

一种低复杂度的最大化资源效用的 最优感知节点数目优化算法

吴素文, 彭 霄, 赵 明, 朱近康

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230027)

摘要: 协作频谱感知技术是认知无线电中的重要技术. 首先定义了认知网络的效用函数, 该函数考虑了协作频谱感知中的感知错误概率和感知用户所占用的资源以平衡感知性能和资源利用效率. 然后推导了在所有感知用户的信噪比相近的情况下, 为达到资源效用最大化所需要的最优的感知用户数目. 仿真结果表明通过最优感知用户数目的选择, 认知网络的效用高于其他算法, 并和穷举算法的效用接近, 但是计算复杂度大为降低, 从而降低融合中心的计算能耗, 有助于绿色节能认知网络的实现.

关键词: 效用; 认知无线电; 协作频谱感知; 绿色通信

中图分类号: TN925

文献标识码: A

A low complexity optimal number of secondary user selection algorithm through maximizing resource utility

WU Su-wen, PENG Xiao, ZHAO Ming, ZHU Jin-kang

(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Spectrum sensing is a key technology in Cognitive Radio (CR) and cooperative spectrum sensing is derived due to the effects of channel fading. We focus on the optimal number of secondary users in cooperative spectrum sensing to maximize the utility in CR networks. By considering both the detection error probability and the resource used by the secondary users in cooperation, we derive the analytical suboptimal number of secondary users in a special CR network where all the SUs have the same SNR. The simulation results show that the utility of suboptimal scheme is greater than that of other schemes and nearly the same as that of the optimal scheme with exhaust search. The energy cost of the fusion center is reduced and it is conducive to the realigation of the green energy-saving cognitive communication network.

Key words: utility; cognitive radio; cooperative spectrum sensing; green communication

0 引言

无线频谱资源作为一种有限资源, 随着无线通信技术和无线业务的飞速发展, 变得越来越缺乏; 与此同时, 相当数量的授权频谱的利用率却非常低^[1].

因此为了解决频谱资源的稀缺性和频谱利用的公平性, Mitola 提出了认知无线电的概念^[2]. 在认知无线电系统中, 非授权用户(感知用户)可以在不对授权用户(主用户)造成干扰的前提下使用主用户的频谱, 提高了频谱资源的利用效率, 从而提高系统的吞吐率^[3].

收稿日期: 2009-05-12; 修回日期: 2009-07-21

基金项目: 国家自然科学基金(60572066)资助.

作者简介: 吴素文, 男, 1983年生, 博士生. 研究方向: 协作频谱感知. E-mail: swwu@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 朱近康, 教授. E-mail: jkzhu@ustc.edu.cn

要利用主用户的频谱资源,对频谱资源的准确感知是一个重要的前提,因此频谱感知成为认知无线电中一个重要的研究方向.一般而言,单个感知节点的感知性能并不好,因为一旦处于深衰落中,单个感知节点的误判概率很高.为了提高感知结果的可靠性,协作频谱感知被提出,这种感知策略通过多个节点的协作感知以及合适的融合策略,提高了感知结果的准确性^[4~7].但是另一方面,随着感知用户的数目的增多,感知过程中所消耗的资源(包括感知用户感知过程中消耗的能量,感知用户向融合中心汇报感知结果所占用的带宽等)越来越多.所以,如何平衡感知性能和感知所消耗的资源,是频谱感知中的一个重要的研究课题^[6].

为了分析上述问题,本文首先定义认知网络的效用函数,该效用函数主要是为了平衡上述所说认知网络的感知性能和感知资源消耗.如果感知用户检测到空白频谱,它能够占用此空白频谱,从而获得收益;如果主用户存在而感知用户却误判决主用户不存在,此时感知用户占用频谱会对主用户造成干扰,因此此时感知用户需要被“罚款”.同时,参与感知的用户需要消耗能量和占用频谱资源,因此需要付出一定的代价.本文定义的效用函数综合考虑上述各个方面.在一个各个感知用户的信噪比近似的特殊认知网络中,本文通过选择合适数目的感知用户以最大化认知网络的效用.然而由于求解方程是一个超越方程,难以得到解析解.为此,本文通过近似得到一个近似解析解.仿真结果表明该近似解方法的检测性能优于其他算法的效用,并和穷举算法的效用相近.同时仿真表明该算法在各个感知用户的信噪比接近时,依然能够取得很好的效用性能.该次优算法相对于最优的穷举算法,复杂度大为降低,从而该算法降低了融合中心的能耗,有助于绿色节能认知网络的实现.

Yunfei Chen 在文献^[6]中最先提出了在认知网络中选择最优数目的感知用户,但是他仅仅给出一个目标函数,并没有给出任何求解过程,所以求解过程需要利用穷举算法得到;而本文给出了一种更具有实际意义的效用函数定义,并在该效用函数的基础上给出了近似的解析解和低复杂度的实现.

1 系统模型

协作频谱感知分成两个阶段(图 1):第一阶段,每个感知用户独立感知主用户的信号,并做出判决;

第二阶段,每个认知用户把自己的判决结果汇报给融合中心,融合中心做出最终判决,判决主用户是否存在.

1.1 本地频谱感知

感知用户 i 的本地检测问题能够建模成一个二值假设问题:

$$\left. \begin{aligned} H_0: y_i(t) &= n_i(t) \\ H_1: y_i(t) &= h_i(t)s(t) + n_i(t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, $y_i(t)$ 是感知用户 i 接收到的信号, $s(t)$ 是主用户的发送信号. $n_i(t)$ 是高斯白噪声, $h_i(t)$ 表示主用户到感知用户 i 之间的信道. 假设它们分别服从复高斯分布. 进一步假设所有感知用户的信道是独立的. H_0 表示主用户不存在, H_1 表示主用户存在.

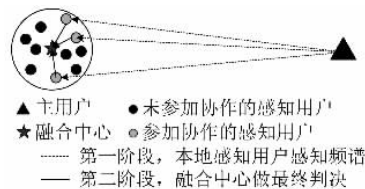


图 1 系统模型

Fig. 1 System model

本文从两方面来考虑感知性能:虚警概率和漏警概率.虚警概率指主用户不存在但是感知用户判决主用户存在,即 $P(D_1 | H_0)$ (H 代表实际情况, D 代表融合中心的判决);漏警概率指当主用户存在,感知用户判决主用户不存在,即 $P(D_0 | H_1)$. 一般而言,主用户的信号是未知的,在这种情况下,能量检测是最优的频谱感知检测方法^[8].

感知用户 i 利用能量检测感知主用户时,在 Gaussian 信道下,虚警概率和漏警概率 $P_{f,i}$ 和 $P_{m,i}$ (其中 i 表示第 i 个用户, f 表示虚警, m 表示漏警) 分别为^[5,9]:

$$\left. \begin{aligned} P_{f,i} &= P(D_1 | H_0) = \frac{\Gamma(u, \lambda_i/2)}{\Gamma(u)} \\ P_{m,i} &= P(D_0 | H_1) = 1 - P(D_1 | H_1) = 1 - Q_u(\sqrt{\gamma_i}, \sqrt{\lambda_i}) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, λ_i 和 γ_i 分别表示感知用户 i 的检测门限和信噪比; $\Gamma(\cdot, \cdot)$ 是非完全 Γ 函数, $\Gamma(\cdot)$ 是 Γ 函数; $Q_u(\cdot, \cdot)$ 是广义 Q 函数; u 是时间带宽积.

在瑞利衰落信道下,感知用户 i 利用能量检测感知主用户时的虚警概率和漏警概率分别为^[5,9]:

$$\left. \begin{aligned} P_{f,i} &= \frac{\Gamma(u, \lambda_i/2)}{\Gamma(u)} \\ P_{m,i} &= 1 - \left[e^{-\frac{\lambda_i}{2}} \sum_{n=0}^{u-2} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda_i}{2}\right)^n + \left(\frac{1+\bar{\gamma}_i}{\gamma_i}\right)^{u-1} \cdot \left(e^{-\frac{\lambda_i}{2(1+\bar{\gamma}_i)}} - e^{-\frac{\lambda_i}{2}} \sum_{n=0}^{u-2} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda_i \bar{\gamma}_i}{2(1+\bar{\gamma}_i)}\right)^n \right) \right] \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中, $\bar{\gamma}_i$ 表示感知用户 i 的平均信噪比.

另外, 综合虚警概率和漏警概率, 以及相应的先验概率, 定义误检概率 (即当主用户存在而判决为不存在以及当主用户不存在而判决为存在的概率) 为:

$$P_{e,i} = P(D_1 | H_0)P(H_0) + P(D_0 | H_1)P(H_1) = P_{f,i}P(H_0) + P_{m,i}P(H_1) \quad (4)$$

其中, $P(H_1)$ 表示主用户存在的先验概率; $P(H_0) = 1 - P(H_1)$, 表示主用户不存在的先验概率. 对于主用户存在的先验概率的确定, 可以通过长期的统计特性获得. 例如, 文献[10]中便对 30 MHz~3 GHz 的频段的频谱利用率进行了统计.

1.2 融合中心的判决

在第二阶段, 每个感知用户把判决结果汇报给融合中心, 融合中心根据各个感知用户的结果做出最终的判决结果. 常见的融合策略包括: “与”策略, “或”策略和“ K ”秩策略 (N 个判决结果中有多于 K 个感知用户判决主用户存在, 融合中心才判为主用户存在). 本文采用“或”策略作为融合策略 (本文的结论也可以简单地扩展至“与”策略). 在融合中心, 感知用户协作判决后, 最终的虚警概率和漏警概率为^[6]:

$$\left. \begin{aligned} P_{f,c}(K) &= 1 - \prod_{i=1}^K (1 - P_{f,i}) \\ P_{m,c}(K) &= \prod_{i=1}^K (P_{m,i}) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中, K 表示协作的用户数目.

1.3 认知网络的模型

认知网络由 N 个感知用户组成, 其中有 K 个感知用户被选中参与协作感知. 本文假设感知用户之间的距离远小于感知用户和主用户之间的距离, 所以可认为各个感知用户的信噪比相近, 即 $\bar{\gamma}_i = \bar{\gamma}, i = 1, 2, \dots, N$. 进一步假设所有感知用户的门限一致, 即 $\lambda_i = \lambda, i = 1, 2, \dots, N$. 因此各个感知用户的虚警概率 $P_{f,i}$ 和漏警概率 $P_{m,i}$ 相同, 分别记为 P_f 和 P_m . 从而协作感知的虚警概率和漏警概率可以简单地表示为:

$$\left. \begin{aligned} P_{f,c}(K) &= 1 - (1 - P_f)^K \\ P_{m,c}(K) &= (P_m)^K \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

此时系统误检概率为:

$$P_{e,i} = P_{f,c}(K)P(H_0) + P_{m,c}(K)P(H_1) \quad (7)$$

2 算法描述

本节主要描述如何选择最优的感知用户数目. 首先给出了认知网络的效用的定义, 然后在所有用户信噪比相等的情况下, 推导出最优感知用户的数

目, 以最大化认知网络的效用. 文中给出的解是一个近似最优解, 从而无需进行遍历搜索得到, 因此复杂度大为降低.

认知网络的效用的定义如下:

$$U(K) = \mu_1((1 - P_{f,c}(K))P(H_0) + P_{m,c}(K)P(H_1)) - \mu_2 P_{m,c}(K)P(H_1) - \mu_3 K \quad (8)$$

式(8)中第一项指的是感知用户利用授权频谱所获得的收益; 第二项指的是感知用户所付出的“罚款”, 因为主用户此时正在占用该频谱, 感知用户利用该频谱会对主用户造成干扰; 第三项指感知用户感知过程中消耗能量和汇报过程中所占带宽所付出的代价. 其中 μ_1, μ_2 和 μ_3 分别指相应部分的价格.

式(8)能够进一步被写成:

$$U(K) = \mu_1((1 - P_{f,c}(K))P(H_0)) - (\mu_2 - \mu_1)P_{m,c}(K)P(H_1) - \mu_3 K \quad (9)$$

我们假设 $\mu_2 > \mu_1$, 因为如果 $\mu_2 < \mu_1$, 那么感知用户将会一直占用频谱, 而无论主用户是否存在. 我们把式(9)中的第一项和第二项合起来称为从检测中的获益. 一般而言, 误检概率越小, 获益越大, 这可以通过控制 μ_1 和 μ_2 达到. 从定义可以看出, 一方面当参与感知的用户数目 K 增多时, 误检概率降低, 从而感知用户的获益增多; 另一方面, 感知用户因参与感知而付出的代价也增多. 所以存在一个最优的用户数目, 以达到效用的最大化.

假设最优的感知用户数目为 K_{opt} , 则

$$K_{\text{opt}} = \arg \max U(K) = \arg \max \{ \mu_1((1 - P_{f,c}(K))P(H_0)) - (\mu_2 - \mu_1)P_{m,c}(K)P(H_1) - \mu_3 K \} \quad (10)$$

式(10)的最优解可以通过穷举搜索的方式得到, 但是这种做法复杂度很高.

由式(10):

$$\left. \frac{\partial U(K)}{\partial (K)} \right|_{K=K_{\text{opt}}} = 0 \quad (11)$$

可以得到:

$$\left. \frac{\partial U(K)}{\partial (K)} \right|_{K=K_{\text{opt}}} = U(K+1) - U(K) \Big|_{K=K_{\text{opt}}} = -\mu_1 P(H_0) P_f (1 - P_f)^{K_{\text{opt}}} + (\mu_1 - \mu_2) P(H_1) (P_m - 1) P_m^{K_{\text{opt}}} + \mu_3 = 0 \quad (12)$$

从式(12)可以看出, 这是一个超越方程, 很难得到解析解. 为此, 我们忽略 μ_3 , 从而得到:

$$-\mu_1 P(H_0) P_f (1 - P_f)^{K_{\text{opt}}} + (\mu_1 - \mu_2) P(H_1) (P_m - 1) P_m^{K_{\text{opt}}} = 0 \quad (13)$$

可以得到:

$$K_{\text{opt_ceil}} = \min \left[N, \max \left[\left\lceil \frac{\ln \frac{(\mu_2 - \mu_1) P(H_1)(1 - P_m)}{\mu_1 P(H_0) P_f}}{\ln \left(\frac{1 - P_f}{P_m} \right)} \right\rceil, 1 \right] \right] \quad (14)$$

$$K_{\text{opt_floor}} = \min \left[N, \max \left[\left\lfloor \frac{\ln \frac{(\mu_2 - \mu_1) P(H_1)(1 - P_m)}{\mu_1 P(H_0) P_f}}{\ln \left(\frac{1 - P_f}{P_m} \right)} \right\rfloor, 1 \right] \right] \quad (15)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 和 $\lfloor \cdot \rfloor$ 分别表示向上取整和向下取整. 由式(14)和式(15)可以得到两个解, 然后分别把两个解代入式(8), 可得:

$$K_{\text{opt}} = \begin{cases} K_{\text{opt_ceil}}, & \text{if } U(K_{\text{opt_ceil}}) \geq U(K_{\text{opt_floor}}) \\ K_{\text{opt_floor}}, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

式(16)可以得到一个近似最优的解析解.

作为比较, 我们给出一种以最小化误检概率为目标的方法. 这种方法和文章算法的区别在于: 它选择所有的感知用户参与协作感知, 而在融合中心, 同时也选择最优的“K”秩准则进行融合^[7]. 最优的 n 值由文献^[7]中的定理 1 给出:

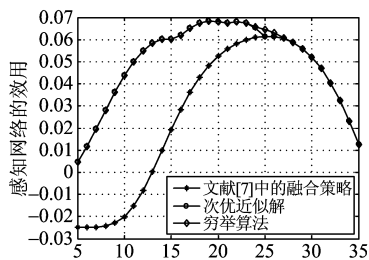
$$n_{\text{opt}} = \min \left[N, \left\lfloor \frac{N \ln \frac{(1 - P_m)}{P_f} + \ln \frac{P(H_1)}{P(H_0)}}{\ln \frac{(1 - P_f)}{P_m} + \ln \frac{(1 - P_m)}{P_f}} \right\rfloor \right] \quad (17)$$

在式(17)中我们考虑了主用户存在的先验概率.

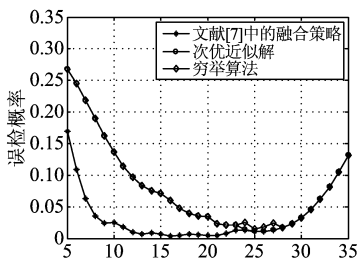
3 数值仿真

本节利用仿真结果给出本文所提的算法的性能.

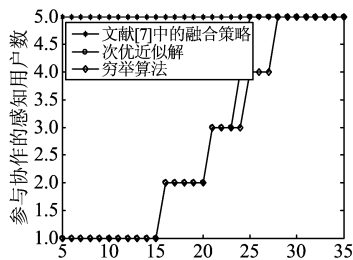
图 2 分别比较了各种策略的认知网络的效用、误检概率和参与协作的感知用户数目. 其中 $\mu_1 = 0.2, \mu_2 = 0.8, \mu_3 = 0.005$. 主用户存在的先验概率为



(a) 不同方法的效用比较



(b) 不同方法的误检概率比较



(c) 不同方法的参与协作的感知用户数比较

图 2 高斯信道下各种方法的效用、误检概率和协作用户数目的比较

0.3, 即 $P(H_1) = 0.3$. 从图中可以看出, 次优算法的认知网络的效用和穷举算法的效用相近. 当 $\lambda = 25$ 时, 次优算法的效用略低于穷举算法. 从图 2(c) 上可以看出, 此时次优算法选择的参与协作感知的用户数目为 5, 而穷举算法选择的协作用户数目为 4. 同时, 次优算法误检概率高于文献^[7]的融合策略的误检概率. 当感知用户增多时, P_f 增大, P_m 降低. 考虑到主用户存在的先验概率, 使得次优算法误检概率增高. 因而次优算法的效用小于穷举算法. 从图中可以看出即使文献^[7]的融合策略的误检概率最低, 但是它的效用是最小的. 这主要是该方法需要所有的用户参与协作, 因此各感知用户在感知过程中的代价较大. 进一步可以看出, 当 $\lambda > 25$ 时, 所有方法的效用开始降低, 这主要是虚警概率的增高, 导致误检概率增高, 进一步导致效用降低. 当 $\lambda > 30$ 时, 所有方法的最优用户数目一致, 效用一致.

图 3 给出了在瑞利信道下, 各种方法的效用、误检概率和协作感知用户数目的比较. 主用户存在的先验概率为 $P(H_1) = 0.7$, 从图中可以看出, 次优算法的效用和穷举算法接近, 优于最优融合算法.

图 4 和图 5 分别比较了高斯信道和瑞利信道下各个感知用户信噪比相近时, 各种方法的效用. 各个用户的信噪比依次为 12 dB, 11.5 dB, 11 dB, 10.5 dB, 10 dB. 从图中可以看出, 次优近似解的效用和穷举算法的效用比较接近, 优于最优融合策略的效用. 当各个用户的信噪比并不是完全相同, 而是在比较接近的情况下, 次优近似解依然能够有比较好的效用性能.

4 结论

本文首先定义了认知网络的效用函数, 该函数综合考虑了误检概率和感知过程占用的资源两方面. 然后在各个感知用户信噪比近似相等的情况下,

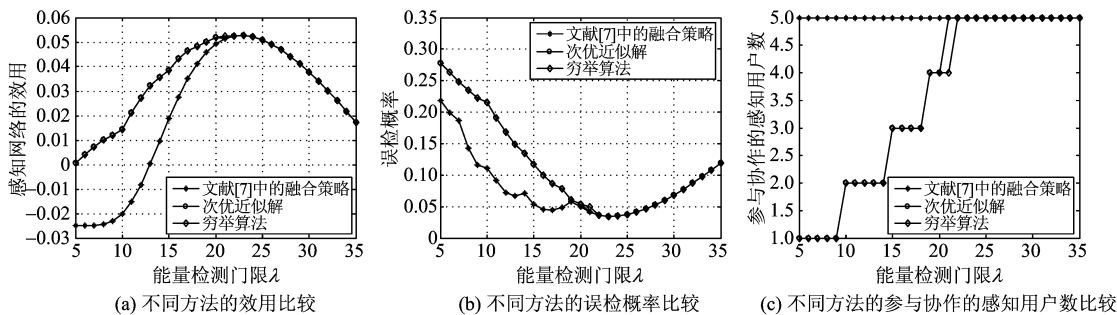


图 3 瑞利信道下各种方法的效用、误检概率和协作用户数目的比较

Fig. 3 The comparison of utility, error detection probability, the number of SUs among different schemes under Rayleigh channel

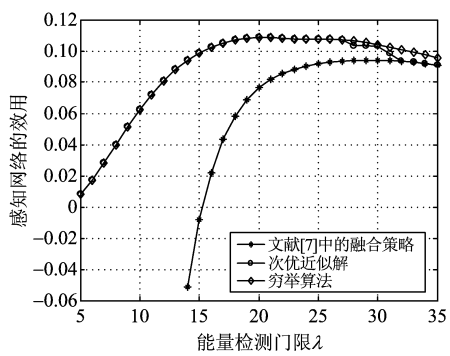


图 4 高斯信道下各个用户的信噪比不同时各种方法的效用比较

Fig. 4 The comparison of utility among different schemes under Gaussian channel when the SNR of SUs are different

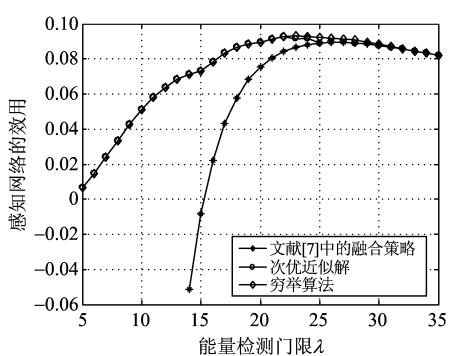


图 5 瑞利信道下各个用户的信噪比不同时各种方法的效用比较

Fig. 5 The comparison of utility among different schemes under Rayleigh channel when the SNR of SUs are different

推导了最优协作用户数目. 仿真结果表明, 即使该算法的误检概率不是最优的, 但是它的效用和穷举算法接近, 同时优于其他算法. 该次优算法相对于最优的穷举算法, 复杂度大为降低, 从而该算法降低了融合中心的能耗, 有助于绿色节能认知网络的实现.

参考文献 (References)

[1] Federal Communications Commission. Spectrum policy

task force report, ET Docket No. 02-135 [R]. Washington, DC: FCC, 2002.

[2] Mitola J, Maguire G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.

[3] Akyildiz I F, Lee W, Vuran M C, et al. A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 40-48.

[4] Mishra S M, Sahai A, Brodersen R W. Cooperative Sensing among Cognitive Radios [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Communications, 2006. New York: IEEE, 2006: 1 658-1 663.

[5] Ghasemi A, Sousa E S. Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments [C] // Proceedings of 2005 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. New York: IEEE, 2005: 131-136.

[6] Chen Yunfei. Optimum number of secondary users in collaborative spectrum sensing considering resources usage efficiency [J]. IEEE Communications Letters, 2008, 12(12): 877-879.

[7] Zhang Wei, Mallik R K, Ben Letaief K. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks [C] // Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Communications. New York: IEEE, 2008: 3 411-3 415.

[8] Sahai A, Hoven N, Tandra R. Some fundamental limits on cognitive radio [C] // Proceedings of Allerton Conference on Communications, Control, and Computing, 2004. New York: IEEE, 2004: 1 662-1 671.

[9] Digham F F, Alouini M S, Simon M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels [J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(1): 21-24.

[10] Ghasemi A, Sousa E S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs [J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 32-39.