

基于变步长序贯压缩的频谱快速感知算法

张恒龙^{1,2} 宋晓勤^{1,2} 朱勇刚³ 涂思怡^{1,2}

(1. 江苏省物联网与控制技术重点实验室(南京航空航天大学), 南京, 210016; 2. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京, 210016; 3. 总参第六十三研究所, 南京, 210007)

摘要: 对信号稀疏度未知甚至时变的频谱感知应用场景, 将自适应思想与序贯压缩频谱感知技术相结合, 提出了一种可变步长序贯压缩频谱快速感知算法。新算法建立了下一次判决所需观测值数目步长因子与当前对数似然比距门限距离之间的函数关系, 克服了现有的序贯压缩检测算法以固定步长增加观测值的不足。分别以分段函数和抛物线函数为步长因子调整规则进行理论分析和仿真实验。仿真结果表明: 与现有的序贯压缩检测算法相比, 变步长算法具有检测速度快、观测值数目少和计算复杂度小等优点。

关键词: 宽带频谱感知; 压缩采样; 变步长; 序贯压缩检测

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Spectrum Sensing Algorithm Based on Variable Step-Size Sequential Compressed Sampling

Zhang Henglong^{1,2}, Song Xiaoqin^{1,2}, Zhu Yonggang³, Tu Siyi^{1,2}

(1. Jiangsu Key Laboratory of Internet of Things and Control Technologies (Nanjing University of Aeronautics and Astronautics), Nanjing, 210016, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016, China; 3. The 63rd Research Institute of the General Staff Headquarters, Nanjing, 210007, China)

Abstract: The signal sparsity is often unknown, or even changed with time in spectrum sensing. Therefore, a variable step-size sequential compressed detection algorithm is proposed by combining the adaptive theory with the sequential compressed spectrum sensing technology. The functional relationship is established between step-size factor of the next needed measurement numbers and current distance from the likelihood ratio and the detection thresholds. In addition, the shortcoming of the fixed step size of the measurement increment in the existing sequential compressed sensing is overcome in the proposed algorithm. Theoretical analysis and computer simulations are conducted by introducing the rules of step size adjustment with piecewise function and parabolic function, respectively. Simulations prove that, the proposed algorithm has the faster detection speed, less measurements number and lower computational complexities, compared with the existing sequential compressed detection scheme.

Key words: wideband spectrum sensing; compressed sampling; variable step-size; sequential compressed detection

基金项目: 国家自然科学基金(61301103)资助项目; 国家自然科学基金(61401505)资助项目; 江苏省自然科学基金(BK20130069)资助项目; 中国博士后基金面上项目(2012M521853)资助项目; 江苏省博士后科研资助计划(1201076C)资助项目; "物联网与控制技术"优势学科资助项目。

收稿日期: 2014-02-03; **修订日期:** 2014-11-30

引言

随着通信速率和带宽需求的不断增加,宽带频谱感知^[1]逐渐受到业界的关注。然而,基于经典的奈奎斯特采样定理的宽带频谱感知方法需要以两倍于信号最高频率的采样速率获得采样值,这就要求射频前端模拟/数字转换器(Analog-to-digital converter, ADC)具有较高的采样速率,导致硬件实现代价较大^[2]。压缩感知(Compressed sensing, CS)^[3-7]理论通过充分挖掘信号的稀疏性,将信号采样与压缩过程合并进行,首先采集信号的低速观测序列,然后根据相应重构算法重构原始信号,突破了ADC采样率的限制。

在压缩感知框架下,采样速率不再取决于信号的带宽,而在很大程度上取决于信号的稀疏性和非相关性准则。鉴于目前已经分配的频谱资源利用率非常低,频谱实际占用通常具有稀疏性^[2],因此,在宽带认知无线通信系统中引入CS理论,将以亚奈奎斯特采样率进行信号采样,通过获得的低速观测序列实现宽带信号的频谱感知。文献[8]提出了一种基于压缩采样观测值的宽带频谱感知算法,但这一算法的观测序列采样压缩比是根据信号稀疏度事先确定的。然而实际通信应用环境中,由于信道多径衰落以及多用户影响等因素,待检测信号频谱的稀疏度往往难以事先预知。文献[9,10]针对信号稀疏度未知场景,先通过部分采样点观测值对频谱稀疏度进行估计,然后依据估计结果自适应调整压缩采样速率,以动态自适应的方式完成对宽频带的压缩频谱感知。但这一类算法需要额外的采样点开销来对宽带频谱稀疏度进行估计,在保证检测性能的同时,通常难以保证频谱的快速检测。文献[11,12]将序贯检测思想引入宽带压缩频谱感知,提出序贯压缩检测(Sequential compressed detection, SCD)算法,克服了文献[9,10]中算法存在需要额外采样开销的不足,实现了频谱稀疏度未知条件下的宽带频谱感知。但文献[11,12]提出的SCD算法在序贯检测判决过程中,当算法根据当前观测值不能做出判决时,算法每次只增加一个额外观测值来进行下一次判决,导致信号检测判决速度较慢,特别是在算法需要进行多次迭代判决的情况下更为明显,这使得算法在实际应用中受到一定的限制。因此,有必要研究能在信号频谱稀疏度未知甚至时变条件下,实现额外观测值数目自适应调整的序贯压缩检测算法。

本文在文献[11,12]的基础上,将自适应思想^[13]与序贯压缩检测算法相结合,在分析序贯检测算法序贯检测过程中似然比变化特性的基础上,提出了变步长的自适应序贯压缩检测算法,建立起下一次判决所需观测值数目步长因子与当前对数似然比距门限距离之间的函数关系,实现了稀疏度未知条件下频谱的快速有效检测。计算机仿真结果表明,与现有的序贯压缩检测算法相比,在达到相同检测性能的前提下,新算法所需观测值数目节约50%左右,计算复杂度也有显著降低。

1 基于序贯压缩感知的信号模型

假设宽带主用户(Primary user, PU)通信系统工作频段宽度为 B Hz,其中包含 P 个不重叠、等带宽的子信道。在给定的时间和地点,PU网络中只有 $\gamma(\ll P)$ 个信道被当前活跃PU占用,而其余的 $P-\gamma$ 个信道处于空闲状态,并可给次用户(Second user, SU)提供频谱接入机会。然而,占用的 γ 个信道的位置是未知的。因此,在给定的接收信号 $s(t)$ 的条件下,宽带频谱检测器的感知任务就是检测 P 个子信道的占用情况^[10]。

在采样周期内,将感知节点采集到的PU信号离散时间序列观测值记为 $\mathbf{y}=[y(0), y(1), \dots, y(n-1)]^T$ 。其中 $y(k)$ 是感知节点在 $k(0 \leq k \leq n-1)$ 时刻采样的信号值。因此,信号模型可表示如下

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中: \mathbf{s} 是PU信号, \mathbf{n} 是均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

为了减少感知节点的数据采集和存储,假设采用模拟/信息转换器(Analog-to-information converter, AIC)对宽带模拟信号直接进行信息获取^[14],感知节点接收到的是压缩采样值记为 $\mathbf{z}=[z(0), \dots,$

$$z(m-1)]^T$$

$$z = \Phi y \quad (2)$$

式中: Φ 是 $m \times n$ 维采样观测投影矩阵, 反映 AIC 的随机调制和低通滤波处理过程, 实现压缩采样功能。

在传统压缩检测理论中, 用于检测的观测值数目固定, 其对应的检测判决时间也固定。为了减少检测时间, 序贯压缩检测方法使用可变数量的观测序列进行检测。因此, 在检测性能的约束条件下, 序贯检测方法能最大限度地减少检测时间。

在序贯压缩检测方案中, 为了检测 PU 信号 s 是否存在, 采用如下的假设检验准则

$$\begin{aligned} H_0: z_i &= \Phi_i n \\ H_1: z_i &= \Phi_i (s + n) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: z_i 是第 i 项随机投影值, Φ_i 是从投影矩阵 Φ 中随机选取的行向量。

与序贯检测理论类似, 序贯压缩检测的判决准则为^[12]

$$\begin{cases} \Delta(m) \geq \lambda_1 \\ \Delta(m) \leq \lambda_0 \\ \lambda_0 < \Delta(m) < \lambda_1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\lambda_0 = \ln A$ 和 $\lambda_1 = \ln B$ 是与给定的虚警概率 P_f 和检测概率 P_d 相关的判决门限, 且有 $\lambda_0 < \lambda_1$, $A \approx (1 - P_d)/P_f$, $B \approx P_d/P_f$ 。 m 为检测所需的观测值数目。对数似然比值 $\Delta(m)$ 表达式如下

$$\Delta(m) = \ln(p_{1m}/p_{0m}) \quad (5)$$

式中: $p_{1m} = P_1(z_1) \cdots P_1(z_m)$, $p_{0m} = P_0(z_1) \cdots P_0(z_m)$ 。

在序贯压缩检测算法中, 按顺序采集 PU 信号观测值 z_i , 然后将统计检测量 $\Delta(m)$ 与两个门限 λ_0 和 λ_1 进行比较。如果似然比大于 λ_1 , 检测器就判决为 H_1 ; 如果似然比小于 λ_0 , 就判决为 H_0 。如果似然比落在两个门限之间, 检测器就要等下一个观测值的到来, 因为现有的信息不能做出满足目标约束的最后判决。在这种情况下, 这个过程要一直重复, 直到能够做出判决。

在现有的序贯压缩检测算法中, 当似然比落在两个门限之间时, 不终止判决且继续进行采样, 而每次继续采样只是增加一个额外观测值来进行下一次判决, 这可以看作是以步长因子 $\mu_0 = 1$ 来接收额外观测值。然而, 这种以固定步长增加额外观测值数目的方式, 未能实现步长因子对当前似然比值距门限距离的自适应实时调整, 会造成采样和检测判决时间上的不必要开销。

2 变步长自适应序贯压缩感知算法

本文将自适应思想引入序贯压缩检测过程, 提出变步长序贯压缩检测 (Variable step-size sequential compressed detection, VSS-SCD) 算法, 使其迭代检测过程中增加的观测值数目随迭代次数自适应调整^[15], 从而减少计算复杂度, 使检测器做出更为快速的检测判决。变步长序贯压缩感知系统框图如图 1 所示, 首先通过 AIC 对宽带模拟信号直接压缩采样, 然后计算检测统计量 $\Delta(m)$, 并将 $\Delta(m)$ 与判决门限比较, 若检测器不能判决, 则根据对数似然比距判决门限距离 $d(i)$ 来自适应确定下一次判决所需观测值数目步长因子 $\mu(i+1)$, 并将这一信息反馈给采样前端, 重复上述过程, 直到检测器做出判决。

考虑变步长序贯压缩检测算法下的假设检验问题, 假设检验准则如下

$$\begin{aligned} H_0: z_i &= \Phi_{\mu(i)} n \\ H_1: z_i &= \Phi_{\mu(i)} (s + n) \end{aligned} \quad (6)$$

式中: z_i 是 $\mu(i) \times 1$ 维随机投影向量, $\Phi_{\mu(i)}$ 是根据变步长因子 $\mu(i)$ 从投影矩阵 Φ 中随机选取 $\mu(i)$ 行组成的矩阵。

在压缩采样值独立同分布条件下, 变步长序贯压缩检测算法下的统计检测量 $\Delta(m)$ 为

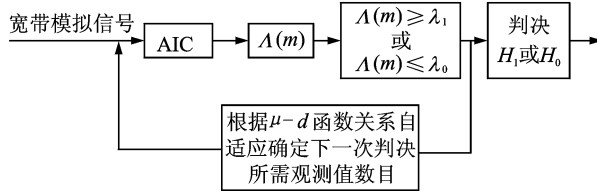


图1 变步长序贯压缩感知系统

Fig. 1 Block diagram of variable step-size sequential compressed sensing system

$$\Lambda(m) = \ln \frac{p_{1m}}{p_{0m}} = \ln \frac{P_1(\mathbf{z}_1)}{P_0(\mathbf{z}_1)} + \dots + \ln \frac{P_1(\mathbf{z}_m)}{P_0(\mathbf{z}_m)} \quad (7)$$

其中

$$P_1(\mathbf{z}_i) = \frac{\exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_i - \Phi_{\mu(i)} \mathbf{s})^T (\sigma^2 \Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T)^{-1} (\mathbf{z}_i - \Phi_{\mu(i)} \mathbf{s}))}{|\sigma^2 \Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T|^{\frac{m}{2}} (2\pi)^{\frac{m}{2}}} \quad (8)$$

$$P_0(\mathbf{z}_i) = \frac{\exp(-\frac{1}{2} \mathbf{z}_i^T (\sigma^2 \Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T)^{-1} \mathbf{z}_i)}{|\sigma^2 \Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T|^{\frac{m}{2}} (2\pi)^{\frac{m}{2}}} \quad (9)$$

用 l_i 表示上述求和中的第 i 项, 即

$$l_i = \ln \frac{P_1(\mathbf{z}_i)}{P_0(\mathbf{z}_i)} = \frac{\mathbf{z}_i^T (\sigma^2 \Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T)^{-1} \Phi_{\mu(i)} \mathbf{s} - \mathbf{s}^T \Phi_{\mu(i)}^T (\Phi_{\mu(i)} \Phi_{\mu(i)}^T)^{-1} \Phi_{\mu(i)} \mathbf{s}}{2\sigma^2} \quad (10)$$

经上述分析, 变步长序贯压缩检测算法的流程为:

(1) 初始化, 根据给定的虚警概率 P_f 和检测概率 P_d 计算门限 λ_0 和 λ_1 , 令 $\mu(1) = 1$;

(2) 计算 $\Lambda(m)$ 。若 $\Lambda(m) \geq \lambda_1$, 判 H_1 , 若 $\Lambda(m) \leq \lambda_0$, 判 H_0 , 转到步骤(4);

(3) 若 $\lambda_0 < \Lambda(m) < \lambda_1$, 计算对数似然比值距判决门限距离 $d(i)$, 并根据 μ - d 函数关系自适应确定下一次判决所需额外观测值数目步长因子 $\mu(i+1)$, 继续采样得到观测值序列, 转到步骤(2);

(4) 终止判决检测。

变步长序贯压缩检测算法的关键在于 μ - d 函数关系的确定。考虑到 μ - d 函数关系需满足如下要求: 在对数似然比距门限距离值较远时, 算法以较大的步长增加观测值数目; 在对数似然比距门限距离值较近时, 算法以较小的步长增加观测值数目。现提出如下两种变步长序贯压缩检测算法步长因子选择规则:

(1) μ - d 函数关系服从分段函数分布, 记为 VSS-SCD-1 算法。

$$\mu(i+1) = \begin{cases} 10 & d(i) < 1 \\ 1 & d(i) \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中 $d(i)$ 定义为似然比值距双门限中间值的距离, 即 $d(i) = |l_i - C|$ 。 $C = 1/(\lambda_0 + \lambda_1)$ 为双门限距离中间值。

(2) μ - d 函数关系服从抛物线函数分布, 记为 VSS-SCD-2 算法。

$$\mu(i+1) = \begin{cases} \epsilon & \epsilon \neq 0 \\ 1 & \epsilon = 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中 $\epsilon = \lfloor -1/(\lambda_0 \times \lambda_1) \times [d(i) - \lambda_1] \times [d(i) + \lambda_0] \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整符号。 $d(i)$ 定义为似然比到零门限值的距离, 即 $d(i) = l_i - 0$ 。

与序贯压缩检测算法相比, 变步长序贯压缩检测算法能够根据当前似然比与判决门限的距离来自适应调整迭代判决所需额外观测值数目, 节约了检测判决时间, 且算法计算复杂度较低。表 1 给出了几

种算法一次成功检测的计算复杂度比较。具体推导过程见附录。

表 1 3 种算法计算复杂度比较

Table 1 Comparison of computation complexity for three algorithms

	SCD($Mu=1$)	VSS-SCD-1	VSS-SCD-2
乘法	$m_{\text{SCD}} \times (2N + 4)$	$m_{\text{VSS-SCD-1}} \times [2\bar{\mu}(N + 1) + 3]$	$m_{\text{VSS-SCD-2}} \times [2\bar{\mu}(N + 1) + 7]$
加法	$m_{\text{SCD}} \times (2N + 1)$	$m_{\text{VSS-SCD-1}} \times (2\bar{\mu}N + 1)$	$m_{\text{VSS-SCD-2}} \times (2\bar{\mu}N + 1)$

表 1 中: m_{SCD} , $m_{\text{VSS-SCD-1}}$ 和 $m_{\text{VSS-SCD-2}}$ 分别为各算法迭代判决次数, $\bar{\mu}$ 为自适应步长因子均值, N 为数据长度, 计算复杂度单位为 MIPS。

3 算法仿真与性能分析

本文将对所提变步长序贯压缩检测算法和现有的序贯压缩检测算法进行蒙特卡洛仿真实验。考虑一个划分为 $P=20$ 个子信道的 16 MHz 宽带频谱, 各个子信道带宽相同, 即每个子信道的带宽为 0.8 MHz。因此, 频谱检测目标是 16 MHz 的 OFDM 调制信号。不失一般性, 假设信道为高斯白噪声信道。定义信噪比为 $\text{SNR}=S/\sigma_0^2$, 其中, S 是 PU 传输信号能量, σ_0^2 是高斯白噪声方差。在采样周期内, 感知节点采集的观测值固定数目为 $n=400$, 并对观测值进行随机投影处理, 得到 m 个投影压缩观测值。

图 2 给出了虚警概率为 $P_f=0.01$, 信噪比 $\text{SNR}=10$ dB 条件下, 已有的序贯压缩检测算法的似然比变化曲线。可以看出, 现有的序贯压缩检测算法在根据当前观测值不能进行判决时, 以固定步长 $\mu_0=1$ 增加额外观测值, 带来检测判决时间上的缓慢。

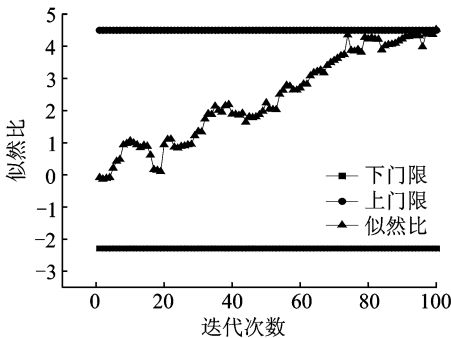


图 2 已有的序贯压缩检测算法的似然比变化曲线
Fig. 2 Likelihood ratio of the existed sequential compression detection algorithm

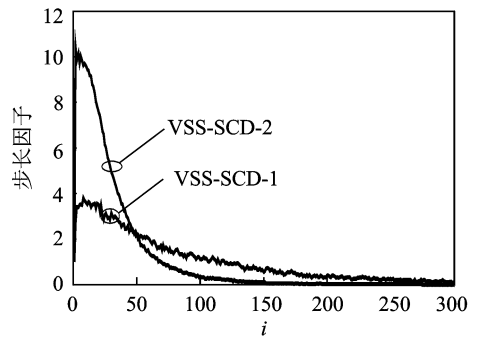


图 3 2 种 VSS-SCD 算法中步长因子 $\mu(i)$ 随迭代判决次数 i 的变化曲线
Fig. 3 The curve of the step-size factor $\mu(i)$ with the iteration decision times in two VSS-SCD algorithms

图 3 给出了在虚警概率为 $P_f=0.01$, 信噪比 $\text{SNR}=10\text{dB}$ 的条件下, 步长因子 $\mu(i)$ 随迭代判决次数 i 的变化曲线。该曲线由 1 000 次统计独立的仿真结果取平均得到。可以看出, 无论是 VSS-SCD-1 算法还是 VSS-SCD-2 算法, 在算法初始阶段, 以较大的步长来增加采样点数, 使得检测算法迅速收敛; 在稳态阶段, 以较小的步长来增加采样点数, 减小稳态误差, 从而实现了额外观测值数目的自适应调整。此外, VSS-SCD-2 算法的收敛速度快于 VSS-SCD-1 算法, 检测判决速度更快。

图 4 和图 5 分别给出了不同虚警概率 P_f 下, 两种变步长自适应序贯压缩检测方案与现有的序贯压缩检测方案所需观测值数目的比较。可以看出: (1) 对于现有序贯压缩检测算法, 在固定步长 $\mu_0=1$ 时, 14 dB 信噪比条件下 SCD 算法所需观测值数目明显少于 10 dB 信噪比下所需观测值数目, 尤其在 P_f 较小时更为突出, 而在固定步长 $\mu_0=2$ 时, 无论是 14 dB 还是 10 dB, 两种不同信噪比条件下 SCD 算法所需

观测值数目相近;(2)与现有的序贯压缩检测算法相比,无论是在 SNR 为 10 dB 还是 14 dB 条件下,算法 VSS-SCD-1 和 VSS-SCD-2 在相同检测性能条件下,所需观测值数目至少节约 50% 左右,带来了判决时间上的节约,检测速度得到显著提高。

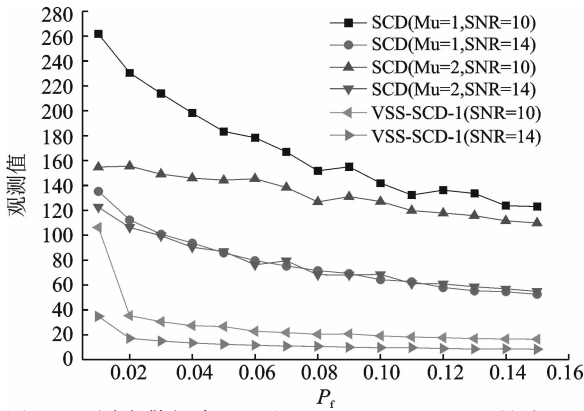


图 4 不同虚警概率 P_f 下 SCD 和 VSS-SCD-1 所需观测值数目比较

Fig. 4 Comparison of the observed values of VSS-SCD-1 and SCD under different false alarm probabilities

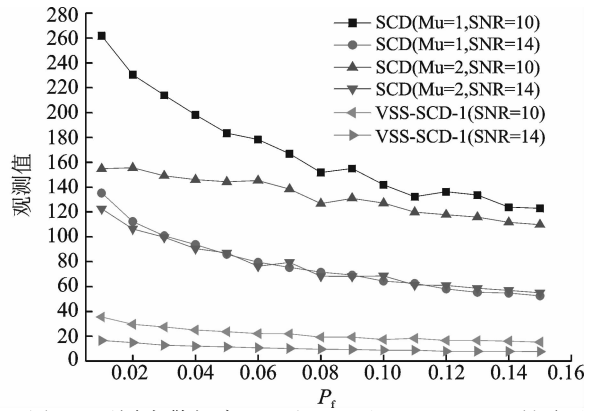


图 5 不同虚警概率 P_f 下 SCD 和 VSS-SCD-2 所需观测值数目比较

Fig. 5 Comparison of the observed values of VSS-SCD-2 and SCD under different false alarm Probabilities P_f

图 6 给出了不同信噪比条件下,3 种序贯压缩检测算法的检测概率曲线。可以看出,在相同的低信噪比条件下:(1)对于不同固定步长的 SCD 算法,算法检测性能相当;(2) VSS-SCD-2 算法的检测性能优于 VSS-SCD-1 算法,而 VSS-SCD-1 算法检测性能优于 SCD 算法的检测性能。

表 2 是采样周期内,检测概率 $P_d=0.9$,虚警概率 $P_f=0.01$,信噪比 SNR=10 dB,1 000 次蒙特卡洛实验下各算法一次成功检测所需计算复杂度仿真比较。与 SCD 算法相比,算法 VSS-SCD-1 和 VSS-SCD-2 计算复杂度将分别降低 20% 和 80% 左右。可见,变步长算法计算复杂度低于现有的序贯压缩检测算法,能够节约检测时间并实现频谱的快速检测。

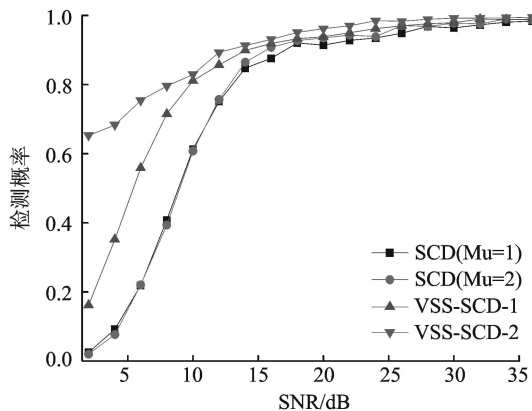


图 6 不同信噪比(SNR)条件下 3 种算法的检测概率曲线比较

Fig. 6 Comparison curves of the detection probability of three algorithms under different SNR conditions

表 2 算法计算复杂度仿真比较

Table 2 Simulation comparison of computation complexity

	SCD($M_u=1$)	VSS-SCD-1	VSS-SCD-2
乘法	207 308.98	156 439.714 9	39 665.357 85
加法	206 535.447	156 047.598 4	39 560.459 2

4 结束语

现有的序贯压缩检测算法中,由当前观测值不能做出检测判决时,每次只增加一个额外观测值来进行下一次判决,算法存在计算复杂度较高及检测速度较慢等不足。本文提出了变步长序贯压缩频谱感知算法,算法中额外观测值数目步长与似然比值与门限值距离大小有关。在序贯压缩检测刚开始时,以较大的步长来增加观测值;在序贯压缩检测一段时间后,以较小的步长来增加观测值,实现自适应的序贯压缩检测。仿真结果表明,变步长算法比现有的序贯压缩检测算法所需额外观测值数目更少,计算复杂度更小,检测判决速度更快,且检测性能也优于现有的序贯压缩检测算法。需要指出的是,本文仅考虑了单节点模型下的变步长序贯压缩检测算法研究,下一步工作可将该算法应用于多节点通信环境中。

参考文献:

- [1] Quan Zhi, Cui Shuguang, Sayed A H, et al. Wideband spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//IEEE International Conference on Communications. Beijing, China: IEEE, 2008: 901-906.
- [2] Ghasemi A, Sousa E S. Spectrum sensing cognitive radio networks: Requirements challenges and design tradeoffs [J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 32-39.
- [3] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] Davenport M A, Boufounos P T, Wakin M B, et al. Signal processing with compressive measurements [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 445-460.
- [5] 金坚, 谷源涛, 梅顺良. 压缩采样技术及其应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 470-475.
Jin Jian, Gu Yuantao, Mei Shunliang. An introduction to compressive sampling and its applications[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(2): 470-475.
- [6] 张弓, 杨萌, 张劲东, 等. 压缩感知在雷达目标探测与识别中的研究进展[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(1): 1-12.
Zhang Gong, Yang Meng, Zhang Jindong, et al. Advances in theory and application of compressed sensing in radar target detection and recognition [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(1): 1-12.
- [7] 王文娟, 杨震. 基于语音压缩感知观测序列非重构的清浊音判别法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(3): 274-279.
Wang Wenjuan, Yang Zhen. Voicing-state identification based on speech observation sequence and non-reconstruction in compressing sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(3): 274-279.
- [8] Davood Mardani Najafabadi, Tadaion A A, Masoud Reza Aghabozorgi Sahaf. Wideband spectrum sensing by compressed measurements [C]// The Seventeenth IEEE Symposium on Computers and Communications. Cappadocia, Turkey: IEEE, 2012: 667-671.
- [9] Sun Hongjian, Chiu WeiYu, Nallanathan A. Adaptive compressive spectrum sensing for wideband cognitive radios [J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(11): 1812-1815.
- [10] Wang Yue, Tian Zhi, Feng Chunyan. Sparsity order estimation and its application in compressive spectrum sensing for cognitive radios [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(6): 2116-2125.
- [11] 顾彬, 杨震, 胡海峰. 基于序贯压缩感知的自适应宽带频谱检测[J]. 仪器仪表学报, 2011, 6(32): 1272-1277.
Gu Bin, Yang Zhen, Hu Haifeng. Adaptive wide-band spectrum detection based on sequential compressed sensing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 6(32): 1272-1277.

- [12] Zheng Haifeng, Xiao Shilin, Wang Xinbing. Sequential compressive target detection in wireless sensor networks [C]//IEEE International Conference on Communications. Kyoto, Japan: IEEE, 2011: 1-5.
- [13] Simon Haykin. 自适应滤波器原理[M]. 4版. 北京:电子工业出版社, 2002:159-179.
Simon Haykin. Adaptive filtering theory[M]. 4th Edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002:159-179.
- [14] Xi Chen, Zhuizhuan Yu, Sebastian Hoyos, et al. A sub-Nyquist rate sampling receiver exploiting compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2011, 58(3): 507-520.
- [15] 李宁, 张勇刚, 郝燕玲. 一种鲁棒性变步长 LMS 公式的稳态性能分析[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(18): 4978-4981.
Li Ning, Zhang Yonggang, Hao Yanling. Steady state performance for a robust VSSLMS algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(18): 4978-4981.

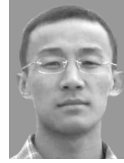
作者简介:



张恒龙(1988-),男,硕士研究生,研究方向:频谱感知、压缩感知、统计与自适应信号处理。E-mail: hengl.cool@163.com。



宋晓勤(1973-),女,副教授,研究方向:无线网络与通信, E-mail: xiaoqi.song@163.com。



朱勇刚(1982-),男,博士,在站博士后,研究方向:通信抗干扰、频谱感知、压缩感知、统计与自适应信号处理。



涂思怡(1989-),女,硕士研究生,研究方向:频谱感知、压缩感知。

附录:一次迭代检测判决过程中算法计算复杂度统计

表 A1 序贯压缩检测算法(SCD)

Table A1 Sequential compressed detection algorithm(SCD)

$z_i = \Phi_i n$	乘法: N 加法: $N-1$
$z_i' = \Phi_i (s+n)$	乘法: N 加法: $N-1$
$l_i = \frac{Z_i * Z_i - (Z_i - Z_i')^2}{2\sigma^2}$	乘除: 4 加减: 2
$\Delta(i+1) = \Delta(i) + l_{i+1}$	加法: 1
计算复杂度	乘法: $2N+4$ 加法: $2N+1$

表 A2 变步长序贯检测算法(VSS-SCD-1)

Table A2 Variable step-size sequential compressed detection algorithm(VSS-SCD-1)

$\mu(i+1) = \begin{cases} 10 & d(i) < 1 \\ 1 & d(i) \geq 1 \end{cases}$	步长因子调整规则 1
$\mathbf{z}_i = \Phi_{\mu(i)} \mathbf{n}$	乘法: $\mu(i+1)N$ 加法: $\mu(i+1)(N-1)$
$\mathbf{z}'_i = \Phi_{\mu(i)} (\mathbf{s} + \mathbf{n})$	乘法: $\mu(i+1)N$ 加法: $\mu(i+1)(N-1)$
$l_i = \frac{2\mathbf{z}'_i{}^T \mathbf{z}'_i - \mathbf{z}'_i{}^T \mathbf{T}_i \mathbf{z}'_i}{2\sigma^2}$	乘除: $2\mu(i+1) + 3$ 加减: $2\mu(i+1) - 1$
$d(i) = l_i - C $	加法: 1
$\Delta(i+1) = \Delta(i) + l_{i+1}$	加法: 1
计算复杂度	乘法: $2\mu(i+1)(N+1) + 3$ 加法: $2\mu(i+1)N + 1$

表 A3 变步长序贯检测算法(VSS-SCD-2)

Table A3 Variable step-size sequential compressed detection algorithm(VSS-SCD-2)

$\mu(i+1) = \begin{cases} \epsilon & \epsilon \neq 0 \\ 1 & \epsilon = 0 \end{cases}$	步长因子调整规则 2
$\mathbf{z}_i = \Phi_{\mu(i)} \mathbf{n}$	乘法: $\mu(i+1)N$ 加法: $\mu(i+1)(N-1)$
$\mathbf{z}'_i = \Phi_{\mu(i)} (\mathbf{s} + \mathbf{n})$	乘法: $\mu(i+1)N$ 加法: $\mu(i+1)(N-1)$
$l_i = \frac{2\mathbf{z}'_i{}^T \mathbf{z}'_i - \mathbf{z}'_i{}^T \mathbf{z}'_i}{2\sigma^2}$	乘除: $2\mu(i+1) + 3$ 加减: $2\mu(i+1) - 1$
$\epsilon = -1/(\lambda_0 \times \lambda_1) \times [d(i) - \lambda_1] \times [d(i) + \lambda_0] $	乘除: 4 加减: 2
计算复杂度	乘法: $2\mu(i+1)(N+1) + 7$ 加法: $2\mu(i+1)N + 1$

