doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2014.01.005
引用格式:李娜,陈松,李鸥.基于统计可信度的压缩感知协作频谱检测算法[J].电讯技术,2014,54(1):23-28.[LI Na,CHEN Song,LI Ou. Compressed Sensing-based Cooperative Spectrum Detection Algorithm Based on Statistical Dependability [J]. Telecommunication Engineering,2014,54(1):23-28.]

基于统计可信度的压缩感知协作频谱检测算法*

李 娜[1,**],陈 松[2],李 鸥[1]

(1.信息工程大学 信息系统工程学院,郑州 450001;2.信息工程大学 导航与空天目标工程学院,郑州 450001)

摘 要:压缩感知为认知无线电的宽频谱感知提供了一种新的方法和思路。基于压缩感知的原理,提出了一种多认知用户协作场景下基于用户统计可信度的协作频谱检测算法。该算法使用正交匹配协作追踪算法获得认知区域内的频谱占用情况,根据不同认知用户频谱检测的历史准确度综合判定用户感知结果的统计可信度。仿真结果表明,该算法在不同用户数、不同采样值、不同信噪比变化范围下其检测性能均优于传统算术平均方法,有效改善了检测性能。

关键词:认知无线电;压缩感知;协作频谱检测;统计可信度;检测性能

中图分类号:TN929.5 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-893X(2014)01-0023-06

Compressed Sensing-based Cooperative Spectrum Detection Algorithm Based on Statistical Dependability

LI Na[1],CHEN Song[2],LI Ou[1]

(1. College of Communication Engineering,Information Engineering University,Zhengzhou 450001,China;
2. College of Navigation and Space Target Engineering,Information Engineering University,Zhengzhou 450001,China)

Abstract:Compressed sensing(CS) provides a new way for broad band spectrum sensing in cognitive radio (CR). According to the principle of compressed sensing,a cooperative spectrum detection algorithm based on user statistical dependability is proposed,which is used in the scenario of multiple cooperated cognitive users. The cooperative orthogonal matching-and-tracking algorithm is used in the proposed algorithm to obtain the spectrum occupation in the sensing area,and determines statistical dependability of different user according to their historical detecting accuracy. The simulation results show that the proposed algorithm has better performance than traditional algorithm in the conditions of different number of users,sample values and signal-to-noise ratio(SNR).

Key words:cognitive radio(CR); compressed sensing; cooperative spectrum detection; statistical dependability;detection performance

1 引 言

认知无线电(Cognitive Radio,CR)的概念起源于1999年Joseph Mitolo博士的奠基性工作,其核心思想是CR具有学习能力,能与周围环境交互信息,以感知和利用在该空间的可用频谱,并限制和降低冲突的发生。FCC在一份调查报告中的测量显示,授权频谱的时空利用率在15% ~85%之间[1]。根据文献[2]统计结果,小于3 GHz的频谱在空间时间上的平均使用率低于5%。CR正是利用了频谱利用率低这一特点,在不影响主用户(Primary User,

* 收稿日期:2013-09-25;修回日期:2014-01-13 Received date: 2013-09-25;Revised date:2014-01-13
基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2009AA01Z207)
Foundation Item:The National High Technology Research and Development Program of China(863 Program)(2009AA01Z207)
** 通讯作者:pilimao64444@163.com Corresponding author:pilimao64444@163.com

PU)前提下,认知用户(Cognitive User,CU)利用频谱空穴,提高频谱利用率。因为 CU 对空闲频谱的使用对于 PU 是透明的,因此空闲频谱的感知是 CR 的基础。频谱检测范围越宽,能够检测的频谱的空闲概率也就越大,频谱利用率可灵活性也就越高,但是随着频谱带宽的增加,检测器件的成本和复杂度也呈几何式地增加。如何在较低的成本下实现宽频谱的检测一直以来都是研究的重点。

压缩感知(Compressed Sensing,CS)[3]技术作为宽频谱检测的方法之一,近年来受到了广泛的研究。CS 与传统的 Nyquist 定理最大的不同在于:它直接从全局上去探究信号的本质结构与内容,不是局部地测量信号的物理表征量,脱离了与信号的具体物理测度(如频率之间的联系)[4]。Tian 等人在文献[5]中,将 CS 理论引入宽带认知无线电系统,并利用小波变换进行感知频谱的边缘检测。文献[6]利用了模拟/信息转换器(Analog-to-Information Converter,AIC)进行宽带模拟信号的信息获取,最后通过检测频谱的能量,判定频谱占用情况。文献[7]则给出了一种多滤波器组的方式进行信道能量观测,通过直接检测信道能量降低了系统的复杂度。

认知无线电系统中,单点检测无法从根本上解决隐终端和阴影遮蔽等问题,而要更好地减轻这两个问题对于频谱检测造成的影响就需要引入多点的协作频谱检测[8]。协作频谱检测可分为硬决策和软决策两类决策算法[9]。硬决策的协作频谱检测算法主要包括“AND”和“OR”等。“AND”算法指所有协作认知用户均检测到授权用户的信号时,才判定授权用户使用频带;“OR”算法指任意一个协作用户检测到授权用户的信号,就判定为授权用户使用频带。软决策是指认知用户每次检测时估计认知用户接受信噪比或其他检测参量给中心单元,中心单元根据贝叶斯、奈曼-皮尔逊或最大后验概率等准则进行判决[10]。硬决策方法下,每个 CU 仅将检测到信道的有无情况反馈到认知中心,此种方式相当于对信道进行了“0 或 1”的重建,此种方法在减小控制信道的开销的同时也损失了信道的其他相关信息。软判决方法则将信号的所有特征信息传回认知中心,其代价则是占用了大量的控制信道。

文献[11]研究了认知无线电系统中的协同能量检测算法的性能,主要讨论了信噪比、协作用户数以及检测概率之间的关系,提出的 SSAMP 算法有效降低了算法的复杂度,但是其调节步长的确定需要进一步的研究。文献[12]针对认知无线电中协作频谱感知机制进行了优化,给出了检测周期、检测时间和搜索时间的选取和优化方法,并提出了新的信道搜索方式。上述文献主要针对协作检测的机制和策略进行了研究,但是如何将压缩感知应用于协作频谱检测,并更好发挥两者的优势,将是一个非常值得研究的课题。

2 系统模型

2.1 压缩感知

设离散信号 $\boldsymbol{x}\in R^N$ 为一个 $N\times1$ 向量,$\boldsymbol{x}$ 在 $N\times N$ 维正交基 $\boldsymbol{\Psi}=[\psi_1,\psi_2,\cdots,\psi_N]$ 下是 K-稀疏的,并且 $K<<N$,即

$$\boldsymbol{x}=\sum_{i=1}^{N}\psi_i s_i=\boldsymbol{\Psi s} \tag{1}$$

其中,稀疏系数向量 $\boldsymbol{s}$ 只包含 K 个非零元素。用观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}\in R^{M\times N}$ 对 $\boldsymbol{x}$ 进行线性观测。测量矩阵需要满足约束等距性(Restricted Isometry Property,RIP)[13],并且观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 与基矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 尽量不相干。其原因在于对信号进行观测时,尽量使每次的观测值包含有原始信号的不同信息成分。本文中观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 选取零均值高斯矩阵。

接收端包含加性噪声 n 的观测值 $\boldsymbol{y}$:

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi x}+\boldsymbol{n}=\boldsymbol{\Phi\Psi s}+\boldsymbol{n}=\boldsymbol{\Theta s}+\boldsymbol{n} \tag{2}$$

其中,$\boldsymbol{\Theta}=\boldsymbol{\Phi\Psi}$ 是一个 $M\times N$ 的压缩感知矩阵,根据压缩感知理论,仅需 M 次线性观测就能以极大概率精确重构出原信号 x[3]:

$$M\geqslant K\mathrm{lb}\left(\frac{N}{K}\right) \tag{3}$$

再通过求解 l_1 范数下的优化问题可得出稀疏向量 $\boldsymbol{s}$ 的近似估计值 $\hat{\boldsymbol{s}}$:

$$\hat{\boldsymbol{s}}=\arg\min\ \|\boldsymbol{s}\|_1\ \text{s.t.}\ \boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi\Psi s} \tag{4}$$

解决式(4)的最优化问题,可以使用基追踪方法进行求解,常用的有凸优化方法和匹配追踪方法。其中经典的凸优化算法有 BP-Simplex、BP-Interior[14]、线性规划(Linear Programming,LP)[7]、基追踪(Basis Pursuit,BP)[13]。常用的匹配追踪算法有匹配追踪(Matching Pursuit,MP)[15]、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)[16]、正则正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit,ROMP)算法[17]、压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit,CoSaMP)算法[18]、稀疏自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit,SAMP)算法[19]等。其中,OMP 算法作为最早的贪婪迭代算法之一,其思想具有典型性。该算法在重

构时,每次迭代后都对已选择的原子集合进行正交化,保证了迭代的最优性,并减少了迭代的次数。

2.2　协作频谱感知模型

本文考虑存在认知中心的协作感知场景,具体场景如图 1 所示。假设网络中有 1 个 PU 用户,共有 J 个 CU 用户,CU 用户通信时单位信道带宽为 B,PU 所在通信网络的总带宽为 W,则信道总数为 $N=W/B$。如果采用传统方式进行宽带频谱感知,每个 CU 都需要采样率大于等于$2W$的 ADC,工程实现中往往需要达到 3 ~ 4W。在 W 较大的情况下,CU 的复杂度和成本都将呈现几何式的增长。

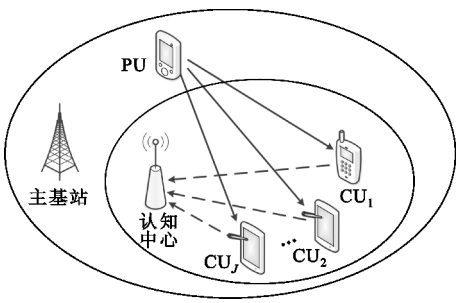


图 1　协作频谱检测场景图

Fig. 1 The scene of cooperative spectrum detection

本文采用压缩感知的方法,每个 CU 独立生成 $M\times N$ 的高斯随机矩阵$\boldsymbol{\Phi}_j(j=1,2,\cdots,J)$作为测量矩阵,对整个 W 频宽的信号 $x_j(t)(j=1,2,\cdots,J)$进行线性测量。其中 M 满足 $M\geqslant K\mathrm{lb}\left(\frac{N}{K}\right)$,$\boldsymbol{\Phi}_j$ 取独立高斯同分布的矩阵[20]。

3　基于统计可信度的协作频谱检测算法

3.1　算法思想

协作频谱感知算法中,硬判决算法占用传输信道资源少,但是需要 CU 对接收的信号进行分析预处理,增加了 CU 的复杂性;软判决算法回传信息丰富,但是需要的传输信道资源多。

压缩感知的方法中,CU 的每个线性测量都包含了原始信号的所有信息,CU 可以选择不做任何处理,直接将检测到的 $M\times 1$ 维向量回传至认知中心,也可选择对检测到的信号进行预处理,将预处理后的信息传回认知中心进行综合处理。假设 $\boldsymbol{y}_j$ 为第 j 个 CU 接收到的信号:

$$\boldsymbol{y}_j=\boldsymbol{\Phi}_j\boldsymbol{x}+\boldsymbol{n}_j \tag{5}$$

其中,$\boldsymbol{n}_j$ 为加性噪声。

如果 CU 选择将 H_j 直接回传至认知中心,由认知中心对 H_j 分别使用 OMP 算法,得到拥有 K 个非零元素的 $K\times 1$ 维向量 $\hat{\boldsymbol{y}}_j$ 以及对应的 $N\times 1$ 维的正交基 $\boldsymbol{\Psi}$ 索引向量 $\bar{\boldsymbol{y}}_j$。假设 $\boldsymbol{\Psi}$ 使用的是傅里叶正交基,则 $\bar{\boldsymbol{y}}_j$ 中非零元素的分布代表了第 j 个 CU 所接收到信号的频谱功率分布情况。如 $\boldsymbol{y}_j$ 采用 12 比特量化,则每个 CU 回传的数据量为

$$H_j=H_{y_j}=12\times M \tag{6}$$

如果 CU 能够拥有一定的处理能力,可以由 CU 对自己的检测数据进行解算重构,并且仅回传重构后的 $\hat{\boldsymbol{y}}_j$ 以及非零元素在 $\bar{\boldsymbol{y}}_j$ 中的位置索引,由认知中心进行综合处理。假设 $\hat{\boldsymbol{y}}_j$ 采用 12 比特量化,$\bar{\boldsymbol{y}}_j$ 的位置索引使用 8 b,则回传数据量为

$$H_j=H_{\hat{y}_j}+H_{\mathrm{index}}=12\times K+8\times K \tag{7}$$

不同的 CU 在 PU 的范围内的分布不同,其检测 PU 所发信号的环境和特点也是不同的,CU 如果所处的信道环境好,对于 PU 所发信号检测的正确概率也更高,反之则拥有较低的检测概率。在信道缓变的情况下,可以根据 CU 的历史检测概率给予其不同的判决权重,由此提高最终检测正确率。认知中心对 CU 回传信息设定的可信度为 ω_j:

$$\omega_j(n)=0.5\omega_j(n-1)+0.5\bar{\omega}_j(n) \tag{8}$$

其中,$\bar{\omega}_j(n)$为用户当次检测的频谱情况与认知中心根据 $\omega(n-1)$综合后获得的频谱检测结果的比值,

$$\bar{\omega}_j(n)=\frac{\bar{\boldsymbol{y}}_j(n)}{\bar{\boldsymbol{Y}}(n)} \tag{9}$$

其中,$\bar{\boldsymbol{Y}}(n)$为认知中心根据 $\omega_{1\cdots J}(n-1)$得到的第 n 次检测结果,$\bar{\boldsymbol{y}}_j(n)$为用户第 n 次检测的结果。认知中心将获得的索引向量 $\bar{\boldsymbol{y}}_j$ 与可信度 ω_j 加权求和,得到 $\boldsymbol{Y}(n)$:

$$\hat{\boldsymbol{Y}}(n)=\max_K(\boldsymbol{Y}(n))=\max_K\left(\sum_{j=1}^{J}\bar{\boldsymbol{y}}_j(n)\omega_j(n)\right) \tag{10}$$

取 $\boldsymbol{Y}$ 最大的 K 个元素 $\hat{\boldsymbol{Y}}(n)$作为最终检测得到的占用信道。

3.2　算法流程

初始化:生成 J 个观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}_j$,索引集 $\hat{\boldsymbol{T}}_j=\varnothing$,残差 $\boldsymbol{r}_j=\boldsymbol{y}_j$,迭代次数 $n=1$,用户可信度 $\omega_j=1$。

Step1:$\hat{\boldsymbol{T}}_j=\hat{\boldsymbol{T}}_j+\max_j(\boldsymbol{\Phi}_j,r_j)$,取最大列向量更新到索引集 $\hat{\boldsymbol{T}}_j$ 中,并将 T 中对应列向量置零。

Step2:$\hat{\boldsymbol{y}}_j=(\hat{\boldsymbol{T}}_j^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{T}}_{\mathrm{j}})^{-1}\hat{\boldsymbol{T}}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}_j$,得到的 $\hat{\boldsymbol{y}}_j$ 为最小二乘意义上的最佳解。

Step3:$\boldsymbol{r}_j=\boldsymbol{y}_j-\hat{\boldsymbol{T}}_j\hat{\boldsymbol{y}}_j$,更新残差。$n=n+1$。

Step4:判断 $n\geqslant 2K$,否,则跳转 Step1 继续循环;

是,则跳转 Setp5。

Step5:根据 $\omega_j(n-1)$ 得到

$$\bar{\boldsymbol{Y}}(n) = \sum_{j=1}^{J} \bar{\boldsymbol{y}}_j(n)\omega_j(n-1),$$

再根据

$$\omega_j(n) = 0.5\omega_j(n-1) + 0.5\bar{\omega}_j(n)$$

更新 $\omega_j(n)$。

Step6:

$$\hat{\boldsymbol{Y}}(n) = \max_K(\boldsymbol{Y}(n)) = \max_K\left(\sum_{j=1}^{J} \bar{\boldsymbol{y}}_j(n)\omega_j(n)\right),$$

其中,$\hat{\boldsymbol{Y}}(n)$ 作为所求频谱感知结果。

4 仿真与结果比较分析

本文利用 Matlab 平台进行仿真实验,针对多用户协作感知中用户数目、用户检测信噪比分布范围、检测概率、线性测量数 M 之间的关系进行仿真分析。为方便计算,假设 $N=256$,随机选取 8 个信道被 PU 占用,其余信道为空闲信道。仿真信道为 AWGN 信道。信噪比范围 SNR_{range} 表示的是用户的信噪比随机波动的范围。其中"算术平均法"是认知中心将 CU 的感知结果直接算术求和。"统计可信度"方法即为本文介绍的方法。每项实验都独立运行1 000次。

图 2 显示了在 $SNR_{\text{range}} \in [-20,20]$(dB)时,线性采样数 M 取不同数值的情况下,认知用户数与检测概率的关系。从图中可以看出,使用统计可信度方法的检测概率都要略高于传统的算术平均方法。在用户数较多的情况下,系统获得的多用户分集增益高,两种方法都能够以很大的概率正确检测到频谱的占用情况;而在用户数较少的情况下,统计可信度方法的检测概率比算术平均法约高出 10%。

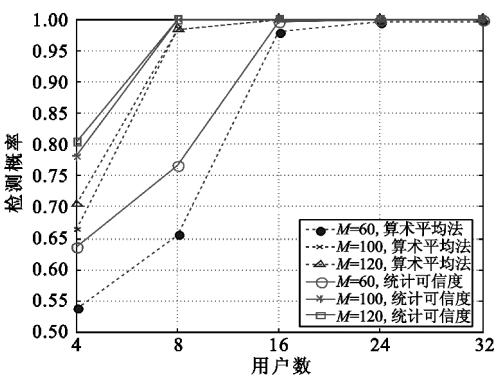


图 2 不同 M 值下用户数与检测概率的关系

Fig. 2 The relation between the number of users and detection probability in the condition of different M

图 3 显示了在 $SNR_{\text{range}} \in [-20,20]$(dB)时,$M$ 取值与检测概率的变化关系。从图中可以看出,在用户数较少(如用户数为 8)的情况下,统计可信度方法能够比算术平均法提高约 10% 的检测率;在用户数较多的情况下,也能够获得 3% ~5% 的检测率提升。

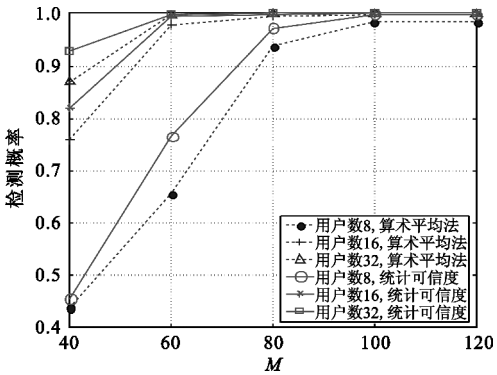


图 3 M 取值与检测概率的关系

Fig. 3 The relation between M and detection probability

从图 2 和图 3 可以看出,用户数较少时,统计可信度的方法效果更好,其主要原因在于用户数较少,多用户分集增益少,此时统计正确率高的用户也意味着有着较好的检测环境,此时给予其更大的判断权重,能够有效地提高最终的检测概率。

图 4 显示了在用户数为 16 时,在不同信噪比范围下,M 取值与检测概率的关系。从图中可以看出,信噪比变化范围越大,用户的检测概率越高,并且统计可信度的方法较之算术平均法能够获得更高的检测准确率。

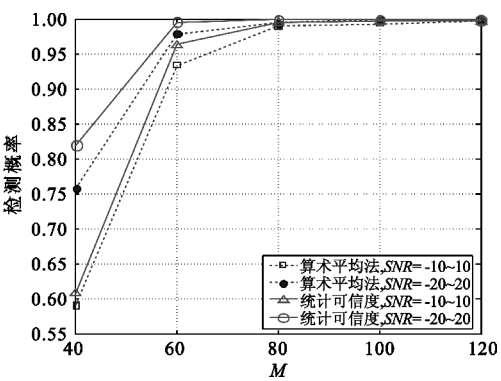


图 4 不同信噪比范围下 M 取值与检测概率的关系

Fig. 4 The relation between M and detection probability in the condition of different SNR range

图 5 显示了 $M=40$ 时,在不同信噪比范围下,用户数与检测概率的关系。从图中可以看出,随着用户数量的增多,统计可信度方法较之算术平均法获得的增益愈发增大。这是因为用户数较多时,信噪比变化

范围增大后,部分高信噪比用户能够得到很高的检测概率,由此整体提高了系统的频谱检测性能。

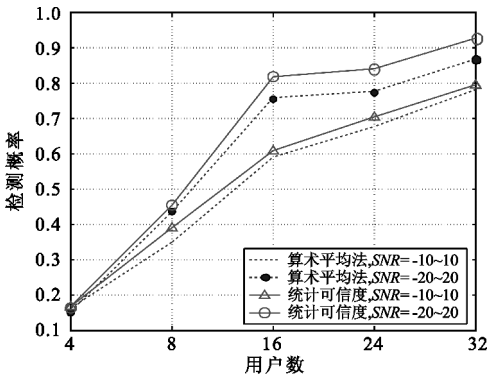


图 5　不同信噪比范围下用户数与检测概率的关系

Fig. 5 The relation between the number of users and detection probability in the condition ofdifferent SNR range

5　结束语

认知无线网络中为了更好地利用空闲频谱,频谱感知经常需要对较宽的频谱进行检测分析。压缩感知方法是一种将高维稀疏量映射到低维空间进行观测的方法,同时,协作感知机制能够更好地解决频谱检测中的隐终端和阴影遮蔽的问题,降低漏检和误检概率。综合以上考虑,本文给出了基于统计可信度的压缩感知协作频谱检测算法,该算法通过压缩感知方法实现宽频谱的检测,降低了用户与认知中心的交互信息量;同时,利用了协作感知中认知用户的统计可信度,对用户的压缩感知结果加权判断,进一步提高了频谱检测概率。仿真结果表明,本算法对比于直接算术平均的方法,可以进一步提高频谱检测概率,提升了频谱检测的性能。

参考文献:

[1]　FCC. ET Docket No 03-222 Notice of Proposed Rule Making and Order[R]. Washington,DC:FCC,2003.

[2]　Kolodzy P. Dynamic Spectrum Policies: Promises and Chalenges[C]//Proceedings of the 4th Annal Digital Broadband Migration Symposium. [S. l.]: CommLaw Conspectus,2004:147-159.

[3]　Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(4): 1289-1306.

[4]　张雄伟,黄建军,朱涛. 压缩感知新技术专题讲座(一)[J]. 军事通信技术,2011,32(4): 83-87.
ZHANG Xiong-wei,HUANG Jian-jun,ZHU Tao. Special Lecture in Compressed Sensing Technology(1)[J]. Military Communications Technology,2011,32(4): 83-87. (in Chinese)

[5]　Tian Z,Giannakis G B. Compressed sensing for wideband cognitive radios[C]//Proceedings of 2007 International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing. Honolulu,HI,USA:IEEE,2007: 1357-1360.

[6]　Polo Y L,Wang Y,Pandharipande A,et al. Compressive wide-band spectrum sensing[C] //Proceedings of 2009 International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing. San Diego,CA,USA:IEEE,2009: 178-183.

[7]　Havary-Nassab V, Hassan S,Valaee S. Compressive detection for wide-band spectrum sensing [C] //Proceedings of 2010 International Conference on Acoustics, Speech, and signal Processing. Dallas, TX, USA: IEEE, 2010: 3094-3097.

[8]　Quan Zhi,Cui Shuguang,Poor H V,et al. Collaborative Wideband Sensing for Cognitive Radios [J]. IEEE Signal Processing Magazine,2008,25(6): 60-73.

[9]　Yueek T,Arslan H. A Survey of Spectrum Sensing and Algorithms for Cognitive Radio Applications[J]. IEEE Communication Survey & Tutorials,2009,11(1):116-130.

[10]　肖林,刘凯. 认知无线电网络中的最佳可信度频谱检测算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版),2011,38(5): 79-84.
XIAO Lin,LIU Kai. Optimal Credibility Spectrum Sensing Algorithm in Cognitive Radio Networks[J]. Journal of Xidian University(Natural Science),2011,38(5): 79-84. (in Chinese)

[11]　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.
YU Gui-cai,LUO Tao,YUE Guang-xin. Energy Detection Algorithm Investigation Based on Cooperative in Cognitive Radio Systems [J]. Journal of Electronics & Information Technology,2009,31(11): 2682-2686. (in Chinese)

[12]　郭晨,彭涛,王文博. 认知无线电网络中合作频谱感知机制的优化[J]. 电子与信息学报,2009,31(7): 1525-1530.
GUO Chen,PENG Tao,WANG Wen-bo. Optimization of Cooperative Spectrum Sensing Mechanisms in Cognitive Radio Networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2009,31(7):1525-1530. (in Chinese)

[13]　Candes E,Tao T. Decoding by linear programming [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.

[14]　陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社,2005: 37-196.
CHEN Bao-lin. Optimizing Theory and Algorithm[M]. 3 rd ed. Beijing: Tsinghua University Press,2005: 37-196. (in Chinese)

[15]　Davis G,Mallat S,Avellaneda M. Adaptive greedy approximations[J]. Constructive Approximation,1997,13(1): 57-98.

[16] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53 (12): 4655-4666.

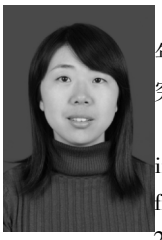
[17] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [J]. Foundations of Computational Mathematics, 2007, 9(3): 317-334.

[18] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Application Computational Harmon Analog, 2009, 26 (3): 301-321.

[19] Do T T, Lu Gan, Nam N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C] //Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE, 2008: 581-587.

[20] 于向楠,郑宝玉,见春雨. 基于 PN 编码器的压缩感知超宽带信道估计[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版),2012,32(3): 51-55.
YU Xiang-nan, ZHENG Bao-yu, JIAN Chun-yu. UWB Channel Estimation Based on PN-encoder Filter Compressive Sensing[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science), 2012, 32(3): 51-55. (in Chinese)

作者简介:



李　娜(1980—),女,山东威海人,2006 年于信息工程大学获硕士学位,现为博士研究生,主要研究方向为移动通信系统;

LI Na was born in Weihai, Shandong Province, in 1980. She received the M. S. degree from Information Engineering University in 2006. She is currently working toward the Ph. D. degree. Her research concerns mobile communication system.

Email: pilimao64444@163.com

陈　松(1986—),男,福建福清人,博士研究生,主要研究方向为移动通信系统;

CHEN Song was born in Fuqing, Fujian Province, in 1986. He is currently working toward the Ph. D. degree. His research concerns mobile communication system.

Email: wirelessmancs@163.com

李　鸥(1962—),男,河南郑州人,教授,主要研究方向为无线通信系统。

LI Ou was born in Zhengzhou, Henan Province, in 1962. He is now a professor. His research concerns wireless communication system.

Email: zzliou@126.com