

## 基于支持向量机的高能效频谱感知算法研究

李久超<sup>1,2</sup>, 王 薇<sup>1,2</sup>, 刘 枫<sup>1,2</sup>, 张 千<sup>1,2</sup>, 李亚秋<sup>1,2</sup>, 陈明章<sup>1,2</sup>

(1. 中国空间技术研究院通信与导航卫星总体部, 北京 100094; 2. 国家航天局卫星通信系统创新中心, 北京 100094)

**摘 要:** 为保证卫星通信系统在频谱竞争和拥挤的复杂电磁环境下可靠通信, 提高频谱检测性能, 利用支持向量机算法将对未占用的频带的检测问题转化为一个二分类问题。通过能量向量减去中心向量和基向量构造用来表征信号的特征向量, 对特征向量学习得到用于判断频谱状态的支持向量机模型, 采用模拟退火算法训练搜索最佳的高斯核参数。仿真结果表明, 所提出的算法与单阈值和双阈值频谱感知算法相比具有更优的检测准确性和鲁棒性, 同时高检测率有助于提高系统的吞吐量和能效, 为后续认知卫星通信系统的建设提供了支撑。

**关键词:** 频谱感知; 支持向量机; 模拟退火算法; 能量检测; 卫星通信

**中图分类号:** TN927      **文献标志码:** A

## Energy-Efficient Spectrum Sensing Algorithm Based on Support Vector Machines

LI Jiuchao<sup>1,2</sup>, WANG Wei<sup>1,2</sup>, LIU Feng<sup>1,2</sup>, ZHANG Qian<sup>1,2</sup>, LI Yaqui<sup>1,2</sup>, CHEN Mingzhang<sup>1,2</sup>

(1. Institute of Telecommunication and Navigation Satellites, China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China;

2. Innovation Center of Satellite Communication System, China National Space Administration, Beijing 100094, China)

**Abstract:** In order to improve the performance of the spectrum detection, and reliable communication in the spectrum congestion and competition complex electromagnetic environment of satellite system, the spectrum detection is converted to a binary classification problem by employing the support vector machine (SVM) algorithm. Specifically, the feature vector, which is used to characterize the signals, is obtained by removing the central and basis vectors from the energy vector and the SVM model for determining the spectrum status is then constructed. Moreover, the optimal parameter of the Gaussian kernel is determined by adopting the simulated annealing (SA) algorithm. Simulation results show that the proposed scheme can achieve better spectrum detection accuracy and increase the detection robustness as well as improve the system throughput and energy efficiency as compared to the existing single threshold and double-threshold base spectrum sensing schemes. The work conducted in this paper could support the construction and development of future cognitive satellite communications systems.

**Key words:** spectrum sensing; support vector machine (SVM); simulated annealing algorithm; energy detection; satellite communication

## 引 言

卫星通信系统由于具有覆盖范围广、传输质量好、部署迅速、组网方便、通信系统投资几乎与通信距离无关、通信可到达地点几乎不受地理环境条件限制等特点,在通信保障体系中具有不可替代的作用。伴随着数据通信业务的爆发式增长,各种无线通信模式不断应用,导致地面与天基频谱资源异常拥挤与争夺愈演愈烈,加剧了天基信息传输电磁环境的不断恶化。为充分利用有限频谱资源,保证卫星通信系统在频谱竞争和拥挤的复杂电磁环境下可靠通信,国内外众多学者将认知无线电特别是频谱感知的理念引入卫星通信系统中。Mitola博士等于1999年率先提出认知无线电的概念<sup>[1]</sup>,它能智能感知频谱环境和灵活接入频谱。频谱感知是认知无线电技术的一个重要组成部分,能感知频谱是否被主用户使用,以不对主用户造成干扰的方式进行频谱接入,实现频谱资源的动态调配,提高频谱利用率。中科院微系统所研究了认知无线电技术在卫星通信领域中应用的可行性和实现条件,致力于低轨卫星通信系统的研究,并针对卫星系统的特点和需求分析,对其在卫星通信网络中的发展现状和应用前景进行详细分析<sup>[2]</sup>,中国空间技术研究院对频谱感知技术在卫星系统中的应用前景展开了研究并进行模拟仿真<sup>[3]</sup>,建立了卫星认知无线电接入模型以及对频谱共享和功率分配技术进行优化设计,研究表明频谱感知技术有利于缓解当前卫星通信系统频谱资源利用率低和抗干扰能力弱的问题,并且可以为卫星通信网络吞吐量带来改善<sup>[4]</sup>。

频谱感知技术是对卫星通信系统在频谱竞争和拥挤复杂电磁环境下可靠通信的重要支撑。因此,国内外学者对频谱感知技术及其相关算法做了广泛研究<sup>[5-10]</sup>。为了在微弱信号下获取较高的检测速率和检测概率,文献[11]通过建立基于次用户能量效率最大化传输优化模型,提出了一种最优功率分配算法来最大化次用户系统的能量效率。文献[12]提出了基于马尔科夫模型的双门限能量检测算法,通过优化函数动态确定双门限。为解决需根据实际观测值进行最优化检测的问题,黄河博士等提出基于动态自适应双门限能量检测的协作感知算法,从整体上根据实际能量接收值进行检测建模,并自适应调整双门限值以达到最优检测的目的<sup>[13]</sup>。近年来,支持向量机模型被广泛地应用到频谱感知中,为有效改善系统对噪声的鲁棒性,提高在较小信噪比下的检测性能,吕斌等采用宽带频谱感知算法,利用支持向量机建立频谱检测分类器,代替信号的重构与检测过程<sup>[14]</sup>。为提高频谱感知灵敏度和准确率,减少训练时间,文献[15]提出一种采用对数函数预处理的支持向量机频谱感知方法。选取一个尺寸最小且具有适用性的训练样本集,利用对数函数对样本集进行预处理,增大主用户信号存在与不存在时样本的平均值之差,其频谱感知性能在低信噪比下有明显提高。针对基于支持向量机频谱感知单一的分类方法难以获得准确的结果,文献[16]提出采用隐马尔可夫模型/支持向量机两级分类器集成方法,实现降低识别错误和增强识别鲁棒性。为解决无线信道环境中信道多径衰落和噪声不确定性等低信噪比情况下主用户信号检测性能较低的问题,刘晓乐等提出了一种基于改进型支持向量机的循环平稳频谱检测算法,有效解决低信噪比环境下的频谱检测问题,具有较好的主用户信号检测性能<sup>[17]</sup>。

为提高频谱检测的性能,实现卫星通信系统在频谱竞争和拥挤复杂电磁环境下可靠通信,本文将SVM模型应用到频谱感知研究中,其基本思想是对未占用频谱检测问题转化为一个二分类问题,利用SVM算法来解决。通过能量统计量得到能量向量,然后减去中心向量和基向量构造最终的特征向量。对特征向量进行学习得到SVM模型,用于判断频谱的状态。在训练时,采用模拟退火来搜索最佳的高斯核参数。相比于传统的能量检测算法,具有更高检测率、更好的系统吞吐量和更优的系统能效。

## 1 系统模型

认知卫星通信系统由卫星、信关站、地面终端构成,除卫星通信系统所承载的正常业务与功能外,其主要认知功能分别为:通信卫星上行功率干扰感知、自适应干扰规避、频谱感知调度;地面终端对地

面授权无线通信系统的频谱使用状态进行感知并上报感知结果;信关站对星地联合感知信息融合与资源调配、维护并更新干扰与频谱使用数据库、动态信道管理,具体如图1所示。

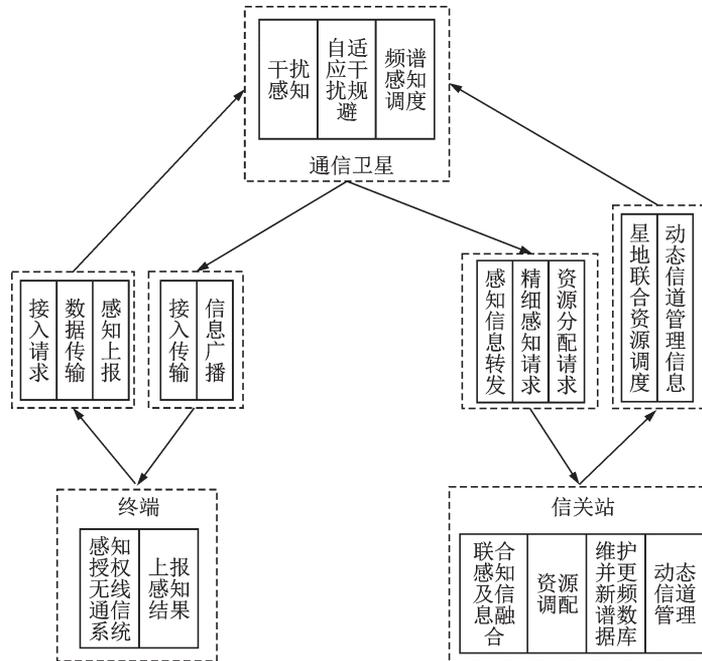


图1 认知卫星系统模型

Fig.1 Cognitive satellite system model

## 2 采用支持向量机的频谱感知算法

### 2.1 算法模型

为保证卫星通信系统三维一体实现干扰规避的能力,卫星、信关站、地面终端3部分都将具有频谱感知的功能,频谱感知是整个系统的核心所在,频谱感知的关键又在于能量或频谱检测。传统的能量检测算法本质上是建立一个线性分类器,然后对统计量进行阈值化,最终得到判决结果。当信噪比低采样点数很少时,二分类问题逐渐变得线性不可分。为了解决基于能量检测的频谱感知算法,在未有先验信息检测性能相对较差的问题,特提出基于SVM模型来解决二分类问题。SVM利用高斯核函数扩展特征空间的维度,使得原特征空间不可分的问题在高维度下线性可分,实现频谱状态的准确检测。首先进行离线训练,产生一组主用户信号和噪声信号,进行能量检测及特征提取,训练得到SVM的判决函数。在训练过程中利用模拟退火算法得到最优的核函数的参数。然后,将接收信号作为判决函数的输入,判断是否存在主用户信号,算法具体模型如图2所示。

### 2.2 特征向量构建

为了获得接收信号的特征向量,需要对主用户信号和噪声计算能量统计量。不失一般性,将主用户信号和噪声的能量统计量 $E$ 表示为

$$E = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} |y(n)|^2 \quad (1)$$

式中: $y(n)$ 为接收信号的采样; $N_s$ 表示采样周期 $T$ 内采样点的个数;采样点数 $N_s = T/f_s$ , $f_s$ 为采样频率。

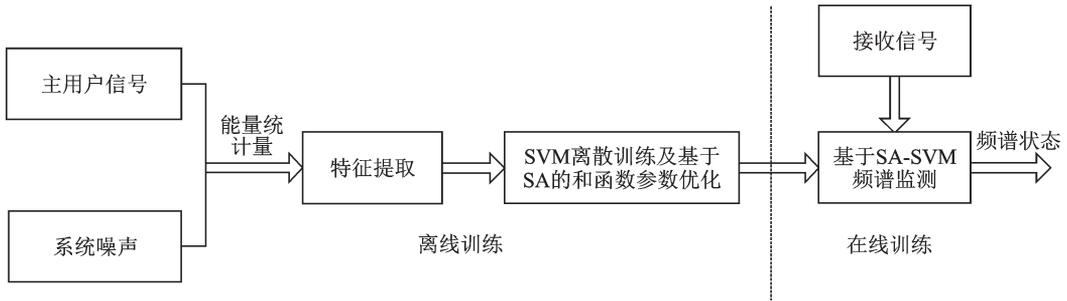


图2 算法模型

Fig.2 Algorithm model

在采样周期  $T$  内,从  $N_s$  个点中随机抽取  $M_s$  个点,将能量统计量作为能量向量中的一个元素。重复这一操作  $n$  次,得到一个  $n$  维的能量向量  $\mathbf{v}^e \in \mathbb{R}^n$ 。通过最小化能量阈值的错误检测概率来计算中心向量  $\mathbf{v}^e$  中一个维度上的元素  $v_i^e$  为

$$\begin{cases} \lambda^* = \arg \min_{\lambda} (P_{H_0} P_f + P_{H_1} P_m) \\ P_d = Q\left(\frac{\lambda - u_1}{\sigma_1}\right) \\ P_f = Q\left(\frac{\lambda - u_0}{\sigma_0}\right) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $Q$  为标准正态分布右尾函数,  $P_m = 1 - P_d$  表示误检概率,  $P_d$  表示检测正确的概率,  $P_f$  表示虚警概率,  $P_{H_1}$  表示主用户信号出现的概率,  $P_{H_0}$  表示接收端信号没有主用户的概率。通过求导可以得到解析解为

$$\begin{cases} \lambda^* = \frac{-B + \sqrt{B^2 - AC}}{A} \\ A = \sigma_1^2 - \sigma_0^2 \\ B = \sigma_0^2 \mu_1 - \sigma_1^2 \mu_0 \\ C = \sigma_1^2 \mu_0^2 - \sigma_0^2 \mu_1^2 - 2\sigma_1^2 \sigma_0^2 \ln\left(\frac{\sigma_1}{\sigma_0}\right) \\ \sigma_0^2 = 2N_s \sigma_w^4 \\ \sigma_1^2 = 2N_s \sigma_w^4 (\gamma + 1)^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\sigma_0^2$  为没有主用户信号时的能量值的方差,  $\sigma_1^2$  为有主用户信号时的能量值的方差,  $\mu_0$  为没有主用户信号时的能量值的均值,  $\mu_1$  为有主用户信号时的能量值的均值,  $\lambda^*$  为一个标量,  $\sigma_w^2$  为噪声方差,  $\gamma$  为信噪比。

残差向量可以表示为

$$\mathbf{v}^r = \mathbf{v}^e - \mathbf{v}^c \quad (4)$$

利用 k-means 聚类来对残差向量分组,分组数目设为 2,可以得到两个聚类中心。对于每一个聚类,距离聚类中心最远的向量选为基向量。主用户信号聚类中的基向量(离主用户训练数据最远的基向量)用于对噪声的残差向量进行修正,即进行减法运算;类似地,噪声聚类的基向量对主用户信号进行修正。主用户信号的残差向量的元素值基本大于 0,而噪声基本小于 0。

### 2.3 SVM分类及离散训练

通过求解以下最优化问题,可以得到最优间隔分类器<sup>[14,18]</sup>

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad \text{s.t.} \quad y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1 \quad (5)$$

式中:向量  $x_i$  表示训练样本  $i$ ,  $y_i$  表示样本  $i$  的类别。利用拉格朗日对偶,式(5)的对偶问题可以改写成以下形式

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} W(\alpha) &= \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle x_i, x_j \rangle \\ \text{s.t.} \quad \alpha_i &\geq 0, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i &= 0 \end{aligned} \quad (6)$$

此时,目标函数可以表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \quad (7)$$

式中:向量  $x$  表示测试样本。可以看出,在进行预测时,预测结果可以通过计算训练样本与测试样本之间的内积得到。同样,在训练时,优化目标也与训练样本之间的内积  $\langle x_i, x \rangle$  有关。

因为最优间隔分类器可以用内积表示,所以考虑用核来替换这些内积,得到SVM分类器,可以认为核函数将原向量映射到了一个无限维的特征空间。常用的一种核为高斯核,表达式为

$$\kappa(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

在离线训练时,产生一组主用户信号和噪声信号,分别作为正负样本,利用SVM训练得到目标函数。然后根据目标函数来预测测试样本的类别,即是否为主用户。

### 2.4 模拟退火算法

高斯核中有一个超参数  $\sigma$ ,  $\sigma$  的选取直接影响到SVM分类器的分类准确性。这里利用模拟退火(Simulated annealing, SA)算法来调整参数  $\sigma$ 。模拟退火算法是一种常用的优化算法<sup>[19]</sup>,通过给予整个搜索过程一个时变且最后趋于零的概率突变性,跳出了局部最优解而具有了全局最优解。在利用模拟退火求解最优的  $\sigma$  时,可以将温度  $t$  作为控制变量,交叉验证时的错误率作为内能  $E$ ,温度  $t_i$  下求得一个解  $\sigma_i$ 。模拟退火的基本目标是逐渐降低控制变量  $t$ ,使得交叉验证时的错误率(内能  $E$ )也逐渐减小,最终趋近全局最小值。该过程的基本流程如表1所示。

综上所述,采用支持向量机的频谱感知算法需要先对接收信号特征向量表示,利用特征向量离线训练SVM分类模型,再基于模拟退火优化高斯核参数,判断信号是否包含主用户,从而判断频谱状态。

## 3 仿真结果与分析

通过仿真综合评估提出的基于SVM的频谱感知算法性能。设定主用户信号为BPSK信号,采样点数  $N_s$  为300,随机抽样数  $M_s$  为  $0.8N_s = 240$ ,特征向量的维度  $n$  为250。提出的感知算法用SA-SVM表示,baseline是表示基于单阈值的动态检测算法,DTED(Double-threshold)是表示基于双阈值的动态检测算法。通过比较来衡量提出的分类模型的鲁棒性和准确性。如果存在主用户而没有检测到,或者没有主用户却错判为主用户,都是错误检测的情况。为了评估提出的频谱感知算法的整体性能,采用错误检测概率  $P_e$  随信噪比变化的曲线来衡量各种算法检测性能的好坏。

如图3所示为评估算法的错误检测概率仿真结果。因为提出的算法(SA-SVM)利用离线数据训练的模型,所以可以学习数据的信息在检测性能上要优于单阈值(baseline)和双阈值(DT-ED)的基于能量检测的频谱感知算法。当SNR小于-6 dB时,双阈值方法的检测性能要差于单阈值。这说明当接收信号受噪声的影响较小时,双阈值方案往往会比较准确。当信号的质量较差时,复杂的判决准则往往无法很好地区分频谱状态。

如图4所示为在不同噪声不确定度下的错误检测概率仿真结果。由于用户周围环境中的噪声在不断变化,所以有必要研究噪声不确定性对感知算法的影响。假设噪声功率的真实值的变化范围为 $\sigma^2 \in (\sigma_n^2/\alpha, \alpha\sigma_n^2)$ ,其中, $\alpha \geq 1$ 为噪声因子; $\sigma_n^2$ 为期望的理想噪声功率; $\beta$ 为 $\alpha$ 的平方根,反映信号幅度的变化。在仿真中 $\beta$ 分别取1、1.05和1.1,所以 $\alpha$ 的取值分别为1、1.1025和1.21。在不同的噪声不确定度下该算法性能没有明显下降,且SA-SVM的检测性能都好于其他两种方案,说明提出的方案对噪声不确定性具有鲁棒性。

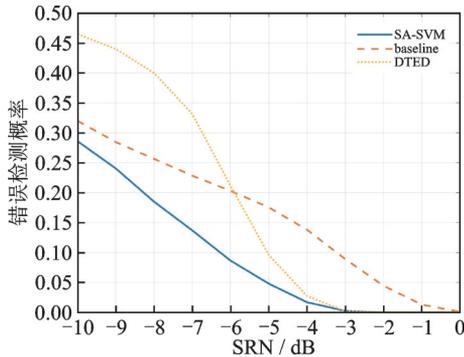


图3 不同算法的错误检测概率比较

Fig.3 Error detection probability comparison of different algorithms

表1 模拟退火算法流程

Table 1 Simulated annealing algorithm flow

输入:初始温度 $t_0$ , 初始解 $\sigma_0$ , 终止温度 $t_m$	
(1)	计算交叉验证时的错误率 $E(\sigma_0), \sigma^* = \sigma_0$
(2)	令 $t_i = \alpha t_{i-1}$ , 更新 $\sigma_i = \sigma^* + \beta_i(B - A)$ , $\sigma^* \in [A, B], \beta_i \in [-1, 1]$
(3)	计算 $E(\sigma_i), \Delta E = E(\sigma_i) - E(\sigma^*)$
(4)	如果 $\Delta E < 0, \sigma^* = \sigma_i$ ; 否则,按概率 $\exp(-\Delta E/t_i), \sigma^* = \sigma_i$
(5)	重复步骤(2~4) $K$ 次
(6)	如果 $t_i = t_m$ 结束; 否则, 转到步骤(2)
输出:最优解 $\sigma^*$	

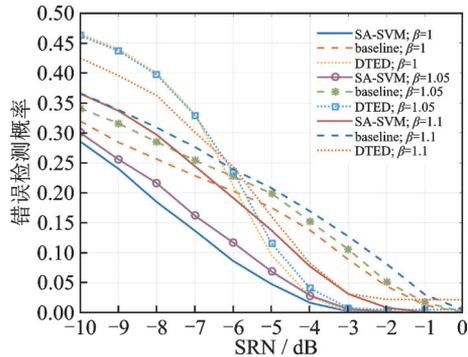


图4 不同噪声不确定度下的错误检测概率比较

Fig.4 Error detection probability comparison of algorithms with different noise uncertainty

如图5所示为不同信号带宽下的错误检测概率仿真结果。为了评估带宽对检测性能的影响,设置信号带宽分别为0.01、10和1000 kHz,对比传统的动态阈值算法与提出的检测算法的错误检测概率。随着信噪比的增大,提出的方案的错误概率下降明显。当信噪比较高时,信道条件较好,主用户信号以及噪声信号之间的差别较大。提出的算法在高维向量空间上进行分类,将低维空间上不可分的数据变得可分,因而性能更好。

如图6所示为能效仿真结果。将频谱感知算法进行仿真验证,评估算法对系统能效的影响。相比于其他两种算法,提出的算法检测率更高,真实的可用频段更加充足,网络可以提供更大的覆盖范围,具有更高的吞吐量。因此,系统达到一定吞吐量所需的能耗降低、能效提高。

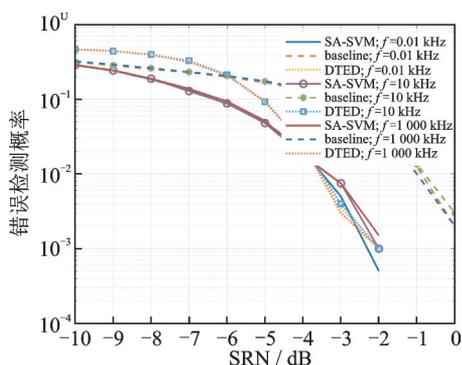


图5 不同带宽下错误检测概率比较

Fig.5 Error detection probability comparison of algorithms with different bandwidth

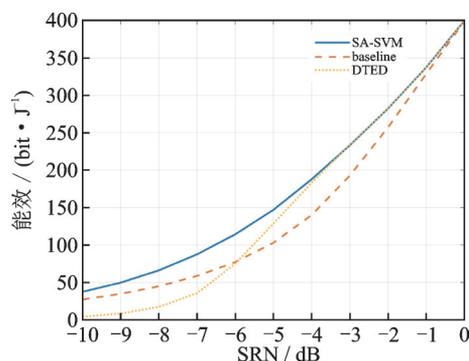


图6 不同算法能效结果比较

Fig.6 Energy efficient comparison of algorithms

## 4 结束语

本文提出了一种基于支持向量机来对频谱状态分类的频谱检测算法。将频谱感知问题转化为分类问题,利用SVM分类模型来判断频谱状态(占用或未占用)。通过特征提取来对信号进行表示,修正特征向量使主用户信号的元素大于0,噪声小于0,增强了特征的表示效果。利用模拟退火算法来搜索模型的高斯核的最优参数,避免陷入局部最优。相比于传统能量检测算法,具有更高检测率,更好的系统吞吐量和更优的系统能效。高效的频谱感知算法将为卫星通信系统在频谱竞争和拥挤复杂电磁环境下可靠通信重要保证,为后续认知卫星通信系统的建设提供支撑。

## 参考文献:

- [1] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] 马陆, 陈晓挺, 刘会杰, 等. 认知无线电技术在低轨通信卫星系统中的应用分析[J]. *电信技术*, 2010, 1(4): 49-51.  
MA Lu, CHEN Xiaoting, LIU Huijie, et al. Analysis application of cognitive radio technology in LEO communication satellite system[J]. *Telecommunications Technology*, 2010, 1(4): 49-51.
- [3] 陈鹏, 邱乐德, 王宇. 卫星认知无线电检测门限与功率分配联合优化算法[J]. *西安交通大学学报*, 2013, 47(6): 31-36.  
CHEN Peng, QIU Ledede, WANG Yu. Joint optimization algorithm of detection threshold and power allocation for satellite underlay cognitive radio[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2013, 47(6): 31-36.
- [4] 陈鹏, 邱乐德, 王宇. 潜铺型卫星认知通信中上行链路功率控制[J]. *电子技术应用*, 2012, 38(12): 109-113.  
CHEN Peng, QIU Ledede, WANG Yu. Uplink power allocation of satellite underlay cognitive radio[J]. *Application of Electronic Technique*, 2012, 38(12): 109-113.
- [5] TONG J W, JIN M, GUO Q H, et al. Cooperative spectrum sensing: A blind and soft fusion detector[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(4): 2726-2737.
- [6] PEI Q Q, LI H N, LIU X J. Neighbor detection-based spectrum sensing algorithm in distributed cognitive radio networks[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2017, 26(2): 399-406.
- [7] ALI A, WALAA H. Power-efficient wideband spectrum sensing for cognitive radio systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(4): 3269-3283.
- [8] 陈鹏, 徐烽. 卫星认知无线通信中频谱感知算法比较[J]. *电讯技术*, 2011, 51(9): 49-54.  
CHEN Peng, XU Feng. Comparison of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications over satellite communication[J]. *Telecommunication Engineering*, 2011, 51(9): 49-54.
- [9] 王京, 于山山, 刘璐. 改进自适应双门限协作频谱感知算法[J]. *数据采集与处理*, 2019, 34(6): 986-991.

- WANG Jing, YU Shanshan, LIU Ju. Improved adaptive double-threshold cooperative spectrum sensing algorithm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(6): 986-991.
- [10] 倪丹艳, 包志华, 张士兵. 能量效率和碰撞概率联合优化的协作频谱感知算法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(5): 988-996.  
NI Danyan, BAO Zhihua, ZHANG Shibing. Cooperative spectrum sensing algorithm based on joint optimization of energy efficiency and collision probability[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(5): 988-996.
- [11] 胡琳娜, 蒋益锋, 蔡雪. 基于分簇协作频谱感知的认知无线网能量效率研究[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(6): 1086-1093.  
HU Linna, JIANG Yifeng, CAI Xue. Research on energy efficiency of cognitive radio network based on cluster cooperative spectrum sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(6): 1086-1093.
- [12] 刘玉磊, 梁俊, 肖楠, 等. 基于马尔科夫模型的认知无线动态双门限能量检测策略[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2590-2597.  
LIU Yulei, LIANG Jun, XIAO Nan, et al. Dynamic double threshold energy detection based on Markov model in cognitive radio[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(10): 2590-2597.
- [13] 黄河, 袁超伟. 基于动态自适应双门限能量检测的序贯协作频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(5): 1037-1043.  
HUANG He, YUAN Chaowei. A sequential cooperative spectrum sensing algorithm based on dynamic adaptive double-threshold energy detection[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(5): 1037-1043.
- [14] 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, 30(12): 1502-1509.  
LV Bin, YANG Zhen, LIN Chang. Broadband spectrum sensing algorithms using SVM[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(12): 1502-1509.
- [15] 翟旭平, 孟田, 王涛. 采用对数预处理的SVM频谱感知方法[J]. 应用科学学报, 2017, 35(6): 726-734.  
ZHAI Xuping, MENG Tian, WANG Tao. SVM spectrum sensing based on data preprocessing with log function[J]. Journal of Applied Sciences, 2017, 35(6): 726-734.
- [16] 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, 2018, 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), 2018, 18(4): 73-78.
- [17] 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 Xiaole, ZHANG Lishuo, GONG Zhiheng, et al. Research of spectrum sensing algorithm based on modified support vector machine[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(9): 3003-3006.
- [18] 南亚飞, 马永涛, 朱芮, 等. 基于模糊支持向量机的合作频谱感知算法[J]. 传感技术学报, 2019, 32(3): 373-379.  
NAN Yafei, MA Yongtao, ZHU Rui, et al. Cooperative spectrum sensing algorithm based on fuzzy support vector machine[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(3): 373-379.
- [19] KIRKPATRICK S, GELATT J R, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.

## 作者简介:



李久超(1985-), 通信作者, 男, 高级工程师, 研究方向: 卫星通信、信号处理与应用技术, E-mail: lij-uchao@yeah.net。



王薇(1989-), 女, 工程师, 研究方向: 卫星通信、信号处理与应用技术等。



刘枫(1979-), 男, 高级工程师, 研究方向: 卫星通信、信号处理与应用技术等。



张千(1987-), 男, 高级工程师, 研究方向: 卫星通信、信号处理与应用技术等。

李亚秋(1974-), 女, 研究员, 副总设计师, 研究方向: 卫星通信, 航天器总体设计。

陈明章(1963-), 男, 研究员, 总设计师, 研究方向: 卫星通信, 航天器总体设计。

(编辑: 夏道家)