

基于信号可信度的压缩感知协作频谱检测算法

李娜¹ 陈松² 王盛² 李鸥¹

(信息工程大学信息工程学院 郑州 450001)¹

(信息工程大学导航与空天目标工程学院 郑州 450001)²

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,基于信号可信度的协作频谱检测算法。该算法根据不同认知用户接收信号的优劣判定用户感知结果的可信度,并利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。仿真结果表明,该算法在不同信噪比范围内其检测性能均优于传统算法,以较小的复杂度代价改善了检测性能。

关键词 认知无线电,压缩感知,协作频谱检测,信号可信度

中图分类号 TP929.5 **文献标识码** A

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

LI Na¹ CHEN Song² WANG Sheng² LI Ou¹

(College of Communication Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)¹

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

Abstract Compressed sensing provides a new way for broad band spectrum sensing in cognitive radio. According to the principle of compressed sensing, a cooperative spectrum detection algorithm based on signal dependability is proposed, which is used in the scenario of multiple cooperated cognitive users. The quality of signal that users received is used as the dependability in this algorithm, while the spectrum occupation is determined by Orthogonal Matching Tracking algorithm. Simulation results show that the proposed algorithm performs better than traditional ones in the conditions of different signal-noise ratio, and the detection performance is improved with low complexity.

Keywords Cognitive radio(CR), Compressed sensing, Cooperative spectrum detection, Signal dependability

1 引言

认知无线电(Cognitive Radio, CR)的提出是为了解决频谱稀缺的问题。调查结果表明,现有的频谱资源虽然已分配殆尽,但实际的频谱利用率却很低^[1]。CR正是利用这一特性,在不影响主用户(Primary User, PU)前提下,次用户(Secondary User, SU)利用频谱空穴,提高频谱利用率。因为PU的通信不被影响是CR的前提,因此频谱感知是CR的重要基础。快速并准确地对所在区域的宽带频谱进行感知和判断是频谱感知的目标,同样也是频谱感知的难题。无论是基于能量还是基于特征的感知算法,都是在Nyquist采样定理的基础上对信号进行采样,当感知带宽较大时,高速模数转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)的设计难度和成本都将呈指数增长。另一种方法是将感知的宽带频谱通过窄带滤波器划分为多个窄带信道,分别进行感知。这种方法要求滤波器数目与信道数目相同。

2006年,Donoho提出了压缩感知(Compressed Sensing, CS)技术^[2]。该技术利用变换空间描述信号,通过直接采集

到的少量精选线性观测数据(此数据包含了信号的全部信息),将针对信号的采样转变成信息的采样,通过解优化问题,从观测到的少量数据中恢复原始信号。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)^[10]。

近年来,国内外不少学者对宽带认知无线电中引入CS理论展开了研究。在文献[15]中,Tian等人将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[16]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[4]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。

根据认知无线电使用原则,使用频谱时,需要尽量减少对主用户的干扰。频谱检测的准确概率是减低干扰的基础。由于隐终端和阴影遮蔽等问题,单点频谱检测难以正确判断主用户的频谱占用情况,而协作频谱检测可以有效地解决这些

本文受国家863项目(2009AA01Z207)资助。

李娜(1980—),女,博士生,主要研究方向为认知无线网络, E-mail: pilimao64444@163.com; 陈松(1986—),男,博士生,主要研究方向为移动通信系统; 王盛(1984—),男,博士生,主要研究方向为移动通信系统; 李鸥(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为无线移动与通信。

问题^[11]。

协作频谱检测可分为硬决策和软决策两类决策算法^[12]。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的接收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^[13]。

硬决策方法下,每个用户仅将检测到信道的有无情况反馈到认知中心,这种方式相当于对信道的信息进行了一次数据再造,此种方式虽然减小了控制信道的开销,但是也减少了认知中心所获得的信道信息。软决策的方式需要将用户接收到的信号特征信息传回认知中心,此种方式下认知中心能够获得较完整的信号特征,但是需要占用大量的控制信道。

文献^[17]对认知无线电系统中的协同能量检测算法的性能进行了研究,讨论研究了信噪比、协作用户数以及检测概率之间的关系。文献^[18]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,并更好地发挥二者的优势,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 $x \in R^N$ 为一个 $N \times 1$ 向量, x 在 $N \times N$ 维正交基 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 下是 K -稀疏的,并且 $K \ll N$ 。即:

$$x = \sum_{i=1}^N \psi_i s_i = \Psi s \quad (1)$$

其中稀疏系数向量 s 只包含 K 个非零元素。用观测矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 对 x 进行线性观测。测量矩阵需要满足如下的约束等距性 RIP(Restricted Isometry Property)^[3]。

$$(1 - \delta_k) \|c\|_2 \leq \|\Phi_T c\|_2 \leq (1 + \delta_k) \|c\|_2 \quad (2)$$

式中, Φ_T 是从 Φ 中提取出 T 列构成的矩阵, δ_k 是对所有 K 稀疏信号满足上述特性的最小常数, c 代表投影到 Φ_T 下的系数序列。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 ^[2]。接收端包含加性噪声 n 的观测值 y :

$$y = \Phi x + n = \Phi \Psi s + n = \Theta s + n \quad (3)$$

其中, $\Theta = \Phi \Psi$ 是一个 $M \times N$ 的压缩感知矩阵。再通过求解 l_1 范数下的优化问题可得出稀疏向量 s 的近似估计值 \hat{s} :

$$\hat{s} = \underset{s}{\text{argmin}} \|s\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Theta \Psi s \quad (4)$$

解决式(4)的最优化问题,常用的求解方法有线性规划(Linear Programming, LP)^[4]、基追踪(Basis Pursuit, BP)^[3]、匹配追踪(Matching Pursuit, MP)^[7]、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[6]、正则化正交匹配追踪算法 ROMP(Regularized Orthogonal Matching Pursuit)^[8]、压缩采样匹配追踪算法 CoSaMP(Compressive Sampling Matching Pursuit)^[5]、稀疏自适应匹配追踪算法 SAMP(Sparsity Adaptive Matching Pursuit)^[9]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

本文考虑无线协作认知网络中存在认知中心的场景,具体场景如图 1 所示。

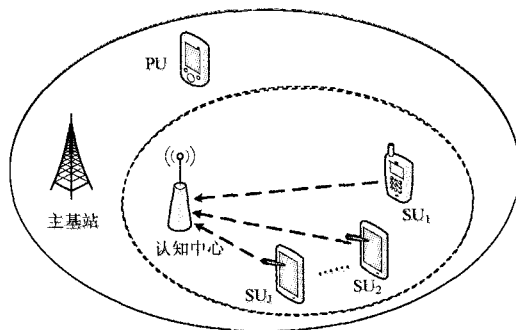


图 1 协作频谱检测场景图

假设网络中有 1 个 PU 用户,共有 J 个 SU 用户, SU 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 SU 都需要 N 个窄带滤波器组或者是采样率大于等于 $2W$ 的 ADC,实际中往往需要达到 $3 \sim 4W$ 。在 W 较大时,系统实现代价极大。

本文中,每个 SU 独立生成 $M \times N$ 的高斯随机矩阵 Φ_j ($j=1, 2, \dots, J$) 作为测量矩阵,对整个 W 频宽的信号 $x_j(t)$ ($j=1, 2, \dots, J$) 进行线性测量。其中 $M \ll N$,其取值与信号稀疏度 K 有关,如果 M 满足 $M \geq cK \log(N/K)$,其中 c 是一个很小的常数,则 Φ_j 取独立高斯同分布的矩阵将有很大概率满足 RIP 准则^[14]。

3 基于可信度的协作频谱检测算法

3.1 算法思想

现有的协作频谱感知算法中,硬判决算法占用控制信道信号,但传输信息量小,软判决算法的回传信息丰富,但需要占用大量控制信道资源。两种判决方法, SU 都需要对接收的信号进行运算分析,增加了 SU 的复杂性。

压缩感知方法中,接收端的每个线性观测量都包括了信号的所有信息,并且其观测量 M 的数值也主要受信号稀疏度 K 的影响。因此将 SU 的 $M \times 1$ 维线性观测量 y_j 直接传回认知中心:

$$y_j = \Phi_j x + n_j \quad (5)$$

式中, n_j 为加性噪声。如 y_j 采用 16bit 量化,则回传数据量为:

$$H_j = H_{y_j} = 16 \times M \text{ (bit)} \quad (6)$$

认知中心对每个 y_j 分别使用 OMP 算法进行信号重构,获得 $K \times 1$ 维非零元素集 \hat{y}_j 以及 $N \times 1$ 维的正交基 Ψ 索引向量 \bar{y}_j 。如果 Ψ 使用傅里叶正交基,则 \bar{y}_j 的非零元素分布情况即显示了不同 SU 所处环境下,通过压缩感知获得的频谱功率分布情况。

上述过程,如果 SU 有一定的计算能力,并且控制信道资源极为有限,也可以是每个 SU 分别对自己的压缩感知结果进行解算重构,仅回传重构后的非零元素集 \hat{y}_j 以及非零元素

的位置索引。如 \hat{y}_j 采用 16bit 量化, 则回传数据量为:

$$H_j = H_j^{\hat{y}_j} + H_{index} = 16 \times K + N \text{ (bit)} \quad (7)$$

因为不同的 SU 与 PU 的位置关系不同, 其接收到的 PU 信号强度也因为距离、阴影遮挡等有所不同。由文献[13]可知, SU 的平均接收信噪比反映了认知用户结果的可靠性。因此, 可设定认知中心对 SU 传回信息的可信度 ω_j 为:

$$\omega_j = \frac{SNR_j}{\sum_1 SNR_j} \quad (8)$$

式中, SNR_j 表示第 j 个 SU 的平均接收信噪比。认知中心将获得的索引向量 \bar{y}_j 与可信度 ω_j 加权求和, 得到 Y :

$$Y = \sum_{j=1}^J \bar{y}_j \omega_j \quad (9)$$

式中, Y 即为最终判断获得的信道占用信息。

3.2 算法流程

初始化: 生成 J 个观测矩阵 Φ_j , 索引集 $\hat{T}_j = \phi$, 残差 $r_j = y_j$, 迭代次数 $n=1$ 。

Step1 $\hat{T}_j = \hat{T}_j + \max_x \langle \Phi_j, r_j \rangle$, 取最大列向量更新到索引集 \hat{T}_j 中, 并将 Θ 中对应列向量置零。

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

Step3 $r_j = y_j - \hat{T}_j \hat{y}_j$, 更新残差。 $n=n+1$ 。

Step4 判断 $n \geq 2K$, 否, 则跳转 Step1 继续循环; 是, 则跳转 Step4。

Step5 $Y = \sum_{j=1}^J \hat{y}_j \omega_j$, 其中 Y 即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, 信道为加性高斯白噪声信道, 针对多用户协作感知中用户数目、用户信噪比情况、检测概率、线性测量数量 M 之间的关系进行仿真分析。假设需要感知的带宽 W 为 200MHz, 为方便计算, 选取 $N=256$, 随机选取 5 个信道被 PU 占用, 其余信道为空闲信道。仿真信道为 AWGN 信道。信噪比范围表示的是用户的信噪比波动范围, 比如信噪比范围为 n , 则代表 J 个 PU 信噪比在 $[0, n]$ (dB) 中随机波动。其中“算术和”的方法是认知中心将 PU 的感知结果不进行加权处理, 直接算术求和。“可信度”方法即为本文介绍的方法。每项实验都独立运行 1000 次。

图 2 显示了用户数为 10 时, 线性采样数 M 取不同数值的情况下, PU 的信噪比范围与检测概率之间的关系。

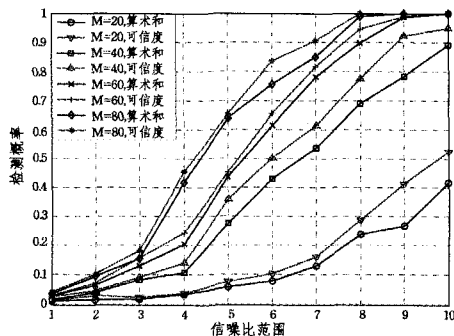


图 2 不同 M 值下, 信噪比范围与检测概率的关系

从图 2 中可以看出, “可信度”方法的检测概率要明显高

于“算术和”方法。在信噪比范围较小的情况下, 两种方法的性能接近, 随着信噪比范围的增大, “可信度”方法的检测概率提升较“算术和”方法明显, 尤其在 M 取值较小的情况下。因为随着信噪比范围的增加, 大信噪比用户与小信噪比用户的差值变大, “可信度”方法通过增加大信噪比用户的权重所获得的检测增益变大, 因此能够得到更大的检测概率。在 $M=40$ 的条件下, 当信噪比范围为 10dB 时, 可信度算法的检测概率已能够达到 95% 左右, 已能够进行较可靠的信道检测。

图 3 显示了用户数为 10 时, 在不同的信噪比范围下, M 取值与检测概率的变化关系。

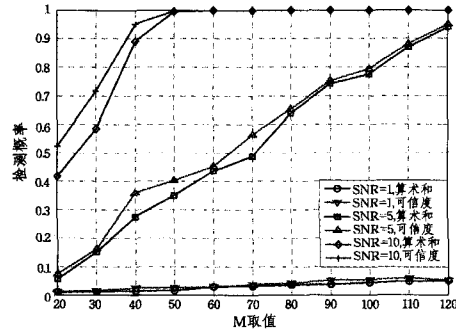


图 3 不同信噪比范围下, M 取值与检测概率的关系

从图 3 中可以看出, 当信噪比范围为 1 时, 随着 M 的取值增加, 检测概率增长缓慢, 说明在信噪比范围小的情况下, M 的取值不是最后成功检测的主要原因。当信噪比范围为 5 时, 检测概率随着 M 取值的增加几乎呈现线性增加, 说明在此信噪比环境下, M 取值对检测概率有很大的影响。当信噪比范围为 10 时, 使用“可信度”方法, M 取值 40 即可实现 95% 的检测概率。

图 4 显示了用户数分别为 5、10、15, $M=60$ 的条件下, 信噪比范围与检测概率之间的变化关系。

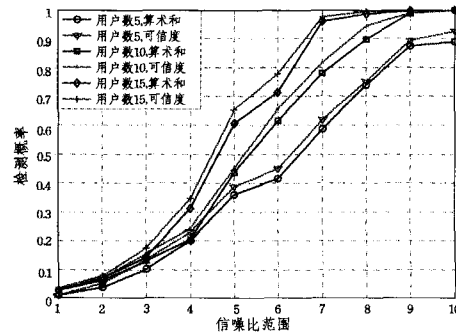


图 4 不同用户数下, 信噪比范围与检测概率的关系

从图 4 中可以看出, 用户数越多, 带来的检测分集增益越大, 检测概率越高。在信噪比范围小于 4dB 的条件下, 用户数的增加并不能带来检测概率的显著提高, 因为此时各用户的信噪比都较低, 协作检测带来的分集增益不明显, 检测概率难以提升。随着信噪比范围的增加, 用户数量所带来的分集增益越发明显, 15 用户与 10 用户在相同检测概率下对信噪比范围的要求降低了 1dB, 并且随着用户数量的增加, “可信度”算法较“算术和”算法的性能提升也越发明显, 在信噪比范围为 6dB 时, 用户数为 15 时两种算法检测概率差值约为 8%, 用户数为 10 时两种算法差值约为 4%。

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。CS 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用户的信号可信度,对用户的压缩感知结果加权求和,进一步提高频谱检测概率。仿真结果表明,本算法对比于直接算术求和的方法,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] 薛峰,屈代明,朱光喜,等.资源受限的认知无线电系统优化合作频谱感知算法[J]. 计算机科学,2010,37(9):54-56

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

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

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

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

[6] 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

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

[8] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and sig-

nal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [J]. Foundations of Computational Mathematics,2007,9(3):317-334

[9] Lu Gan D T T, Nam N, Tran T D. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//42nd Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers. Pacific Grove, USA; IEEE Press,2008:581-587

[10] 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

[11] Quan Zhi, Cui Shu-guang, Poor H V, et al. Collaborative Wide-band Sensing for Cognitive Radios [J]. IEEE Signal Processing Magazine,2008,25(6):60-73

[12] 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

[13] 肖林,刘凯.认知无线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

[14] 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

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

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

[17] 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

[18] 郭晨,彭涛,王文博.认知无线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

(上接第14页)

行实时时隙大小的调整,这样就大大提高了系统的适应能力。

表 1

对比项	对比对象	NTP	SNTP	IEEE1588
授时精度		0.1ms	10ms	100ns
发展情况		V4	V4	V2
形成时间		1988.6		2001
是否支持以太网		支持	支持	支持

为了实现 TDMA,还需要实现整个系统的时钟同步,即精密授时。只有实现精密授时,才有可能完成时分多址的任务,而不出差错;否则,各个数据将会无法顺利发送和接受,最终导致系统崩溃。关于精密授时协议,现有的包括 NTP、SNTP 和 IEEE1588。它们之间的对比如表 1 所列。由表 1 可知,IEEE1588 协议的授时精度比较高,所以采用 IEEE1588 作为本系统的授时协议。其实现是通过 FPGA 对所有数据打上一个“时间戳”,用来记录数据发送或者接收的时间点,帮助系统完成精密授时和数据处理工作,最终顺利实现时分多址,其具体应用过程不再详细论述。

在完成了实物制作工作之后,我们进行了实际系统的验

证工作。最终系统稳定地正常工作,各项技术指标均达到了预期的设计目标,工作速率为 2.5Gbps,最大传输延迟为 590ns,最大同步精度为 380ns。

结束语 本文对 TDMA 原理在机载数据采集中的应用进行了详细的论述,实验结果达到了预期目标。该论文旨在探索和解决机载数据采集系统中海量数据超高速传输的问题,而采用的 TDMA 原理方案在数据采集系统中的应用是一种能很好满足技术要求的方案,极大地提高了系统的数据吞吐量 and 整体水平。

参 考 文 献

[1] 赵冠成,等.分布式光纤传感器数据采集系统设计[J]. 测控自动化

[2] 聂景楠.多址通信及其接入控制技术[M]. 现代通信网络技术丛书. 人民邮电出版社,2006

[3] 徐文波. Xilinx FPGA 开发实用教程(第 2 版)[M]. 北京:清华大学出版社,2012

[4] 林生. 计算机通信网原理[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1995

[5] 邱昆. 光纤通信导论[M]. 成都:电子科技大学出版社,1995