

基于 PCN 的水下认知网络动态频谱接入算法

李 云^{1,2}, 金志刚¹, 苏毅珊¹, 孙山林²

(1. 天津大学电子与信息工程学院, 天津 30072; 2. 桂林航天工业学院, 广西桂林 541004)

摘 要: 水下网络可用频谱范围比较窄, 且部分被水下生物占用, 导致了水下传感器网络可用的频谱资源更为稀缺. 针对上述问题, 提出一种基于累积干扰预测 (Predicted Cumulative Noise, PCN) 的水下认知网络动态频谱接入算法. 该算法把水下生物作为认知网络的主节点, 水下传感器节点作为次节点; 通过建立水下生物业务行为的马尔科夫模型预测累积干扰, 次节点根据预测结果, 采用合作的方式动态地接入授权频谱. 仿真结果表明, 该算法能够保护水下生物正常通信的同时, 实现最优化的频谱共享, 网络容量增益达到 6.3 dB.

关键词: 马尔科夫模型; 水下认知网络; 频谱共享; 水下生物

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)03-0595-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.015

Dynamic Spectrum Access Algorithm Based on PCN in Underwater Cognitive Network

LI Yun^{1,2}, JIN Zhi-gang¹, SU Yi-shan¹, SUN Shan-lin²

(1. School of Electronic and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Department of Electronic Engineering, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: The range of available spectrum in underwater sensor network is narrow; part of it is occupied by underwater creatures. Therefore, the available spectrum resources become scarcer. In view of this, the algorithm based on predicting cumulative noise in underwater cognitive networks to achieve dynamic spectrum accessing is proposed. The primary node is underwater biology; the secondary node is sensor node. The Markov model is established to predict noise in spectrum. The secondary nodes dynamically access the spectrum by cooperative method under the predicted states. The experiments verify that the algorithm realizes the optimization of spectrum sharing under protecting underwater creatures and improves the capacity gain 6.3 dB.

Key words: Markov model; underwater cognitive; spectrum sharing; underwater creatures

1 引言

水下网络可用频谱资源少, 且部分频谱被水下生物占用. 频谱稀缺已经成为水下传感器网络面临的严重问题之一. 目前, 水下网络大多采用静态的频谱分配方式, 其分配方式是对特定的网络服务分配特定的频谱, 这种方式会导致传感器网络获得的频谱资源更少. 例如, 宽吻海豚通信频率大约在 200 Hz ~ 150 kHz 之间^[1], 如果采用静态频谱分配方式, 给宽吻海豚固定分配频谱, 那么, 工作在 1 ~ 40 kHz 之间的水下环境监测系统将没有可用的频谱资源^[2], 频谱利用率低. 针对频谱资源稀缺的问题, 本文提出基于预测累积干扰 (Predicted Cumulative Noise, PCN) 的水下认知网络动态频谱接

入的算法.

与陆地上的无线认知网络相比, 水下认知网络既有相同点, 也有不同点. 相同点是均有主、次节点. 主节点 (Primary Node, PN) 指使用授权频谱通信的用户, 次节点 (Secondary Node, SN) 指以不影响主节点正常通信为前提, 可以选择空闲频谱进行通信的用户^[3]. 不同点是水下认知网络的 PN 是水下生物, SN 是水下无线传感器网络节点. 可见, 建立水下认知网络是以保护水下生物正常通信为目的的, SN 根据频谱的占用情况动态地接入授权频谱.

然而, 水下认知网络还面临着巨大挑战. 主要挑战是: (1) 水下生物作为主节点, 其业务行为具有不确定性^[4], 空闲频谱随时都有可能被 PN 再次占用, 因此, 需要

收稿日期: 2014-06-23; 修回日期: 2014-08-25; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61162003); 青海省科技计划项目 (No. 2012-ZR-2989); 海南省应用技术研究开发与专项项目 (No. ZDXM2014086); 广西高校科学技术研究项目 (No. ZD2014146)

预测出主节点占用频谱的状态。(2)与陆地上无线传感器网络相比,水下网络的信道衰落较慢,导致接收端的累积干扰大(累积干扰是指其它发送端发送数据时,对接收端造成的干扰总和)。当次节点感知授权频谱时,如果密度过大,在与主节点共享频谱的过程中,很有可能给主节点带来较大的累积干扰,导致主节点无法正常通信;如果感知授权频谱的次节点密度过小,次节点获得授权频谱使用情况信息量较少,导致其无法准确的判断接入授权频谱。面对挑战(1),马尔科夫模型可以较好地描述 PN 的业务特征^[5],预测出授权频谱的占用情况。面对挑战(2),本文提出在 PN 业务的马尔科夫模型预测的结果下,次节点获知授权频谱的使用情况,采用合作式的方法完成感知、控制、发送三种状态交替组合的过程。该算法在保护水下生物正常通信的情况下,降低了网络能耗,最大化地实现频谱共享,提高了整个网络容量。

2 系统模型

马尔可夫预测模型常常用来对随机业务进行预测,可以用来描述水下生物的业务行为。与其它的神经网络预测模型相比,如 BP 神经网络,马尔科夫预测模型只需较少的样本就可以完成预测,且具有平稳性的特点^[6]。通过 PN 业务行为的马尔科夫预测模型,次节点获知授权频谱的占用情况,建立合作模型,完成次节点的感知、控制和发送三个状态交替组合的转移过程,从而有效地降低中断概率,提高网络容量。

2.1 PN 业务行为的马尔科夫预测模型

本文考虑了分布式水下认知网络,即没有中心节点控制的网络。假设主节点的消失和出现事件都是独立同分布的^[7],主节点出现(即占用授权频谱)表示繁忙状态,主节点消失(即不占用授权频谱)表示空闲状态。授权频谱使用情况描述如图 1 所示。

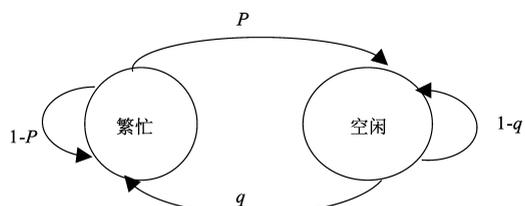


图1 主节点占用信道状态图

设在一段时间 t 内,如式(1)所示,从空闲到繁忙的转移概率为 q 。如式(2)所示,从繁忙到空闲的转移概率为 p 。文献[8~11]中的作者使用泊松过程来刻画 PU 的业务行为。当繁忙状态时,占用授权频谱的主节点密度为 λ_0 ,由 λ_0 产生的累积干扰门限为 R_0 ,当空闲状态时(即主节点不存在时),次节点占用授权频谱,其密度为 λ_1 ,由 λ_1 产生的累积干扰门限为 R_1 ,则有:

$$\text{Prob}_{\text{busy} \rightarrow \text{idle}} = p(W > R_1) = 1 - e^{-\lambda_1 t} \quad (1)$$

$$\text{Prob}_{\text{idle} \rightarrow \text{busy}} = q(W > R_0) = 1 - e^{-\lambda_0 t} \quad (2)$$

2.2 SN 合作模型

根据获知的授权频谱占用信息,次节点采用合作的方式完成感知、控制和发送三种状态交替组合的转移过程。次节点网络采用合作方式可以有效地减少节点间的碰撞,降低中断概率,减少重传的几率,从而降低了整个网络的能耗,提高网络容量。在每种状态下,次节点都需要感知授权频谱,交换信息,尽可能减少对主节点通信的干扰。因此,次节点的状态转移过程如图 2 所示。

状态 1:在 t 时刻时,SN 以密度为 λ_1^{sn} 感知授权频谱的使用状况。如果次节点感知频谱之后,发现处于繁忙状态,则次节点控制其不接入授权频谱。

状态 2:次节点间交换信息,告知信道繁忙,不要接入授权频谱。此时,授权频谱主节点密度为 λ_0 。SN 继续以密度为 λ_1^{sn} 感知授权频谱的使用状况。

状态 3:授权频谱在 $t+1$ 时刻时,SN 感知频谱,当转移概率为 p 时(即 $1 - e^{-\lambda_0 t}$),表示空闲状态。次节点在感知频谱空闲后,与其它 SN 交换信息,SN 开始发送。

状态 4:次节点边发送数据,边感知频谱,当转移概率为 q 时(即 $1 - e^{-\lambda_1 t}$),次节点回到状态 1。

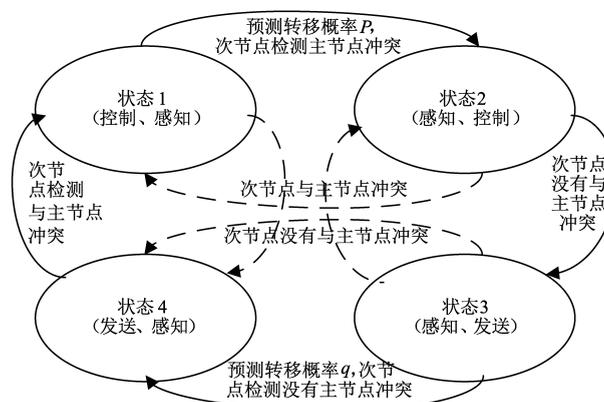


图2 次节点的状态转移过程

2.3 水下认知网络的信道模型

结合水下网络特点,建立两种转移概率状态下的 SINR 模型。考虑一对参考主节点(发送端 TX_0 - 接收端 RX_0)。发送端与接收端的距离为 d_0 ,信道衰落表示为 $S(d_0, f) = d_0^{-\alpha}$,传播指数记为 $\alpha(1 < \alpha < 2)$ ^[12]。因此,在转移概率为 p 时,水下认知网络的主节点接收端的 SINR_0 模型如下:

$$\text{SINR}_0 = \frac{p_0 S(d_0, f)^{-\alpha}}{\sum_{i \in \Pi(\lambda)} P_0 S(X_i, f)^{-\alpha} + \sum_{i \in \Pi(\lambda)} P_1 S(Y_i, f)^{-\alpha} + N_0} = \beta_0 \quad (3)$$

当转移概率为 q 时,水下认知网络次节点接收端的

SINR₁ 模型如式(4).

$$\text{SINR}_1 = \frac{p_1 S(d_1, f)^{-\alpha}}{\sum_{i \in \Pi(\lambda)} P_1 S(Y_j, f)^{-\alpha} + N_0} = \beta_1 \quad (4)$$

相关定义:

(1) N_0 为背景噪声,在算法讨论过程中,忽略不计 ($N_0 = 0$). $\sum_{i \in \Pi(\lambda)} P_1 S(Y_j, f)^{-\alpha}$ 定义为:次节点感知授权频谱,引起的累积干扰. $\sum_{i \in \Pi(\lambda)} P_0 S(X_i, f)^{-\alpha}$ 是其它主节点产生的累积干扰^[13].

(2) 主节点的中断概率定义为当 SINR₀ 小于主节点接收端门限值 β_0 时,接收端不能正确接收数据的概率. 次节点中断概率定义为当 SINR₁ 值小于次节点接收端门限值 β_1 时,次节点接收端不能正确接收数据的概率.

3 水下认知网络基于累积干扰预测的动态频谱接入算法

算法步骤如下:

步骤 1 在 $T = t$ 时刻,当转移概率为 q 时,次节点进入图 2 的状态 1,其以密度为 $\lambda_1^{\Delta\eta}$ 感知授权频谱的使用状况. $\lambda_1^{\Delta\eta}$ 密度是在主节点干扰受限的情况下(即主节点正常接收数据的情况下),允许接入授权频谱的次节点密度,其计算如下:

由式(2)和式(3),可以得到:

$$\text{PROB}\left(\frac{p_0 d_0^{-\alpha}}{N_0 + \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_0 X_i^{-\alpha} + \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_1 Y_j^{-\alpha}} \leq \beta_0\right) = \eta_0 + \Delta\eta \quad (5)$$

其中, $W_0 = \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_0 X_i^{-\alpha}$, $W_1 = \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_1 Y_j^{-\alpha}$,

$$W = W_0 + W_1, R_0 = \frac{p_0 d_0^{-\alpha}}{\beta_0} - N_0.$$

η_0 表示主节点之间相互干扰,主节点网络的中断概率. $\Delta\eta$ 表示为当次节点感知授权频谱时,主节点允许的中断概率增量. W_0 表示其它主节点的干扰, W_1 表示次节点的干扰.

$$\lambda_1^{\Delta\eta} = \Delta\eta \left(\frac{R_0}{P_1}\right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

步骤 2 当信道处于繁忙状态时,主节点接收端的累积干扰为 R_0 . R_0 表示为由占用信授权频谱的主节点密度为 λ_0 产生的累积干扰门限.

$$\text{PROB}\left(\frac{p_0 d_0^{-\alpha}}{N_0 + \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_0 X_i^{-\alpha}} \leq \beta_0\right) = \eta_0 \quad (7)$$

$$\lambda_0^{\eta_0} = \eta_0 \left(\frac{R_0}{P_0}\right)^{\frac{1}{2}}$$

步骤 3 主、次节点共享频谱,总网络容量等于主

节点网络容量 C_0^η 与次节点网络容量 $C_1^{\Delta\eta}$ 之和,其中, $C_1^{\Delta\eta}$ 是感知授权频谱的次节点网络容量. 网络容量定义为在中断概率受限的情况下,成功发送的节点数.

$$C_s^\eta = C_0^{\eta_0} + C_1^{\Delta\eta} \quad (8)$$

$$C_0^\eta = \lambda_0^{\eta_0} (1 - \eta_0 - \Delta\eta) = \lambda_0^{\eta_0} \left(1 - \frac{1}{R_0} (\lambda_0^{\eta_0} \sqrt{P_0} + \lambda_1^{\eta_0} \sqrt{P_1})\right)$$

$$C_1^{\Delta\eta} = \lambda_1^{\Delta\eta} (1 - \Delta\eta) \quad (9)$$

$$\text{则 } G = \frac{C_s^\eta}{C_0^\eta} \approx 1 + \frac{C_1^{\Delta\eta}}{C_0^\eta} \quad (10)$$

G 表示网络容量的增益,当 $\Delta\eta = 0$ 时候,取等号.

步骤 4 在 $T = t + 1$ 时刻,当转移概率为 q 时,次节点进入状态 3. 次节点累积干扰门限为 R_1 ,意味着接入授权频谱的次节点密度 λ_1 .

$$\text{PROB}\left(\frac{p_1 d_1^{-\alpha}}{N_0 + \sum_{i \in \Pi(\lambda)} p_1 X_i^{-\alpha}} \leq \beta_1\right) = \eta_1$$

$$\lambda_1^{\eta_1} = \eta_1 \left(\frac{R_1}{P_1}\right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

其中, $R_1 = \frac{p_1 d_1^{-\alpha}}{\beta_1} - N_0$.

R_0 表示次节点发送数据对某个接收端产生的累积干扰.

步骤 5 当信道空闲状态时,次节点的网络容量 C_1^η 为:

$$C_1^\eta = \lambda_1^{\eta_1} (1 - \eta_1) \quad (12)$$

算法流程图如图 3 所示:

4 实验结果及算法效果分析

为验证算法的有效性,本文使用的参数如表 1 所示,水下生物以宽吻海豚作为研究对象,从两个方面进行仿真:(1)在 $T = t$ 时刻(主、次节点共享频谱),主节点网络容量、网络容量增益分别与主节点中断概率增量之间的关系;(2)在 $T = t + 1$ 时刻,次节点网络容量与 η_1 的关系.

表 1 仿真参数设置^[14,15]

P_0	主用户的发送功率	0.1 W
P_1	次级用户的发射功率	20 W
d_0	主用户的通信范围	3 m
d_1	次用户的通信范围	1 km
β_0	主用户网络的信噪比门限	45 dB
β_1	次用户的信噪比门限	10 dB

在 $T = t$ 时刻,信道繁忙. 当主、次节点共享频谱时,共享的次节点数越多,对主节点造成的累积干扰也就越大,有可能会导主节点的通信中断. 如图 4 所示,主节点网络容量与 $\Delta\eta$ 成反比. 随着次节点密度增加, $\Delta\eta$

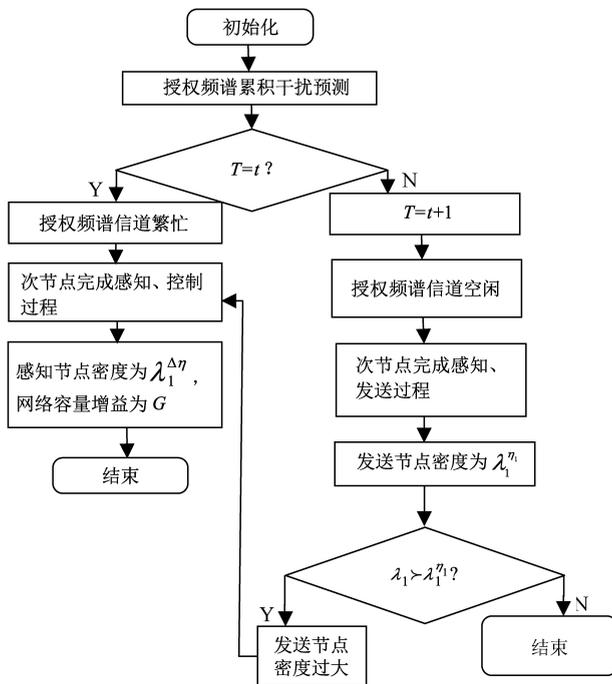
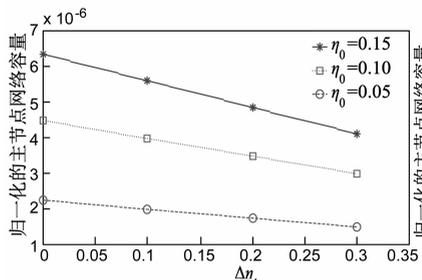
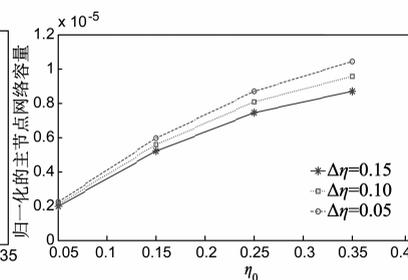
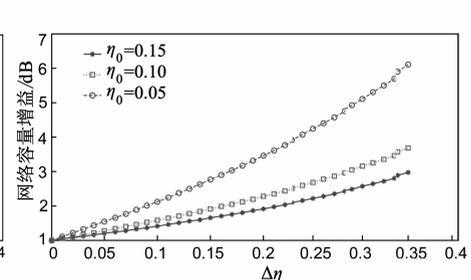


图3 算法流程图

变大,主节点的网络容量变小,意味着主节点的正常通信受到了影响,因此,需要精确地控制共享频谱的次节点密度.其密度大小的计算见式(6).如图5所示,当 $\Delta\eta$ 分别取0.05,0.10,0.15时,对比主节点网络容量与中断概率 η_0 之间的关系.在 η_0 一定的情况下, $\Delta\eta=0.05$ 的网络容量最大, $\Delta\eta=0.15$ 的网络容量最小.这是显而易见的: $\Delta\eta$ 越小,意味着共享频谱的次节点密度越少,对主节点造成的干扰也就越小,因此,主节点网络容量越大;反之, $\Delta\eta$ 越大,主节点的网络容量越小,与上述的分析一致.但是,图(5)也描述出主节点网络容量随着中断概率 η_0 的增大而增大.由式(8)可知,主节点的网络容量是 η_0 的凸函数,当 $\eta_0 \leq (1 - \Delta\eta)/2$ 时(即当 $\Delta\eta$ 值较小时),主节点网络容量随着 η_0 的增加

图4 主节点网络容量和中断概率增量 $\Delta\eta$ 之间的关系图5 主节点网络容量和 $\Delta\eta$ 之间的关系图6 主网络容量增益与中断概率增量 $\Delta\eta$ 的关系

5 结束语

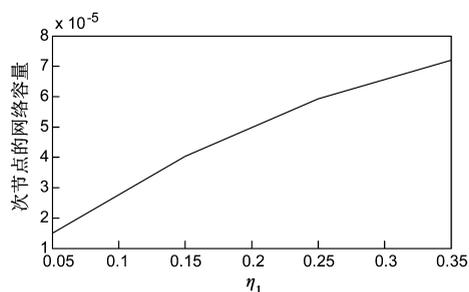
目前,水下认知网络是一个新兴的研究领域.本文

而增大.换言之,主节点中断概率的增加意味着占用授权频谱的主节点的密度增大,从而主节点网络容量增大.可见,在主节点允许的干扰门限下,引入次节点,形成主、次节点共享频谱,如果引入的次节点密度精确控制,产生的 $\Delta\eta$ 值较小,对主节点网络容量影响不大,主节点网络容量随着 η_0 的增大而增大.因此,该算法确保主节点正常通信的同时,次节点能感知授权频谱,从而实现最大化地频谱共享,提高网络容量.

如图6所示,对比当 η_0 分别取0.05,0.10,0.15时,共享频谱的网络容量增益与中断概率增量 $\Delta\eta$ 的关系.随着 $\Delta\eta$ 的增大,共享频谱的网络容量增益也越来越大.其原因是:主节点网络的中断概率增量逐渐增大,意味着在主节点允许的干扰门限下,允许接入授权频谱的次节点数逐渐增加,根据式(10),可以知道,随着 $\Delta\eta$ 的增加,整个网络容量增益逐渐增大.当 $\Delta\eta$ 固定时, $\eta_0=0.05$ 的网络容量增益最大,达到6.3dB, $\eta_0=0.15$ 的网络容量增益最小.因为 η_0 越小,在累积干扰受限的情况下,允许增加的中断概率增量就越大,意味着可引入的次节点数就越大,因此,网络容量增益也就越大.该算法能够预测累积干扰状态,从空间复用的角度出发,次节点可以在同频率不同空间接入授权频谱,从而实现最大化的频谱共享,提高网络容量.

在 $T=t+1$ 时刻,当信道处于空闲状态时,根据式(12),如图7所示,次节点网络容量与中断概率 η_1 的关系.次节点网络容量与 η_1 成正比例的关系,随着 η_1 的增加,次节点网络容量逐渐增大.其原因是: η_1 的增加意味着次节点允许接入的节点数增加,网络容量也逐渐增大.如果同时发送数据,会产生大的累积干扰,造成中断概率增加,因此,该算法提出采用合作的方式接入授权频谱.次节点通过交换信息、协商,在累积干扰受限的条件下,完成感知、控制、发送的过程,从而有效地降低中断概率,减少网络重传的几率,使降低整个网络能耗的同时,最大化地提高次节点的网络容量.

结合水下环境的特点,提出一种基于累积干扰预测的水下认知网络动态频谱接入算法.该算法以保护水下生物为目的,建立水下生物业务行为的马尔科夫模型

图7 次节点网络容量与 η_0 之间的关系

预测累积干扰情况,次节点在马尔科夫预测模型下,获知授权频谱使用情况,采用合作的方式完成感知、控制、发送三种状态的交替组合转移过程,从而动态地接入授权频谱.该算法从空间复用的角度出发,在累积干扰受限的情况下,次节点采用合作的方式动态地接入授权频谱,有效地减少碰撞,降低重传几率,从而减低了整个网络能耗,实现了最大化的共享频谱,提高了整个网络容量,网络容量增益达到 6.3 dB.

参考文献

- [1] Yu Luo, Lina Pu, Michael Zaba. Challenges and opportunities of underwater cognitive acoustic networks [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2014, 2 (2): 1 - 13.
- [2] 刘淞左,尹艳玲.一种利用海豚叫声的仿生水声通信方法[J].物理学报,2013,1(14):144303.1 - 144303.8.
- [3] 高志伟,姚尧,等.基于漏洞严重程度分类的漏洞预测模型[J].电子学报,2013,41(9):1784 - 1788.
GAO Zhi-wei, YAO Yao, et al. Predicting model of vulnerabilities based on the type of vulnerability Severity [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41 (9): 1784 - 1788. (in Chinese)
- [4] Yiping Xing. Dynamic spectrum access in open spectrum wireless networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 15 (3): 626 - 638.
- [5] Xiangyun Zhou, Matthew R McKay, Behrouz Maham, Are Hjørungnes. Rethinking the secrecy outage formulation: A secure transmission design perspective [J]. IEEE Communications Letters, 2011, 24 (3): 302 - 304.
- [6] M Kountouris, J G. Andrews. Downlink SDMA with limited feedback in interference-limited wireless networks [J]. Wireless Communications, IEEE Transactions on, 2011, 11 (8): 2730 - 2741.
- [7] D Stoyan, W Kendall, J Mecke, WS Kendall, J Mecke. Stochastic Geometry and its Applications [M]. United Kingdom: John Wiley & Sons, 2013.
- [8] Zhong Zhou, Zheng Peng, Jun-hong Cui. Exploring random access and handshaking techniques in underwater wireless acoustic networks [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2013, 4 (2): 1 - 15.
- [9] Dharma Agrawal, Qing-an Zeng. Introduction to Wireless and Mobile Systems [M]. United States: Cengage Learning, 2011.
- [10] B Chenand, D Pompili. A testbed for performance evaluation of underwater vehicle team formation and steering algorithms [A]. Sensor Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON) [C]. Boston, MA: IEEE, 2010. 1 - 3.
- [11] Steven Weber, Andrews, J. G. The effect of fading, channel inversion and threshold scheduling on ad hoc networks [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53 (11): 4127 - 4149.
- [12] M Franceschetti, P Minero. The capacity of wireless networks: information-theoretic and physical limits [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55 (8): 4127 - 4149.
- [13] Hesham ElSawy, Ekram Hossain, Sergio Camorlinga. Spectrum-efficient multi-channel design for coexisting IEEE 802. 15. 4 networks: A stochastic geometry approach [J]. IEEE Trans on Wireless Commun, 2013, 13 (7): 1611 - 1624.
- [14] Songhai Li, Ding Wang, Kexiong Wang. Possible age-related hearing loss (presbycusis) and corresponding change in echolocation parameters in a stranded Indo-Pacific humpback dolphin [J]. The Journal of Experimental Biology, 2013, 216 (22): 4144 - 4153.
- [15] Xiao Han, Jingwei Yin. Experimental demonstration of underwater acoustic communication using bionic signals [J]. Applied Acoustics, 2014, 78 (4): 7 - 10.

作者简介



李 云(通信作者) 女,1978年11月出生,广西南宁人.副教授,现为天津大学电子信息工程学院博士研究生,主要研究方向:水下传感器网络,网络信息安全等.

金志刚 男,1972年11月,上海人.天津大学电子信息工程学院教授,博士生导师,主要研究方向:网络信息安全,水下传感器网络等.

苏毅珊 男,1985年5月,广西南宁人.天津大学电子信息工程学院博士研究生,主要研究方向:水下传感器网络,网络信息安全等.

孙山林 男,1973年7月,河南南阳人.教授,桂林航天工业学院电子工程系系主任,主要研究方向:无线传感器网络,光纤通信等.