



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110460401 B

(45) 授权公告日 2022.02.11

(21) 申请号 201910604407.8

(22) 申请日 2019.07.05

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110460401 A

(43) 申请公布日 2019.11.15

(73) 专利权人 广东工业大学
地址 510006 广东省广州市番禺区大学城
外环西路100号

(72) 发明人 庄家卫 王永华 万频 罗旗良

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

代理人 林丽明

(51) Int. Cl.

H04B 17/382 (2015.01)

H04B 17/391 (2015.01)

(56) 对比文件

CN 109039500 A, 2018.12.18

CN 109547133 A, 2019.03.29

CN 103401625 A, 2013.11.20

CN 108462544 A, 2018.08.28

CN 103973382 A, 2014.08.06

Chenhao Sun 等. A cooperative spectrum sensing algorithm based on principal component analysis and K-medoids clustering. 《2018 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)》. 2018, 全文.

王振东. 认知无线网络频谱感知与网络接入技术研究. 《中国博士学位论文全文数据库 信息科技辑》. 2017, 第1136-65页.

审查员 杨蕾

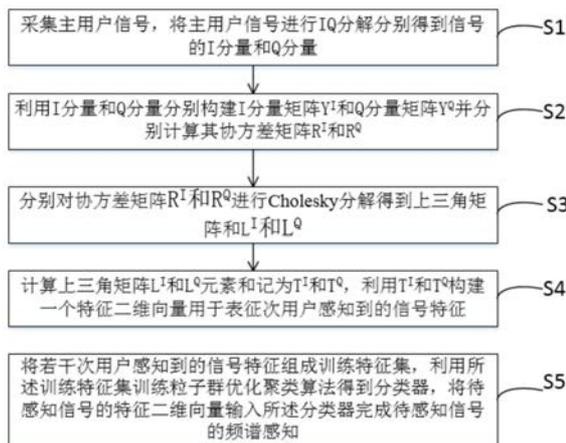
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法, 包括以下步骤: 采集主用户信号并进行IQ分解得到信号的I分量和Q分量; 分别构建I分量矩阵 Y^I 和Q分量矩阵 Y^Q 并计算其协方差矩阵 R^I 和 R^Q ; 分别对协方差矩阵分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q ; 计算上三角矩阵元素和记为 T^I 和 T^Q , 构建特征二维向量; 将若干次用户感知到的信号特征组成训练特征集, 训练粒子群优化聚类算法得到分类器, 将待感知信号的特征二维向量输入所述分类器完成频谱感知。本发明通过将主用户信号进行分解后计算协方差矩阵, 利用Cholesky分解获取上三角矩阵保持了信号特征的完整性, 降低了计算的复杂度, 同时利用粒子群聚类算法对待感知信号特征进行分类, 提高了频谱感知的精度。



1. 一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法,其特征在于,所述方法基于协作频谱感知模型完成,所述协作频谱感知模型包括:主用户、若干次用户、中心节点,所述主用户用于向次用户发送主用户信号,所述次用户用于接收主用户信号,并将感知到的主用户信号发送至中心节点,所述中心节点用于判断主用户是否存在;所述方法包括以下步骤:

S1:采集主用户信号,将主用户信号进行IQ分解分别得到信号的I分量和Q分量;

S2:利用I分量和Q分量分别构建I分量矩阵 Y^I 和Q分量矩阵 Y^Q 并分别计算其协方差矩阵 R^I 和 R^Q ;

S3:分别对协方差矩阵 R^I 和 R^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q ,所述分别对协方差矩阵 R^I 和 R^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q 具体如下:

协方差矩阵 $R^I = (L^I)^T L^I$,协方差矩阵 $R^Q = (L^Q)^T L^Q$,其中, L^I 和 L^Q 分别为 $M \times M$ 的上三角矩阵, $(L^I)^T$ 和 $(L^Q)^T$ 分别为其的共轭转置, L^I 和 L^Q 分别表示为:

$$L^I = \begin{bmatrix} l_{11}^I & l_{12}^I & \cdots & l_{1M}^I \\ 0 & l_{22}^I & \cdots & l_{2M}^I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^I \end{bmatrix}$$

$$L^Q = \begin{bmatrix} l_{11}^Q & l_{12}^Q & \cdots & l_{1M}^Q \\ 0 & l_{22}^Q & \cdots & l_{2M}^Q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^Q \end{bmatrix};$$

S4:计算上三角矩阵 L^I 和 L^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q ,利用 T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量用于表征次用户感知到的信号特征;

S5:将若干次用户感知到的信号特征组成训练特征集,利用所述训练特征集训练粒子群优化聚类算法得到分类器,将待感知信号的特征二维向量输入所述分类器完成待感知信号的频谱感知,所述分类器其数学模型表示为:

$$\frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,k} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \gamma$$

其中, γ 为度量参数; T_i 为信号特征向量, Ψ_1 为类中心,当所述分类器其数学模型中不等式成立时,则表示主用户存在,当所述分类器其数学模型中不等式不成立时则表示主用户不存在;粒子群优化聚类算法步骤如下:

步骤1:随机初始化每个粒子的位置和速度向量,其中,位置和速度向量均由 K 个 R^N 中的向量构成的向量;

步骤2:对每个粒子 $z_i(t)$,计算待分类集合 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 到粒子对应的 K 个中心的距离,根据距离将 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分类;

步骤3:由分类计算出粒子的适应度 $f(z_i)$;

步骤4:计算粒子的个体最优与群最优;

步骤5:通过粒子群优化算法的速度 $v_i(t)$ 和位置 $z_i(t)$ 更新式对粒子状态进行更新;

步骤6:若到达最大迭代次数,则停止;否则返回步骤2,此时得到 K 个类中心 Ψ_k ;

所述速度 $v_i(t)$ 更新式如下:

$$v_i(t) = \omega v_i(t) + c_1 r_1(t) [p_i(t) - z_i(t)] + c_2 r_2(t) [g(t) - z_i(t)]$$

位置 $z_i(t)$ 更新式:

$$z_i(t+1) = z_i(t) + v_i(t+1)$$

其中, ω 表示惯性因子, $\omega \geq 0$, c_1 和 c_2 是非负常数, 表示学习因子, $g(t)$ 表示全局极值, $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数。

2. 根据权利要求1所述的一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法, 其特征在于, 次用户采集主用户信号时的采集模型具体如下:

$$x_i = \begin{cases} w_i(n) & , H_0 \\ s(n) + w_i(n) & , H_1 \end{cases}$$

其中, x_i 是第 i 个次用户的采样信号, $s(n)$ 表示主用户信号, $w_i(n)$ 表示均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声信号, $s(n)$ 和 $w_i(n)$ 是相互独立的, PU 信号的分布是随机的, 与噪声无关;

设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号, 采样点数为 N ; 在某一感知时间段内的接收信号矩阵可以表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \cdots & x_M(N) \end{bmatrix}$$

则接收信号的协方差矩阵 $\mathbf{R} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$ 。

3. 根据权利要求1所述的一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法, 其特征在于, 将主用户信号进行 IQ 分解分别得到信号的 I 分量和 Q 分量具体过程如下:

设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号, 采样点数为 N ; 将 x_i 分解得到信号的 I 分量和 Q 分量分别记为: x_i^I 和 x_i^Q 向量, 表示如下:

$$x_i^I = x_i \cdot \sin\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)$$

$$x_i^Q = x_i \cdot \cos\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)。$$

4. 根据权利要求1-3任一项所述的一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法, 其特征在于, 利用 I 分量和 Q 分量分别构建 I 分量矩阵 \mathbf{Y}^I 和 Q 分量矩阵 \mathbf{Y}^Q 表示如下:

$$\mathbf{Y}^I = \begin{bmatrix} x_1^I \\ x_2^I \\ \vdots \\ x_M^I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^I(1) & x_1^I(2) & \cdots & x_1^I(N) \\ x_2^I(1) & x_2^I(2) & \cdots & x_2^I(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^I(1) & x_M^I(2) & \cdots & x_M^I(N) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}^Q = \begin{bmatrix} x_1^Q \\ x_2^Q \\ \vdots \\ x_M^Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^Q(1) & x_1^Q(2) & \cdots & x_1^Q(N) \\ x_2^Q(1) & x_2^Q(2) & \cdots & x_2^Q(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^Q(1) & x_M^Q(2) & \cdots & x_M^Q(N) \end{bmatrix}$$

\mathbf{Y}^I 、 \mathbf{Y}^Q 的协方差矩阵分别表示为: $\mathbf{R}^I = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^I (\mathbf{Y}^I)^T$ 和 $\mathbf{R}^Q = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^Q (\mathbf{Y}^Q)^T$ 。

5. 根据权利要求1所述的一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法,

其特征在于,所述上三角矩阵 L^I 和 L^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q 表示如下:

$$T^I = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^I}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^I}$$

$$T^Q = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^Q}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^Q}$$

T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量记为 $T_{I^Q} = [T^I, T^Q]$, T_{I^Q} 表示SU用户感知到的信号特征。

一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法

技术领域

[0001] 本发明涉及频谱感知领域,更具体地,涉及一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法。

背景技术

[0002] 近年来,各种无线设备和智能移动终端的数量快速增加,人们对无线频谱的需求日益增加,无线通信网络规模不断扩大,这无疑让频谱资源变得愈加紧张。认知无线电技术旨在缓解目前频谱紧缺的问题。认知无线电技术的主要的思想是让无线电通信设备能够发现自由频谱,并合理地利用频谱资源。频谱感知技术不但是认知无线电的重要技术之一,而且也是频谱共享和频谱管理等其他应用的基础。但是在实际的无线电环境中,频谱感知技术会受到阴影和衰减等影响,使得感知到的信号的信噪比很小,进而导致频谱感知的性能降低。

[0003] 传统的频谱感知技术有能量检测、匹配滤波器检测、循环特征检测频谱感知方法。近年来,随机矩阵理论被提出并渐渐地被运用到频谱感知的方法中。有文献提出一种基于矩阵分解的频谱感知算法,该算法通过信号的协方差矩阵进行分解和处理,再通过门限的推导进行判决。有文献提出一种基于随机矩阵理论的频谱感知,该算法仍然采用门限判决的判定方法,固然会存在门限推导不准确,计算复杂的问题。频谱感知技术是用于检测主用户是否存在,于是可以把频谱感知看成一种二分类的问题,机器学习则能很好地处理二分类的问题,所以基于机器学习的频谱感知方法逐渐成为人们研究的热点。有文献提出一种基于K均值聚类的频谱感知算法,该算法把信号的能量作为信号特征,然后通过K均值聚类算法对这些信号进行分类和测试。有文献提出一种基于信号特征和K均值聚类算法的频谱感知,该方法利用随机矩阵原理,把信号矩阵的特征值作为信号特征,再通过K均值聚类算法对这些信号进行分类和测试。当前基于门限推导的传统频谱感知方法复杂、精确度不够,亟需一种复杂度低、精确度高的频谱感知方法。

发明内容

[0004] 本发明为克服上述现有技术中基于门限推导的传统频谱感知方法复杂、信号特征信息丢失、精度不高的缺陷,提供一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法,提高了频谱感知的精度。

[0005] 本发明的首要目的是为解决上述技术问题,本发明的技术方案如下:

[0006] 一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法,所述方法基于协作频谱感知模型完成,所述协作频谱感知模型包括:主用户、若干次用户、中心节点,所述主用户用于向次用户发送主用户信号,所述次用户用于接收主用户信号,并将感知到的主用户信号发送至中心节点,所述中心节点用于判断主用户是否存在;所述方法包括以下步骤:

[0007] S1:采集主用户信号,将主用户信号进行IQ分解分别得到信号的I分量和Q分量;

[0008] S2:利用I分量和Q分量分别构建I分量矩阵 Y^I 和Q分量矩阵 Y^Q 并分别计算其协方差

矩阵 R^I 和 R^Q ;

[0009] S3:分别对协方差矩阵 R^I 和 R^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q ;

[0010] S4:计算上三角矩阵 L^I 和 L^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q ,利用 T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量用于表征次用户感知到的信号特征;

[0011] S5:将若干次用户感知到的信号特征组成训练特征集,利用所述训练特征集训练粒子群优化聚类算法得到分类器,将待感知信号的特征二维向量输入所述分类器完成待感知信号的频谱感知。

[0012] 本方案中,次用户采集主用户信号时的采集模型具体如下:

$$[0013] \quad x_i = \begin{cases} w_i(n) & , H_0 \\ s(n) + w_i(n) & , H_1 \end{cases}$$

[0014] 其中, x_i 是第 i 个次用户的采样信号, $s(n)$ 表示主用户信号, $w_i(n)$ 表示均值为0、方差为 σ^2 的高斯白噪声信号, $s(n)$ 和 $w_i(n)$ 是相互独立的,PU信号的分布是随机的,与噪声无关;

[0015] 设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号,采样点数为 N ;在某一感知时间段内的接收信号矩阵可以表示为:

$$[0016] \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \cdots & x_M(N) \end{bmatrix}$$

[0017] 则接收信号的协方差矩阵 $\mathbf{R} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$ 。

[0018] 本方案中,将主用户信号进行IQ分解分别得到信号的I分量和Q分量具体过程如下:

[0019] 设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号,采样点数为 N ;

[0020] 将 x_i 分解得到信号的I分量和Q分量分别记为: x_i^I 和 x_i^Q 向量,表示如下:

$$[0021] \quad x_i^I = x_i \cdot \sin\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)$$

$$[0022] \quad x_i^Q = x_i \cdot \cos\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)。$$

[0023] 本方案中,利用I分量和Q分量分别构建I分量矩阵 \mathbf{Y}^I 和Q分量矩阵 \mathbf{Y}^Q 表示如下:

$$[0024] \quad \mathbf{Y}^I = \begin{bmatrix} x_1^I \\ x_2^I \\ \vdots \\ x_M^I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^I(1) & x_1^I(2) & \cdots & x_1^I(N) \\ x_2^I(1) & x_2^I(2) & \cdots & x_2^I(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^I(1) & x_M^I(2) & \cdots & x_M^I(N) \end{bmatrix}$$

$$[0025] \quad \mathbf{Y}^Q = \begin{bmatrix} x_1^Q \\ x_2^Q \\ \vdots \\ x_M^Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^Q(1) & x_1^Q(2) & \cdots & x_1^Q(N) \\ x_2^Q(1) & x_2^Q(2) & \cdots & x_2^Q(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^Q(1) & x_M^Q(2) & \cdots & x_M^Q(N) \end{bmatrix}$$

[0026] Y^I 、 Y^Q 的协方差矩阵分别表示为： $\mathbf{R}^I = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^I (\mathbf{Y}^I)^T$ 和 $\mathbf{R}^Q = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^Q (\mathbf{Y}^Q)^T$ 。

[0027] 本方案中，分别对协方差矩阵 \mathbf{R}^I 和 \mathbf{R}^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 \mathbf{L}^I 和 \mathbf{L}^Q 具体如下：

[0028] 协方差矩阵 $\mathbf{R}^I = (\mathbf{L}^I)^T \mathbf{L}^I$ ，协方差矩阵 $\mathbf{R}^Q = (\mathbf{L}^Q)^T \mathbf{L}^Q$ ，其中， \mathbf{L}^I 和 \mathbf{L}^Q 分别为 $M \times M$ 的上三角矩阵， $(\mathbf{L}^I)^T$ 和 $(\mathbf{L}^Q)^T$ 分别为其的共轭转置， \mathbf{L}^I 和 \mathbf{L}^Q 分别表示为：

$$[0029] \quad \mathbf{L}^I = \begin{bmatrix} l_{11}^I & l_{12}^I & \cdots & l_{1M}^I \\ 0 & l_{22}^I & \cdots & l_{2M}^I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^I \end{bmatrix}$$

$$[0030] \quad \mathbf{L}^Q = \begin{bmatrix} l_{11}^Q & l_{12}^Q & \cdots & l_{1M}^Q \\ 0 & l_{22}^Q & \cdots & l_{2M}^Q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^Q \end{bmatrix}。$$

[0031] 本方案中，所述上三角矩阵 \mathbf{L}^I 和 \mathbf{L}^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q 表示如下：

$$[0032] \quad T^I = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^I}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^I}$$

$$[0033] \quad T^Q = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^Q}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^Q}$$

[0034] T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量记为 $T_{IQ} = [T^I, T^Q]$ ， T_{IQ} 表示SU用户感知到的信号特征。

[0035] 本方案中，粒子群优化聚类算法步骤如下：

[0036] 步骤1：随机初始化每个粒子的位置和速度向量，其中，位置和速度向量均由 K 个 \mathbb{R}^N 中的向量构成的向量；

[0037] 步骤2：对每个粒子 $z_i(t)$ ，计算待分类集合 $\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 到粒子对应的 K 个中心的距离，根据距离将 $\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 分类；

[0038] 步骤3：由分类计算出粒子的适应度 $f(z_i)$ ；

[0039] 步骤4：计算粒子的个体最优与群最优；

[0040] 步骤5：通过粒子群优化算法的速度 $v_i(t)$ 和位置 $z_i(t)$ 更新式对粒子状态进行更新；

[0041] 步骤6：若到达最大迭代次数，则停止；否则返回步骤2，此时得到 K 个类中心 Ψ_K 。

[0042] 本方案中，所述速度 $v_i(t)$ 更新式如下：

$$[0043] \quad v_i(t) = \omega v_i(t) + c_1 r_1(t) [p_i(t) - z_i(t)] + c_2 r_2(t) [g(t) - z_i(t)]$$

[0044] 位置 $z_i(t)$ 更新式：

$$[0045] \quad z_i(t+1) = z_i(t) + v_i(t+1)$$

[0046] 其中， ω 表示惯性因子， $\omega \geq 0$ ， c_1 和 c_2 是非负常数，表示学习因子， $g(t)$ 表示全局极值， $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数。

[0047] 本方案中，所述分类器其数学模型表示为：

$$[0048] \quad \frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,k} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \gamma$$

[0049] 其中, γ 为度量参数; T_i 为信号特征向量, Ψ_1 为类中心。

[0050] 与现有技术相比, 本发明技术方案的有益效果是:

[0051] 本发明通过将主用户信号进行分解后计算协方差矩阵, 利用Cholesky分解获取上三角矩阵保持了信号的特征的完整性, 无须计算推导门限, 降低了计算的复杂度, 同时利用粒子群聚类算法对待感知信号特征进行分类, 提高了频谱感知的精度。

附图说明

[0052] 图1为协作频谱感知模型示意图。

[0053] 图2为本发明方法流程图。

[0054] 图3为未分类的信号特征向量示意图。

[0055] 图4分类后的信号特征向量示意图。

[0056] 图5为本发明与传统方法的ROC曲线图。

具体实施方式

[0057] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0058] 实施例1

[0059] 名词及原理解释

[0060] 协作频谱感知方法是利用主用户信号 (PU表示主用户, PU信号即主用户信号) 与高斯白信号的相关性不同来进行检测。PU信号经过阴影效应、多径衰减后, 感知到的信号通常仍具有相关性, 一般可以通过所述相关性来判断PU是否存在。如图1所示, 在认知无线网络中共有 i 个SU (次用户) 和一个PU。单个SU受到阴影效应和多径衰减的影响, 因此不能准确检测到PU是否存在。为了解决这一缺点, 每个SU把感知到的信号发送到中心节点 (FC), 最终由FC来判断PU是否存在, 进而完成多用户协作频谱感知的过程。

[0061] 设定在认知无线网络中有 M 个SU, 在某一感知的时间段内, 每个SU的采样点数均为 N 个, 这些SU协同检测一个PU。这种检测可以表述为一个二元假设问题, 可以假设 H_0 表示频段空闲 (PU不存在), 认知用户可以接入当前频段; H_1 表示频段被占用 (PU存在), 认知用户不能接入当前频段。

[0062] 图2示出了一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法流程图。

[0063] 如图2所示, 一种基于矩阵分解和粒子群优化聚类的协作频谱感知方法, 所述方法基于协作频谱感知模型完成, 所述协作频谱感知模型包括: 主用户、若干次用户、中心节点, 所述主用户用于向次用户发送主用户信号, 所述次用户用于接收主用户信号, 并将感知到的主用户信号发送至中心节点, 所述中心节点用于判断主用户是否存在; 所述方法包括以下步骤:

[0064] S1: 采集主用户信号, 将主用户信号进行IQ分解分别得到信号的I分量和Q分量;

[0065] S2: 利用I分量和Q分量分别构建I分量矩阵 Y^I 和Q分量矩阵 Y^Q 并分别计算其协方差矩阵 R^I 和 R^Q ;

[0066] S3: 分别对协方差矩阵 R^I 和 R^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q ;

[0067] S4: 计算上三角矩阵 L^I 和 L^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q , 利用 T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量用于表征次用户感知到的信号特征;

[0068] S5: 将若干次用户感知到的信号特征组成训练特征集, 利用所述训练特征集训练粒子群优化聚类算法得到分类器, 将待感知信号的特征二维向量输入所述分类器完成待感知信号的频谱感知。

[0069] 本方案中, 次用户采集主用户信号时的采集模型具体如下:

$$[0070] \quad x_i = \begin{cases} w_i(n) & , H_0 \\ s(n) + w_i(n) & , H_1 \end{cases}$$

[0071] 其中, x_i 是第 i 个次用户的采样信号, $s(n)$ 表示主用户信号, $w_i(n)$ 表示均值为0、方差为 σ^2 的高斯白噪声信号, $s(n)$ 和 $w_i(n)$ 是相互独立的, PU信号的分布是随机的, 与噪声无关;

[0072] 设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号, 采样点数为 N ; 在某一感知时间段内的接收信号矩阵可以表示为:

$$[0073] \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \cdots & x_M(N) \end{bmatrix}$$

[0074] 则接收信号的协方差矩阵 $\mathbf{R} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$ 。

[0075] 需要说明的是, 为了增加逻辑用户数和提高接收信号特征的准确度, 将主用户信号进行IQ分解分别得到信号的I分量和Q分量具体过程如下:

[0076] 设定 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]$ 表示第 i 个次用户的采样信号, 采样点数为 N ; 将 x_i 分解得到信号的I分量和Q分量分别记为: x_i^I 和 x_i^Q 向量, 表示如下:

$$[0077] \quad x_i^I = x_i \cdot \sin\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)$$

$$[0078] \quad x_i^Q = x_i \cdot \cos\left(\frac{2\pi f_c n}{f_s}\right)。$$

[0079] 本方案中, 利用I分量和Q分量分别构建I分量矩阵 \mathbf{Y}^I 和Q分量矩阵 \mathbf{Y}^Q 表示如下:

$$[0080] \quad \mathbf{Y}^I = \begin{bmatrix} x_1^I \\ x_2^I \\ \vdots \\ x_M^I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^I(1) & x_1^I(2) & \cdots & x_1^I(N) \\ x_2^I(1) & x_2^I(2) & \cdots & x_2^I(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^I(1) & x_M^I(2) & \cdots & x_M^I(N) \end{bmatrix}$$

$$[0081] \quad \mathbf{Y}^Q = \begin{bmatrix} x_1^Q \\ x_2^Q \\ \vdots \\ x_M^Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^Q(1) & x_1^Q(2) & \cdots & x_1^Q(N) \\ x_2^Q(1) & x_2^Q(2) & \cdots & x_2^Q(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^Q(1) & x_M^Q(2) & \cdots & x_M^Q(N) \end{bmatrix}$$

[0082] \mathbf{Y}^I 、 \mathbf{Y}^Q 的协方差矩阵分别表示为: $\mathbf{R}^I = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^I (\mathbf{Y}^I)^T$ 和 $\mathbf{R}^Q = \frac{1}{N} \mathbf{Y}^Q (\mathbf{Y}^Q)^T$ 。

[0083] 本方案中, 分别对协方差矩阵 \mathbf{R}^I 和 \mathbf{R}^Q 进行Cholesky分解得到上三角矩阵 L^I 和 L^Q 具

体如下:

[0084] 协方差矩阵 $R^I = (L^I)^T L^I$, 协方差矩阵 $R^Q = (L^Q)^T L^Q$, 其中, L^I 和 L^Q 分别为 $M \times M$ 的上三角矩阵, $(L^I)^T$ 和 $(L^Q)^T$ 分别为其的共轭转置, L^I 和 L^Q 分别表示为:

$$[0085] \quad L^I = \begin{bmatrix} l_{11}^I & l_{12}^I & \cdots & l_{1M}^I \\ 0 & l_{22}^I & \cdots & l_{2M}^I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^I \end{bmatrix}$$

$$[0086] \quad L^Q = \begin{bmatrix} l_{11}^Q & l_{12}^Q & \cdots & l_{1M}^Q \\ 0 & l_{22}^Q & \cdots & l_{2M}^Q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{MM}^Q \end{bmatrix}。$$

[0087] 本方案中,所述上三角矩阵 L^I 和 L^Q 元素和记为 T^I 和 T^Q 表示如下:

$$[0088] \quad T^I = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^I}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^I}$$

$$[0089] \quad T^Q = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq M} l_{ij}^Q}{\sum_{1 \leq i \leq M} l_{ii}^Q}$$

[0090] T^I 和 T^Q 构建一个特征二维向量记为 $T_{IQ} = [T^I, T^Q]$, T_{IQ} 表示SU用户感知到的信号特征。

[0091] 需要说明的是,本方案中使用粒子群优化聚类算法进行聚类,本实施例中粒子群优化算法采用速度-位置搜索模型。粒子群由许多粒子组成,每个粒子的位置 $z_i(t)$ 代表问题在搜索空间的候选解,解的优劣程度由适应度函数 f 决定。每一次迭代,粒子通过动态跟踪两个极值来更新其速度 $v_i(t)$ 和位置 $z_i(t)$ 。一个是粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解:个体极值 $p_i(t)$,另一个是粒子群目前的最优解:全局极值 $g(t)$ 。其中,

$$[0092] \quad p_i(t+1) = \begin{cases} p_i(t), & \text{if } f(z_i(t+1)) < f(p_i(t)) \\ x(t+1), & \text{if } f(z_i(t+1)) \geq f(p_i(t)) \end{cases}$$

$$[0093] \quad g(t+1) = \min \{p_i(t+1), \forall i\}$$

[0094] 每个粒子根据以下公式更新其速度和位置:

$$[0095] \quad v_i(t) = \omega v_i(t) + c_1 r_1(t) [p_i(t) - z_i(t)] + c_2 r_2(t) [g(t) - z_i(t)]$$

$$[0096] \quad z_i(t+1) = z_i(t) + v_i(t+1)$$

[0097] 其中, ω 表示惯性因子, $\omega \geq 0$,较大的 ω 有利于跳出局部极大点,而较小的 ω 有利于算法收敛; c_1 和 c_2 是非负常数,称为学习因子,一般取 $c_1 = c_2 = 2$; $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数。为防止粒子飞行速度过大导致算法过早收敛到局部最优解,设定常数 $v_{\max} > 0$,通过阈值截取强制 $v_i(t)$ 的每个分量绝对值不超过 v_{\max} 。设置较大的 v_{\max} 可以保证粒子群的全局搜索能力,较小的 v_{\max} 则使粒子群的局部搜索能力加强。粒子群算法通过粒子在解空间内不断跟踪个体极值与全局极值进行搜索,直至达到规定的迭代次数为止。

[0098] 在基于粒子群算法的聚类分析中,每个粒子代表 K 个类的中心点。每个粒子 $z_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iK})$,其中 c_{ij} 代表第 i 个粒子的第 j 类中心点坐标向量。粒子群由许多候选分类

方案构成。粒子群的聚类算法的适应度函数为：

$$[0099] \quad f(z_i) = \omega_1 d_{min}(z_i) - \omega_2 \bar{d}_{max}(z_i)$$

[0100] 其中， ω_1 和 ω_2 为用户给定的正常数； $\bar{d}_{max}(z_i) = \max_{j=1,2,\dots,K} \{ \sum_{\forall x_l \in C_{ij}} \frac{d(x_l, c_{ij})}{|C_{ij}|} \}$ ； $|C_{ij}|$ 为聚合类 C_{ij} 中元素的个数； $\bar{d}_{max}(z_i)$ 代表了 z_i 对应分类的最大的类内平均距离； $d_{min}(z_i) = \min_{\forall l, p, l \neq p} \{ d(c_{il}, c_{ip}) \}$ 代表了 z_i 对应分类的最小的类间距离。通过搜索 f 的最小值，可以使分类方案同时满足类内距离小和类间距离大。

[0101] 本方案中，粒子群优化聚类算法步骤如下：

[0102] 步骤1：随机初始化每个粒子的位置和速度向量，其中，位置和速度向量均由 K 个 \mathbb{R}^N 中的向量构成的向量；

[0103] 步骤2：对每个粒子 $z_i(t)$ ，计算待分类集合 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 到粒子对应的 K 个中心的距离，根据距离将 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分类；

[0104] 步骤3：由分类计算出粒子的适应度 $f(z_i)$ ；

[0105] 步骤4：计算粒子的个体最优与群最优；

[0106] 步骤5：通过粒子群优化算法的速度 $v_i(t)$ 和位置 $z_i(t)$ 更新式对粒子状态进行更新；

[0107] 步骤6：若到达最大迭代次数，则停止；否则返回步骤2，此时得到 K 个类中心 Ψ_K 。

[0108] 本方案中，所述速度 $v_i(t)$ 更新式如下：

$$[0109] \quad v_i(t) = \omega v_i(t) + c_1 r_1(t) [p_i(t) - z_i(t)] + c_2 r_2(t) [g(t) - z_i(t)]$$

[0110] 位置 $z_i(t)$ 更新式：

$$[0111] \quad z_i(t+1) = z_i(t) + v_i(t+1)$$

[0112] 其中， ω 表示惯性因子， $\omega \geq 0$ ， c_1 和 c_2 是非负常数，表示学习因子， $g(t)$ 表示全局极值， $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数。

[0113] 本方案中，所述分类器其数学模型表示为：

$$[0114] \quad \frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,K} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \gamma$$

[0115] 其中， γ 为度量参数； T_i 为信号特征向量， Ψ_1 为类中心。

[0116] 需要说明的是，当所述分类器其数学模型中不等式成立时，则表示主用户存在，当所述分类器其数学模型中不等式不成立时则表示主用户不存在。当分类器获得后，无需重复训练粒子群优化聚类算法，所述分类器可以直接用于频谱感知的检测。

[0117] 本实施例的验证分析如下：

[0118] 在实验平台中，设定主用户信号为多分量信号 $s(t) = \cos(t) + \sin(4t + 0.2t^2)$ ，其噪声为理想的高斯白噪声。实验提取7000个信号特征，其中2000个信号特征用于训练，5000个信号特征用于测试。

[0119] 在信噪比 $\text{SNR} = -14\text{dB}$ ，次用户数 $M = 2$ ，采样点数为1000的条件下，对本发明方法进行聚类分析，如图3所示为表示未分类的信号特征向量，图4表示分类后的信号特征向量，其还包含两个质心。

[0120] 本发明方法(MPCSS)与传统基于随机矩阵理论的频谱感知算法相比较，具体包括：

最大特征值与最小特征值之比特特征值 (MME)、最大特征值与平均特征值之差特征值 (MSE)、最大特征值与矩阵迹之比特特征值 (RMET)。与本发明方法不同,所述传统基于随机矩阵理论的频谱感知算法都采用K-means聚类算法。设信噪比为 $SNR = -14dB$,次用户数 $M=2$,采样点数为1000,进行对比实验分析如图5所示为不同方法的ROC曲线图(受试者工作特征曲线)。

[0121] 相同或相似的标号对应相同或相似的部件;

[0122] 附图中描述位置关系的用语仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

[0123] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

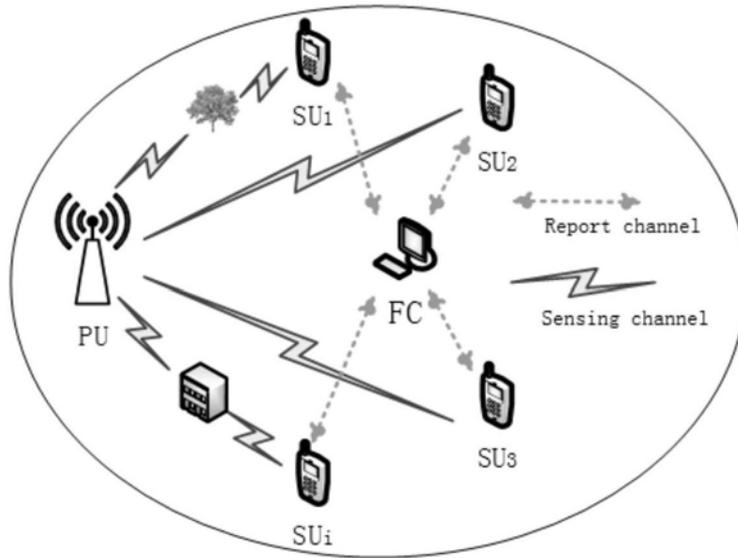


图1

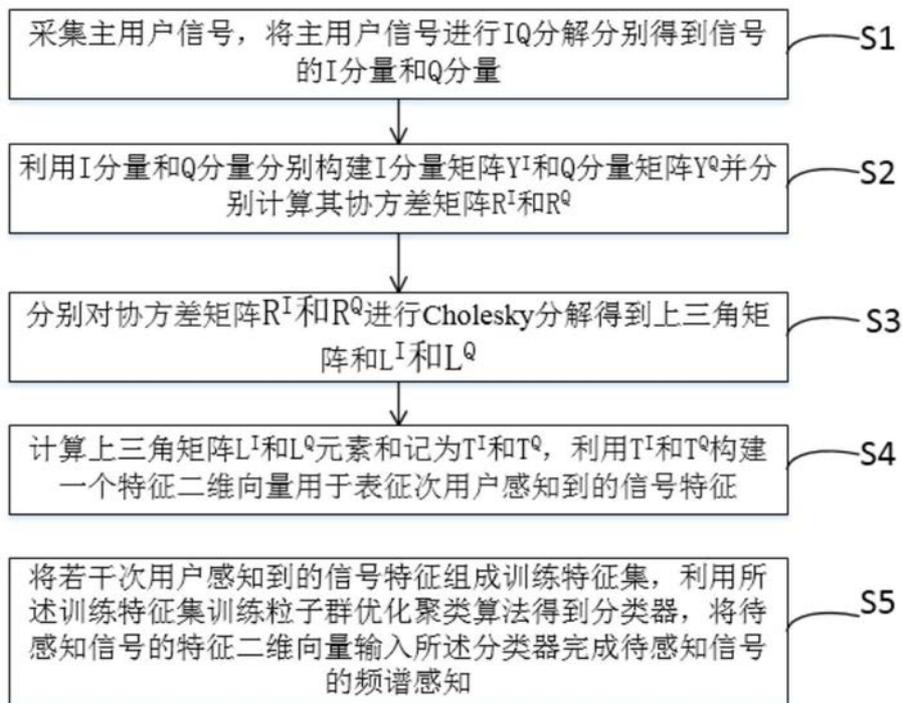


图2

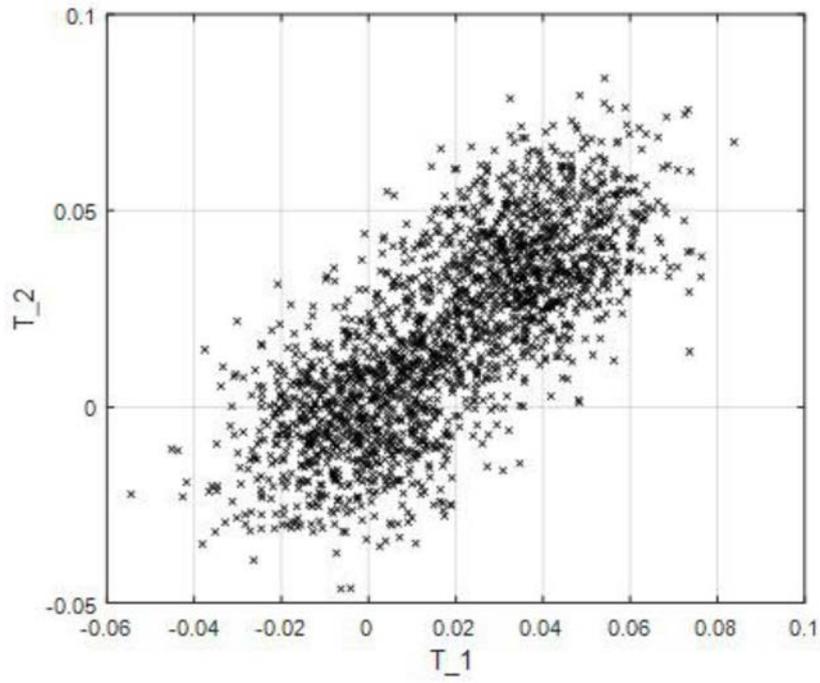


图3

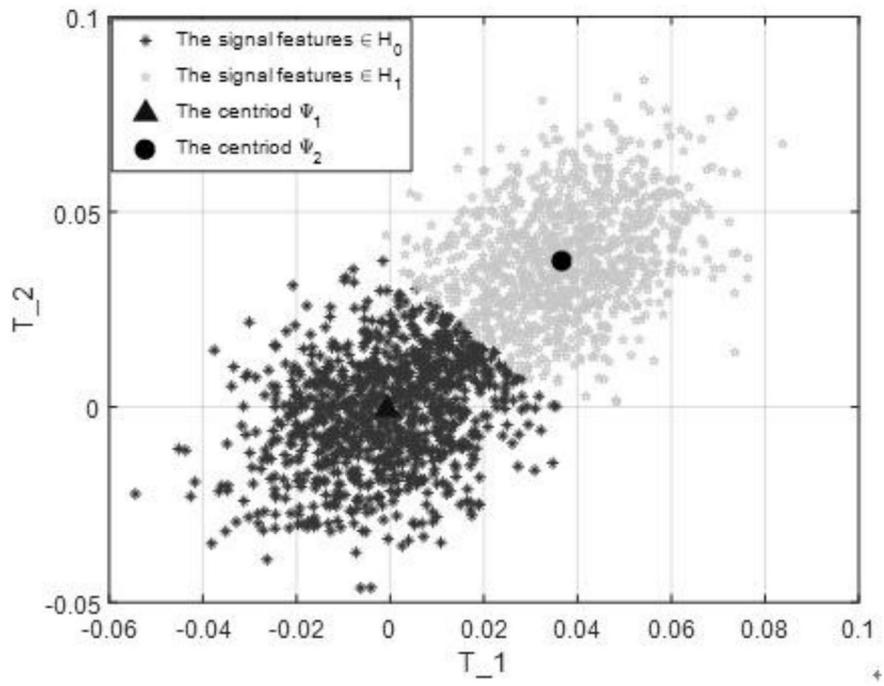


图4

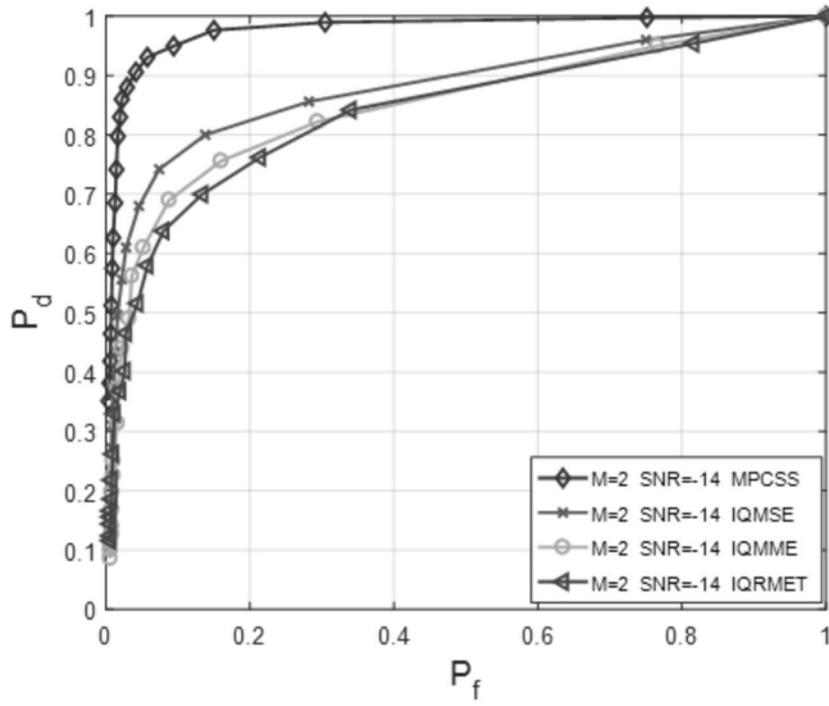


图5