

认知无线电分簇子网频谱决策

赵 俊^{1,2} 廖名学¹ 何晓新¹ 郑昌文¹

(中国科学院软件研究所天基综合信息系统重点实验室 北京 100190)¹

(中国科学院大学 北京 100049)²

摘 要 树形认知无线电分簇子网采用多簇并行工作模式,其频谱决策涉及子网容量、吞吐量与子网稳定性 3 方面因素,计算复杂度高。针对多簇子网的频谱决策问题,建立了三层优先级决策模型,并提出一种启发式决策算法。该算法基于簇结构和簇生长度构造无重复的搜索空间,并以当前最优解更新的搜索步长为启发式条件,贪心搜索增长率更高的子网结构,引入子网容量下限、可用频谱及子网速率双门限,对解空间进行严格剪枝。仿真结果表明,在相应频谱空间和子网规模等约束条件下,该算法能够获得最优解且满足实时性需求。

关键词 认知无线电,频谱决策,树形网络,多目标优化,回溯算法

中图法分类号 TN92 文献标识码 A

Spectrum Decision Making in Clustering Cognitive Radio Subnet

ZHAO Jun^{1,2} LIAO Ming-xue¹ HE Xiao-xin¹ ZHENG Chang-wen¹

(Science and Technology on Integrated Information System Laboratory, Institute of Software,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)¹

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)²

Abstract Tree cognitive radio subnets employ multi-cluster parallel operation mode. Its spectrum decision involves subnet capacity, subnet throughput and subnet stability, leading to high compute complexity. To solve the spectrum decision making problem, a triple-layer priority decision model was established and a corresponding heuristic decision algorithm was proposed. The proposed algorithm creates a search space without generating duplicated nodes via cluster structure and cluster growth degree, greedily searching for subnet structure with higher growth rate on the heuristic condition that is the search steps of updating the optimal solution. The solution space is rigorously pruned at double thresholds, i. e., subnet capacity limit and the available spectrum and subnet transmission rate limit. Simulation results show that the proposed algorithm can obtain the optimal solution and meet real-time requirement under a specified subnet scale and spectrum space constraints.

Keywords Cognitive radio, Spectrum decision, Tree-based network, Multi-objective optimization, Backtracking algorithm

1 引言

现有的静态频谱分配政策不能有效利用频谱资源^[1],难以满足急剧增加的无线频谱资源需求。认知无线电(Cognitive Radio, CR)^[2,3]技术允许非授权用户(认知用户, Secondary User, SU)使用授权用户(Primary User, PU)当前未使用的频谱,从而提高了频谱利用率,弥补了静态频谱分配政策的不足。

认知无线电系统的基本思想是:通过感知发现未被使用的频谱空穴,并和其它 SU 协调获取最佳空闲信道,并在感知到 PU 活动时让出该信道。为了使 SU 从频谱感知的结果中选择最好的频谱,需要进行频谱决策^[4-6]。目前主流决策方法

有神经网络^[7]、博弈论^[8,9]、模糊逻辑^[10]、图着色论^[11,12]、粒子群算法^[13]等,然而由于系统模型及应用模型的约束,这些方法都不适用于多簇树形认知无线网络的决策问题。

树形认知无线网络的子网频谱决策问题已有相关研究。单簇子网的频谱决策问题可采用极大二分团搜索算法解决^[4];加权单簇子网的频谱决策问题可通过公共频谱搜索算法解决^[15]。本文研究多簇子网的频谱决策问题,相比于单簇子网,多簇子网能够允许更多的认知用户加入子网,但同时也具有更复杂的网络结构和决策复杂性,因此单簇子网的频谱决策方法不适用于多簇子网。针对多簇子网频谱决策问题,本文根据 QoS 需求提取出 3 个子网属性,建立相应的多目标优化模型。为了使认知无线电频谱决策系统能够实时做出最

到稿日期:2013-08-13 返修日期:2013-11-14

赵 俊(1989—),男,硕士生,主要研究方向为认知无线电频谱决策,E-mail:zjforit@163.com;廖名学(1976—),男,博士,助理研究员,主要研究方向为认知无线电;何晓新(1966—),女,硕士,研究员级高级工程师,主要研究方向为信息系统总体与集成;郑昌文(1969—),男,博士,研究员,主要研究方向为综合信息系统集成与仿真。

优决策,本文提出了子网拓扑搜索算法(Subnet Topology Search, STS)。仿真结果表明,STS 满足实时性需求。

2 系统与应用模型

2.1 多簇树形认知无线网络

本文研究多簇子网结构的树形认知无线网络。树形认知无线网络是一种主从式无线自组织网络,如图 1 所示。

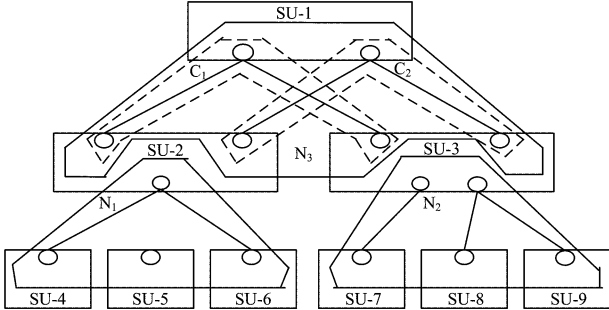


图 1 树形认知无线网络示意图

其中, N_1 、 N_2 及 N_3 是 3 个子网(实线框内);子网 N_3 中 SU-1(方框)是主站, SU-2 及 SU-3 是从站, SU-1 有 2 个收发信机(圆圈),收发信机是利用认知无线电技术通信及参与组网的基本单位;子网 N_3 是多簇子网, C_1 (虚线框内)和 C_2 是 N_3 中的两个簇, C_1 和 C_2 并行通信。

通过频谱感知及协同感知,可以获得从站与主站通信的可用频点和对应速率的集合,如定义 1 所示,且同一从站所有收发信机共享同一个频点速率对集合。

定义 1(从站的频点速率对集合) 第 i 个从站与主站通信的可用频点和对应速率的集合定义为:

$$FV_i = \{(f, v_f) | f \in FS\}$$

其中,集合 $FS = \{f_1, f_2, \dots, f_{|FS|}\}$ 为频谱空间, f 为频点, v_f 为相应频点对应的传输速率。

子网中簇的构成必须满足两个条件:某个从站或主站的一个收发信机最多只能从属一个簇;某个簇同时接纳来自同一从站或主站的收发信机数量最多不能超过 1。由此可知,从站最多加入 k 个不同的簇(k 为从站拥有的收发信机数)。定义簇的相关概念如下。

定义 2(簇拓扑) 设从站集合为 $SN = \{s_1, s_2, \dots, s_{|SN|}\}$,子网第 j 个簇拓扑定义为:

$$C_j = \{s | s \in SN\}$$

定义 3(簇频点速率对集合) 设 FV_i 中频点集合为 $F_i \subset FS$,第 j 个簇的频点速率对集合定义为公共频点集及相应的最低速率集:

$$CFV_j = \{(f, v) | f \in \bigcap_i F_i \wedge s_i \in C_j \wedge v = \min_i v_f\}$$

定义 4(簇最小速率) 第 j 个簇的最小速率定义为:

$$Cv_j = \min\{v | (f, v) \in CFV_j\}$$

子网的相关概念定义如下。

定义 5(子网拓扑) 子网拓扑定义为簇拓扑的集合:

$$S = \{C_1, C_2, \dots, C_{|S|}\}$$

定义 6(频点密集度) 频点密集度定义为:

$$F_c = \frac{\sum_{1 \leq i \leq |SN|} |FV_i|}{|SN| |FS|}$$

在树形认知无线网络的多簇子网模型中,当子网拓扑确定后,子网中每个收发信的可用频点就已确定,所以频谱决

策问题等同于最优子网拓扑搜索问题。当子网内任一簇的频点速率对集合内的所有频点均失效时,系统需要重新进行频谱感知及频谱决策以生成新的子网拓扑。

2.2 QoS 模型

在树形认知无线网络中,每个认知用户都需要执行确定的任务,因此,为了最大程度保证完成应用任务,组网决策应包含尽可能多的认知用户。同时,由于网络拓扑的更新和变化会引起业务通信任务的迁移并增加频谱感知开销,因此,决策中应保证网络拓扑具有最大可能的稳定性。在这两个决策要求下,尽量提高网络吞吐量,以满足更多通信业务的需求。

从以上需求中可以提取 3 个子网属性:子网容量、子网稳定性和子网速率,分别定义如下。

定义 7(子网容量 Sc)

$$Sc = \sum_{1 \leq i \leq |SN|} x_i \text{ where } x_i \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, |SN|$$

其中, $x_i = 1$ 表示从站 i 在子网中,反之表示不在子网中。

假设任一频点等概率由 PU 占用,那么 $|CFV_j|$ 越大,簇越稳定,则可用频点最少的簇衡量子网拓扑的稳定性。

定义 8(子网稳定度 S_s)

$$S_s = \min\{|CFV_j| | 1 \leq j \leq |S|\}$$

子网内所有簇的最小速率中的最小值称为子网速率。

定义 9(子网速率 S_v)

$$S_v = \min\{Cv_j | 1 \leq j \leq |S|\}$$

任何一个子网拓扑都可以用子网容量、稳定度和速率三元组代表,该三元组称为子网元组,如定义 10 所示。

定义 10(子网元组) 子网元组定义为:

$$Stuple = (Sc, S_v, S_s)$$

将这 3 个属性整合到一个目标函数中,便可将频谱决策问题转化为寻找最优子网拓扑的多目标优化问题。根据 QoS 需求,本文为每个属性赋一个优先级。优化目标描述如下:最大化 Sc , Sc 优先级高,为 S_s 设置两个阈值 F_1 和 F_2 ($F_1 < F_2$),当 $F_1 \leq S_s < F_2$ 时,最大化 S_s 和 S_v , S_s 优先级中, S_v 优先级低;当 $S_s \geq F_2$ 时,最大化 S_v 和 S_s , S_v 优先级中, S_s 优先级低。优先级较高的属性优先最大化。目标函数 $F(Stuple)$ 为:

$$F(Stuple) = Sc + g(S_s) \times (0.5 + 0.4 \times 0.9^{S_{v_{max}} - S_v} \times (1 - 0.1 \times (S_{s_{max}} - S_s) / S_{s_{max}})) + (1 - g(S_s)) \times 0.4 \times 0.9^{S_{s_{max}} - S_s} \times (1 - 0.1 \times (S_{v_{max}} - S_v) / S_{v_{max}}) \quad (1)$$

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x \geq F_2 \\ 0, & F_1 \leq x < F_2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $Stuple$ 是子网元组, $S_{v_{max}}$ 和 $S_{s_{max}}$ 分别是 S_v 和 S_s 的上限值, $g(x)$ 是式(2)所示的分段函数, F_1 是最低稳定度门限, F_2 是最佳稳定度门限。当 S_s 在 F_2 左右时,系统可以获得较好的性能, F_1 、 F_2 由应用需求及实际经验设定。

对于任意两个子网元组 $Stuple_a = (Sc_a, S_{v_a}, S_{s_a})$ 与 $Stuple_b = (Sc_b, S_{v_b}, S_{s_b})$,若 $F(Stuple_a) = F(Stuple_b)$,则子网元组 $Stuple_a$ 或 $Stuple_b$ 的子网拓扑均等价。 $F(Stuple)$ 越大,其子网拓扑越优,使 $F(Stuple)$ 取最大值的子网元组所代表的子网拓扑称为最优子网拓扑。因此频谱决策问题转化为最优子网拓扑搜索的优化问题,优化模型为:

$$\begin{aligned} & \max F(\text{Stuple}) \\ & \text{s. t.} \begin{cases} S_c \geq N \\ S_s \geq F_1 \\ \text{Stuple} \in T \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, N 是子网容量门限, T 是子网拓扑对应的子网元组的集合。

3 启发式频谱决策算法

本节提出解决优化问题(3)的子网拓扑搜索算法(Subnet Topology Search, STS), 并证明 STS 算法可以获得最优拓扑。

3.1 子网拓扑搜索算法

STS 算法流程及分层如图 2 所示, 第一层子算法筛选出满足频点数门限的簇拓扑, 第二层子算法找出 S_c 不小于指定值且 S_v 及 S_s 最大的子网拓扑, 第三层子算法找出 S_c 最大的子网拓扑。

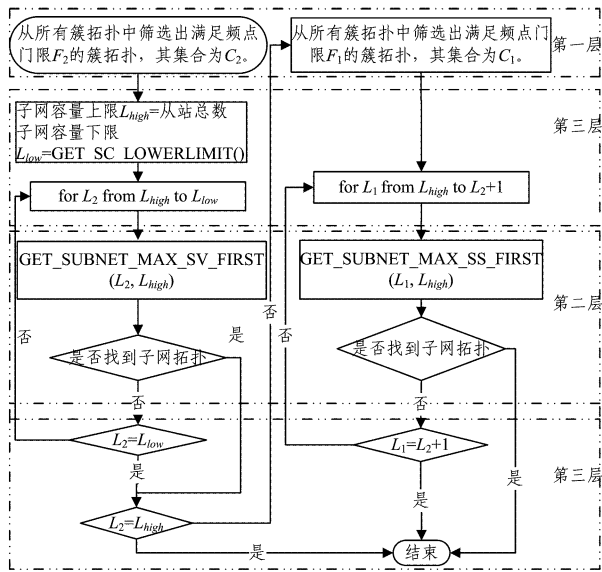


图 2 STS 算法流程图

a) 第一层子算法

不同子网拓扑会包含相同的簇拓扑。为避免相同簇拓扑重复生成, 第一层子算法筛选出满足频点数门限的全部簇拓扑, 相同的簇拓扑在后续子网拓扑生成过程中可以直接访问, 以显著减少簇拓扑生成开销。为了实现快速的簇拓扑访问, 同时考虑内存空间消耗, 本文采用 Trie 树作为存储簇拓扑的数据结构。

第一层子算法包括 3 个算法: 生成满足频点数门限的所有簇拓扑的算法 CREATE_CLUSTERS; 获得当前 Trie 树中生长度最大值的算法 GET_MAX_CL; 查找生长度为 l , C_v 和 $|CFV|$ 优于指定值 v , f 的所有簇拓扑的算法 GET_ALL_CLUSTERS, “优于”在这里是指 $F((l, C_v, |CFV|)) > F((l, v, f))$ 。簇的生长度是指该簇对当前子网容量的贡献, 定义如下。

定义 11(生长度) 簇 C 在子网 S 中的生长度为 $l(C)$ 。

$$l(C) = S_c(S') - S_c(S)$$

$$S' = \text{SU}\{C\}$$

图 3 所示的是 4 个从站的关于门限 F_1 的 Trie 树结构, 其中, 数字是从站编号。Trie 树的叶子节点表示其所在路径上的从站构成的簇。如图 3 中最左空叶子节点所示, 从站 1, 2, 3

因共有频点数不满足门限 F_1 , 所以不能组成簇。对 Trie 树任意节点而言, 其可能产生的簇的最大生长度是确定的, 例如以 3 号从站开始的簇, 其生长度至多只有 2。可以利用这个特性在遍历限定生长度的簇拓扑时进行剪枝。

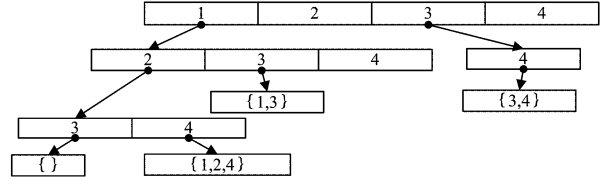


图 3 子网中只有 4 个从站的 Trie 树结构

b) 第二层子算法

由图 2 可知, STS 算法中存在两个类似的流程, 其分别基于门限 F_1 和 F_2 。本文针对 F_2 介绍第二层子算法。

第二层子算法采用回溯法获得 S_c 不小于指定值 L 且 S_v 和 S_s 最大的子网拓扑。图 4 所示的是最多包含 3 个簇的子网在第二层子算法中的解空间树。其中, a_i, b_j, c_k 依次为子网的第 1, 2, 3 个簇, S_i 表示遍历的各个子网拓扑。

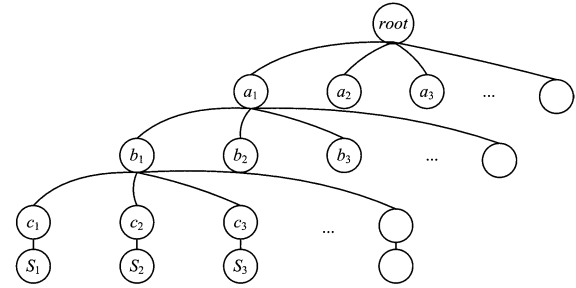


图 4 三簇子网在第二层子算法中的解空间树

第二层子算法

GET_SUBNET_MAX_SV_FIRST($L, \text{max_cl_allowed}$)

1. $\text{max_Sv} \leftarrow -1.0, \text{max_Ss} \leftarrow -1 / *$ 仅初次递归过程中执行 $*$
 2. if 当前子网还能加入新簇 and 当前子网容量还未达最大值
 3. for cl from $\min(\text{GET_MAX_CL}(), \text{max_cl_allowed})$ to 0
 4. if 当前子网容量小于 L return
 5. $cList = \text{GET_ALL_CLUSTERS}(cl, \text{MAX_Sv}, \text{max_Ss})$
 6. for 簇拓扑 t in $cList$
 7. if $Cv_t < \text{max_Sv}$ or $(Cv_t == \text{max_Sv}$ and $|CFV_t| < \text{max_Ss}$)
 8. continue
 9. if 包含 t 的所有子网拓扑已经被访问过 continue
 10. 将 t 加入当前子网拓扑
 11. GET_SUBNET_MAX_SV_FIRST(L, cl)
 12. if 距离上次更新最优子网拓扑的时刻 t_0 超过 T 秒
 13. 返回到当前子网第 1 个簇拓扑处, 从 $cList$ 中随机选 1 个未遍历的簇拓扑 x 与第 1 个簇拓扑在 $cList$ 中交换位置, 以 x 为当前子网的第 1 个簇拓扑继续生成子网拓扑。更新 t_0 , 该处理最多连续 3 次。
 14. else if 当前子网拓扑优于目前最优子网拓扑
 15. $L =$ 当前子网的 S_c
 16. $\text{max_Sv} =$ 当前子网的 S_v
 17. $\text{max_Ss} =$ 当前子网的 S_s
 18. 更新最优子网拓扑为当前子网拓扑, 更新 t_0
 19. 返回到当前子网第 i 个簇处, 从 $cList$ 中选取下一个簇 x 作为当前子网的第 i 簇继续生成子网拓扑。若按簇拓扑加入顺序, Cv 与 max_Sv 相等的第一个簇是子网第 j 个簇, $|CFV|$ 与 max_Ss 相等的第一个簇是子网第 k 个簇, 则 $i = \max(j, k)$ 。
- 如算法第 3 行所示, 为避免生成重复的子网拓扑, 规定同

一个子网拓扑中后加入的簇的生长度不能大于之前加入的簇的生长度,其称为 LLEF 策略(Latter Less than or Equal to Former, LLEF)。

在生成子网拓扑时,优先选择生长度大的簇拓扑。这种贪心方法便于根据指定子网容量 L 来剪枝(第 4 行)。例如:假设 L 是 15,当前子网还可加入 2 个簇,当前子网容量为 10,目前限定簇的生长度不大于 2,则当前子网容量最多只能达到 14,不满足指定子网容量要求,因此可以放弃当前子网的生成。

考虑下面一种情况:假设以簇 a_1 作为第 1 个簇的子网拓扑已经全部遍历。现遍历到子网拓扑 S, a_1 是 S 的第 2 个簇,那么子网拓扑 S 一定被访问过了,可以放弃继续生成 S ,加快搜索(第 9 行)。因为按照遍历规则, S 是后遍历到的,所以 S 的第 1 个簇 a_2 的生长度不大于 a_1 的生长度,又因为策略 LLEF, a_2 生长度不小于 a_1 的生长度,所以 a_2 的生长度等于 a_1 的生长度。因此,以 a_1 为第 1 个簇的子网中必存在与 S 等价的拓扑。

第 13 行利用启发式条件重新选择搜索路径。当前最优解更新的搜索步长用单位搜索时间 T 来衡量,若当前最优解更新的搜索步长大于 T ,应重新选择一条新的搜索路径。例如图 4 中,当前搜索以 a_2 为根的子树,若该子树非常庞大,但是却不包含更优的子网拓扑,那么当前最优解更新的搜索步长将大于 T ,因此称该子树的搜索区域为不理想搜索区域。当处于不理想搜索区域时,通过随机选择新的搜索路径,将不理想搜索区域的搜索延迟。经过该处理后,也许仍会处于不理想搜索区域,可以反复采用该方法,但是在某些情况下连续使用该方法会导致死循环,因此限制最多连续 3 次。由于避开了不理想搜索区域,最优拓扑能够快速迭代,原先被延迟搜索的不理想搜索区域的规模也会由于当前最优拓扑较高的 S_v 及 S_s 门限而缩小。

第 19 行是可用频谱及子网速率剪枝,例如在图 4 所示的解空间树中,假设目前最优的子网拓扑是 S_1 ,按簇拓扑加入子网的顺序, C_v 与 max_S_v 相等的第一个簇是 a_1 , $|CFV|$ 与 max_S_s 相等的第一个簇是 b_1 。由定义 8、定义 9 可知,以 b_1 为根的子树的叶子节点对应的所有子网拓扑的 S_v 不大于 max_S_v , S_s 不大于 max_S_s ,即这些拓扑均不比 S_1 更优,所以可以剪去以 b_1 为根的子树。

通过以上对 LLEF 策略、剪枝方法、打乱搜索顺序的描述可知,第二层子算法没有剪去最优子网拓扑。

c) 第三层子算法

提高第三层子算法性能的关键是提高第三层子算法中子网容量的下限值 L_{low} 。对此,本文提出了一个贪心算法来获得子网容量的下限,该算法描述如下:

GET_SC_LOWERLIMIT()

1. 调用基于门限 F_1 的第一层子算法,获取满足 F_1 的所有簇拓扑集合
2. c =子网中簇的总个数, $L_{greedy}=0, N$ =子网容量门限
3. for i from 1 to c
4. $L_{greedy} += GET_MAX_CL()$
5. 子网容量下限值 $L_{low} = \max(L_{greedy}, N)$
6. return L_{low}

3.2 最优子网拓扑证明

STS 算法得到的子网拓扑是最优子网拓扑。

证明:假设存在最优子网拓扑 A ,其子网元组可以使式(1)的目标函数获得最大值 x ,假设 $S_s(A)$ 不小于 F_2 。在 STS

算法的第一层子算法中,排除了部分不满足门限 F_2 的簇拓扑,留下的簇拓扑组成集合 C_{set} , C_{set} 中簇拓扑的所有组合构成满足门限 F_2 的所有子网拓扑集合 S_{set} ,最优拓扑 A 必属于 S_{set} 。因为存在最优子网拓扑 A 且第二层算法没有剪去最优子网拓扑,所以用 $S_c(A)$ 作为指定子网容量调用第二层子算法时,一定可以从 S_{set} 中选择一个使得式(1)的目标函数获得最大值 x 的子网拓扑,即 STS 算法生成的子网拓扑是最优子网拓扑。 $S_s(A)$ 小于 F_2 的情况同理可证。证毕。

4 算法分析与仿真

实际频谱决策系统中,频谱空间大小在 450 左右, SU 的收发信机最多 6 台,从站最多 15 个。本文在大小为 500 的频谱空间上对 STS 算法及穷举算法进行了仿真实验,实验运行在内存为 2GB 的 Core-i3(2.1 GHz) 系统上。

本文优化问题的解空间规模与从站个数、从站拥有的收发信机数及子网簇个数有关,形式化为 $\prod_{i=1}^{|SN|} \left(\sum_{j=0}^{p_i} \binom{cn}{j} \right)$, 其中,

p_i 是从站 i 拥有的收发信机个数, cn 是子网中簇个数的最大值。在 500 频谱空间、3 个簇、6 个从站、每个从站 3 个收发信机的规模下,运行穷举算法 50 次,其平均在 6 秒左右搜索到最优解,在相同参数下 STS 算法可以获得与穷举算法最优解对应目标函数值一样的解,从而验证了 STS 算法得到的解是最优解;而在 500 频谱空间、6 个簇、15 个从站、每个从站 3 个收发信机的规模下,穷举算法得到最优解需要 5 天以上。

为定量地研究 STS 算法的时间性能,本文按不同从站数量(1~15)、频点密集度(0.2, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8),在表 2 中的仿真参数上分别运行 STS 算法 50 次,任一次运行的任一个从站的频点速率对集合都由等概率随机函数生成。STS 算法在不同频点密集度下的平均性能如图 5 所示,且仿真结果中最长搜索时间为 0.37 秒。

表 2 仿真参数

从站收发信机数	最大簇个数	F_1	F_2	N	频谱空间大小
3	6	4	8	1	500

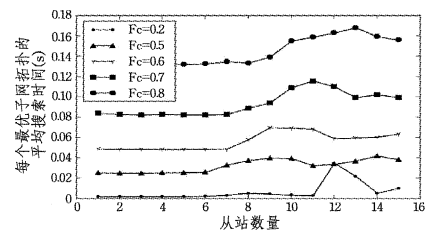


图 5 STS 算法在不同从站数下的时间性能

STS 的第二层子算法中启发式方法对 STS 整体时间性能的提升结果如图 6 所示。采用表 2 的仿真参数,在各种参数条件下各仿真运行 50 次,频点密集度 $F_c=0.7$ 。

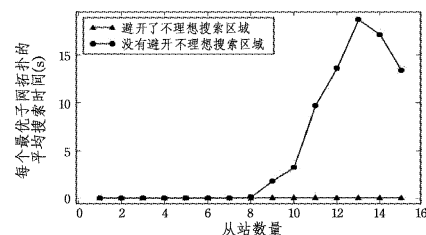


图 6 避开不理想搜索区域对 STS 整体性能的影响

代式分割与合并奇异值分解最小平方估计法的实验结果显示,利用 GPU 可有效地改善 IDMSVD-LSE 的运行时间,虽然对于较小的数据集,使用 GPU 没有办法得到改善,但执行的时间与单机执行的时间是相近的。

参考文献

[1] Montgomery D C, Peck E A, Vining G G. Introduction to linear regression analysis(4th ed)[M]. Hoboken, N. J., USA: Wiley-Interscience, 2006: 68-113

[2] Myers R H, Montgomery D C, Vining G G, et al. Generalized linear models; with applications in engineering and the sciences (2nd ed)[M]. Hoboken, N. J., USA: Wiley-Interscience, 2010: 217-339

[3] Lee S-J, Ouyang C-S. A neuro-fuzzy system modeling with self-constructing rule generation and hybrid SVD-based learning [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(3): 341-363

[4] Foster L V. Solving rank-deficient and ill-posed problems using UTV and QR factorizations [J]. SIAM Journal on Matrix Ana-

lysis and Applications, 2003, 26(2): 682-600

[5] Moler C B. Numerical computing with matlab[M]. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial Mathematics, 2004: 71-165

[6] Hari V. Accelerating the SVD block-jacobi method [J]. Computing, 2006, 76(1): 27-63

[7] Yamamoto Y, Fukaya T, Uneyama T, et al. Accelerating the singular value decomposition of rectangular matrices with the CSX600 and the integrable SVD[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 46(7): 340-346

[8] Kondaa T, Nakamura Y. A new algorithm for singular value decomposition and its parallelization [J]. Parallel Computing, 2009, 36(6): 331-344

[9] Bečka M, Okša G, Vajtersić M, et al. On iterative QR pre-processing in the parallel block-jacobi SVD algorithm[J]. Parallel Computing, 2009, 36(6): 297-307

[10] Ltaief H, Kurzak J, Dongarra J. Parallel two-sided matrix reduction to band bidiagonal form on multicore architectures [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2010, 21(4): 417-423

(上接第 30 页)

为评估频谱空间大小对 STS 算法时间性能的影响, 本文将不同频谱空间大小、不同频点密集度在表 2 中的仿真参数(频谱空间大小除外, 另外从站数为 15)下分别运行 50 次, 得到 STS 的平均性能, 如图 7 所示。

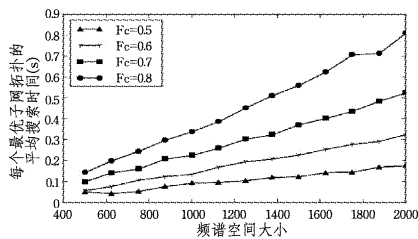


图 7 STS 算法在不同频谱空间大小下的时间性能

结束语 本文描述了树形认知无线网络多簇子网模型; 针对其频谱决策问题, 根据 QoS 需求建立了基于优先级的多目标优化模型; 提出了可以实时获得最优子网拓扑的 STS 算法。STS 算法根据 LLEF 策略及标记已访问的子网第 1 个簇拓扑构造不重复的搜索空间, 以当前最优解更新的搜索步长为启发式条件, 贪心搜索增长率更高的子网拓扑。引入动态门限筛选簇拓扑, 从而排除在最优子网拓扑中不存在的簇拓扑。在仿真实验中, 对算法的时间性能作了全面的分析, 实验结果表明 STS 算法最坏情况下在 0.37 秒内生成最优子网拓扑, 满足实时性需求, 其在较大频谱空间下时间性能表现依然良好。

参考文献

[1] European Radio communications Committee (ERC). European table of frequency allocations and utilizations frequency range 9kHz to 275GHz[R]. ERC Report 25, January 2002

[2] Natasha D, Mai Vu, Vahid T. Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(6): 12-23

[3] Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C, et al. A survey on spectrum management in cognitive radio networks [J]. Communications Magazine, IEEE, 2008, 46(4): 40-48

[4] Talat S T, Wang L C. Load-Balancing Spectrum Decision for

Cognitive Radio Networks with Unequal-Width Channels[C]// Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2012 IEEE. IEEE, 2012: 1-5

[5] Liao M X, He X X, Jiang X H. Optimal Algorithm for Cognitive Spectrum Decision Making [C]//COCORA 2012, The Second International Conference on Advances in Cognitive Radio, 2012: 50-56

[6] 杨云, 章国安, 邱恭安. 认知无线 Mesh 网络中基于概率的贪婪频谱决策技术研究[J]. 计算机科学, 2012, 39(B06): 163-165

[7] Tsagkaris K, Katidiotis A, Demestichas P. Neural network-based learning schemes for cognitive radio systems[J]. Computer Communications, 2008, 31(14): 3394-3404

[8] 张北伟, 胡琨元, 朱云龙. 基于博弈论的认知无线电频谱分配[J]. 计算机应用, 2012, 32(9): 2408-2411

[9] Chung S T, Kim S J, Lee J, et al. A game-theoretic approach to power allocation in frequency-selective Gaussian interference channels[C]//Proc. IEEE International Symposium on Inform. Theory. Pacifico, 2003

[10] Zhang W. Handover decision using fuzzy MADM in heterogeneous networks[C]//Wireless Communications and Networking Conference, WCNC 2004 IEEE. IEEE, 2004, 2: 653-658

[11] 瞿越, 鲜永菊, 徐昌彪. 基于用户需求的图着色论频谱分配算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(3): 602-605

[12] 吴非, 陈劼, 廖楚林, 等. 认知无线网络中基于需求的多小区频谱分配算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(1): 14-16

[13] 张北伟, 朱云龙, 胡琨元. 基于粒子群算法的认知无线电频谱分配算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3184-3186

[14] Fan Zhong-ji, Liao Ming-xue, He Xiao-xin, et al. Efficient Algorithm for Extreme Maximal Biclique Mining in Cognitive Frequency Decision Making[C]//2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN). IEEE, 2011: 25-30

[15] Ji Pan-pan, Liao Ming-xue, He Xiao-xin, et al. Extreme Maximal Weighted Frequent Itemset Mining for Cognitive Frequency Decision Making[C]//2011 International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). IEEE, 2011, 1: 267-271