

基于支持向量机和噪声估计的宽带频谱感知方法*

聂勇 叶翔 翟旭平

(上海大学通信与信息工程学院 上海 200072)

摘要: 频谱感知技术是认知无线电的核心技术之一,由于未来无线通信技术的发展对高速数据通信的需求,使得宽带频谱感知技术成为目前研究的重点方向。由于宽频带带宽较宽不能直接将整个频段划分为占用或者空闲,需要对宽频带进行细分。将信号划分为多个子频带,通过预处理将多元分类问题转化成二元分类问题。为了降低频谱感知的算法复杂度,提出了基于噪声估计(estimation of noise, EN)和支持向量机(support vector machine, SVM)的频谱感知算法,该算法利用检测性能较好的慢速感知算法作为噪声估计,再使用算法复杂度低的快速感知算法结合噪声估计的信息进行频谱感知。实验结果表明,在低信噪比下,该算法较传统的方法其检测性能有着明显的提高,在信噪比为 -10 dB的无线环境中能够完全识别各个子信道的使用情况。

关键词: 宽带频谱感知;支持向量机;低复杂度;分类;噪声估计

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

Wideband spectrum sensing method based on SVM and EN

Nie Yong Ye Xiang Zhai Xuping

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Spectrum sensing technology is one of the core technologies of cognitive radio. As the future development of wireless communication technology requires high-speed data communication, wideband spectrum sensing technology has become the focus of the current research. Wideband can't be directly divided into occupied or idle, so it needs to be subdivided. The signal is divided into multiple sub-bands, and the problem of multivariate classification is transformed into binary classification problem by pretreatment. In order to reduce the complexity of the spectral sensing algorithm, a spectrum sensing algorithm based on estimation of noise(EN) and support vector machine(SVM) is proposed. The algorithm uses a slow sensing algorithm as estimation of noise and then combines it with low fast sensing algorithm for spectrum sensing. The experimental results show that the proposed algorithm has a significant improvement in the detection performance under the low SNR and can fully recognize the usage of each sub-channel under SNR of -10 dB.

Keywords: wideband spectrum sensing; support vector machine; low complexity; classification; estimation of noise

0 引言

现有的无线频谱资源分配方案导致频谱利用率与日益增长的无线通信业务量之间产生了巨大的矛盾,而认知无线电技术则是解决该矛盾的核心技术^[1]。认知无线电用户通过智能感知周围无线电环境来寻找频谱空穴并在不干扰主用户的正常通信的情况下接入该空闲频段,从而大幅度提高了频谱使用率^[2]。频谱感知技术是认知无线电的关键性技术之一。由于移动通信和无线通信的快速发展,人们对高速数据传输的要求越来越高,使得宽带频谱感知在当前变得尤为重要。对于宽频带不能简单地将整个频段判决为占用或者空闲,宽频带范围内所有子频带的情况应该进

一步细分考虑^[3]。

国内外研究人员针对宽带频谱感知提出了一些具体的研究方法,主要包括单用户多窄带并行检测法^[4]以及多子带联合检测法^[5]等。这类算法都是将宽频带转化为多窄带,再使用传统的窄带算法——能量感知。由于噪声的不确定性导致这些算法在低信噪比下的检测性能不高。而目前常见的窄带频谱感知方法主要有能量检测、循环平稳特征谱检测^[6-7]和协方差矩阵检测^[8]等。能量检测算法是一种盲检测方法^[9],具有无需先验知识、算法简单、适用范围广泛等有点,但该算法由于噪声的不确定性,设置门限较为困难。循环平稳特征检测可区分不同的调制信号,抗噪声能力强,但其计算复杂度过大,运算时间长。文献^[10-11]

收稿日期:2017-04

* 基金项目:国家自然科学基金(61171085)项目资助

提出了一种基于支持向量机(SVM)的频谱感知算法,通过机器学习的方法来进行频谱感知。SVM 是一种以结构风险最小化原理为基础的新的智能算法,具有其他算法难以比拟的优点。

SVM 虽然可以作为多元分类器,但是分类性能没有二元分类器高。通过数据预处理将多元分类问题转化成二元分类问题。为了降低算法的复杂度,利用了噪声慢变化的特性,提出基于噪声估计的频谱感知算法。实验结果表明,相比其他方法,提出的方法具有计算复杂度低,推广能力强的特性,且在极低信噪比(-15 dB)下的平均错误概率低至 0.05,在-10 dB 信噪比下的平均错误概率趋近为 0。因此具有较高的效率和较好的频谱感知性能。

1 SVM

频谱感知过程,就是根据接收到的信号来判断主用户是否存在的过程。因此,通常可以把频谱感知归纳为以下二元模型^[12]:

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

式中: $x(k)$ 表示接收到信号, $n(k)$ 表示噪声, $s(k)$ 表示主用户信号。 H_1 表示主用户存在,频段被占用; H_0 表示主用户不存在,频谱空闲。将频谱感知问题建模为随机信号的分类模型,因此,适合用机器学习作为分类器。在众多的机器学习方法中,SVM 方法以其有限样本下的良好推广能力而备受重视,在人脸检测、网页分类、数据融合等领域得到了广泛应用。

SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中^[12-13]。SVM 引入了核函数技术,将低维输入空间中的非线性可分问题转化成高维特征空间中的线性可分问题,并建立讲两类数据隔开的最优分类超平面^[14-15]。假设训练样本集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in R^m, i = 1, 2, \dots, n$ 表示特征值, $y_i \in \{1, -1\}, i = 1, 2, \dots, n$ 表示分类标签。假设线性函数 $g(x) = \omega x + b$, 并取阈值为 0, 即分类函数为 $f(x) = \text{sgn}(g(x))$, 其中 sgn 函数为符号函数。可见,此时分类超平面为 $(\omega \cdot x) + b = 0$, 为了最大化分类间隔 $2/\|\omega\|$, 最优化问题转化为对变量 ω 和 b 的凸二次规划问题:

$$\begin{cases} \min_{\omega} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } y_i = (\omega \cdot x_i + b) - 1 > 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

实际中,两类训练样本集不能被完全分开,既线性不可分。需要引入松弛变量 ξ_i 来解决,将出现混叠训练点 x_i 的位置稍作 ξ_i 调整,使得原混叠的两类数据拉开,并且能够进行线性可分。为了控制 ξ_i 的大小,引入惩罚参数 C 。在最大化间隔 $2/\|\omega\|$, 也要最小化对训练数据的破坏程度 $\sum_{i=1}^l \xi_i$ 。

最优化问题转化为:

$$\begin{cases} \min_{\omega} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3)$$

利用 Lagrange 函数优化方法把上述二次规划问题转化成对偶问题:

$$\begin{cases} \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) \alpha_i \alpha_j - \sum_{j=1}^l \alpha_j \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (4)$$

2 噪声估计

2.1 系统模型

噪声估计理想的方法是接收纯噪声信号,但实际场景中往往很难做到这点。本文提出了利用感知性能较好的频谱感知算法作为噪声估计,再使用一个复杂度低的频谱感知算法利用已有的噪声信息作为整个频谱感知系统的判决输出,系统模型如图 1 所示。其中,由于噪声是慢变化过程,所以噪声估计频谱感知算法执行的频次较低,本文称其为慢速感知;而复杂度低的频谱感知算法作为整个系统的判决输出,所以需要较高的执行频次,故本文称其为快速感知。



图 1 基于噪声估计频谱感知系统模型

造成噪声不确定的主要因素有:温度变化、增益、初始校准错误、存在干扰源。噪声估计很容易克服前面 3 个因素,因为热变化是一个缓慢的变化。噪声强度一般会在几分钟内呈现出一个常量类型。主要干扰来源是由 CR 网络中的其他次用户造成的。为了克服这个问题,在标准 IEEE 802.22 中,实现同步策略来避免相互干扰。

2.2 感知模型

在上述感知原理中快速感知和慢速感知均采用基于 SVM 分类算法的感知模型,但这两个感知模型的特征值不一样。慢速感知为了提高可靠的感知性能,使用了维度较高的基于 SVM 的频谱感知算法,如图 2 所示。如果慢速感知的判决结果为噪声,本文将该信号作为噪声的估值。由于系统中已经有了噪声的信息,快速感知算法可以利用噪声特性来进行频谱感知。将频谱感知分为两个阶段感知,是因为这两个算法执行频次不一样。慢速感知执行频次较低,快速感知执行频次较高,即整个频谱感知系统的算法复杂度趋近与快速感知,而感知性能趋近于慢速感知。

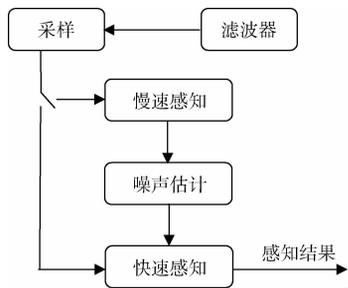


图 2 基于噪声估计频谱感知算法流程

2.3 慢速感知

传统的感知方法是直接将时域信号作为 SVM 的特征值,由于时域特征维数过高、对噪声敏感等问题,导致基于 SVM 的频谱感知算法复杂度且检测性能较低。由于信号的频域数据对噪声敏感度低、特征明显等特点,因此本文采用将信号的频域作为 SVM 的特征值。经过快速傅里叶变换(FFT)变换到频域的数据是对称的,为了降低特征维度、即降低算法复杂度,截取频域信号的一半长度作为 SVM 的特征值,如图 3 所示。

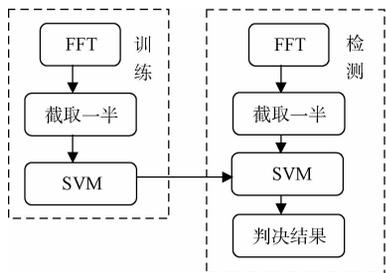


图 3 慢速感知模型

2.4 快速感知

如图 4 所示,快速感知作为整个系统的感知判决输出,具有较高的执行频次,由于快速感知使用的算法是基于 SVM 的频谱感知算法,并且特征值为信号与噪声的方差和均值,4 维的特征值具有较低算法复杂度。由于快速感知利用了慢速感知的噪声估计信息,所以快速感知的检测性能逼近慢速感知的检测性能,但拥有极低的算法复杂度。

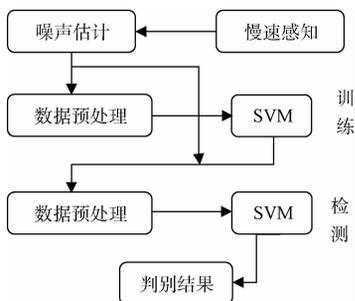


图 4 快速感知模型

2.5 宽带感知模型

宽带频谱感知依旧是判断主用户是否存在,不同的是,对主用户的感知扩展到宽带频谱中。由于窄带频谱感知技术只做出二元判决,对于宽频带不能简单将整个频带判断为占用或者空闲。

将宽频带信号划分为多个子频带,本文采用了频域划分,将信号进行 FFT 变换得到其频域信号。由于变换后的数据是对称的,本文截取 FFT 变换后数据的一半长度——HFFT(half FFT)。这样就可以将宽带频谱感知问题转换成多窄带频谱感知问题。窄带频谱感知问题是一个二元分类问题,宽频谱感知是一个多元分类的问题。假设被感知的宽频带被划分为 N 个子频带,那么其判决结果有 2^N 种可能,即划分 N 个子频带的宽带频谱感知是一个 2^N 元分类问题。可见,随着子频带的增多分类结果种类会剧增,增加了整个算法的复杂度和不稳定性。本文设计 IHFFT(index and Half FFT)特征很好的将一个多元分类问题转化成二元分类问题。IHFFT 特征为:

$$eigenvalue(index, HFFT) = [index, x_f(1), x_f(2), \dots, x_f(n/2)], index = 1, 2, \dots, N$$

其中 $index$ 表示子频带的索引,则整个宽频带检测的二元分类模型为:

$$f(x) = f(eigenvalue(index, HFFT))$$

遍历所有子频带,将每个子频带的结果综合在一起可以得到整个宽频带的频谱使用情况。可见图 5 宽带频谱感知算法流程,其中数据预处理就是将 HFFT 与子频带索引组合在一起。

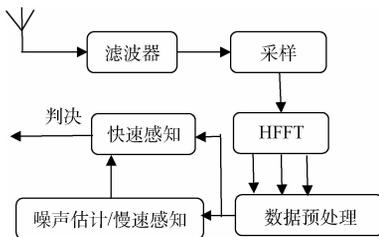


图 5 宽带频谱感知模型

3 仿真与分析

为了验证本文算法,本文以 MATLAB 作为仿真平台,选取集合 {BPSK+AWGN, AWGN} 作为训练样本集和测试样本集,其中 AWGN 表示加性高斯白噪声。假设在宽带为 0~1 kHz 进行频谱感知,信号频带被划分为 5 个均匀的窄带频带,每个频段为 200 Hz。如图 6 所示,表示为在 0~1 kHz 的宽频带中 100、500 以及 900 Hz 的频段正在被使用。

在宽带频谱检测系统中,理论上要求所有子频带空穴都要检测成功,然而实际系统很难做到全部成功。因此采用子频段检测结果的平均概率来表示性能。

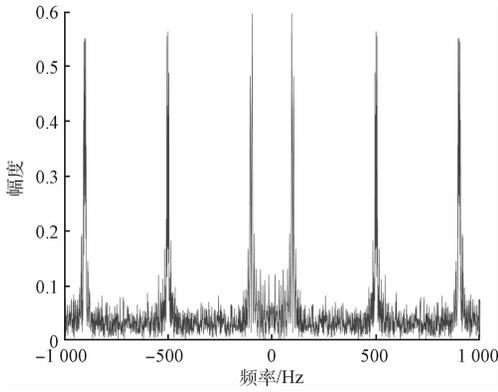


图 6 待测信号的频谱图

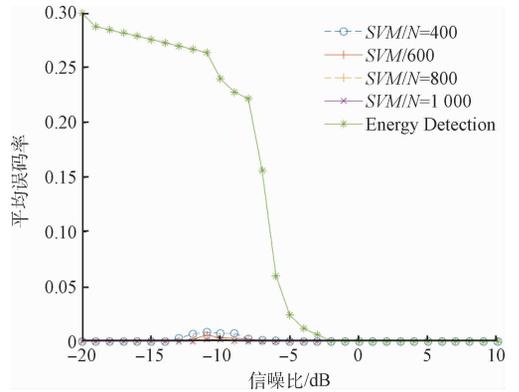


图 8 SVM 和能量检测的 P_f 比较

$$\begin{cases} P_f = \frac{\sum_{i=1}^N Prob_i\{H_1 | H_0\}}{N} \\ P_m = \frac{\sum_{i=1}^N Prob_i\{H_0 | H_1\}}{N} \\ P_e = P_f + P_m \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_f 表示平均虚警概率、 P_m 表示平均漏检概率、 P_e 表示平均错误概率。

本文将提出的基于支持向量机的频谱感知算法和传统的能量检测相比,其平均错误概率曲线如图 7 所示,其中 Energy Detection 表示能量检测,SVM 表示本文提出的基于支持向量机的宽带频谱感知算法。

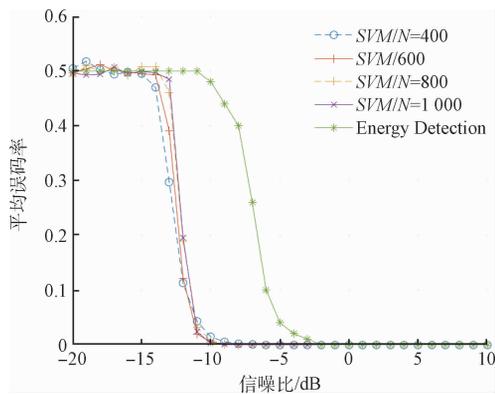


图 7 SVM 和能量检测的 P_e 比较

实验结果表明,在 $SNR = -10$ dB 的低信噪比情况下,维数 $N=800$,本章提出的基于噪声估计和支持向量机的频谱感知算法平均错误概率趋近 0,而传统的能量检测平均错误概率已经达到 0.5,即无法完全检测宽带频谱使用情况,此时,本文提出算法已经能够完全检测宽频带中的各个子频带的使用率。因此本文提出的算法平均错误概率远远低于传统能量感知算法。

进一步比较两种算法的漏警概率 P_m 和虚警概率 P_f ,

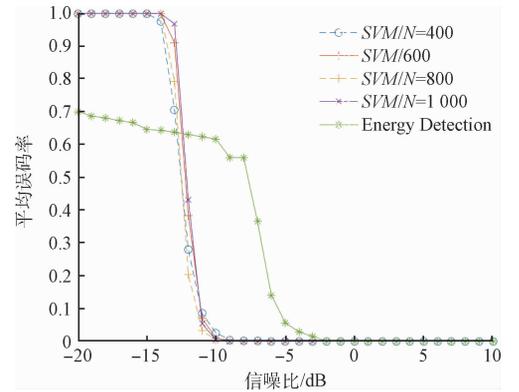


图 9 SVM 和能量检测的 P_m 比较

得到结果如图 8 和图 9 所示。图 8 表示当主用户不存在,误判为主用户存在的概率。实验结果表明,当 $SNR = -10$ dB 时,本文提出的算法比传统的能量感知具有更好的感知效果。图 9 表示当主用户存在时,误判主用户不存在的概率。实验结果表明,当 $SNR = -10$ dB 时,本文提出的算法漏检概率趋近 0,即不存在主用户和次用户共同竞争频谱资源的现象。综上所述,与传统算法相比,本文的提出的基于噪声估计和支持向量机的宽带频谱感知算法具有更好的感知性能。

由于宽带频谱感知中的子频带感知算法使用了变形的 EN-SVM 算法,为了验证 EN-SVM 算法是否很好适用于宽带频谱感知,将 EN-SVM 中的两个阶段的感知分别提取出来比较,如图 10 所示,其中 SVM 快速感知表示 EN-SVM 中的低复杂度 SVM 感知,SVM 慢速感知表示 EN-SVM 中的 HFFT-SVM 感知,Energy Detection 表示能量感知。

由图 10 可以看出,EN-SVM 感知算法中的快速感知和慢速感知的检测性能基本上相同。由于 EN-SVM 复杂度低的特点,使得子频带扫描的整体算法复杂度变得较低。综上所述,本文提出的基于噪声估计和支持向量机的宽带频谱感知方法在低信噪比下具有良好的检测性能以及低复

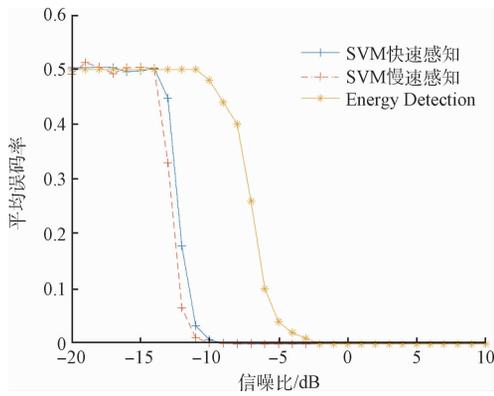


图 10 快速感知、慢速感知以及能量检测 P_d 比较

复杂度。

4 结 论

本文在认知无线电背景下,对基于 SVM 的频谱感知方法进行了研究。宽带频谱感知不能直接将整个频带判断为占用或者空闲,需要对宽频带细化,本章提出了将信号转换到频域再划分成多个子频带的方法,这样宽带频谱感知问题被转换成窄带频谱感知,但是多个子频带会让分类器变成多元分类器,本文设计将子频带索引作为特征值的一部分,从而很好的将一个多元分类问题转化成二元分类问题,降低算法的复杂度的同时也提高算法的稳定性。为了进一步地降低频谱感知算法的复杂度,提高次用户接入空闲频谱的效率,本文提出了基于噪声估计和支持向量机的频谱感知方法。由于噪声的变化是慢变化的过程,本文利用一个检测性较好的慢速感知作为噪声估计,再使用一个检测性能较低快速感知作为整个系统的检测,但是快速感知利用了噪声估计可以将检测性能逼近慢速感知。所以整体的检测性能是逼近慢速感知的,而算法复杂度是逼近快速感知的。因此该算法在保证检测性能不降低的情况下,极大地降低了算法的复杂度。

参考文献

- [1] 朱辉,刘仕奇,胡斌杰. 认知无线电频谱感知技术研究[J]. 移动通信, 2011, 35(9):45-48.
- [2] XU E, LABEAU F. Impact evaluation of noise uncertainty in spectrum sensing under Middleton class A noise[C]. IEEE, Malaysia International Conference on Communications, IEEE, 2015:36-40.
- [3] 赵知劲,张鹏,王海泉,等. 基于 OMP 算法的宽带频谱感知[J]. 信号处理, 2012, 28(5):723-728.
- [4] XIE S, LIU Y, ZHANG Y, et al. A parallel cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(8): 4079-4092.

- [5] HOSSAIN K, ASSRA A, CHAMPAGNE B. Multiband joint detection with correlated spectral occupancy in wideband cognitive radios [C]. International Symposium on Wireless Communication Systems, IEEE, 2012:541-545.
- [6] LIU Y, ZHONG Z, WANG G. Cyclostationary detection based spectrum sensing for cognitive radio networks. [J]. Journal of Communications, 2015. doi: 10.12720/jcm. 10.1.74-79
- [7] ZHU Y, LIU J, FENG Z, et al. Sensing performance of efficient cyclostationary detector with multiple antennas in multipath fading and lognormal shadowing environments [J]. Journal of Communications & Networks, 2014, 16(2):162-171. doi: 10.1109/jcn. 2014. 000027
- [8] 赵晓晖,李晓燕. 认知无线电中基于阵列天线和协方差矩阵的频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(7): 1693-1698.
- [9] LI B, SUN M, LI X, et al. Energy detection based spectrum sensing for cognitive radios over time-frequency doubly selective fading channels [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(2):402-417. doi: 10.1109/tsp. 2014. 2368996
- [10] ZHANG D, ZHAI X. SVM-based spectrum sensing in cognitive radio [C]. 7th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM), IEEE, 2011:1-4.
- [11] ZHAI X P, WANG X P. A new SVM-based spectrum sensing method [J]. Advances in Communication Technology and Application, 2014(60): 113.
- [12] 江玉春,毛明禾,曹宁. 基于 WLC 算法的频谱感知性能分析[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(7):25-28.
- [13] AGARWAL A, DUBEY S, KHAN M A, et al. Learning based primary user activity prediction in cognitive radio networks for efficient dynamic spectrum access [C]. International Conference on Signal Processing and Communications, 2016:1-5.
- [14] 顾亚祥,丁世飞. 支持向量机研究进展[J]. 计算机科学, 2011, 38(2):14-17.
- [15] 翟旭平,杨兵兵,孟田. 基于 PCA 和混合核函数 QPSO_SVM 频谱感知算法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9): 87-90.

作者简介

聂勇,硕士研究生,研究方向为认知无线电、宽带无线通信等。

E-mail: yong_cyril@163.com