

基于局部拓扑控制的认知网络路由方法

刘舒祺^{1,2}, 汪一鸣¹, 崔翠梅¹

(1. 苏州大学电子信息学院, 江苏 苏州 215021; 2. 江苏理工学院电气信息工程学院, 江苏 常州 213000)

摘要: 针对认知网络研究一种融合主、次用户多因素优化的局部拓扑控制和路由方法。该方法综合考虑主用户频谱使用情况以及次用户对主用户干扰影响, 预测认知链路的稳定性, 结合链路功耗, 定义一种联合链路代价, 提出链路代价最小的局部认知拓扑控制路由 (LCTCR) 算法, 优化网络拓扑, 并在优化后的拓扑上进行网络路由的选择。算法分析和仿真实验证明, 在进行认知网络路径选择时, 链路功耗和链路稳定性均为重要参数, 需联合优化以保证选择更优的实际路由。

关键词: 认知网络; 拓扑控制; 路由; 链路稳定性; 链路功耗

中图分类号: TP393

文献标识码: A

Routing approach based on local topology control in cognitive radio networks

LIU Shu-qi^{1,2}, WANG Yi-ming¹, CUI Cui-mei¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Soochow University, Suzhou 215021, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213000, China)

Abstract: An approach of topology control and routing was proposed according to the characteristics of cognitive radio networks, which considered multi factors optimization with fusion of primary users and secondary users. And the approach took the spectrum utilization of primary users, the interference from secondary users to primary users into account. Then a joint link cost was defined combining the predicted cognitive link stability with the link power consumption. Furthermore, the local cognitive topology control routing(LCTCR) algorithm with minimizing the link cost was presented, which was used to optimize the network topology. Meanwhile, the network path was selected according to the optimized network topology. Theoretical analysis and simulation experiments show that the link power consumption and the link stability are also important parameters and need to be jointly optimized when selecting the network path. Only by doing so can it guarantee that the selected path is optimal.

Key words: cognitive radio network, topology control, routing, link stability, link power consumption

1 引言

认知无线电技术是提高频谱使用效率的一种有效方法^[1,2], 在不影响主用户(PU, primary user)正常通信的情况下, 允许次用户(SU, secondary user)使用 PU 的授权频谱。认知无线电走向应用有赖于一些关键技术的解决, 诸如频谱感知、频谱动态分配等。而对移动认知网络^[3], 情形更为复杂。首先, 次用户间能否通信不仅受次用户本身的影

响, 而且受主用户活动状况、主用户的移动等方面的影响, 使认知用户间的链路很不稳定, 认知网络的拓扑处在不断变化之中。其次, 次用户频谱动态接入和退出导致次用户可用信道随时间和空间不断变化, 使认知网络的拓扑以及路由问题呈现出不同于传统无线网络的特点。所以, 对认知网络的动态拓扑控制和路由问题的研究是一个具有挑战性的问题。

拓扑控制技术^[4-6]最初应用于 WSN、ad hoc

收稿日期: 2015-08-01; 修回日期: 2016-03-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61172056, No.61201215, No.61201213)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61172056, No.61201215, No.61201213)

等网络，用于减少网络能耗和干扰，是连接网络路由、网络 MAC 层及物理层的桥梁。文献[7]探讨了 WSN 中一种能延长网络生存周期的拓扑控制算法。文献[8,9]针对移动 ad hoc 网络分别提出了基于博弈论的能量有效的拓扑控制算法和对移动性较为敏感的拓扑控制算法，并分析证明了运用局部信息能构建有效的拓扑。因此，在保证网络连通的基础上构建具有低复杂性、低功耗、较长链路保持时间或高吞吐量的拓扑结构，有助于网络路由选择。文献[10,11]分析了认知网络中功率和频谱有效性对拓扑控制的重要性，以及采用把受干扰较小的信道分配给次用户以此构建稳定拓扑的方法。文献[12]具体分析了认知网络拓扑信息的使用方法，包括节点的相对位置关系、网络的连通性等，以此优化认知网络拓扑。

另外，更多文献着重选择了 ad hoc 网络中的路由优化问题，文献[13~15]分析了无线 ad hoc 网络中端到端能耗最小以及无线标地理路由协议，从而达到节省能量的目的。文献[16]分析了 ad hoc 网络中端到端通信的最大生命时间。文献[17]提出了移动 ad hoc 网络中链路可利用时间的预测方法，并以链路可利用时间为标准进行路由选择。文献[18]提出了移动 ad hoc 网络中基于能耗和链路稳定性的联合优化方法，这为移动认知网络拓扑控制和路由的研究提供了思路。文献[19, 20]全面分析了认知网络路由的度量标准和网络路由所面临的挑战及解决方案。文献[21]提出了认知网络中基于路径稳定和节点容量的自适应路由方法。文献[22]提出了一种协作多跳的路由算法，该算法考虑主、次用户间的干扰，通过分析最大传输距离、传输角度控制、功率控制以及信道分配等参数进一步证明了该路由算法具有较好的网络性能。文献[23, 24]详细阐述了移动认知网络中基于预测的链路可利用时间的拓扑控制和路由方法，以链路可利用时间为标准进行路由选择。

综上，研究者大多从对网络性能影响巨大的链路功耗或从稳定性入手，或研究拓扑结构，或研究路由算法。然而针对移动邻节点密集且链路复杂的无线认知网络，网络构造受主用户影响复杂多变，直接进行路由难以实现优化。本文首先分布式地对拓扑进行局部优化，然后在优化后的拓扑上进行网络路由的选择。而在优化拓扑的控制参数的选择上，本文认为链路功耗和链路稳定性均为重要参

数，需要联合考虑以达到优化效果。在此基础上，提出局部认知拓扑控制路由（LCTCR, local cognitive topology control routing）算法。

2 认知网络模型及相关定义

2.1 认知网络模型

为了描述问题的方便，首先给出认知网络的模型。考虑认知网络由随机分布在二维平面区域上的 N 个次用户和 M 个主用户组成。假设每个次用户和主用户均具有唯一的 ID 识别号，次用户和主用户均配有全向天线，所有次用户的最大发射功率为 P_{\max} ，对应的传输半径为 R_{\max} ，次用户的发射功率为 P_s ，对应的传输范围为 R_s ；主用户的干扰半径为 R_p 。认知网络中次用户间的链路关系用无向图 $G(V, e)$ 表示，其中， V 为顶点集， e 为边集，分别表示网络节点以及节点间的无线链路。

2.2 认知网络功耗模型

设任意 SU 的发射功率 P_s 可以在最小和最大功率之间连续调节，即 $0 < P_s < P_{\max}$ 。一般可近似认为次用户 u 和次用户 v 通信时的发射功率损耗等于次用户 u 和次用户 v 通信时的发射功率 P_s ，设次用户 u 和次用户 v 通信时的接收功率损耗为 P_r （一般假定为常量），则链路功耗模型为

$$W_{uv} = P_s + P_r \quad (1)$$

根据无线传播模型，在满足一定的传输速率以及误比特率性能要求的前提下，节点 u 向节点 v 传输信息时的发射功率 P_s 的表达式为

$$P_s = c_0 (d_{uv}^{\text{avg}})^a \quad (2)$$

其中， c_0 为反映无线收发机工作特性的常量， a 为路径损耗指数， d_{uv}^{avg} 为节点 u 、 v 间链路在可用时间段 T_a 内测得的 u 、 v 间距离的平均值。

2.3 相关定义

为了方便本文所提方法的理论推导和后续实验结果的分析比较，以及路由性能评判，给出以下定义。

定义 1（可达邻节点，可达邻节点集）认知网络中任意次用户 u 以最大功率发射时，一跳可达的节点为 u 的可达邻节点，其全体构成的集合为 u 的可达邻节点集 $RNS(u)$ (reachable neighbor set)，即

$$RNS(u) = \{v | e(u, v) \in e, v \in V\} \quad (3)$$

定义 2（平均节点度）认知网络 $G(V, e)$ 中，

任一节点 $u \in V$ ，设节点 u 的邻边数为 w_u ，则 w_u 为节点 u 的度，对网络中所有节点的度求平均，可得网络平均节点度，即

$$\langle \text{Average Node Degree} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N w_u \quad (4)$$

定义 3 (平均链路代价) 认知网络 $G(V, e)$ 中，对于任意链路 $e(u, v) \in e$ ，令 $Cost(u, v) = Cost(v, u)$ 分别表示 $u \rightarrow v$ 和 $v \rightarrow u$ 的链路代价，则网络中所有节点链路代价值之和与链路总数的比值为平均链路代价。

定义 4 (路径代价) 设 $Path(v_0, v_k, G) = \{v_0, v_1, \dots, v_k\}$ ， $(v_i, v_{i+1}) \in e, i = 0, 1, \dots, k-1$ 是一条从 v_0 到 v_k 经过 k 跳的路径，那么沿 $Path(v_0, v_k, G)$ 传输时的路径代价定义为所经过每条链路代价之和，即

$$Path(v_0, v_k, G)^{cost} = \sum_{i=0}^{k-1} Cost(v_i, v_{i+1}) \quad (5)$$

定义 5 (最小代价路径) 认知网络 $G(V, e)$ 中任意一条 v_0 到 v_k 的路径 $Path(v_0, v_k, G)$ ，若有 $Path(v_0, v_k, G)_{optimal}^{cost} \leq Path(v_0, v_k, G)^{cost}$ ，则称 $Path(v_0, v_k, G)_{optimal}$ 为 v_0 到 v_k 的最小代价路径。

定义 6 (单位路径功耗) N 个节点的认知网络 $G(V, e)$ 中，网络中任一节点 $v_0 \in V$ 到网络中任一节点 $v_k \in V$ 的最小代价路径数为 $\frac{N(N-1)}{2}$ 。设 $Path(v_0, v_k, G)_{optimal} = \{v_0, v_1, \dots, v_k\}$ ， $(v_i, v_{i+1}) \in e, i = 0, 1, \dots, k-1$ 是一条从 v_0 到 v_k 经过 k 跳的路径，则单位路径功耗定义为最小代价路径上的功耗之和与路径数的比值。

$$\langle \text{Unit Path Power Consumption} \rangle = \frac{\sum_{v_0, v_k \in G, v_0 \neq v_k} \left(\sum_{i=0}^{k-1} W_{v_i v_{i+1}} \right)}{\frac{N(N-1)}{2}} \quad (6)$$

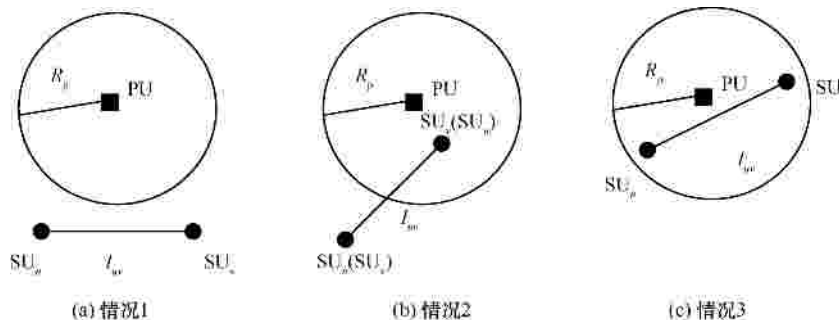


图 1 认知网络链路可利用时间预测模型

2.4 认知网络链路可利用时间预测

所谓链路可利用时间是指在给定时间段内链路可连续使用的概率。移动认知网络的链路可利用时间由 SU 和 PU 的移动，PU 的活动状况以及 SU 对 PU 的干扰共同决定。

图 1 给出了一个简单的链路预测模型，其中 R_p 为主用户 PU 的干扰半径， L_{uv} 为次用户 SU_u 和 SU_v 间的链路， SU_u 和 SU_v 在彼此的传输范围之内。由于 PU 和 SU 都是移动的，图 1 给出了 PU 和 SU 间位置不同的 3 种情况：图 1(a)表示 SU_u 和 SU_v 均在 PU 的干扰范围之外；图 1(b)表示 SU_v (SU_u) 在 PU 的干扰范围之内并且 SU_u (SU_v) 在 PU 的干扰范围之外；图 1(c)表示 SU_u 和 SU_v 均在 PU 的干扰范围之内。借鉴文献[17]对一般 ad hoc 网络的链路可利用时间预测模型和思想，来预测认知链路 L_{uv} 的可利用时间。预测方法如下。

首先不考虑 SU 对 PU 的影响，假定某段时间内 SU_u 和 SU_v 的运动速度和方向均不变，预测出该链路未来保持可用时间 T_{su} 。由于实际中 SU_u 和 SU_v 均可能改变速度和方向，所以进一步计算出链路在 T_{su} 之前确实保持可用的概率 $Pr(T_{su})$ 。设认知链路 L_{uv} 上两节点移动时改变速度的时间间隔服从指数分布。两节点间的距离可以表示为

$$(d_{uv})^2 = Vt_i^2 + t_i^2 + w \quad (7)$$

其中， d_{uv} 表示在 t_i 时刻测得的 u 、 v 两节点间的距离。 V 、 t 、 w 可通过在不同时刻测量节点 u 、 v 之间的距离得到。采样间隔 Vt ，采样时刻 $t_i = t_0 + iVt, i = 0, 1, 2$ 。对于链路 L_{uv} ， SU_u 和 SU_v 均在彼此的传输范围之内 $d_{uv} < R_s$ ，只要 SU_u 和 SU_v 以不变的方向恒定的且不相同的速度运动， $d_{uv} = R_s$ 的时刻肯定会出现，所以式 (7) 肯定有一个 T_{su} 存在。令 $\Delta = t^2 + 4VR_s^2 - 4Vw$ ，从 t_2 时刻计算，链路 L_{uv} 的可利用时间为

$$T_{su} = \begin{cases} \frac{\sqrt{t^2 + 4VR_s^2 - 4Wv} - t}{2V} - t_2, \Delta & t^2 \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\Pr(T_{su}) = \frac{e^{-(l_u+l_v)T_{su}}}{(l_u+l_v)T_{su}} \left[\frac{r}{2} (T_{su})^2 (l_u+l_v)^2 + e^{(l_u+l_v)T_{su}} - 1 \right] \quad (9)$$

其中, l_u 和 l_v 表示 SU_u 和 SU_v 移动时改变速度的时间间隔分布参数, r 表示两节点移动时靠近或远离的概率, 不失一般性, r 取 0.5。

其次考虑 SU 对 PU 的影响。文献[24]提出预测认知链路相对于 PU 的可用性, 但预测时认为 PU 一直是活动的, 这与认知无线电的实际应用场景不吻合。本文以 PU 活动符合 ON/OFF 模型为基础, 预测认知链路相对于 PU 的可用性, 用参数 T_p^c 和 $\Pr(T_p^c)$ 分别表示经过预测得到的 SU 进入 PU 干扰范围之前的链路可利用时间及其对应的概率。以某一个 PU 为例, 假设 PU 是活动的, 对于具体的 SU 和 PU, SU 可能远离 PU, 总是在 PU 的干扰范围之外, 此时 T_p^c 为无穷大, 分析认知链路可利用时间时不需考虑对 PU 的影响; 若 SU 在 PU 干扰范围之内, 此时 $T_p^c = 0$; 若 SU 在 PU 干扰范围之外, 但靠近 PU, 令 $\Delta_c = t_c^2 + 4V_c R_p^2 - 4V_c w_c$, 其中, V_c 、 t_c 、 w_c 可通过不同时刻测量 SU 与 PU 间的距离得出, 采样时刻 $t_i = t_0 + iVt$, $i = 0, 1, 2$ 。类似地, 从 t_2 时刻计算得出 SU 进入 PU 干扰区域前的链路可利用时间

$$T_p^c = \begin{cases} \frac{\sqrt{t_c^2 + 4V_c R_p^2 - 4V_c w_c} - t_c}{2V_c} - t_2, \Delta_c & t_c^2 \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\Pr(T_p^c) = \frac{e^{-(l+l_c)T_p^c}}{(l+l_c)T_p^c} \left[\frac{r_c}{2} (T_p^c)^2 (l+l_c)^2 + e^{(l+l_c)T_p^c} - 1 \right] \quad (11)$$

其中, l 表示 PU 移动时改变速度的时间间隔分布参数, l_c 代表 l_u 或 l_v , r_c 表示 PU 和 SU_u 或 PU 和 SU_v 移动时靠近或远离的概率, 不失一般性, r_c 取 0.5。

在移动认知网络中, 如果一个链路上的 2 个节点在彼此的传输范围内, 并且于 PU 的干扰范围外, 那么可以认为这个链路是可用的; 如果一个链路上的 2 个节点在彼此的传输范围内, 且在 PU 的干扰范围内, 但 PU 不活动, 那么这个链路也是可用的。

为了充分利用频谱资源, 必须考虑此情况下 PU 的活动状况。本文把主用户 PU 的活动描述为开关模型, 活动因子为 d

$$d = \frac{t_{on}}{t_{on} + t_{off}} \quad (12)$$

其中, t_{on} 为 PU 活动的平均持续时间, t_{off} 为 PU 不活动的平均持续时间。因此, 认知链路的可用性需要由 T_{su} 、 $\Pr(T_{su})$ 、 T_p^c 、 $\Pr(T_p^c)$ 以及 PU 的活动因子共同决定。

本文使用 $T_{su} \Pr(T_{su})$ 和 $T_p^c \Pr(T_p^c)$ 度量认知链路的可利用时间。例如, 如果一个链路 $T_{su} \Pr(T_{su}) = 9 \text{ s}$, $T_p^c \Pr(T_p^c) = 6 \text{ s}$ 。若 PU 是活动的, 则该链路不能保持 9 s 的可用时间, 因为在 6 s 的时候 SU 已经进入 PU 的干扰区域, 传输被抑制了, 若 PU 不活动, 则该链路可持续 9 s。综合前面的讨论, 设链路 L_{uv} 进入 PU 干扰区域前的可利用时间为 T_{su}^{pu} , 则

$$T_{su}^{pu} = \min_{i=u,v, j \in \{PU\}} \left\{ T_{pi}^{cj} \Pr(T_{pi}^{cj}) \right\} \quad (13)$$

其中, 下标 i 对应于链路的 2 个节点, $\{PU\}$ 包含了认知网络中存在的所有 PU 节点。不考虑 SU 对 PU 的影响, 链路 L_{uv} 的持续时间 T_{su}^{su}

$$T_{su}^{su} = T_{su} \Pr(T_{su}) \quad (14)$$

假设链路 L_{uv} 在 Q 个主用户的干扰范围之内, 则认知链路 L_{uv} 的可利用时间 T_a 应为

$$T_a = \begin{cases} T_{su}^{su}, T_{su}^{su} & T_{su}^{pu} \\ T_{su}^{pu} + (1-d)^Q (T_{su}^{su} - T_{su}^{pu}), & T_{su}^{su} > T_{su}^{pu} \end{cases} \quad (15)$$

3 局部认知拓扑控制路由算法

3.1 联合链路代价计算

在移动认知网络中, 考察一个链路的质量, 不仅看链路的生存时间, 还要考虑该链路上的功耗。为了把链路功耗与链路可利用时间 2 个具有相反特点的因素综合考虑, 从链路稳定性的观点出发定义一个参数用来分析链路的稳定性

$$S_{uv} = \frac{1}{cT_a} \quad (16)$$

其中, c 是一衰减因子, 以使功率消耗与链路稳定性具有可比性。 W_{uv} 以 mW 为单位, T_a 以 s 为单位, c 的选择使 W_{uv} 和 S_{uv} 的大小相差在一个数量级范围内。 T_a 越大, S_{uv} 就越小, 链路就越稳定。对于网

络中任意一对节点 u, v 间的无线链路 $e(u, v) \in e$, 由式 (1) 和式 (16), 定义联合的链路代价函数如下

$$Cost(u, v) = q_1 W_{uv} + q_2 S_{uv} \quad (17)$$

其中, $q_1 + q_2 = 1$ 。

3.2 信息的获取

假设有一控制信道用来传递控制信息, 以避免对 PU 的干扰。网络中任一次用户 u 需要获取一些关于可达邻节点的基本信息以及主用户的信息, 包括节点的 ID 号、节点间通信的发射功率以及链路的稳定性等。这一目标可以通过在控制信道上以最大功率周期性地发送 Hello 消息的方法实现。设节点 u 以最大功率发送 Hello(u) 分组。节点 $v \in RNS(u)$ 在接收 Hello(u) 分组时, 通过将测量到的信号强度与最大发射功率 P_{max} 做比较可以估计得到次用户的发射功率 P_s , 同时预测与其一跳邻节点的链路可利用时间, 然后将其记录于邻节点信息表。Hello(u) 分组中包括 u 的 ID 号、节点 u 的邻节点信息表以及与邻节点的链路稳定性。通过这种方法, 在与周围邻节点交互若干 Hello 消息之后, 节点 u 可以获得所有可达邻节点 $v \in RNS(u)$ 的相关信息, 并据此计算节点 u 与其邻节点间的链路代价 $Cost(u, v)$ 。

3.3 拓扑的构建与优化

首先网络中每个节点均使用最大功率传输信息, 各节点与其传输范围内的其他节点形成网络的原始拓扑 $G(V, e)$, 从而找到各节点的一跳邻节点, 根据联合链路代价公式计算每个链路的链路代价, 得出原始认知网络拓扑, 然后利用局部 Dijkstra 算法, 保留各节点到其邻节点的代价最小的链路, 删掉代价较大的链路, 得到优化后的网络拓扑。

3.4 路由选择

由式 (18), 在优化后的拓扑上以路径代价最小选择端到端的路径, 从而快速实现认知网络的路由。

$$Path(v_0, v_k, G)_{optimal}^{cost} = \min_{e(v_i, v_{i+1}) \in e} \sum_{i=0}^{k-1} Cost(v_i, v_{i+1}), \quad i = 0, 1, \dots, k-1 \quad (18)$$

3.5 算法复杂度及实例

LCTCR 算法的实现步骤如下。

//拓扑优化

1) 任意节点 u 以 P_{max} 通过控制信道发送 Hello(u) 分组;

2) 通过接收邻节点信息找到其一跳可达邻节点集 $RNS(u)$;

3) 预测节点 u 与其邻节点 $v \in RNS(u)$ 间的链路可利用时间 T_u ;

4) 计算节点 u 与其邻节点 $v \in RNS(u)$ 间的链路功耗 W_{uv} ;

5) 计算联合链路代价 $Cost(u, v)$;

6) 节点 u 广播其邻节点信息;

7) 运用局部 Dijkstra 算法原理, 找到任意节点 u 到其邻节点的最小代价路径, 并保留该路径上的链路, 优化网络拓扑;

//最小代价路径选择

8) 以路径代价最小为标准, 选择网络中端到端的最优路径。

LCTCR 算法的时间复杂度主要取决于算法的第 7) 行和第 8) 行, 即拓扑优化的时间复杂度和在给定源节点和目的节点情况下选端到端最优路径的时间复杂度。其中拓扑优化运用局部 Dijkstra 算法, 其复杂度取决于原始网络拓扑中各节点的一跳邻节点个数。设任意节点 $u \in V$ 及其一跳邻节点的节点集合为 $V_u = \{u\} \cup RNS(u)$, 则时间复杂度为 $O(\max_{V_u \in V} |V_u|^2)$ 。

对于给定源和目的地的端到端最优路径选择的时间复杂度与网络中次用户节点个数有关, 网络中次用户节点个数为 N , 时间复杂度为 $O(N)$ 。

此处用一个具体的例子更直观地分析 LCTCR 算法的实现过程。图 2 和图 3 给出了 LCTCR 算法优化前后认知网络的拓扑, 该认知网络是由 30 个次用户和 3 个主用户随机分布在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的范围内随机生成的, 其中圆圈表示主用户的干扰范围。由图 2 和图 3 可知, 在保证网络连通的基础上, 优化后的网络拓扑比原始网络拓扑去掉了较多链路代价较大的链路, 从而有利于更简单快速地选择网络中端到端的路径, 为优化网络路由奠定了基础。图 2 中标出了 6 个节点和该 6 个节点对应的 6 个链路的链路代价, v_1 和 v_0 节点为 v_2 的一跳邻节点, v_6 和 v_5 节点为 v_4 的一跳邻节点, 链路 1、链路 2 和链路 3 的链路代价分别 2.8、2.5 和 5.9, 链路 4、链路 5 和链路 6 的链路代价分别 5.6、8 和 2, 链路 1 和链路 2 的代价之和小于链路 3 的代价, 链路 4 和链路 6 的代价之和小于链路 5 的代价, 所以优化的拓扑中去掉了链路 3 和链路 5。同样的方法可对其他链路进行优化。拓扑优化过程中使用局部 Dijkstra 算法, 保证了网络的连通性。同时在优化的网络拓扑上根据式 (18) 选择 v_0 到 v_6 的最优路径, 如图 3 中的粗实线所示。

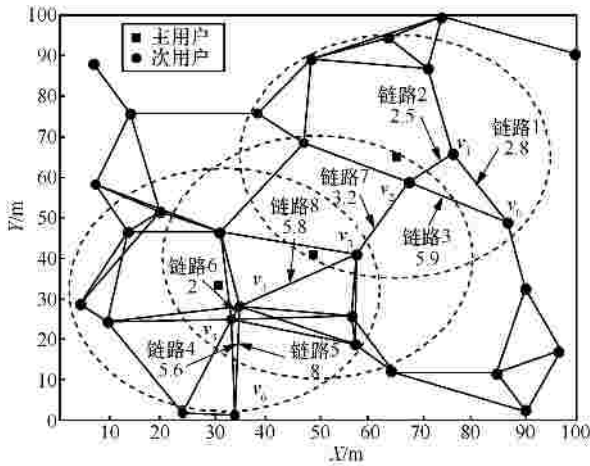


图 2 LCTCR 优化前的拓扑

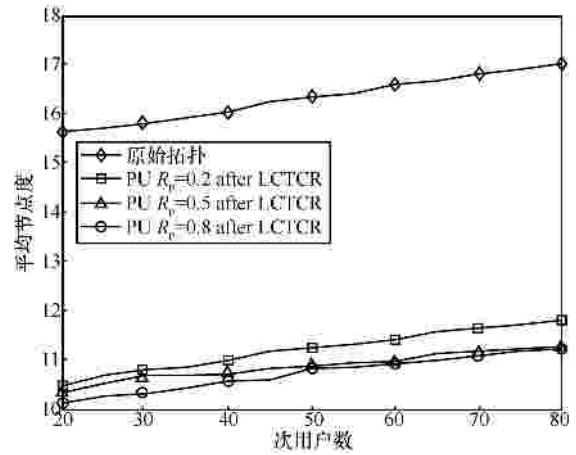


图 4 平均节点度与次用户数之间的关系

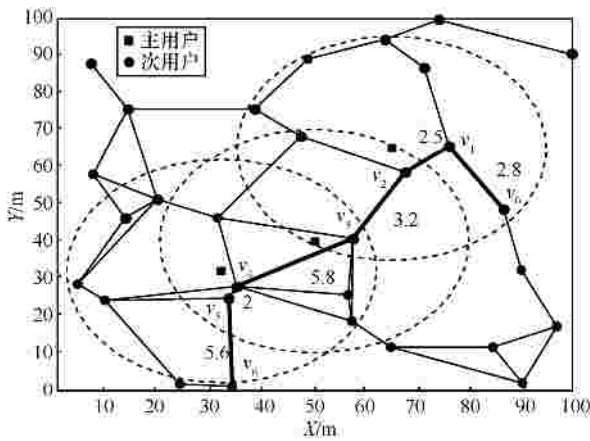


图 3 LCTCR 优化后的拓扑

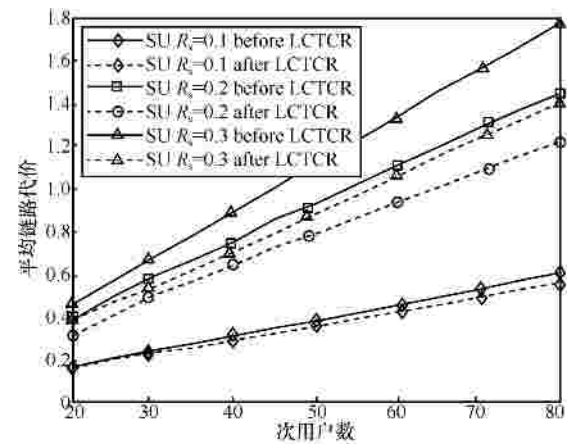


图 5 平均链路代价与次用户数之间的关系

4 仿真结果与分析

本节通过仿真验证上述的各种理论分析，评价 LCTCR 算法的性能。仿真时，每改变一个参数值，通过随机生成网络拓扑结构，重复仿真实验 50 次。仿真设置遵循 IEEE802.11 标准，次用户和主用户随机分布在 $1000\text{ m} \times 1000\text{ m}$ 的二维平面区域内。次用户节点的最大发射功率 $P_{\max} = 200\text{ mW}$ ，对应的 $R_{\max} = 300\text{ m}$ ，路径损耗指数 $\alpha = 4$ ，传输速率为 2 Mbit/s ，接收功率损耗 $P_r = 2\text{ mW}$ ， $c_0 = 2.5 \times 10^{-8}\text{ mW/m}^4$ 。设所有主用户改变速度的时间间隔服从指数分布，均值相等为 $l^{-1} = 150\text{ s}$ ，所有次用户改变速度的时间间隔服从指数分布，均值相等为 $l_u^{-1} = l_v^{-1} = 90\text{ s}$ 。在主用户数 $M = 5$ ，主用户活动因子 $d = 0.3$ ，链路稳定性因子 $q_2 = 0.6$ 的情况下，图 4 和图 5 分别给出了平均节点度、平均链路代价与次用户数之间的关系。

图 4 中次用户传输范围 $R_s = 0.1\text{ km}$ ，图中原始拓扑没有考虑次用户对主用户的影响。实际中分析认知网络的平均节点度，必须考虑对主用户的影响，因此给出的原始拓扑网络的平均节点度只是作为分析认知网络平均节点度受主用户影响的一个参考，进一步说明认知网络分析方法与普通 ad hoc 网络分析方法的不同。由图 4 可知，在主用户干扰半径 $R_p = 0.2\text{ km}$ ， $R_p = 0.5\text{ km}$ ， $R_p = 0.8\text{ km}$ 时，原始拓扑网络的平均节点度均大于考虑受主用户影响的平均节点度，随着次用户数的增加，网络平均节点度增加。当次用户数一定，在保证网络连通的情况下，随着主用户干扰半径的增加，网络平均节点度降低。

图 5 中主用户干扰半径 $R_p = 0.2\text{ km}$ ，次用户传输范围取不同的值 $R_s = 0.1\text{ km}$ ， $R_s = 0.2\text{ km}$ ， $R_s = 0.3\text{ km}$ ，网络平均链路代价均随着次用户数的增加而增加，LCTCR 算法优化后的网络平均链路代价均小于优化前的网络平均链路代价，证明

了算法的有效性。当次用户数给定时，随着次用户传输范围的增加，网络平均链路代价也随之增加，次用户传输范围的增加意味着对主用户的干扰也随之增加，因此应合理选择次用户的传输范围。

图 6 给出了平均链路代价与主用户数之间的关系，其中，次用户数 $N = 80$ ，次用户传输范围 $R_s = 0.1 \text{ km}$ ，主用户干扰范围 $R_p = 0.2 \text{ km}$ ，链路稳定性因子 $q_2 = 0.6$ 。由图 6 可以看出网络平均链路代价随主用户数的增加而增加，因为主用户数越多，次用户间的通信越难实现，网络平均链路代价也就越大，LCTCR 算法优化后的网络平均链路代价小于优化前的平均链路代价，进一步证明了 LCTCR 算法的有效性和合理性。当主用户数一定时，主用户活动因子越大，网络平均链路代价就越大，意味着主用户活动概率越高，次用户间要想实现通信所付出的代价就越大。

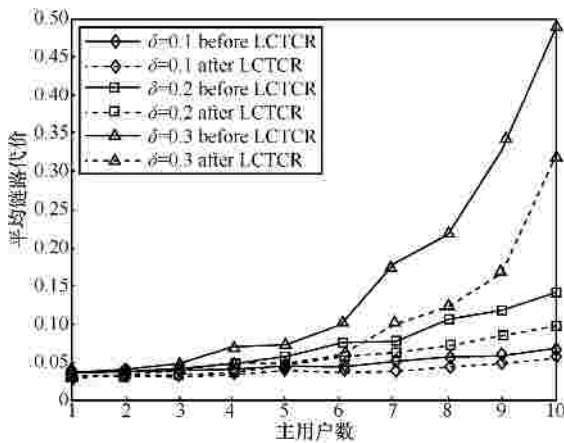


图 6 平均链路代价与主用户数之间的关系

图 7 给出了平均链路代价与主用户干扰半径之间的关系，其中，次用户数 $N = 80$ ，主用户数 $M = 5$ ，次用户传输范围 $R_s = 0.1 \text{ km}$ ，链路稳定性因子 $q_2 = 0.6$ 。由图 7 可知，相同参数情况下，LCTCR 算法优化后的平均链路代价均小于优化前的平均链路代价。当主用户活动因子一定时，网络的平均链路代价随主用户干扰半径的增加而增大，说明了主用户干扰的范围越大，次用户间的通信越难实现。当主用户干扰半径一定时，随主用户活动因子的提高，网络的平均链路代价也随之增大。主用户活动因子越大，平均链路代价受主用户干扰半径的影响越大。

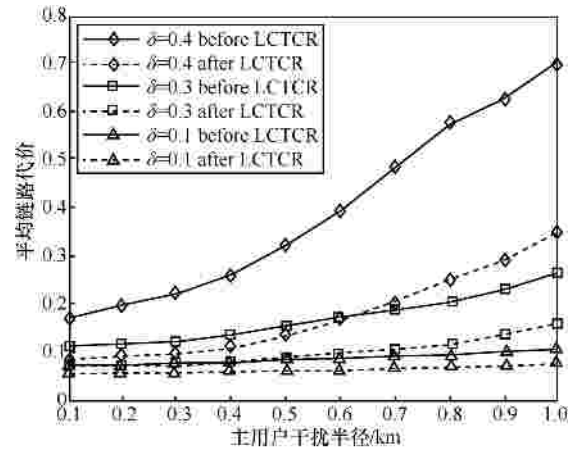


图 7 平均链路代价与主用户干扰半径之间的关系

图 8 给出了链路稳定性因子与单位路径功耗之间的关系，其中，次用户数 $N = 80$ ，主用户数 $M = 5$ ，主用户干扰范围 $R_p = 0.2 \text{ km}$ ，主用户活动因子 $d = 0.3$ 。由图 8 可以看出当次用户的传输范围一定时，当 $0 < q_2 < 0.5$ 时，随着链路稳定性因子的增加，网络单位路径功耗也随之增加，这意味着从整个网络角度考虑，当选择网络路径时，链路稳定性所占的比重增大，会导致各节点所选路径的单位路径功耗增加；当 $0.5 < q_2 < 1$ 时，随着 q_2 的增加，单位路径功耗增加缓慢，趋于稳定。当 q_2 一定时，随着次用户传输范围的增加，网络单位路径功耗也随之增加，这主要是因为次用户传输范围的增加意味着次用户传输功率的增加，因此，单位路径功耗也就增加。

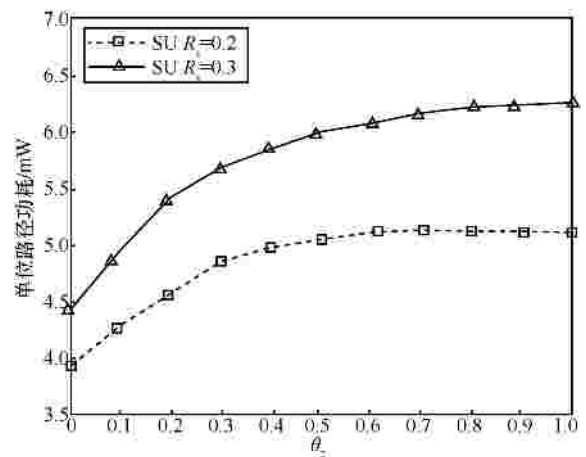


图 8 单位路径功耗与链路稳定性因子之间的关系

图 9 给出一个实例进一步分析认知网络中链路稳定性及链路功耗 2 个因素对网络端到端路径选择的重要性。实例中 S 、 D 分别表示次用户源节点和目的节点， R_1 、 R_2 分别表示次用户的 2 个中继节点，

圆圈表示主用户 PU_1 、 PU_2 、 PU_3 的干扰范围， R_p 表示主用户的干扰半径。假设源节点 S 到目的节点 D 有 2 条路径可以到达。由理论分析可知，首先，通过式(1)得出 W_{uv} ；其次，通过式(13)和式(14)分别得出 T_{su}^{pu} 和 T_{su}^{su} ，运用式(15)算出 T_a ；根据式(16)得出 S_{uv} 。如图 9 所示， $W_{SR_1}=2$ ， $S_{SR_1}=5$ ， $W_{R_1D}=4$ ， $S_{R_1D}=6$ ， $W_{SR_2}=3$ ， $S_{SR_2}=4$ ， $W_{R_2D}=6$ ， $S_{R_2D}=3$ 。对于 S 到 D 的信息传输希望选一条相对稳定功耗又较小的路径，综合考虑这 2 个因素。令 $q_1=0.2$ ， $q_2=0.8$ ，通过式(17)算出 $Cost(S,R_1)=4.4$ ， $Cost(R_1,D)=5.6$ ， $Cost(S,R_2)=3.8$ ， $Cost(R_2,D)=3.6$ 。此时路径 $S \rightarrow R_1 \rightarrow D$ 的代价为 $Cost(S,R_1)+Cost(R_1,D)=10$ ，路径 $S \rightarrow R_2 \rightarrow D$ 的代价为 $Cost(S,R_2)+Cost(R_2,D)=7.4$ ，显而易见路径 $S \rightarrow R_2 \rightarrow D$ 为最小代价路径，即最优路径；反过来若令 $q_1=0.8$ ， $q_2=0.2$ ，得出 $Cost(S,R_1)=2.6$ ， $Cost(R_1,D)=4.4$ ， $Cost(S,R_2)=3.2$ ， $Cost(R_2,D)=5.4$ ，同样的方法得出路径 $S \rightarrow R_1 \rightarrow D$ 的代价为 $Cost(S,R_1)+Cost(R_1,D)=7$ ，路径 $S \rightarrow R_2 \rightarrow D$ 的代价为 $Cost(S,R_2)+Cost(R_2,D)=8.6$ ，此时 $S \rightarrow R_1 \rightarrow D$ 为最小代价路径，即最优路径。由此可以看出，在进行网络路径选择时，必须充分考虑 2 个因素的影响，2 个因素所占的比重不同， S 到 D 所选择的 路径就可能不同。当主用户工作时，必须在保证路径稳定的前提下，尽可能使功耗小，图例中 $S \rightarrow R_1 \rightarrow D$ 路径虽然功耗较小，但路径不稳定，故取 $q_1=0.2$ ， $q_2=0.8$ ，选择路径 $S \rightarrow R_2 \rightarrow D$ 更为合理。

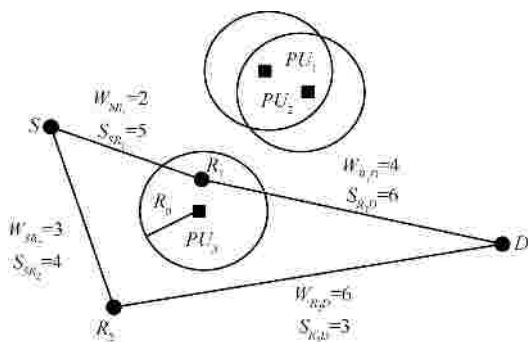


图 9 认知网络路由实例

5 结束语

本文在综合考虑链路稳定性和链路功耗的基础上，定义了联合链路代价。根据定义的链路代价，

提出了一种分布式的局部认知拓扑控制路由算法。另外在分析链路稳定性时，考虑 SU 和 PU 的移动、SU 对 PU 的干扰及 PU 的活动状况，运用预测的方法得出了链路的可利用时间。最后通过仿真实验分析拓扑控制前后认知网络的性能，分析了链路代价中链路稳定性和链路功耗 2 个因素所占比重的不同对认知网络路径选择的影响，实际网络路径选择时，2 个因素都要考虑，并尽可能在保证路径稳定的基础上使路径功耗较小。

参考文献：

- [1] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE J Sel Areas Commun., 2005, 23(2): 201-220.
- [2] JIANG D D, WANG Y T, YAO C P, HAN Y. An effective dynamic spectrum access algorithm for multi-hop cognitive wireless networks[J]. Computer Networks, 2015, 84: 1-16.
- [3] SUN L, WANG W Y, LI Y J. The impact of network size and mobility on information delivery in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(1): 217-231.
- [4] WEST D B. Introduction to graph theory[M]. Beijing: China Machine Press, 2004.
- [5] 李云, 周娴, 尤肖虎, 等. IMECN:一种新的无线传感器网络拓扑控制算法[J]. 电子学报, 2010, 38(1): 48-53.
LI Y, ZHOU X, YOU X H, et al. IMECN: a new topology control algorithm for wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(1): 48-53.
- [6] 刘军, 于耕, 张慧鹏. 基于节点控制的空间信息网拓扑重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39 (8):1837-1844.
LIU J, YU G, ZHANG H P. A topology reconfiguration algorithm through node position control for space information networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39 (8):1837-1844.
- [7] XIANG Y, WU Y, PENG J. A kind of topology control algorithm aimed at extending the life cycle of the WSN[C]//IEEE 13th Conf. on Cognitive Informatics & Cognitive Computing. c2014: 386-391.
- [8] SAJJAD Z, NASSER Y, AMIR N. Energy-efficient topology control in wireless ad hoc networks with selfish nodes[J]. Computer Networks, 2012, 56(2): 902-914.
- [9] WU J, DAI F. Mobility-sensitive topology control in mobile ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2006, 17(6):522-535.
- [10] KOMALI R S, THOMAS R W, DASILVA L A, et al. The price of ignorance: distributed topology control in cognitive networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(4): 1434-1445.
- [11] ZHAO J, CAO G H. Robust topology control in multi-hop cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(11): 2634-2647.
- [12] PETRI M, MARINA P, JANNE R. Applications of topology information for cognitive radios and networks[C]//The 2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. c2007: 103-114.
- [13] JIANG D D, XU Z Z, LI W P, et al. Network coding-based energy-efficient multicast routing algorithm for multi-hop wireless net-

works[J]. The Journal of Systems and Software, 2015, 104: 152-165.

[14] JAVAD V, VENKATESHA P, ERTAN O, et al. Energy-aware routing algorithms for wireless ad hoc networks with heterogeneous power supplies[J]. Computer Networks, 2011, 55(15): 3256-3274.

[15] 顾成杰, 张顺颐, 孙雁飞. 基于业务感知和策略选择的认知路由算法[J]. 通信学报, 2011, 32(11): 168-175.

GU C J, ZHANG S Y, SUN Y F. Cognitive network routing algorithm based on service awareness and policy choice[J]. Journal on Communications, 2011, 32(11): 168-175.

[16] JAVAD V R, VENKATESHA P, IGNAS N. On the lifetime of node-to-node communication in wireless ad hoc networks[J]. Computer Networks, 2012, 56(16): 1685-1709.

[17] JIANG S M, HE D J, RAO J Q. A prediction-based link availability estimation for routing metrics in MANETs[J]. IEEE/ACM transactions on Networking, 2005, 13(6): 1302-1312.

[18] RANGO F D, GUERRIERO F, MARANO S, et al. A multiobjective approach for energy consumption and link stability issues in ad hoc networks[J]. IEEE Communications Letters, 2006, 10(1): 28-30.

[19] YOUSSEF M, IBRAHIM M, ABDELATIF M, et al. Routing metrics of cognitive radio networks: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(1): 92-109.

[20] MATTEO C, FRANCESCA C, EYLEM E. Routing in cognitive radio networks: challenges and solutions[J]. Ad Hoc Networks, 2011, 9(13): 228-248.

[21] HUANG X L, WANG G, HU F, et al. Stability-capacity-adaptive routing for high-mobility multihop cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(6): 2714-2729.

[22] JIANG D D, YING X, HAN Y, et al. Collaborative multi-hop routing in cognitive wireless networks[J]. Wireless Personal Communications, 2015: 1-23.

[23] KANCHAN H, SUNITA B. Link prediction-based topology control and adaptive routing in cognitive radio mobile ad-hoc networks[C]// IEEE Global Conference on Wireless Computing and Networking.

c2014: 11-15.

[24] GUAN Q S, YU F R, JIANG S M, et al. Prediction-based topology control and routing in cognitive radio mobile ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(9): 4443-4452.

作者简介：



刘舒祺 (1979-), 女, 河南周口人, 苏州大学博士生, 江苏理工学院讲师, 主要研究方向为协作通信、认知无线电、认知网络等。



汪一鸣 (1956-), 女, 江苏苏州人, 博士, 苏州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、宽带无线通信、认知无线电等。



崔翠梅 (1978-), 女, 江苏徐州人, 苏州大学博士生, 主要研究方向为协作频谱感知、跨层设计、网络优化等。