论 文

微型用户认知网络中具有位置感知的能量有效性分配算法

谢显中, 邹燕喃*, 马彬

重庆邮电大学个人通信研究所, 重庆 400065

* 通信作者. E-mail: zouyannan_nini01@163.com

收稿日期: 2015-03-03; 接受日期: 2015-06-23; 网络出版日期: 2015-12-09

国家自然科学基金 (批准号: 61271259, 61301123)、重庆市自然科学基金 (批准号: CTSC2011jjA40006)、重庆市教委科学技术研究 (批准号: KJ120501, KJ130536)、长江学者和创新团队发展计划 (批准号: IRT1299) 和重庆市科委重点实验室专项经费 (批准号: CSTC) 资助

摘要 针对用户异构的多对多微型用户认知网络, 研究如何有效分配次用户感知信道组, 以实现能量消耗、感知性能及频谱接入机会的相对平衡. 首先, 考虑微型用户的特性, 结合用户拓扑信息, 在系统检测性能的约束条件下, 以最大化能量效用为准则构建了优化问题. 然后, 对问题进行简化处理, 基于 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件推导出闭合式以决定用户感知的优先级, 进而设计了具有位置感知的能量有效性分配算法以逼近优化问题的最优解. 最后, 针对不同的用户分布场景进行仿真, 结果表明提出的算法能够在快速分配最优感知用户组的同时, 获得比其他算法更高的能量效用, 且其能量效用性能很接近最优算法 (穷举搜索) 的性能, 但复杂度却大为降低.

关键词 协作频谱感知 能量有效性 位置感知 微型用户网络 分配算法

1 引言

频谱感知 (spectrum sensing, SS) 是认知无线电 (cognitive radio, CR) 的关键技术, 其有效性和准确性决定了认知网络 (cognitive radio network, CRN) 的性能. 但无线通信中存在的多径、阴影等因素会影响单用户的感知结果^[1], 协作频谱感知 (cooperative spectrum sensing, CSS) 能够有效克服无线衰落的不利影响进而提高检测性能. 然而, CSS 过程的能量开销较大, CRN 需高效利用网络中有限的能量. 而且, 未来无线通信的设计理念已经转变成面向能量有效性的设计, 旨在解决急剧上升的能源消耗问题. 因此, 优化 CSS 过程的能量利用率不仅能够减少对环境的影响, 而且能够减少资源开销^[2], 有助于绿色节能认知网络的实现, 从而具有重要的研究意义.

其中, 关于 SS 和 CSS 的能量有效性优化问题已有一些研究^[3~5], 包括审查、自适应、分簇、用户联盟、历史信息等. 但多对多协作感知的基本问题仍有待进一步研究, 即给定一组次用户 (secondary user, SU) 和一组可机会利用的主用户 (primary user, PU) 信道, 如何有效地分配 SU 感知信道. 在多对多协作感知场景中, SU 的分配需要在能量消耗、感知性能和频谱接入机会等方面获得均衡. 因此, 在多信道认知网络中研究具有能量有效性的多用户分配算法有较大的难度.

引用格式: 谢显中, 邹燕喃, 马彬. 微型用户认知网络中具有位置感知的能量有效性分配算法. 中国科学: 信息科学, 2015, 45: 1651–1667, doi: 10.1360/N112015-00041

目前能量有效性优化问题的研究可分为两类, 第一类的目标函数与吞吐量和总能耗均有关, 例如以消耗每焦耳能量所传输的数据作为主要研究对象. 文献 [6] 只考虑 PU 异构, 将多信道调度问题转化为非线性规划问题, 讨论了有效的用户分配算法, 确定了各信道上参与 SU 数目, 但没有说明选择哪些 SU. 然而, 在实际场景中, 由于 PU 和 SU 的异构, 不同位置的 SU 得到的信道可用性不同, 因此分配不同的 SU 来感知不同的 PU 信道会导致不同的性能. 在文献 [6] 的基础上, 文献 [7] 联合考虑信道容量及 SU 信噪比异构的情况, 提出 3 步方法解决了多信道调度问题以实现能耗、性能与频谱接入机会的均衡, 但其算法复杂度较高. 文献 [8] 将 SU 划分成联盟来感知特定的信道以最大化效用函数. 文献 [9] 则提出两种启发式算法以解决协作感知的用户调度问题. 然而, 上述文献计算的能耗只占 CSS 过程的一部分, 且均要求非重叠感知. 第二类的目标函数是系统吞吐量等评估指标, 例如在性能要求下研究能耗, 或在能耗、性能等限制条件下研究吞吐量等参数. 文献 [10] 引入协作系数构建多信道协作感知多参数优化问题, 在能耗及 PU 干扰的约束条件下最大化吞吐量, 并利用遗传算法求解, 但其考虑的能耗不够全面. 而文献 [11] 讨论在信道保护约束下以最小化感知过程总能耗, 通过分配用户信道组以决定对应的感知时长, 其主要考虑的是能量与感知准确度间的均衡.

文献 [6~11] 主要是针对大范围 PU 信号, 例如电视信号等, 一般具有较高的传输功率, 故其传输范围相对较大. 然而, 针对诸如无线微型用户等小范围信号的检测却较为困难, 且相关研究相对较少. 原因是小范围信号的发射功率微弱、传输范围有限, 离信号较远的 SU 可能无法检测到信号功率. 在仅有的研究成果中, 关于小范围 PU 信号的研究大多是根据其信号特性来提高性能, 文献 [12] 为小范围信号构建了更有效的协作感知机制, 联合位置估计及功率估计以提高检测性能. 由于密集低端的微型用户易产生异常数据, 故文献 [13] 针对其引起的安全威胁, 提出了鲁棒性较好的感知方案.

本文将多个传输功率微弱的小范围 PU 及多个能量有限的 SU 组成的密集无线网络定义为微型用户认知网络. 由于此类认知网络的用户能量有限, 其协作感知过程应更节能^[10]. 其次, 为快速有效地达到系统性能, 需要考虑小范围 PU 的传输范围. 此外, 文献 [14] 已表明充分利用用户位置信息能够提高 CRN 性能, 而且用户位置信息相对容易感知. 以往用户位置信息大多是用来研究功率分配^[15], 而没有涉及用户分配问题. 因此, 本文将结合用户位置信息来讨论微型用户认知网络的多用户分配算法.

基于上述分析, 针对具有融合中心 (fusion center, FC) 的用户异构的多对多微型用户认知网络, 研究具有位置感知的能量有效性分配算法 (location-aware energy-efficient assignment, LEA), 即分配不同 SUs 感知特定 PUs 信道 (PUs-SUs 组), 以实现能量消耗、感知性能及频谱接入机会等方面的均衡. 首先, 在系统检测性能的约束条件下, 以最大化能量效用为准则构建了优化问题, 并进行简化处理, 然后基于 KKT 条件推导出闭合式以决定感知用户的优先级, 进而设计了复杂度低的迭代算法以逼近理论最优解. 本算法允许多个 SU 感知相同的 PU 信道, 且允许多个 PU 被相同的 SU 感知, 以高效利用空闲频谱. 最后, 在不同用户位置分布情况下仿真, 验证了提出的算法不仅能够快速分配相应的 PUs-SUs 组, 而且能够以较低复杂度获得接近最优算法的性能.

目前关于能量有效的多用户分配 (调度) 研究较少, 且其中涉及 SU 异构大多是基于信噪比, 而忽略用户位置异构这一真实因素, 也极少涉及小范围信号检测. 因此, 相较于现有相关文献, 本文的研究内容创新点如下:

(1) 关注用户位置. 现有关于多对多感知分配的文献 [6~11] 中, 更多考虑的是用户信噪比异构, 却较少关注用户位置异构. 且一般情况下, 其考虑的用户信噪比是服从某一分布随机产生的, 但这不一定适合实际网络拓扑. 而本文讨论信道、SU 异构的多对多认知网络中, 首先, PU 的发射功率、信道空闲概率等都是不同的; 其次, 用户间以及用户与 FC 间的距离均有所差异; 而且, 不同位置 SU 的信道可

用性也有明显的不同. 因此结合用户拓扑信息, 提出具有位置感知的分配方案更具有现实意义.

(2) 关注小范围信号的检测. 以往多用户分配算法的研究大多针对大范围 PU 信号, 本文却是针对具有小范围 PU 的微型用户网络, 并利用文献 [12] 的模型进行分析. 由于 PU 信号的发射功率不同, 导致 PU 传输范围不同, 有效地控制各信道待选 SU 的范围可以减少分配时间、节约系统开销. 而且通过仿真验证本算法也适用于大范围 PU 网络的用户分配.

(3) 综合考虑感知、报告及传输阶段的总能耗. 分配不同 SU 去感知同一信道, 或是同一 SU 感知不同信道, 其所消耗的能量都是不同的. 相较于现有的其他文献, 本文根据网络拓扑计算的总能耗, 更适用于真实场景. 文献 [6] 考虑的能耗只与协作用户数有关, 而文献 [10] 也只计入了感知能耗. 然而大多文献忽略的报告能耗在总能耗中占据比较重要的部分, 特别是在信噪比或采样频率高的情况下^[11].

2 微型用户认知网络模型

假设无线微型用户网络由一个 FC, K 个 PU 和 N 个 SU 组成. 其中, PUs 均为小范围信号, SUs 均为能量有限的设备, 用户随机分布在一定的区域内. $\{PU_1, \dots, PU_k, \dots, PU_K\}$ 为主用户信道集合, 其中 PU_k 表示信道 k . 同理, $\{SU_1, \dots, SU_n, \dots, SU_N\}$ 为次用户集合, 其中 SU_n 表示第 n 个次用户. 每个 PU 都有自己的授权信道, 频段均未充分利用且占用率较低.

微型 PU (即小范围 PU 信号) 只有大概 10~50 mw 微弱的发射功率, 通信范围有限, 此类 PU 信号只能覆盖部分的 SU, 并不是所有 SU 都能正确地检测出信道状态. 因此, 相较于大范围 PU 信号的检测, 微型 PU 信号的检测算法更有设置用户选择范围的必要 (将在后文具体阐述). 虽然用户通信范围有限, 但本文假设 FC 位于网络中心, 从而 FC 可以更好地获得整个网络拓扑; 并且网络利用用户位置等信息来限制各信道的用户选择范围, 使得 FC, PU 与选择范围内的 SU 均能较好通信, 网络也能够融合更有效的感知结果. 如图 1 的网络模型所示, 各圆圈表示相应 PU 信道的用户选择范围, 图中 SU_6 既在 PU_1 的用户选择范围内, 又在 PU_2 的用户选择范围内, 说明 SU_6 有可能会被分配去感知这两个信道.

假设时间划分成固定帧结构, SU 的帧周期时长为 T . 将协作感知分配过程考虑到感知机制中. 其典型的操作过程包括: (1) 在分配阶段 T_{s1} 中, FC 执行用户分配算法以决定 PUs-SUs 组, 并通过特定的控制信道广播分配结果; (2) 在感知阶段 T_{s2} 中, 被选择的 SU 感知相应的 PU 信道, 并获得本地感知结果; (3) 在报告阶段 T_r 中, 被选择的 SU 发送其感知相应信道的所有硬判决结果给 FC, FC 则利用融合准则得到各信道的判决结果, 并执行空闲信道的接入调度; (4) 在传输阶段 $T - T_s - T_r$ (其中 $T_s = T_{s1} + T_{s2}$), SU 基于接入调度结果传输数据. 其中感知阶段时长足够 SU 感知多个信道, 而分配阶段时长将根据提出的分配算法搜索出最优结果的时间进行设置.

本文讨论的重点是分配 PUs-SUs 感知组, 以优化协作频谱感知过程的能量使用效率, 从而达到能量的高效利用. 其中在 CSS 过程中的可能开销, 包括感知能耗、SU 报告各自所有感知结果所消耗的能量以及 SU 在相应信道传输数据所消耗的能量. 而 FC 在执行用户分配过程及信道接入调度过程的能耗不在本文讨论范围内. 此外, 由于信道切换所带来的额外能量开销较小, 例如文献 [16] 指出每 10 MHz 的频谱切换所需要的能量开销近似于 2%, 且本文的场景中, $N \gg K$, 多个信道被同一个 SU 感知的概率不高, 因此, 忽略感知阶段中信道切换所消耗的能量.

由于用户位置可通过位置估计算法获得, 例如利用到达时间、接收信号强度 (received signal strength, RSS) 等信息, 因此, 本文假设用户位置对于网络是可得的, 在此不赘述. 且本文假设用户位置在每

图 1 网络模型图
Figure 1 Network model

个周期内均是固定的, 则 SU_n 感知信道 k 时, 接收到主用户信号强度由微型用户模型 [12] 描述如下:

$$G_n^{(k)} = G_0^{(k)} \left(\frac{d_0^{(k)}}{d_n^{(k)}} \right)^\alpha S_n^{(k)} F_n^{(k)}, \quad (1)$$

其中 $d_0^{(k)}$ 是参考距离 (本文假设为 1 m), $d_n^{(k)}$ 是 SU_n 到 PU_k 的距离, $G_0^{(k)}$ 是在参考距离接收到 PU 信号强度, α 是路径衰落指数. $S_n^{(m)}$, $F_n^{(m)}$ 分别描述阴影衰落、多径衰落, 假设 $S_n^{(k)} = e^{X_n^{(k)}}$ 为对数正态阴影, 场强中值 $X_n^{(k)} \sim N(0, \sigma^2)$; 如果经过多条独立传播路径到达接收端后的合成信号的幅度 $R_n^{(k)}$ 服从 Rayleigh 分布, 则 $F_n^{(k)} = (R_n^{(k)})^2$ 为 Rayleigh 衰落.

利用能量检测方法进行本地感知, H_0 和 H_1 分别表示 PU 不存在和 PU 存在的假设, 则 SU_n 在 PU_k 上的检测统计量 $Y_n^{(k)}$ 如下:

$$Y_n^{(k)} \sim \begin{cases} N\left(\sigma_0^2, \frac{\sigma_0^4}{I}\right), & H_0, \\ N\left(G_n^{(k)} + \sigma_0^2, \frac{(G_n^{(k)} + \sigma_0^2)^2}{I}\right), & H_1, \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中 σ_0^2 为信道噪声功率, I 为采样数, $I = T_{s2} f_s$, f_s 为采样频率. SU_n 感知 PU_k 信道的本地检测概率和虚警概率分别为

$$P_{d,n}^{(k)} = Q\left(\frac{(\eta - (G_n^{(k)} + \sigma_0^2))\sqrt{I}}{G_n^{(k)} + \sigma_0^2}\right), \quad (3)$$

$$P_{f,n}^{(k)} = Q\left(\frac{(\eta - \sigma_0^2)\sqrt{I}}{\sigma_0^2}\right), \quad (4)$$

其中, η 是检测门限, $Q(\cdot)$ 为 Gauss 分布的累积概率, $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp(-\frac{t^2}{2}) dt$. 通常情况下, 本地检

测概率和虚警概率一般用文献 [17] 中的式子表示,

$$P_{d,n}^{(k)} = Q \left(\left(\frac{\eta}{\sigma_0^2} - \gamma_n^{(k)} - 1 \right) \sqrt{\frac{I}{2\gamma_n^{(k)} + 1}} \right), \quad (5)$$

$$P_{f,n}^{(k)} = Q \left(\left(\frac{\eta}{\sigma_0^2} - 1 \right) \sqrt{I} \right), \quad (6)$$

其中 $\gamma_n^{(k)}$ 表示 SU_n 在信道 k 上的信噪比, 后文将对这两种表达式进行仿真比较.

3 具有位置感知的能量有效性分配算法

一方面, 增加协作的 SU 数目能够提高感知准确度, 但同时也会增大系统开销, 而 SU 大多是使用电池的移动设备. 且在无线微型用户场景下, PU 信号只能覆盖一部分的 SU , 离 PU 较远的 SU 只能检测到噪声功率, 其可能会严重影响检测性能, 也就是说并不是所有 SU 都有较好的感知能力. 因此, 微型用户认知网络中的用户分配算法更要考虑能耗与性能间的均衡. 另一方面, 分配越多的 SU 感知单信道会得到更好的性能, 但如果规定 SU 最多只能感知一个信道, CRN 将不能探索更多的频谱. 因此 PU s- SU s 组的分配需要在能量消耗、感知性能和频谱接入机会等方面获得相对平衡.

文献 [7] 提出了多用户感知多频段的调度 (分配) 算法, 在假设参与用户总数已知的情况下, 决定感知各信道的最佳 SU 数, 再以此研究用户分配算法, 并最终找到最佳参与总用户数目, 这是一种有效但复杂的分配算法. 本文引入分配矩阵

$$\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}^{(1)}, \boldsymbol{\theta}^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\theta}^{(K)}],$$

其中, $\boldsymbol{\theta}^{(k)} = [\theta_1^{(k)}, \theta_2^{(k)}, \dots, \theta_n^{(k)}, \dots, \theta_N^{(k)}]^T$, 分配因子 $\theta_n^{(k)} = 1$ 表示 SU_n 感知 PU_k , 为 0 时则不进行感知. 前一节已说明报告阶段是 SU 将感知相应信道的所有结果发送给 FC , 同样, 再引入 SU 报告矩阵 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \dots, \omega_n, \dots, \omega_N]$, ω_n 为 1 表示 SU_n 参与了某一信道的感知, 报告其感知的本地结果, ω_n 为 0 则表示 SU_n 没有感知任何信道, 而 $\theta_n^{(k)}$ 和 ω_n 两者的关系将在后文分析.

因此, 提出的协作感知分配算法不需要先得到各信道的最佳参与用户数目, 而是直接选择 PU s- SU s 感知组, 从而节约分配过程时长. 由于利用 OR 准则取得的能量效率优于其他准则, 且可获得更高的吞吐量 [3]. 因此, 本文利用 OR 准则融合各信道的感知结果, 则信道 PU_k 上的系统检测概率和虚警概率分别为

$$Q_d^{(k)} = 1 - \prod_{n=1}^N (1 - \theta_n^{(k)} P_{d,n}^{(k)}), \quad (7)$$

$$Q_f^{(k)} = 1 - \prod_{n=1}^N (1 - \theta_n^{(k)} P_{f,n}^{(k)}). \quad (8)$$

文献 [15] 中提到, 当 SU 离 PU 较近, 需要执行频谱感知过程, 从而正确检测信道可用性; 而当 SU 离 PU 一定距离时, 无需感知直接共享频谱. 通过这种具有位置意识的方法, 自适应调整频谱接入机会以提高网络的能量效率. 因此, 本文基于能量效率提出一种具有位置感知的用户分配方案, 对各信道限定相应的用户选择范围, SU_n 感知信道 PU_k 所接收的信号强度 $G_n^{(k)}$ 大于某一预定的门限值, 则 SU_n 将在 PU_k 的用户选择范围内, 归入待选 SUs 集合, 即 $n \in S^{(k)}$. FC 利用 OR 准则融合时, 排除了部分检测性能差的 SU , 使得网络能够更快速有效地选择出低能耗的 SU 组; 否则可能会优先选择报告能耗

小 (与 FC 距离较近) 但检测概率较低的 SU, 这时需要多个 SU 参与才能满足检测性能要求, 从而增加能耗. 如果 FC 利用 AND 准则融合, 与 PU 相距较远的 SU 会影响检测性能. 本文假设小范围内的信道衰落相同, 根据 PU_k 的发射功率即可确定范围 $d^{(k)}$, 如图 1 中的圆圈.

对于授权频段 $PU_k \in PUs$, 定义 $P_1^{(k)}$ 为 PU_k 活跃的概率, $P_0^{(k)}$ 为 PU_k 空闲的概率, 且 $P_1^{(k)} + P_0^{(k)} = 1$. 在传输阶段, 有两种情况可用于 SU 通信, 一是信道空闲且被正确感知, 二是信道占用但错误感知. 根据文献 [17], 前者的信道容量远大于后者的, 因此后者忽略不计, 其中 PU_k 空闲且被正确感知的概率为 $P_0^{(k)} (1 - Q_f^{(k)})$. 如果信道 k 是空闲的, SU 都有均等的机会接入该信道, 信道 k 上的传输速率为 $\overline{R}^{(k)}$.

$$\overline{R}^{(k)} = B \log_2 \left(1 + |h^{(k)}|^2 \frac{G_t^{(k)}}{\sigma_0^2} \right), \quad (9)$$

其中, B 为授权信道的带宽; $h^{(k)}$ 为信道 k 上, SU 间的信道增益; $G_t^{(k)}$ 表示传输阶段 SU 在信道 k 上的传输功率.

本文构建能量有效性的优化问题与系统吞吐量、总能耗均有关系, 更符合绿色通信的思想. 能量效用 EE (energy efficiency) 定义为每单位能耗所获得的期望吞吐量, 其表达式如下:

$$U = \frac{\sum_{k=1}^K P_0^{(k)} (1 - Q_f^{(k)}) \overline{R}^{(k)} (T - T_s - T_r)}{\sum_{k=1}^K \sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} E s_n^{(k)} + \sum_{n=1}^N \omega_n E r_n + \sum_{k=1}^K P_0^{(k)} (1 - Q_f^{(k)}) G_t^{(k)} (T - T_s - T_r)}, \quad (10)$$

其中, 分子项为所有信道的吞吐量, 分母项为本地感知阶段、报告阶段及利用空闲信道传输消耗的总能量. $E s_n^{(k)}$ 表示 SU_n 感知信道 k 并做出 1 bit 本地判决结果所需的能量, 此处假设 SU 感知同一信道消耗的能量相同, 记为 $E s^{(k)}$. $E r_n$ 表示 SU_n 报告其所有感知结果消耗的总能量, 其值与 SU_n 相对 FC 的位置有关.

为了保护 PU 的服务质量, 各信道上的检测概率不能小于期望检测概率 $\overline{Q_d}$, 且虚警概率不能大于限定的值 $\overline{Q_f}$. 因此, 优化问题构建如下:

$$\max_{\theta, \omega} U, \quad (11)$$

$$\text{s.t. } \theta_n^{(k)} \in \{0, 1\} \forall k \in [1, K]; \forall n \in [1, N], \quad (12)$$

$$\omega_n \in \{0, 1\} \forall n \in [1, N], \quad (13)$$

$$Q_f^{(k)} \leq \overline{Q_f} \forall k \in [1, K], \quad (14)$$

$$Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d} \forall k \in [1, K]. \quad (15)$$

优化问题的目标是分配次用户感知信道组, 既能满足系统性能 ($Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$ 且 $Q_f^{(k)} \leq \overline{Q_f}$), 又能最大化能量效用. 但如果对于任一信道 k , $P_{d,n}^{(k)}$ 均较小, 即使所有 SU 都参与感知该信道也无法满足检测性能要求, 则无法搜索到最优结果. 其中式 (12) 和 (13) 分别表示 SU_n 是否感知 PU_k 信道、 SU_n 是否传输本地感知结果. 由于 $\theta_n^{(k)}$ 是离散参数, 故优化问题变成 NP-complete (non-deterministic polynomial time-complete) 问题. 当只有单个信道时, 需搜索 $\sum_{n=1}^N C_N^n$ 种状态. 如果 SU 和 PU 数目增加时, 搜索最优解的复杂度将呈指数增长, 同时也会消耗相当大的时间, 且系统的能量开销也会随之增大. 因此, 接下来将优化问题化简, 并求其次优解.

4 优化问题的转化与求解

上一节中提到 SU_n 发送本地判决结果到 FC 的能耗 Er_n 与 SU_n 到 FC 的距离有关, 其实传输所消耗的能量一般是为了运行无线设备及完成功率放大, SU_n 在距离为 R_n (本文是指 SU_n 到 FC 的距离) 上传输 l bit 信息所消耗的能量^[18] 为

$$Er_n = lE_{\text{elec}} + le_{\text{fs}}R_n^2, \quad (16)$$

其中 E_{elec} 是电路消耗的能量, e_{fs} 表示功率放大器为了保证系统能够达到最低可接收信噪比所需的能量. SU_n 传输 1 bit 本地硬判决结果到 FC 所需能量为 $Eb_n = E_{\text{elec}} + e_{\text{fs}}R_n^2$. 在报告阶段, SU_n 传输相应 $\sum_{k=1}^K \theta_n^{(k)}$ bit 长的数据, 则所有 SU 在报告阶段所消耗的总能量如下:

$$\sum_{n=1}^N \omega_n Er_n = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \theta_n^{(k)} Eb_n = \sum_{k=1}^K \sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} Eb_n. \quad (17)$$

由式 (4) 得知各 SU 的虚警概率相同, 于是, $Q_f^{(k)} = 1 - (1 - P_f)^{\sum_{n=1}^N \theta_n^{(k)}} \leq \overline{Q}_f$, 式 (14) 可以转化为

$$\sum_{n=1}^N \theta_n^{(k)} \leq \left\lfloor \frac{\ln(1 - \overline{Q}_f)}{\ln(1 - P_f)} \right\rfloor = N_{\max}. \quad (18)$$

分配因子 $\theta_n^{(k)} \in \{0, 1\}$, 利用穷举搜索算法可得到最优解, 但复杂度较高. 因此将 $\theta_n^{(k)}$ 映射到 $[0, 1]$ 上的连续参数. 并不需要计算 $\theta_n^{(k)}$ 的具体数值, 只需推导比较其大小, 得到 SU_n 参与协作的优先级, 优先级高的 SU, 分配因子即为 1. 其次, 根据分式规划理论^[19], 引入能效比值因子 λ 将 (10) 式转化成线性问题, 则优化问题可转化成

$$\max_{\theta} U = \sum_{k=1}^K \overline{R^{(k)}} A (1 - Q_f^{(k)}) - \lambda \left[\sum_{k=1}^K \sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} (Es^{(k)} + Eb_n) + \sum_{k=1}^K G_t^{(k)} A (1 - Q_f^{(k)}) \right], \quad (19)$$

$$\text{s.t. } \theta_n^{(k)} \in [0, 1] \quad \forall k \in [1, K]; \quad \forall n \in [1, N], \quad (20)$$

$$\sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} \leq \sum_{n=1}^N \theta_n^{(k)} \leq N_{\max} \quad \forall k \in [1, K], \quad (21)$$

$$Q_d^{(k)} \geq \overline{Q}_d \quad \forall k \in [1, K], \quad (22)$$

其中 $A = P_0^{(k)} (T - T_s - T_r)$. 由于式 (19)~(22) 关于 $\theta_n^{(k)}$ 的一次导数均大于 0, 二次导数均非负, 故可知它们是关于 $\theta_n^{(k)}$ 的凸函数. 利用 KKT 条件求解次优解. 且由于提出的分配感知算法不受单个 SU 所感知信道数的限制, 故可通过以下推导得到次优解.

$$\begin{aligned} L = & \sum_{k=1}^K (\overline{R^{(k)}} - \lambda G_t^{(k)}) A (1 - Q_f^{(k)}) - \lambda \cdot \sum_{k=1}^K \sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} (Es^{(k)} + Eb_n) \\ & - \mu \left(\sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} - N_{\max} \right) - \nu (Q_d^{(k)} - \overline{Q}_d), \end{aligned} \quad (23)$$

其中 μ 和 ν 分别是约束条件 (21) 和 (22) 的 Lagrange 乘子. 其次, 对于 k 信道, $n, m \in S^{(k)}$, 对相应的分配因子进行求导可得.

$$\begin{aligned} \frac{dL}{d\theta_n^{(k)}} = & \left(\overline{R^{(k)}} - \lambda G_t^{(k)} \right) A P_f^{(k)} \prod_{i \neq n \cap j \neq k} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_f^{(j)} \right) - \lambda E s^{(k)} - \lambda E b_n \\ & - \mu - \nu P_{d,n}^{(k)} \prod_{i \neq n \cap j \neq k} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_{d,i}^{(j)} \right), \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \frac{dL}{d\theta_m^{(k)}} = & \left(\overline{R^{(k)}} - \lambda G_t^{(k)} \right) A P_f^{(k)} \prod_{i \neq m \cap j \neq k} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_f^{(j)} \right) - \lambda E s^{(k)} - \lambda E b_m \\ & - \mu - \nu P_{d,m}^{(k)} \prod_{i \neq m \cap j \neq k} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_{d,i}^{(j)} \right). \end{aligned} \quad (25)$$

由上式可得

$$\begin{aligned} \frac{\theta_n^{(k)}}{\theta_m^{(k)}} = & \frac{\left(\overline{R^{(k)}} - \lambda G_t^{(k)} \right) A P_f^{(k)} \prod_{\substack{i \neq n, \\ m \cap j \neq k}} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_f^{(j)} \right) - \lambda E s^{(k)} - \lambda E b_m - \mu - \nu P_{d,m}^{(k)} \prod_{\substack{i \neq n, \\ m \cap j \neq k}} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_{d,i}^{(j)} \right)}{\left(\overline{R^{(k)}} - \lambda G_t^{(k)} \right) A P_f^{(k)} \prod_{\substack{i \neq n, \\ m \cap j \neq k}} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_f^{(j)} \right) - \lambda E s^{(k)} - \lambda E b_n - \mu - \nu P_{d,n}^{(k)} \prod_{\substack{i \neq n, \\ m \cap j \neq k}} \left(1 - \theta_i^{(j)} P_{d,i}^{(j)} \right)}. \end{aligned} \quad (26)$$

本文假设 λ 为常数, 后续可讨论其对分配算法的影响. 由式 (26) 可以看出 $\theta_n^{(k)}$ 与 SU_n 报告单元 bit 所消耗的能量 $E b_n$ 、 SU_n 感知 PU_k 的检测概率 $P_{d,n}^{(k)}$ 及参数 ν 有关. 基于以上分析, 设计一种迭代算法以逼近优化问题的最优解, 由式 (26) 可以看出优先级与 $\deg(n) = E b_n - \nu P_{d,n}^{(k)}$ 的大小成反比, 因此, 在每一次迭代过程中按 $\deg(n)$ 降序依次选择 SU 组. 对于实域的 $\theta_n^{(k)}$, LEA 算法是在满足 $Q_d^{(k)} = \overline{Q_d}$ 而得到最优 ν 时迭代终止.

然而, 原优化问题中 $\theta_n^{(k)}$ 是离散的, ν 的变化对于实域的 $\theta_n^{(k)}$ 值影响较小, 但对于离散的 $\theta_n^{(k)}$ 影响较大, 故本文不需要完全满足 $Q_d^{(k)} = \overline{Q_d}$. 此外, 算法不一定要搜索到满足 $|\nu_{\max} - \nu_{\min}| \leq \varepsilon$, 因为即使上一次迭代选择的 SU 已经满足优化问题的要求, 但由于判断时 $|\nu_{\max} - \nu_{\min}| > \varepsilon$, 还会不断减小 ν , 重新搜索 SU 组. 由于 $\deg(n)$ 与 ν 有关, ν 减少, 使得与 FC 距离较近但 $P_{d,n}^{(k)}$ 中等的 SU 优先级增加, 进而 $P_{d,n}^{(k)}$ 较大的 SU 的优先级降低. 故需要选择更多检测概率中等的 SU 感知信道以满足 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, 但这样可能会增加能耗. 因此, 调整迭代优化算法的终止条件. 本次迭代的 ν 小于前一次迭代的 ν 说明前一次迭代已满足 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, 而 LEA 算法在本次迭代的 ν 和 EE 均小于前一次迭代的 ν 和 EE 时, 迭代终止, 则优化问题的次优解为前一次迭代结果. 因此, 本文提出的 LEA 算法的具体过程描述如下:

Step 1 根据 SU_n 到 PU_k 的距离及 PU_k 的发射功率, 得到各信道的待选集 $S^{(k)}$.

Step 2 初始化, 其中 $\nu_{\min} = 0$, $\nu_{\max}$ 为一足够大的数, 且 $\varepsilon = 10^{-6}$.

Step 3 当 $|\nu_{\max} - \nu_{\min}| > \varepsilon$ 时, 执行以下操作:

(a) 初始化, $j = 0$ 和 $\nu = \frac{\nu_{\min} + \nu_{\max}}{2}$;

(b) 计算选择范围内的 SU_n ($n \in S^{(k)}$) 的 $\deg(n)$, 并按降序排列 SU 序号;

(c) 按优先级顺序选择 j 个 SU , 如果 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, 则执行下一步, 并记录所选择的 SU 序号; 否则, $j = j + 1$, 继续执行 (c);

(d) 计算各信道所选择的 SU 感知、报告阶段的能量消耗及其对应的 EE,

$$E^{(k)} = \sum_{n \in S^{(k)}} \theta_n^{(k)} (Es^{(k)} + Eb_n),$$

$$U^{(k)} = (\overline{R^{(k)}} - G_t^{(k)}) A (1 - Q_f^{(k)}) / E^{(k)},$$

如果 ν 和 $U^{(k)}$ 均小于前一次迭代的 ν 和 $U^{(k)}$, 则输出所选择的 SU 序号, 终止迭代;

(e) 如果 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, $\nu_{\max} = \nu$; 否则, $\nu_{\min} = \nu$, 重复 Step 3.

5 仿真分析

本节采用能量检测器对性能进行仿真, 采样频率为 60 KHz, 为了模拟 SU 和 PU 间的异构特性, 随机产生信道空闲概率 $P_0^{(k)}$ 及传输速率 $\overline{R^{(k)}}$. 此外, 在一定范围内随机生成 K 个 PU 和 N 个 SU, 并假设其区域中心的坐标为 $[0, 0]$. 在无线场景中, 一般用泊松分布和均匀分布来模拟用户在区域内的分布情况, 接下来将分别对两种分布下的场景进行仿真. 如无特殊说明, 仿真中所用的参数均如下: $K = 5$, $\eta = 1.35$, $\overline{Q_d} = 0.9$, $\overline{Q_f} = 0.1$, $Es^{(k)} = 200$ nJ, $E_{\text{elec}} = 80$ nJ, $e_{\text{fs}} = 40.4$ pJ/m², $G_t^{(k)} = 1$ mW, $G_0^{(k)} = (15 : 5 : 25)$ mW, $T = 10$ ms, $T_s = 2.5$ ms, $T_r = 0.5$ ms, $\alpha = 2$, $\sigma_{\text{dB}} = 5.5$ dB.

所提出的 LEA 算法是根据用户位置等因素来选择, 而且用户的分布对性能有一定的影响. 如前一节所述, 如果所有 SU 对信道的检测概率 $P_{d,n}^{(k)}$ 均较小, 即所有 SU 参与感知该信道, 系统也可能无法达到 $\overline{Q_d}$. 因此, 本文假设不论在什么分布、范围下, 所有 SU 参与协作感知某信道, 其所得到的全局检测概率需达到期望值. 为了更好地理解不同用户位置分布下的分配算法, 本节对表 1 所示的几种情况进行仿真. 需要说明, 以下各图中横坐标中 SU 总数 N 从 50 每次增加 5 个, 是指在前一次随机生成的 SU 基础上再随机增加 5 个.

LEA 算法是利用 PU 功率及相对距离判断用户选择范围, 对应不同的 $G_0^{(k)}$, 其选择范围分别设置为 $(300 : 100 : 500)$ m, (后续将进一步讨论). 而后确定 $S^{(k)}$, 并在此集合中利用 KKT 优化方法选择满足条件的 SU, 使能量效用 EE 最大化. 随后, 将未限定选择范围的分配算法 (LEA without range, LEAWR) 与 LEA 算法仿真比较, 分析限定用户选择范围对性能的影响, LEAWR 算法即是在所有 SU 集合内, 利用上一节的迭代优化算法选择满足条件的 SU, 它相较于 LEA 算法, 只是没有限定选择范围. 此外, 为了验证所提算法的优越性, 本节还选择了其他两种算法^[3,9]进行仿真比较.

(1) 最小化参与用户数目 (minimum sensing number, MSN), 参与感知的 SU 数目越多, 消耗的能量越大, 文献 [3] 将能量效率优化问题定义为最小化参与感知的 SU 数. 因此, 在此算法中, 根据 SU 的 $P_{d,n}^{(k)}$ 大小来选择, 优先选择 $P_{d,n}^{(k)}$ 大的 SU 直到满足 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, 这样参与的 SU 数目最少.

(2) 启发式算法常用于进行比较, 每一次迭代都选择使目标函数增长值最大的分配组. 例如文献 [9] 中提出的启发式搜索 (centralized algorithm, CA), 其目标函数是能量效用, 且信噪比与用户间距离有关, 本节仿真中假设其为 $\gamma_n^{(k)} = G_0^{(k)} / (d_n^{(k)})^2 \sigma_0^2$. 其多用户调度问题与本文类似, 但只考虑了感知能耗. 而大多相关文献中未涉及用户相对位置, 并不适合在本文的实际场景中仿真, 因此本节选择文献 [9] 的启发式算法进行仿真比较.

5.1 不同参数设置的分配感知算法对比

图 2 是 Case 1 场景下系统期望值 $\overline{Q_d} = 0.9$ 和 $\overline{Q_f} = 0.1$ 时, 各算法在不同用户数下的能量消耗与

表 1 不同用户位置分布场景

Table 1 Different location distribution scenarios

Same range and distribution	Case 1	1200 m×1200 m, Uniform distribution, $N = 50 : 5 : 100$
Different number		
Same range and number	Case 2	1000 m×1000 m, Poisson distribution, $N = 100$
Different distribution	Case 3	1000 m×1000 m, Uniform distribution, $N = 100$
Same distribution and number	Case 3	1000 m×1000 m, Uniform distribution, $N = 100$
Different range	Case 4	9000 m×9000 m, Uniform distribution, $N = 100$
The scenario with a few users	Case 5	100 m×100 m, Uniform distribution
$N = 15, K = 2$

图 2 Case 1 场景下不同算法的能耗与 EE 对比 ($\overline{Q_d} = 0.9, \overline{Q_f} = 0.1$)

Figure 2 Energy consumed and EE comparison of different algorithms in Case 1 scenario ($\overline{Q_d} = 0.9, \overline{Q_f} = 0.1$). (a) Comparison of energy consumed; (b) comparison of EE

EE 性能比较, 可以看出, MSN, CA, LEAWR 这几种算法相较于 LEA 算法消耗的能量更多, 系统能量效用更低, 验证了提出算法的有效性.

虽然利用 MSN 算法使参与的 SU 数目最少, 网络选择了 $P_{d,n}^{(k)}$ 大的 SU, 但可能此 SU 到 FC 的距离较大, 增大了能量消耗. 表 2 整理了 Case 1 场景中, 不同的检测性能约束条件下, 利用 LEA 算法, 各 PU 信道 (表中 PU index) 选择的感知 SU 数目及对应序号, 即表中 SU no.(index). 在表 2 的分配结果中, N 从 50 增加到 70 时, PU_1 分配的 SU 个数从 1 个增加到 2 个, 虽然分配的个数增加, 但消耗的能量却降低, 进一步说明能量有效性分配算法只关注 SU 的参与数目是不够准确的. 其次, 虽然 CA 不止考虑 $P_{d,n}^{(k)}$ 这一因素, 但其初始分配给各信道的 SU 会影响随后的选择, 不如 LEA 算法准确. 而且文献 [9] 中每个 SU 最多只能感知一个 PU, 不允许重叠感知, 如表 2 中 $N = 70$ 时, LEA 算法下 SU_{64} 可以同时感知 PU_4 和 PU_5 , 使得总体性能更好, 总能耗更少. 而文献 [9] 中 SU_{64} 只能感知 PU_4 , 这可能并不是最优解, 从而一定程度上增加了能耗. 由此说明相较于非重叠感知, 重叠感知在一定程度上能获得更高的 EE. 此外, 由于 LEA 和 LEAWR 算法联合考虑距离与检测概率, 因此会优于 MSN 和 CA. 但 LEAWR 算法没有限定选择范围, 可能到 FC 距离很近、 $P_{d,n}^{(k)}$ 较小的 SU 被优先选择, 此时网络可能需要选择多个 SU 才能满足系统性能 $Q_d^{(k)} \geq \overline{Q_d}$, 从而增加了能耗.

图 3 Case 1 场景下不同算法的能耗与 EE 对比 ($\overline{Q_d} = 0.95$, $\overline{Q_f} = 0.05$)

Figure 3 Energy consumed and EE comparison of different algorithms in Case 1 scenario ($\overline{Q_d} = 0.95$, $\overline{Q_f} = 0.05$). (a) Comparison of energy consumed; (b) comparison of EE

表 2 不同期望值下的分配结果

Table 2 The allocation results under different parameters

Exception-SU no.(index)-PU index	N	PU ₁	PU ₂	PU ₃	PU ₄	PU ₅
$\overline{Q_d} = 0.9$, $\overline{Q_f} = 0.1$	$N = 50$	1(31)	1(46)	1(9)	2(26,27)	2(42,20)
	$N = 70$	2(39,67)	1(46)	1(9)	2(64,26)	2(42,20)
	$N = 100$	2(39,67)	1(46)	1(9)	2(64,26)	1(77)
$\overline{Q_d} = 0.95$, $\overline{Q_f} = 0.05$	$N = 50$	1(31)	1(15)	1(9)	2(26,29)	3(42,20,23)
	$N = 70$	2(39,67)	1(15)	1(9)	2(64,26)	3(42,20,23)
	$N = 100$	2(39,67)	1(15)	1(9)	2(64,26)	1(77)

图 3 是同一场景, $\overline{Q_d} = 0.95$, $\overline{Q_f} = 0.05$ 的系统条件下总能耗和 EE 随总用户数的变化. 更大的 $\overline{Q_d}$ 、更小的 $\overline{Q_f}$ 分别表示 SU 的通信对 PU 活动的干扰要更小, 接入频谱的机会要更高. 此时, 由于 LEAWR 算法在全范围内选择的 SU 均在 LEA 算法的限定检测范围内, 选择分配的 SU 相同, 因此 LEA 算法和 LEAWR 算法的 EE 性能相同. 相较图 2, 由于性能要求更高, 系统的整体能耗略微增加, EE 略微减小.

由式 (18) 可知, $\overline{Q_f} = 0.05$ 表示能参与的 SU 数目 $N_{\max}$ 变小, 而 $\overline{Q_d} = 0.95$ 表示系统有更高的要求. 这样需要更多的 SU 参与以达到期望值, 因此可能消耗更多的能量. 如表中 PU₅ 在 $N = 50$ 和 70 时, SU 数目随着约束条件的提升而增加 (从 2 个增加到 3 个), 从而能耗增大. 此外, 为使 $Q_d^{(k)}$ 达到 0.95, 可能会选择 $P_{d,n}^{(k)}$ 更大而到 FC 距离更远的 SU, 如表中 PU₂ 在 $\overline{Q_d} = 0.9$ 情况下, 只需要选择 46 号 SU 使得 $Q_d^{(2)} = 0.9261 > 0.9$, 消耗 12.02 μJ 左右的能量; 而在 $\overline{Q_f} = 0.05$ 情况下, 需要选择 15 号 SU 使得 $Q_d^{(2)} = 0.9878 > 0.95$, 消耗 14.59 μJ 左右的能量. 因此, 同一场景设置下, 检测概率期望值的增加或虚警概率的减少可以使总能耗增大, 以及 EE 略微减小. 此外, 当总 SU 数目增加, 用户密度增大, 用户相互间的距离可能会变小, 可以选择更好的 SU, 因此可能会消耗更少的总能量, EE 也会有一定幅度的提高, 如图 2 和 3 所示.

5.2 不同分布的分配感知算法对比

图 4 中两图分别是泊松分布 (Case 2) 及均匀分布 (Case 3) 场景下的总能耗随用户数的变化图.

图 4 不同用户分布下能耗对比

Figure 4 Comparison of energy consumed in different distributions. (a) Case 2; (b) Case 3

可以看出, 相较均匀分布场景下所消耗的总能量, 泊松分布场景下所消耗的总能量更少. 因为在泊松分布中, SU 间相互很接近的可能性较大, 且更集中于中心, 系统可以选择条件更好的 SU. 而相较于图 2 中 Case 1 场景, 由于 Case 3 的用户范围变小, 用户密度变大, 故总能耗减少, EE 也会相应有所提高.

为了更好地理解提出的分配感知算法, 图 5 描绘了 Case 2 和 Case 3 场景下随机生成 N 个 SU 的实际场景及其分配结果, 如 “PU₁-SUs” 表示检测信道 PU₁ 的 SU. 此处取 N 为 50, 70, 100 这几个值的分配结果, 第一行的 3 个图描绘的是 Case 2 场景, 第二行描绘的是 Case 3 场景. 其他相关研究中, 一般只确定参与感知的 SU 数目或是告知哪些信噪比值, 而本算法的分配结果更为形象, 更适合真实场景. 它不单确定了 SU 的数目或是信噪比值, 还会准确告知场景中哪些 SU 检测哪些信道, 并在图中描绘出相应的位置, 而且一个 SU 能感知多个 PU, 一个 PU 也能被多个 SU 感知, 如泊松分布 $N = 70$ 中, 方框里的 SU 即感知 PU₁, 也感知 PU₄.

其次, 均匀分布下, N 为 50, 70 时, 参与感知 PU₂ 信道的 SU 数目分别为 2 和 1, 这说明了 N 值增加, 用户密度增大, 网络可以选择能量效用性能更佳的 SU 组. 总而言之, 本文分配 PUs-SUs 感知组并不是选择离 PU 最近或是离 FC 最近的 SU, 而需要综合考虑, 正如均匀分布下, PU₅ 在 $N = 70$ 选择 38 号 SU, 在 $N = 100$ 选择 93 号 SU.

以上仿真表明如果网络环境较好, 大部分 SU 接收的信号强度均较大时, 或是 LEAWR 算法选择的 SU 均在 LEA 算法限定选择范围内时, LEA 和 LEAWR 算法的性能基本相同. 但不论是怎样的约束条件、用户位置分布, 由于 LEA 算法限定了选择范围, 搜索复杂度降低, 收敛时间更短, 能够更快地搜索到次优解. 因此, 相较于其他算法而言, LEA 算法在执行协作用户分配过程的时长可设置的较短, 对于多用户对多信道分配算法的实现具有节能意义.

图5 不同分布下, 随机生成 N 个 SU 的实际场景及其分配结果

Figure 5 The actual scenarios and assignment results in different distributions

5.3 不同范围的分配感知算法对比

当 $\gamma_n^{(k)} = G_n^{(k)} / \sigma_0^2$ 时, 本小节将文献 [17] 中的检测、虚警概率表达式 (如式 (5) 和 (6) 所示), 与文献 [12] 中的概率表达式 (如式 (3) 和 (4) 所示) 进行仿真比较, 以此验证本文引用的表达式对于大范围 PU 信号检测性能的影响. 如图 6 所示, 给出了 Case 4 场景下, 引用不同表达式所得的系统检测概率随期望虚警概率的变化曲线. 其中设置参考距离下的接收功率 $G_0^{(k)} = 1.6$ W, 其相当于大范围 PU 信号. 可以看出, 两曲线大致重合. 仿真结果说明利用 RSS 对大范围 PU 信号进行本地感知判决是有效可行的.

图 7 为 Case 4 场景下的不同分配算法的 EE 随用户数的变化曲线图, Case 4 是在范围 $9000 \text{ m} \times 9000 \text{ m}$ 内随机生成 5 个 PU 和 100 个 SU, 其用户密度约为 $1.24/\text{km}^2$, 类似于城郊地区的典型低节点密度 ($1.25/\text{km}^2$). 此范围下 $G_0^{(k)}$ 也设置为 1.6 W, 说明 LEA 算法同样适用于大范围 PU 信号. 如果设置的 PU 信号功率较小 (即小范围信号), 则其传输范围较小, 远距离的 SU 接收的信号强度较弱, 导致大部分 SU 无法检测到 PU 信号. 因此, 系统可能无法搜索到满足检测概率约束的结果. 其次, 比较图 2, 4 及 7, 可发现用户的分布范围对分配算法有一定的影响.

5.4 LEA 算法的性能分析

本文关注其他相关文献极少涉及的小范围 PU 信号、用户位置异构等实际情况, 利用用户拓扑信息而提出了次优的 LEA 迭代算法来逼近理论最优解. 从 5.1 至 5.3 小节的仿真分析中可以看出, 所提

图 6 不同表达式对性能的影响

Figure 6 Influences of different expressions on performance

图 7 Case 4 场景下不同算法的 EE 对比

Figure 7 The EE comparison of different algorithms in Case 4 scenario

的算法由于联合考虑了用户距离和检测概率对能量效用的影响, 因此获得更高的能量效用, 而且能够以较快的速度解决最优感知用户分配的问题. 前几节在不同场景下对不同的算法进行了仿真分析, 而本小节将对 LEA 算法本身的精度及复杂度进行分析.

首先, 将 LEA 算法求得的次优解, 与穷举搜索算法 (exhaustive) 求得的最优解进行仿真比较, 从而分析 LEA 算法的精度. 由于穷举搜索的计算复杂度极高, 而且此处是探讨 LEA 算法的精度, 场景中具体的用户个数并不重要. 因此, 本文针对具有少数用户的场景进行分析, (如 $N = 15$, $K = 2$), 以节省运行内存、加快搜索速度. 而后本文对该场景进行了大量的仿真, 其中大部分情况下, LEA 算法均可获得与穷举搜索相同的性能, 虽然在某些情况下, 利用 LEA 算法获得的总能耗较最优算法的总能耗略高, 能量效用较最优结果的能量效用略低, 但两者的性能很接近. 图 8 (a) 和 (c) 给出了一种 Case 5 场景下的仿真结果.

接下来, 对优化算法的复杂度进行分析. LEA 算法主要是由外部的迭代算法和内部的排序选择两部分组成. 其中在内部的排序选择过程中, 主要的时间消耗是 $\deg(n)$ 排序, 则内部排序选择过程的时间复杂度为 $o(S_k \log S_k)$, 其中 S_k 为集合 $S^{(k)}$ 的个数, 其远小于 $o(N \log N)$. 而外部迭代过程的时间复杂度最大为 $o(\log_2((\nu_{\max} - \nu_{\min})/\epsilon))$, 则总的复杂度为 $o(\sum_{k=1}^K S_k \log S_k \times \log_2((\nu_{\max} - \nu_{\min})/\epsilon))$. LEA 算法为达到最佳的 ν 而进行迭代更新, 并记录了每一次迭代过程消耗的总能量. 图 8(b) 和 (d) 给出 Case 5 在 $N = 15$ 时, LEA 优化算法的性能随迭代次数的变化曲线, 以此分析该算法的收敛性. 仿真中 $\nu_{\max}$ 取 10, 则从上述复杂度的分析可知迭代次数最大为 $\log_2((10 - 0)/10^{-6}) \approx 24$, 表示最多经过 24 次迭代后, 算法终止. 其理论分析与仿真结果相同, 说明了分析的合理性. 而在第 18 次迭代时, 总能耗已固定, 算法已收敛, 且最后收敛的值与图 8(a) 与 (c) 中 LEA 算法在 $N = 15$ 获得的值相同. 可以看出, 在一定范围内 $\nu_{\max}$ 取不同的初值对迭代算法性能的影响不大, 故该算法具有一定的稳定性.

综上所述, LEA 算法收敛速度快、复杂度较低. 而且通过观察仿真过程中各算法的运行时间, 也可知相较于 LEAWR, Exhaustive 等算法, 该算法的运行时间更少, 能较快地搜索到满足条件的感知用户组. 前文已表明所提的算法可以有效地提高网络的能量使用效率, 而且本文算法得到的能量效用性

图 8 LEA 算法的收敛性分析

Figure 8 The convergence analysis of the LEA algorithm. (a) Comparison of energy consumed; (b) convergence of energy consumed; (c) comparison of EE; (d) convergence of EE

能与穷举搜索得到的最优性能很接近, 但复杂度却大为降低.

6 结论

未来无线通信的设计概念已经更多地关注于能量有效性, 尤其对于多用户协作感知多信道的用户分配, 需要快速有效地分配感知的用户组以权衡系统的检测性能、能量消耗及频谱接入机会. 首先, 本文针对用户异构的微型用户认知网络, 考虑微型用户的特性, 结合用户拓扑信息, 构建了能量效用的优化问题. 其次, 提出具有位置感知的能量有效性分配算法, 并利用 KKT 优化方法选择在用户选择范围内满足条件的 PUs-SUs 组. 最后, 通过对不同用户位置分布的场景进行仿真, 并给出相应的分配结果, 从而验证了提出的算法能够在快速分配最优感知用户组的同时, 获得比其他算法更高的能量效用, 有效地提高了网络的能量效率. 而且结果表明, 所提出的算法能够以较低的复杂度获得接近最优算法的性能.

参考文献

- 1 Lopez-benitez M, Casadevall F. Signal uncertainty in spectrum sensing for cognitive radio. *IEEE Trans Commun*, 2013, 61: 1231-1241
- 2 Wang S, Granelli F, Li Y, et al. Energy efficient cognitive radio networks. *IEEE Commun Mag*, 2014, 52: 12-13

- 3 Maleki S, Chepuri S P, Leus G. Energy and throughput efficient strategies for cooperative spectrum sensing in cognitive radios. In: Proceedings of IEEE 12th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, San Francisco, 2011. 71–75
- 4 Zhao B, Li O. Energy-efficient joint design of sensing-access strategy for opportunistic spectrum access. J Inform Eng Univ, 2014, 15: 580–586 [赵彪, 李鸥. 机会频谱接入中能量有效感知 — 接入策略联合设计. 信息工程大学学报, 2014, 15: 580–586]
- 5 Yang W, Guan D L, Lu D H, et al. Online energy-efficient node selection algorithm for cooperative sensing in cognitive radio networks. J Commun, 2012, 33: 103–110 [杨威, 管东林, 逯东辉, 等. 面向认知无线网络能量高效协作感知的在线节点选择算法. 通信学报, 2012, 33: 103–110]
- 6 Sun X X, Chen L, Tsang D H K. Energy-efficient cooperative sensing scheduling for heterogeneous channel access in cognitive radio. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WK-SHPS), Orlando, 2012. 145–150
- 7 Sun X X, Tsang D H K. Energy-efficient cooperative sensing scheduling for multi-band cognitive radio networks. IEEE Trans Wirel Commun, 2013, 12: 4943–4955
- 8 Hao X L, Man Hon Cheung, Wong V W S, et al. A coalition formation game for energy-efficient cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks with multiple channels. In: Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM), Houston, 2011. 1–6
- 9 Huang X, Feng X, Qiu H, et al. Energy-efficient cooperative sensing schedule for heterogenous users in cognitive radio networks. In: Proceedings of IEEE International Conference on Communications in China (ICCC), Beijing, 2012. 1–6
- 10 Zhao N, Pu F L, Xu X, et al. Optimisation of multi-channel cooperative sensing in cognitive radio networks. IET Commun, 2013, 7: 1177–1190
- 11 Eryigit S, Bayhan S, Tugcu T. Energy-efficient multichannel cooperative sensing scheduling with heterogeneous channel conditions for cognitive radio networks. IEEE Trans Veh Technol, 2013, 62: 2690–2699
- 12 Min A W, Zhang X Y, Shin K G. Detection of small-scale primary users in cognitive radio networks. IEEE J Sel Area Commun, 2011, 29: 349–361
- 13 Ding G R, Wang J L, Wu Q H, et al. Robust spectrum sensing with crowd sensors. IEEE Trans Commun, 2014, 62: 3129–3143
- 14 Celebi H, Guvenc I, Gezici S, et al. Cognitive-radio systems for spectrum, location, and environmental awareness. IEEE Antenn Propag Mag, 2010, 52: 41–61
- 15 Xue T, Shi Y, Dong X D. A framework for location-aware strategies in cognitive radio systems. IEEE Wirel Commun Lett, 2012, 1: 30–33
- 16 Draves R, Padhye J, Zill B. Routing in multi-radio, multi-hop wireless mesh networks. In: Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Philadelphia: ACM Press, 2004. 114–128
- 17 Liang Y C, Zeng Y H, Peh E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks. IEEE Trans Wirel Commun, 2008, 7: 1326–1337
- 18 Heinzelman W B, Chandrakasan A P, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. IEEE Trans Wirel Commun, 2002, 1: 660–670
- 19 Dinkelbach W. On nonlinear fractional programming. Manage Sci, 1967, 13: 492–498

Energy-efficient assignment algorithm with location-aware for wireless microsensor networks

XIE XianZhong, ZOU YanNan* & MA Bin

Institute of Personal Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

*E-mail: zouyannan_nini01@163.com

Abstract In the wireless microsensor networks with heterogeneous characteristics between users, the paper carries research on how to appropriately assign available secondary users (SUs) to sense some channels in order to achieve a good balance among energy consumption, sensing performance and spectrum opportunity. To begin with, considering the characteristics of microsenors, and using network topology information, the optimization problem with the objective of maximizing energy efficiency under performance constrains is formulated. Then, the closed-form solution is derived based on Karush-Kuhn-Tucker (KKT) condition, which can determine the priority of SUs, and the location-aware energy-efficient assignment (LEA) algorithm is proposed to approximate the optimal solution. Finally, by simulating different location distribution scenarios of users, the results show that the proposed algorithm can not only assign the optimal users group more quickly, but also obtain a higher energy efficiency than other algorithms. And the performance of the proposed algorithm is nearly the same as that of the optimal algorithm with exhaustive search, but with the greatly decreased complexity.

Keywords cooperative spectrum sensing, energy-efficient, location-aware, wireless microsensor networks, assignment algorithm

XIE XianZhong was born in 1966. He received his Ph.D. degree in Communication and Information Systems from Xidian University, Xi'an, in 2000. He is currently with the School of Computer Science and Technology at Chongqing University of Posts and Telecommunications, as a Professor and Director of the Institute of Broadband Access Technologies. His research interests include MIMO pre-coding and cognitive radio

networks.

ZOU YanNan received her B.S. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, in 2012. She is a postgraduate student of Chongqing University of Posts and Telecommunications, and will receive his M.S. degree in 2015. Her research interests include cognitive radio networks, cooperative communications and wireless communications.

MA Bin received the M.S. degree in Computer Software and Theory in 2007. He is currently an Associate Professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing. His recent work focuses on spectrum handover in cognitive radio networks and vertical handoff in heterogeneous wireless networks.