

基于 Sub-Nyquist 采样的单通道频谱感知技术*

杨鹏¹, 樊昀², 黄知涛¹, 柳征¹, 姜文利¹

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073;

2. 北京 947 信箱, 北京 100005)

摘要: 宽带频谱感知技术在认知无线电中具有广泛的应用。基于时分的思想, 将信号采集时间以固定长度的时间片进行划分, 分别与不同的伪随机码信号相乘, 经过低通滤波和 sub-Nyquist 采样, 利用采样数据求出信号的频率支集。与已有的多通道频谱感知结构相比, 本文用相对简单的单通道结构实现, 同样能够利用低速率的采样点完成频谱感知。仿真实验结果表明, 在信号的频率支集未知的情况下, 该算法能够有效利用 sub-Nyquist 采样的数据实现频谱感知。

关键词: 时分; sub-Nyquist 采样; 单通道; 频谱感知; 认知无线电

中图分类号: TP911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2013)04-0121-07

Single-channel spectrum sensing technique based on sub-nyquist sampling

YANG Peng¹, FAN Yun², HUANG Zhitao¹, LIU Zheng¹, JIANG Wenli¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, NUDT, Changsha 410073, China;

2. Beijing 947 Mail Box, Beijing 100005, China)

Abstract: Spectrum sensing technique for wideband analog signals has been applied widely in cognitive radio. Based on the idea of time-division, this study was conducted with the following steps. Firstly, sampling time was divided into time slices which have fixed length. Secondly, the signal was multiplied by a bank of periodic waveforms which are modulated by pseudorandom number generators, and the product is low-pass filtered and sampled at sub-Nyquist rate. Finally, the samples were used to evaluate frequency support. Compared with the multi-channel structure, the single-channel structure proposed here is much simpler and has the ability to spectrum sensing with low-rate samples. Numerical simulations show that this algorithm can effectively use samples sampling at sub-Nyquist rate to finish the task of spectrum sensing in scenarios that the spectral support is unknown in advance.

Key words: time-division; sub-Nyquist sampling; single-channel; spectrum sensing; cognitive radio

认知无线电^[1] (Cognitive Radio, CR) 能提高宽频率范围内的频谱利用率, 是一种解决频谱资源紧缺问题的有效系统, 该系统需解决的首要关键技术是快速准确地完成频谱感知。因此, 高效的频谱感知技术一直是认知无线电领域的热点问题。

考虑这样的情况, 宽频率范围上分布着多个不重叠的谱带, 且没有频率支集 (谱带位置) 的先验信息, 需要利用频谱感知技术检测谱带位置。根据 Nyquist 采样定理, 传统设备的采样速率需要超过整个频率范围的两倍以上, 通过获取能无失真重构原信号的采样数据来检测谱带位置, 但同时也会产生大量的冗余数据。

目前, 为了减少采集的数据量, 基于 sub-Nyquist 采样的频谱感知技术主要有基于多陪集

(Multi-Coset, MC) 的方法^[2-5]、基于调制宽带转换器 (Modulated Wideband Converter, MWC) 的方法^[6-8] 等, 这些方法均采用多通道结构, 在频率支集未知的情况下能够显著降低采样频率。Lexa^[2-3] 等利用基于 MC 的方法实现了对广义平稳 (Wide-Sense Stationary, WSS) 随机信号的功率谱估计, 但该方法的模拟前端需要高速采样, 并且每个通道都需要精准的延时, 这些都对设备提出了很高的要求; 基于 MWC 的方法能够检测模拟信号的频率支集, 但它的并行结构实现起来硬件复杂度高。

本文将研究一种基于 sub-Nyquist 采样的频谱感知技术, 重点解决上述方法实现时硬件复杂度、设备要求高的问题。本文在参考 MWC 方法的基础上, 提出了一种单通道结构。这一结构

* 收稿日期: 2012-10-26

作者简介: 杨鹏 (1983—), 男, 湖南安乡人, 博士研究生, E-mail: yp2008zn@163.com;

姜文利 (通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: jiangwl@nudt.edu.cn

从时分的角度考虑,将信号采集时间以固定长度的时间片进行划分,首先利用乘法器将时间片内的信号与不同的伪随机码信号相乘,然后经过低通滤波器和低速模数转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)得到采样数据,最后求出信号的频率支集。同时,借鉴文献[6-8]中扩频的思想,将整个频率范围内的信号通过混频扩展到基带上,仅仅需要对基带信号进行采样,因此,该算法的采样频率不受整个频率范围宽度的限制。

首先对信号模型和问题进行描述,然后提出本文的基于 sub-Nyquist 采样的单通道结构,给出了数据采样的实现步骤,并对本文技术的两个部分——sub-Nyquist 采样算法和频谱感知算法的原理在频域上进行数学分析,最后通过仿真实验说明了该算法的有效性。

1 问题描述

信号模型: $x(t)$ 表示连续,平稳随机的复信号,假定 $x(t)$ 的有限带宽范围为 $F = (0, f_{nyq}/2]$, 它的频谱 $X(f)$ 是由 n 个谱带 $X_i(f), i = 1, \dots, n$ 组成,谱带 $X_i(f)$ 的宽度为 B_i ,谱带位置是任意的,谱带之间不交叠,其中,每个谱带带宽都不超过 $B, B = \max(B_i), i = 1, \dots, n$,所有谱带的数量不超过 $N(n \leq N), f_{nyq}$ 表示 $x(t)$ 的 Nyquist 速率。

图 1 是典型信号的频谱,其中所有谱带的数目为 3, $X_i(f), B_i, i = 1, 2, 3$ 和 f_{nyq} 均与发射机有关。

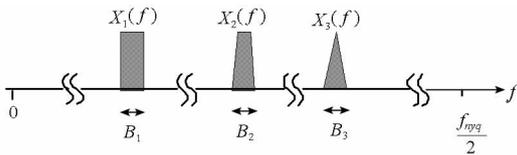


图 1 典型信号的频谱

Fig. 1 Spectrum of the typical signal

问题描述如下:预先不知道信号的谱带位置,利用基于 sub-Nyquist 采样的单通道结构实现频谱感知。本文的技术分为两个部分:sub-Nyquist 采样算法和频谱感知算法。结合上面的问题描述,sub-Nyquist 采样算法需要满足下列要求:1) 不需要谱带位置的先验信息;2) 采样速率尽可能低;3) 能够利用单通道结构实现;频谱感知算法需要从采样数据中检测信号的谱带位置。

2 sub-Nyquist 采样算法

2.1 算法思路

基于 sub-Nyquist 采样的频谱感知技术主要

有基于 MC 的方法、基于 MWC 的方法等,这些方法借鉴了压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论中的思想,在不需要获取原信号的 Nyquist 速率的采样点或重构原信号的情况下,能直接利用 sub-Nyquist 采样的数据完成频谱感知。

基于 MC 的方法在实际利用时存在如下问题:1) 模拟前端仍然需要高速采样,当整个频率范围的带宽达到 GHz 数量级时,对存储设备提出了很高的要求;2) 该系统采用多通道结构,每个通道都需要一定的时间延迟后再进行采样,并且各个通道的延时时间不相同,实现起来对设备提出了很高的要求。基于 MWC 的方法是由多个通道组成,每个通道利用乘法器将信号与不同的伪随机码信号相乘,然后进行低通滤波和低速率均匀采样。MWC 中采用的模拟混频器在扩频信号处理中广泛使用,伪随机码产生器能够通过高速移位寄存器产生,现在技术允许达到 23GHz 的速率,其 DSP 硬件在文献[6-7]中已有介绍,同时,由于模拟前端的乘法器和模拟滤波器都能处理宽带信号,不需要模拟前端进行高速采样,但它的并行结构实现起来硬件复杂度高。

本文在 MWC 的基础上,提出了一种单通道结构。采用时分的思路,以固定长度的时间片对信号采集时间进行划分,在每个时间片中,输入端与其中的一个乘法器连通,和共享的低通滤波器、低速 ADC 共同形成一个采样通道,因此可以用单通道结构实现。同时,也借鉴了扩频通信的思想,整个频率范围内的信号通过扩频后都能扩展到基带上,只需要对基带信号进行低速采样,因此采样频率不受整个频率范围宽度的限制,仅仅需要低速 ADC。另外,模拟前端采用的器件和 MWC 相同,不需要模拟前端进行高速采样,克服了基于 MC 的方法实现时的问题。

2.2 数据采样结构

本文提出的基于 sub-Nyquist 采样的单通道

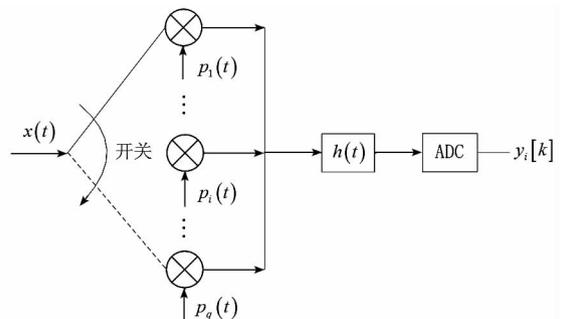


图 2 数据采样结构

Fig. 2 Sub-Nyquist sampling structure

结构如图2所示,由 q 个乘法器、1个低通滤波器和1个低速ADC组成,由定时开关控制输入端与乘法器的连接,第 i 个乘法器的作用是将信号 $x(t)$ 与伪随机码信号 $p_i(t)$ 相乘。对信号进行数据采样的实现步骤是:

Step1 设定输入端与单个乘法器通过定时开关连通的时间为 T ,在 $[0, T]$ 内,开关连接输入端与第1个乘法器,输入信号 $x(t)$ 与伪随机码信号 $p_1(t)$ 相乘;

Step2 低通滤波器对相乘结果进行滤波操作;

Step3 低速ADC对滤波后的结果进行处理,得到采样数据;

Step4 以此类推,在 $[(i-1)T, iT], i=2, \dots, q$ 内,开关连接输入端与第 i 个乘法器,信号与伪随机码信号 $p_i(t)$ 相乘,然后重复步骤Step2~Step3;

Step5 在下一个时间段,开关重新连接输入端与第1个乘法器,重复步骤Step1~Step4。

伪随机码信号 $p_i(t), i=1, \dots, q$ 的周期为 T_p ,码元都是集合 $\{-1, 1\}$ 的元素,码元数目为 M ,码字长度相等,码速率 f_p 需要大于或等于Nyquist速率^[7],不同的伪随机码之间相互独立。

低通滤波器的脉冲响应是 $h(t) = \frac{f_s}{2\pi} Sa(\frac{f_s}{2}t)$,

截止频率为 $\frac{f_s}{2}$,其中, $f_s = \frac{f_{nyq}}{M}$,需要满足 $f_s \geq B$ ^[7]。

ADC需要无失真保留信号通过低通滤波器后的信息,因此,采样速率必须大于或等于低通滤波器截止频率的两倍,本文ADC的采样频率取值为 f_s 。

2.3 算法分析

现推导采样数据 $y_i[k]$ 和输入信号 $x(t)$ 之间的关系, $y_i[k]$ 表示本文提出的系统在 $[(i-1)T + nqT, iT + nqT], n \in \mathbf{N}$ 内采集的数据,也就是输入端与第 i 个乘法器连通时,系统所采集的数据。

在各个时间段 $[(i-1)T + nqT, iT + nqT], n \in \mathbf{N}$ 内,对系统原理的分析都是等效的,因此只选取其中一个时间段进行分析。令 $n=0$,将时间限制在 $[(i-1)T, iT]$ 内,为了方便表示,定义窗函数 $g_T(t) = \begin{cases} 1, & |t| \leq T/2 \\ 0, & |t| > T/2 \end{cases}$,该时间段内的信号可以表示为 $x(t)g_T(t-t_i)$,其中, $t_i = (i-1)T + T/2$ 。

伪随机码信号利用公式表示为

$$p_i(t) = \alpha_{i,k}, k \frac{T_p}{M} \leq t \leq (k+1) \frac{T_p}{M} \quad (1)$$

其中, $0 \leq k \leq M-1, \alpha_{i,k} \in \{+1, -1\}, p_i(t+nT_p) = p_i(t), n \in \mathbf{N}$ 。

它的傅立叶变换表达式为

$$p_i(t) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{i,l} e^{j\frac{2\pi}{T_p}lt} \quad (2)$$

其中, $c_{i,l} = \frac{1}{T_p} \int_0^{T_p} p_i(t) e^{j\frac{2\pi}{T_p}lt} dt$ 。

对输入信号与伪随机码信号的相乘结果 $\tilde{x}_i(t) = x(t)g_T(t-t_i)p_i(t)$ 进行傅立叶变换,计算如下:

$$\begin{aligned} \tilde{X}_i(f) &= \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{x}_i(t) e^{-j2\pi ft} dt \\ &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{i,l} \int_{-\infty}^{\infty} (x(t) e^{j\frac{2\pi}{T_p}lt}) g_T(t-t_i) e^{-j2\pi ft} dt \end{aligned} \quad (3)$$

根据短时傅立叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)的定义:

$$S_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) g^*(\tau-t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4)$$

同时还有STFT的频移性:

如果 $\tilde{x}(t) = x(t) e^{j2\pi f_0 t}$,那么有 $S_{\tilde{x}}(t, f) = S_x(t, f-f_0)$ 。

另外,根据窗函数的定义,有 $g_T(t) = g_T^*(t)$ 。因此,将式化简可以得到

$$\begin{aligned} \tilde{X}_i(f) &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{i,l} \int_{-\infty}^{\infty} (x(t) e^{j\frac{2\pi}{T_p}lt}) g_T^*(t-t_i) e^{-j2\pi ft} dt \\ &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{i,l} S_x(t_i, f-lf_p) \end{aligned} \quad (5)$$

低通滤波器的脉冲响应是 $h(t) = \frac{f_s}{2\pi} Sa(\frac{f_s}{2}t)$,

因此,系统的频率响应为 $H(f) = 1, f \in [-\frac{f_s}{2},$

$\frac{f_s}{2}]$ 。对 $\tilde{x}_i(t)$ 进行低通滤波和低速采样后,得到的

采样点数据的离散时间傅立叶变换(Discrete-Time Fourier Transform, DTFT)的计算如下:

$$\begin{aligned} Y_i(e^{j2\pi fT_s}) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} y_i[k] e^{-j2\pi f k T_s} \\ &= \sum_{l=-L_0}^{L_0} c_{i,l} S_x(t_i, f-lf_p) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $f \in [-f_s/2, f_s/2], T_s = \frac{1}{f_s}, L_0 =$

$\left\lfloor \frac{f_{nyq} + f_s}{2f_p} \right\rfloor - 1, |a|$ 表示大于或等于 a 的最小整数,

$c_{i,l} = \frac{1}{T_p} \sum_{k=0}^{M-1} \alpha_{i,k} e^{-j\frac{2\pi}{M}lk} \int_0^{T_p} e^{-j\frac{2\pi}{T_p}lt} dt, c_{il}$ 的数学推导过

程和文献[6]中的叙述相同,本文不再做详细说明。

将各个时间段内的采样数据 $y_i[k], i = 1, \dots, q$ 的 DTFT 表达式联立起来,形成方程组

$$\mathbf{y}(f) = \mathbf{A}\mathbf{z}(f), f \in [-f_s/2, f_s/2] \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{y}(f) = \begin{bmatrix} Y_1(e^{j2\pi fT_s}) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & Y_2(e^{j2\pi fT_s}) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Y_q(e^{j2\pi fT_s}) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} C_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & C_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & C_q \end{bmatrix}, C_i = [c_{i,1} \ c_{i,2} \ \dots \ c_{i,L}]$$

$$\mathbf{z}(f) = \begin{bmatrix} B_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & B_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & B_q \end{bmatrix}, L = 2L_0 + 1,$$

$$\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} S_x(t_i, f + L_0f_p) \\ \vdots \\ S_x(t_i, f - L_0f_p) \end{bmatrix}, t_i = (i - 1)T + T/2$$

其中: $S_x(t_i, f + lf_p), f \in [-f_s/2, f_s/2], l = -L_0, \dots, L_0$ 表示在 $[(i - 1)T, iT]$ 的时间片内,中心频率为 lf_p ,宽度为 f_p 的频谱片; \mathbf{B}_i 表示信号在整个频率范围内划分的所有频谱片的矢量集合,如图 3 所示。

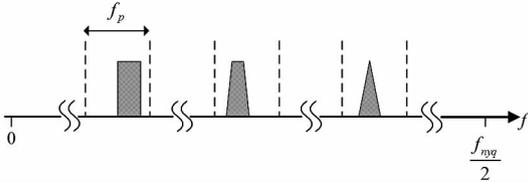


图 3 在整个频域上划分的频谱片的示意图

Fig. 3 The schematic diagram of the spectrum slices divided in the entire frequency domain

3 频谱感知算法

本文借鉴文献[2]中的处理思路,首先对方程组(7)进行化简,然后通过估计信号的功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)来得到信号的谱带位置。

构造 $\mathbf{y}(f)$ 的积分协方差矩阵,计算如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_y &= \int_{-f_s/2}^{f_s/2} \mathbf{E}[\mathbf{y}(f)\mathbf{y}^H(f)] df \\ &= \mathbf{A} \left[\int_{-f_s/2}^{f_s/2} \mathbf{E}[\mathbf{z}(f)\mathbf{z}^H(f)] df \right] \mathbf{A}^H \\ &= \mathbf{A}\mathbf{R}_z\mathbf{A}^H \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{E}[\cdot]$ 表示求期望运算, $[\cdot]^H$ 表示 Hermitian 转置, \mathbf{R}_z 表示 $\mathbf{z}(f)$ 的积分协方差矩阵。

根据信号模型中对信号平稳特性的假设,那么 $X(f)$ 的自相关函数和功率谱密度 $P_x(f)$ 之间满足 $\mathbf{E}[X(u)X^*(v)] = 2\pi P_x(u)\delta(u - v)^{[9]}$,这说明平稳过程的傅立叶变换是非平稳白噪声,平均功率为 $2\pi P_x(u)$ 。因此,同一时间片内的频谱片的自相关函数能够满足

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[S_x(t_i, f_m)S_x^*(t_i, f_n)] \\ = \begin{cases} 2\pi P_x(f_m)\delta(f_m - f_n), & f_m = f_n \\ 0, & f_m \neq f_n \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

将式(9)代入到式(8)的被积函数中,可以得到

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[\mathbf{z}(f)\mathbf{z}^H(f)] \\ = \mathbf{E} \left[\begin{bmatrix} B_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & B_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & B_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & B_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & B_q \end{bmatrix}^H \right] \\ = \begin{bmatrix} \mathbf{E}[B_1B_1^H] & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{E}[B_2B_2^H] & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{E}[B_qB_q^H] \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[B_iB_i^H] \\ = 2\pi \begin{bmatrix} P_x(f + L_0f_p) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & P_x(f + (L_0 - 1)f_p) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & P_x(f - L_0f_p) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

从式(10)的结果可以知道, $\mathbf{E}[B_iB_i^H]$ 的计算结果都是相同的,式(11)中矩阵的对角线上的元素是信号在整个频率范围内划分的频谱片的功率谱密度,这说明平稳信号的频谱片的功率谱密度与时间无关。

根据上面的分析,将(8)式进行化简,可以得到

$$\begin{aligned} [\mathbf{R}_y]_i &= \sum_{k=k_0+1}^{k_0+L} \mathbf{A}_{i,k}\mathbf{A}_{i,k}^*[\mathbf{R}_z]_{k,k} \\ &= \sum_{k=k_0+1}^{k_0+L} c_{i,k}^2 \int_{-f_s/2}^{f_s/2} P_x(f + (L_0 + 1 - L_{k-k_0})f_p) df \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $i = 1, \dots, q, k_0 = (i - 1)L_0$ 。

将式(12)写成矩阵形式

$$\mathbf{V} = \boldsymbol{\Psi}\mathbf{U} \quad (13)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_i &= \int_{-f_s/2}^{f_s/2} Y_i(e^{j2\pi fT_s}) Y_i^*(e^{j2\pi fT_s}) df \\ \boldsymbol{\Psi}_{i,j} &= c_{i,j}^2 \end{aligned}$$

$$U_i = \int_{-\frac{f_s}{2}}^{\frac{f_s}{2}} P_x(f + (L_0 + 1 - i)f_p) df$$

$$i = 1, \dots, q, j = 1, \dots, L$$

其中 U_i 表示中心频率为 $(L_0 + 1 - i)f_p$, 宽度为 f_s 的频谱片的平均功率。

对方程组(13) 求解能得到信号在整个频率范围内划分的频谱片的平均功率, 其中没有包含信号谱带的频谱片的平均功率接近于零, 而包含谱带的频谱片的平均功率远大于零, 因此可以得到信号的谱带所在频谱片的位置, 达到频谱感知的目的。

下面给出完整的求解步骤。

Step1 利用采样数据构造 $y(f)$ 的积分协方差矩阵, 计算如下:

$$Q = \int_{-\frac{f_s}{2}}^{\frac{f_s}{2}} y(f)y^H(f) df = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} y[n]y^T[n] \quad (14)$$

其中 $y[n] = [y_1[n], \dots, y_q[n]]^T$ 。

Step2 对 Q 进行特征值分解, 构造框架 V , 计算公式如下

$$Q = U^* \Lambda U = (U^* \Lambda^{1/2})(U^* \Lambda^{1/2})^* = V^* V \quad (15)$$

Step3 构造线性方程组

$$V = AU \quad (16)$$

Step4 采用正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法^[10-11] 解线性方程组, 获得方程组的解, 由此能够得到信号的谱带位置。

4 仿真实验

仿真实验的目的是验证本文系统的频谱感知能力, 也就是对信号谱带位置的正确检测率, 主要是从以下几个方面来进行:

- (1) 不同谱带数目对系统的频谱感知能力的影响;
- (2) 不同信号观测时间长度对系统的频谱感知能力的影响;
- (3) 不同信噪比参数对系统的频谱感知能力的影响。

仿真实验中, 将谱带位置的正确检测率作为评价系统性能的标准。如果检测出来的谱带位置和真实值相同, 那么认为正确; 如果检测出来的谱带数目大于真实值的数目, 同时谱带位置包含了真实值, 也认为正确; 如果谱带位置没有包含所有的真实值, 那么就认为错误。

4.1 不同信号观测时间长度的仿真情况

本小节通过仿真实验验证本文系统的性能随信号观测时间长度变化的情况。假定整个频率范

围为 $[0, 500]$ MHz, 仿真信号采用通信信源, 调制方法为相位编码, 中心频率从 $[80, 120, 160, 220, 340, 400]$ MHz 中随机抽取, 信号滤波器的滚降系数从 $[0.7 \sim 0.9]$ 中随机产生, 信号观测时间变化范围为 $[0 \sim 150]$ μ s, 步进长度是 5μ s, 信噪比为 10dB, 划分的频谱片的宽度为 50MHz, 通道采样速率约为 50MHz。根据数据采样结构中低通滤波器的要求, 通道采样速率必须不小于频谱片的宽度, 才能无失真保留基带上的频谱片的信息。另外, 本文的仿真实验只考虑频谱片宽度大于谱带宽度的情况。为了评估本文的系统性能, 随机产生 300 个测试数据, 本文系统对信号谱带位置的正确检测率如图 4(a) 和图 4(b) 所示, 其中, 图 4(a) 中考虑谱带数目分别为 2 和 4 的情况, 码速率 (即谱带宽度) 为 1MHz; 图 4(b) 中考虑谱带宽度分别为 1MHz 和 2MHz 的情况, 谱带数目为 2。

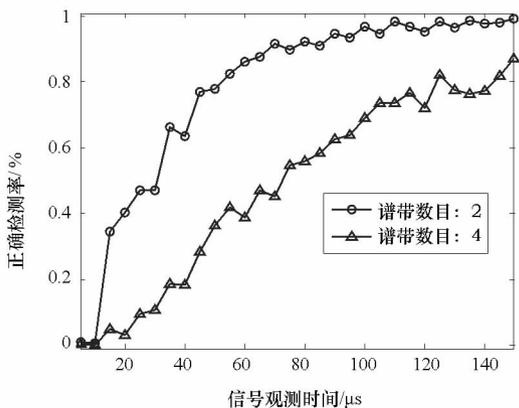


图 4(a) 谱带数目不同, 随信号观测时间变化的谱带正确检测率

Fig. 4(a) Correct detection rate for different number of bands and different signal observation time

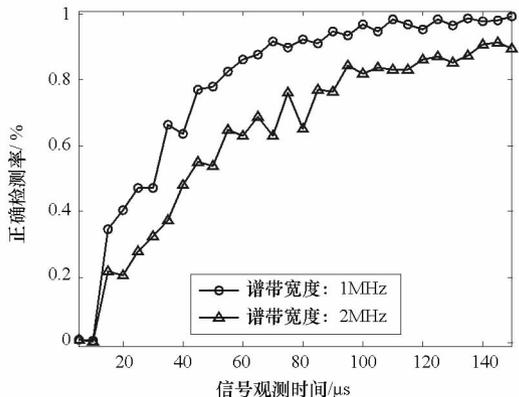


图 4(b) 谱带宽度不同, 随信号观测时间变化的谱带正确检测率

Fig. 4(b) Correct detection rate for different bandwidth and different signal observation time

如图 4(a) 所示, 谱带数目为 2 时, 当信号观测

时间长度增加至 $60\mu\text{s}$ 以上时,谱带位置的正确检测率能够达到 90% 以上,而谱带数目为 4 时,信号观测时间长度增加至 $120\mu\text{s}$ 以上时,正确检测率能够达到 80% 以上,这是由于本文系统的性能受谱带数目和信号观测时间长度影响较大,在观测时间长度足够的情况下,具有较优的性能。如图 4(b) 所示,正确检测率随着信号观测时间的增加逐渐提高,并且谱带带宽越小时,本文系统的性能越好。

4.2 不同信噪比参数的仿真情况

本小节通过仿真实验验证本文系统的性能随信噪比变化的情况。假定信号信噪比变化范围为 $[-5 \sim 15]\text{dB}$,信号观测时间长度是 $100\mu\text{s}$,其他参数和 4.1 节中的一样。为了评估本文的系统性能,随机产生 300 个测试数据,本文系统的频谱感知性能如图 5(a) 和图 5(b) 所示,其中图 5(a) 中考虑谱带数目分别为 2 和 4 的情况,码速率(即谱带宽度)为 1MHz ;图 5(b) 中考虑谱带宽度分别为 1MHz 和 2MHz 的情况,谱带数目为 2。

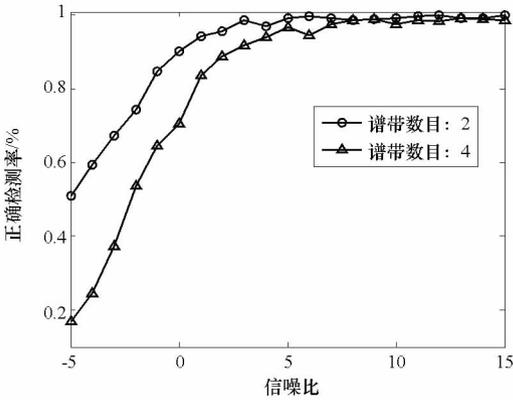


图 5(a) 谱带数目不同,随信噪比变化的谱带正确检测率
Fig. 5(a) Correct detection rate for different number of bands and different signal-to-noise ratio

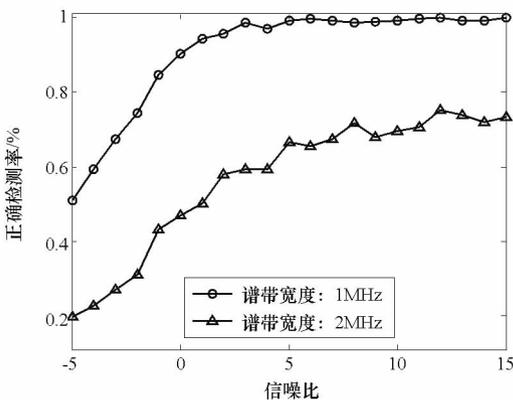


图 5(b) 谱带宽度不同,随信噪比变化的谱带正确检测率
Fig. 5(b) Correct detection rate for different bandwidth and different signal-to-noise ratio

如图 5(a) 所示,谱带数目为 2 的情况中,当

信噪比增加至 5dB 以上时,谱带位置的正确检测率能够达到 100% 以上,而谱带数目为 4 时,在相同的信噪比门限时,正确检测率能达到 90% 以上。如图 5(b) 所示,正确检测率随着信噪比的增加逐渐提高,并且谱带带宽越小时,本文系统的性能越好。

4.3 仿真结论

在预先不知道信号谱带位置的情况下,利用本文系统实现对信号环境的频谱感知,通过上述的仿真实验可以得出以下结论:

- (1) 信号观测时间长度和信噪比的增加对谱带位置的正确检测率的提高具有显著的改善效果。
- (2) 仿真实验中,单通道的采样速率能降低至整个频率范围的宽度的 $1/10$,有效降低了系统的采样频率,减少了冗余数据的采集。
- (3) 本文的结构是基于时分的思想构造的单通道结构,在减小系统复杂性的同时,也需要足够多的数据来构建求解谱带位置的线性方程组,因此,随着信号谱带个数和谱带宽度的增加,会降低本文系统的性能。

5 结论

设计高效的频谱感知系统在电子侦察中具有重要意义。这样的频谱感知系统需要满足低采样速率和低复杂性的设计要求。本文研究了针对宽带模拟信号的频谱感知问题,能够直接利用 sub-Nyquist 速率的采样点检测信号的频谱信息。

为了设计满足要求的系统,本文在 MWC 的基础上,提出了一种新的频谱感知系统。该系统采用时分的思想,能够利用单通道结构实现。同时,借鉴扩频通信的思想,使得系统的采样速率不受频率范围宽度的限制,利用低速 ADC 就能达到要求。因此,本文提出的结构能够满足高效频谱感知系统的设计要求。在预先不知道信号谱带位置的情况下,通过仿真实验验证了本文系统的频谱感知能力。

基于 MC 方法的系统具有同样的频谱感知能力,但实现时存在的问题限制了它的应用,而本文单通道结构的模拟前端采用乘法器和模拟滤波器,不需要进行高速采样并都能处理宽带信号,因此易于实现。

本文的研究工作提供了完整的系统结构和算法原理分析。然而,没有对谱带宽度更大的情况进行分析,这些工作将在后面进行深入的研究。

参考文献 (References)

- [1] Yucek T, Arslan H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1):116–130.
- [2] Lexa M A, Davies M E, Thompson J S, et al. Compressive power spectral density estimation [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2011, 3884–3887.
- [3] Lexa M A, Davies M E, Thompson J S. Reconciling compressive sampling systems for spectrally sparse continuous-time signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1):155–171.
- [4] Ping F, Bresler Y. Spectrum-blind minimum-rate sampling and reconstruction of multiband signals [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing, Atlanta, USA, 1996, 1688–1691.
- [5] Bresler Y. Spectrum-blind sampling and compressive sensing for continuous-time signals [C]. Information Theory and Applications Workshop, California, USA, 2008, 547–554.
- [6] Mishali M, Eldar Y C. Blind multiband signal reconstruction: Compressed sensing for analog signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3):993–1009.
- [7] Mishali M, Eldar Y C. From theory to practice: sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2):375–391.
- [8] Mishali M, Eldar Y C. Reduce and boost: Recovering arbitrary sets of jointly sparse vectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10):4692–4702.
- [9] Papoulis A. Probability, random variables, and stochastic processes [M]. McGraw Hill, New York, 3 edition, 1991.
- [10] Tropp J A, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. Transactions on Information Theory, 2007, 53(12):4655–4666.
- [11] Tropp J A. Algorithms for simultaneous sparse approximation. Part I: Greedy pursuit [J]. Signal Process, 2006, 86(3):572–588.
- [12] Newman M E J. Scientific collaboration networks. II. Shortest paths, weighted networks, and centrality [J]. Physical Review E, 2001, 64:016132.
- [13] Guan Z H, Chen L, Qian T H. Routing in scale-free networks based on expanding betweenness centrality [J]. Physical A, 2011, 390:1131–1138.
- [14] Zhang G Q, Zhou S, Wang D, et al. Enhancing network transmission capacity by efficiently allocating node capability [J]. Physical A, 2011, 390:387–391.
- [15] 汪小凡,李翔,陈关荣. 复杂网络理论及其应用. 北京:清华大学出版社,2006.
- [16] WANG Xiaofan, LI Xiang, CHEN Guanron. Complex networks theory and its application [J]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. (in Chinese)
- [17] Zhao L, Lai Y C, Park K, et al. Onset of traffic congestion in complex networks [J]. Physical Rev E, 2005 71:026125.
- [18] Ling X, Hu M B, Du W B, et al. Bandwidth allocation strategy for traffic systems of scale-free network [J]. Physical Letter A, 2010, 374:4825–4830.
- [19] Tang M, Zhou T. Efficient routing strategies in scale-free networks with limited bandwidth [J]. Physical Review E, 2011, 84:026116.
- [20] Wang W X, Wu Z X, Jiang R, et al. Abrupt transition to complete congestion on complex networks and control [J]. Chaos, 2009, 19:033106.
- [21] Wu Z X, Wang W X, Yeung K H. Traffic dynamics in scale-free networks with limited buffers and decongestion strategy [J]. New Journal of Physics, 2008, 10:023025.

(上接第 113 页)