



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109286458 A  
(43)申请公布日 2019.01.29

(21)申请号 201811286532.0

(22)申请日 2018.10.31

(71)申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 马永涛 南亚飞

(74)专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代  
理事务所 12201

代理人 程毓英

(51)Int.Cl.

H04B 17/382(2015.01)

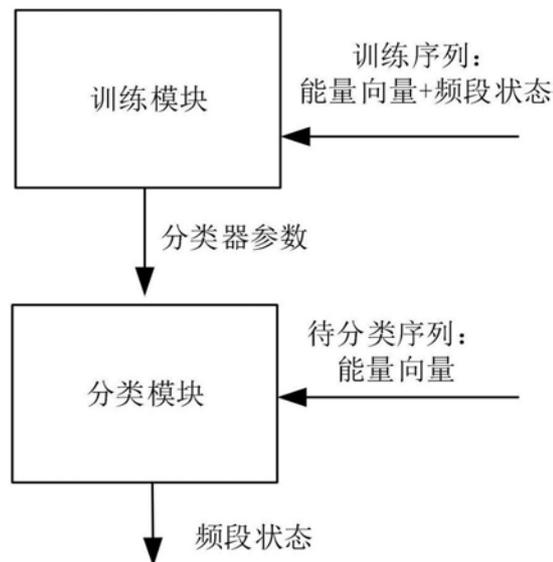
权利要求书1页 说明书3页 附图3页

(54)发明名称

基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法,包括下列步骤:各个认知用户同时对感知信道进行感知,所有的SU传输自己感知到的能量值到融合中心FU,FU将各个能量值组合为能量向量,建立能量向量集;使用K-means聚类算法计算训练能量向量集的两个数据类别中心点 $S_1$ 和 $S_2$ ,分别代表信道内有主用户和信道内没有主用户两种情况,通过计算训练数据点与对应类别数据中心点的欧氏距离大小,得到该数据点的隶属度参数;将训练能量向量集和与对应隶属度参数使用支持向量机训练,得到最优的频谱感知分类器。



1. 一种基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法,包括下列步骤:

(1) 各个认知用户同时对感知信道进行感知,认知无线网络中的主用户PU共享同一频段通信,有N个次用户SU, SU均匀分布在二维空间中, M个PU也分布在二维空间中,并按一定概率占用频段通信,  $Y_n$ 为第n个SU的信号采样值,由PU信号采样和高斯噪声组成,所有的SU传输自己感知到的能量值到融合中心FU, FU将各个能量值组合为能量向量,建立能量向量集:  $Y = (Y_1, \dots, Y_N)^T$ ;

(2) 使用K-means聚类算法计算训练能量向量集的两个数据类别中心点  $S_1$ 和  $S_2$ ,分别代表信道内有主用户和信道内没有主用户两种情况,通过计算训练数据点与对应类别数据中心点的欧氏距离大小,得到该数据点的隶属度参数  $s_1$ ;

(3) 将训练能量向量集和与对应隶属度参数使用支持向量机训练,得到最优的频谱感知分类器  $f(x) = \omega^T x + b$ ,  $x$ 为待判断类别的能量向量,  $\omega$ 为分类面法向量,  $b$ 为分类面与远点距离,  $\omega$ 和  $b$ 代表分类面的位置,  $f(x) > 0$ , 频段可用,反之,频段不可用;

(4) 在判决阶段,将待判决频段的数据采样能量向量输入到频谱感知分类器中,得到待判决频段频谱感知结果。

## 基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于合作频谱感知领域,采用感知用户分布二维空间的通信模型来训练分类器,得到最优的频谱感知分类器。

### 背景技术

[0002] 近年来,认知无线电技术由于可以提高频谱利用率而得到了越来越多的重视。通信设备使用认知无线电技术可以实时感知当前通信环境,智能快速的调整通信参数,并允许次用户(SecondUser, SU)在主用户(PrimaryUser, PU)没有占用该频段时接入该频段通信,最大化频谱资源利用率。频谱感知准确度对认知无线电系统性能至关重要。

[0003] 传统的频谱感知算法分为独立式频谱感知算法和合作式频谱感知算法。独立式频谱感知算法主要有三种:能量法、循环平稳检测法和匹配滤波器检测法;合作式频谱感知算法是在独立式频谱感知算法的基础上,各个SU将感知结果提交到融合中心(FusionCenter, FC),并由FU通过某种规则计算得到频谱感知结果。判断规则主要分为两类:硬判决和软判决,硬判决:各个SU设备将感知结果(0或者1)传输给FU,由FU做出判断。也存在一种软化的硬融合算法,通过向FU传输两位数据(00,01,10,11),而不是(0,1)来提高频谱感知准确度。软判决:各个SU将感知数据传送到FU,由FU得出频谱感知结果。当SU和PU存在相对位置关系时,各个SU接受到的信号强度由于位置关系存在较大差异。相对于传统的合作频谱感知算法,基于学习的合作频谱感知算法由于学习特性可以有效的克服上述影响。将支持向量机(SupportVectorMachine, SVM)应用于频谱感知的主要原因:

[0004] [1]SVM和频谱感知都是将数据分为两类:SVM是根据数据点与分类面的相对位置将数据分为两类,合作频谱感知是将通信频段分为未被PU占用和已被PU占用两种情况。

[0005] [2]用于SVM训练和分类的数据向量是合作频谱感知中各个SU在单位时间内感知到的信号强度组成的能量向量。

[0006] [3]在复杂多变的通信环境下,SVM由于良好的学习特性,可以有效提升感知准确度。

### 发明内容

[0007] 本发明提供一种基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法,可以有效提升感知准确度。技术方案如下:

[0008] 一种基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法,包括下列步骤:

[0009] (1)各个认知用户同时对感知信道进行感知,认知无线网络中的主用户PU共享同一频段通信,有N个次用户SU, SU均匀分布在二维空间中, M个PU也分布在二维空间中,并按一定概率占用频段通信,  $Y_n$ 为第n个SU的信号采样值,由PU信号采样和高斯噪声组成,所有的SU传输自己感知到的能量值到融合中心FU, FU将各个能量值组合为能量向量,建立能量向量集:  $Y = (Y_1, \dots, Y_N)^T$ ;

[0010] (2)使用K-means聚类算法计算训练能量向量集的两个数据类别中心点  $S_1$  和  $S_2$ ,分

别代表信道内有主用户和信道内没有主用户两种情况,通过计算训练数据点与对应类别数据中心点的欧氏距离大小,得到该数据点的隶属度参数 $s_1$ ;

[0011] (3) 将训练能量向量集和与对应隶属度参数使用支持向量机训练,得到最优的频谱感知分类器 $f(x) = \omega^T x + b$ ,  $x$ 为待判断类别的能量向量,  $\omega$ 为分类面法向量,  $b$ 为分类面与远点距离,  $\omega$ 和 $b$ 代表分类面的位置,  $f(x) > 0$ , 频段可用, 反之, 频段不可用;

[0012] (4) 在判决阶段, 将待判决频段的数据采样能量向量输入到频谱感知分类器中, 得到待判决频段频谱感知结果。

## 附图说明

[0013] 图1本发明场景图。

[0014] 图2本发明中频谱感知系统模型。

[0015] 图3本发明中算法1伪代码。

[0016] 图4使用本发明的算法性能对比图。

## 具体实施方式

[0017] 下面结合附图对本发明所述的一种基于模糊支持向量机的合作频谱感知方法做进一步的描述。

[0018] 在将SVM用于合作感知的过程中, 所有的数据点对于分类面的确定权重是一样的, 但在SU和PU分布在二维的空间中且存在相对的位置关系时, 噪声和野点对数据分类面的影响较大。为了解决所有数据点对分类面的确定权重相同的问题, 本发明将模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine, FSVM)用于合作频谱感知。FSVM是SVM的变体, 增加了隶属度参数, 每个数据向量的隶属度参数表示该数据点对分类面的位置贡献程度大小。本发明使用K-means算法的思想计算出训练向量的中心点, 再通过数据向量和中心点欧式距离得到该数据点的隶属度参数。在训练阶段, 数据点和该数据点隶属度参数通过FSVM训练得到分类面。在判别阶段, 将待分类数据与分类面比较, 得到待分类数据的分类结果。

[0019] 场景: 假定认知无线网络中的主用户(PU)共享同一频段通信, 有 $N$ 个次用户(SU), SU均匀的分布在二维空间中, 各个SU被相应的标记为 $n=1, \dots, N$ , 位置向量 $C_n^{SU}$ 代表第 $n$ 个SU的位置, 多个PU分布在二维空间中, 并按一定概率占用频段通信。存在 $M$ 个PU, 标记为 $m=1, \dots, M$ , 位置向量 $C_m^{PU}$ 代表第 $m$ 个PU的位置。 $S_m$ 代表第 $m$ 个PU的通信状态,  $S_m=1$ 表示第 $m$ 个PU处于通信状态,  $S_m=0$ 代表第 $m$ 个PU处于未通信状态。 $S = (S_1, \dots, S_M)^T$ 表示所有PU的通信状态每个SU感知的信号量提交到融合中心(FU), FU将各个能量值组合为能量向量。

[0020] 1、能量向量建立: 假定频段带宽 $\omega$ , 感知时长 $\tau$ , 采样个数 $\omega\tau$ ,  $Z_n(i)$ 代表 $SU_n$ 的第 $i$ 个采样值。信号采样值由所有通信中的PU信号采样和高斯噪声组成:

$$Z_n(i) = \sum_{m=1}^M S_m h_{m,n} X_m(i) + N_n(i),$$

$h_{m,n}$ 表示从 $PU_m$ 到 $SU_n$ 的信道增益,  $X_m(i)$ 表示PU的传输信号,  $N_n$

( $i$ )表示SU接收到的高斯噪声。 $Y_n$ 表示 $SU_n$ 的能量值:  $Y_n = \sum_{i=1}^{\omega\tau} |Z_n(i)|^2$ , 所有的SU传输自己感知到的能量值到FU, FU组成能量向量:  $Y = (Y_1, \dots, Y_N)^T$ ,  $Y_n$ 服从自由度为 $q=2\omega\tau$ 的非中心卡

方分布,非中心参数:  $\xi_n = \tau \sum_{m=1}^M s_m g_{m,n} \rho_m$ ,  $g_{m,n}$ 代表信道衰减,  $g_{m,n} = |h_{m,n}|^2$ ,  $\rho_m$ 表示PU<sub>m</sub>的能量值,  $\rho_m = \sum_{i=1}^{\omega\tau} |X_m(i)|^2 / \tau$ ,  $g_{m,n}$ 的计算公式:  $g_{m,n} = PL(\|c_m^{PU} - c_n^{SU}\|) \cdot \psi_{m,n} \cdot v_{m,n}$ ,  $\|\cdot\|$ 表示欧几里得距离,  $PL(d) = d^{-\alpha}$ 表示距离为d, 路径损失参数为 $\alpha$ 的路径损失,  $\psi_{m,n}$ 表示阴影衰落,  $v_{m,n}$ 表示多径衰落。本发明假定PU和SU是静态的, 阴影衰落和多径衰落在采样过程中都是静态( $\psi_{m,n}$ 和 $v_{m,n}$ 不变)。

[0021] 2、计算隶属度参数: K-means可以将训练能量数据集( $\bar{y} = \{y^{(1)}, \dots, y^{(L)}\}$ )分为2类,  $C = \{c_k | i = 1, 2\}$ ,  $c_k$ 代表第k类数据的能量数据集, 每一类数据 $c_k$ 都有一个类别中心点 $\zeta_k$ ,  $\zeta_k = \sum_{y^{(l)} \in c_k} y^{(l)} / N(c_k)$ , 其中 $N(T)$ 表示集合T中向量的个数,  $K=2$ , K-mean算法的目标是使各类数据类内总距离最小。为了求数据类别中心点。我们使用图3算法1的迭代算法。则该类样本点距该类中心点的最大距离:  $d_k = \text{MAX} \|\zeta_k - y^{(l)}\| \quad y^{(l)} \in c_k$ , 距离模糊隶属度:

$$s_l = 1 - \frac{\|\zeta_k - y^{(l)}\|}{d_k} \quad y^{(l)} \in c_k$$

[0022] 3、FSVM训练得到最优频谱感知系统参数: 标准SVM是对所有的输入样本数据同等对待, 对噪声点很敏感。FSVM对每个样本引入一个模糊隶属度参数。隶属度参数代表每个样本对分类超平面的贡献程度大小, 与传统SVM相比, FSVM能更好地减少噪声点和野点的影响, 提高分类精度。引入的隶属度参数 $s_i$  ( $0 < s_i < 1, i = 1, 2, \dots, n$ ),  $s_i \delta^{(1)}$ 是FSVM中带权重的松弛因子。最优分类面的目标函数:

$$[0023] \quad \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^L s_i \delta^{(i)}$$

$$[0024] \quad \text{s.t. } a^{(i)} [\omega \cdot \varphi(y^{(i)}) + b] - 1 + \delta^{(i)} \geq 0$$

$$[0025] \quad \delta^{(i)} \geq 0, i = 1, \dots, L$$

[0026] 通过构造拉格朗日函数, 得到上式的对偶规划:

$$[0027] \quad \max W(\alpha_i) = \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \alpha_i \alpha_j y^{(i)} y^{(j)} K(x_i, x_j)$$

$$[0028] \quad \text{s.t. } \sum_{i=1}^L \alpha_i y^{(i)} = 0, 0 \leq \alpha_i \leq s_i C, i = 1, 2, \dots, n$$

[0029] 通过对其对偶问题的求解求得分类面公式:  $d(X) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^L \bar{\alpha}_i y^{(i)} K(X, y^{(i)}) + \omega_0 \right)$

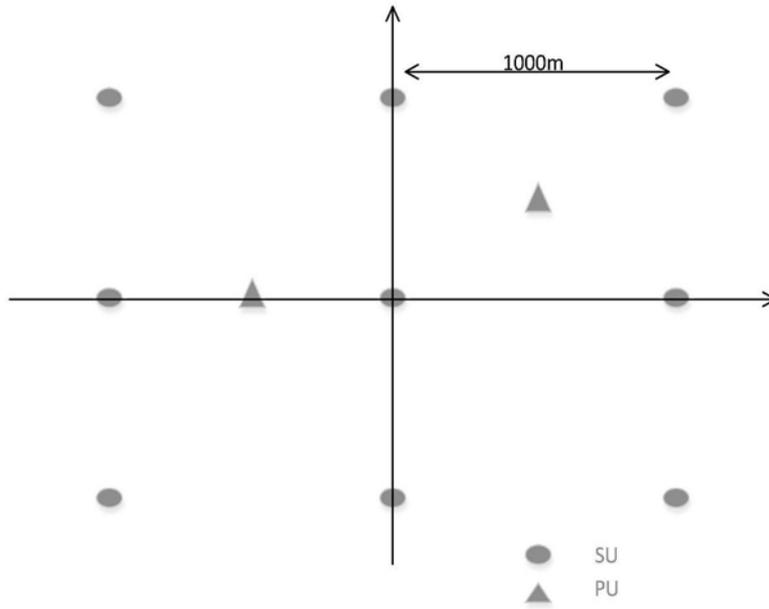


图1

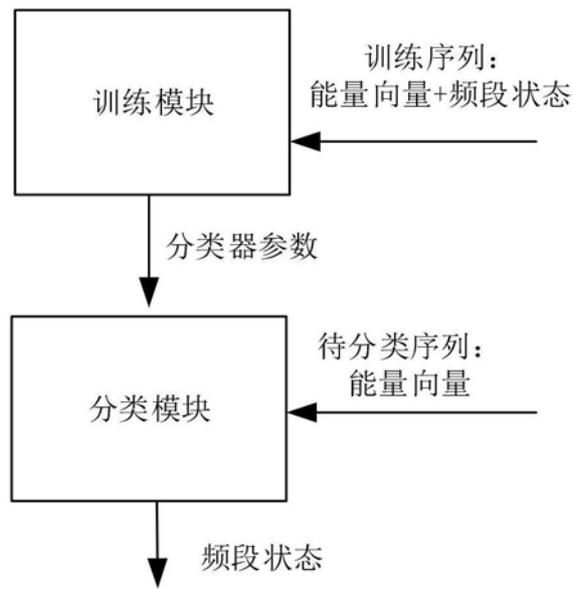


图2

---

算法 1: 使用 K-means 确定能量向量中心点

---

1:  $\zeta_1 = \mu_{y_{s=0}}$

2:  $\zeta_K \forall K = 2, \dots, 2^M$  被预置

3: while  $c_k$  在上一次迭代中有改动

do

4:  $c_k \leftarrow \{y^{(l)} \mid \|y^{(l)} - \zeta_k\| \leq \|y^{(l)} - \zeta_i\|\},$

$$\forall i = 1, \dots, K, \forall k = 2, \dots, k \quad (10)$$

5:  $\zeta_K = \sum_{y^{(l)} \in C_K} y^{(l)} / N(C_K)$

6: end while

---

图3

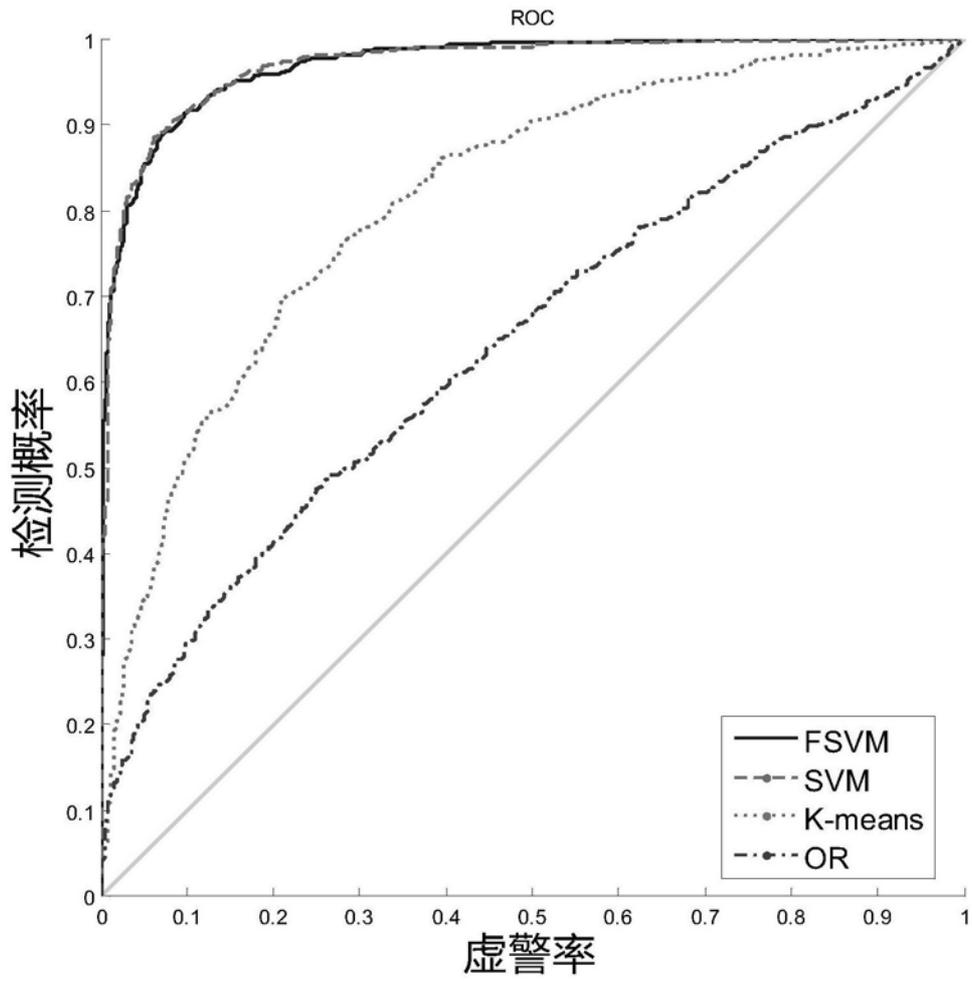


图4