

多跳认知水声通信中的分布式稀疏频谱检测算法

左加阔^① 陶文凤^① 包永强^② 方世良^① 赵力^① 邹采荣^①

^①(东南大学教育部水声重点实验室 南京 210003)

^②(南京工程学院通信工程系 南京 210003)

摘要: 水声信道常表现为严重的频率选择性衰落、低的声波传播速度和严重的多径效应等。这些特性使得认知水声通信中的频谱检测变得非常困难。除此之外,水声通信网络通常为自组织网络,缺少融合中心,而基于融合中心的频谱检测算法需要将各个认知用户的感知数据传送到融合中心,因此该方法在认知水声通信中是不可行的。与认知无线电类似,由于低的频谱使用率,认知水声通信中的频谱也是稀疏的。考虑到水声信道的特殊性,基于压缩感知理论,该文对认知无线电中的压缩频谱检测算法进行了改进,提出了两种不同情况下(已知水声信道状态信息和未知水声信道状态信息)的适用于认知水声通信的分布式稀疏频谱检测算法。通过近邻认知用户之间的合作,这两种算法利用空间分集增益和联合稀疏特性来提高算法的频谱检测性能。通过分布式计算和局部优化,新算法使得认知用户与其近邻认知用户之间只需进行少量的数据交互。仿真实验结果证明了该文提出的算法在检测认知水声通信系统中频谱空洞的有效性。

关键词: 认知水声通信; 频谱检测; 压缩感知; 分布式计算

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)10-2359-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00042

Distributed Sparse Spectrum Detection in Multihop Cognitive Underwater Acoustic Communication Networks

Zuo Jia-kuo^① Tao Wen-feng^① Bao Yong-qiang^②

Fang Shi-liang^① Zhao Li^① Zou Cai-rong^①

^①(Key Laboratory of Underwater Acoustic Signal Processing of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210003, China)

^②(School of Communication Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 210003, China)

Abstract: Since the underwater acoustic channel suffers often severe frequency-dependent attenuation, low speed of wave propagation and excessive multipath delay spread, the implementation of spectrum detection in Cognitive Underwater Acoustic Communication (CUAC) becomes very difficult. Beside, there is no fusion center in Ad hoc underwater acoustic communication networks. Therefore, the centralized spectrum detection methods in CUAC are not available. Similar to Cognitive Radio (CR), since the spectrum utility in CUAC is also low, the spectrum is sparse. Based on compressed sensing and considering the specificity of underwater acoustic, compressed spectrum detection algorithm for cognitive radio is improved, and then two distributed cooperative spectrum detection methods, which are suitable for CUAC, are proposed for different scenarios (with and without channel state information). By strengthening among secondary users, the proposed algorithms obtain spatial diversity gains and exploit joint sparse structure to improve the performance of spectrum detection. Via distributed computation and localized optimization, the new schemes entail low computation and power overhead per cognitive users. Simulation results corroborate the effectiveness of the proposed methods in detecting the spectrum holes in underwater acoustic environment.

Key words: Cognitive underwater acoustic communication; Spectrum detection; Compressed sensing; Distributed computing

1 引言

水声信道具有严重的频率选择性衰落、低的声

波传播速度、严重的多径效应和多普勒效应等特性,这些特性严重阻碍了高速水声通信(Underwater Acoustic Communication, UAC)系统的实际应用^[1]。而认知水声通信系统的提出,使得稳定的、高速率的水声通信系统的实现成为可能^[2,3]。类似于认知无线电(Cognitive Radio, CR), CUAC是一种能够更

2013-01-11 收到, 2013-04-27 改回

国家自然科学基金(60872073, 6097501, 51075068)和教育部博士点专项基金(20110092130004)资助课题

*通信作者: 左加阔 zuojiakuo85418@163.com

有效利用通信资源的、智能的高速水声通信系统。

目前研究者已对 CUAC 进行了相关的研究。文献[2]首次论述了认知无线电技术在 UAC 中的应用,并给出了 CUAC 的定义。文献[3]研究了在 CUAC 中如何有效地利用动态频谱接入和动态频谱共享技术来管理频谱资源。为了最大化 UAC 系统的容量,文献[4,5]对信道分配算法进行了研究。文献[6]提出了一种智能的 UAC 系统,该系统能够准确地测量水声信道的相关参数,并估计相应的水声信道模型。然而,针对 CUAC 网络的研究还处于初始阶段,还有大量的工作需要去做。

频谱检测作为动态频谱接入和动态频谱共享的基础,已在 CR 中得到了广泛的研究。类似于 CR,由于 UAC 中的频谱使用率较低,信号频谱是稀疏的,因此频谱检测问题可以转化为稀疏信号恢复问题^[7-9]。目前,已经提出了多种基于压缩感知的宽带频谱检测算法。文献[7]研究了单个认知用户下压缩频谱检测算法。文献[8,9]对多认知用户合作的检测算法进行了研究,并提出了分布式协作压缩频谱检测算法。基于次奈奎斯特采样,文献[10]提出了一种新的循环特征检测算法。

水声信道的特殊性使得 CUAC 中的频谱检测变得非常困难。除此之外,水声通信网络通常为自组织网络,缺少融合中心,而基于融合中心的频谱检测算法需要将各个认知用户的感知数据传送到融合中心,因此该方法在认知水声通信中是不可行的。基于文献[7],本文提出了两种不同情况下(已知水声信道状态信息和水声信道状态信息)的分布式稀疏频谱检测算法。文献[7]只考虑了在未获得信道状态信息时的单用户频谱感知情况,并且文章假设信道是平衰落的,这不符合水声信道的特性。本文的贡献在于,考虑了水声信道的频率选择性衰落,重新建立了频谱检测模型,并推广到多认知用户下的协作多跳 Ad hoc 网络中,并给出了在已知信道信息和未知信道信息两种情况下的分布式协作频谱检测算法。

2 水声信道模型简介

2.1 水声信道传输函数

假设水声信道中存在 P 个多径传输,每一径的长度为 d_p ($p = 0, \dots, P-1$),那么水声信道的传输函数可以表示为^[1,11]

$$H(d, f) = \sum_{p=0}^{P-1} \Gamma_p / \sqrt{A(d_p, f)} e^{-j2\pi f \tau_p} \quad (1)$$

其中 Γ_p 为第 p 径的其它损失, $\tau_p = d_p/c$ 为第 p 径的时延 ($c = 1500$ m/s 为声在水里的标准传播速度), $A(d_p, f)$ 为路径损失函数。

2.2 噪声

海水中嵌入噪声主要由 4 个噪声源构成:湍流 $N_t(f)$ 、船舶 $N_s(f)$ 、波浪 $N_w(f)$ 和热噪声 $N_{th}(f)$ (4 个噪声源的具体模型见文献[1,11]),因此,海水中嵌入噪声的功率谱密度为

$$N(f) = N_t(f) + N_s(f) + N_w(f) + N_{th}(f) \quad (2)$$

3 信号模型和问题阐述

假设在 CUAC 网络中所有认知用户(Cognitive Users, CUs)能够接收到所有授权用户(Licensed Users, LUs)的信号,其中存在 I 个 LUs 和 J 个 CUs。水声信道的总带宽为 W Hz,由 LUs 和 CUs 共同使用。每个用户通信所需的带宽为 B Hz。整个信道分为 $M = W/B$ 个不重叠的子信道,第 m 个子信道的中心频率为 f_m 。假设第 j 个 CU 端接收到的信号可以表示为

$$x^{(j)}(t) = \sum_{i=1}^I h^{(i,j)}(t) * s^{(i)}(t) + w^{(j)}(t) \quad (3)$$

其中, $s^{(i)}(t)$ 表示第 i 个 LU 发射的信号, $*$ 表示卷积。 $h^{(i,j)}(t)$ 为第 i 个 LU 到第 j 个 CU 之间的水声信道冲击响应。 $w^{(j)}(t)$ 为第 j 个 CU 端的水声噪声。式(3)的频域表示为

$$X^{(j)}(f) = \sum_{i=1}^I H^{(i,j)}(f) S^{(i)}(f) + W^{(j)}(f) \quad (4)$$

其中 $X^{(j)}(f)$, $H^{(i,j)}(f)$, $S^{(i)}(f)$ 和 $W^{(j)}(f)$ 分别为 $x^{(j)}(t)$, $s^{(i)}(t)$, $h^{(i,j)}(t)$ 和 $w^{(j)}(t)$ 的傅里叶变换。

定义 $e_x^{(j)}[m] = \int_{f_m-B/2}^{f_m+B/2} |X^{(j)}(f)|^2 df$ 为信号 $x^{(j)}(t)$

在第 m 个子信道内的能量,假定信号 $s^{(i)}(t)$ 的频谱幅度 $|S^{(i)}(f)| = S_i$ (S_i 为常数)。由于不同 LUs 使用的信道是不重叠的,将式(4)代入 $e_x^{(j)}[m]$,经运算可得

$$e_x^{(j)}[m] = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^I H_E^{(i,j)}[m] e_s^{(i)}[m] + e_{sw}^{(j)}[m] \quad (5)$$

其中 $H_E^{(i,j)}[m] = \int_{f_m-B/2}^{f_m+B/2} |H^{(i,j)}(f)|^2 df$, $e_s^{(i)}[m] =$

$\int_{f_m-B/2}^{f_m+B/2} |S^{(i)}(f)|^2 df = BS_i^2$, $e_{sw}^{(j)}[m]$ 为剩余项。注意:

可根据 $e_s^{(i)}[m] > 0$ 或 $e_s^{(i)}[m] = 0$ 判断第 i 个 LU 使用或未使用第 m 个子信道。

令 $\mathbf{e}_x^{(j)} = [e_x^{(j)}[1], e_x^{(j)}[2], \dots, e_x^{(j)}[M]]^T$ 表示信道能量向量,那么式(5)可以写成向量的形式:

$$\mathbf{e}_x^{(j)} = \sum_{i=1}^I \mathbf{D}^{(i,j)} \mathbf{e}_s^{(i)} + \mathbf{e}_{sw}^{(j)} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{D}^{(i,j)} = \frac{1}{B} \text{diag}[H_E^{(i,j)}[1], H_E^{(i,j)}[2], \dots, H_E^{(i,j)}[M]]$, $\mathbf{e}_s^{(i)} = [e_s^{(i)}[1], e_s^{(i)}[2], \dots, e_s^{(i)}[M]]^T$ 为第 i 个 LU 发射的信

号 $s^{(i)}(t)$ 的信道能量向量, $\mathbf{e}_{sw}^{(j)} = [e_{sw}^{(j)}[1], e_{sw}^{(j)}[2], \dots, e_{sw}^{(j)}[M]]^T$ 为第 j 个 CU 端的干扰信道能量向量。

令 $\mathbf{Q}^{(j)} = [D^{(1,j)} \ D^{(2,j)} \ \dots \ D^{(L,j)}]$, $\mathbf{e}_s = [(e_s^{(1)})^T (e_s^{(2)})^T \ \dots \ (e_s^{(L)})^T]^T$, 则式(6)可以更简洁的表示为

$$\mathbf{e}_x^{(j)} = \mathbf{Q}^{(j)} \mathbf{e}_s + \mathbf{e}_{sw}^{(j)}, \quad j = 1, \dots, J \quad (7)$$

根据文献[7], 假设每个CU j 产生一个 $K \times M$ 的随机矩阵 $\Phi^{(j)}$, 该矩阵用于得到 K 个滤波器, 其中第 k 个滤波器的转移函数 $G_k^{(j)}(f_m) = [\Phi^{(j)}]_{km}$, 其时域表示为 $\mathbf{g}_k^{(j)}$ 。对信号 $x^{(j)}(t)$ 进行采样, 得到离散时间信号向量 $\mathbf{x}_t^{(j)}$, 然后将其通过所有的滤波器, 则第 k 个滤波器的输出信号 $\mathbf{z}_k^{(j)}$ 表示为 $\mathbf{z}_k^{(j)} = \mathbf{x}_t^{(j)} * \mathbf{g}_k^{(j)}$ 。

令 $y_k^{(j)}$ 表示输出信号 $\mathbf{z}_k^{(j)}$ 的能量, 根据帕塞瓦尔定理, 有

$$y_k^{(j)} = [\mathbf{z}_k^{(j)}]^H \mathbf{z}_k^{(j)} = \sum_{m=1}^M |G_k^{(j)}(f_m)|^2 e_x^{(j)}[m], \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

结合式(7), 用向量表示上述 K 个等式, 即

$$\mathbf{y}^{(j)} = \mathbf{G}^{(j)} \mathbf{e}_x^{(j)} = \mathbf{G}^{(j)} \mathbf{Q}^{(j)} \mathbf{e}_s + \tilde{\mathbf{e}}_{sw}^{(j)} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{y}^{(j)} = [y_1^{(j)} \ y_2^{(j)} \ \dots \ y_K^{(j)}]^T$ 为观测能量向量, $[\mathbf{G}^{(j)}]_{km} = |G_k^{(j)}(f_m)|^2$, $\tilde{\mathbf{e}}_{sw}^{(j)} = \mathbf{G}^{(j)} \mathbf{e}_{sw}^{(j)}$ 。由于LUs占用的信道是不重叠的, 并且频谱使用率低, 因此 \mathbf{e}_s 是稀疏的。频谱检测转化为从 $\{\mathbf{y}^{(j)}\}_{j=1}^J$ 中恢复 \mathbf{e}_s 。

通常很难获得信道状态信息(Channel State Information, CSI), 当 $H^{(i,j)}(f)$ 未知时, 式(9)改写为

$$\mathbf{y}^{(j)} = \mathbf{G}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)} + \tilde{\mathbf{e}}_{sw}^{(j)} \quad (10)$$

其中 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)} = \mathbf{Q}^{(j)} \mathbf{e}_s$ 是一个 $M \times 1$ 的向量, 表示在第 j 个 CU 接收到的所有 LU 信号的信道能量向量。由于频谱使用率低, 信道能量向量 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}$ 是稀疏的。

综上所述, 根据每个CU是否已知CSI, 频谱检测转化为从 $\mathbf{y}^{(j)}$ 中估计 \mathbf{e}_s 或 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}$ 。通常, CUs 只想得到 M 个信道的占用情况, 而不是每个信道的能量值。因此, 频谱检测可由一个 $M \times 1$ 的(0,1)状态向量 \mathbf{d} 表示。 $\mathbf{d}[m] = 1$ 表示第 m 个子信道被占用, $\mathbf{d}[m] = 0$ 表示第 m 个子信道是空闲的(具体定义见文献[8])。

4 分布式稀疏频谱检测

本节提出了两种分布式稀疏频谱检测算法, 4.1 节给出了当 CUs 已知 CSI 时的分布式稀疏频谱检测算法($H^{(i,j)}(f)$ 可通过估计模型中的相关参数获得^[6]); 4.2 节讨论了未知 CSI 时的分布式稀疏频谱检测算法。

4.1 已知 CSI 时的分布式稀疏频谱检测算法

由于 \mathbf{e}_s 是稀疏的, 稀疏向量 \mathbf{e}_s 可通过求解如下

优化问题得到

$$\min_{\mathbf{e}_s} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{G}^{(j)} \mathbf{Q}^{(j)} \mathbf{e}_s\| + \lambda \|\mathbf{e}_s\|_1, \quad j = 1, \dots, J \quad (11)$$

文献[12]给出了一种分布式求解上述问题的方法。令 $t = 0, 1, \dots, t_{\max}$ 表示迭代次序, $\mathbf{u}_j \in \mathbf{R}^{(I \times M)}$ 为辅助变量向量, $\mathcal{N}^{(j)}$ 为 CU j 的近邻用户。在每个 CU j 端, \mathbf{u}_j 和 $\mathbf{e}_s^{(j)}$ 可通过式(12), 式(13)迭代的方式得到

$$\mathbf{u}_j(t) = \mathbf{u}_j(t-1) + c \sum_{n \in \mathcal{N}^{(j)}} (\mathbf{e}_s^{(j)}(t) - \mathbf{e}_s^{(n)}(t)) \quad (12)$$

$$\mathbf{e}_s^{(j)}(t+1) = \arg \min_{\mathbf{e}_s^{(j)}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{G}^{(j)} \mathbf{Q}^{(j)} \mathbf{e}_s^{(j)}\|_2^2 + \frac{\lambda}{J} \|\mathbf{e}_s^{(j)}\|_1 + \mathbf{u}_j^T(t) \mathbf{e}_s^{(j)} + c \sum_{n \in \mathcal{N}^{(j)}} \left\| \mathbf{e}_s^{(j)} - \frac{\mathbf{e}_s^{(j)}(t) + \mathbf{e}_s^{(n)}(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (13)$$

循环式(12)和式(13)组成了已知 CSI 时的分布式稀疏频谱检测算法, 将其称为 DSSD-CSI。

4.2 未知 CSI 时的分布式稀疏频谱检测算法

当 CSI 未知时, 频谱检测转化为求解下式的问题:

$$\min_{\{\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}\}_{j=1}^J} \lambda \sum_{m=1}^M \sqrt{\sum_{j=1}^J (\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m])^2} + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{G}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}\|_2^2 \quad (14)$$

最近, 文献[13]提出了一种再加权 l_p 范数最小化方法对其进行分布式求解。不同于文献[13], 本文利用加速的分布式均值收敛算法计算权重, 并采用路径协同优化算法来求解优化问题。

4.2.1 分布式再加权 l_1 范数最小化算法 根据文献[13], 优化问题式(14)可通过式(15)的迭代方式求解:

$$\left\{ \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t+1) \right\}_{j=1}^J = \arg \min_{\{\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}\}_{j=1}^J} \lambda \sum_{m=1}^M \frac{\sum_{j=1}^J |\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m]|}{\bar{\mathbf{v}}[m](t+1) + \varepsilon} + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{G}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}\|_2^2 \quad (15)$$

其中 $\bar{\mathbf{v}}[m](t+1) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m](t)$, ε 为常数。为了对式(15)进行分布式求解, $\bar{\mathbf{v}}[m](t+1)$ 必须进行分布式的计算, 该问题就是常见的均值优化问题^[14]。令 $l = 0, 1, \dots, l_{\max}$ 为迭代次序, 引入迭代变量 $\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t; l)$, 并对其进行初始化: $\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t; 0) = \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m](t)$ 。在第 l 次迭代过程中, CU j 通过式(16)更新权重:

$$\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t; l+1) = \bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t; l) \left((1 + \alpha) \varpi_{jj} - \alpha \right) + (1 + \alpha) \sum_{n \in \mathcal{N}_j} \varpi_{nj} \bar{\mathbf{v}}^{(n)}[m](t; l) \quad (16)$$

其中 ϖ 为权重矩阵, $\alpha > 0$ (具体算法见文献[14])。

收敛后, 每个CU j 可得到权重向量 $\lim_{l \rightarrow \infty} \bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t; l) = \bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t+1) = \bar{\mathbf{v}}[m](t+1)$, 式(15)可进行分布式求解:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t+1) = \arg \min_{\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}} \lambda \sum_{m=1}^M \frac{|\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m]|}{\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t+1) + \varepsilon} \\ + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{y}^{(j)} - \mathbf{G}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (17)$$

最终, 频谱检测可通过迭代的式(16)和式(17)实现。如何有效地求解式(17)成为频谱检测的关键问题。

4.2.2 路径协同优化算法 研究表明^[15]: 路径协同优化(Pathwise Coordinate Optimization, PCO)算法能够有效地求解类似于式(17)的优化问题。引入迭代次序 τ , 初始化 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t; \tau)$ 为 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t; 0) = \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t)$, 则 $\{\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m]\}_{m=1}^M$ 可通过式(18)进行更新:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m](t; \tau+1) = \arg \min_{\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m]} \lambda \frac{|\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m]|}{\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t+1) + \varepsilon} \\ + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{y}_{(-m)}^{(j)} - \mathbf{G}_{\cdot m}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m] \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (18)$$

$$\mathbf{y}_{(-m)}^{(j)} := \mathbf{y}^{(j)} - \sum_{p=1, p \neq m}^M \mathbf{G}_{\cdot p}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[p](t; \tau) \quad (19)$$

其中 $\mathbf{G}_{\cdot m}^{(j)}$ 是 $\mathbf{G}^{(j)}$ 的第 m 列。由于 $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m] \geq 0$, 式(19)的解可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[m](t+1) \\ = \max \left(\left[\mathbf{G}_{\cdot m}^{(j)} \right]^T \mathbf{y}_{(-m)}^{(j)} - \frac{\lambda}{\bar{\mathbf{v}}^{(j)}[m](t+1) + \varepsilon}, 0 \right) \\ \times \left(\left\| \mathbf{G}_{\cdot m}^{(j)} \right\|_2 \right)^{-1} \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{y}_{(-m)}^{(j)} := \mathbf{y}^{(j)} - \sum_{p=1, p \neq m}^M \mathbf{G}_{\cdot p}^{(j)} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}[p](t)$, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

当 $\tau \rightarrow \infty$ 时, $\tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t+1) = \lim_{\tau \rightarrow \infty} \tilde{\mathbf{e}}_s^{(j)}(t; \tau)$ 为式(17)的解。至此, 我们给出了式(15)的分布式求解过程。循环式(16)、式(20)构成了当CSI未知时的分布式稀疏频谱检测算法, 将其称为DSSD-UCSI。

5 仿真实验

令 \mathbf{d}_0 表示信道的占用向量, $\bar{\mathbf{d}}$ 表示估计得到的信道占用向量。那么, 根据 \mathbf{d}_0 和 $\bar{\mathbf{d}}$ 计算得到正确检测概率 P_d 与误警概率 P_f (具体见文献[8]), 可使用 P_d 和 P_f 来衡量算法频谱检测的性能。定义压缩率 $v = K/M$ 。由于仿真实验的目的是分析频谱检测算法的性能, 所以假设发送端发射的信号能够被接收端正确地接收。

5.1 非时变水声信道下算法性能仿真

本节实验首先分析在非时变水声信道、最大多径时延差较小的情况下频谱检测算法的性能。假设LUs和CUs随机地分布在 $500 \times 500 \text{ m}^2$ 的海水中, 根据式(1)和式(2)以及表1中的参数仿真得到水声信道传输函数和水声噪声, 根据LUs和CUs随机分布的200次不同位置, 最终得到频谱检测算法性能的平均仿真结果。将水声信道分为 $M = 20$ 个带宽相等的子信道, CUAC网络采用FDMA接入方式, 信道的占用率为15%。

表1 水声信道仿真主要参数

海水深度	80 m
传播因子 k_0	0.5
归一化常数 A_0	1
多径个数 p	3
风速 w	0 m/s
船舶活动因子 s	0
可用水声信道带宽 W	20 kHz

(1)已知CSI时算法的性能分析 我们比较了本文提出的DSSD-CSI算法与其它两种算法: (1)单个认知用户频谱检测算法, 即式(11)中 $J = 1$ 时的算法, 用S-CSI表示; (2)多个认知用户频谱检测算法, 即式(11)中 $J \geq 2$ 时的基于融合中心的算法, 用C-SCI表示。图1给出了上述3个算法的ROC (Receiver Operating Characteristics)曲线。从图中可以看出, 本文提出的DSSD-CSI算法的ROC接近于C-SCI算法的ROC, 并且都要优于S-CSI的ROC。

为了表现利用空间分集增益和联合稀疏结构特性带来的性能提高, 我们比较了不同算法的 P_d 随CUs总数 J 的变化。如图2所示, 其中的基准线为S-CSI算法的 P_d 随 J 的变化, 由于S-CSI为单个用户频谱检测算法, 即认知用户单独进行频谱检测, 因此其 P_d 不随 J 变化。而DSSD-CSI算法和C-SCI算法的性能随着协作认知用户数目的增加而提高, 并且两种算法有相似的性能, 这说明了本文提出的分布式算法的有效性。图3给出了不同算法的 P_d 随信噪比SNR的变化, 显然算法的性能随SNR的提高而提高。

(2)未知CSI时算法的性能分析 我们同样将本文提出的DSSD-UCSI算法与其它3种算法进行了比较, 这3种算法分别为: (1)单个认知用户频谱检测算法^[7], 用S-UCSI表示; (2)多个认知用户频谱检测算法, 即式(14)的基于融合中心的算法, 用

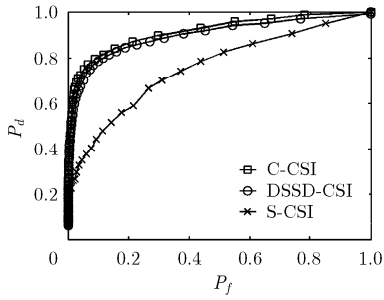


图 1 在 $J=5, v=75\%$, $SNR=-5$ dB 时, 不同算法的 ROC 曲线

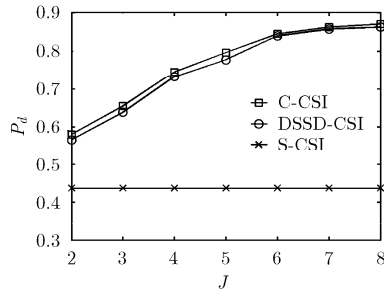


图 2 在 $v=75\%$, $SNR=-5$ dB, $P_f=8\%$ 时, 不同算法的 P_d 随 J 的变化

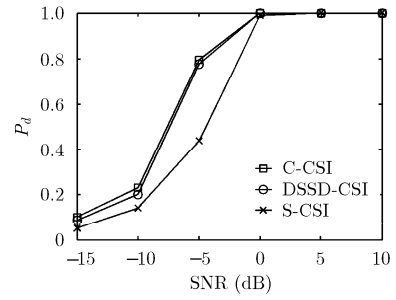


图 3 在 $J=5, v=75\%$, $P_f=8\%$ 时, 不同算法的 P_d 随 SNR 的变化

C-USCI 表示; (3) 分布式再加权算法, 采用文献[13]中的算法求解问题式(14), 用 DRW-USCI 表示。为了分析 CSI 对频谱检测的影响, 我们首先将上述算法与 DSSD-CSI 算法进行了比较, 实验结果如图 4 所示。从图中可以看出, 由于利用了信道信息, 未知 CSI 算法的性能低于已知 CSI 算法的性能。

图 5 和图 6 分别给出了不同算法的 P_d 随 CUs 总数 J 和信噪比 SNR 的变化。类似于 5.1 节中的实验结果, 本文提出的 DSSD-USCI 算法的性能逼近于 C-USCI 算法的性能, 但有一定的性能差距, 这是由算法的迭代次数和收敛性决定的。由于 PCO 算法在求解类似的 Lasso 问题方面性能要优于一般的优化算法, 因此本文的 DSSD-USCI 算法的频谱检测性能优于 DRW-USCI 算法。

5.2 时变水声信道下算法性能仿真

本节仿真实验主要分析当水声信道为时变水声信道以及最大多径时延差较大的情况下, 频谱检测算法的性能。文献[1]中给出了一种时变水声信道模型, 其传输函数为: $G_d(t, f) \approx Q(d, f)H(t, f)$, 其中 $Q(d, f)$ 为路径损失函数, $H(t, f)$ 为线性时变水声信道传输函数。假设海水深度为 300 m, LUs 和 CUs 随机地分布在 5000×5000 m² 的海水中, 多径个数为 5, 最大多径时延差 $\tau_{max} = 60$ ms, 其它参数与表 1 相同。根据上述信道模型, 仿真得到时变水声信道, 由于水声信道是时变的, CUs 很难估计 CSI, 因此

DSSD-CSI 算法将不再适用。由于 DSSD-USCI 算法不需要估计 CSI, 本节仿真实验只考虑该算法的性能。图 7 给出了时变水声信道模型下, 不同算法的 ROC 曲线图, 通过比较不同算法的 ROC 曲线图可以得到与 5.1 节(2)类似的结论。图 8 比较了在 $v=75\%$ 时, CUs 总数 J 和信噪比 SNR 取不同值时 DSSD-USCI 算法的 ROC 曲线。综合分析图 7 和图 8 的仿真结果, 并与非时变信道下的仿真结果进行比较, 可以看出 DSSD-USCI 算法在时变信道和多径信道时延差较大时的性能较低, 主要原因在于水声信号经历了较严重的频率选择性衰落, 增加了频谱检测的难度。

6 结论

本文研究了认知水声通信网络中的分布式稀疏频谱检测技术, 根据水声信道的特殊性重新建立了稀疏频谱检测模型。针对在缺少融合中心的多跳认知水声网络中的频谱检测问题, 提出了两种不同情况下(已知水声信道状态信息和未知水声信道状态信息)的分布式稀疏频谱检测算法。这两种算法使得认知用户只需与其近邻认知用户之间进行少量的数据交互, 并且通过认知用户之间的协作, 利用空间分集增益和联合稀疏特性来提高频谱检测性能。在仿真实验中, 给出了非时变水声信道和时变水声信道条件下不同算法的频谱检测性能比较, 并对实验结果进行了分析。

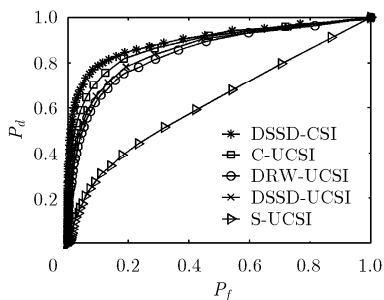


图 4 当 $J=5, v=75\%$, $SNR=-5$ dB 时, 不同算法的 ROC 比较

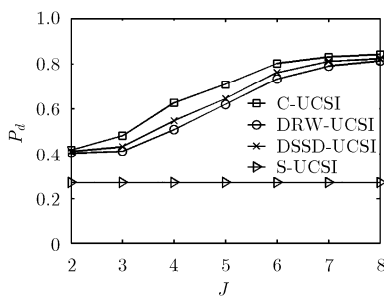


图 5 当 $v=75\%$, $SNR=-5$ dB, $P_f=8\%$ 时, 不同算法的 P_d 随 J 的变化

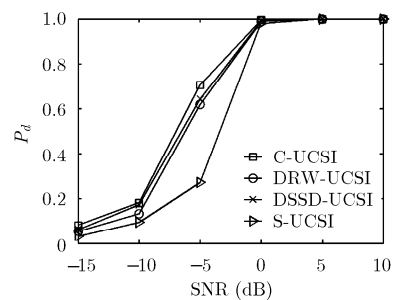
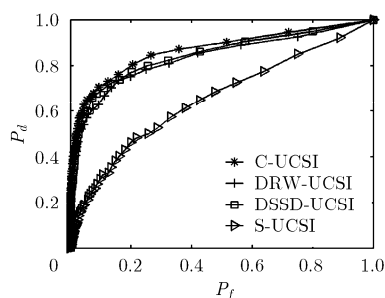
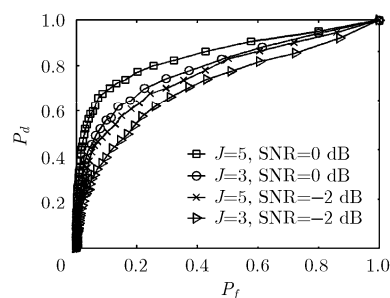


图 6 当 $J=5, v=75\%$, $P_f=8\%$ 时, 不同算法的 P_d 随 SNR 的变化

图7 在 $J=5$, $v=75\%$, $\text{SNR}=0$ dB时, 不同算法的ROC曲线图8 J 和SNR取不同值时, DSSD-UCSI算法的ROC曲线

参考文献

- [1] Polprasert C, Ritcey J A, and Stojanovic M. Capacity of OFDM systems over fading underwater acoustic channels[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2011, 36(4): 514-524.
 - [2] Wang Yong-gang, Tang Jian-sheng, Pan Yue, et al. Underwater communication goes cognitive[C]. Proceedings of IEEE Oceans, Quebec City, Sept. 15-18, 2008: 1-4.
 - [3] Tan Hwee-pink, Seah W K G, and Doyle L. Exploring cognitive techniques for bandwidth management in integrated underwater acoustic systems[C]. Proceedings of the IEEE Oceans, Quebec City, Sept. 15-18, 2008: 126-132.
 - [4] Torres D, Charbiwala Z, Friedman J, et al. Spectrum signaling for cognitive underwater acoustic channel allocation [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops, San Diego, March 15-19, 2010: 1-6.
 - [5] Bicen A O, Sahin A B, and Akan O B. Spectrum-aware underwater networks: cognitive acoustic communications [J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2012, 7(2): 34-40.
 - [6] Ahmed S and Arslan H. Cognitive intelligence in the mapping of underwater acoustic communication environments to channel models[C]. Proceedings of IEEE Oceans, Bremen, 2009: 1-9.
 - [7] Havary-Nassab V, Hassan S, and Valaee S. Compressive detection for wide-band spectrum sensing[C]. Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Dallas, March 14-19, 2010: 3094-3097.
 - [8] Zeng Fan-zi, Li Chen, and Tian Zhi. Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks [J]. *IEEE Journal of Selected Topics on Signal Processing*, 2011, 5(1): 37-48.
 - [9] Bazerque J A and Giannakis G B. Group-Lasso on splines for spectrum cartography[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(10): 4648-4663.
 - [10] Tian Zhi, Tafesse Y, and Sadler B M. Cyclic feature detection with sub-Nyquist sampling for wideband spectrum sensing [J]. *IEEE Journal of Selected Topics on Signal Processing*, 2012, 6(1): 58-69.
 - [11] Wolff L M, Szczepanski E, and Badri-Hoeher S. Acoustic underwater channel and network simulator [C]. Proceedings of IEEE Oceans, Yeosu, May 21-24, 2012: 1-6.
 - [12] Mateos G, Bazerque J A, and Giannakis G B. Distributed sparse linear regression[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 2477-2488.
 - [13] Ling Qing, Wen Zai-wen, and Yin Wo-tao. Decentralized jointly sparse optimization by reweighted l_p minimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(5): 1165-1170.
 - [14] Aysal T C, Oreshkin B N, and Coates M J. Accelerated distributed average consensus via localized node state prediction[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(4): 1563-1576.
 - [15] Friedman J, Hastie T, Höfling H, et al. Pathwise coordinate optimization[J]. *The Annals of Applied Statistics*, 2007, 1(2): 302-332.
- 左加阔: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为认知无线电和认知水声通信。
- 陶文凤: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为水声通信网络。
- 包永强: 男, 1973年生, 副教授, 研究方向为语音信息隐藏和语音增强。