

基于随机共振和支持向量机的频谱感知<sup>\*</sup>

叶翔 聂勇 翟旭平

(上海大学通信与信息工程学院 特种光纤与光接入网重点实验室 上海 200072)

**摘要:** 认知无线电是一门新技术,它的目标实现用户的动态频谱接入,提高频谱的使用效率。频谱感知是认知无线电的基础,它的作用是感知频谱空洞,实现对主用户无干扰接入。频谱感知需要在极低信噪比下有较好的感知性能,才能保证感知用户在不影响主用户通信的情况下进行通信。即使在较低的信噪比条件下,它也需要较高的检测性能。提出一种对信号进行双稳态随机共振和特征识别的方法,首先信号先通过随机共振系统以提高信噪比,然后使用FAM算法将信号的循环谱特征提取出来。最后使用支持向量机(SVM)对特征进行模式识别。实验结果表明,在低信噪比下本方法相比传统的能量检测和SVM方法具有更高的检测可靠性。

**关键词:** 频谱感知; 随机共振; 支持向量机; 循环平稳特征

**中图分类号:** TN929.5    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## Spectrum sensing method using SR and SVM

Ye Xiang   Nie Yong   Zhai Xuping

(Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** Cognitive radio is a new technology, which aims to achieve the user's dynamic spectrum access and improve the efficiency of the spectrum. Spectrum sensing is the basic of cognitive radio, and spectrum sensing is used to discover the spectral holes in cognitive radio networks, which allows secondary users(SU) to communicate without causing harmful interference to primary users(PU). It requires good perceiving performance even at very low signal-to-noise ratios to ensure that the perceived user communicates without affecting the primary user's communication in spectrum sensing. This paper presents an efficient sensing algorithm based on stochastic resonance (SR) and support vector machine(SVM). Firstly, the detecting signal through the Stochastic resonance system to improve signal-to-noise rate and strength the feature of signal. Secondly the FAM algorithm is used to extract the cyclostationary feature of signal. Finally, we use support vector machine to classify the feature to get the detection results. The experimental results show that the method proposed in this paper has higher detection reliability than the traditional detection method at low SNR.

**Keywords:** spectrum sensing; stochastic resonance; support vector machine (SVM); cyclostationary feature

## 0 引言

无线通信业务的快速增长和频带固定分配导致频谱资源日益短缺<sup>[1]</sup>,然而研究表明大量授权频段的利用率却很低。认知无线电技术<sup>[2-3]</sup>能够感知周围的频率环境,进而发现未被使用的认证频谱,并把这个频段作为自己的发送数据频带,从而提高频谱利用率。频谱感知是认知无线电技术中的一项关键技术。频谱感知的目的是检测周围无线环境中主用户存在,使得次用户在频谱接入时不对主用户造成干扰,从而提高频谱使用率。

频谱感知可分为主动感知和被动感知。在被动感知中,频谱的使用模式时候从外部其自己的次要通信系统处获得的。次要用户(SU)通过与主要用户的谈判来获得频谱资源。在主动感知中,次要用户感知周围的无线环境,依据测量结果挑战自己的传输。主动感知又可分为协作感知<sup>[4-5]</sup>和单用户感知。其中单用户感知是协作感知的基础,多用户协作感知是多个单用户检测的集合。

传统的单用户频谱感知方法主要有能量检测<sup>[6]</sup>、循环平稳特征检测<sup>[7]</sup>和匹配滤波器检测<sup>[8]</sup>等。能量检测复杂度低且易于实现,但是对噪声敏感而且存在门限效应。循环

平稳特征检测思想是利用调制信号内在的周期性来进行感知。循环平稳检测相比能量检测,对于噪声有更好的鲁棒性,而且能感知较低信噪比的情况,但是计算量大。匹配滤波器检测是最佳检测器,但是它需要知道信号的传输波形,所以在实际中一般很少采用。随着机器学习的发展,基于的频谱感知方法得到了广泛的研究<sup>[9]</sup>,该方法将支持向量机(SVM)和频谱感知结合起来,得到最优分类模型从而智能地对待测信号进行分类判别。文献<sup>[10]</sup>提出使用多天接收信号,并提取信号相关矩阵的特征值作为训练样本送入 SVM 学习机,仿真显示在低信噪比下比较好的检测性能。

SR 最早是在 1981 年由意大利的 Benzi 等,在研究地球古气象冰川问题时提出来的,用来解释古气象学中冰川期与暖气候期周期性交替出现的现象。随机共振是一种噪声,微弱信号,非线性系统的一种协作作用产生的非线性现象。随后 SR 被应用到了各个领域<sup>[11]</sup>,比如化学、生物。为了提高频谱感知的可靠性,频谱感知研究领域的研究者也尝试着把 SR 理论引入频谱感知算法中,并取得了一定的进展<sup>[12]</sup>。

基于 SVM 的频谱感知方法性能与特征的选择、核函数及其参数的选取有关。本文将 SR 和 SVM 结合起来,以提高低信噪比下的感知可靠性,解决了传统频谱感知方法低信噪比下感知门限效应的问题。实验结果表明,相比其他方法,本文提出的方法所需先验知识少,推广能力强,且在低信噪比下检测的准确度好。因此具有较高的效率和较好的频谱感知性能。

### 1 系统模型

频谱感知过程,就是根据接收到的信号,来判断目标频段是否被占用的过程。因此,这是一个对接收到的信号进行分类的过程。将频谱感知建模为随机信号的分类模型,可以用如下二元假设表示:

$$\begin{cases} H_1: r(k) = s(k) + n(k) \\ H_0: r(k) = n(k) \end{cases} \quad (1)$$

其中  $k = 1, \dots, n; n$  为接收信号采样数,  $s(k)$  表示主用户信号的特征,  $n(k)$  表示噪声。  $H_1$  表示主用户存在, 频谱被占用;  $H_0$  表示主用户不存在, 频谱空闲。因此, 该模型可以用 SVM 统计学习理论来对其进行研究和分析。

如图 1 所示, 本文将信号的循环谱特征作为训练和测试向量输入 SVM 学习机学习以得到最优分类超平面。然后用学习所得的超平面对未知的测试信号进行分类。预测数据时, 带通信号先经过 SR 系统进行信号加强。然后对 SR 输出的信息进行特征提取, 最后输入最优分类超平面进行判定, 从而得到检测结果。

### 2 基本原理和方法

#### 2.1 随机共振

SR 现象是信号、噪声和非线性系统的协同作用产生的

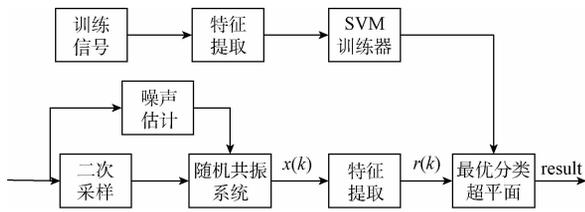


图 1 系统框图

现象, 它包括 3 个基本要素, 即微弱输入信号  $s(t)$ 、噪声  $n(t)$ 、非线性系统<sup>[13]</sup>。图 2 所示为 SR 系统的框图, 有用信号和噪声的混合信号作为系统的输入, 经过非线性系统的处理以后得到输出信号  $x(t)$ 。

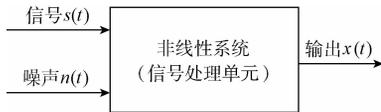


图 2 随机共振系统框图

一个典型的双稳态系统由以下 Langevin 方程描述, 即:

$$\dot{x} = ax - bx^3 + A \cos \omega_0 t + \Gamma(t) \quad (2)$$

式中:  $\Gamma(t) = \sqrt{2D}\omega(t)$ ,  $\omega(t)$  是均值为 0, 方差为 1 的高斯白噪声, 即  $\omega(t) \sim N(0, 1)$ 。上述方程引入的非线性外力场  $f(x) = ax - bx^3$  具有双势阱  $V(x) = (1/4)bx^4 - (1/2)ax^2$ , 其最小值点在  $\pm x_m$  处, 其中,  $x_m = (a/b)^{1/2}$ , 它们被  $\Delta V = a^2/(4b)$  的势垒所分隔, 且垒高在  $x_b = 0$  处, 如图 3 所示。

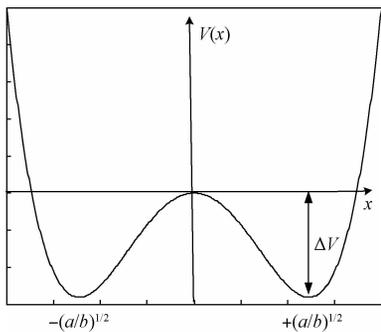


图 3 SR 系统势阱函数  $V(x)$

当外界输入  $A \neq 0$  时, 整个系统的平衡被打破, 势阱在  $A$  的驱动下发生倾斜。当静态值  $A$  达到  $A_c = \sqrt{4a^3/27b}$  (系统静态触发阈值), 输出状态将产生大幅值的跳变, 系统完成了一次势阱触发。在噪声的帮助下, 即使在  $A < A_c$  信号幅值时, 粒子仍然可以在两定态解之间进行跃迁。如果对应某一适合的噪声强度, 这种大幅度的跃迁频率正好等于周期驱动力  $s(t)$  的频率, 那么原来势阱间的随机跃迁运动就会变为按照周期外力频率发生的有序转迁运动, 随机共振现象就发生了。在绝热近似条件下, 双稳态系统在两个稳态间跃迁的速度, 称为 Kramers Rate, 其表达式为:

$$r_k = \frac{a}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\Delta V}{D}\right) \quad (3)$$

输出信号的信噪比为:

$$\text{SNR} \approx \sqrt{2\Delta V} \left(\frac{A}{D}\right)^2 \exp\left(-\frac{\Delta V}{D}\right) \quad (4)$$

分析式(3)可以发现,输出信噪比随着噪声强度由小到大增加时,并不像线性系统一样单调递减,而是先大幅度增加,然后减小,并在  $D = \Delta V/2$  时有一峰值存在,也就是说在这一点产生了共振。

根据绝热近似条件,SR 系统要求输入驱动信号应与 SR 系统 Kramers 相匹配,因为 Kramers 速率一般比较小,所以经典的随机共振只能解决小频率的信号感知。但是在通信系统中接收信号的频率一般比较高,所以本文采用二次采样的方法来对频率进行尺度变换。算法如下:

$$s(n) = s(n\Delta t) = A_m \sin\left[2\pi \frac{f_c}{\alpha}(n\alpha\Delta t)\right] = A_m \sin[2\pi f'_c(n\alpha\Delta t)] \quad (5)$$

其中  $\Delta t$  是采样间隔,那么采样后的频率就会变成  $f'_c = \frac{f_c}{\alpha}$ 。所以只要调整  $\alpha$  的值使得  $f'_c$  接近 Kramers 速率。

由 SR 系统输出信号信噪比表达式可以看出输出信号的信噪比和 SR 系统参数以及噪声的功率有关。现在一般有两种做法:一种是固定 SR 系统的参数,改变噪声功率来得到最大输出信噪比;另一种是改变 SR 系统的参数来得到最优信噪比。本文采用第 3 种自适应的方法,SR 系统参数取值如下:

$$\begin{cases} a \gg \pi f_c \\ b = a^2 / (2\sigma_n^2) \end{cases} \quad (6)$$

由于 SR 系统的参数和噪声的强度有关,本文用 MLE 准则来对噪声的方差进行估计,算法如下:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{2(N-L)} \sum_{l=L+1}^N |\Delta r[l]|^2 \quad (7)$$

## 2.2 基于 SVM 的频谱感知模型

SVM 算法是 Vapnik 基于统计学理论上提出的一种新的机器学习方法<sup>[14]</sup>,其特点是在解决线性不可分的分类问题时,引入核函数技术,把低维输入空间中的非线性可分问题转化成高维 Hilbert 特征空间中的线性可分问题,并得到可使两类的分类间隔达到最大的最优分类超平面。给定训练样本  $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \in (R^m \times y)^n$ , 其中,  $x_i \in R^m; y_i \in y = \{1, -1\}; i = 1, \dots, n$ 。根据结构风险最小化原则,最优分类超平面可以通过求解以下凸二次规划问题获得:

$$\begin{cases} \max W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)^T$  ( $T$  表示转置)为 Lagrange 乘子

向量,  $C$  为惩罚参数,引进从空间  $R^n$  到 Hilbert 空间  $H$  的变换  $x \rightarrow \varphi(x)$ , 则令  $K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \varphi(x_j))$  表示核函数,得到 SVM 的判定函数形式如下:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right) \quad (9)$$

其中,  $\text{sgn}()$  为符号函数,  $x_i, i = 1, \dots, n$  为支持向量,  $x$  为待分类向量,  $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_n^*)^T$  是问题的任一解,  $b^*$  为偏置。

文献[15]表明,高斯径向基核函数较其他核函数具有参数少、复杂度低和能够实现非线性映射等优点,所以本文采用高斯径向基核函数作为 SVM 的核函数,高斯径向基核函数定义如下:

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (10)$$

其中,  $\sigma$  为高斯径向基核函数中的核半径参数。因此,该频谱感知模型仅有惩罚参数  $C$  和核函数参数  $\sigma$  两个参数,这两个参数对 SVM 的分类很大,本文采取粒子群优化算法<sup>[16]</sup>对参数进行优化,在一定程度上减少了经验选择的盲目性,提高其预测精度。

## 3 性能仿真

本文以 MATLAB 为仿真平台,测试信号产生的系统框图如图 4 所示。

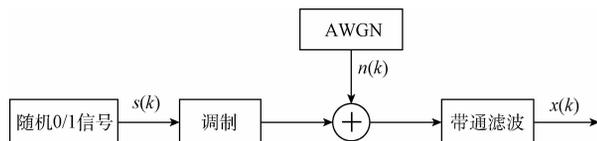


图4 信号产生框图

在图 4 中,  $s(k)$  为用户的 BPSK 发送波形的采样序列,  $n(k)$  为高斯白噪声采样序列,  $r(k) = s(k) + n(k)$  是 SU 接收到的主用户信号。本文设置的一些主要仿真参数如下,调制方式为 BPSK,载波频率  $f_c = 100$  Hz,波特率  $R_B = 10$ ,采样频率  $f_s = 1000$  Hz。

### 3.1 随机共振

为了得到 BSR 系统的输出信号,必须对方程进行求解,但是这个非线性方程不能直接求得确定的解,只能通过数值分析求得,本文用 Runge-Kutta 法来求(1)这个微分方程的数值解,算法如下:其中  $h$  是计算步长等于  $1/f_s$ ,

$$\begin{cases} k_1 = hf(x_i, sn_i) \\ k_2 = hf\left(x_i + \frac{1}{2}k_1, sn_i\right) \\ k_3 = hf\left(x_i + \frac{1}{2}k_2, sn_{i+1}\right) \\ k_4 = hf(x_i + k_3, sn_{i+1}) \\ k_5 = x_i + \frac{1}{6}(k_1 + k_2 + k_3 + k_4) \end{cases} \quad (11)$$

### 3.2 无线通信信号特征提取

对图 1 中系统采集到的不同信噪比和不同维数的训练样本使用 FAM 算法进行循环谱估计,以取得信号的循环谱特征。由定义可知,循环谱在频率域是对称的,即  $S_x^c(f) = S_x^c(-f)$ ,所以只需要计算一半的频谱。BPSK 信号在  $\alpha = \pm 2f_c + k/T_b (k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots)$  处具有谱相关特性,其中  $T_b = 1/R_b$  是编码信号的码元宽度。所以取循环频率  $\alpha = 2f_c$  的频谱作为信号的特征。

### 3.3 性能比较

为了检测本文提出的算法的性能,图 5 和 6 所示分别对本文算法与传统能量检测算法和 SVM 算法的平均错误概率和检测概率进行比较。可以看出通过使用本文算法,次用户在信噪比  $SNR = -15$  dB 的无线通信环境中能完全感知出空闲频谱,而传统的检测方法只能检测到  $-10$  dB 左右的信号。在相同条件下,本文提出的方法的检测概率明显高于 SVM 方法,即采用本文方法的系统能在低信噪比下快速感应出主用户是否存在。由于噪声对信号的幅度值影响比较大,在低信噪比下传统的 SVM 检测方法无法区分噪声和信号。但是噪声对循环谱的影响很小,所以基于循环谱特征的检测方法在低信噪比下检测性能比较好。由上述实验结果可以看出,本文所提方法的分类结果优于文献[9]中的 SVM 方法,且在低信噪比的无线通信环境中也具有较好的频谱感知性能。

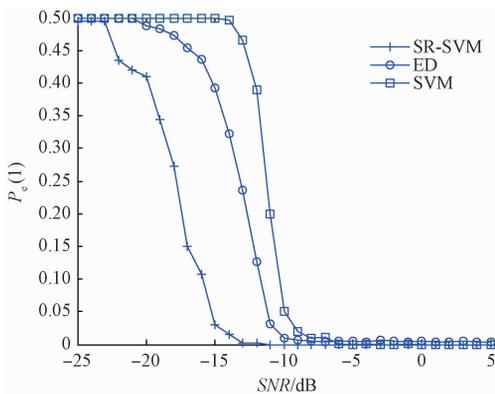


图 5 平均错误概率  $p_e$  比较

## 4 结 论

认知无线电提高频谱使用效率的作用,但前提是必须尽可能保证这个频率上的已授权主用户的使用不受影响,其中最关键的技术就是频谱感知技术,所以要提高频谱感知的可靠性。本文在认知无线电背景下,对基于单节点 SVM 的频谱感知方法进行了研究。该算法通过使用 SR 技术和 SVM 技术相结合,通过引入自适应 SR 算法来提高输入 SVM 的信号信噪比,提取信号的循环谱特征对信号进行主用户检测。实验结果表明,本文算法和传统能量检测算法以及 SVM 算法相比,在低信噪比情况下,本文算法

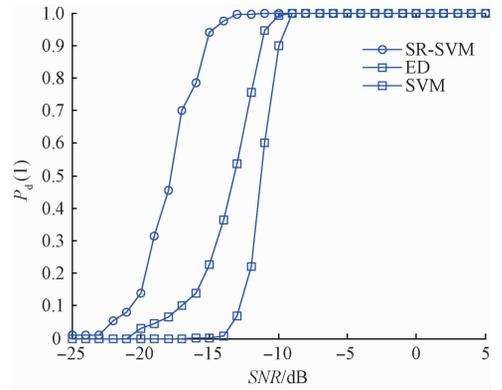


图 6 平均错误概率  $p_d$  比较

与传统的 SVM 检测方法相比检测可靠性较高。

## 参考文献

- [1] HIGGINBOTHAM S. Spectrum shortage will strike in 2013[J]. Retrieved May, 2010(10): 2012.
- [2] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1): 116-130.
- [3] STEVENSON C R, CHOUINARD G, LEI Z, et al. IEEE 802. 22: The first cognitive radio wireless regional area network standard [J]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(1): 130-138.
- [4] MALEKI S, CHEPURI S P, LEUS G. Optimization of hard fusion based spectrum sensing for energy-constrained cognitive radio networks [J]. Physical Communication, 2013(9): 193-198.
- [5] AKYILDIZ I F, LO B F, BALAKRISHNAN R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks; A survey [J]. Physical Communication, 2011, 4(1): 40-62.
- [6] ATAPATTU S, TELLAMBURA C, JIANG H. Energy detection based cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(4): 1232-1241.
- [7] YAWADA P S, WEI A J. Cyclostationary detection based on non-cooperative spectrum sensing in cognitive radio network[C]. 2016 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), IEEE, 2016: 184-187.
- [8] ZHANG X, CHAI R, GAO F. Matched filter based spectrum sensing and power level detection for cognitive radio network [C]. Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP),

- IEEE, 2014; 1267-1270.
- [9] ZHANG D, ZHAI X. SVM-based spectrum sensing in cognitive radio[J]. *Electronic Design Engineering*, 2011, 15(1):1-4.
- [10] AWE O P, ZHU Z, LAMBOTHARAN S. Eigenvalue and support vector machine techniques for spectrum sensing in cognitive radio networks [C]. *International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence*, 2013;223-227.
- [11] QIN Y, TAO Y, HE Y, et al. Adaptive bistable stochastic resonance and its application in mechanical fault feature extraction [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2014, 333(26): 7386-7400.
- [12] HE D, LIN Y, HE C, et al. A novel spectrum-sensing technique in cognitive radio based on stochastic resonance [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 59(4): 1680-1688.
- [13] 范剑, 赵文礼, 张明路, 等. 随机共振动力学机理及其微弱信号检测方法的研究[J]. *物理学报*, 2014, 63(11):111-121.
- [14] VAPNIK V. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. Berlin:Springer Science & Business Media, 2013.
- [15] VAREWYCK M, MARTENS J P. A practical approach to model selection for support vector machines with a Gaussian kernel. [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society*, 2011, 41(2):330-340.
- [16] KENNEDY J. *Particle Swarm Optimization*. *Encyclopedia of Machine Learning* [M]. Newyork: Springer US, 2011; 760-766.

### 作者简介

叶翔, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、机器学习方向等。

E-mail: yexiang\_x@163.com