

认知无线传感器网络新型 SVM 频谱感知策略

王晓东, 陈长兴, 任晓岳, 林 兴

(空军工程大学理学院, 西安, 710051)

摘要 阐述了基于认知无线传感器网络背景运用支持向量机的可行性。针对低信噪比噪声复杂性高的无线环境,单一的识别方法难以获得相对准确的结果。基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)对传统 SVM 频谱感知算法进行了优化,采用多个分类器集成降低识别错误和增强识别鲁棒性。采用最小二乘法将线性不等式约束转化为线性约束得到最优超平面来分割主信号和噪声干扰,对主用户状态进行决策,最后与传统能量检测算法比较性能。仿真结果表明,基于 SVM 频谱感知性能更接近理论值,比能量检测更为可靠与准确,错误率为 1.6%,在低 SNR 下检测概率比能量检测高出 18%,具有更优的检测性能与鲁棒性。

关键词 认知无线传感器网络;频谱感知;支持向量机;隐马尔可夫模型;能量检测

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.04.013

中图分类号 TN925 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)04-0073-06

A New SVM Spectrum Sensing Strategy Based on Cognitive Wireless Sensor Networks

WANG Xiaodong, CHEN Changxing, REN Xiaoyue, LIN Xing
(College of Science, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: This paper explains the feasibility of applying support vector machine based on cognitive wireless sensor network. Under condition of the wireless environment of low SNR and complex noise, aimed at the problems that single identification method fails to reach relatively accurate results, based on Hidden Markov Model, HMM, this paper optimizes the traditional spectrum sensing algorithm of SVM by adopting multiple classifiers ensemble to reduce identification error and strengthen identification robustness, and by adopting least square method to turn linear inequality constraints into linear constraints so as to get optimal hyperplane to distinguish primary signal from noise and then decide primary user state. Finally, its performance is compared with traditional energy detecting algorithm. The simulation results show that the spectrum sensing performance based on SVM is closer to the theoretical value, is more reliable and accurate than that of the energy detection, the error rate is 1.6%, the detection probability is 18 percent higher than the energy detection under condition of low SNR, and has more favorable detection performance and robustness.

Key words: cognitive wireless sensor networks; spectrum sensing; support vector machine; Hidden Markov model; energy detection

收稿日期: 2017-01-12

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划(2014JM8344)

作者简介: 王晓东(1993—),男,浙江江山人,硕士生,主要从事认知无线电频谱感知技术研究。E-mail:316259539@qq.com

引用格式: 王晓东,陈长兴,任晓岳,等. 认知无线传感器网络新型 SVM 频谱感知策略 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(4): 73-78. WANG Xiaodong, CHEN Changxing, REN Xiaoyue, et al. A New SVM Spectrum Sensing Strategy Based on Cognitive Wireless Sensor Networks [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(4): 73-78.

现有研究表明,在已有 IEEE802.11 网络的情况下,基于 IEEE802.15.4 标准的 ZigBee 网络的服务中断率和重传率显著增加,工作在非授权频段的各式无线通信网络将会和传感器网络共用频段,形成噪声复杂性高的低信噪比特殊环境,大大提高了频谱感知的要求和难度^[1-2]。文中提到的认知传感器网络^[3]定义为:一种智能的无线传感器网络系统,依靠认知过程提供一种动态配置无线传感器网络的能力。

在 CR 理论中^[4-9],频谱感知是整个认知过程的一个基本过程。传统的感知检测技术主要包括匹配滤波器、能量检测和循环平稳特征检测。目前大量的研究和关注的重点都在能量检测和周期平稳检测^[9]。能量检测具有较低的计算复杂度,但其检测阈值很容易受到影响。周期平稳检测需要巨大的计算复杂度不适用运算能力较低的认知传感器节点。

文献^[10]提出了一种最大-最小特征值频谱感知智能算法,通过提取接收信号矩阵的特征值实现不同信噪比下主用户信号检测问题;文献^[11]提出在噪声不确定性时采用匹配滤波器法,使检测结果更加可靠。文献^[12]提出基于特征值检测的协同频谱检测算法。综上所述,现有大多数研究主要集中在一般环境下通过频谱感知算法实现检测目的,并未在具体特殊环境下进行考量。

对于低信噪比(SNR < -10 dB)噪声复杂性高的环境^[13],主信号可能会被环境噪声完全覆盖,传统的频谱感知算法^[14]的感知性能将会受到极大地限制。基于上述问题,本文采用 HMM 多个分类器集成降低识别错误和增强识别鲁棒性^[15]。通过改进 SVM 算法,使 CR 系统在初始工作状态(背景知识和先验信息较少况下,绕开主信号与噪声混杂的情况),将低维空间通过非线性变化得到高维空间,采用最小二乘法将线性不等式约束转化为线性约束得到最优超平面来分割主信号和噪声干扰,对主用户状态进行决策^[16]。

1 系统模型

1.1 新型 SVM 学习算法

支持向量机(Support Vector Machine, SVM),是基于一种为达到最小风险的结构原理模式分类器而建立起来的,比一般基于别的指标而成的分类器有更好的泛化能力,适用于解决离散、高维度与非线性的识别问题^[17],可以利用到在低 SNR 下的无线电环境去解决频谱感知问题。它是基于历史数据建立一个分类模型,把接受到的新数据经过该分类模

型快速地做出分类。其原理是将低维无法用线性模型分类的空间,通过非线性转换,得到一个高维线性特征空间,在高维线性特征空间中构造一个线性的间隔超平面,使样本点在空间内被划为区别开。最大间隔超平面,使不同标记的样本更大可能正确分开,并且使各被区别的样本与间隔超平面的空间差距达到最远。本文关键研究点是在于改进传统支持向量机,将线性不等式约束转化为等式约束,大大方便了运算,从而提高 CR 系统的感知性能^[18]。

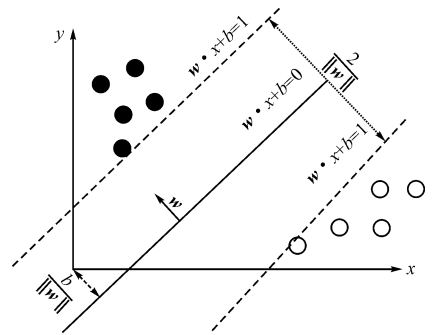


图1 传统支持向量机最优超平面分割

Fig. 1 The optimal hyperplane segmentation of traditional support vector machine

给定一组数据训练集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1, \dots, N}$, $x_i \in R^d$ 输入特征空间的变量, R^d 为 d 维欧式空间; $y_i \in y = \{-1, +1\}$ 是输出变量,本文对传统 SVM 学习算法进行改进,当 CR 系统在新的输入 x' 到来时能确定合适的输出值 y' 。按照最大化分类间隔和最小化误差平方和的原则,低信噪比特殊环境下频谱感知到的数据信息最优超平面可表示为:

$$\left. \begin{aligned} \min_{w, b, e} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \\ \text{s. t.} \quad & y_i(w\varphi(x_i) + b) = 1 - e_i, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: w 是超平面法向量; e_i 为误差; γ 为误差惩罚因子; $\varphi(x)$ 是输入空间到特征空间的 Hilbert 核空间映射函数^[19]。传统 SVM 采用的是二次规划方法,本文利用最小二乘法,将线性不等式约束转化为等式约束。式(1)对应的优化问题的决策函数可以表示为:

$$f(x) = \text{sgng}(x) \quad (2)$$

式中: $g(x) = \omega^* \varphi(x) + b^*$, 对式(1)引入 Lagrange 乘子向量 $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]^T$, 并利用 KKT 条件,可得到如下方程:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1}_v^T \\ \mathbf{1}_v & \mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{1}_v = [1, 1, \dots, 1]$; $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]$; $\lambda = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]$; \mathbf{K} 为核函数方阵,第 i 行、 j 列的元素为 $K_{i,j} = K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j))$, 对式(3)进一步求

解可得 b 和 λ 。式(2)的决策函数^[20]为:

$$f(x) = \text{sgng}(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i (\varphi(x)) + b^*\right) \quad (4)$$

SVM 解决一般分类问题的步骤:①选择核函数 k 以及其中的参数;②解凸优化问题,求相应的值;③求解 b 的值;④得出分界面方程,根据决策函数式(4)进行分类。

训练样本集中含有主用户信号的采样点的标签设置为 $y = +1$, 不含有主用户信号的采样点标签设置为 $y = -1$ 。将训练样本集及其标签送入支持向量机,构造出一个分类超平面。分类超平面可将测试样本集进行分类,判别出主用户信号是否存在。

基于支持向量机的认知无线网络频谱感知模型^[21]可看作二元模型, H_1 代表主用户存在, H_0 代表主用户不存在。定义 $x(k)$ 为信号在 k 时刻的采样点, $n(k)$ 为高斯白噪声, $s(k)$ 为待检测信号, 检测模型^[22]可描述为:

$$x(k) = \begin{cases} n(k), & H_0 = -1 \\ s(k) + n(k), & H_1 = +1 \end{cases} \quad (5)$$

1.2 基于新型 SVM 的频谱感知过程

图 2 为 SVM 频谱感知模型流程。图中训练过程:首先把接收端(ROC)接收到的无线输入信号进行带通滤波,将无关的噪声信号过滤掉,随后将所得信号进行平方、时间窗 T 积分和均值量化处理,得到了采样训练信号的功率值,最后并把对应的信噪比进行十进制化处理。记录样本 PU 信号的能量值以及对应的信噪比,并将这两个信号特征值当作分类器的训练数据。并利用经过理想的频谱感知判断出该样本 PU 信号的判决结果,记录为 $+1$ 与 -1 。以上两组特征值与一组标签组成历史数据。这些仿真出来的实验数据作为历史训练进行输入训练分类器,促使生成适应该 CR 环境的模型参数。

检测过程:将待测的认知节点采样数据进行如同训练过程一样的预处理,得到特征值后,写入到训练过程中建好的 SVM 分类器,检测出频谱中 PU 使用情况与工作状态,并对此进行区别。如果 SVM 的输出值为 $+1$,则表示频谱被 PU 占用;如果 SVM 的输出值为 -1 ,则表示频谱空闲,PU 没有占用。

1.3 HMM 分类器与核函数分析

隐马尔可夫模型(HMM)在本质上是一种双随机过程的有限状态自动机,它具有刻画信号的时间随机统计特性的能力,适合于处理连续动态信号。根据 Baum-welch 算法为每一类训练对应的 HMM (记为 λ_i);然后,使用前向算法计算每一个观察序列 O_i 在各个 HMM 中 λ_i 的输出概率 $P_r(O/\lambda_i)$,取出最大输出概率及其余信号类型;最后将这 2 类信号

作为 SVM 的输入样本进行最终分类。

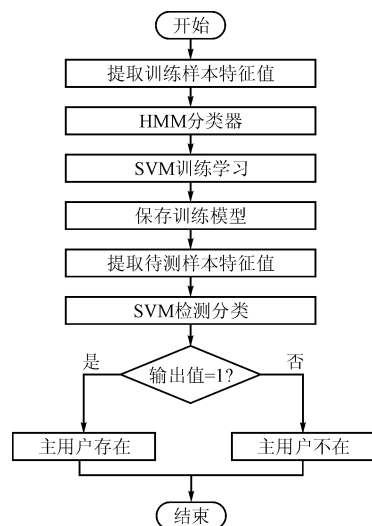


图 2 基于 SVM 的频谱感知模型流程图

Fig. 2 Flow chart of spectrum sensing model based on SVM

本文核函数 $k(x_i, x_j)$ 优先使用 RBF, 其次是多项式核函数。从理论分析原因有 3 个:①对比线性核函数, RBF 本身其实是更适用于非线性可分情况下的样本数据, 能够把低维非线性的空间进行映射到高维的空间, 而且线性核函数本身其实也属于 RBF 核函数的一个特例;②与多项式核函数相比, RBF 核值在归一化后, 具有避开无线环境中多重计算量大的障碍, 可以大大缩小了维数大的运算量, 而当多项式的阶数变得较大时, 运算量会极大提高;③当维数不大、数据量也不大的情况下, 利用多项式核函数的性能效果也是与 RBF 逼近的, 因为阶数适当提高可以提高分类的准确率。新型 SVM 核心算法如下:

- 1) $s = \text{svmtrain}(\text{training}', \text{group}', \text{Method}', \text{'SMO'}, \text{'Kernel_Function}', \text{'linear'}, \text{showplot}', \text{true})$;
- 2) $\text{sv_index} = s.$ SupportVectorIndices'; % 返回 s 中的支持向量标号
- 3) $\text{beta} = s.$ Alpha'; % 返回 s 中的分类函数权系数
- 4) $b = s.$ Bias; % 返回 s 中的分类函数的常数项
- 5) $\text{mean_and_std_trans} = s.$ ScaleData;
- 6) $\text{check} = \text{svmclassify}(s, \text{training}', \text{showplot}', \text{true})$;
- 7) $\text{err_rate} = 1 - \text{sum}(\text{group} == \text{check}) / \text{length}(\text{group})$; % 计算错误率
- 8) $\text{solution} = \text{svmclassify}(s, B')$; % 进行待判样本点的分类
- 9) $\text{solution} = \text{solution}'$;
- 10) $\text{st} = \text{find}(\text{solution} == 1)$; % 得出分类结果为占用的编号
- 11) $\text{sf} = \text{find}(\text{solution} == -1)$; % 得出分类结果为空闲的编号

文中利用错误率(表 1)来统计出哪个核函数更适合用于频谱感知,错误率 e 是:

$$e = 1 - \frac{\text{correct}}{\text{sum}} \quad (6)$$

本文的 SVM 使用的二维数据,分别是输入信号功率与十进制的信噪比,样本数目是 1 500,即 $1\,500 \times 2$ 。得到标准化后的历史数据与待测试的数据后,先使用 svmtrain 进行训练分类器,得到支持向量机中重要的参数:权系数、常数项、标准差。然后,计算待测试数据的分类错误率与分别统计被分类的数据中节点占用与未占用频谱空穴的总数。

表 1 错误率和 RBF 参数 S 之间的关系

Tab. 1 The relationship between error rate and RBF Parameter S

	S					
	N=100			N=200		
	SNR=-5	SNR=-10	SNR=-14	SNR=-5	SNR=-10	SNR=-14
1.0	0.036	0.232	0.37	0.012	0.228	0.414
1.5	0.016	0.196	0.342	0.012	0.206	0.39
2.0	0.012	0.184	0.362	0.004	0.218	0.388
2.2	0.008	0.186	0.366	0.002	0.23	0.398
2.5	0.012	0.222	0.434	0.002	0.25	0.414
2.8	0.018	0.266	0.458	0.004	0.296	0.45
3.0	0.02	0.294	0.468	0.006	0.328	0.468

2 数值仿真结果及分析

2.1 环境仿真与能量检测实现分析

本文仿真主要是利用 Matlab 平台。实验的模型参数是依据 IEEE802.11g 的无线传输协议。模拟了实际中的主信号带宽为 2.4 GHz 频段的无线信号,用 BPSK 的调制方式。在主用户与次用户的传递信道添加了加性高斯白噪声,模仿 AWGN 的衰落信道,其中噪声均值为 $\mu=0$,方差为 $\sigma_n^2=1$ 。

由于本次仿真是理想 AWGN 信道,不妨假设 PU 的信道增益,所以 SU 的感知信噪比 $\gamma=P_s$ 。BPSK 信号用正弦函数产生方波制造出来,再与主信号相乘实现调制信号。而主信号带宽按比例缩小为 $W=1.5 \times 10^4$,采样频率 $F_s=2W=3 \times 10^4$,采样时间 $T=0.01$ s,总采样样本数目为 $M=2TW=300$ 。总仿真次数为 $\text{count}=1\,500$ 次,其中每个 SNR 值仿真 100 次和 200 次,SNR 取值为 $-14 \sim 0$ dB。

在仿真实验中,设授权用户信道空闲和占用状态的持续时间分别服从参数为 λ 和 μ 的指数分布,

并采用授权用户信道状态的离散时间马尔可夫链的 2×2 转移概率矩阵 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} \\ a_{10} & a_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_0 + \lambda_0 e^{-(\lambda^{-1} + \mu^{-1})T} & \lambda_0 (1 - e^{-(\lambda^{-1} + \mu^{-1})T}) \\ \mu_0 (1 - e^{-(\lambda^{-1} + \mu^{-1})T}) & \lambda_0 + \mu_0 e^{-(\lambda^{-1} + \mu^{-1})T} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\lambda_0 = \frac{\lambda^{-1}}{\lambda^{-1} + \mu^{-1}}$, $\mu_0 = \frac{\mu^{-1}}{\lambda^{-1} + \mu^{-1}}$, λ 为平均空闲时间; μ 为平均占用时间,且假定参数 λ 和 μ 的认知用户是已知的。同时信道状态的持续时隙 $T=1$ ms。

本次能量检测的仿真先是预设了 3 个信噪比,分别为 -5 dB、 -8 dB 和 -10 dB 下进行的,分析不同的虚警概率 P_f 与检测概率 P_d 的关系。

将合成了噪声后的主信号与预设门限值作比较,统计在一个虚警概率下大于阈值的次数,然后除以总仿真次数 count ,得出在相同的 P_f 情况下,这 3 组不同 SNR 的检测性能曲线,见图 3。

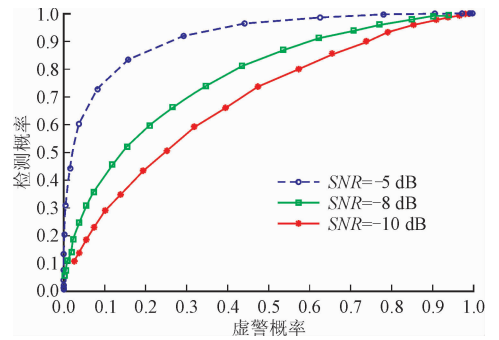


图 3 能量检测下不同 SNR 下的检测概率比较

Fig. 3 Comparison of detection probability of energy detection with different SNR

从上图 3 可以看出相同虚警概率 P_f 时,信噪比较大的检测概率会变大,也即漏警概率变得更小,说明信噪比变大可以使信号能量随之增大,也更好提高检测性能,而在低信噪比 SNR 情况下能量检测的能力受到抑制,PU 的信号会被大噪声功率所淹没;在相同的 SNR 情况下,能量检测随着虚警概率 P_f 变得更大,其检测概率也相应提升,说明虚警概率的增大会有助于算法检测的灵敏度提升,当 P_f 达到 1 时,无论是哪种情况下的 SNR 的检测概率也达到最大。

其次,当仿真预设了 3 个虚警概率,分别为 0.025、0.05 和 0.10 下进行 SNR 与检测概率的关系,分析不同的 SNR 与检测概率 P_d 的关系。算法中的门限是利用已经设好的虚警概率与公式:

$$P_f = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left[\frac{\lambda - 2TW}{2\sqrt{2} \sqrt{TW}} \right] \quad (8)$$

用 P_f 表达门限 λ ,得到公式如下:

$$\lambda = n + \sqrt{\frac{n}{2}} \times 2\sqrt{2}\text{erfc}^{-1}(2P_f) \quad (9)$$

用上式对信号统计量进行比较,求出统计量 V 大于门限 λ 的次数,再与每次 SNR 仿真的总次数 100 作商,求出对应的检测概率。

从图 4 可以看出在相同 SNR 和采样数时,虚警概率使检测概率增大,也即漏警概率减小,说明虚警概率确实有助于能量检测起到提高灵敏度的效果,在低信噪比情况下,检测概率能提到 0.1 左右;在相同的虚警概率下的能量检测,随着信噪比 SNR 变得越大,检测概率也相应提升,说明 SNR 在逐步提升,主信号功率也相应提高,使该检测准确度更高;同时,在 -14 dB 时,检测概率相当低,只有 0.3 以下,这也说明能量检测算法并不能在低信噪比下很好地发挥,因为大噪声功率会淹没 PU 信号。

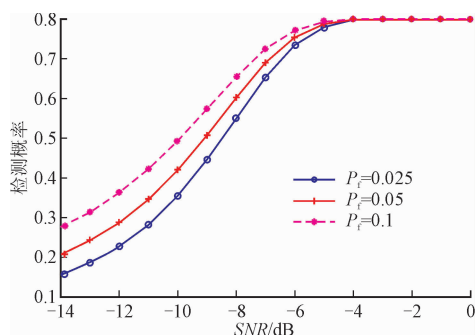


图 4 能量检测下不同虚警概率下的检测概率比较
Fig. 4 Comparison of detection probability of energy detection with different false alarm probability

2.2 2 种算法性能比较

检测概率是 CR 频谱感知性能的重要指标之一,而 SVM 的检测概率取决于实验所能提供的训练样本数据的大数量与可靠性。仿真环境信噪比 SNR 的取值范围是 -14~0 dB。为了更直观地对比能量检测算法与支持向量机算法,对这 2 种算法的同一环境相同参数进行仿真对比。3 种情况的能量检测、实际检测与 SVM 检测在不同信噪比下的对比见图 5、图 6。

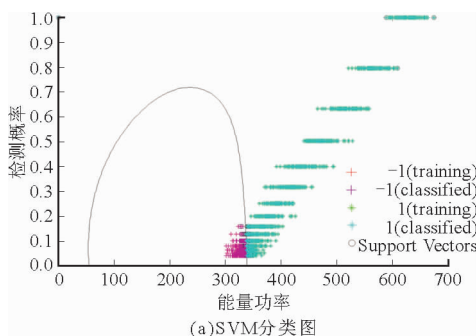
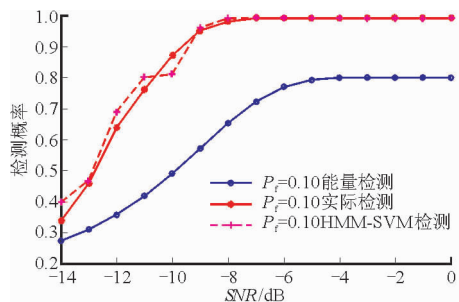


图 5 SVM 分类图

Fig. 5 Classification chart of SVM



(b)HMM-SVM检测与能量检测、实际检测概率比较

图 6 HMM-SVM 检测与能量检测、实际检测概率比较
Fig. 6 Comparison of actual probability between HMM-SVM detection and energy detection

由图 5 显示了最终的 SVM 算法分类结果。结合图 6 有如下结论:在低信噪比的情况时(SNR<-10 dB),能量检测算法的准确度已经与实际检测有一定的距离,在 -9 dB 时检测概率达到最大 0.4 的误差;在 -14 dB 时 2 种算法之间的检测效果也比较接近,与实际检测的差距也属于在实验允许误差范围之内;在 -5 dB 时,2 种算法都达到峰值一直保持到 0 dB,说明 2 种算法在高信噪比时都能维持各自最佳的检测状态;SNR 从 -14 dB 逐步增加到 0 dB,SVM 算法的检测概率都远远好于能量检测,并且 SVM 检测更加贴近于实际 PU 情况,体现出 SVM 算法比传统的频谱感知算法有着更为良好的灵敏度、准确度和可靠性。

3 结语

本文在 CR 系统中低信噪比噪声复杂性高的无线环境,针对基于 SVM 频谱感知单一的分类方法难以获得准确的结果,故采用 HMM/SVM 两级分类器集成降低识别错误和增强识别鲁棒性。采用最小二乘法将线性不等式约束转化为线性约束得到最优超平面来分割主信号和噪声干扰,最终对主用户状态进行决策,然后与传统能量检测算法比较性能。仿真结果表明,本文 SVM 频谱感知性能更接近理论值,比能量检测更为可靠与准确,错误率仅为 1.6%,在低 SNR 下检测概率比能量检测高出 18%,具有更优的检测性能与鲁棒性。这表明本文选择的频谱感知策略的优越性,也与预估的理论效果相符合。

参考文献(References):

[1] 刘小珠,张雪,朱容波,等. 高效认知自适应两阶段协作频谱感知算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(1): 63-68.
LIU X Z, ZHANG X, ZHU R B, et al. Energy Efficient Cognitive Adaptive Two-phase Sensing for Cooperative Spectrum Sensing Algorithm [J]. J. Hua-

- zhong Univ of Sci & Tech (Natural Science Edition), 2017, 45(1): 63-68. (in Chinese)
- [2] 虞贵财, 罗涛, 乐光新. 认知无线电系统中协同能量检测算法的性能研究 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2682-2686.
YU G C, LUO T, LE G X. Energy Detection algorithm Investigation Based on Cooperative in Cognitive Radio systems [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(11): 2682-2686. (in Chinese)
- [3] 许驰, 郑萌, 梁炜, 等. 认知无线传感器网络的协作频谱感知 [J]. 信息与控制, 2015, 44(4): 430-435.
XU C, ZHAENG M, LIANG W, et al. Cooperative Spectrum Sensing of the Cognitive Wireless Sensor Network [J]. Information and Control, 2015, 44(4): 430-435. (in Chinese)
- [4] HASHIM S, BUKHARI R, SIRAJ C S. PRACB: A Novel Channel Bonding Algorithm for Cognitive Radio Sensor Networks [J]. IEEE Access, 2016, 12(4): 6950-6963.
- [5] 任晓岳, 陈长兴. Underlay 认知无线网络功率与允入控制优化算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(10): 2395-2404.
REN X Y, CHEN C X. Optimization Algorithms Based on Power and Admission Control for Underlay Cognitive Radio Networks [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(10): 2395-2404. (in Chinese)
- [6] HEFNAWI M. Large-Scale Multi-Cluster MIMO Approach for Cognitive Radio Sensor Networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(11): 4418-4424.
- [7] AHMAD A, AHMAD S. A Survey on Radio Resource Allocation in Cognitive Radio Sensor Networks [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(2): 888-917.
- [8] 刘鑫, 仲伟志, 井庆丰. 认知无线电多时隙联合频谱感知方法及优化 [J]. 电子学报, 2015, 43(5): 895-900.
LIU X, ZHONG W Z, JING Q F. Multi-Slot Cooperative Spectrum Sensing Method with Optimization in Cognitive Radio [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(5): 895-900. (in Chinese)
- [9] 邢晓双. 认知无线网络中的频谱预测技术研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
XING X S. Research on Spectrum Prediction in Cognitive Radio Networks [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014. (in Chinese)
- [10] 刘龙飞. 认知无线电频谱感知的智能算法研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
LIU L F. Research on Intelligent Algorithm for Spectrum Sensing in Cognitive Radios [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2015. (in Chinese)
- [11] 张心知. 基于匹配滤波器的频谱感知和功率识别算法 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2015.
ZHANG X Z. Matched Filter Based Spectrum Sensing and Power Level Recognition Algorithm [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2015. (in Chinese)
- [12] 季薇, 胡延成, 杨震. 认知无线网络中的智能协作频谱感知机制研究 [J]. 信号处理, 2015, 31(9): 1195-1201.
JI W, HU Y C, YANG Z. Research on Intelligent Cooperative Spectrum Sensing Mechanism in Cognitive Radio Networks [J]. Journal of Signal Processing, 2015, 31(9): 1195-1201. (in Chinese)
- [13] 翟旭平, 孟田, 杨兵兵. 基于 SOM-SVM 频谱感知算法 [J]. 电子测量技术, 2016, 39(10): 76-80.
ZHAI X P, MENG T, YANG B B. Spectrum Sensing Method Based on SOM-SVM [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(10): 76-80. (in Chinese)
- [14] 刘晓乐, 张黎烁, 龚志恒, 等. 基于改进型支持向量机的频谱感知算法 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(9): 3003-3006.
LIU X L, ZHANG L S, GONG Z H, et al. Research of Spectrum Sensing Algorithm Based on Modified Vector Machine [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(9): 3003-3006. (in Chinese)
- [15] 吕斌, 杨震, 林畅. 采用支持向量机的宽带频谱感知算法 [J]. 信号处理, 2014, 12(9): 1502-1509.
LYU B, YANG Z, LIN C. Broad Band Spectrum Sensing Algorithms Using SVM [J]. Journal of Signal Processing, 2014, 12(9): 1502-1509. (in Chinese)
- [16] THILINA K M, CHOI K W, SAQUIB N. Machine Learning Techniques for Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(11): 2209-2221.
- [17] 陈松, 王盛, 胡捍英. 认知无线电系统容量性能分析 [J]. 电子技术应用, 2015, 41(6).
CHEN S, WANG S, HU H Y. Capacity Analysis in Cognitive Radio System [J]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(6). (in Chinese)
- [18] 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.
ZHAI X P, YANG B B, MENG T. Spectrum Sensing Based on PCA and QPSO-SVM with Mixed Kernel [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(9): 87-90. (in Chinese)
- [19] 杨冬云, 李数函. 支持向量机核函数的构造方法研究与分析 [J]. 高师理科学刊, 2010, 30(2): 23-26.
YANG D Y, LI S H. Research on Structure of Support Vector Machine Kernel Function [J]. Journal of Science of Teachers' College and University, 2010, 30(2): 23-26. (in Chinese)
- [20] THILINA K M, CHOI K W, SAQUIB N. Learning Based Primary User Activity Prediction in Cognitive Radio Networks for Efficient Dynamic Spectrum Access [C] // 2016 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM). 2016: 1-5.
- [21] 徐元, 鲁华祥, 陈旭. 基于支持向量机的认知无线电频谱预测方法 [J]. 电信科学, 2014, 30(11): 87-92.
XU Y, LU H X, CHEN X. A SVM Based on Spectrum Prediction Scheme for Cognitive Radio [J]. Telecommunications Science, 2014, 30(11): 87-92. (in Chinese)
- [22] 贺新颖. 基于支持向量机的认知无线电若干关键技术研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2009.
HE X Y. Research on Some Key Technologies of Cognitive Radio Based on Support Vector Machine [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2009. (in Chinese)