

DOI:10.16136/j.joel.2022.04.0613

提升小波与能量检测联合优化下的频谱感知方法

彭 艺*, 魏 翔, 朱桢以, 谢钊萍

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650504)

摘要:传统的频谱感知方法易受噪声波动的干扰,而且在低信噪比的无线通信条件下检测精度较差。通过结合提升小波去噪与动态门限能量检测算法,能有效提高传统频谱感知方法的抗噪声性能和检测精度。首先对含噪信号进行奇偶抽样,分解信号,去除噪声部分,再重构为去噪新信号,然后通过能量检测方法统计信号的能量积累,设置动态门限,最后以动态门限判断用户信号是否存在。提升小波去噪能够有效地去除采样信号中的噪声,减少噪声对能量检测法检测精度的影响,动态门限能根据噪声波动进行调整来适应复杂的噪声环境。仿真结果表明,提升小波去噪结合动态门限能量检测算法相比于传统的频谱感知要有更优的检测精度。此方法不但提高了其对不确定噪声的抵抗性,使之能适应复杂的通信环境,而且提高了频谱感知过程的可靠性。

关键词:提升小波; 动态门限; 能量检测; 频谱感知; 认知无线电

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)04-0414-07

Spectrum sensing method under the joint optimization of lifting wavelet and energy detection

PENG Yi*, WEI Xiang, ZHU Zhenyi, XIE Zhaoping

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650504, China)

Abstract: Traditional spectrum sensing methods are susceptible to noise fluctuations and have poor detection accuracy under wireless communication conditions with low signal-to-noise ratio. The anti-noise performance and detection accuracy of traditional spectrum sensing methods can be effectively improved by combining the lifting wavelet denoising and dynamic threshold energy detection algorithm. First, perform odd and even sampling of the noisy signal, decompose the noise signal, remove the noise part, and reconstruct it into a new signal without noise, then use the energy detection method to count the energy accumulation of the signal, set the dynamic threshold, and finally use the dynamic threshold to determine whether the primary user signal exists. Lifting wavelet denoising can effectively remove the noise in the sampled signal and reduce the influence of noise on the detection accuracy of the energy detection method. The dynamic threshold can be adjusted according to noise fluctuations to adapt to the complex noise environment. The simulation results show that the lifting wavelet denoising combined with dynamic threshold energy detection algorithm has better detection accuracy than traditional spectrum sensing methods. This method improves its resistance to uncertain noise, enables it to adapt to complex communication environment, and also improves the reliability of spectrum sensing process.

Key words: lifting wavelet; dynamic threshold; energy detection; spectrum sensing; cognitive radio

1 引 言

随着 5G 技术的不断推广,各类移动通信设备不断增多,各类用户对于频谱资源的需求也在不

断增加,而固定的频谱资源分配方式导致了可用频谱资源越来越紧缺。认知无线电技术(cognitive radio, CR)的出现为解决频谱资源短缺的问题提供了可行的途径,CR 可以通过学习、认知等方式,

* E-mail: 527037928@qq.com

收稿日期: 2021-08-31 修订日期: 2021-10-02

基金项目: 国家自然科学基金(61761025, 61861023)资助项目

自适应的调整无线设备的通信模式、实时改变特定的无线操作参数(如功率、载波调制和编码等),来适应多变的外部无线环境,自主寻找和使用空闲频谱,帮助次级用户(secondary user, SU)选择最好的与最适合的服务进行无线传输。频谱感知技术是CR应用的基础和前提,也是CR的核心技术,是保证高效率分配频谱的先决条件。频谱感知是在不干扰主用户(primary user, PU)的前提下,实时监测可用频段并进行相关分析,从而发现频谱空穴。SU借助频谱感知功能探测空闲频谱,在尽量避免对PU造成影响的前提下,动态地调整SU占用的频段、发射功率等参数,充分利用频率、时间和空间等多个维度的频谱资源,实现无线频谱的智能接入和空闲频谱资源的高效利用^[1,2]。

因为频谱感知是CR技术的核心,对于频谱感知方法的研究也获得了许多的成果。基于可靠度原则的多节点协作是频谱感知方法^[3],基于Stackelberg博弈的多任务协作频谱感知^[4],基于深度卷积神经网络算法的频谱感知方法^[5],基于能量有效分簇的协作频谱感知方法^[6],虽然上述的方法都在一定程度上提升了频谱感知的精确度和效率,但其计算复杂度和实现难度都较高。在频谱感知方法中能量检测是一种最为常用和简单的频谱检测方法,由于其计算复杂度低和实现成本小而被广泛地运用到认知无线电中^[7],但是其容易受到噪声波动的干扰,在低信噪比的无线电环境中检测性能较低^[8]。而在无线通信中噪声的产生和变化是不可避免的,如果能有效地去除噪声干扰将极大地提高能量检测法的可靠性。小波去噪在时域和频域上都具有表征局部信息的能力,能够有效地保留有用信号,被广泛地应用到信号处理^[9,10]。其中提升小波变换具有多分辨率分辨特性,同时还具有小波基函数的尺度正交和平移正交特性,通过对信号的预测和更新,将信号和噪声有效地分离^[11,12],既完成了噪声的去除,又保留了有用信号,而且提升小波相比于传统小波更高效。因此本文提出了一种结合提升小波变换与能量检测的频谱感知方法。利用提升小波变换算法对频谱中获取的信号先进行奇偶分解采样,通过偶数序列预测产生误差,生成小波系数,过滤噪声,最后再重构新的去噪信号。获取去噪后信号的统计量,采用动态门限的能量检测方法,根据噪声的波动变化,调整判决门限,判决频谱是否处于空闲状态,提高频谱感知效率。采用提升小波对信号进行分解去噪,动态门限能量检测对去噪信号进行判决,将提升小波的去噪特性和动态门限

对噪声波动的适应性相结合,以此来提升频谱感知的效率和准确率。

2 频谱感知模型

在频谱感知过程中,通常将频谱感知问题假设为一个二元构造模型,其表示为:

$$y(x) = \begin{cases} n(x) \cdot H_0 \\ s(x)h(x) + n(x) : H_1 \end{cases}, \quad (1)$$

式中, $n(x)$ 表示加性高斯白噪声, $s(x)$ 表示用户信号, $h(x)$ 表示信道增益,假设信道是均值 $u_h=1$,方差 $\sigma_h^2=0$ 的加性高斯白噪声(additive white Gaussian noise, AWGN)信道。 H_0 表示检测信道为PU用户的情况, H_1 表示信道中存在PU用户的情况。

结合提升小波去噪与能量检测的频谱感知流程图如图1所示。

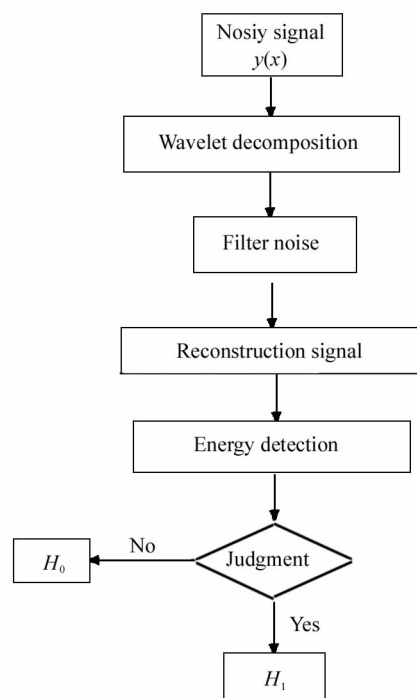


图1 频谱感知流程图

Fig. 1 Flow chart of spectrum sensing

根据频谱感知的假设模型,对获取的信号 $y(x)$ 进行提升小波变换,将信号进行分解,分解成为奇偶序列,再通过偶数序列预测奇数序列,构造小波系数,对大于或小于阈值的小波系数进行分类处理,再利用处理后的小波系数重构原始信号,再对重构原始信号进行动态门限的能量检测,判决信道中是否有PU在通信。

3 提升小波去噪原理

提升小波变换通过预测算子和更新算子可以将

原始信号分解为多层的低频信号和高频信号,能够改善小波函数的特性,构造出理想的小波。而且提升小波变换结构简单,分解与重构部分基本相似,可以有效降低计算复杂度,减少运算时间,是一种快速的小波变换方式,相较于传统小波变换更有利于频谱感知的快速实现。提升小波变换主要分为分解、预测和更新3个部分。

分解是先将信号 $y(x)$ 分解为互不相交的偶数序列 $e_j(k)$ 和奇数序列 $o_j(k)$, j 表示分解层数,其表示为:

$$e_j(k) = y(2x)_j, \quad (2)$$

$$o_j(k) = y(2x+1)_j. \quad (3)$$

预测是利用信号 $y(x)$ 采样点之间的相关性,构造预测算子 P ,通过 $e_j(k)$ 预测 $o_j(k)$,得到预测值 $P[e_j(k)]$ 。而 $o_j(k)$ 和 $P[e_j(k)]$ 的预测误差能够反映两者的相似程度,将预测误差 $w_j(k)$ 作为小波系数,即高频信号表示为:

$$w_j(k) = o_j(k) - P[e_j(k)] = o_j(k) - \frac{[e_j(k) + e_j(k+1)]}{2}. \quad (4)$$

更新是构造更新算子 U ,在预测误差的基础上更新 $e_j(k)$,将更新所得 $c_j(k)$ 作为尺度系数,即低频信号表示为:

$$c_j(k) = e_j(k) + U[w_j(k)] = e_j(k) + \frac{[w_j(k-1) + w_j(k)]}{4} + \frac{1}{2}, \quad (5)$$

式中, P 与 U 采用不同函数,所构造的小波变化也不同。提升小波将原始信号 $y(x)$ 分解为低频信号 $c_j(k)$ 和高频信号 $w_j(k)$ 两部分,再将低频信号不断分解为新的低频 $c_{j+1}(k)$ 信号和新的低频 $w_{j+1}(k)$ 信号,则最终原始信号 $y(x)$ 被分解为 $\{c_{j+n}(k), w_j(k), w_{j+1}(k), \dots, w_{j+2}(k)\}$ 。

分解、预测和更新构成了一个提升过程,通过提升小波变化得出原始信号的小波系数 $w_j(k)$ 和尺度系数 $c_j(k)$ 。噪声存在于小波系数之中,从小波分解过程中可知,小波系数会随着分解层数的增加而不断变小,在去噪时应对不同的分解层采用不同的阈值,应用于各层小波系数的噪声标准差和阈值表达式为:

$$\sigma_j = \frac{\text{median}(|w_j(k)|)}{0.6745}, \quad (6)$$

$$\lambda_j = \frac{\sigma_j \sqrt{2 \ln N}}{\ln(j+1)}, \quad (7)$$

式中, j 表示分解层数, N 是信号长度, σ_j 和 λ_j 对应不同分解层的噪声标准差和阈值。

软、硬阈值函数在小波去噪中应用广泛,但是也存在一些缺点,硬阈值函数容易导致不连续信号的产生,软阈值函数虽然改善了硬阈值的非连续性,但是容易造成恒定偏差,导致信号失真,因此本文结合文献[13]的阈值函数构造方法,提出了一种新的改进阈值函数表示为:

$$\hat{w}_j(k) = \begin{cases} \text{sgn}[w_j(k)] \left(|w_j(k)| - \frac{2\lambda_j}{1 + \exp(\alpha \sqrt{w_j(k)^2 - \lambda_j^2})} \right), & |w_j(k)| \geq \lambda_j \\ 0, & |w_j(k)| < \lambda_j, \end{cases} \quad (8)$$

式中, α 是公式的趋近调节因子。 α 越大越趋近于原始阈值函数,改进的阈值函数有效解决了软硬阈值函数所存在的问题,并且保证了提升小波变换的去噪性能。在完成了阈值去噪之后,最后需要完成提升小波的逆变换,即信号重构表达式为:

$$e_j(k) = c_j(k) - U[\hat{w}_j(k)], \quad (9)$$

$$o_j(k) = \hat{w}_j(k) + P[e_j(k)], \quad (10)$$

$$z(x) = \text{Merge}[e_j(k) + o_j(k)]. \quad (11)$$

提升小波的正反变换流程完全相同,反变换就是完成恢复更新,恢复预测和奇偶合并3个步骤。通过 $w_j(k)$ 重构 $e_j(k)$,再通过 $e_j(k)$ 预测 $o_j(k)$,最后将 $o_j(k)$ 和 $e_j(k)$ 合并为新的去噪信号 $z(x)$ 。图2是一个提升小波去噪原理框图。

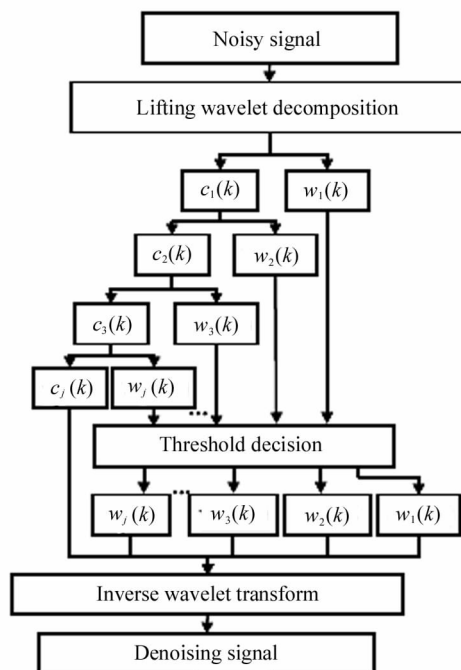


图2 提升小波去噪原理框图

Fig. 2 Schematic block diagram of lifting wavelet denoising

4 能量检测过程

能量检测法是一种比较简单的信号非相干检测方法,直接对时域信号采样求模,然后平方即可得到。能量检测是在一定频带范围做能量积累,如果积累的能量高于一定的门限,则说明有信号存在,如果低于一定的门限,则说明只存在噪声。通过信号量作为阈值对频段是否被占用进行判断,检验统计量 T 表达式为:

$$T = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [z(x)]^2, \quad (12)$$

式中, M 为采样点数, $z(x)$ 为经过小波去噪信号。

当采样点数足够大时,根据中心极限定理, T 近似服从高斯分布,可知 T 近似表达式为:

$$T \sim \begin{cases} M\left(\sigma_e^2, \frac{2\sigma_e^4}{M}\right), H_0 \\ M\left(\sigma_f^2 + \sigma_e^2, \frac{2(\sigma_f^2 + \sigma_e^2)^2}{M}\right), H_1 \end{cases}, \quad (13)$$

式中, σ_f^2 表示 PU 信号方差, σ_e^2 表示噪声方差。

能量检测的评价指标是检测概率 P_d 和虚警概率 P_f , P_d 即正确判断 PU 信号存在的概率, P_f 即将噪声误判断为 PU 信号的概率,其表达式分别为:

$$P_f = P\{T > \theta \mid H_0\} = Q\left(\frac{\theta - \sigma_e^2}{\sqrt{2/M}(\sigma_e^2)}\right), \quad (14)$$

$$P_d = P\{T > \theta \mid H_1\} = Q\left(\frac{\theta - (\sigma_f^2 + \sigma_e^2)}{\sqrt{2/M}(\sigma_f^2 + \sigma_e^2)}\right), \quad (15)$$

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-t^2/2} dt, \quad (16)$$

式(14)和(15)中, $Q(x)$ 表示标准高斯互补积分函数,用于求出检测概率 P_d 和虚警概率 P_f , M 采样点数为采样频率 f_s 和检测时间 t 的乘积, $M = f_s * t$ 。

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} P_e = \arg \min_{\theta} \left[1 - Q\left(\frac{\theta - (\sigma_f^2 + \sigma_e^2/\beta)}{\sqrt{2/M}(\sigma_f^2 + \sigma_e^2/\beta)}\right) + Q\left(\frac{\theta - \beta\sigma_e^2}{\sqrt{2/M}\beta\sigma_e^2}\right) \right]. \quad (20)$$

对最优动态门限求解可得出:

$$\theta^* = 2M\sigma_e^2$$

$$\left[1 + \sqrt{1 + 2\gamma \left(\frac{(1 + \gamma/\beta) \ln(1 + \gamma/\beta)}{M\gamma/\beta} \right)} \right] \left(\frac{1 + \beta\gamma}{2 + \beta\gamma} \right), \quad (21)$$

式中, $\gamma = \sigma_f^2/\sigma_e^2$ 表示信噪比。

根据动态判决门限来判断用户信号是否存在,当检验统计量 $T \geq \theta^*$ 时,则说明 PU 信号存在。当检验统计量 $T < \theta^*$ 时,则说明 PU 信号不存在。

5 仿真实验及实验结果

本文采用 MATLAB 对整个算法进行仿真实验,

根据 N-P 准则,当 P_f 一定时,固定判决门限可表示为:

$$\theta = [\sqrt{2/M}Q^{-1}(P_f) + 1]\sigma_e^2, \quad (17)$$

式中, $Q^{-1}(x)$ 是 $Q(x)$ 的反函数。

噪声的变化具有不确定性,采用固定的门限判决并不能适应复杂的通信环境。在噪声发生波动时,会对检测概率产生一定的影响。本文结合文献[14]引入变量因子 β 来描述噪声平均功率的波动。变量因子 β 越大,噪声的波动越大。当 β 越接近 1 时,噪声波动性越小。由此可知,噪声的平均功率为 $\sigma_z^2 \in (\sigma_e^2/\beta, \beta\sigma_e^2)$, 根据噪声功率的变化可得出新的检测概率和虚警概率的表达式为:

$$P_d = \min_{\sigma_z^2 \in [\sigma_e^2/\beta, \beta\sigma_e^2]} Q\left(\frac{\theta - (\sigma_f^2 + \sigma_z^2)}{\sqrt{2/M}(\sigma_f^2 + \sigma_z^2)}\right) = Q\left(\frac{\theta - (\sigma_f^2 + \sigma_z^2/\beta)}{\sqrt{2/M}(\sigma_f^2 + \sigma_z^2/\beta)}\right), \quad (18)$$

$$P_f = \max_{\sigma_z^2 \in [\sigma_e^2/\beta, \beta\sigma_e^2]} Q\left(\frac{\theta - \sigma_z^2}{\sqrt{2/M}\sigma_z^2}\right) = Q\left(\frac{\theta - \beta\sigma_e^2}{\sqrt{2/M}\beta\sigma_e^2}\right). \quad (19)$$

如上式所示,通过改变变量因子 β 模拟噪声波动情况,以此来检验结合提升小波去噪与能量检测的频谱感知方法,对不确定噪声干扰的抵抗能力。

面对噪声的波动变化,传统的能量检测法采用固定判决门限进行判决并不合适,噪声的波动会极大地影响判决的准确性。因此,本文将采用动态门限来进行判决。动态门限的选择取决于虚警概率 P_f 、误检概率 $P_m = 1 - P_d$ 和变量因子 β ,整个过程中检测的总错误率为 $P_e = P_f + P_m$,变量因子 β 会影响虚警概率 P_f 和误检概率 P_e 。最优动态门限可归纳表示为:

进行蒙特卡洛仿真实验次数为 1 000,信道假设为 AWGN 信道,整个系统中的噪声为加性高斯白噪声,噪声的不确定度通过变量因子 β 来调整,变化在 1—1.2 之间。

图 3 是传统小波与提升小波在 P_d 上的检测时间对比图,随着检测时间 t 的增加, P_d 逐渐趋近于 1,检测时间 t 越长,检测准确率越高。图 3 中提升小波算法的上升趋势要快于传统小波算法。在保证准确率的条件下,提升小波去噪比传统小波去噪需要更少的运算时间,因此提升小波去噪更适合高速率的频谱感知过程。

检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 是评价频谱感知有效性的重要指标,为了更全面的验证本文所提出的频谱感知方法的有效性,通过仿真记录 1000 次实验中的检测概率及其对应的虚警概率关系,得出 ROC (receiver operating characteristic) 曲线图,检测概率对比图如图 4 所示。在虚警概率一定时,信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 越高,检测概率的提升速度越快,和实际情况相符合,即信道条件越好越容易检测出信号。所得出的结果说明能量检测算法的检测性能会随着信噪比的增加而提高。

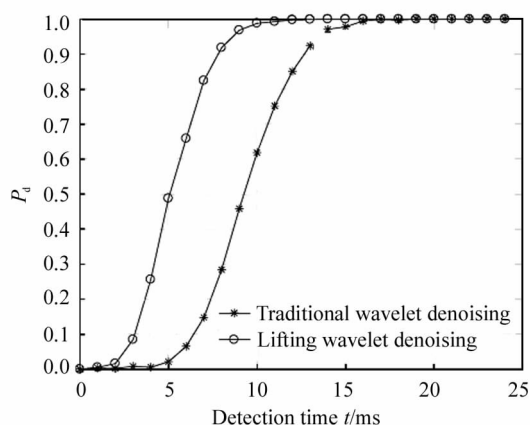


图 3 检测时间对比图

Fig. 3 Comparison chart of detection time

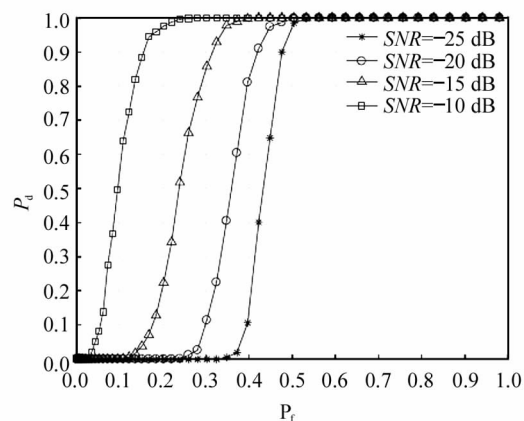


图 4 检测概率对比图

Fig. 4 Comparison chart of detection probability

本文采用的是提升小波去噪与能量检测相结合的频谱感知方法,其目的是提高在低信噪比情况下提高 PU 的检测概率。去噪前后检测概率对比图如图 5 所示,在虚警概率 ($P_f=0.15$) 和 SNR 都相同的情况下,经过提升小波去噪的后的检测概率要明显高于未去噪的。在 SNR 较低的情况下,本文提出方法能有效提高检测概率。

将本文提出的方法和和文献[15]采用动态阈值

的能量检测频谱感知算法(OSS)、文献[16]基于主动粒子群算法的频谱感知算法(IIS)、传统的能量检测算法进行对比分析,验证本文所提方法的有效性。算法检验概率对比图如图 6 所示,在虚警概率相同的条件下 ($P_f=0.15$),本文所提算法与其他算法的检测概率随着 SNR 变化的趋势图。随着信噪比的不断增加,本文所提算法的检测概率始终要高于 IIS 方法、OSS 方法和传统方法的检测概率。说明本文方法能有效检测频谱中是否存在 PU。

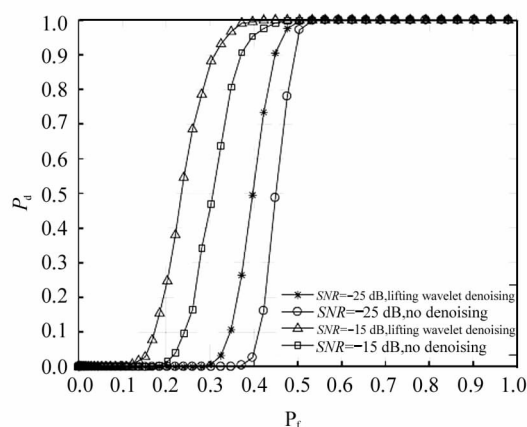


图 5 去噪前后检测概率对比图

Fig. 5 Comparison chart of detection probability before and after denoising

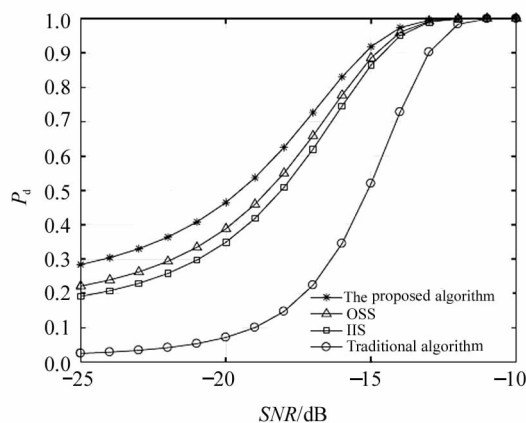


图 6 算法检验概率对比图

Fig. 6 Comparison chart of algorithm detection probability

传统的频谱感知方法易受不确定噪声的影响,随着噪声波动的增加,频谱检测概率也会随之下降。不确定噪声对比图如图 7 所示,伴随着变量因子 β 的不断加,图中的 4 种频谱检测方法的检测概率都随之下降。传统方法受噪声波动的影响最大,检测概率的下降最严重,本文提出的方法所受影响最小,

且检测概率高于另外2种方法。在同等条件下,本文方法具有更高的抗噪性。

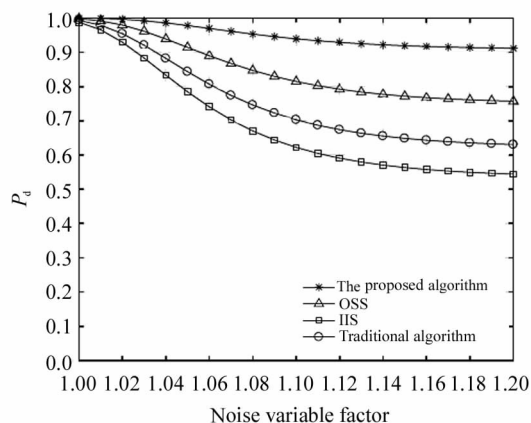


图7 不确定噪声对比图

Fig.7 Comparison chart of uncertain noise

6 结论

本文提出的结合提升小波去噪与能量检测的频谱感知方法,通过提升小波去噪的原理去除能量检测中的噪声干扰,提高了能量检测的判决准确率。通过仿真结果证明,提升小波去噪比传统小波去噪需要更少的运算时间,并且本文所提方法在低信噪比的条件下有效地提高了频谱感知的检测概率,而且当存在噪声波动的情况下,本文采用动态门限的能量检测方法能保持较好的抗噪性能,其与传统的能量检测频谱感知方法和其它频谱感知方法相比都有较高的稳定性。本文方法增强了对抗噪声波动方面的鲁棒性,提高了认知无线电技术的感知性能。

参考文献:

- [1] ALHAMAD R, BOUJEMAA H. Multihop multibranch spectrum sensing with energy harvesting[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 120(1): 809-820.
- [2] LEENA K, HIREMATH S. Enhanced spectrum sensing techniques in cognitive radio based internet of things[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1921(1): 012035.
- [3] HUANG T S, YIN X D, LI X W, et al. Research on node selection method based on reliability principle in cooperative spectrum sensing[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2020, 31(7): 745-752.
黄堂森,尹向东,李小武等.协作频谱感知中基于可靠度原则的节点选择方法研究[J]. *光电子 • 激光*, 2020, 31(7): 745-752.
- [4] ZHANG X Y, ZHU Q. Multi-task cooperative spectrum sensing algorithm based on Stackelberg game[J]. *Signal Processing*, 2020, 36(1): 77-83.
张小盈,朱琦.基于 Stackelberg 博弈的多任务协作频谱感知算法[J]. *信号处理*, 2020, 36(1): 77-83.
- [5] GAI J X, XUE X F, WU J Y, et al. Cooperative spectrum sensing method based on deep convolutional neural network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 27(9): 1-9.
盖建新,薛宪峰,吴静谊,等.基于深度卷积神经网络的协作频谱感知方法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 27(9): 1-9.
- [6] YOO S, SOFOTASIOS P, COTTON S, et al. Entropy and energy detection-based spectrum sensing over F composite fading channels[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(7): 4641-4653.
- [7] LORINCZ J, RAMLJAK I, BEGUSIC D. A survey on the energy detection of OFDM signals with dynamic threshold adaptation: open issues and future challenges[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2021, 21(9): 3080-3087.
- [8] ATAPATTU S, TELLAMBURA C, JIANG H, et al. Unified analysis of low-SNR energy detection and threshold selection[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(11): 5006-5019.
- [9] ZHANG M, WEI G. Smooth decomposition threshold denoising method of ECG signal[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020, 41(9): 1329-1339.
张森,魏国.心电信号平滑分解阈值去噪方法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2020, 41(9): 1329-1339.
- [10] JING B J, HAN Y P, ZHANG P, et al. Application of improved lifting wavelet threshold Method in error analysis of MEMS gyroscope[J]. *Instrument Technology and Sensor*, 2020, 4(12): 95-100.
景冰洁,韩跃平,张鹏,徐文武.改进提升小波阈值法在 MEMS 陀螺仪误差分析中的应用[J]. *仪表技术与传感器*, 2020, 4(12): 95-100.
- [11] ZHANG S, FU Q, DUAN J, et al. Polarization recognition technology for low-contrast targets based on lifting wavelet[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(2): 132-141.
张肃,付强,段锦,等.基于提升小波的低对比度目标偏振识别技术[J]. *光学学报*, 2015, 35(2): 132-141.
- [12] ZHANG T, LIN C, CHEN H L, et al. Improve the accuracy of IRFPA blind element detection based on multi-directional wavelet[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018,

47(2):78-83.

张瞳,林春,陈洪雷,等.基于多方向小波提升 IRFPA 盲元检测精度方法[J].红外与激光工程,2018,47(2):78-83.

- [13] TIAN S N, ZHEN D, GUO J C, et al. Fault diagnosis of rolling bearing using improved wavelet threshold denoising and fast spectral correlation analysis[J]. Shock and Vibration, 2021, 2021(7): 1-10.

- [14] YU G C, LUO T, LE G X. Study on performance of cooperative energy detection algorithm in cognitive radio system[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(11): 2682-2686.

虞贵财,罗涛,乐光新.认知无线电系统中协同能量检测算法的性能研究[J].电子与信息学报,2009,31(11): 2682-2686.

- [15] WOTAIF A H, HAMZA B J, SAAD W K. Improving spec-

trum sensing under impact of noise uncertainty Factor to detect primary user traffic for cognitive radio system[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1804(1): 012002.

- [16] AHMED R Y, CHEN B H. Optimal Spectrum sensing in MI-MO-based cognitive radio wireless sensor network (CR-WSN) using GLRT with noise uncertainty at low SNR[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2021, 136(4): 153741.

作者简介:

彭 艺 (1975—),女,博士,副教授,硕士生导师,主要从事无线通信、路由技术、认知无线电技术方面的研究。