

联合小波-频域变换的自适应能量检测

何继爱,李志鑫*,王婵飞,张晓霖

(兰州理工大学 计算机与通信学院,甘肃 兰州 730050)

摘要:针对传统能量检测方法在频谱感知领域中极易受低信噪比环境干扰,忽视可用频谱的定位亦会影响频谱状态的判别结果,提出了一种联合小波-频域变换的自适应能量检测方法,旨在提高能量检测的噪声灵敏度和判别精确度。通过离散小波包变换对信号进行分解并计算子带能量;结合能量范数降低自适应阈值的计算复杂度,以便与子带能量比较;采用快速傅里叶变换定位可用频谱范围。对该方法进行模拟仿真,探究自适应阈值与不同性能参数之间的变化关系。仿真结果表明,该方法具有良好的环境适配性与系统稳定性,且在不同信噪比环境下的检测误差更小。此外,对子带信号进行频域分析以实现归一化频率范围的重新排序,进一步提高了频谱感知的准确度。

关键词:认知无线电;频谱感知;能量检测;离散小波包变换;自适应阈值

中图分类号:TN929.52 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2024)05-090-09

论文
拓展

Adaptive energy detection with joint wavelet-frequency domain transform

HE Jiai, LI Zhixin*, WANG Chanfei, ZHANG Xiaolin

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Traditional energy detection method is susceptible to the interference of low SNR (signal-to-noise ratio) environment in the field of spectrum sensing, and neglecting the localization of available spectrum could also affect the discriminative results of spectrum states. In order to improve the noise sensitivity and discrimination accuracy of energy detection, an adaptive energy detection method by combining wavelet-frequency domain transform was proposed. Signal was decomposed by discrete wavelet packet transform to calculate the sub-band energy; the computational complexity of the adaptive threshold was reduced by combining the norm of energy so as to facilitate comparison with the sub-band energy; the available spectrum was located by fast Fourier transform. And the method was simulated to explore the variable relationship between the adaptive threshold and different performance parameters. Simulation results show that the method has good environmental adaptability and system stability, while the detection error is smaller in different SNR environments. In addition, the frequency domain analysis of the sub-band signal to achieve the reordering of the normalized frequency range, which further improves the accuracy of spectrum sensing.

Keywords: cognitive radio; spectrum sensing; energy detection; discrete wavelet packet transform; adaptive threshold

随着无线通信技术的发展,用户对新兴通信业务的应用需求日益增加,导致可用的频谱资源越来越稀缺。此外,部分已授权的频谱利用率相当低下,进一步激化了频谱资源供不应求的矛盾^[1]。而认知无线电(cognitive radio, CR)可以提升频谱利用率、实现频谱资源共享,被认为是解决上述问题的关键技术之一^[2]。它不需要赋予额外的频谱带宽,只是将已被授权但未被充分利

用的频段加以合理运用,即当主用户(primary users, PU)未使用授权频段时,次用户(secondary users, SU)可以暂时使用该频段,而当PU要使用授权频段时,SU能够及时停止使用该频段且不会对PU造成影响^[3]。频谱感知是CR的首要环节,而在诸多感知方法中,能量检测是一种面向高斯噪声信号的非相干检测方法。它不需要获得目标信号的先验信息,仅根据能量统计值进行检

收稿日期:2022-04-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61561031,62061024)

第一作者:何继爱(1969—),男,甘肃靖远人,教授,硕士,硕士生导师,E-mail:Hejiai@lut.cn

*通信作者:李志鑫(1995—),男,河南郑州人,硕士研究生,E-mail:1037472663@qq.com

引用格式:何继爱,李志鑫,王婵飞,等. 联合小波-频域变换的自适应能量检测[J]. 国防科技大学学报, 2024, 46(5): 90-98.

Citation: HE J A, LI Z X, WANG C F, et al. Adaptive energy detection with joint wavelet-frequency domain transform[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2024, 46(5): 90-98.

测^[4],故不会受到信道或用户数量的约束且具有较低的计算复杂度。

为了更好地衡量频谱感知标准、评估能量检测性能,IEEE802. 22^[5]规定感知过程中的虚警概率不超过0.1且检测概率不小于0.9,文献[6]综合感知持续时间(采样点数)和噪声不确定度建立了频谱感知数学模型。由于阈值是影响虚警概率和检测概率的主要因素,决定着PU的状态判断,因此阈值法在频谱感知中具有重要意义,但是该方法极易受低信噪比条件影响。在上述约束条件下,文献[7]提出最优阈值选择方法以提高吞吐量。Onumanyi等^[8]比较了能量检测的局部和全局自适应阈值估计技术,证明了全局自适应阈值更适合能量检测。文献[9]以自适应阈值作为能量检测的判别标准,实现频谱感知。文献[10-11]提出了双阶段频谱感知模型,将小波变换和能量检测结合并根据信道噪声的不确定性自适应调整阈值。文献[12]通过改进自适应阈值提出了一种基于离散小波包变换(discrete wavelet packet transform, DWPT)的频谱感知方法,该方法能够有效缓解低信噪比环境的影响,提高系统感知灵敏度。但是,将小波变换用于频谱感知会带来不必要的计算复杂度及不确定性。文献[13]在小波变换的基础上提出一种基于贝叶斯相关向量机的压缩感知方法,并与传统贝叶斯方法进行比较,证明了该方法的有效性。为了提高频谱检测速率,缓解系统复杂性,文献[14]提出了改进多分辨率交织系统中DWPT的宽带频谱感知方法。文献[15]综合了DWPT和主成分分析,对信号数据进行平滑降维,以降低计算复杂度。频谱感知的最终目的是判别可用频谱的范围,而功率谱密度的边缘可作为不同频谱空洞的分界,于是利用小波检测宽带信道的功率谱密度边缘以实现频谱定位^[16],但是该方法不能保证检测精度。由于希尔伯特变换可以锐化功率谱密度边缘以达到更好的检测性能,文献[17]通过希尔伯特变换增强DWPT进行宽带频谱感知。文献[18]使用Welch功率谱估计和多尺度小波揭示频谱变换边缘,并通过重新定位频谱边缘位置以减少误判。文献[19]采用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)将频谱分割为子波段信道,结合张量分析实现频谱检测的凸优化,进而确定频谱的实际范围。因此,以降低计算复杂度、提高检测准确性为目标,研究DWPT的相关优化方法具有重要意义。

DWPT和自适应阈值在能量检测领域具有

局限性,需要合理权衡计算复杂度与噪声敏感度来实现快速精准的频谱感知。因此,本文深入分析信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)、自适应因子及虚警概率等性能参数对自适应阈值的影响,提出一种FFT辅助DWPT的自适应能量检测方法。首先通过DWPT将感知信号分解以降低噪声对能量检测的影响;然后利用欧几里得向量优化计算自适应阈值及能量;最后,结合FFT分析子带频域信息,实现频谱状态判别与定位。根据噪声情况自适应调整阈值大小,增加能量检测灵敏度和环境适配性。此外,使用DWPT确定每个子带信道的自适应阈值,引入能量范数可以将所需计算量大幅度降低。该方法不仅有效解决小波包变换在分解信号后子带频率范围发生紊乱所导致频谱定位不精准的问题,而且能提高频谱检测精度,为频谱感知中的能量检测提供重要的可靠途径。

1 多用户检测模型

诸如商场、车站等用户密集型场所中,授权频段的使用状况呈现动态特征,这会增加频谱状态的判别难度,采用能量检测技术可以实现多用户、多信道的频谱状态检测。假设信号传输过程中会受到高斯噪声影响,主用户数量为 M ,每个主用户发送具有不同中心频率 f_0 的调幅信号,总发送信号数量为 δ ,针对多用户的能量检测系统模型如图1所示。

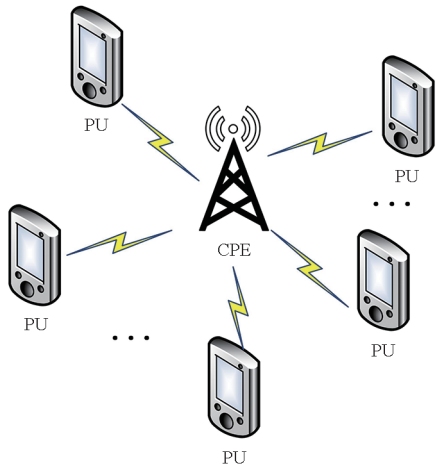


图1 多用户能量检测系统模型
Fig. 1 Model of multi-user energy detection system

客户终端设备(customer premise equipment, CPE)是具有复杂信号处理功能的决策中心,负责感知 M 个主用户的频谱占用情况,即主用户的发送信号经不同程度的噪声干扰后传送给CPE,由CPE将接收信号融合为叠加信号,其数学表达

式为

$$x(n) = \sum_{\delta=1}^M s_{\delta}(n) + v(n) \quad (1)$$

其中, $s_{\delta}(n)$ 为 PU 的发送信号, $v(n)$ 为加性高斯白噪声。

2 变换域能量检测

为缓解低 SNR 条件对能量检测的影响, 针对小波包变换会产生计算复杂度以及子带频率顺序发生紊乱导致频谱检测精度不高的问题, 本文将自适应阈值、DWPT 和 FFT 结合, 提出一种联合小波-频域变换的自适应能量检测方法, 以提高能量检测灵敏度及频谱感知精确度。

2.1 离散小波包变换

DWPT 是将原始信号分解为近似分量和细节分量, 但与仅分解近似分量的小波变换不同, 它会进一步分解近似分量和细节分量, 使信号频段被更加精细地划分^[20]。DWPT 分解示意如图 2 所示, 原始信号 $x(n)$ 被 DWPT 分解为近似分量 $x_{1,1}(n)$ 和细节分量 $x_{1,2}(n)$, 对其进一步分解可获得近似分量 $x_{2,1}(n)$ 与 $x_{2,3}(n)$ 、细节分量 $x_{2,2}(n)$ 与 $x_{2,4}(n)$, 依此类推。值得注意的是, 虽然 $x_{2,2}(n)$ 是在 $x_{1,1}(n)$ 的分解下被判定为高频部分, 而 $x_{2,3}(n)$ 是在 $x_{1,2}(n)$ 的分解下被判定为低频部分, 但 $x_{2,2}(n)$ 的归一化频率在理论上一般低于 $x_{2,3}(n)$ 。

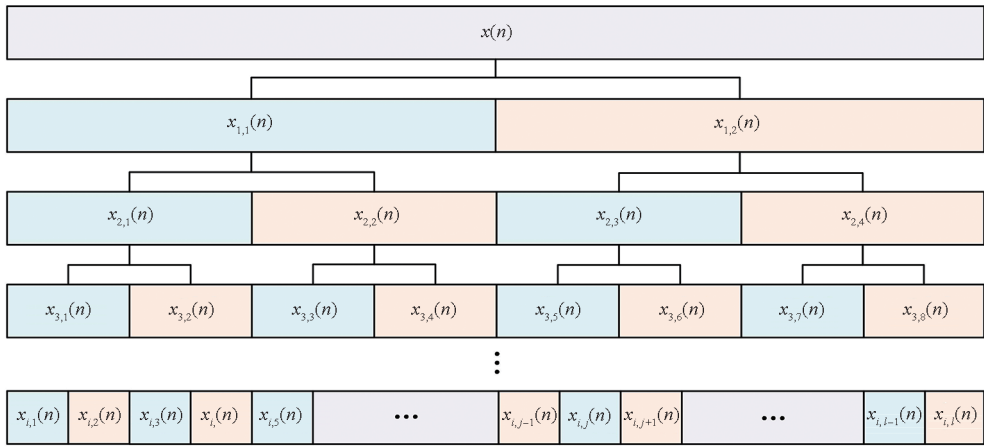


图 2 DWPT 分解示意图

Fig. 2 Schematic diagram of DWPT decomposition

假设信号长度为 2^{μ} , 分解层数为 i , 则第 i 层共有 $l=2^i$ 个小波包节点, 且每个节点对应的信号长度为 $2^{\mu-i}$, 每个节点的分解系数共有 $m=2^{\mu-i}$ 个。小波包节点的分解系数可分为尺度系数 $c_{i+1,2j}(\xi)$ 和小波系数 $d_{i+1,2j+1}(\xi)$, 分别由尺度滤波器和小波滤波器生成, 这些系数^[21]可表示为

$$c_{i+1,2j}(\xi) = \sqrt{2} \sum_{\tau} h(\tau) c_{i,j}(2\xi - \tau) \quad (2)$$

$$d_{i+1,2j+1}(\xi) = \sqrt{2} \sum_{\tau} g(\tau) c_{i,j}(2\xi - \tau) \quad (3)$$

其中, $h(\tau)$ 为低通滤波器, $g(\tau)$ 为高通滤波器, j 为 i 级分解的节点位号, $\xi=0,1,\dots,m/2-1$ 。

2.2 自适应能量阈值

与传统固定阈值以及 Qin 等^[22]和 Yusuf 等^[12]等关于自适应阈值的求解方法相同, 本文融合 DWPT 和欧几里得向量理论, 利用 DWPT 对感知信号进行 i 级分解以获取子带信号, 计算子带信号能量与自适应阈值, 通过比较子带能量和自适应阈值判断 PU 的频谱使用情况。而自适应阈值作为能量检测的判决门限, 其数值大小取决于

CPE 对感知信号的处理, 即结合 DWPT 的分解系数计算信号能量统计值, 并对其进行量级划分以设定归一化参量。

假设对一个信号进行能量检测, 其固定阈值 λ 的计算表达式为

$$\lambda = Q^{-1}(P_f) \sqrt{2N} + N \quad (4)$$

其中, P_f 为虚警概率, N 为信号采样点数, $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du$ 。

利用 DWPT 对信号进行分解, 其数学表达式为

$$x(n) = \sum_{i \geq i_0} \sum_j (c_{i,j} \varphi_{i,j}(n) + d_{i,j} \psi_{i,j}(n)) \quad (5)$$

其中, $c_{i,j}$ 和 $d_{i,j}$ 分别为尺度系数和小波系数, $\varphi_{i,j}(n)$ 是描述信号近似分量的尺度函数, $\psi_{i,j}(n)$ 是描述信号细节分量的小波函数。则信号的能量计算公式^[23]为

$$E = \sum_{n=0}^N \left[\sum_{i \geq i_0} \sum_j (c_{i,j} \varphi_{i,j}(n) + d_{i,j} \psi_{i,j}(n)) \right]^2$$

$$= \sum_{i \geq i_0} \sum_j (c_{i,j}^2 + d_{i,j}^2) \quad (6)$$

假设 $\lambda_{i,j}$ 是 i 级分解第 j 节点的阈值, $\lambda_{i+1,2j-1}$ 和 $\lambda_{i+1,2j}$ 分别是 $i+1$ 级分解第 $2j-1$ 和 $2j$ 节点的阈值, 并且第 $2j-1$ 和 $2j$ 节点是第 j 节点的两个分解子节点, 则两者的自适应阈值计算表达式为

$$\lambda_{i+1,2j-1} = \frac{\lambda_{i,j} + \alpha E_{i+1,2j-1}}{2} \quad (7)$$

$$\lambda_{i+1,2j} = \frac{\lambda_{i,j} + \alpha E_{i+1,2j}}{2} \quad (8)$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$ 是影响自适应阈值大小的自适应因子; $E_{i+1,2j-1}$ 和 $E_{i+1,2j}$ 是第 $2j-1$ 和 $2j$ 节点的子带能量, 可由式(6)计算。

为了降低通过 DWPT 计算自适应阈值的复杂度, 引入能量范数思想并对上述求解过程进行优化。令 a 表示节点 $2j-1$, b 表示节点 $2j$, 分析两个子节点 a 和 b 之间的欧氏距离, 计算相对应的能量范数。假设每一个小波包节点为向量空间 $\mathbf{A}$ 中的子向量, 则子节点 a 可表示为 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_{m/2}]^T$, 子节点 b 可表示为 $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_{m/2}]^T$, 其向量元素为小波包节点的分解系数。向量 $\mathbf{a}$ 和向量 $\mathbf{b}$ 之间的欧氏距离 d 可以表示为

$$d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = [(\mathbf{a} - \mathbf{b})^T (\mathbf{a} - \mathbf{b})]^{1/2} \quad (9)$$

其 L2 范数为

$$\|d(\mathbf{a}, \mathbf{b})\|_2 = \|[(\mathbf{a} - \mathbf{b})^T (\mathbf{a} - \mathbf{b})]^{1/2}\|_2 \quad (10)$$

对此, 向量 $\mathbf{a}$ 和向量 $\mathbf{b}$ 的能量为

$$E_a = E_{i+1,2j-1} = \sum_{i \geq i_0} \sum_j (c_{i,j}^2 + d_{i,j}^2)_{i+1,2j-1} \quad (11)$$

$$E_b = E_{i+1,2j} = \sum_{i \geq i_0} \sum_j (c_{i,j}^2 + d_{i,j}^2)_{i+1,2j} \quad (12)$$

利用向量 $\mathbf{a}$ 和向量 $\mathbf{b}$ 的能量计算距离 d 的能量, 将式(11)和式(12)代入式(9)得

$$\begin{aligned} E_d(E_a, E_b) &= E_d(E_{i+1,2j-1}, E_{i+1,2j}) \\ &= [(\mathbf{E}_{i+1,2j-1} - \mathbf{E}_{i+1,2j})^T (\mathbf{E}_{i+1,2j-1} - \mathbf{E}_{i+1,2j})]^{1/2} \\ &= [(\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)^T (\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)]^{1/2} \end{aligned} \quad (13)$$

由式(10)和式(13)获得距离 d 的能量范数为

$$E_d(E_a, E_b) = \|[(\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)^T (\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)]^{1/2}\|_2 \quad (14)$$

子节点 a 和 b 具有相同的父节点 j , 结合式(14)、式(7)和式(8)可以通过父节点阈值和欧氏距离的能量范数计算两个子节点的自适应阈值为

$$\begin{aligned} \lambda_{i+1,2j-1} &= \lambda_{i+1,2j} = \frac{\lambda_{i,j} + \alpha \cdot E_d(E_a, E_b)}{2} \\ &= \frac{\lambda_{i,j} + \alpha \cdot \|[(\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)^T (\mathbf{E}_a - \mathbf{E}_b)]^{1/2}\|_2}{2} \end{aligned} \quad (15)$$

因此, 固定阈值 λ 也可以作为计算自适应阈值的初始父节点阈值, 使两种阈值方法较好结合。利用自适应迭代及能量范数思想, 保留自适应阈值和固定阈值的计算优势, 将每个子节点的自适应阈值优化计算为相邻两个子节点共用一个自适应阈值, 其所需阈值个数将减少一半, 能进一步降低阈值计算复杂度和低信噪比环境对能量检测的影响。

2.3 变换域排序处理

理论上讲, DWPT 分解到最底层时每个小波包节点信号的归一化频率是从低频到高频排序的。然而 DWPT 在每个层次上的分解都需要降采样, 故随着分解层数的增加, 归一化频率的顺序变得更加紊乱, 这使得频谱检测效果不够精准。

因此, 对每个小波包节点的信号进行频域分析以获取对应的频谱范围。假设某个节点信号为 $x(n)$, 对其进行离散傅里叶变换得到 $X(k)$, 则

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (16)$$

采用蝶形算法实现 FFT^[24], 令 $W_N^\sigma = e^{-j \frac{2\pi}{N} \sigma}$, 则式(16)可表示为

$$\begin{aligned} X(k) &= \sum_{n=1}^{N-1} x(n) W_N^{nk} \\ &= \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r) W_N^{2rk} + \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r+1) W_N^{(2r+1)k} \\ &= \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r) W_N^{2rk} + W_N^k \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r+1) W_N^{2rk} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $r = 0, 1, \dots, N/2-1$ 。

令 $W_N^2 = e^{-j \frac{2\pi}{N} \cdot 2} = e^{-j \frac{2\pi}{N/2}} = W_{N/2}^1$, 则上式可变换为

$$X(k) = \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r) W_{N/2}^{rk} + W_N^k \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r+1) W_{N/2}^{rk} \quad (18)$$

又令

$$G(k) = \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r) W_{N/2}^{rk} \quad (19)$$

$$H(k) = \sum_{r=0}^{N/2-1} x(2r+1) W_{N/2}^{rk} \quad (20)$$

则式(18)可变换为

$$X(k) = G(k) + W_N^k H(k) \quad (21)$$

对每个小波包节点的信号进行 FFT,将每个节点的归一化频率范围重新按照由低频到高频的顺序排列,同时确保子带能量及自适应阈值与其一一对应,在完成重新排序后,比较每个节点信号的能量与自适应阈值大小,进行频谱状态判别。该方法利用 FFT 辅助 DWPT 定位频谱范围,既不会额外增加算法复杂度,还可以有效解决归一化频率排序紊乱的问题。

联合小波 - 频域变换的自适应能量检测算法流程如下所示。

步骤 1: 计算 DWPT 的分解迭代次数 $R = \log_2(B_s/B_d)$ 。其中, B_s 是指信号采样长度, B_d 是指用户需求长度。

步骤 2: 执行第 i 级 DWPT 分解(初始值 i 等于 1)。

步骤 3: 判断小波包分解后的子节点信号长度是否符合需求长度要求,若前者大于后者则执行下一级 DWPT,若两者相等则停止迭代。

步骤 4: 重复步骤 2 和步骤 3,直到达到迭代次数 R 。

步骤 5: 由式(4)计算第 1 级 DWPT 分解的初始阈值,结合式(15)计算下一级 DWPT 分解的自适应阈值。由式(11)和式(12)计算最后一级 DWPT 中的子带能量,并与阈值比较。如果能量低于阈值,则确定相关信道为闲置或半闲置状态;如果能量高于阈值,则确定相关信道为占用状态。

步骤 6: 对最后一级 DWPT 子节点信号进行 FFT,重排归一化频率范围。

3 实验仿真与性能分析

假设系统中存在 5 个 PU,每个用户发送具有不同中心频率的正弦调幅信号,其信号参量如表 1 所示。发送信号经引入不同 SNR 的高斯白噪声后由 CPE 接收并构成叠加信号,其样本采样点数为 64 000。本文主要针对叠加信号进行处理与分析,通过计算迭代次数及初始阈值,对其进行 DWPT

以获得每个小波包节点的能量和自适应阈值,研究联合小波 - 频域变换的自适应能量检测特性。

3.1 自适应阈值性能分析

以 3 阶 DWPT 下自适应阈值的求解展开探索,假设虚警概率满足 $10^{-6} \leq P_f \leq 10^{-1}$, $SNR = 10$ dB,针对其中四组子节点之间的自适应阈值进行分析。虚警概率与自适应阈值变化关系如图 3 所示,自适应阈值随着虚警概率的增大而减小,即虚警概率与自适应阈值呈反比,且当虚警概率 $P_f = 10^{-6}$ 时,自适应阈值达到最大值。

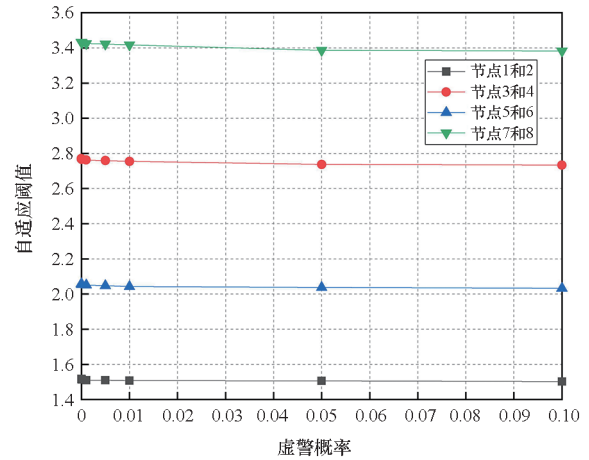


图 3 虚警概率与自适应阈值变化关系

Fig. 3 Variation of adaptive threshold with false alarm probability

对此,恒定虚警概率 $P_f = 10^{-6}$,自适应因子 α 由 0 到 1 逐渐递增,研究自适应因子与自适应阈值的变化特征。结果如图 4 所示,随着自适应因子的增加,自适应阈值增大,两者之间呈正比,证明了当 $\alpha \rightarrow 1$ 时,子带能量能够大幅度增加自适应阈值;而当 $\alpha \rightarrow 0$ 时,子节点的自适应阈值将减少为父节点自适应阈值的一半。

由图 3 和图 4 可知,节点 7 和 8、节点 3 和 4 的自适应阈值整体高于节点 5 和 6、节点 1 和 2,这是因为前两者是 DWPT 中的高频部分,而后两者是 DWPT 的低频部分,使得自适应阈值根据不同程度的能量统计值出现明显差异。

假设自适应因子 $\alpha = 0.50$,采用恒定虚警概率以保证自适应阈值达到最大化,探究不同 SNR 环境对自适应阈值的影响。结果如图 5 所示,当 SNR 低于 -15 dB 时自适应阈值会急剧增大,而当 SNR 从 -10 dB 到 20 dB 时自适应阈值逐渐趋于平缓。在低信噪比环境中,接收信号的结构特征发生改变,部分噪声被用作能量计算,导致能量统计值大幅度增加,自适应阈值也根据情况自动调整数值大

表 1 主用户的发送信号参量

Tab. 1 Transmitted signal parameters of the PUs

主用户	幅度	中心频率/Hz
PU ₁	1.3	1 000
PU ₂	1.7	1 500
PU ₃	0.8	1 700
PU ₄	2.0	2 000
PU ₅	1.0	3 000

小,进一步证明了该方法具有良好的环境适配性,且在-5 dB到20 dB环境中更加稳定。

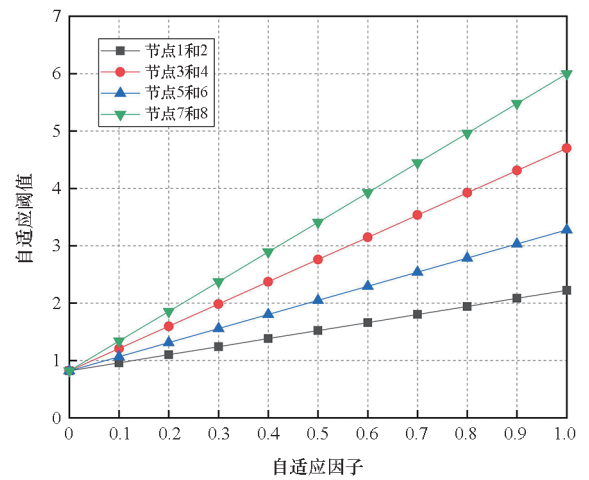


图4 自适应因子与自适应阈值变化关系
Fig.4 Variation of adaptive threshold with adaptive factor

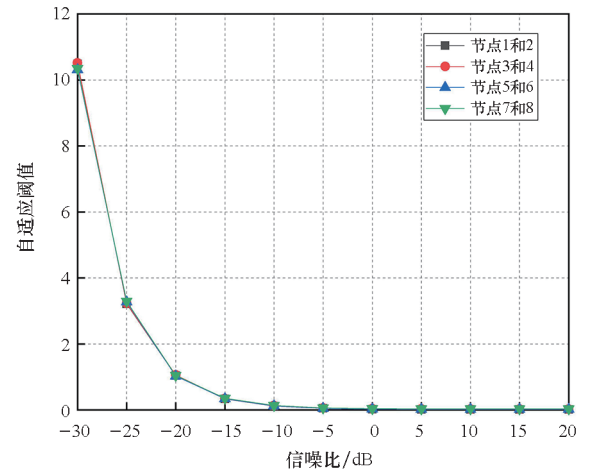


图5 SNR与自适应阈值变化关系
Fig.5 Variation of adaptive threshold with SNR

3.2 最优自适应因子的提取

恒定自适应因子会加深自适应阈值对噪声环境的敏感度,故探究低信噪比条件下的最优自适应因子显得尤为重要。以 $SNR = -5\text{ dB}$ 时为例, α 取0.16,0.40,0.50,0.80时的子带能量检测如图6~9所示,当自适应因子 $\alpha = 0.16$ 时,所有的子带信道皆被判定为占用状态,而当自适应因子 $\alpha = 0.80$ 时,所有的子带信道皆被判定为闲置或半闲置状态。因此,其最优自适应因子应介于区间(0.16,0.80)。当 $\alpha = 0.40$ 时,第1、4、6、8、9、16、18、25和31信道被判定为占用状态,而当 $\alpha = 0.50$ 时仅第9、16、18、25和31信道被判定为占用状态,很明显最优自适应因子应接近于区间 $[0.40,0.50]$ 。然而,为了确保自适应阈值方法对能量检测的有效性,保持自适应阈值最大化,故

判定最优自适应因子为0.50。

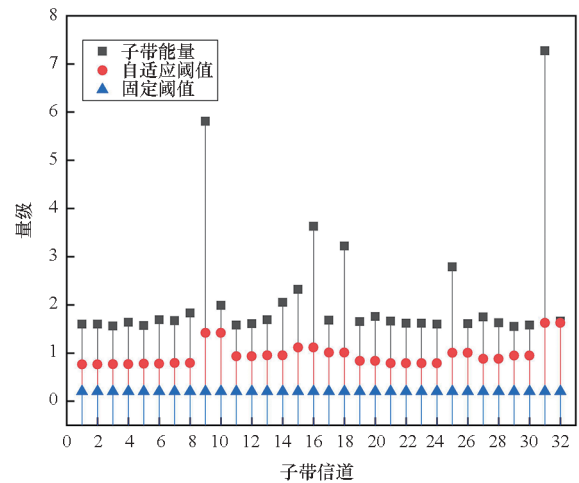


图6 $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.16$ 时子带能量检测
Fig.6 Sub-band energy detection at $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.16$

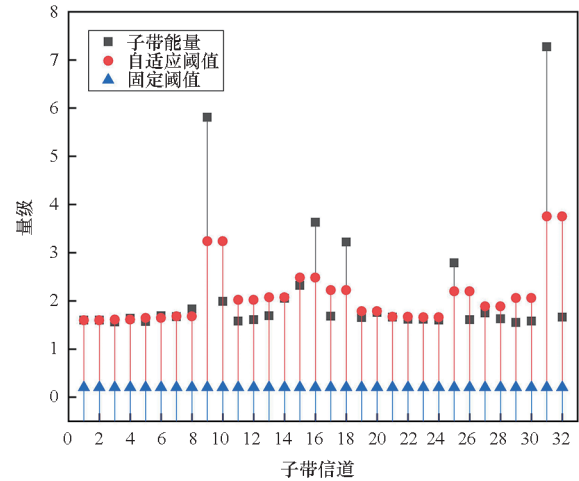


图7 $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.40$ 时子带能量检测
Fig.7 Sub-band energy detection at $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.40$

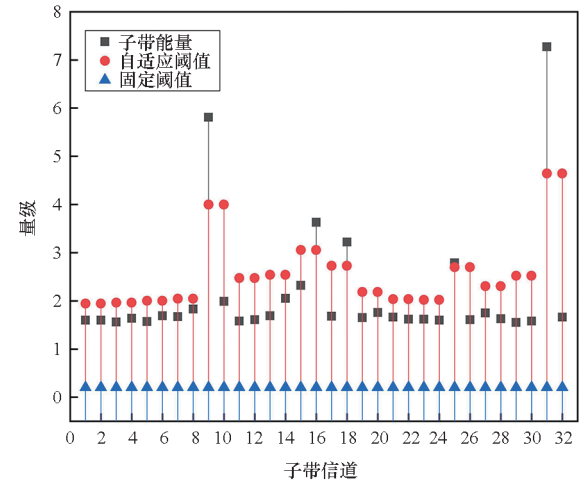


图8 $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.50$ 时子带能量检测
Fig.8 Sub-band energy detection at $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.50$

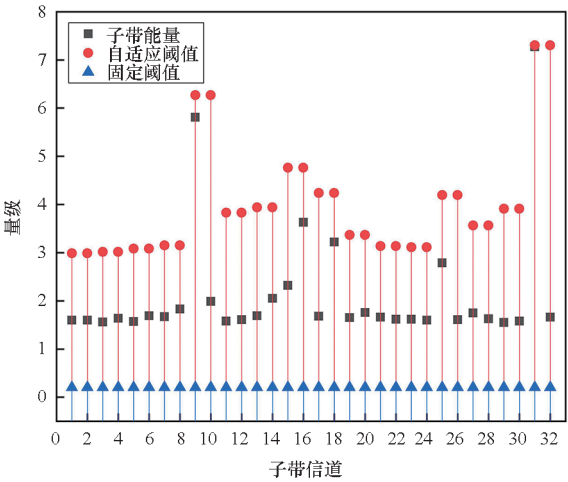


图 9 $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.80$ 时子带能量检测
Fig. 9 Sub-band energy detection at $SNR = -5\text{ dB}, \alpha = 0.80$

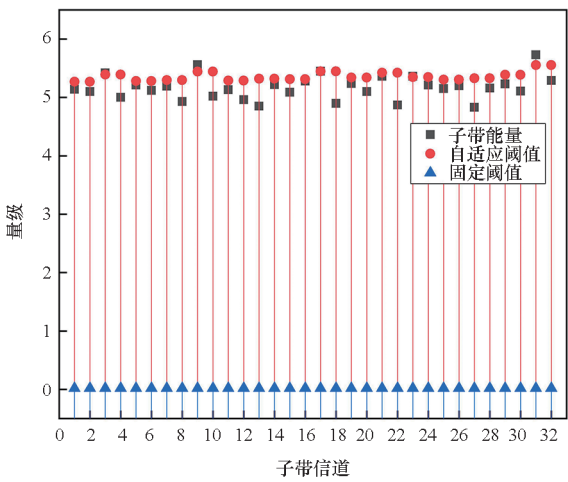


图 11 $SNR = -20\text{ dB}$ 时不同阈值方法比较
Fig. 11 Comparison of different threshold methods at $SNR = -20\text{ dB}$

3.3 不同阈值方法的比较

针对 5 阶 DWPT 进行更深层次的分析,比较不同 SNR 条件下的能量检测,研究自适应阈值与固定阈值方法的判别特性,结果如图 8、10~11 所示。当 $SNR = 10\text{ dB}$ 时,自适应阈值与固定阈值方法的判定结果存在差异,但是两者皆在一定程度上检测出子带信道的占用数量。当 SNR 降低到 -5 dB 和 -20 dB 时,固定阈值方法判定所有的子带信道为占用状态,此结果明显出现错误;而自适应阈值方法可以灵敏地检测出子带信道的占用数量,尽管信噪比条件不同,但是该方法的判别结果一致,具体结果如表 2 所示。证明了固定阈值方法并不适用于低信噪比环境,而自适应阈值方法不会受到该因素的影响,体现出良好的能量检测性能。

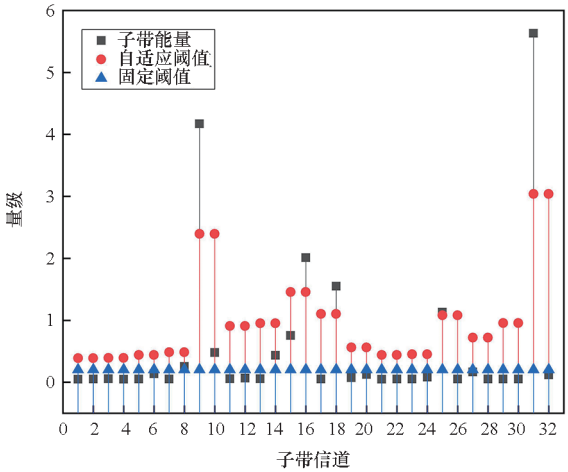


图 10 $SNR = 10\text{ dB}$ 时不同阈值方法比较
Fig. 10 Comparison of different threshold methods at $SNR = 10\text{ dB}$

表 2 自适应阈值和固定阈值在不同 SNR 条件下的能量检测结果

Tab. 2 Energy detection results of adaptive and fixed thresholds under different SNR conditions

SNR/dB	子带信道占用数量	
	固定阈值	自适应阈值
10	8	5
-5	32	5
-20	32	5

3.4 自适应能量检测与频域排序

假设系统对带宽为 3 200 Hz 的叠加信号进行 5 阶 DWPT,恰好将其分解成 32 个子带信道,则子带信道的频段划分情况如表 3 所示。由于自适应阈值的变化趋势从 $SNR = -5\text{ dB}$ 时开始平缓,证明了该方法的最佳检测环境,因此,需针对该情况进行更精准的能量检测性能研究。

对每个小波包节点即子带信道进行 FFT,分析其归一化频率的分布情况。未经频域排序的自适应能量检测如图 12 所示,每个子带信道具备对应的能量、阈值和频段,发现其频率大小并不是严格按照理论中低频到高频的顺序排列,各自的归一化频率呈现明显的紊乱现象,导致系统无法精准地实现可用频谱的定位。

基于此,对每个子带信道的频率大小重新排序,结果如图 13 所示,使每个子带信道按低频到高频的顺序正确排列,其占用状态的信道位号亦随着归一化频率范围发生变化,其频率范围

表 3 子带信道的频段划分

Tab.3 Frequency range division of sub-band channels

子带信道	频率范围/Hz	子带信道	频率范围/Hz
1	0 ~ 100	17	1 600 ~ 1 700
2	100 ~ 200	18	1 700 ~ 1 800
3	200 ~ 300	19	1 800 ~ 1 900
4	300 ~ 400	20	1 900 ~ 2 000
5	400 ~ 500	21	2 000 ~ 2 100
6	500 ~ 600	22	2 100 ~ 2 200
7	600 ~ 700	23	2 200 ~ 2 300
8	700 ~ 800	24	2 300 ~ 2 400
9	800 ~ 900	25	2 400 ~ 2 500
10	900 ~ 1000	26	2 500 ~ 2 600
11	1000 ~ 1100	27	2 600 ~ 2 700
12	1 100 ~ 1 200	28	2 700 ~ 2 800
13	1 200 ~ 1 300	29	2 800 ~ 2 900
14	1 300 ~ 1 400	30	2 900 ~ 3 000
15	1 400 ~ 1 500	31	3 000 ~ 3 100
16	1 500 ~ 1 600	32	3 100 ~ 3 200

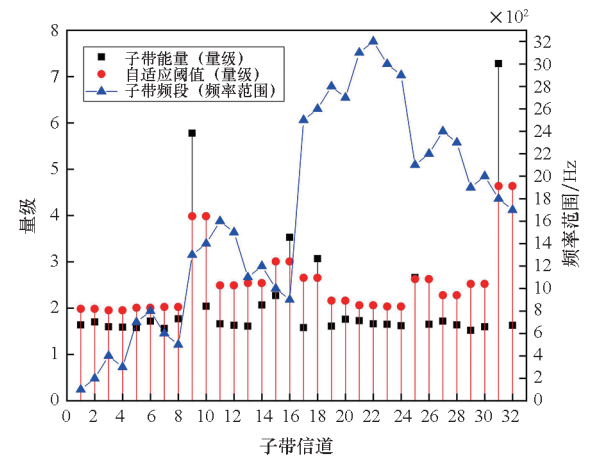


图 12 未经频域排序的自适应能量检测

Fig. 12 Adaptive energy detection without frequency domain ordering

为 800 ~ 900 Hz、1 200 ~ 1 300 Hz、1 700 ~ 1 800 Hz、2 000 ~ 2 100 Hz 和 2 500 ~ 2 600 Hz,进一步证明该方法能够准确定位可用频谱的范围。

综上所述,提出的联合小波-频域变换的自适应能量检测方法在低信噪比的频谱感知场景中具有良好的灵敏度与精确度。

4 结论

提出了一种联合小波-频域变换的自适应能

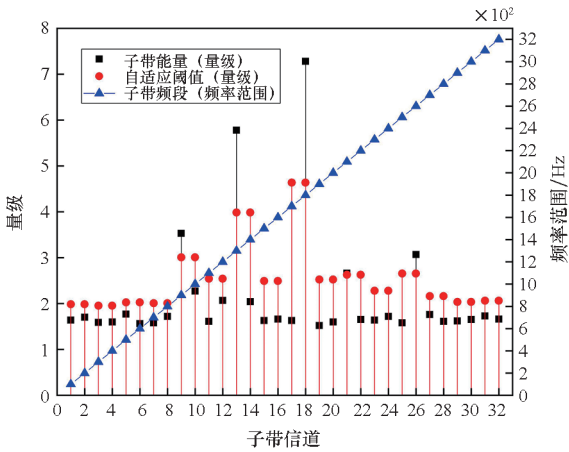


图 13 频域正确排序的自适应能量检测

Fig. 13 Adaptive energy detection with correct frequency domain ordering

量检测方法,有效地解决了传统能量检测方法对噪声敏感、频谱感知不精准等问题。结合 DWPT 和能量范数计算自适应阈值,在降低计算复杂度的同时提高了能量检测在不同 SNR 环境中的普适性。采用 FFT 分析小波包节点信号的频域信息,重新排列子带信道的归一化频率范围,实现了频谱感知的精准定位。分析了虚警概率、自适应因子和 SNR 等性能参数对自适应阈值的影响,并与传统的固定阈值方法比较,证明了自适应阈值方法对感知环境的灵敏性。通过实验仿真,发现本方法能够自动调整检测标准,在不同 SNR 环境下的自适应因子基本相等,具有较小的能量检测误差,验证了本方法在低信噪比环境下具有良好的稳定性和可行性。此外,解决了 DWPT 会造成归一化频率排列紊乱的不确定性问题,提高了频谱感知的准确度。而考察多径传输及信道因素对本方法的影响,还有进一步的研究空间。

参考文献 (References)

[1] 左珮良. 认知无线通信频谱分析与决策技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.
ZUO P L. Research on spectrum analysis and decision technology of cognitive wireless communication[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020. (in Chinese)
[2] KHALED H, AHMAD I, HABIBI D, et al. A secure and energy-aware approach for cognitive radio communications[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 1: 900-915.
[3] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.

- [4] 魏东兴, 殷福亮. 采用离散小波变换的认知无线电频谱能量检测[J]. 信号处理, 2014, 30(3): 306–313.
WEI D X, YIN F L. Spectrum energy detection using discrete wavelet transform for cognitive radios[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(3): 306–313. (in Chinese)
- [5] STEVENSON C R, CORDEIRO C, SOFER E. Functional requirements for the 802. 22 WRAN standard [R/OL]. (2005–03–17) [2022–04–01]. <https://docslib.org/doc/13638208/functional-requirements-for-the-802-22-wran-standard>.
- [6] MAHENDRU G, SHUKLA A, BANERJEE P. A novel mathematical model for energy detection based spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 110(3): 1237–1249.
- [7] KUMAR A, THAKUR P, PANDIT S, et al. Analysis of optimal threshold selection for spectrum sensing in a cognitive radio network: an energy detection approach[J]. Wireless Networks, 2019, 25(7): 3917–3931.
- [8] ONUMANYI A J, ABU-MAHFOUZ A M, HANCKE G P. A comparative analysis of local and global adaptive threshold estimation techniques for energy detection in cognitive radio[J]. Physical Communication, 2018, 29: 1–11.
- [9] SARALA B, DEVI S R, SHEELA J J J. Spectrum energy detection in cognitive radio networks based on a novel adaptive threshold energy detection method [J]. Computer Communications, 2020, 152: 1–7.
- [10] 倪水平, 常慧刚. 基于能量和小波变换的双门限联合频谱感知[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(4): 117–121.
NI S P, CHANG H G. Double-threshold joint spectrum sensing based on energy and wavelet transform[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017, 40(4): 117–121. (in Chinese)
- [11] FAWZI A, EL-SHAFAI W, ABD-ELNABY M, et al. Adaptive two-stage spectrum sensing model using energy detection and wavelet denoising for cognitive radio systems[J]. International Journal of Communication Systems, 2020, 33(16): e4400.
- [12] YUSUF D P, ONWUKA E, ALENOGHENA C, et al. Discrete wavelet packet based spectrum sensing in cognitive radio using an improved adaptive threshold[C]//Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Bandung, 2018.
- [13] NIGAM R, PAWAR S, SHARMA M. Modified Bayesian algorithm-based compressive sampling for wideband spectrum sensing in cognitive radio network using wavelet transform[J]. International Journal of Communication Systems, 2021, 34(1): e4635.
- [14] SINGH J S P, RAI M K, KUMAR G, et al. Advanced multiresolution wavelet based wideband spectrum sensing technique for cognitive radio[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2018, 2018: 1908536.
- [15] DIBAL P Y, ONWUKA E N, AGAJO J, et al. Wideband spectrum sensing in cognitive radio using discrete wavelet packet transform and principal component analysis [J]. Physical Communication, 2020, 38: 100918.
- [16] KANG A S, SHARMA V, SINGH J S. Efficient spectrum sensing using discrete wavelet packet transform energy detection in cognitive radio[J]. Advances in Wireless and Mobile Communications, 2017, 10(2): 193–212.
- [17] DIBAL P Y, ONWUKA E N, AGAJO J, et al. Algorithm for spectrum hole identification in cognitive radio network based on discrete wavelet packet transform enhanced with Hilbert transform [J]. Computer Communications, 2018, 125: 1–12.
- [18] KOBAYASHI R T, HERNANDES A G, PROENÇA M L, Jr, et al. Improved MB cognitive radio spectrum sensing using wavelet spectrum filtering[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2019, 28(8): 1950136.
- [19] JOSEPH E O, ERONU E, ASHIGWUIKE E. Using convex optimization for detecting spectrum hole in cognitive radio network[C]//Proceedings of the International Conference on Mathematics and Computers in Science and Engineering (MACISE), 2020: 119–124.
- [20] GRAPS A. An introduction to wavelets [J]. IEEE Computational Science and Engineering, 1995, 2(2): 50–61.
- [21] NIKOOKAR H. Wavelet radio: adaptive and reconfigurable wireless systems based on wavelets [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.
- [22] QIN Z J, WANG N, GAO Y, et al. Adaptive threshold for energy detector based on discrete wavelet packet transform[C]//Proceedings of the Wireless Telecommunications Symposium, 2012: 1–5.
- [23] DEVI T A, SAGAR S. Discrete wavelet packet transform based cooperative spectrum sensing for cognitive radios[C]//Proceedings of the First International Conference on Computational Systems and Communications (ICCSC), 2014: 226–231.
- [24] PROAKIS J G, MANOLAKIS D G. 数字信号处理: 原理、算法与应用[M]. 4 版. 北京: 电子工业出版社, 2013.
PROAKIS J G, MANOLAKIS D G. Digital signal processing: principles, algorithms and applications[M]. 4th ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013. (in Chinese)