

动态频谱接入中基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测

陈曦^① 杨健^{*②}

^①(南京理工大学机械工程学院 南京 210094)

^②(南京电讯技术研究所 南京 210007)

摘要: 针对频谱感知错误累积造成频谱预测性能恶化问题, 该文提出一种基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测策略。分布拟合检验表明频谱预测输出服从正态分布, 定义频谱预测输出的贝叶斯风险函数, 证明使贝叶斯风险函数最小的频谱预测输出判决门限将使频谱预测的均方误差最小, 求得了使贝叶斯风险最小的最优判决门限, 构建稳健频谱预测策略。仿真结果表明, 与固定判决门限的神经网络频谱预测相比, 稳健频谱预测策略改进了频谱感知错误下的频谱预测性能, 改善了非授权用户的动态频谱接入性能。

关键词: 动态频谱接入; 稳健频谱预测; 神经网络; 贝叶斯风险; 预测准确率

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)03-0734-09

DOI: 10.11999/JEIT170519

Minimum Bayesian Risk Based Robust Spectrum Prediction in Dynamic Spectrum Access

CHEN Xi^① YANG Jian^②

^①(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

^②(Nanjing Telecommunication Technology Institute, Nanjing 210007, China)

Abstract: The accumulation of miss detection and false alarm in spectrum sensing leads to the persistently decreasing of prediction accuracy in spectrum prediction. This paper takes neural network based spectrum prediction for example, and presents a minimum Bayesian Risk based spectrum prediction to solve this problem. The distribution fitting shows that the prediction output follows the normal distribution. The expectation of prediction mean square error is defined as the Bayesian Risk, and the optimal detection threshold of the prediction output is derived through minimizing the Bayesian Risk. Through this method, the prediction accuracy is insensitive to the spectrum sensing errors. Compared with the traditional spectrum prediction with fixed detection thresholds, simulation results demonstrate the robust spectrum prediction keeps the prediction accuracy stable, and improve the performance in dynamic spectrum access.

Key words: Dynamic spectrum access; Robust spectrum prediction; Neural networks; Bayesian risk; Prediction accuracy

1 引言

移动互联网和物联网的迅猛发展进一步触发了对频谱资源的爆炸性需求, 频谱资源的短缺和频谱资源的不均衡使用使得动态频谱接入成为应对频谱资源供需矛盾的必由之路^[1]。及时准确地观测当前频谱状态和预测频谱状态的变化趋势是实现动态频谱接入的前提, 频谱感知和频谱预测为达成这一目的

提供了解决手段。频谱感知通过信号检测方法确定当前频谱状态, 频谱预测利用频谱数据之间的相关性实现由已知频谱数据样本推演未来频谱状态。从目前的研究进展来看, 频谱预测在基于动态频谱接入的移动互联网和物联网中提供的多种应用是频谱感知所不具备的, 例如基于频谱预测的自适应频谱感知可以避免频谱感知能量的浪费^[2], 前摄性频谱预测能够降低用户碰撞概率^[3], 基于频谱预测的智能拓扑控制^[4], 基于频谱预测的频谱拍卖规划^[5,6]等等。

自 Acharya 于 2006 年首次运用频谱预测的理念预测“频谱空洞”的出现时间和持续时间以来^[7], 经过国内外学者的不断丰富和拓展, 主要形成的频谱预测方法有: 基于隐马尔科夫模型的频谱预测^[8]、基

收稿日期: 2017-05-27; 改回日期: 2017-11-29; 网络出版: 2017-12-27

*通信作者: 杨健 yangjian_njust@foxmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(61471395, 61471392, 61301161), 江苏省自然科学基金(BK20141070)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471395, 61471392, 61301161), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20141070)

于机器学习的频谱预测^[9]、基于时间序列的频谱预测^[10]、基于回归模型的频谱预测^[11]，以及多维频谱预测^[12]。以周期方式获取的频谱感知数据是以上频谱预测方法的主要频谱数据来源，然而受制于无线通信环境的阴影、多径、衰落效应，频谱感知错误的存在不可避免，虚警错误导致空闲信道被判决为占用，漏警错误导致占用信道被判决为空闲。基于错误频谱感知数据的频谱预测性能将持续恶化，最终导致频谱预测的不可用，阻碍了频谱预测技术的推广和应用。

针对该问题，本文基于神经网络频谱预测模型，提出了一种基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测方法。首先分布拟合检验表明频谱预测输出是服从正态分布的随机变量，然后定义了频谱预测输出的贝叶斯风险函数，并证明使贝叶斯风险最小的频谱预测输出判决门限将使频谱预测的均方误差最小，得出了基于最小贝叶斯风险的频谱预测输出最优判决门限，实现了频谱感知错误下的稳健频谱预测。本文的主要贡献如下：

(1)对频谱预测输出进行分布拟合检验，检验结果表明频谱预测输出是服从正态分布的随机变量。

(2)提出基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测。基于频谱预测输出的正态特征，定义了频谱预测输出的贝叶斯风险函数，证明使贝叶斯风险最小的频谱预测输出判决门限将使频谱预测的均方误差最小，得出了基于最小贝叶斯风险的频谱预测输出最优判决门限。

(3)通过仿真评估了稳健频谱预测策略对频谱预测性能和非授权用户动态频谱接入性能的改善。

2 系统模型及问题描述

2.1 神经网络频谱预测模型

频谱预测可以视为二元序列预测问题，基本原理是频谱预测模型基于对历史频谱感知数据的学习来推断未来频谱状态，未来频谱状态归纳为空闲、占用两种状态，分别以 0 和 1 表示。以神经网络频谱预测模型为例^[9]，频谱感知数据经过处理后以 0/1

形式存入历史频谱数据库，表示为 $\mathbf{X}^T = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ ， t 为当前时刻。假设神经网络频谱预测模型每次需要以 k 个历史频谱感知数据作为支撑，则每次预测时将 $\{x_{t-k}, x_{t-k+1}, \dots, x_t\}$ 输入频谱预测模型，经模型处理后得到频谱预测输出 v ，经门限判决后得到对 $t+1$ 时刻的频谱预测结果 d ，神经网络频谱预测模型的预测过程如图 1 所示，神经网络频谱预测模型可能包含多个隐含层，为简便计仅列出 2 个隐含层的情况，其中第 1 隐含层包含 m 个神经元，第 2 隐含层包含 n 个神经元， ω_{ij} 为连接输入层和第 1 隐含层的权值， ω_{jh} 为连接第 1 隐含层和第 2 隐含层的权值， ω_{hl} 为连接第 2 隐含层和输出神经元的权值，采用固定判决门限 ε 对频谱预测输出 v 进行判决，即

$$d = \begin{cases} 1, & v \geq \varepsilon \\ 0, & v < \varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

根据最大似然准则，固定判决门限一般取 $\varepsilon = 0.5$ 。

2.2 频谱预测输出的分布拟合检验

神经网络频谱预测模型中，频谱预测输出 v 经固定门限判决为 0(空闲)或者 1(占用)，当信道状态为 0(空闲)时，频谱预测输出 v_0 的分布如图 2(a)所示；当信道状态为 1(占用)时，频谱预测输出判决为 1(占用)时，频谱预测输出 v_1 的分布如图 2(b)所示。然而并不知道频谱预测输出 v 服从何种分布，因此，需要根据频谱预测输出 v 的样本进行分布拟合检验。通过分布拟合检验某一随机变量是否服从正态分布主要有 3 类方法^[13]：基于图形的分布拟合检验、基于数值分析的分布拟合检验、经典分布拟合检验。由于效力较差，本文不采用基于图形的分布拟合检验。基于数值分析的分布拟合检验主要有偏度、峰度检验(Skewness and Kurtosis test)，经典分布拟合检验主要有 Shapiro-Wilk 检验、Anderson-Darling 检验，下面采用这 3 种分布拟合检验方法检验频谱预测输出 v 的分布类型。

偏度、峰度检验法(Skewness and Kurtosistest)^[14]

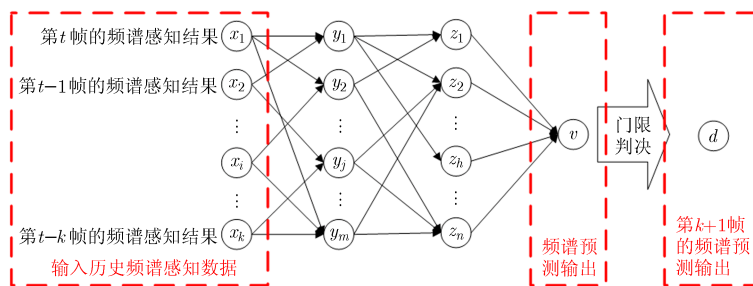
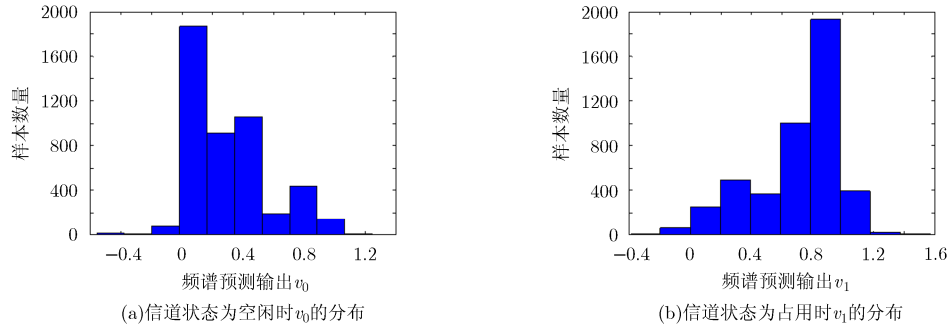


图 1 神经网络频谱预测模型的预测过程

图2 频谱预测输出 v 的分布

要求样本容量 $n \geq 100$ 。偏度 s 描述了分布的对称性, 随机变量 X 的偏度定义为标准化变量 $[X - E(X)]/\sqrt{D(X)}$ 的三阶矩:

$$s = \left[\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \right]^3 = \frac{E[(X - E(X))^3]}{[D(X)]^{3/2}} \quad (2)$$

峰度是描述分布形态陡缓程度的统计量, 随机变量 X 的峰度定义为标准化变量 $[X - E(X)]/\sqrt{D(X)}$ 的四阶矩:

$$k = E \left[\left(\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \right)^4 \right] = \frac{E[(X - E(X))^4]}{[D(X)]^2} \quad (3)$$

随机变量 X 服从正态分布时, $s = 0$ 且 $k = 3$ 。

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 X 的样本, 则 s, k 的矩估计分别为 $G_s = B_3/B_2^{3/2}, G_k = B_4/B_2^2$, 其中 $B_k (k = 2, 3, 4)$ 为样本总体的 k 阶中心矩, G_s, G_k 分别为样本偏度和样本峰度。若总体 X 为正态总体, 当 n 充分大时, 近似有

$$G_s \sim N \left(0, \frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)} \right) \quad (4)$$

$$G_k \sim N \left(3 - \frac{6}{n+1}, \frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)} \right) \quad (5)$$

假设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 X 的样本, 提出假设:

H_0 : X 为正态总体; H_1 : X 不是正态总体。

$$\text{令 } \mu_s = 0, \sigma_s = \sqrt{\frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}}, \mu_k = 3 - \frac{6}{n+1},$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}}, U_s = \frac{G_s}{\sigma_s}, U_k = \frac{G_k - \mu_k}{\sigma_k}.$$

当 H_0 为真且 n 充分大时, 近似有 $U_s \sim N(0,1), U_k \sim N(0,1)$, 则样本偏度 G_s 和样本峰度 G_k 分别依概率收敛于总体偏度 s 和总体峰度 k 。因此, 当 H_0 为真且 n 充分大时有 $G_s \approx s = 0$ 和 $G_k \approx k = 3$ 。取显

著性水平为 α, H_0 的接收域为

$$|u_s| \leq z_{\alpha/4} \text{ 或者 } |u_k| \leq z_{\alpha/4} \quad (6)$$

其中, u_s, u_k 是 U_s, U_k 的观察值, 查显著性水平表可得 $z_{\alpha/4} = 1.96$ 。在 $\alpha = 0.1$ 和 $n = 200$ 下进行偏度、峰度检验, 结果如表 1 所示, 可见对频谱预测输出 v 的偏度、峰度均在接收域以内。表明频谱预测输出 v 是服从正态分布的随机变量。

Shapiro-Wilk 检验要求样本容量 $n \leq 50$ 。Monte-Carlo 仿真表明, 在给定的显著性水平下, Shapiro-Wilk 检验具有最好的检验效力^[13]。Shapiro-Wilk 检验的检验统计量为

$$W = \left(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)} \right)^2 / \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (7)$$

其中, $x_{(i)}$ 是样本的次序统计量, 即按样本值从小到大排列后的第 i 个样本值, \bar{x} 是样本均值, 常数 a_i 通过式(8)计算, 可查表获得

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = \frac{\mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1}}{(\mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{V}^{-1} \mathbf{m})^{1/2}} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{m} = (m_1, m_2, \dots, m_n)^T, m_1, m_2, \dots, m_n$ 是从标准正态分布总体获得的样本期望, \mathbf{V} 是顺序统计量的协方差矩阵。根据样本容量 n 和显著性水平 α , 查表得到接收/拒绝门限 $W(n, \alpha)$ 。如果检验统计量 $W < W(n, \alpha)$, 则拒绝假设 H_0 ; 如果检验统计量 $W \geq W(n, \alpha)$, 则接受假设 H_0 。在 $\alpha = 0.1$ 和 $n = 30$ 下进行 Shapiro-Wilk 检验, 如表 1 所示, 可见检验统计量 $W \leq W(30, 0.1)$, 表明频谱预测输出 v 是服从正态分布的随机变量。

Anderson-Darling 检验要求样本容量 $n \geq 8$ 。考虑到样本容量较小会对 Shapiro-Wilk 检验带来偏差, 故下面在较大样本容量下进行 Anderson-Darling 检验。经验表明, Anderson-Darling 检验的效力不如 Shapiro-Wilk 检验, 但是优于其他检验方法, 可以区别绝大多数的样本偏离^[13]。首先标准化样本的次序统计量 $x_{(i)}$ 有

表 1 对频谱预测输出的分布拟合检验结果

分布拟合方法	频谱状态为空闲	频谱状态为占用	接收域
偏度、峰度检验	$u_s=0.7579, u_k=1.4668$	$u_s=0.7579, u_k=1.4668$	$ u_s \leq 1.96, u_k \leq 1.96$
Shapiro-Wilk 检验	$W=0.9687$	$W=0.9929$	$W \geq 0.939$
Anderson-Darling 检验	$A^{*2}=0.5997$	$A^{*2}=0.5968$	$A^{*2} \leq 0.656$

$$y_{(i)} = (x_{(i)} - \bar{x}) / \hat{\sigma} \tag{9}$$

得到新的统计量 $y_{(i)}$ ，其中 \bar{x} 是样本均值， $\hat{\sigma}$ 是样本方差。检验统计量 A^2 计算为

$$A^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) \cdot \left[\ln \Phi(y_{(i)}) + \ln(1 - \Phi(y_{(n+1-i)})) \right] \tag{10}$$

其中， $\Phi(\bullet)$ 是标准正态分布的分布函数。考虑到总体的方差和均值未知，修正的检验统计量 A^{*2} 计算为^[13]

$$A^{*2} = A^2 \left(1 + \frac{0.75}{n} + \frac{2.25}{n^2} \right) \tag{11}$$

如果修正的检验统计量 A^{*2} 超出给定门限，则拒绝假设 H_0 。在 $\alpha = 0.1$ 和 $n = 500$ 下进行 Anderson-Darling 检验，如表 1 所示，可见检验统计量 A^{*2} 均位于接收域内，接收假设 H_0 ，认为频谱预测输出 v 是服从正态分布的随机变量。考虑到神经网络结构的差异性，分别对多种不同结构的神经网络频谱预测模型的预测输出进行分布拟合检验，检验结果如表 2 所示，对多种不同结构的神经网络频谱预测模型分别进行 100 次的偏度、峰度检验、Shapiro-Wilk 检验和 Anderson-Darling 检验，检验结果表明绝大多数检验结果为“接收 H_0 ”，即认为神经网络频谱预测模型的预测输出是服从正态分布的随机变量。以上偏度、峰度检验、Shapiro-Wilk 检验和 Anderson-Darling 检验均表明频谱预测输出 v 服从正态分布，因此认定频谱预测输出 v 是服从正态分布的随机变量。

2.3 频谱预测不稳健性的问题描述

对频谱预测技术来说，以周期方式获取的频谱

感知数据仍然是历史频谱数据的主要来源。无线通信环境的阴影、多径、衰落效应，导致频谱感知不可避免地存在虚警错误和漏警错误，基于这种带有虚警错误和漏警错误的频谱感知数据进行频谱预测，不可避免地影响到频谱预测的性能。下面以神经网络频谱预测模型为例，说明频谱感知错误累积对频谱预测性能的影响。

以[20 20]结构的神经网络作为频谱预测模型，采用如式(1)所示的固定门限对频谱预测输出进行判决。图 3 给出了当频谱感知性能下降时(虚警概率 P_f 从 0.01 上升至 0.10，同时检测概率 P_d 从 0.99 降低到 0.90)，固定门限判决下频谱预测错误概率 P_e 的变化趋势，统计 100~3000 帧内 P_e 的数据。可见，频谱预测性能将随频谱感知性能的下降而降低，并且频谱预测错误概率将随时间推移而不断上升。如不采取措施对抗频谱预测性能的下降，频谱预测错误概率将在 3000 帧时达到 45%，性能恶化导致频谱预测无法继续进行。

图 4 分别给出了在加入频谱感知错误前后，频谱预测输出概率密度函数(Probability Density Function, PDF)形状的变化，可见不可避免的频谱感知严重影响频谱预测输出变量的 PDF，将使频谱预测性能严重恶化，并随着时间推移而加剧。频谱感知错误对其他频谱预测模型性能的影响是类似的。因此，需要设计一种稳健频谱预测方法，对抗频谱感知错误累积造成的频谱预测性能恶化。

3 基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测

基于 2.2 节的分析，认为神经网络频谱预测输

表 2 对频谱预测输出的多次分布拟合检验结果

神经网络频谱预测模型的结构	偏度、峰度检验		Shapiro-Wilk 检验		Anderson-Darling 检验	
	接收 H_0	拒绝 H_0	接收 H_0	拒绝 H_0	接收 H_0	拒绝 H_0
[10 15]	92	8	95	5	94	6
[20 20]	97	3	94	6	97	3
[10 20 10]	99	1	98	2	99	1
[10 15 20 10]	95	5	98	2	93	7
[10 15 20 15 10]	93	7	99	1	91	9

注：[10 20 10]表示神经网络有 3 个隐含层，分别含有 10, 20, 10 神经元

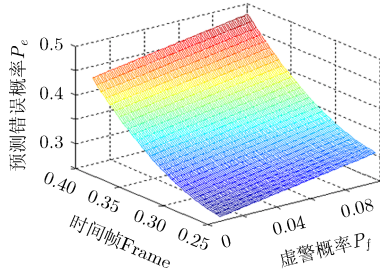


图3 频谱预测错误概率随时间、频谱感知性能的变化趋势

出 v 是服从正态分布的随机变量。假设预测为空闲的输出变量 v_0 服从均值为 μ_0 ，方差为 σ_0^2 的正态分布，即 $v_0 \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ ；预测为占用的输出变量 v_1 服从均值为 μ_1 ，方差为 σ_1^2 的正态分布，即 $v_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ，则正确预测占用概率 $P_{pd}(\varepsilon)$ (即信道真实状态为占用且预测为占用) 和错误预测占用概率 $P_{pf}(\varepsilon)$ (即信道真实状态为空闲且预测为占用) 可分别写为

$$P_{pd}(\varepsilon) = \Pr(T(v) > \varepsilon | H_1) = \int_{\varepsilon}^{\infty} p_1(v) dv \quad (12)$$

$$P_{pf}(\varepsilon) = \Pr(T(v) > \varepsilon | H_0) = \int_{\varepsilon}^{\infty} p_0(v) dv \quad (13)$$

其中检验统计量 $T(v)$ 为每次频谱预测的输出，即 $T(v) = v_i$ 。对信道状态进行假设检验， H_0 ：信道空闲， H_1 ：信道占用。在 H_0 的假设下，检验统计量 $T(v)$ 为随机变量，其概率密度函数 $p_0(x)$ 为

$$p_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(x-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] \quad (14)$$

在 H_1 的假设下，检验统计量 $T(v)$ 为随机变量，其概率密度函数 $p_1(x)$ 为

$$p_1(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \quad (15)$$

定义 1 令 $\zeta = \theta - \hat{\theta}$ 表示对于 x 特定现实的估计量 $\hat{\theta}$ 与 θ 的误差，令 $\Lambda(\zeta) = \zeta^2$ ，那么均方误差 (Mean Square Error, MSE) 准则即使 $E[\Lambda(\zeta)]$ 最小，定义 $\Lambda(\zeta)$ 为代价函数。

定义 2 平均代价即 $E[\Lambda(\zeta)]$ ，称为贝叶斯风险 R ，即 $R = E[\Lambda(\zeta)]$ 。注意到误差越大，代价函数也越大，贝叶斯风险也越大。

贝叶斯风险 R 用来度量一个给定估计量的性能，这里取代价函数 $\Lambda(\zeta) = \zeta^2$ 为二次型代价函数，则贝叶斯风险恰好是 MSE。

定义 3 如误差为 $\theta - \hat{\theta}$ ，则贝叶斯均方误差

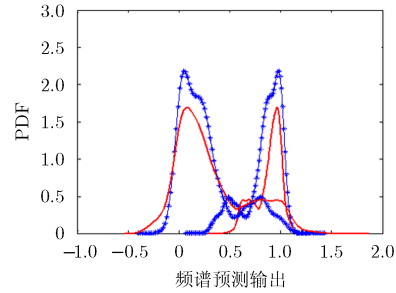


图4 加入频谱感知错误前后，频谱预测输出 PDF 的变化 ($P_d=0.95$, $P_f=0.05$)

(Bmse) 为

$$\text{Bmse}(\hat{\theta}) = \iint (\theta - \hat{\theta})^2 p(x, \theta) dx d\theta \quad (16)$$

定理 1 对于二次型代价函数，最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 估计量 $\hat{\theta} = E(\theta | x)$ 使贝叶斯风险最小。

证明 应用贝叶斯原理，可得 $p(x, \theta) = p(\theta | x)p(x)$ 。代入式(16)的贝叶斯 MSE 可得

$$\text{Bmse}(\hat{\theta}) = \int \left[\int (\theta - \hat{\theta})^2 p(\theta | x) d\theta \right] p(x) dx \quad (17)$$

对于所有的 x 而言有 $p(x) \geq 0$ 如果方括号内的积分对每一个 x 能够最小，那么贝叶斯 MSE 将达到最小。因此，固定 x 使 $\hat{\theta}$ 是一个标量变量，可得

$$\begin{aligned} & \frac{\partial}{\partial \hat{\theta}} \int (\theta - \hat{\theta})^2 p(\theta | x) d\theta \\ &= -2 \int \theta p(\theta | x) d\theta + 2\hat{\theta} \int p(\theta | x) d\theta \end{aligned} \quad (18)$$

令式(18)为零，得到

$$\hat{\theta} = \frac{\int \theta p(\theta | x) d\theta}{\int p(\theta | x) d\theta} \quad (19)$$

条件 PDF 的积分为 1，故可得使贝叶斯 MSE 最小的最佳估计量 $\hat{\theta}$ 为

$$\hat{\theta} = \int \theta p(\theta | x) d\theta = E(\theta | x) \quad (20)$$

称使贝叶斯 MSE 最小的估计量为 MMSE 估计量。证毕

贝叶斯风险直接与预测误差的二次型，即均方误差，相关联，因此使贝叶斯风险最小的稳健频谱预测可使预测的均方误差最小，基于最小贝叶斯风险设计稳健频谱预测策略如下。

对于二次型代价函数，使贝叶斯风险 R 最小的 MMSE 估计量为 $\hat{\theta} = E(\theta | x)$ ，贝叶斯风险可写为

$$\begin{aligned} R &= E[\Lambda(\zeta)] = \iint \Lambda(\theta - \hat{\theta}) p(x, \theta) dx d\theta \\ &= \int \left[\int (\theta - \hat{\theta})^2 p(\theta | x) d\theta \right] p(x) dx \end{aligned} \quad (21)$$

则频谱预测系统的平均贝叶斯风险可写为

$$\begin{aligned}\bar{R} &= P(H_0)[P(D=1|H_0)A_{10} \\ &\quad + P(D=0|H_0)A_{00}] \\ &\quad + P(H_1)[P(D=1|H_1)A_{11} \\ &\quad + P(D=0|H_1)A_{01}]\end{aligned}\quad (22)$$

其中, $P(D=1|H_0)$ 表示 H_0 下判决为 1(占用)的概率, A_{ij} 表示当 H_j 发生时判决为 H_i 的代价。考虑两类错误概率, 即虚警概率 $P_{pf}(\varepsilon_i)$ 和漏警概率 $1-P_{pd}(\varepsilon_i)$, 则 $A_{ii}=0, i=0,1$ 。 A_{10} 表示当 H_0 发生时判决为 H_1 的代价, A_{01} 表示当 H_1 发生时判决为 H_0 的代价, 取二次型误差作为代价函数, 故 $A_{01}=(v_i-\mu_0)^2$, $A_{10}=(v_i-\mu_1)^2$, 其中 v_i 为第 i 时刻频谱预测的输出值。代入式(12)-式(15), 平均贝叶斯风险可重写为

$$\begin{aligned}\bar{R} &= P(H_0)P_{pf}(\varepsilon_i)A_{10} + P(H_1)P_{pd}(\varepsilon_i)A_{01} \\ &= (v_i-\mu_0)^2 P(H_0) \\ &\quad \cdot \int_{\varepsilon_i}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] d\varepsilon_i \\ &\quad + (v_i-\mu_1)^2 P(H_1) \\ &\quad \cdot \int_{\varepsilon_i}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] d\varepsilon_i\end{aligned}\quad (23)$$

其中, ε_i 为第 i 时刻神经网络频谱预测输出的判决门限, 则问题可描述为在 (μ_0, μ_1) 范围内, 寻找使得平均贝叶斯风险 \bar{R} 最小的最优判决门限 ε_i , 即

$$\left. \begin{aligned} &\min_{\varepsilon_i} \bar{R}(\varepsilon_i) \\ &\text{s.t. } \mu_0 < \varepsilon_i < \mu_1 \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

根据定理 1 可知, 使平均贝叶斯风险 \bar{R} 最小的最优判决门限 ε_i , 亦使频谱预测判决的均方误差最小。式(22)式对 ε_i 求导可得

$$\begin{aligned}\frac{\partial \bar{R}}{\partial \varepsilon_i} &= (v_i-\mu_0)^2 P(H_0) \\ &\quad \cdot \frac{\partial}{\partial \varepsilon_i} \left[\int_{\varepsilon_i}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] d\varepsilon_i \right] \\ &\quad + (v_i-\mu_1)^2 P(H_1) \\ &\quad \cdot \frac{\partial}{\partial \varepsilon_i} \left[\int_{\varepsilon_i}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] d\varepsilon_i \right] \\ &= (v_i-\mu_0)^2 P(H_0) \left[-\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] \right] \\ &\quad + (v_i-\mu_1)^2 P(H_1) \left[-\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \right]\end{aligned}\quad (25)$$

令 $\partial \bar{R} / \partial \varepsilon_i = 0$, 考虑 $\sigma_0^2 \approx \sigma_1^2 = \sigma^2$, 得到使平均贝叶斯风险 \bar{R} 最小的最优判决门限 ε_i 为

$$\varepsilon_i^* = \frac{\mu_0 + \mu_1}{4\sigma^2} \ln \left[\frac{P(H_0)(v_i - \mu_0)}{P(H_1)(\mu_1 - v_i)} \right] \quad (26)$$

定理 2 如 $\varepsilon_i = \varepsilon_i^*$ 是在 (μ_0, μ_1) 范围内使平均贝叶斯风险 \bar{R} 最小的判决门限, 则需要满足 $\partial^2 \bar{R} / \partial \varepsilon_i^2 > 0$ 。

证明 求 $\partial^2 \bar{R} / \partial \varepsilon_i^2$ 如式(27)

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \bar{R}}{\partial \varepsilon_i^2} &= (v_i-\mu_0)^2 P(H_0) \\ &\quad \cdot \frac{\partial}{\partial \varepsilon_i} \left[-\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] \right] \\ &\quad + (v_i-\mu_1)^2 P(H_1) \\ &\quad \cdot \frac{\partial}{\partial \varepsilon_i} \left[-\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \right] \\ &= \frac{2(v_i-\mu_0)^2 P(H_0)(\varepsilon_i-\mu_0)}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] \\ &\quad + \frac{2(v_i-\mu_1)^2 P(H_1)(\mu_1-\varepsilon_i)}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right]\end{aligned}\quad (27)$$

其中, $P(H_0) > 0, P(H_1) > 0, (v_i-\mu_0)^2 > 0, (v_i-\mu_1)^2 > 0$, 且有 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] > 0$ 和 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(\varepsilon_i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] > 0$, 而 $\mu_0 < \varepsilon_i < \mu_1$, 故有 $\varepsilon_i - \mu_0 > 0$ 和 $\mu_1 - \varepsilon_i > 0$, 故 $\partial^2 \bar{R} / \partial \varepsilon_i^2 > 0$ 。证毕

因此, ε_i^* 为使平均贝叶斯风险 \bar{R} 最小的唯一判决门限。

4 仿真结果与分析

授权用户活动建模为二元随机过程, 信道占用和信道空闲分别以 1 和 0 表示。根据文献[15], 授权用户的到达时间间隔服从参数为 λ 的泊松分布, 信道占用时间服从参数为 μ 的二项分布。授权用户占用信道的概率为 $P(H_1) = \mu/\lambda$, 信道空闲的概率为 $P(H_0) = (\lambda - \mu)/\lambda$, 信道的通信业务量为 $\rho = P(H_1) = \mu/\lambda$ 。当授权用户未占用信道时, 非授权用户以 overlay 方式动态频谱接入信道。

神经网络频谱预测中, 采用固定门限对频谱预测输出进行最大似然判决, 一般取固定判决门限 $\varepsilon = 0.5$ 。实际情况是, 神经网络基于包含频谱感知错误的频谱数据进行频谱预测。这时, 神经网络频

谱预测模型的预测输出 v_0 和 v_1 的均值不再为 μ_0 和 μ_1 , 方差也不再为 σ_0^2 和 σ_1^2 , 如仍采用固定门限对频谱预测输出进行判决, 则会导致一部分应判决为占用的频谱预测输出判决为空闲, 一部分应判决为空闲的频谱预测输出判决为占用, 这是频谱感知错误下频谱预测性能下降的根本原因。采用固定判决门限的神经网络频谱预测性能如图 5 所示, 此时授权用户的到达时间间隔为 $\lambda = 10$, 授权用户的通信业务量 $\rho = 0.5$, 频谱感知的检测概率 $P_d = 0.95$, 虚警概率 $P_f = 0.05$, 统计 3000 帧的频谱预测性能。可见随着时间推移, 频谱预测错误逐渐增多, 从 250~350 帧的少数预测错误, 到 1450~1550 帧的较多预测错误, 到 2750~2850 帧的成片预测错误, 至 3000 帧左右, 频谱预测性能恶化严重导致不可用。

前已证明, 使贝叶斯风险最小的判决门限将使频谱预测判决的均方误差最小, 采用式(26)的动态门限对频谱预测输出进行判决, 频谱预测性能如图 6 所示, 参数设置与图 5 仿真保持一致。开窗显

示 250~350 帧、1450~1550 帧、2750~2850 帧的频谱预测结果, 可见频谱预测错误并未随时间推移而增多, 表明通过使贝叶斯风险最小的动态判决门限抑制了频谱感知错误的扩散, 对抗了频谱预测性能的恶化, 使频谱预测对感知错误不敏感。

下面统计动态判决门限下频谱预测准确率的变化。进行 20000 次 Monte-Carlo 仿真, 每次统计 3000 帧的频谱预测结果, 对 Monte-Carlo 仿真结果取平均值, 统计 100~500 帧、500~1000 帧、1000~1500 帧、1500~2000 帧、2500~3000 帧的预测准确率如图 7 所示。相比于固定判决门限的传统频谱预测, 采用动态判决门限的稳健频谱预测至 2500~3000 帧预测准确率基本不变。图 7 还比较了频谱感知性能对稳健频谱预测性能的影响, 当频谱感知性能从 $P_d = 0.95, P_f = 0.05$ 下降为 $P_d = 0.90, P_f = 0.10$ 时, 稳健频谱预测的预测准确率也略有降低。可见, 基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测策略能够对抗频谱感知错误累积造成的频谱预测性能恶化。

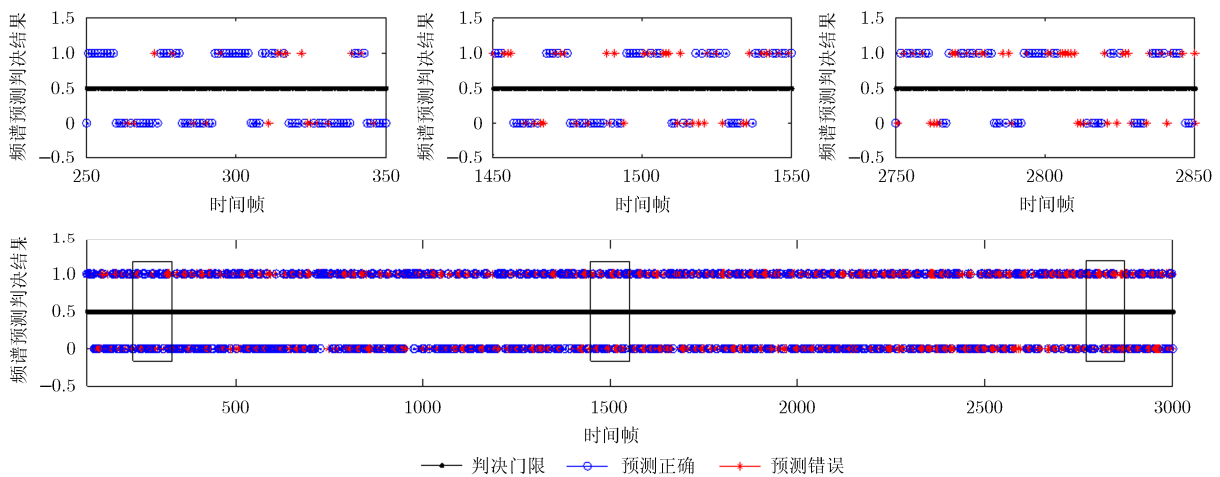


图 5 采用固定判决门限的神经网络频谱预测性能

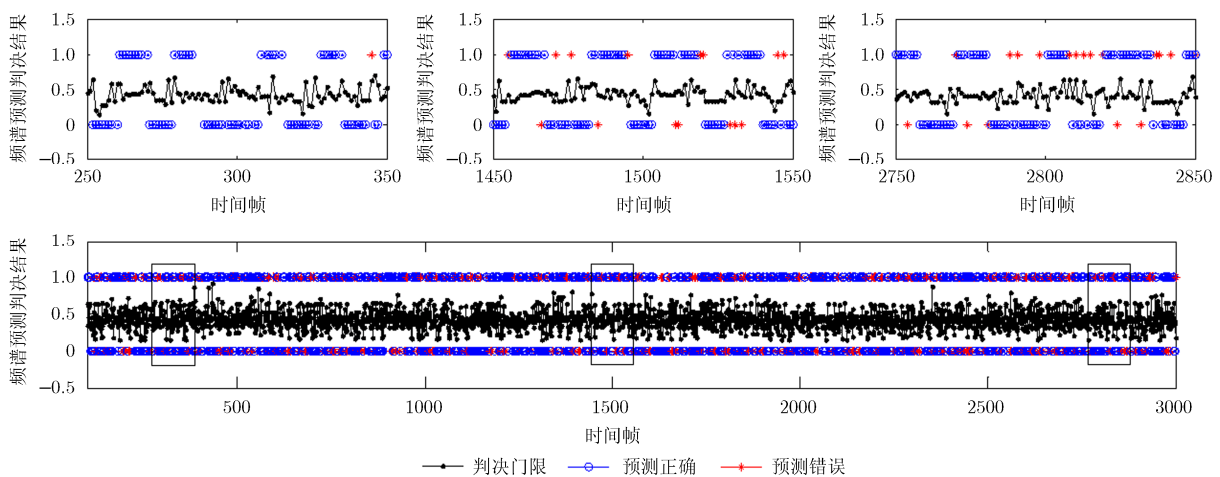


图 6 采用动态判决门限的神经网络频谱预测性能

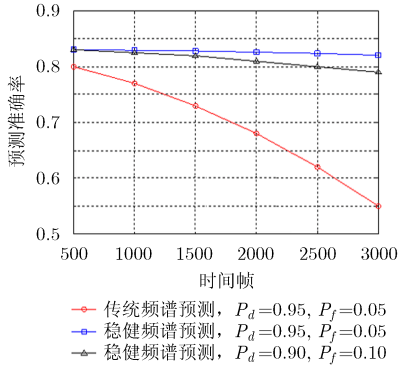


图 7 传统频谱预测与稳健频谱预测性能的对比

当非授权用户采用稳健频谱预测时，频谱预测准确率能够长时间保持稳定。下面以频谱利用率和对授权用户干扰概率为指标说明稳健频谱预测策略对非授权用户动态频谱接入性能的改进。频率利用率 η 定义为非授权用户利用的“频谱空洞”占总“频谱空洞”的比例；对授权用户的干扰概率 P_j 定义为非授权用户利用授权用户正在占用信道进行通信的比例。非授权用户采用图 8 所示周期式的帧结构，每帧首先进行频谱感知，根据频谱感知的结果选择发送数据(感知结果为 0)或者等待(感知结果为 1)；与此同时，在后台同步进行频谱预测。频谱预测分别采用基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测 (Minimum Bayesian Risk based Robust Spectrum Prediction, MBR-RSP) 和传统频谱预测 (Traditional Spectrum Prediction, TSP)，设置两种频谱感知性能 ($P_d = 0.95, P_f = 0.05$ 和 $P_d = 0.90, P_f = 0.10$)，通过 Monte-Carlo 仿真求取平均值，每次统计 10^4 帧的仿真结果。

MBR-RSP 和 TSP 的 η 性能如图 9 所示，可见



图 8 动态频谱接入中非授权用户的帧结构

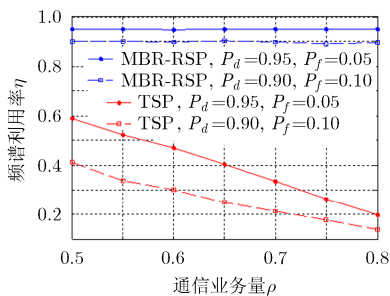


图 9 两种频谱感知性能下非授权用户的频谱利用率

MBR-RSP 的 η 远高于 TSP; MBR-RSP 的 η 不随授权用户的通信业务量 ρ 和频谱感知性能而改变。原因在于，MBR-RSP 的预测准确率保持稳定，能够正确地发现“频谱空洞”，因此 η 较高；TSP 的预测准确性能不断恶化，非授权用户在错误选择占用信道后无法接入信道发送数据，导致 η 不断降低。

MBR-RSP 和 TSP 的 P_j 性能如图 10 所示。MBR-RSP 和 TSP 的 P_j 均较低，原因在于 MBR-RSP 和 TSP 均采用“频谱预测+频谱感知”的动态频谱接入策略，预测为空闲的信道需要通过频谱感知再次确认，复合作用下使得 P_j 在可接受范围内。当频谱感知性能较好时 ($P_d = 0.95, P_f = 0.05$)，MBR-RSP 和 TSP 的 P_j 较低，授权用户通信业务量对 P_j 性能影响不明显，原因在于高性能的频谱感知能够纠正一部分频谱预测错误，降低对授权用户的干扰程度。当频谱感知性能较差时 ($P_d = 0.90, P_f = 0.10$)，MBR-RSP 的 P_j 随授权用户通信业务量的增加而提高，原因在于 MBR-RSP 能够消除频谱感知错误对预测准确率的影响，使频谱感知的次数随授权用户通信业务量的增加而增加，则频谱感知发生漏警的次数也随之增加，导致 P_j 提高；当频谱感知性能较差时 ($P_d = 0.90, P_f = 0.10$)，TSP 的 P_j 随授权用户通信业务量的增加而降低，原因在于频谱感知错误在 TSP 中的累积使频谱预测准确率迅速恶化，使频谱感知的次数降低，非授权用户在大多数时间内不发送数据，导致 P_j 降低。

5 结束语

针对频谱感知错误累积造成的频谱预测准确率下降问题，以神经网络频谱预测模型为例，本文提出一种基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测。首先

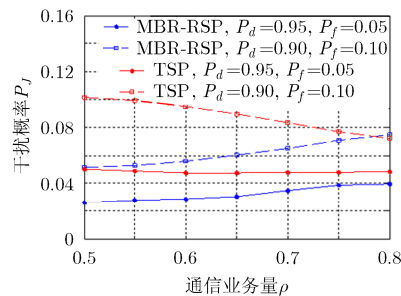


图 10 两种频谱感知性能下非授权用户对授权用户的干扰概率

通过分布拟合检验表明神经网络频谱预测输出是服从正态分布的随机变量,然后定义了频谱预测输出的贝叶斯风险函数,证明使贝叶斯风险最小的频谱预测输出判决门限将使频谱预测的均方误差最小,构建基于最小贝叶斯风险的稳健频谱预测策略,对抗频谱感知错误累积造成的频谱预测性能恶化。仿真结果表明,与固定判决门限的神经网络频谱预测相比,稳健频谱预测策略改进了频谱感知错误累积下的频谱预测性能,使频谱预测性能保持稳定;稳健频谱预测策略提高了非授权用户的频谱利用率、降低了对授权用户的干扰概率。

参 考 文 献

- [1] WANG Tan, LI Gen, and DING Jiabin. 5G Spectrum: Is China ready?[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2015, 53(7): 58–65. doi: 10.1109/MCOM.2015.7158266.
 - [2] NING Guoqin and NINTANAVONGSA P. Time prediction based spectrum usage detection in centralized cognitive radio networks[C]. 2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Shanghai, China, 2012: 300–305. doi: 10.1109/WCNC.2012.6214320.
 - [3] SONG Yi and XIE Jiang. ProSpect: A proactive spectrum handoff framework for cognitive radio ad hoc networks without common control channel[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(7): 1127–1139. doi: 10.1109/TMC.2011.140.
 - [4] GUAN Quansheng, RICHARD Y F, and JIANG Shengming. Prediction-based topology control and routing in cognitive radio mobile Ad hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 59(9): 4443–4452. doi: 10.1109/TVT.2010.2069105
 - [5] GHOSH A and SARKAR S. Quality-sensitive price competition in secondary market spectrum oligopoly-single location game[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(3): 1894–1907. doi: 10.1109/TNET.2015.2440422.
 - [6] GHOSH A, SARKAR S, and BERRY R. The value of side information in secondary spectrum markets[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(1): 6–19. doi: 10.1109/JSAC.2016.2632579.
 - [7] KUMAR A, SINGH S, and ZHENG Haitao. Reliable open spectrum communications through proactive spectrum access[C]. 2006 International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum (TAPAS), Boston, American, 2006: 5. doi: 10.1145/1234388.1234393.
 - [8] ELTOM H, KANDEEPAN S, LIANG Yingchang, et al. HMM based cooperative spectrum occupancy prediction using hard fusion[C]. 2016 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 669–675. doi: 10.1109/ICCW.2016.7503864.
 - [9] TUMULURU V, WANG Ping, and NIYATO D. Channel status prediction for cognitive radio networks[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2012, 12(10): 862–874. doi: 10.1002/wcm.1017.
 - [10] SU Jimzhao and WU Wei. Wireless spectrum prediction model based on time series analysis method[C]. 2009 ACM workshop on Cognitive radio networks, Beijing, China (CoRoNET), Beijing, China, 2009: 61–66. doi: 10.1145/1614235.1614250.
 - [11] WEN Zheng, LUO Tian, and WANG Xiang. Autoregressive spectrum holes prediction model for cognitive radio systems[C]. 2008 IEEE Communications Workshop (ICC), Beijing, China, 2008: 154–157. doi: 10.1109/ICCW.2008.34.
 - [12] TANG Mengyun, DING Guoru, WU Qihui, et al. A joint tensor completion and prediction scheme for multi-dimensional spectrum map construction[J]. *IEEE Access*, 2016(4): 8044–8052. doi: 10.1109/ACCESS.2016.2627243.
 - [13] RAZALI N M and WAH Y B. Power comparisons of shapiro-wilk, kolmogorov-smirnov, lilliefors and anderson-darling tests[J]. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, 2011, 2(1): 21–33.
 - [14] BAO Yong. On sample skewness and kurtosis[J]. *Econometric Reviews*, 2013, 32(4): 415–448. doi: 10.1080/07474938.2012.690665.
 - [15] MASONTA M, MZYECE M, and NTLATLAPA N. Spectrum decision in cognitive radio networks: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2013, 15(3): 1088–1107. doi: 10.1109/SURV.2012.111412.00160.
- 陈 曦: 女, 1984年生, 博士, 讲师, 研究方向为弹载探测与无线通信技术。
- 杨 健: 男, 1984年生, 博士, 工程师, 研究方向为认知无线电、电磁频谱管理。