



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110365434 B

(45) 授权公告日 2021.08.24

(21) 申请号 201910570384.3

CN 108768563 A, 2018.11.06

(22) 申请日 2019.06.27

CN 109039503 A, 2018.12.18

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 107171752 A, 2017.09.15

申请公布号 CN 110365434 A

CN 103401626 A, 2013.11.20

(43) 申请公布日 2019.10.22

CN 106992823 A, 2017.07.28

(73) 专利权人 广东工业大学

CN 107979431 A, 2018.05.01

地址 510006 广东省广州市越秀区东风东
路729号

EP 2285022 A2, 2011.02.16

贾紫娟等.基于差分进化算法的图像聚类研究.《天津师范大学学报 自然科学版》.2012,第54-56页.

(72) 发明人 庄家卫 王永华 万频 罗旗良

Chen hao Sun 等.A Cooperative Spectrum

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

Sensing Algorithm Based on Principal

代理人 林丽明

Component Analysis and K-medoids

(51) Int. Cl.

Clustering.《the 33rd youth academic

H04B 17/382 (2015.01)

annual conference of Chinese association

G06K 9/62 (2006.01)

of automation(YAC)》.2018,全文.

审查员 杨蕾

(56) 对比文件

CN 109004997 A, 2018.12.14

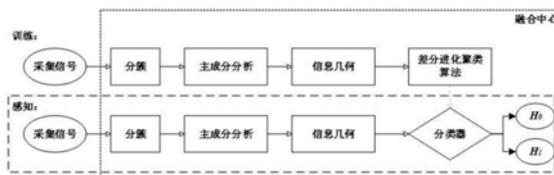
权利要求书4页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,包括以下步骤:对接受信号 X_j 按照分簇方式分为两个簇,分别为 C_1 和 C_2 ;分别对 C_1 和 C_2 进行主成分分析处理,相应的得到 \overline{C}_1 和 \overline{C}_2 ,并构建 \overline{C}_1 和 \overline{C}_2 对应的协方差矩阵 R_1 和 R_2 ;根据信息几何提取信号特征,在噪声环境中,对P个噪声信号矩阵进行分簇处理和主成份分析处理得到 R_p^1 和 R_p^2 ;并计算对应的黎曼均值 \overline{R}^1 和 \overline{R}^2 ;将步骤S2得到的协方差矩阵 R_1 和 R_2 映射到统计流形上,并分别以黎曼均值 \overline{R}^1 和 \overline{R}^2 作为参考点,分别分析点与点之间的距离 d_1 和 d_2 ,得到信号特征T。本发明采用的技术方案无需计算门限,通过差分进化聚类算法判断主用户是否存在,有更高的判决精度。



CN 110365434 B

1. 一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法, 其特征在于: 所述该方法包括以下步骤:

S1: 对接收信号 X_j 按照分簇方式分为两个簇, 分别为 C_1 和 C_2 ; 其中j表示第j个次用户;

S2: 分别对 C_1 和 C_2 进行主成分分析处理, 相应的得到 \bar{C}_1 和 \bar{C}_2 , 并构建 \bar{C}_1 和 \bar{C}_2 对应的协方差矩阵 R_1 和 R_2 ;

S3: 根据信息几何提取信号特征, 在噪声环境中, 对P个噪声信号矩阵进行上述的分簇处理和主成分分析处理得到 R_p^1 和 R_p^2 ; 并计算对应的黎曼均值 \bar{R}^1 和 \bar{R}^2 ;

S4: 将步骤S2得到的协方差矩阵 R_1 和 R_2 映射到统计流形上, 并分别以黎曼均值 \bar{R}^1 和 \bar{R}^2 作为参考点, 分别分析点与点之间的距离 d_1 和 d_2 , 得到信号特征 $T = [d_1, d_2]$;

S5: 根据以上信息几何提取信号特征步骤获取训练信号特征集 \tilde{T} 和测试信号特征集 \bar{T} ; 利用训练信号特征集 \tilde{T} 训练差分进化聚类算法, 以此获得用于频谱感知的分类器, 并利用该分类器实现频谱感知;

所述步骤S1, 将信号 X_j 分为两个簇 C_1 和 C_2 , 具体如下:

当M为偶数时, 令 $X_1, X_3, \dots, X_M \in C_1$, $X_2, X_4, \dots, X_{M-1} \in C_2$; 当M为奇数, 且 α 为偶数时, 令 $X_1, X_3, \dots, X_{M-2}, X_M^{l/2} \in C_1$, $X_2, X_4, \dots, X_{M-1}, X_M^{l-1/2} \in C_2$; 当M为奇数, 且 α 为奇数时, C_1 和 C_2 可分别表示为

$$C_1 = \begin{bmatrix} x_1^1(1) & x_1^1(2) & \dots & x_1^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^l(1) & x_1^l(2) & \dots & x_1^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^1(1) & x_{M-2}^1(2) & \dots & x_{M-2}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^l(1) & x_{M-2}^l(2) & \dots & x_{M-2}^l(N) \\ x_M^1(1) & x_M^1(2) & \dots & x_M^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^{(l+1)/2}(1) & x_M^{(l+1)/2}(2) & \dots & x_M^{(l+1)/2}(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} x_2^1(1) & x_2^1(2) & \dots & x_2^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_2^l(1) & x_2^l(2) & \dots & x_2^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^1(1) & x_{M-1}^1(2) & \dots & x_{M-1}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^l(1) & x_{M-1}^l(2) & \dots & x_{M-1}^l(N) \\ x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(1) & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(2) & \dots & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^l(1) & x_M^l(2) & \dots & x_M^l(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

融合中心将接收到的信号 X_j 按照上述的分簇方式分为 C_1 和 C_2 两个簇;

其中, M表示次用户数, 且 $M > 2$; α 表示次用户天线数, 且 $\alpha \geq 2$;

所述步骤S2,对 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 进行主成分分析处理,具体如下:

分别计算 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 的协方差矩阵,如式(4)和式(5)所示

$$\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1} = E[\mathbf{C}_1 \mathbf{C}_1^H] \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2} = E[\mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^H] \quad (5)$$

分别计算协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$ 和 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$ 的特征值和特征向量;

对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$,将计算的到的特征值从大到小排列,并提取前r最大的特征值;最后利用前r最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_1$;

对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$,将计算的到的特征值从大到小排列,并提取前r最大的特征值;最后利用前r最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_2$;

根据式(4)、式(5),新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_1$ 、 $\widetilde{\mathbf{C}}_2$ 分别对应得到新的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 。

2.根据权利要求1所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,其特征在于:所述步骤S1,将信号矩阵 \mathbf{X}_j 表示为一个 $1 \times N$ 的矩阵,具体如下:

$$\mathbf{X}_j = \begin{bmatrix} x_j^1(1) & x_j^1(2) & \dots & x_j^1(N) \\ x_j^2(1) & x_j^2(2) & \dots & x_j^2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_j^l(1) & x_j^l(2) & \dots & x_j^l(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $x_j^l(N)$ 表示第j个次用户的第l根天线采样到的信号。

3.根据权利要求2所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,其特征在于:所述步骤S3,利用信息几何提取信号特征,具体如下:

对P个环境噪声信号矩阵进行分簇处理和主成分分析处理得到 \mathbf{R}_p^1 和 \mathbf{R}_p^2 ,其中 $p=1, 2, \dots, P$;从而得到相应的黎曼均值目标函数 Φ ,分别如下所示

$$\Phi(\overline{\mathbf{R}}^1) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^1, \overline{\mathbf{R}}^1) \quad (6)$$

$$\Phi(\overline{\mathbf{R}}^2) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^2, \overline{\mathbf{R}}^2) \quad (7)$$

其中, $\overline{\mathbf{R}}^1$ 和 $\overline{\mathbf{R}}^2$ 是 $\Phi(\cdot)$ 取得最小值时的矩阵; $D^2(\cdot, \cdot)$ 为流形上两点的测地线距离,其计算公式为:

$$\begin{aligned} D^2(\mathcal{R}_c, \mathcal{R}_d) &= \left\| \log \left(\mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \right) \right\|^2 \\ &= \|\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d)\|^2 \\ &= \text{Tr}[(\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d))^2] \\ &= \sum_{u=1}^n \eta_u \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示Frobenius范数; \mathcal{R}_c 和 \mathcal{R}_d 分别为流形上两个点的坐标; $\text{Tr}[\cdot]$ 表示矩阵的迹; η_u 表示矩阵 $\mathcal{R}_c^{-1/2} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-1/2}$ 的第u个特征值;

$$\bar{\mathbf{R}}^1 = \arg \min_{\mathbf{R}^1 \in \Theta} \Phi(\bar{\mathbf{R}}^1) \quad (9)$$

$$\bar{\mathbf{R}}^2 = \arg \min_{\mathbf{R}^2 \in \Theta} \Phi(\bar{\mathbf{R}}^2) \quad (10)$$

式中： \mathbf{R}^1 、 \mathbf{R}^2 均表示矩阵，即流形上的点； Θ 表示概率分布空间的参数集；

当 $P=1,2$ 时，根据式(9)、式(10)得到 \mathbf{R}_p^1 、 \mathbf{R}_p^2 的黎曼均值；

当 $P>2$ 时，假设，对于矩阵流形上存在两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的情况， $\bar{\mathbf{R}}$ 位于连接流形上两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的测地线中点，其表达式如下所示；

$$\bar{\mathbf{R}} = \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} (\mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_b \mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}})^{\frac{1}{2}} \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

根据利用梯度下降算法迭代计算 $\bar{\mathbf{R}}$ 的方法，最终求得黎曼均值的计算如下所示

$$\bar{\mathbf{R}}_{h+1} = \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} e^{-\tau \sum_{p=1}^P \log(\mathbf{R}_h^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_p \bar{\mathbf{R}}_h^{-\frac{1}{2}})} \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

其中， τ 为迭代步长， h 为迭代次数；

因此根据式(11)求解黎曼矩阵，进而根据式(12)得到 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 。

4. 根据权利要求3所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法，其特征在于：所述步骤S4，将步骤S2得到的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 映射到统计流形上，以黎曼均值 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 为参考点，通过测地线距离分析点与点之间的距离，进而得到

$$d_1 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^1, \mathbf{R}_1) \quad (13)$$

$$d_2 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^2, \mathbf{R}_2) \quad (14)$$

进而得到信号特征 $T = [d_1, d_2]$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法，其特征在于：步骤S5，所述差分进化聚类算法，包括以下步骤：

D1: 设置种群大小 N 、最大迭代次数 MaxIter 、交叉概率系数 P_c 和放大系数 F ；

D2: 输入训练信号特征集 \tilde{T} 和类的数目；

D3: 对群体进行初始化，即随机分配每个个体基因位的值；

D4: 计算群体中每个个体的适应度，其中适应度值越大代表分类情况越准确；

D5: 采用最优解与随机向量差分法，生成下一代群体；

D6: 进行进化算子的交叉操作；

D7: 计算新生成的子代群体的适应度值；

D8: 执行贪婪选择；比较对应的父代和子代的适应度值，选择适应度值大于 H 的个体成为下一代的父代个体；

D9: 保留适应度值最大的个体，若在新生成的子代群体中，最优个体适应度值低于总的最优个体的适应度值，则用当前最优的个体替换总的最优的个体；

D10: 若已经达到最大迭代次数，则退出循环，输出结果，返回类中心 Ψ_k ；否则回到步骤D5，重新执行操作直至达到最大迭代次数。

6. 根据权利要求5所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法，其特征在于：根据所得到的类中心 Ψ_k ，获得用于频谱感知的分类器，该分类器的数学模型为：

$$\frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,k} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \xi \quad (15)$$

式中, ξ 为度量参数; T_i 为信号特征向量;

当式子 (15) 满足时, 则表示主用户存在, 否则表示主用户不存在。

基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法

技术领域

[0001] 本发明涉及认知无线电技术领域,更具体的,涉及一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法。

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衰减和多径衰减等影响,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,造成单个次用户对主用户是否正在使用授权频谱很难做出准确的判断。

[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。

[0004] 然而随机矩阵理论的频谱感知算法在计算协方差矩阵特征值时会导致部分信息损失,同时,传统频谱感知的门限推导复杂且不精确。

发明内容

[0005] 本发明为了解决随机矩阵理论的频谱感知算法在计算协方差矩阵特征值时会导致部分信息损失,同时,传统频谱感知的门限推导复杂且不精确的问题,提供了一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,其无需计算门限,同时从信息几何角度分析频谱感知问题,最大程度地保留原始矩阵的信息,有助于提升感知性能。

[0006] 为实现上述本发明目的,采用的技术方案如下:一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,所述该方法包括以下步骤:

[0007] S1:对接受信号 X_j 按照分簇方式分为两个簇,分别为 C_1 和 C_2 ;其中j表示第j个次用户;

[0008] S2:分别对 \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 进行主成分分析处理,相应的得到 $\overline{\mathbb{C}}_1$ 和 $\overline{\mathbb{C}}_2$,并构建 $\overline{\mathbb{C}}_1$ 和 $\overline{\mathbb{C}}_2$ 对应的协方差矩阵 R_1 和 R_2 ;

[0009] S3:根据信息几何提取信号特征,在噪声环境中,对P个噪声信号矩阵进行上述的分簇处理和主成份分析处理得到 \mathbf{R}_p^1 和 \mathbf{R}_p^2 ;并计算对应的黎曼均值 $\overline{\mathbf{R}^1}$ 和 $\overline{\mathbf{R}^2}$;

[0010] S4:将步骤S2得到的协方差矩阵 R_1 和 R_2 映射到统计流形上,并分别以黎曼均值 $\overline{\mathbf{R}^1}$ 和 $\overline{\mathbf{R}^2}$ 作为参考点,分别分析点与点之间的距离 d_1 和 d_2 ,得到信号特征 $T=[d_1, d_2]$;

[0011] S5:根据以上步骤S3、步骤S4的信息几何提取信号特征获取训练信号特征集 \tilde{T} 和测试信号特征集 \bar{T} ;利用训练信号特征集 \tilde{T} 训练差分进化聚类算法,以此获得用于频谱感知的分类器,并利用该分类器实现频谱感知。

[0012] 优选地,所述步骤S1,将信号矩阵 X_j 表示为一个 $1 \times N$ 的矩阵,具体如下:

$$[0013] \quad \mathbf{X}_j = \begin{bmatrix} x_j^1(1) & x_j^1(2) & \dots & x_j^1(N) \\ x_j^2(1) & x_j^2(2) & \dots & x_j^2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_j^l(1) & x_j^l(2) & \dots & x_j^l(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

[0014] 式中, $x_j^l(N)$ 表示第j个次用户的第l根天线采样到的信号。

[0015] 进一步地,所述步骤S1,将信号 X_j 分为两个簇 \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 ,具体如下:

[0016] 当M为偶数时,令 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_3, \dots, \mathbf{X}_M \in \mathbb{C}_1$, $\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_4, \dots, \mathbf{X}_{M-1} \in \mathbb{C}_2$;当M为奇数,且 α 为偶数时,令 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_3, \dots, \mathbf{X}_{M-2}, \mathbf{X}_M^{l/2} \in \mathbb{C}_1$, $\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_4, \dots, \mathbf{X}_{M-1}, \mathbf{X}_M^{l-1/2} \in \mathbb{C}_2$;当M为奇数,且 α 为奇数时, \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 可分别表示为

$$[0017] \quad \mathbb{C}_1 = \begin{bmatrix} x_1^1(1) & x_1^1(2) & \dots & x_1^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^l(1) & x_1^l(2) & \dots & x_1^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^1(1) & x_{M-2}^1(2) & \dots & x_{M-2}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^l(1) & x_{M-2}^l(2) & \dots & x_{M-2}^l(N) \\ x_M^1(1) & x_M^1(2) & \dots & x_M^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^{(l+1)/2}(1) & x_M^{(l+1)/2}(2) & \dots & x_M^{(l+1)/2}(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$[0018] \quad \mathbf{C}_2 = \begin{bmatrix} x_2^1(1) & x_2^1(2) & \dots & x_2^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_2^l(1) & x_2^l(2) & \dots & x_2^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^1(1) & x_{M-1}^1(2) & \dots & x_{M-1}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^l(1) & x_{M-1}^l(2) & \dots & x_{M-1}^l(N) \\ x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(1) & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(2) & \dots & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^l(1) & x_M^l(2) & \dots & x_M^l(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0019] 融合中心将接收到的信号 X_j 按照上述的分簇方式分为 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 两个簇；

[0020] 其中， M 表示次用户数，且 $M > 2$ ； α 表示次用户天线数，且 $\alpha \geq 2$ 。

[0021] 再进一步地，所述步骤S2，对 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 进行主成份分析处理，具体如下：

[0022] 分别计算 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 的协方差矩阵，如式(4)和式(5)所示

$$[0023] \quad \mathbf{R}_{\mathbf{C}_1} = E[\mathbf{C}_1 \mathbf{C}_1^H] \quad (4)$$

$$[0024] \quad \mathbf{R}_{\mathbf{C}_2} = E[\mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^H] \quad (5)$$

[0025] 分别计算协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$ 和 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$ 的特征值和特征向量；

[0026] 对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$ ，将计算的到的特征值从大到小排列，并提取前 r 最大的特征值；最后利用前 r 最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\overline{\mathbf{C}}_1$ ；

[0027] 对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$ ，将计算的到的特征值从大到小排列，并提取前 r 最大的特征值。最后利用前 r 最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\overline{\mathbf{C}}_2$ ；

[0028] 根据式(4)、式(5)，新的簇 $\overline{\mathbf{C}}_1$ 、 $\overline{\mathbf{C}}_2$ 分别对应得到新的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 。

[0029] 再进一步地，所述步骤S3所述，利用信息几何提取信号特征，具体如下：

[0030] 对 P 个环境噪声信号矩阵进行分簇处理和主成份分析处理得到 \mathbf{R}_p^1 和 \mathbf{R}_p^2 ，其中 $p = 1, 2, \dots, P$ ；从而得到相应的黎曼均值目标函数 Φ ，分别如下所示

$$[0031] \quad \Phi(\overline{\mathbf{R}}^1) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^1, \overline{\mathbf{R}}^1) \quad (6)$$

$$[0032] \quad \Phi(\overline{\mathbf{R}}^2) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^2, \overline{\mathbf{R}}^2) \quad (7)$$

[0033] 其中， $\overline{\mathbf{R}}^1$ 和 $\overline{\mathbf{R}}^2$ 是 $\Phi(\cdot)$ 取得最小值时的矩阵； $D^2(\cdot, \cdot)$ 为流形上两点的测地线距离，其计算公式为：

$$D^2(\mathcal{R}_c, \mathcal{R}_d) = \left\| \log \left(\mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \right) \right\|^2 \quad (8)$$

$$[0034] \quad \begin{aligned} &= \|\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d)\|^2 \\ &= \text{Tr} [(\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d))^2] \\ &= \sum_{u=1}^n \eta_u \end{aligned}$$

[0035] 其中, $\|\cdot\|$ 表示Frobenius范数; \mathcal{R}_c 和 \mathcal{R}_d 分别为流形上两个点的坐标; $\text{Tr}[\cdot]$ 表示矩阵的迹; η_u 表示矩阵 $\mathcal{R}_c^{-1/2} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-1/2}$ 的第 u 个特征值;

$$[0036] \quad \bar{\mathbf{R}}^1 = \arg \min_{\mathbf{R}^1 \in \Theta} \Phi(\mathbf{R}^1) \quad (9)$$

$$[0037] \quad \bar{\mathbf{R}}^2 = \arg \min_{\mathbf{R}^2 \in \Theta} \Phi(\mathbf{R}^2) \quad (10)$$

[0038] 式中: \mathbf{R}^1 、 \mathbf{R}^2 均表示矩阵即为流形上的点; Θ 表示概率分布空间的参数集;

[0039] 这里是假设流形上存在两个点, 进而引出求黎曼均值的计算公式;

[0040] 当 $P=1, 2$ 时, 根据式 (9)、式 (10) 得到 \mathbf{R}_p^1 、 \mathbf{R}_p^2 的黎曼均值;

[0041] 当 $P>2$ 时, 假设, 对于矩阵流形上存在两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的情况, $\bar{\mathbf{R}}$ 位于连接流形上两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的测地线的中点, 其表达式如下所示;

$$[0042] \quad \bar{\mathbf{R}} = \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} (\mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_b \mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}})^{\frac{1}{2}} \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

[0043] 根据利用梯度下降算法迭代计算 $\bar{\mathbf{R}}$ 的方法, 最终求得黎曼均值的计算如下所示

$$[0044] \quad \bar{\mathbf{R}}_{h+1} = \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} e^{-\tau \sum_{p=1}^P \log(\mathbf{R}_h^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_p \bar{\mathbf{R}}_h^{-\frac{1}{2}})} \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

[0045] 其中, τ 为迭代步长, h 为迭代次数;

[0046] 因此根据式 (11) 求解黎曼矩阵, 从而根据式 (12) 得到 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 。

[0047] 再进一步地, 所述步骤 S4, 将步骤 S2 得到的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 映射到统计流形上, 以黎曼均值 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 为参考点, 通过测地线距离分析点与点之间的距离, 进而得到

$$[0048] \quad d_1 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^1, \mathbf{R}_1) \quad (13)$$

$$[0049] \quad d_2 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^2, \mathbf{R}_2) \quad (14)$$

[0050] 进而得到信号特征 $T = [d_1, d_2]$ 。

[0051] 再进一步地, 步骤 S5, 所述差分进化聚类算法, 包括以下步骤:

[0052] D1: 设置种群大小 N 、最大迭代次数 MaxIter 、交叉概率系数 P_c 和放大系数 F ;

[0053] D2: 输入训练信号特征集 \tilde{T} 和类的数目;

[0054] D3: 对群体进行初始化, 即随机分配每个个体基因位的值;

[0055] D4: 计算群体中每个个体的适应度, 其中适应度值越大代表分类情况越准确;

[0056] D5: 采用最优解与随机向量差分法, 生成下一代群体;

[0057] D6: 进行进化算子的交叉操作;

[0058] D7: 计算新生成的子代群体的适应度值;

[0059] D8: 执行贪婪选择; 比较对应的父代和子代的适应度值, 选择适应度值大于 H 的个体成为下一代的父代个体;

[0060] D9: 保留适应度值最大的个体, 若在新生成的子代群体中, 最优个体适应度值低于总的最优个体的适应度值, 则用当前最优的个体替换总的最优的个体;

[0061] D10: 若已经达到最大迭代次数, 则退出循环, 输出结果, 返回类中心 Ψ_k ; 否则回到步骤 D5, 重新执行操作直至达到最大迭代次数。

[0062] 再进一步地, 根据所得到的类中心 Ψ_k , 获得用于频谱感知的分类器, 该分类器的

数学模型为：

$$[0063] \quad \frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,k} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \xi \quad (15)$$

[0064] 式中, ξ 为度量参数; T_i 为信号特征向量;

[0065] 当式子 (16) 满足时, 则表示主用户存在, 否则表示主用户不存在。

[0066] 本发明的有益效果如下:

[0067] 1. 相比于传统的频谱感知方法, 本发明采用的技术方案无需计算门限, 通过差分进化聚类算法判断主用户是否存在, 有更高的判决精度。

[0068] 2. 相对于目前基于随机矩阵理论的频谱感知方法, 本发明采用的技术方案避免了特征值的计算, 从信息几何角度分析频谱感知问题, 最大程度地保留原始矩阵的信息, 有助于提升感知性能。

[0069] 3. 本发明所述基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法在较低信噪比时, 仍然有较好的感知性能。

[0070] 4. 本发明的技术方案采用多天线协作频谱感知, 有效的对抗和减少信道衰减对频谱感知性能的影响。

附图说明

[0071] 图1是本实施例所述多天线协作频谱感知系统模型。

[0072] 图2是本实施例基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法的步骤流程图。

[0073] 图3是本实施例表示未分类的信号特征向量。

[0074] 图4是本实施例表示分类后的信号特征向量。

[0075] 图5是本实施例ROC曲线图。

具体实施方式

[0076] 下面结合附图和具体实施方式对本发明做详细描述。

[0077] 实施例1

[0078] 在实际的无线通信中, 通常存在着多径衰减和阴影衰减等问题, 单个次用户对主用户是否正在使用授权频谱很难做出准确的判断。因此为了对抗和减少信道衰减对频谱感知性能的影响, 本实施例基于多天线协作频谱感知系统模型, 如图1所示, 采用多次用户多天线进行协作频谱感知技术。具体的, 本实施例提供一种基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法 (PIDMSS), 如图2所示, 其包括如下步骤:

[0079] S1: 根据图1, 假设认知无线网络中仅有一个主用户, M个认知用户和一个融合中心, 并且每个参与协作感知的次用户有 α 根天线, 其中 $\alpha = 1, 2, \dots, 1$ 。本实施例所述的主用户和融合中心是单天线的。根据次用户每根天线接收到的信号的情况, 可以抽象为以下的二元假设模型:

$$[0080] \quad x_j^\alpha(t) = \begin{cases} w^\alpha(t), & H_0 \\ h^\alpha(t)s(t) + w^\alpha(t), & H_1 \end{cases}$$

[0081] 其中, $x_j^\alpha(t)$ 表示第 j 个次用户的第 α 根天线采样到的信号; $s(t)$ 表示 PU 信号; $w^\alpha(t)$ 表示服从 $N(0, \sigma^2)$ 的加性高斯白噪声; $h^\alpha(t)$ 表示第 α 根天线的信道衰减, 本实施例将其设为 1, 表示在无信道衰减的理想环境下进行实验; 主用户信号与噪声信号相互独立, H_1 和 H_0 分别表示主用户信号存在与不存在, t 表示采样点数。

[0082] 于是, 第 j 个次用户接受到的信号 X_j 表示为一个 $1 \times N$ 的矩阵, 具体如下:

$$[0083] \quad \mathbf{X}_j = \begin{bmatrix} x_j^1(1) & x_j^1(2) & \dots & x_j^1(N) \\ x_j^2(1) & x_j^2(2) & \dots & x_j^2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_j^l(1) & x_j^l(2) & \dots & x_j^l(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

[0084] 本实施例所述多天线协作频谱感知系统模型, 次用户数 $M > 2$, 次用户天线数 $\alpha \geq 2$, 在融合中心, 多个次用户传送过来的数据是巨大的, 为了能够便利地提取特征, 本实施例首先将接收到的信号 X_j 分为两个簇 \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 :

[0085] 当 M 为偶数时, 令 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_3, \dots, \mathbf{X}_M \in \mathbb{C}_1$, $\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_4, \dots, \mathbf{X}_{M-1} \in \mathbb{C}_2$; 当 M 为奇数, 且 α 为偶数时, 令 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_3, \dots, \mathbf{X}_{M-2}, \mathbf{X}_M^{l/2} \in \mathbb{C}_1$, $\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_4, \dots, \mathbf{X}_{M-1}, \mathbf{X}_M^{l-1/2} \in \mathbb{C}_2$; 当 M 为奇数, 且 α 为奇数时, \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 可分别表示为

$$[0086] \quad \mathbb{C}_1 = \begin{bmatrix} x_1^1(1) & x_1^1(2) & \dots & x_1^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^l(1) & x_1^l(2) & \dots & x_1^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^1(1) & x_{M-2}^1(2) & \dots & x_{M-2}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-2}^l(1) & x_{M-2}^l(2) & \dots & x_{M-2}^l(N) \\ x_M^1(1) & x_M^1(2) & \dots & x_M^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^{(l+1)/2}(1) & x_M^{(l+1)/2}(2) & \dots & x_M^{(l+1)/2}(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$[0087] \quad \mathbb{C}_2 = \begin{bmatrix} x_2^1(1) & x_2^1(2) & \dots & x_2^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_2^l(1) & x_2^l(2) & \dots & x_2^l(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^1(1) & x_{M-1}^1(2) & \dots & x_{M-1}^1(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M-1}^l(1) & x_{M-1}^l(2) & \dots & x_{M-1}^l(N) \\ x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(1) & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(2) & \dots & x_M^{\frac{l+1}{2}+1}(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^l(1) & x_M^l(2) & \dots & x_M^l(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0088] 融合中心将接收到的数据按照上述的分簇方式分为 \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 两个簇。

[0089] S2: 将步骤 S1 得到的 \mathbb{C}_1 和 \mathbb{C}_2 分别进行主成分分析处理, 相应的得到 $\overline{\mathbb{C}}_1$ 和 $\overline{\mathbb{C}}_2$, 并构建 $\overline{\mathbb{C}}_1$ 和 $\overline{\mathbb{C}}_2$ 对应的协方差矩阵 R_1 和 R_2 ;

[0090] 首先,分别计算 \mathbf{C}_1 和 \mathbf{C}_2 的协方差矩阵,如式(4)和式(5)所示:

$$[0091] \quad \mathbf{R}_{\mathbf{C}_1} = E[\mathbf{C}_1 \mathbf{C}_1^H] \quad (4)$$

$$[0092] \quad \mathbf{R}_{\mathbf{C}_2} = E[\mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^H] \quad (5)$$

[0093] 分别计算协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$ 和 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$ 的特征值和特征向量;

[0094] 对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_1}$,将计算的到的特征值从大到小排列,并提取前r最大的特征值;最后利用前r最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_1$;

[0095] 对于 $\mathbf{R}_{\mathbf{C}_2}$,将计算的到的特征值从大到小排列,并提取前r最大的特征值。最后利用前r最大的特征值和对应的特征向量重构成一个新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_2$;

[0096] 根据式(4)、式(5),新的簇 $\widetilde{\mathbf{C}}_1$ 、 $\widetilde{\mathbf{C}}_2$ 分别对应得到新的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 。

[0097] 在信息几何理论中,考虑到一组概率密度函数 $p(x|\theta)$,其中 x 是属于随机变量 Ω 的一个n维样本, $\mathbf{x} \in \Omega \in \mathcal{C}^n$, θ 是一个m维的特征向量参数 $\theta \in \Theta \in \mathcal{C}^m$ 。因此,概率分布空间可以用其参数集 Θ 来描述。概率分布函数族S如下所示:

$$[0098] \quad S = \{p(\mathbf{x}|\theta) | \theta \in \Theta \in \mathcal{C}^m\}$$

[0099] 在一定的拓扑结构下S可以形成一个可微的流形,称之为统计流形, θ 为该统计流形的坐标。从信息几何的角度来看,概率密度函数可以由相应的协方差矩阵进行参数化,在频谱感知所做的两种假设 H_0 和 H_1 下,可以将感知信号对应为流形上的两个点 \mathbf{R}_w 和 \mathbf{R}_s , \mathbf{R}_w 和 \mathbf{R}_s 分别是指用噪声矩阵以及信号矩阵计算而来的协方差矩阵。

[0100] 特别地, \mathbf{R}_w 和 \mathbf{R}_s 都为正定定矩阵。因此,可以将由协方差矩阵构成的复对称正定(symmetric positive definite,SPD)矩阵空间,定义为SPD流形。最后,通过计算流形上点与点的距离并作为统计特征用于频谱感知。

[0101] S3:根据信息几何提取信号特征,在噪声环境中,对P个噪声信号矩阵进行上述的分簇处理和主成份分析处理得到 \mathbf{R}_p^1 和 \mathbf{R}_p^2 ;并计算对应的黎曼均值 $\overline{\mathbf{R}}^1$ 和 $\overline{\mathbf{R}}^2$;

[0102] 所述根据信息几何提取信号特征,具体如下:

[0103] 对P个环境噪声信号矩阵进行分簇处理和主成份分析处理得到 \mathbf{R}_p^1 和 \mathbf{R}_p^2 ,其中 $p=1,2,\dots,P$;从而得到相应的黎曼均值目标函数 Φ ,分别如下所示

$$[0104] \quad \Phi(\overline{\mathbf{R}}^1) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^1, \overline{\mathbf{R}}^1) \quad (6)$$

$$[0105] \quad \Phi(\overline{\mathbf{R}}^2) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P D^2(\mathbf{R}_p^2, \overline{\mathbf{R}}^2) \quad (7)$$

[0106] 其中, $\overline{\mathbf{R}}^1$ 和 $\overline{\mathbf{R}}^2$ 是 $\Phi(\cdot)$ 取得最小值时的矩阵; $D^2(\cdot, \cdot)$ 为流形上两点的测地线距离,其计算公式为:

$$D^2(\mathcal{R}_c, \mathcal{R}_d) = \left\| \log \left(\mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-\frac{1}{2}} \right) \right\|^2 \quad (8)$$

$$\begin{aligned} [0107] \quad &= \|\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d)\|^2 \\ &= \text{Tr} [(\log(\mathcal{R}_c^{-1} \mathcal{R}_d))^2] \\ &= \sum_{u=1}^n \eta_u \end{aligned}$$

[0108] 其中, $\|\cdot\|$ 表示Frobenius范数; \mathcal{R}_c 和 \mathcal{R}_d 分别为流形上两个点的坐标; $\text{Tr}[\cdot]$ 表示矩阵的迹; η_u 表示矩阵 $\mathcal{R}_c^{-1/2} \mathcal{R}_d \mathcal{R}_c^{-1/2}$ 的第 u 个特征值;

$$[0109] \quad \bar{\mathbf{R}}^1 = \arg \min_{\mathbf{R}^1 \in \Theta} \Phi(\mathbf{R}^1) \quad (9)$$

$$[0110] \quad \bar{\mathbf{R}}^2 = \arg \min_{\mathbf{R}^2 \in \Theta} \Phi(\mathbf{R}^2) \quad (10)$$

[0111] 式中: \mathbf{R}^1 、 \mathbf{R}^2 均表示矩阵, 即为流形上的点; Θ 表示概率分布空间的参数集;

[0112] 这里是假设流形上存在两个点, 进而引出求黎曼均值的计算公式;

[0113] 当 $P=1, 2$ 时, 根据式 (9)、式 (10) 得到 \mathbf{R}_p^1 、 \mathbf{R}_p^2 的黎曼均值;

[0114] 当 $P>2$ 时, 假设, 对于矩阵流形上存在两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的情况, $\bar{\mathbf{R}}$ 位于连接流形上两个点 \mathbf{R}_a 和 \mathbf{R}_b 的测地线, 其表达式如下所示;

$$[0115] \quad \bar{\mathbf{R}} = \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} (\mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_b \mathbf{R}_a^{-\frac{1}{2}})^{\frac{1}{2}} \mathbf{R}_a^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

[0116] 根据利用梯度下降算法迭代计算 $\bar{\mathbf{R}}$ 的方法, 最终求得黎曼均值的计算如下所示:

$$[0117] \quad \bar{\mathbf{R}}_{h+1} = \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} e^{-\tau \sum_{p=1}^P \log(\mathbf{R}_h^{-\frac{1}{2}} \mathbf{R}_p \mathbf{R}_h^{-\frac{1}{2}})} \bar{\mathbf{R}}_h^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

[0118] 其中, τ 为迭代步长, h 为迭代次数;

[0119] 因此根据式 (11) 求解黎曼矩阵, 根据式 (12) 得到 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 。

[0120] S4: 将步骤S2得到的协方差矩阵 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 映射到统计流形上, 并分别以黎曼均值 $\bar{\mathbf{R}}^1$ 和 $\bar{\mathbf{R}}^2$ 作为参考点, 分别分析点与点之间的距离 d_1 和 d_2 , 得到信号特征 $T = [d_1, d_2]$;

[0121] 其中, 距离 d_1 和 d_2 的计算公式如下所示:

$$[0122] \quad d_1 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^1, \mathbf{R}_1) \quad (13)$$

$$[0123] \quad d_2 = D^2(\bar{\mathbf{R}}^2, \mathbf{R}_2) \quad (14)$$

[0124] 进而得到信号特征 $T = [d_1, d_2]$ 。

[0125] S5: 根据以上步骤S3、步骤S4的信息几何提取信号特征获取训练信号特征集 \tilde{T} 和测试信号特征集 \bar{T} ; 利用训练信号特征集 \tilde{T} 训练差分进化聚类算法, 以此获得用于频谱感知的分类器, 并利用该分类器实现频谱感知。

[0126] 本实施例所述差分进化聚类算法, 包括以下步骤:

[0127] D1: 设置种群大小 N 、最大迭代次数 MaxIter 、交叉概率系数 P_c 和放大系数 F ;

[0128] D2: 输入训练信号特征集 \tilde{T} 和类的数目;

[0129] D3: 对群体进行初始化, 即随机分配每个个体基因位的值;

[0130] D4:计算群体中每个个体的适应度,其中适应度值越大代表分类情况越准确;

[0131] D5:采用最优解与随机向量差分法,生成下一代群体;

[0132] D6:进行进化算子的交叉操作;

[0133] D7:计算新生成的子代群体的适应度值;

[0134] D8:执行贪婪选择;比较对应的父代和子代的适应度值,选择适应度值大于H的个体成为下一代的父代个体;

[0135] D9:保留适应度值最大的个体,若在新生成的子代群体中,最优个体适应度值低于总的最优个体的适应度值,则用当前最优的个体替换总的最优的个体;

[0136] D10:若已经达到最大迭代次数,则退出循环,输出结果,返回类中心 Ψ_k ;否则回到步骤D5,重新执行操作直至达到最大迭代次数。

[0137] 根据所得到的类中心 Ψ_k ,获得用于频谱感知的分类器,该分类器的数学模型为:

$$[0138] \frac{\|T_i - \Psi_1\|}{\min_{k=2,3,\dots,k} \|T_i - \Psi_k\|} \geq \xi \quad (15)$$

[0139] 式中, ξ 为度量参数; T_i 为信号特征向量;

[0140] 当式子(15)满足时,则表示主用户存在,否则表示主用户不存在。

[0141] 当分类器获得后,无需重复训练差分进化聚类算法,该分类器可以直接用于频谱感知的检测。

[0142] 本实施例对所述基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法(PIDMSS),在Matlab环境下进行实验和对比分析,为了保证实验结果的准确度和可靠性,实验统一采用的仿真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。

[0143] 在SNR = -15dB,次用户数M = 2,天线数L = 2,采样点数为1000的条件下,对本实施例所述基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知的方法进行聚类分析,如图3和图4所示。图3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。

[0144] 下面将本实施例所述的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法与一些基于随机矩阵理论的多天线频谱感知算法相比较;如基于最大特征值与最小特征值之差的多天线频谱感知算法(DMMSS)、基于最大特征值与协方差矩阵的迹之比的多天线频谱感知算法(RMETSS)。

[0145] 这些基于随机矩阵理论的频谱感知算法都采用高斯聚类算法。同时,还对比了基于拆分重组和信息几何的频谱感知方法(DARIG),该方法采用的是FCM聚类算法。设SNR = -15dB,次用户数M = 2,天线数L = 2,采样点数为1000,对上述的方法进行仿真实验,它们的ROC曲线图如图5所示。

[0146] 通过图5,可以清楚的看到,与实验中的其他方法对比,本实施例所提出的基于信息几何和差分进化聚类算法的多天线协作频谱感知方法,有着更好的感知性能。

[0147] 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。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。

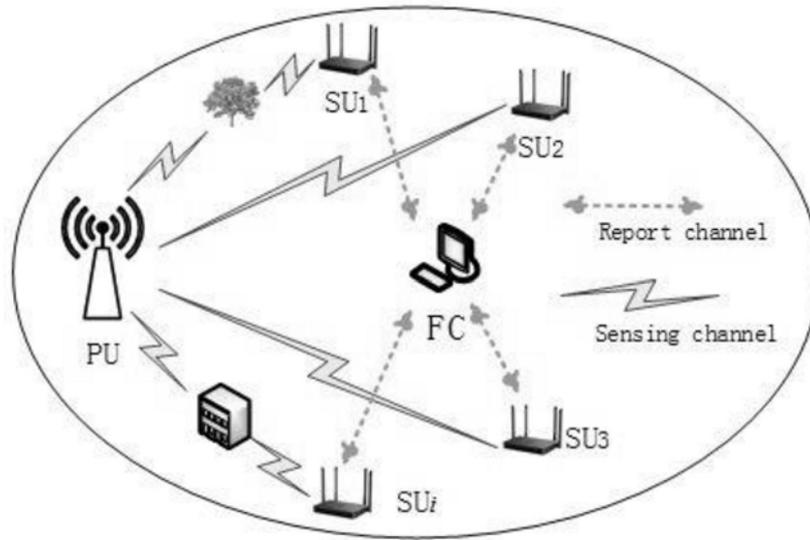


图1

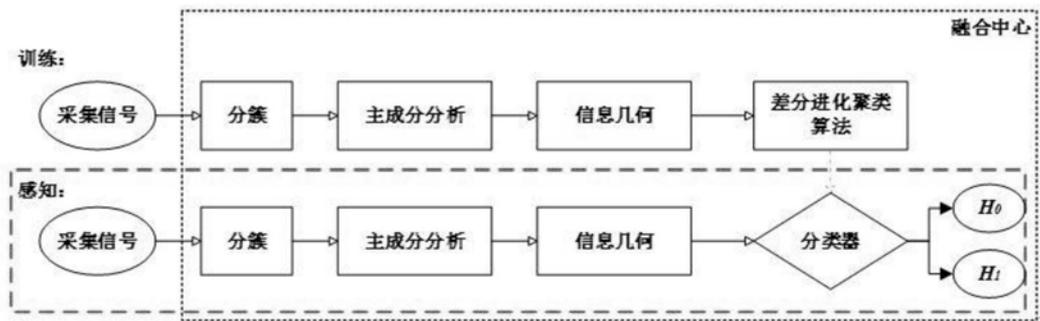


图2

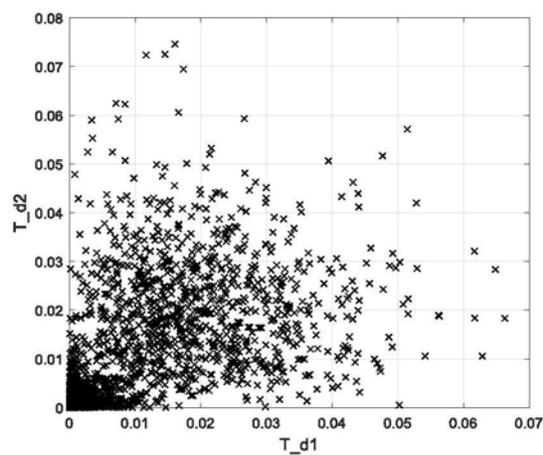


图3

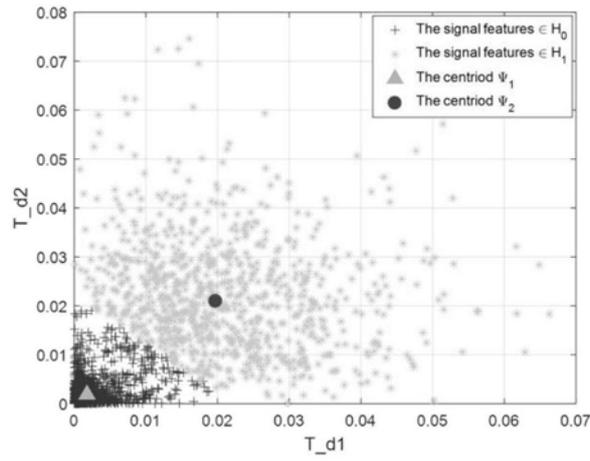


图4

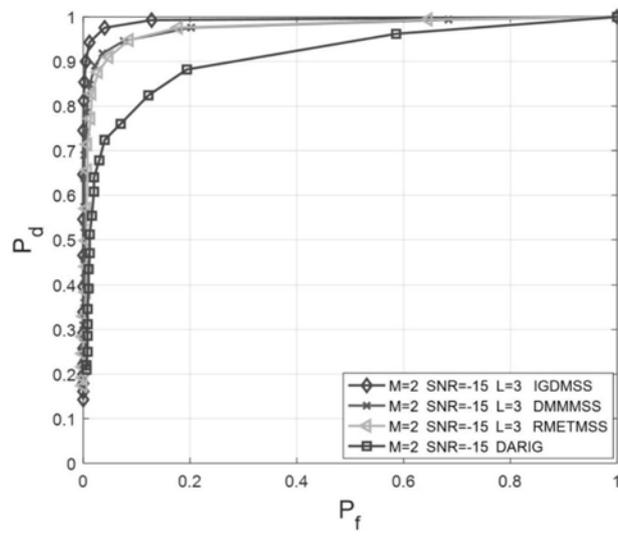


图5