

控制与决策

Control and Decision

基于多模型假设检验的认知无线电频谱感知方法

刘宝, 邓军, 王伟峰, 王静婷, 黄梦涛

引用本文:

刘宝, 邓军, 王伟峰, 等. 基于多模型假设检验的认知无线电频谱感知方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(8): 1909–1915.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1669>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于情绪感知的语言多属性决策方法

Linguistic multi-criteria decision-making method based on emotion perception

控制与决策. 2020, 35(8): 1945–1952 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1435>

基于统计过程控制的两阶段缓冲监控方法

Two-stage buffer monitoring method based on statistical process control

控制与决策. 2020, 35(6): 1453–1462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1195>

概率盒框架下多响应模型确认度量方法

Model validation metrics with multiple correlated responses under the frame of probability box

控制与决策. 2019, 34(12): 2642–2648 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0309>

基于IMM-IKF的无线传感器网络非视距节点定位方法

Non-line of sight node localization method based on IMM-IKF for wireless sensor networks

控制与决策. 2018, 33(6): 1069–1074 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0173>

基于TDOA和RSS的可行域粒子滤波非视距定位算法

Non-line of sight localization algorithm based on TDOA and RSS by feasible region particle filter

控制与决策. 2017, 32(8): 1415–1420 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0979>

基于多模型假设检验的认知无线电频谱感知方法

刘宝^{1†}, 邓军², 王伟峰², 王静婷³, 黄梦涛¹

(1. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 西安 710054; 2. 西安科技大学 安全科学与工程学院, 西安 710054; 3. 西安翻译学院 工程技术学院, 西安 710105)

摘要: 提出一种基于序贯概率似然比多模型假设检验的认知无线电协作频谱感知方法,用于检测可能含有不同结构和参数不确定性的未知信号. 传统的认知无线电协作频谱感知方法(如基于序贯概率似然比的单模型假设检验、 M 元假设检验等),仅限于处理已知信号分布,不考虑信号分布的不确定性,可能会造成检测误判. 所提出方法不仅可以处理认知无线电信号分布模型的不确定性问题,而且可以得到满足错误概率约束的有效检测. 对频谱感知的一个典型场景进行仿真实验,结果表明所提出基于序贯概率似然比多模型假设检验方法相对于传统方法的检测有效性.

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 多模型假设检验; 序贯概率似然比检验

中图分类号: TN98

文献标志码: A

Cognitive radio spectrum sensing approach based on multiple-model hypothesis testing

LIU Bao^{1†}, DENG Jun², WANG Wei-feng², WANG Jing-ting³, HUANG Meng-tao¹

(1. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;
2. School of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;
3. Department of Engineering and Technology, Xi'an Fanyi University, Xi'an 710105, China)

Abstract: This paper presents a multiple-model hypothesis testing approach based on sequential probability ratio test for cognitive radio spectrum sensing to detect unknown signal that may have multiple possible distributions with different structural or parametric uncertainties. The traditional cognitive radio spectrum sensing scheme (e.g., single model hypothesis testing based on sequential probability ratio test and M -ary hypothesis testing) may be not correct, because it only handles the totally known signal distribution case without considering the uncertainties of signals. The proposed multiple-model hypothesis testing scheme not only copes with the uncertainties of signals, but also has a setting that can provide efficient detection results. Performance of the proposed scheme is evaluated for spectrum sensing in an illustrative scenario. Simulation results demonstrate its detection efficiency compared with the traditional schemes.

Keywords: cognitive radio; spectrum sensing; multiple-model hypothesis testing; sequential probability ratio test

0 引言

通信理论、信息理论、计算机科学与技术及微电子技术等的飞速发展带动了信号检测理论和技术正在向干扰环境更复杂、信号形式多样化、应用范围更宽泛的方向发展,人们对事物特征的认识得到了很大提升. 基于模型的信号检测问题已广泛存在于电子信息系统、生物医学工程、航空航天工程、模式识别和自动控制等诸多领域,尤其在认知无线电频谱感知领域具有广阔的应用前景. 认知无线电^[1-2](cognitive

radio, CR)是一种智能软件无线电^[3],可以通过对外部环境中的频谱状态信息感知,达到在保护具有授权频谱的用户服务质量的前提下智能地对其频谱进行动态接入和利用. 具有授权频谱的用户称为主用户(primary user, PU),认知无线电用户称为二级用户(secondary user, SU)^[4-6]. 由于二级用户的频谱接入优先权比主用户要低,认知用户必须独立具备检测出频谱空闲和主用户是否出现的能力,在避免对主用户产生干扰的情况下保证频谱使用的效率^[7]. 由此可见,

收稿日期: 2018-12-05; 修回日期: 2019-04-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61703329); 陕西省教育厅科研计划项目(17JK0504, 18JK1005); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2018JQ5197); 中国博士后科学基金项目(2018M633538); 西安科技大学科研培育基金项目(201738); 西安科技大学博士学位获得者科研启动基金项目(2016QDJ039, 2016QDJ033).

责任编辑: 李国齐.

[†]通讯作者. E-mail: xiaobei0077@163.com.

认知无线电的首要问题便是频谱感知. 鉴于该问题的特殊性,其难点在于信号的模型不确定,包括分布结构和参数的不确定性,具体体现在以下几个方面:

1) 在真实情况下,被检测信号的分布可能存在结构和参数的不确定性,而针对分布结构不确定性的研究较少见到;

2) 真实的信号模型可能不在多模型^[8](multiple model, MM)方法的模型集中;

3) 真实信号也不一定在假设集里.

传统的解决方案是将其描述为 M 元假设检验^[9]问题,然而这种做法有以下两方面不足:

1) 传统的 M 元假设检验一般解决的是分类或者辨识问题,而基于模型的认知无线电频谱感知问题旨在二元检测,因此, M 元假设检验的描述在本质上不适合于此问题.

2) 传统的 M 元假设检验一般不考虑假设的分布不确定性问题,而实际情况中不确定性问题往往存在,因此用传统的 M 元假设检验方法解决基于模型的认知无线电频谱感知问题时可能会出现判决失误. 例如,观测信号有两种可能的分布 $F_{11}(z|x_{11})$ 和 $F_{12}(z|x_{12})$,它们可能属于两种不同的分布族, x_{1i} ($i = 1, 2$) 为待检测主用户信号^[10-11], $F_{11}(z|x_{11})$ 为主用户信号是 x_{11} 时的观测信号的分布, $F_{12}(z|x_{12})$ 为主用户信号是 x_{12} 时的观测信号的分布. 检测的目的是判断主用户是否占用该通道,即判断该通道是否有信号,而不是辨识是哪种信号.

传统的 M 元假设检验方法将此问题描述为

$$\begin{cases} H_0 : z \sim F_0(z), \text{ 无信号;} \\ H_{11} : z \sim F_{11}(z|x_{11}), \text{ 信号1;} \\ H_{12} : z \sim F_{12}(z|x_{12}), \text{ 信号2.} \end{cases}$$

如果 H_0 能分别击败 H_{11} 和 H_{12} , 则 M 元假设检验方法判定无信号. 然而,真实的信号分布是 $H_t : z \sim f_t(z)$, 而不是三者中的任何一个, H_t 虽可能分别比 H_{11} 和 H_{12} 更接近 H_0 , 但 H_t 可能会比 H_0 更接近 H_{11} 与 H_{12} 的组合, 这样应该判定为有信号, 此时 M 元假设检验方法导致判决错误.

一方面,现有的参数和非参数检测方法^[12-13]很少同时考虑不同分布结构和信号分布不确定问题这两大难点,所以它们不能很好地解决此类基于模型的信号检测问题;另一方面,虽然现有文献对于此类检测问题也有涉猎,但是仅仅在某些具体应用实例中加以体现,并没有给出详尽的静态信号检测算法. 基于序贯概率似然比检验(sequential probability ratio test, SPRT)的多模型假设检验方法^[14]虽然在目标跟

踪问题中解决了分布结构或参数的不确定性问题,但是并未有相关的工作解决认知无线电的频谱感知问题.

鉴于此,本文针对现有基于模型的认知无线电频谱问题中信号检测方法的不足,提出一种能够解决传统方法中判决错误问题的基于 SPRT 的多模型假设检验频谱感知方法. 对频谱感知的一个典型场景进行仿真实验,结果表明所提出的基于序贯概率似然比多模型假设检验方法相对于传统方法的检测有效性.

1 问题描述及预备知识

1.1 序贯频谱感知的问题描述

序贯(sequential)频谱感知是指二级用户感知外部环境的方式通过序贯假设检验的形式进行,区别于非序贯(non-sequential)假设检验. 前者的样本量是变化的,如 SPRT; 后者的样本量是给定的,如奈曼-皮尔逊检验(Neyman-Pearson test). 一般情况下,相较于非序贯假设检验方法,优先考虑序贯假设检验方法有以下几个方面原因^[15-16]: 1) 量测是序贯获得的; 2) 通常而言,序贯检测在利用量测信息的角度上要比非序贯检测更有效; 3) 在相同错误概率约束的要求下,序贯假设检验往往能更快作出决策. 因此,本文关注的是序贯频谱感知.

二级用户的操作行为由其与周围环境的交互作用决定,一个认知无线电用户能够感知某个特殊的频段是否正被使用. 若没有被使用,则能占用此频段,且不会给相关的主用户造成有害干扰;若该频段的主用户之后又重新启动了传输,则该认知无线电用户可以跳转到另一个频段,或者通过改变自身的发射功率等级和调制机制避免干扰主用户,从而可以继续使用该频段^[17].

传统的频谱感知及动态频谱分配通常考虑认知无线网络中的 K 个二级用户. $\{z_{t,k}\}$ 表示在 t ($t \in R$) 时刻第 k 个二级用户的离散时间信号观测奈奎斯特采样,二级用户将观测信息进行处理并将本地的特定形式信息传输给融合中心. 融合中心接收到来自于 K 个二级用户的信息,为二级用户作出 H_0 vs. H_1 的二元假设判决,判断主用户占用(H_1)与否(H_0). 详细说,对于序贯检测过程,融合中心每一个时刻接收新的信息,运行一次检测,或者给出决策结果并停止接收新的数据,或者推迟给出决策直到从二级用户接收新的数据采样. 当融合中心停止接收数据并从两个假设中选择出决策结果时,整个过程终止.

假设来自于不同二级用户的信号观测是独立的,通常将此问题描述为如下二元假设检验问题^[18]:

$$H_0 : \begin{cases} \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{01}, \\ \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{02}, \\ \vdots \\ \{z_{1,K}, z_{2,K}, \dots, z_{t,K}\} \sim f_{0K}; \end{cases}$$

$$H_1 : \begin{cases} \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{11}, \\ \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{12}, \\ \vdots \\ \{z_{1,K}, z_{2,K}, \dots, z_{t,K}\} \sim f_{1K}. \end{cases}$$

$$A^n = \log \frac{f[z^n|\theta_1]}{f[z^n|\theta_0]}.$$

决策律

$$\begin{cases} D = 0, A^n \leq B; \\ D = 1, A^n \geq A; \\ \text{继续检测, otherwise.} \end{cases}$$

其中: $z_{t,k}$ 为 t 时刻来自于第 $k(k \in [1, K])$ 个二级用户的观测, “ \sim ” 为 “分布服从于”, f_{0k} 为假设 H_0 下第 k 个二级用户接收到的信号的联合概率密度函数, f_{1k} 为在假设 H_1 下第 k 个二级用户接收到的信号分布。

上述二元假设检验描述框架中, 信号分布 f_{0k} 和 f_{1k} 确定已知. 然而, 现实中大部分情况下信号分布是不确定的 (包括结构和参数的不确定性), 这是一个复杂的检测问题. 事实上, 信号的分布也不是完全未知而是可能部分已知, 只不过这种不确定性包含几种可能的分布形式, 即所谓的多分布检测 (multi-distribution detection, MDD) 问题^[19], 现有的参数或者非参数检验不能很好地解决此问题. 对于认知无线电频谱感知问题, “无信号” 的量测 (通常假设只有观测噪声) 服从分布 f_{0k} , “有信号” 本质上包含了所有其他的信号形式, 其中一些形式可能已知. 例如, 不同信号形式的量测可能服从不同的分布 (体现在结构和参数的不确定性上). 具体而言, f_{1k} 可能具有几种不确定的形式, 如 f_{1K}^1 , 或 f_{1K}^2, \dots , 或 f_{1K}^r .

1.2 基于 SPRT 的频谱感知

二战期间, 由于工业的发展和军事方面的需求, 科研工作者致力于研究用序贯检测方法解决下式:

$$H_0 : \theta = \theta_0 \text{ vs. } H_1 : \theta = \theta_1 (\theta_0 < \theta_1), \quad (1)$$

$$P\{H_1|H_0\} \leq \alpha, P\{H_0|H_1\} \leq \beta \quad (2)$$

所示的假设检验问题, θ 为概率密度分布 $f_\theta(x)$ 中的唯一参数, 且 z_1, z_2, \dots 是 $f_\theta(x)$ 产生的独立随机观测序列, 以最快的时间作出真实为 H_0 还是 H_1 的决策, 并要求满足式 (2) 的错误概率约束, 最终提出 SPRT 判决准则^[20].

一个序贯检测包含一对 (N, D) , 其中 N 为样本量, D 为决策律, 检测终止意味着该检验方法接受了某一个假设 ($D = i$ 表示接受假设 $H_i, i = 0, 1$).

SPRT 准则^[20] 具体内容如下.

检验统计量: 对数似然比为

其中: A 和 B 为两个常数决策阈值 (一般情况下是未知的), $f[z|\theta]$ 为参数 θ 的似然函数, $z^n = [z_1, z_2, \dots, z_n]$. 文献 [20] 证明了 SPRT 的最优性——在满足错误概率约束 (2) 的所有序贯和非序贯检验中, SPRT 同时最小化了 $E_{\theta_0}N$ 和 $E_{\theta_1}N$ ($E_{\theta}N$ 表示当 θ 为真实参数值时检验所需的平均样本量). 同时给出忽略超限 (overshoot) 时决策阈值的近似值^[21]

$$A = \log \frac{1 - \beta}{\alpha}, B = \log \frac{\beta}{1 - \alpha}.$$

虽然它们不是最优的阈值, 但它们是使得检测能够满足错误概率约束的保守界.

综上所述, SPRT 检验方法具有很多优良的性质, 主要有:

- 1) 最优性, 在满足错误概率约束的前提下, 同时最小化 $E_{\theta_0}N$ 和 $E_{\theta_1}N$;
- 2) 决策阈值可简单近似确定, 平均样本量有简便的计算公式;
- 3) 决策律简单易行, 便于实际应用.

基于上述 3 方面优点, SPRT 方法在序贯检测问题中具有举足轻重的地位, 并且在实际应用方面展现了其他方法无法比拟的优越性, 一直是最为流行的序贯检验方法.

对于认知无线电频谱感知问题, 因为二级用户之间的独立假设, SPRT 中时刻 t 接收到的所有信号的 \log 似然比 L_t 作为充分统计量可以表示为

$$L_t = \sum_{k=1}^K L_t^k,$$

其中 L_t^k 为 SPRT 中第 k 个二级用户接收到的本地 \log 似然比, 表示为

$$L_t^k \triangleq \log \frac{f_{1k}(z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k})}{f_{0k}(z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k})}.$$

当每个二级用户接收到的信号采样是独立同分布时, L_t 可由下式简单计算得到:

$$L_t = \sum_{k=1}^K \log \frac{f_{1k}(z_{n,k})}{f_{0k}(z_{n,k})}.$$

如前所述, 融合中心收集到本地 \log 似然比后, 逐时刻与阈值进行对比作出决策, 或者继续接收数据, 或者停止接收并从 H_0 和 H_1 中选择一个假设, 从而得到 SPRT 的最优决策.

1.3 多模型方法

简单起见,重点介绍自主式多模型 (autonomous multiple model, AMM) 算法,其他算法可以参考文献 [22] 给出的关于多模型方法的综述.之所以选择 AMM 算法作介绍,是因为作为第1代多模型算法,其计算需求简单、估计性能良好,已经成为目前应用最为广泛的多模型算法之一.

以离散时间线性高斯混态系统为例,多模型方法中的第 i 个模型满足以下方程:

$$x_{k+1} = F_k^{(i)} x_k + G_k^{(i)} w_k^{(i)}, \quad (3)$$

$$z_k = H_k^{(i)} x_k + v_k^{(i)}. \quad (4)$$

其中: k 为离散时间变量; x 为 n_x 维状态向量; z 为 n_z 维量测向量; $w_k^{(i)} \sim \mathcal{N}(\bar{w}_k^{(i)}, Q_k^{(i)})$ 为 n_w 维过程噪声; $v_k^{(i)} \sim \mathcal{N}(\bar{v}_k^{(i)}, R_k^{(i)})$ 为 n_v 维量测噪声; $F_k^{(i)}$ 为 $n_x \times n_x$ 维状态转移矩阵; $G_k^{(i)}$ 为 $n_x \times n_w$ 维噪声增益矩阵; $H_k^{(i)}$ 为 $n_z \times n_x$ 维量测矩阵; 上标 (i) 为该量属于模型集 M 中的模型 $m^{(i)}$, $i \in \{1, 2, \dots, l\}$; l 为模型集 M 的模型个数. 一般而言, $m_k^{(i)}$ 表示在 k 时刻模型 $m^{(i)}$ 与真实物理模式 s 匹配, 有 $m_k^{(i)} \triangleq \{s_k = m^{(i)}\}$. 下面仅给出 AMM 算法的单次循环, 以表明其具体算法流程, 其中 $\mathcal{N}(x; \mu, P)$ 表示均值为 μ 、协方差矩阵为 P 的高斯变量 x 的概率密度函数.

1) 基于模型的滤波 ($i = 1, 2, \dots, l$). 预测状态为

$$\hat{x}_{k|k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)} + G_{k-1}^{(i)} \bar{w}_{k-1}^{(i)};$$

预测状态方差为

$$P_{k|k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} P_{k-1|k-1}^{(i)} (F_{k-1}^{(i)})' + G_{k-1}^{(i)} Q_{k-1}^{(i)} (G_{k-1}^{(i)})';$$

量测残差为

$$\tilde{z}_k^{(i)} = z_k - H_k^{(i)} \hat{x}_{k|k-1}^{(i)} - \bar{v}_k^{(i)};$$

残差协方差为

$$S_k^{(i)} = H_k^{(i)} P_{k|k-1}^{(i)} (H_k^{(i)})' + R_k^{(i)};$$

滤波器增益为

$$K_k^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} (H_k^{(i)})' (S_k^{(i)})^{-1};$$

状态更新为

$$\hat{x}_{k|k}^{(i)} = \hat{x}_{k|k-1}^{(i)} + K_k^{(i)} \tilde{z}_k^{(i)};$$

状态方差更新为

$$P_{k|k}^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} - K_k^{(i)} S_k^{(i)} (K_k^{(i)})'.$$

2) 模型概率更新. 模型似然为

$$L_k^{(i)} \triangleq p[\tilde{z}_k^{(i)} | m_{(i)}^k, z^{k-1}] = \mathcal{N}(\tilde{z}_k^{(i)}; 0, S_k^{(i)});$$

模型概率为

$$\mu_k^{(i)} = \mu_{k-1}^{(i)} L_k^{(i)} / \sum_j \mu_{k-1}^{(j)} L_k^{(j)}.$$

3) 估计融合. 总体估计为

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_i \hat{x}_{k|k}^{(i)} \mu_k^{(i)};$$

总体估计方差为

$$P_{k|k} = \sum_i [P_{k|k}^{(i)} + (\hat{x}_{k|k} - \hat{x}_{k|k}^{(i)}) (\hat{x}_{k|k} - \hat{x}_{k|k}^{(i)})'] \mu_k^{(i)}.$$

2 基于多模型假设检验的频谱感知

多分布检测频谱感知问题中,信号的分佈伴随着结构或者参数的不确定性可能是部分已知的,例如信号的强度和噪声方差等.多模型假设检验方法将这种不确定性描述为一类特殊的二元假设检验问题,该问题由多模型框架下的两个模型族构成,形式如下:

H_0 :

$$\begin{cases} H_{01} : \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{01}, \\ H_{02} : \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{02}, \\ \vdots \\ H_{0K} : \{z_{1,K}, z_{2,K}, \dots, z_{t,K}\} \sim f_{0K}; \end{cases}$$

H_1 :

$$\begin{cases} H_{11} : \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{11}^1, f_{11}^2, \dots, f_{11}^{r_1}, \\ H_{12} : \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{12}^1, f_{12}^2, \dots, f_{12}^{r_2}, \\ \vdots \\ H_{1K} : \{z_{1,K}, z_{2,K}, \dots, z_{t,K}\} \sim f_{1K}^1, f_{1K}^2, \dots, f_{1K}^{r_K}. \end{cases}$$

其中: $z_{t,k}$ 为 t 时刻来自于第 k ($k \in [1, K]$) 个二级用户的观测, “ \sim ” 为 “分布服从于”, f_{0k} 为假设 H_0 下第 k 个二级用户接收到的信号的联合概率密度函数, f_{1k}^i ($i \in [1, r_k]$) 为在假设 H_1 下第 k 个二级用户接收到的信号分布.

独立假设条件下,认知无线电频谱感知问题为

$$\begin{cases} H_{0k} : \{z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k}\} \sim f_{0k}; \\ H_{1k} : \begin{cases} H_{1k}^1 : \{z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k}\} \sim f_{1k}^1, \\ H_{1k}^2 : \{z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k}\} \sim f_{1k}^2, \\ \vdots \\ H_{1k}^{r_k} : \{z_{1,k}, z_{2,k}, \dots, z_{t,k}\} \sim f_{1k}^{r_k}. \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $M_0 = \{f_{0k}\}$ 和 $M_1 = \{f_{1k}^1, f_{1k}^2, \dots, f_{1k}^{r_k}\}$ 分别为没有信号的模型集和需要检测的主用户信号模型集.

常用的序贯概率似然比决策律不能直接应用于该描述框架,因为 SPRT 针对简单假设,而 MDD 问题中的假设一般是分布结构或参数不同的复合假

设. 如文献[14]提出的, 模型集似然的概念可以处理分布结构不同的问题, 并且可以将复合假设转变为简单假设. 为了得到模型集似然, 假设模型是依概率匹配真实的, 即已知上面简单假设下(如式(5)中的 $H_{ik}, i = 0, 1$)的模型可能是真实的概率分布. 该假设是自然的, 并且广泛应用于MM方法中. 给定模型似然和概率, 可以利用MM算法计算出模型集似然. 换言之, 在多模型假设检验描述中, 上文关于模型的一般假设使得模型集似然可以自然地、严格地将复合假设转变为简单假设. 下面模型集似然在多模型假设检验方法中的角色便与假设的似然在简单假设检验中的角色完全相同.

基于SPRT的多模型假设检验算法^[19, 23-24]记为MMSPT, 需要计算联合似然比

$$\Lambda^k \triangleq \frac{L_{M_1}^k}{L_{M_0}^k}, \quad (6)$$

其中

$$L_{M_j}^k \triangleq f[z^k | s \in M_j] \quad (7)$$

为模型集 $M_j (j = 0, 1)$ 的联合似然. 如果观测序列 $\{z_k\}$ 是白的(white), 则有

$$L_{M_j}^k = \prod_{k_0 \leq \kappa \leq k} L_{M_j}^{\kappa}, \quad j = 0, 1. \quad (8)$$

其中: k_0 为检验开始时刻; 模型集 M_j 的边缘似然为

$$L_k^{M_j} \triangleq f[z_k | s \in M_j, z^{k-1}] = \sum_{m_i \in M_j} f[z_k | s = m_i, z^{k-1}] \mu_{k-1}^{(i,j)}, \quad (9)$$

s 为真实模式, m_i 为第 i 个模型, $s = m_i$ 为模型 m_i 与真实模式 s 匹配, $f[z_k | s = m_i, z^{k-1}]$ 为模型 m_i 的似然. 模型集 M_j 中每个模型的概率 $\mu_{k-1}^{(i,j)} = P\{s = m_i | s \in M_j, z^{k-1}\}$ 可以由MM算法得到. 本文下标 k 和上标 k 分别表示“在时刻 k ”和“到时刻 k ”.

对于白量测序列(white measurement sequence)的静态系统, 联合似然比 Λ^k 容易计算得到, 所以SPRT算法性能良好. 然而, 对于动态系统, 量测序列通常不是独立的, 因此式(8)不成立, 导致 Λ^k 很难得到. 幸运的是, 量测残差序列 \tilde{z}_k 是不相关的^[25], 其中

$$\tilde{z}_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1} = z_k - E[z_k | s \in M, z^{k-1}] = z_k - \sum_{m_q \in M} \hat{z}_{k|k-1}^{(q|M)} \mu_{k-1}^{(q|M)}. \quad (10)$$

基于全模型集 $M = M_0 \cup M_1$, 模型概率 $\mu_{k-1}^{(q|M)}$ 和量测一步预测 $\hat{z}_{k|k-1}^{(q|M)}$ 可以通过MM算法算得. 不失一般性, 假设 $j \leq k-1$. 由全期望公式得 $E[\tilde{z}_k \tilde{z}_j'] = E[E[\tilde{z}_k \tilde{z}_j' | z^{k-1}]] = E[E[\tilde{z}_k | z^{k-1}] \tilde{z}_j']$. 因为 $\hat{z}_{k|k-1} = E[z_k | z^{k-1}]$, 所以 $E[\tilde{z}_k | z^{k-1}] = E[z_k - \hat{z}_{k|k-1} | z^{k-1}] =$

0. 因此 $E[\tilde{z}_k \tilde{z}_j'] = 0$, 即量测残差在时间上不相关. 另外, 系统(3)和(4)在线性高斯假设下, 随着时间的增加 \tilde{z}_k 将会趋于高斯分布, 因为随着时间的增加, 离真实最近的模型的概率将会趋近于1^[26]. 量测残差序列是渐近或近似独立的. 所以似然的计算过程中应该用量测残差代替量测. 模型集 $M_j (j = 0, 1)$ 的边缘似然^[14]定义为

$$L_k^{M_j} \triangleq f[\tilde{z}_k | s \in M_j, z^{k-1}] = \sum_{m_i \in M_j} f[\tilde{z}_k | s = m_i, z^{k-1}] \mu_{k-1}^{(i,j)}. \quad (11)$$

其中: \tilde{z}_k 由式(10)确定; $f[\tilde{z}_k | s = m_i, z^{k-1}] = f(\tilde{z}_k; a_k^{(i,j)}, S_k^{(i,j)})$ 是模型 m_i 的似然; 且有

$$a_k^{(i,j)} = E[\tilde{z}_k | s = m_i \in M_j, z^{k-1}] = E[z_k - \hat{z}_{k|k-1} | s = m_i \in M_j, z^{k-1}] = \hat{z}_{k|k-1}^{(i,j)} - \hat{z}_{k|k-1} = \hat{z}_{k|k-1}^{(i,j)} - \sum_{m_q \in M} \hat{z}_{k|k-1}^{(q|M)} \mu_{k-1}^{(q|M)},$$

$S_k^{(i,j)}, \hat{z}_{k|k-1}^{(i,j)}, \hat{z}_{k|k-1}^{(q|M)}, \mu_{k-1}^{(q|M)}$ 可以由MM算法计算得到. 模型集 M_j 的联合似然^[14]定义为

$$L_{M_j}^k \triangleq f[\tilde{z}^k | s \in M_j]. \quad (12)$$

由此可见, 利用MM算法的模型集似然不仅可以解决分布结构不同的问题, 还可以将复合假设转变为简单假设. 如此, 在静态系统中应用模型集似然的概念可以合理地满足SPRT的简单假设和独立同分布要求.

3 仿真实验

通过仿真结果验证基于多模型假设检验的认知无线电频谱感知方法的性能. 假设仿真网络有2个认知无线电用于频谱感知, 则 $K = 2$. 检测的错误概率约束为 $\alpha = \beta = 0.01$. 除非另作说明, 所有结果都是基于10000次蒙特卡洛仿真的.

考虑如下频谱感知问题:

$$H_0 : \begin{cases} H_{01} : \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{01} = \mathcal{N}(0, 1), \\ H_{02} : \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{02} = \mathcal{N}(0, 1); \end{cases}$$

$$H_1 : \begin{cases} H_{11} : \{z_{1,1}, z_{2,1}, \dots, z_{t,1}\} \sim f_{11}^1 = \mathcal{N}(1, 1) \text{ or} \\ \quad \quad \quad f_{11}^2 = 0.4\mathcal{N}(1, 1) + 0.6\mathcal{N}(2, 1), \\ H_{12} : \{z_{1,2}, z_{2,2}, \dots, z_{t,2}\} \sim f_{12}^1 = \mathcal{N}(1, 1) \text{ or} \\ \quad \quad \quad f_{12}^2 = 0.4\mathcal{N}(1, 1) + 0.6\mathcal{N}(2, 1). \end{cases}$$

事实上, f_{01} 和 f_{02} 可以互不相同, 主要取决于无信号时的噪声分布. 同理, $f_{11}^1, f_{12}^1, f_{11}^2$ 和 f_{12}^2 也可以互不相同, 主要取决于要检测的主用户信号分布. 简单起见, 设置 $f_{01} = f_{02}, f_{11}^1 = f_{12}^1$, 且 $f_{11}^2 = f_{12}^2$. 现

实中的真实主用户信号分布形式往往是不确定的,只有3种形式(f_{01} 、 f_{11}^1 和 f_{11}^2)可以作为先验信息进行检测.简单起见,在一次蒙特卡洛实验中从 H_0 或者 H_1 分别以均等的概率生成观测序列.对于 H_1 ,鉴于其是 f_{11}^1 和 f_{11}^2 的混合分布,按照 $z \sim \eta\mathcal{N}(1, 1) + (1 - \eta)[0.4\mathcal{N}(1, 1) + 0.6\mathcal{N}(2, 1)]$ 生成量测序列, η 按照0:0.1:1(这是Matlab记法,不是严格的数学表达形式)变化,以表征 H_1 中的分布不确定性.

与单一分布结构已知、仅仅可能含有未知参数的传统假设检验问题相比,该认知无线电频谱感知问题中的假设包含两种不同的分布形式,它可以被看成是一种特殊的复合假设检验.所以,现有的检验方法^[12-13]不能很好地解决这种MDD问题.本文提出的基于SPRT的多模型假设检验方法可以很好地解决这种问题,仿真结果如图1和图2所示.

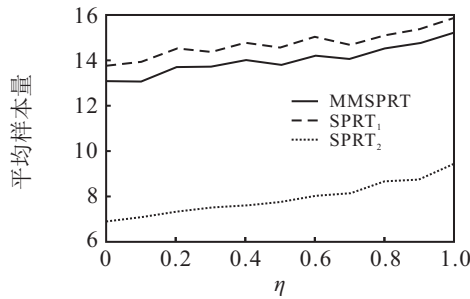


图1 基于MMSPT和SPRT的频谱感知平均样本量比较

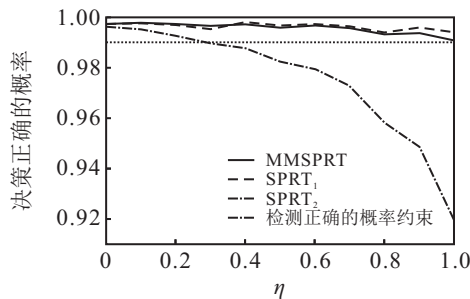


图2 基于MMSPT和SPRT的频谱感知决策正确率比较

MM方法的直接应用是利用模型集处理模型或分布的不确定性.此处讨论在认知无线电频谱感知问题中,本文提出的MMSPT方法与单模型方法相比的优势.SPRT₁表示 f_{01} vs. f_{11}^1 的SPRT,SPRT₂表示 f_{01} vs. f_{11}^2 的SPRT.

原始的SPRT方法只能处理每个假设表示单个模型的检验问题,因此,此处的认知无线电频谱感知仿真场景中,进行比较的SPRT方法只能任意选取 H_1 中一个模型表征假设.事实上,选取不同模型时,其错误概率约束是不同的(例如MMSPT为 $P\{H_1|H_0\} \leq \alpha$,SPRT₁为 $P\{H_{11}|H_0\} \leq \alpha$,SPRT₂为 $P\{H_{12}|H_0\} \leq \alpha$),所以考虑决策正确的概率,它表示当真实是 H_i ($i = 0, 1$)时接受 H_i 的概率,仿真

结果如图2所示.可见,如果选择 H_{11} 代表假设 H_1 ,则决策正确的概率可能满足约束,但是SPRT₁的平均样本量明显大于MMSPT;如果选择 H_{12} 代表假设 H_1 ,则SPRT₂有比MMSPT小的平均样本量(因为 H_{12} 比 H_1 离 H_0 远),但是其决策正确率不满足约束,并且随着 η 的增大其错误概率变大.特别是对 $\eta = 1$ 的SPRT₂,真实量测从 $z \sim \mathcal{N}(0, 1)$ 或者 $z \sim \mathcal{N}(1, 1)$ 中的一个产生出来,但是 H_{12} 远离真实,所以此时SPRT₂的正确率非常低.

上述结果非常直观,主要因为 H_{11} 或 H_{12} 不能利用 H_1 中的所有信息.换句话说,与应用单个模型的SPRT相比,MMSPT不仅满足了正确率约束,而且具有更平衡的平均样本量.由此可以得出结论,相比于本文提出的MMSPT方法,应用单模型的SPRT方法不太适于解决含有模型不确定性的认知无线电频谱感知问题.

4 结论

本文主要解决可能有信号模型不确定性的认知无线电序贯频谱感知问题.首先,利用多模型假设检验方法将此问题描述为一个特殊的二元假设检验问题;然后,提出一种基于SPRT的多模型假设检验MMSPT方法,该方法比传统的基于单模型SPRT的认知无线电序贯频谱感知方法更通用、更新颖,分析MMSPT算法在静态系统中应用模型集似然可以合理地满足SPRT的简单假设和独立同分布的要求;最后,将MMSPT方法应用于认知无线电频谱感知场景中,仿真结果表明,所提出的MMSPT方法优于基于单模型的SPRT方法,能得到满足要求的(合适的平均样本量和错误概率)检测结果,计算简单,并能为检测理论的未来发展提供新的思路.尽管本文给出了一种更为通用的多模型假设检验方法解决认知无线电频谱感知问题,但仍可针对认知无线电信号模型表征和决策律两方面进行深度探讨,这是未来认知无线电频谱感知方法的发展方向.

参考文献(References)

- [1] Mitola J, Maguire G. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] Haykin S. Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [3] 黄艳, 臧传治, 于海斌. 传感器网络中无线电干涉定位系统的多径误差分析[J]. 控制与决策, 2009, 24(2): 231-235.
(Huang Y, Zang C Z, Yu H B. Multipath error analysis of radio interferometric positioning system in wireless

- sensor networks[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(2): 231-235.)
- [4] Tevfik Y, Huseyin A. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009, 11(1): 116-130.
- [5] Amir G, Elvino S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: Requirements, challenges and design trade-offs[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2008, 46(4): 32-39.
- [6] Zhi Q, Cui S, Ali H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 28-40.
- [7] 黄永皓, 陈曦. 机会式频谱接入问题基于事件的优化方法[J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1643-1649. (Huang Y H, Chen X. Event-based optimization approach to opportunistic spectrum access problem[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1643-1649.)
- [8] 胡振涛, 张谨, 郭振. 基于交互式多模型的不敏卡尔曼概率假设密度滤波算法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(12): 2163-2169. (Hu Z T, Zhang J, Guo Z. Unscented Kalman probability hypothesis density filter based on interacting multiple model[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(12): 2163-2169.)
- [9] Leang C, Johnson D. On the asymptotic of M -hypothesis Bayesian detection[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1997, 43(1): 280-282.
- [10] Nguyen V D, Shin O S. Cooperative prediction-and-sensing-based spectrum sharing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2018, 4(1): 108-120.
- [11] Ali A, Hamouda W. Advances on spectrum sensing for cognitive radio networks: Theory and applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(2): 1277-1304.
- [12] Stuart A, Ord J K, Arnold S. Kendall's advanced theory of statistics: Volume 2A—Classical inference and the linear model[M]. 6th edition. London: Hodder Arnold, 1999: 96-140.
- [13] Gibbons J D, Chakraborty S. Nonparametric statistical inference[M]. 4th edition. New York: Marcel Dekker, 2003: 231-282.
- [14] Li X R. Multiple-model estimation with variable structure, Part II: Model-set adaptation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(1): 2047-2060.
- [15] Li X R, Wang L. Fault detection using sequential probability ratio test[C]. *Proceedings of Power Engineering Society 1999 Winter Meeting*. New York: IEEE, 1999: 938-943.
- [16] Chandramouli R, Memon N D. On sequential watermark detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(4): 1034-1044.
- [17] 蔡卓燃. 基于机器学习与压缩感知的认知无线电频谱感知方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 2013. (Cai Z R. Research on spectrum sensing for cognitive radio based on machine learning and compressive sensing[D]. Harbin: School of Electronics and Information Engineering, Harbin University of Technology, 2013.)
- [18] Yilmaz Y, Moustakides G, Wang X. Cooperative sequential spectrum sensing based on level-triggered sampling[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(9): 4509-4524.
- [19] Liu B, Lan J, Li X R. A 2-SPRT based approach to multiple model hypothesis testing for multi-distribution detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(12): 3221-3236.
- [20] Wald A, Wolfowitz J. Optimum character of the sequential probability ratio test[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1948, 19(3): 326-339.
- [21] Wald A. *Sequential analysis*[M]. New York: Wiley, 1947: 37-65.
- [22] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking, Part V: Multiple-model methods[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [23] Ru J F, Li X R, Jilkov V P. Multiple model detection of target maneuvers[C]. *Proceedings of the SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets 2005*. San Diego: IEEE, 2005: 100-108.
- [24] Liu Y, Li X R. Sequential multiple-model detection of target maneuver termination[C]. *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion*. Chicago: IEEE, 2011: 873-880.
- [25] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. *Estimation with applications to tracking and navigation: Theory, algorithms, and software*[M]. Boston: John Wiley & Sons, 2001: 213-215.
- [26] Baram Y, Sandell N R. An information theoretic approach to dynamical systems modeling and identification[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1978, 23(1): 61-66.

作者简介

刘宝(1983—), 男, 讲师, 博士, 从事多源信息融合等研究, E-mail: xiaobei0077@163.com;

邓军(1970—), 男, 教授, 博士生导师, 从事煤火灾害防控理论与应用等研究, E-mail: dengj518@xust.edu.cn;

王伟峰(1982—), 男, 高级工程师, 博士, 从事煤火灾害监测预警技术等研究, E-mail: 251044098@qq.com;

王静婷(1983—), 女, 讲师, 从事多源信息融合、认知无线电频谱感知等研究, E-mail: 851969149@qq.com;

黄梦涛(1965—), 女, 教授, 博士, 从事图像处理、电池电量管理等研究, E-mail: 656228336@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)