别是在需要区分不同通信系统或业务类型的场景中,其感知能力存在不足。

4) 低信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)环境下性能下降:在低 SNR 环境下,有用信号的功率可能非常低,甚至低于噪声功率^[12]。这使得能量检测器难以准确测量接收信号的能量,从而导致频谱感知的误报率和漏报率都增加。

5) 计算复杂和实时性问题:虽然能量检测的计算复杂度不高,但在大规模网络或高速通信系统中,仍然可能存在计算延迟的问题。这可能导致频谱感知的实时性下降,无法满足某些应用场景的需求。

另外,在认知无线电频谱感知中,能量检测通常基于宽带信号进行。然而,直接对整个宽带信号^[13]进行检测容易受到噪声不确定性和频谱非平稳性的影响。为此,常采用子频段划分的方法。这种方法的优势主要体现在以下几个方面:首先,子频段划分^[14]能够有效减轻噪声不确定性的影响,在较小的频段范围内可以合理假设噪声功率谱密度近似平坦;其次,划分子频段有助于集中信号能量,提高检测统计量的 SNR^[15],从而提升低 SNR 场景下的检测性能;此外,该方法能够提升频谱利用率,即便部分子频段被 PU 占用,次用户仍可在其他空闲子频段中进行通信,从而提高频谱接入的灵活性;最后,子频段检测可以结合并行处理机制实现快速扫描,有助于加快感知速度并支持异构业务^[16]接入。

传统研究中,多数方法仍采用固定划分或基于预定义滤波器组、均匀子带的策略,例如使用固定滤波器组将信号

划分为多个窄带,并对每个窄带进行并行能量检测。该方法实现简单,并易于硬件并行化处理,但由于子带边界预设,当 PU 信号能量分布与子带边界不对齐时,会导致信号能量在子带间被“稀释”,降低子带内能量统计量的 SNR,从而在低 SNR 下漏检概率增加。这种划分子频段的方法无法适应 PU 信号功率变化,就会导致划分与信号结构不匹配;因为子带边界是人工设定,未考虑噪声或信号的实际分布;且在噪声不确定性下,门限难以统一设定;并且许多子带可能不存在 PU,但仍要检测,就会浪费能量与时间。

由于子带宽度与频率范围是预先设定的,但在实际无线环境中,噪声可能具有频率依赖性、有色噪声或脉冲噪声,而且不同子带可能受不同干扰影响,这会导致固定阈值失效,从而误报或漏报。动态划分通过观察接收信号的实际频域能量分布,自适应地确定子带边界,从而使得每个子带更可能“对齐”主用户信号能量聚集区。这样可以在子带级别实现更高的能量集中度、减少统计量的方差,从而显著提升低 SNR 下的检测概率。动态划分后,可对每个子带单独估计局部噪声功率或统计特性,并据此设定自适应阈值或通过理论推导得到最优阈值,这种方法更能适应各子带间噪声和干扰条件的差异,显著提升系统在非平稳噪声环境下的鲁棒性。例如通过联合优化多个子带的阈值以兼顾检测概率与对 PU 的干扰约束,有效平衡检测性能与对 PU 的干扰。

通过对比,动态划分子频段的方法在异构噪声、频谱非平稳或干扰突发的现实环境下,比传统固定划分的方法更具鲁棒性。

近几年的宽带频谱感知更多向 sub-Nyquist、深度学习等方向转变,例如 Wang 等^[17]指出虽然这些方法在降低采样率、复杂度、实现效率上有优势,但它们往往依赖 sub-sampling、重构等,不适合延迟、能量检测门限敏感、资源受限这些场景。本研究提到的划分子频段方法兼顾了子频段划分和实现复杂度低,在低复杂度、低功耗设备或对实时性、门限检测敏感场景具有独特优势。

1 系统模型

1.1 传统能量检测

在频谱感知中,能量检测方法的判决门限通常由接收信号能量与噪声能量的差异决定。其基本原理是将检测统计量^[18]与预设门限进行比较,从而判断 PU 信号是否存在。在假设条件下,接收信号可归纳为两种状态,进而将频谱感知建模为一个二元假设检验问题。

假定噪声信号为高斯白噪声,设为 $n(t)$;PU 信号设为 $s(t)$;接收机检测接收到的信号设为 $y(t)$,采样点数为 N 。在频谱感知中,系统可分为两种状态:1) 仅存在噪声,表明 PU 未占用信道,表示为 H_0 ;2) 同时存在 PU 信号与噪声,表明 PU 正在使用信道,表示为 H_1 。由此,频谱感知过程可建模为如下的二元假设检验形式:

$$\begin{cases} H_0: y(t) = n(t) \\ H_1: y(t) = s(t) + n(t) \end{cases} \quad t = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

能量检测法中,检测统计量 Y 定义为:

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y(t)]^2 \quad (2)$$

此时,将检测统计量与预先设置的检测阈值 λ 相比较,若 $Y > \lambda$, 则判决为 H_1 , 即频段被 PU 占用;若 $Y \leq \lambda$, 则判决为 H_0 , 即频段空闲。

1.2 系统模型

中心极限定理^[19]指出,设 $\{X_i\}$ 为一组独立同分布随机变量,均值为 μ , 方差为 σ^2 , 则当样本容量 $N \rightarrow \infty$ 时,样本均值的标准化形式服从标准正态分布,即:

$$Z \xrightarrow{d} \chi(0, 1) \quad (3)$$

而卡方分布是由独立标准正态分布平方和构成的:

$$\chi_k^2 = \sum_{i=1}^k Z_i^2, Z_i \sim N(0, 1) \quad (4)$$

卡方分布在自由度 k 较大时,本身可以利用中心极限定理近似为正态分布:

$$\chi_k^2 \approx N(k, 2k) \quad (5)$$

因此可以推导得出,在认知无线电的能量检测中,若接收信号在假设 H_0 下仅包含噪声,则其能量统计量在归一化后服从中心卡方分布,其自由度与采样点数成正比。利用卡方分布理论,可以推导出检测阈值与虚警概率之间的关系,为性能分析提供理论依据。

设 σ_w^2 为白噪声能量,则能量检测的二元假设模型可以表示为:

$$\begin{cases} H_0: Y \leq \sigma_w^2 \\ H_1: Y > \sigma_w^2 \end{cases} \quad (6)$$

根据中心极限定理,要使两种假设条件下均满足中心卡方分布^[20]的特点,检测统计量 Y 需要满足 N 足够大的条件,SNR 值表示为 γ , 服从中心卡方分布表示为 $Y \sim \chi(\cdot)$, 那么 Y 就可以表示为:

$$\begin{cases} H_0: Y \sim \chi\left(\sigma_w^2, \frac{2}{N}\sigma_w^4\right) \\ H_1: Y \sim \chi\left[(1+\gamma)\sigma_w^2, \frac{2}{N}(1+\gamma)^2\sigma_w^4\right] \end{cases} \quad (7)$$

根据以上公式和分布特征,可以推导出给定的判决门限值 λ , 那么能量检测法的虚警概率和检测概率就可以分别表示为:

$$P_f = P_r(Y \geq \lambda | H_0) \quad (8)$$

$$P_d = P_r(Y \geq \lambda | H_1) \quad (9)$$

因为:

$$\begin{cases} Y | H_0 \sim \chi\left(\sigma_w^2, \frac{2}{N}\sigma_w^4\right) \\ Y | H_1 \sim \chi\left((1+\gamma)\sigma_w^2, \frac{2}{N}(1+\gamma)^2\sigma_w^4\right) \end{cases} \quad (10)$$

标准化后得到:

$$\begin{cases} Z = \frac{Y - \sigma_w^2}{\sqrt{2\sigma_w^4/N}} \sim \chi(0, 1) \\ Z = \frac{Y - (1+\gamma)\sigma_w^2}{\sqrt{2(1+\gamma)^2\sigma_w^4/N}} \sim \chi(0, 1) \end{cases} \quad (11)$$

所以:

$$P_f = P_r\left(\frac{Y - \sigma_w^2}{\sqrt{2\sigma_w^4/N}} \geq \frac{\lambda - \sigma_w^2}{\sqrt{2\sigma_w^4/N}}\right) = Q\left(\frac{\lambda - \sigma_w^2}{\sqrt{2\sigma_w^4/N}}\right) \quad (12)$$

$$P_d = Q\left(\frac{\lambda - (1+\gamma)\sigma_w^2}{\sqrt{2/N}(1+\gamma)\sigma_w^2}\right) \quad (13)$$

其中, $Q(\cdot)$ 为标准高斯互补积累分布函数, $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 。

在信号检测过程中,通过合理设定检测门限,使检测系统的虚警概率 P_f 始终保持恒定,而不随噪声功率、干扰或环境条件的变化而波动,称为恒虚警概率准则,其公式可表述为:

$$P_f = P_r(Y > \lambda | H_0) = \alpha \quad (14)$$

其中, α 为预设的虚警概率常数。

同样,在信号检测过程中,通过合理设定检测门限,使检测系统的虚警概率 P_d 始终保持恒定,而不随噪声功率、干扰或环境条件的变化而波动,称为恒检测概率准则,其公式可表述为:

$$P_d = P_r(Y > \lambda | H_1) = \beta \quad (15)$$

其中, β 为预设的检测概率常数。

根据上述提到的两个准则,当虚警概率和检测概率二者均为一个固定值的时候,就可以通过公式求出相应的检测判决门限。

根据式(12)可以推导出判决门限 λ_f 在虚警概率为 P_f 时,表示为:

$$Q^{-1}(P_f) = \frac{\lambda_f - \sigma_w^2}{\sqrt{2\sigma_w^4/N}} \Rightarrow \lambda_f = \sigma_w^2 \left(1 + \sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(P_f)\right) \quad (16)$$

根据式(13)可以推导出判决门限 λ_d 在检测概率为 P_d 时,表示为:

$$Q^{-1}(P_d) = \frac{\lambda_d - (1+\beta)\sigma_w^2}{\sqrt{2(1+\beta)\sigma_w^4/N}} \Rightarrow \lambda_d = \sigma_w^2(1+\beta) \left(1 + \sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(P_d)\right) \quad (17)$$

2 自适应频谱感知方法

2.1 利用包络起伏度划分子频段

在频域中,信号的功率包络通常会表现出一定的起伏特性。根据包络起伏度的差异,可以将整个频段划分为若干子频段,以便后续进行差异化检测处理。首先利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)对接收信号 $y(t)$

进行处理,得到频域分量 $Y_i(k)$, 其功率谱包络可表示为:

$$E_i(k) = |Y_i(k)|^2, k = 1, 2, \dots, M \quad (18)$$

其中, M 表示为频域划分点数。

为了刻画相邻频率点功率的变化趋势,定义频域差分量为:

$$\Delta(k) = |E_i(k+1) - E_i(k)| \quad (19)$$

$$k = 1, 2, \dots, M-1$$

设定阈值 η 用于区分“平稳区域”和“突变区域”。其划分准则为:

$$B_i = \{k \mid \Delta(k) \leq \eta\}, i = 1, 2, \dots, L \quad (20)$$

即当相邻点的差分量 $\leq \eta$ 时,认为它们属于同一子频段;若差分量 $> \eta$, 则从下一点起划分新的子频段。由此,整个频谱可分解为:

$$B_i = \{B_1, B_2, \dots, B_L\} \quad (21)$$

其中, B_i 为第 i 个子频段的频率索引集合。图 1 为信号划分后的子频段。

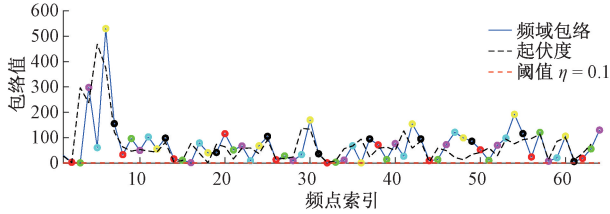


图 1 利用包络的起伏度进行子频段划分

Fig. 1 Sub-band segmentation based on the fluctuation degree of the signal envelope

2.2 自适应门限系数

能量检测本质上是在判断两个门限分布之间的距离,在理想条件下,门限可通过噪声方差的理论值严格推导,而在实际认知无线电系统中,噪声不确定性、采样漂移、量化误差以及不同子频段能量分布不均等因素会使得理论门限偏离最优门限,从而导致检测分布区间的重叠面积增大。为缓解上述统计失配,引入自适应门限系数^[21]。

从直观的作用上来看,当某一段子频段能量明显高于平均能量时,则表明可能存在信号,这时自适应门限系数的作用就是降低门限,提高灵敏度;而当某一子频段能量低于平均能量,其检测更像纯噪声,自适应门限系数就能提高门限,抑制虚警。

自适应门限系数对理论门限进行缩放,该缩放过程等价于对门限判决边界的再优化,使实际使用的门限更接近真实统计模型。其直接效果是减少两个分布在门限附近的重叠面积,从而实现在不增加虚警概率的前提下提高弱信号的可检测性。

在将接收信号整体划分为若干子频段之后,可分别计算各子频段的能量,并将其与整段信号平均能量进行对比,从而得到相对应的自适应门限系数 ∂ 。设第 i 个子频段的能量为 E_i , 信号的平均能量为 E_s , 划分得到的子频段总数

为 N , 那么 ∂ 就可以表示为:

$$\partial_i = \frac{E_i}{E_s}, i = 1, 2, \dots, N \quad (22)$$

根据式(16)和(17)就可以推导出各个子频段的自适应门限 λ_i 为:

$$\lambda_{fi} = \partial_i \sigma_w^2 \left(1 + \sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(P_f)\right) \quad (23)$$

$$\lambda_{di} = \partial_i \sigma_w^2 (1 + \beta) \left(1 + \sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(P_d)\right) \quad (24)$$

通过图 2 可以看出,在 $-10 \sim -5$ dB 范围,自适应频谱感知算法的检测概率明显高于传统方法,提升幅度约在 $2\% \sim 4\%$ 。这表明自适应子频段划分与门限调整机制在弱信号环境中能够有效抑制噪声干扰,提高感知灵敏度。

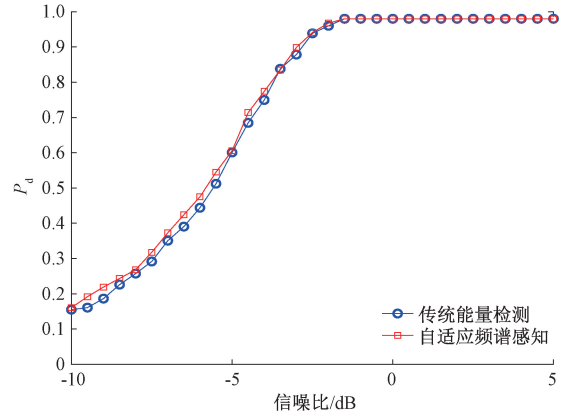


图 2 传统能量检测与自适应检测性能比较 ($P_f = 0.1$)

Fig. 2 Performance comparison between traditional energy detection and adaptive detection ($P_f = 0.1$)

在 $-10 \sim -5$ dB 范围内,两种算法的检测概率差距依然存在,但逐渐缩小。自适应频谱感知方法在 $-5 \sim -3$ dB 范围表现出约 $1\% \sim 2\%$ 的提升。这说明随着信号功率增强,自适应调整的作用逐渐减弱,但仍能保证性能优势。

3 最优门限方法

3.1 单一最优门限

由图 2 结果可知,设计的自适应门限频谱感知相比较于传统能量检测,检测概率有所提升,但在 $-5 \sim 0$ dB 的范围提升很小,因此引入了单一最优门限算法^[22]。

单一最优门限算法是将误检概率表示为 $(1 - P_d)$, 表示存在干扰,但是检测结果为频谱空闲的概率;当频谱使用率为 ξ 时,干扰信号的误检概率为 $\xi(1 - P_d)$ 。同理, $\xi(1 - P_f)$ 表示频率使用率为 ξ 时的虚警概率。频谱感知需要在检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 之间进行折中使认知无线电系统获取最大的通信效益,则表示为:

$$\min(P_e(\lambda)) = \min((1 - \xi)P_f + \xi(1 - P_d)) \quad (25)$$

其目的是找到一个自适应门限来最小化式(25),获得

最小的误检概率:

$$P_e(\lambda) = (1 - \xi)P_f + \xi(1 - P_d) \quad (26)$$

若频谱使用率 ξ 是固定的,则最小误检概率 $P_e(\lambda)$ 随着 λ 变化是一个凸优化问题,令:

$$\frac{\xi P_e(\lambda)}{\xi \lambda} = 0 \quad (27)$$

解得:

$$\lambda^* = \sigma_w^2 \cdot (1 + \gamma) \cdot$$

$$1 + \sqrt{1 + \frac{4}{N} \left(1 + \frac{2}{\gamma}\right) \cdot \ln\left(\frac{1 - \xi}{\xi}\right) \cdot (1 + \gamma)} \quad (28)$$

采用单一最优门限进行检测的结果如图3所示。由图3可知,单一最优门限方法在-20 dB时,其检测概率已达到52%,并在-2.5 dB时取得最高检测性能。相比之下,传统能量检测以及基于信号包络起伏度划分子频段的自适应频谱感知方法均在-4 dB附近的SNR环境下才达到相同的52%检测概率。这表明,单一最优门限方法相较于传统能量检测和自适应频谱感知方法,具有更优的检测性能。

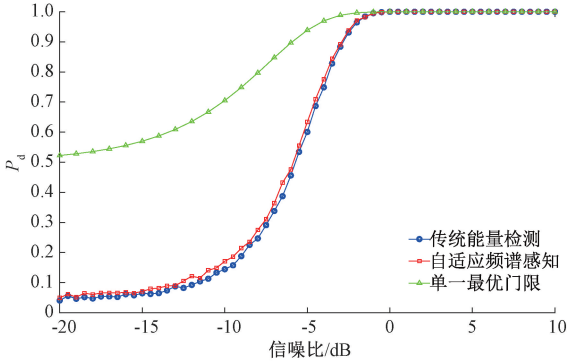


图3 单一最优门限与自适应检测性能比较

Fig. 3 Performance comparison between single optimal threshold and adaptive detection

3.2 添加滑动窗口划分子频段

根据信号的包络起伏度划分子频段时,如果信号和噪声在统计上是“均匀分布”的,子频段的能量统计量依然近似和整体情况,只是样本数减少,导致分布尺度不同,没有新的区分度信息,那么划分出来的子频段不会改变总体统计分布特性,也就是导致检测性能与单一最优门限检测结果近似一致。因此需要划分子频段后仍然能凸显在局部子频段的信号分量。

滑动窗口^[23]方法通过在频域上逐点移动并计算局部统计量(如均值、方差或能量),能够在子频段范围内估计局部噪声统计量,揭示频谱在某些位置存在的局部能量增强或突变现象,从而在不同频段中均能维持稳定的虚警概率。这解决了利用包络起伏度划分子频段而出现的问题。

通过FFT处理信号后得到频域能量包络序列,设滑动窗口长度为 l , 频率点的总数为 m 。在每个起点 j ($j = 1,$

$2, \dots, m - l + 1$) 对应的窗口为:

$$W_j = \{E_f(j), E_f(j + 1), \dots, E_f(j + l - 1)\} \quad (29)$$

窗口长度 l 控制局部统计量的方差, $l = M/G$ (M 为频域点数, G 为期望子频段数量, l 向下取整), l 提高对窄带突变的敏感性但同时增大估计方差,经验上 l 取 M (频率点数) 的 2%~6%。为保证统计可靠性与分辨能力的折中,在 $M = 256$ 的实验设置下选取 $l = 6$ (约占频域点数的 2.3%),该值是通过对比 $l \in \{4, 6, 8, 12\}$ 的蒙特卡洛仿真比较得到的经验最优值。

则该窗口的局部均值与局部方差分别为:

$$\mu_j = \frac{1}{l} \sum_{i=0}^{l-1} E_f(j + i) \quad (30)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{l-1} \sum_{i=0}^{l-1} (E_f(j + i) - \mu_j)^2 \quad (31)$$

得到局部方差序列:

$$\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_{m-l+1}^2\} \quad (32)$$

根据所有窗口的局部方差,计算其均值与标准差:

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{1}{m-l+1} \sum_{j=1}^{m-l+1} \sigma_j^2 \quad (33)$$

$$S_{\sigma^2} = \sqrt{\frac{1}{m-l+1} \sum_{j=1}^{m-l+1} (\sigma_j^2 - \bar{\sigma}^2)^2} \quad (34)$$

设定全局阈值(threshold, Thr):

$$\text{Thr} = \bar{\sigma}^2 + \kappa \cdot S_{\sigma^2}, \kappa > 0 \quad (35)$$

其中, κ 决定了门限对谱能量波动程度 S_{σ^2} 的放大权重,是影响检测灵敏度与鲁棒性的关键参数,滑动窗口计算的波动量定义为:

$$S_{\sigma^2} = \text{Var}(E_f) \quad (36)$$

窗口越大,波动就越小,则 κ 可以更大;反之,窗口越小,波动就越大,则 κ 必须更小。为确保在能量平滑时门限不会过低,在能量突变明显时门限不会过高。

在纯噪声假设 H_0 下,能量统计量可近似服从卡方分布:

$$E \sim \sigma^2 \chi_{2l}^2 \quad (37)$$

其分布函数可用于确定满足目标虚警率 P_f^* 的理论门限 λ_{H_0} :

$$P_f^* = P_r(E > \lambda_{H_0} | H_0) = 1 - F_{\chi_{2l}^2}^{-1}\left(\frac{\lambda_{H_0}}{\sigma^2}\right) \quad (38)$$

其中, $F_{\chi_{2l}^2}$ 为卡方分布函数,由式(38)可得:

$$\lambda_{H_0} = \sigma^2 F_{\chi_{2l}^2}^{-1}(1 - P_f^*) \quad (39)$$

在实际系统中,

$$\hat{\mu}_\sigma = E_{H_0} | \bar{\sigma}^2 | \quad (40)$$

$$\hat{s} = E_{H_0} | S_{\sigma^2} | \quad (41)$$

可得 κ 的初始估计值:

$$\kappa_0 = \frac{\lambda_{H_0} - \hat{\mu}_\sigma}{\hat{s}} \quad (42)$$

由于 S_{σ^2} 在不同 SNR 下的统计差异较大,因此进一步

在 κ_0 附近进行局部搜索,以获取最优性能:

$$\kappa = \underset{\kappa \in [\kappa_0(1-\phi), \kappa_0(1+\phi)]}{\operatorname{argmax}} P_d(\kappa) \quad (43)$$

其中, ϕ 取 0.2~0.3,用于保证足够的搜索范围。

定义变化点集合为:

$$C = \{j \mid \sigma_j^2 > \text{Thr}\} \quad (44)$$

为了判断某个频点是否属于同一个子频段,引入一个子频段一致性判定函数 $\delta(v)$,用来判断第 v 个频点是否与前一个频点属于同一子频段: $\delta(v) = 1$ 或 0,当 $v \in C$ 时, $\delta(v) = 0$,反之,当 v 不属于 C 时, $\delta(v) = 1$ 。

$\delta(v) = 1$ 表示频点 v 与前一个频点处于同一子频段; $\delta(v) = 0$ 表示在频点 v 处发生突变,应当作为新的子频段起点。

利用滑动窗口划分子频段后,在子频段上使用单一最优门限方法,即得到当前的最优门限方法。由图 4 结果可以观察到,在 $-20 \sim -11.7$ dB 区间,单一最优门限检测的检测性能略优于最优门限方法,最大性能差异约为 8%。然而,在 $-11.7 \sim 0$ dB 区间,最优门限方法表现出更为明显的优势,相较单一最优门限检测,检测性能的提升幅度接近 10%。综上所述,可以得出结论:在 $-11.7 \sim 0$ dB 下,最优门限方法能够有效改善检测性能,优于传统的能量检测方法、自适应频谱感知方法以及单一最优门限检测方法。

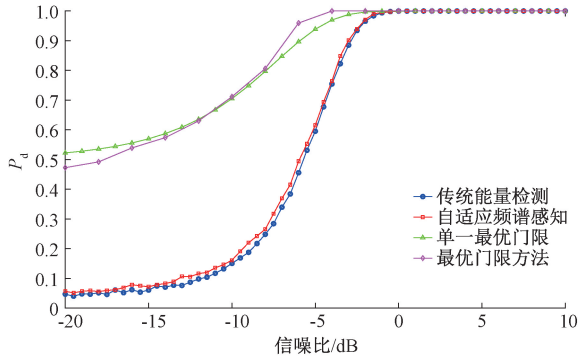


图 4 4 种检测方法性能对比

Fig. 4 Performance comparison of four detection methods

4 结 论

综上所述,本研究围绕认知无线电中的能量检测问题,针对传统能量检测算法在低 SNR 环境下检测性能受限以及噪声功率难以精确估计的不足,提出了两种基于动态划分子频段的频谱感知优化方法。第 1 种方法通过信号包络起伏度划分子频段并设计自适应门限,在 $-10 \sim -5$ dB 区间相较传统能量检测平均有 3% 的性能提升,能够在弱信号环境下提高频谱感知灵敏度。第 2 种方法利用滑动窗口估计局部频域统计量,实现更为精细的子频段划分,并结合最优门限,仿真结果表明最优门限方法在 $-11.7 \sim 0$ dB 范围相较单一最优门限检测的性能提升较大,表现出更强的鲁棒性与适用性。

两种方法均在 $-20 \sim 0$ dB 区间展现出优势,验证了所提方法在不同信道环境下的有效性与优越性。相比传统能量检测和固定门限方法,所提出的方法能够在噪声不确定和先验信息不足的情况下实现更可靠的频谱感知,为认知无线电系统的高效频谱利用提供了可行的优化方案。

参考文献

- [1] 田光普. 自动气象站无线通信技术的应用研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(7): 154-158.
Tian Guangpu. Application of wireless communication technology in automatic weather station[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(7): 154-158.
- [2] Zhang A H, Tian D, Fan D W, et al. FBCLMS algorithm based on sparsity-enhanced penalty for channel estimation and analysis [J]. Digital Signal Processing, 2025, 168: 105480.
- [3] Zhang M M, Liu C, Gao W, et al. Embedded CR enabled flexible rate splitting for massive access [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12 (19): 39651-39664.
- [4] 殷晓虎, 张安熠, 张珂珂, 等. 基于 Inception-BiGRU 和注意力机制的频谱感知方法研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(6): 90-98.
Yin Xiaohu, Zhang Anyi, Zhang Keke, et al. Spectrum sensing method based on inception-BiGRU and attention mechanism [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(6): 90-98.
- [5] 周先春, 吕梦楠, 芮阳, 等. 基于注意力机制的双卷积图像去噪网络[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(2): 60-71.
Zhou Xianchun, Lyu Mengnan, Rui Yang, et al. Image denoising using dual convolutional neural network with attention mechanism [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(2): 60-71.
- [6] Davoudian N, Bakhshi H. Joint analysis of outage probability and energy efficiency in underlay cognitive radio-inspired NOMA systems using the AF relay in a downlink transmission [J]. Computer Communications, 2025, 241: 108233.
- [7] Hussain D, Hassan D, Guo P. Generalization of impulse noise removal [J]. The International Arab Journal of Information Technology, 2017, 14 (5): 698-706.
- [8] 孙科, 茹国梁, 吴金星, 等. 高速移动复杂环境下数据链抗干扰关键技术研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(20): 2-10.
Sun Ke, Ru Guoliang, Wu Jinxing, et al. Research on

- key anti-jamming technologies for data links in high-speed mobile complex environments [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(20):2-10.
- [9] Nallagonda S, Chandra A, Roy S D, et al. Detection performance of cooperative spectrum sensing with hard decision fusion in fading channels [J]. *International Journal of Electronics*, 2016, 103(2):297-321.
- [10] Luo Y, Zhou J Y, Yang W. Distributed state estimation with colored noises [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2021, 69(6): 2807-2811.
- [11] 王俊法, 胡伟, 王玮, 等. 电压电流能量信息融合的低压交流电弧故障检测 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(3):55-66.
- Wang Junfa, Hu Wei, Wang Wei, et al. Low voltage AC arc fault detection based on energy information fusion of voltage and current [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(3):55-66.
- [12] Lyu M N, Zhou X C, Du Z T, et al. Image denoising using dual convolutional neural network with skip connection [J]. *Instrumentation*, 2024, 11(3):74-85.
- [13] Kim M, Lee S H, Choi I O, et al. Direction finding for multiple wideband chirp signal sources using blind signal separation and matched filtering [J]. *Signal Processing*, 2022, 200:108642.
- [14] Huan W N, Li S, Qian Z X, et al. Exploring stable coefficients on joint sub-bands for robust video watermarking in DT CWT domain [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 32(4):1955-1965.
- [15] Shbat M S, Tuzlukov V. SNR wall effect alleviation by generalized detector employed in cognitive radio networks [J]. *Sensors*, 2015, 15(7):16105-16135.
- [16] Xie X, Liu J X, Cao B Q, et al. A services classification method based on heterogeneous information networks and generative adversarial networks [J]. *International Journal of Web Services Research (IJWSR)*, 2023, 20(1):1-17.
- [17] Wang J L, Huang Y S, Wang B. Sub-Nyquist sampling-based wideband spectrum sensing: A compressed power spectrum estimation approach [J]. *Frontiers of Computer Science*, 2024, 18(2):182501.
- [18] Noughabi H A, Jarrahiheriz J. Entropy of order statistics applied to testing symmetry [J]. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 2022, 51(6):3389-3399.
- [19] 黄禾艺, 李正农, 任志刚, 等. 基于压电纤维复合材料的波浪冲击压力传感器研究 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(14):26-34.
- Huang Heyi, Li Zhengnong, Ren Zhigang, et al. Research on wave impact pressure sensor based on piezoelectric fiber composites [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(14):26-34.
- [20] 朱俊昊, 王忠勇, 巩克现, 等. 基于信噪比估计的非恒模APCMA信号识别方法 [J]. *电子测量技术*, 2025, 48(2):101-107.
- Zhu Junhao, Wang Zhongyong, Gong Kexian, et al. Non constant modulus APCMA signal recognition method based on signal-to-noise ratio estimation [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(2):101-107.
- [21] 程鸣, 严运兵. 驾驶员视线区域自适应半监督学习标定方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(12):136-142.
- Cheng Ming, Yan Yunbing. Adaptive semi supervised learning calibration method for driver's line of sight region [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(12):136-142.
- [22] 李留文, 谢伟, 周晗, 等. 基于自适应门限的合作式感知算法研究 [C]//第十届中国指挥控制大会论文集, 2023:148-154.
- Li Liuwen, Xie Wei, Zhou Han, et al. Research on cooperative sensing algorithm based on adaptive threshold [C]//The 11th China Command and Control Conference, 2023:148-154.
- [23] 赵壮, 马国梁. 自适应滤波协同图优化导航方法研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(7):271-281.
- Zhao Zhuang, Ma Guoliang. Research on adaptive filtering cooperative graph optimization navigation method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(7):271-281.

作者简介

殷晓虎, 副教授, 主要研究方向为无线电通信理论及技术应用等。

E-mail:42093332@qq.com

李煜轩(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、频谱感知。

E-mail:2854550546@qq.com

马子凯, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、频谱分配。

E-mail:2522611367@qq.com

彭帅, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail:1450278183@qq.com