



认知车载网中基于簇和 MAB 模型的信道接入算法

彭飞, 章国安, 杨羽琦

(南通大学电子信息学院, 江苏 南通 226019)

摘要: 针对高密度车流环境下认知车载网中车辆节点对认知信道的接入问题, 提出了基于簇和 MAB 模型的 clusters-UCB 信道接入算法, 通过簇内成员协作提高感知学习结果的准确性, 提升算法学习速度, 并且簇首通过 clusters-UCB 算法分布式地快速搜索出最佳信道, 渐近地实现最大的时隙吞吐量。仿真实验表明, 提出的算法相对于多用户的 UCB 算法和 ε -greedy 算法, 遗憾值更低, 并且趋近于对数形式的收敛速度更快, 能够有效减少访问碰撞数, 保证信道接入的公平性, 提高时隙吞吐量。

关键词: 认知车载网; 簇; 信道接入; MAB 模型; UCB 算法

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016184

A novel channel access algorithm based on clusters and MAB model in cognitive vehicular network

PENG Fei, ZHANG Guoan, YANG Yuqi

School of Electronics and Information, Nantong University, Nantong 226019, China

Abstract: Considering the cognitive channel access problem of vehicle nodes in cognitive vehicular networks with heavy traffic environment, a channel access algorithm called clusters-UCB which based on clusters and MAB model was proposed. The cooperation of cluster members could improve perception accuracy and enhance the learning speed. And using improved multi-user UCB algorithm, cluster heads could quickly search out the optimal channel in a distributed way, which could make the network asymptotically achieve the optimal slot throughput. Simulation results show that with respect to UCB algorithm and ε -greedy algorithm, the regret of the proposed algorithm is lower and the speed of approaching logarithmic form is faster. What's more, clusters-UCB can effectively reduce the number of collisions when clusters access the cognitive channels, ensuring the fairness of the channel access and achieving better slot throughput.

Key words: cognitive vehicular network, cluster, channel access, MAB model, UCB algorithm

1 引言

在高密度的交通环境下或者支持高速率互联网接入

的车载网络中, IEEE 802.11p 标准中规定的 5.9 GHz 频段的频谱资源远远不能满足车辆用户的需求, 认知车载网的概念应运而生^[1]。由于平面结构的车辆自组织网络在节点

收稿日期: 2016-03-03; 修回日期: 2016-07-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61371113, No.61401241); 交通运输部应用基础研究基金资助项目(No. 2013-319-825-110)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61371113, No.61401241), Project of Ministry of Transport of the People's Republic of China (No.2013-319-825-110)

数量很大时,特别是在车辆节点高速移动的环境下,会有较大的控制开销,使得处理能力变弱甚至传输路径中断,所以平面结构不适用于高密度交通环境下的认知车载网络。因此,采用分级结构更加合适,考虑基于簇的车辆通信模型^[2],如图1所示,一个簇由一个簇首和多个簇成员组成。一个簇成员通信的数据最开始传输到簇首,然后转发到目的地,这个目的地可能是路边单元(roadside unit, RSU)或者一个相邻的簇首。采用参考文献[3]中高稳定性的RMAC (robust mobility adaptive clustering) 算法进行分簇,根据邻居节点的相对移动度量值(速度、位置以及行驶方向)计算出节点优先性,从而推举出簇首,使得簇生存时间更长。簇首维护两跳范围内的节点列表,从而使得当簇成员离开原来簇的时候优先知道这一信息,以便快速加入新簇。

认知车载网中存在两种类型的信道,分别是认知信道和专用信道,都可用于簇内和簇间的通信。专用信道主要用于簇内的广播消息,而认知信道在主用户(primary user, PU)不占用的情况下供簇使用,主要用于紧急情况下的交通信息广播和大流量视频等娱乐信息的传播。簇需要感知授权频谱以检测主用户传输存在与否,然而由于资源和硬件的限制,簇只能够在给定的时间内感知部分频谱,因此需要在有限的时间内通过对以往信道有效性的学习来更快地找到最佳信道,以最大化时隙吞吐量进行数据传输。机器学习(machine learning, ML)理论中的MAB(multi-armed bandit)模型与认知无线网络频谱分配之间存在相似性,经典的MAB模型使用UCB(upper confidence bound)算法进行搜索学习,因此UCB算法也被诸多参考文献用来解决

认知信道的接入问题。参考文献[4]研究了单用户的信道信息服从独立同分布变化时,用户在多个信道中进行选择接入的问题,并提出了一种基于RMAB (restless multi-armed bandit)模型的决策方案。参考文献[5]通过在UCB索引的置信因子中引入收益方差值来调整对未知信道环境的探索过程,以降低探索成本。参考文献[6]以更快的速度使算法收敛于弱稳定平衡,而这降低了几乎所有游戏的纯纳什均衡,然而假设的是等效遗憾值而不是随机遗憾值,并且用户能够完全观察到其他用户的行为。参考文献[7]考虑组合赌博机,对于更加普遍的多个用户、不同信道有效性的模型提出了一个匹配算法分配信道,这个算法保证了对于传输时隙而言对数形式的遗憾值。

然而,参考文献[4,5]仅仅考虑了单用户的情况,而认知车载网中存在大量的车辆节点。参考文献[6,7]中用户之间进行了信息交换,而不是分布式的方案,这增加了系统开销并且不易于实现。大多数论文都考虑完美的感知情况,在认知车载网的场景下,由于阴影效应、多径效应等因素的影响,信道质量很差,感知结果很可能是不正确的,因此有必要考虑不完美的感知情况。另外,希望提出的算法具有更小的遗憾值,遗憾值是衡量UCB算法的重要性能指标,定义为与理想情况相比吞吐量的缺失,它可以指示学习算法的收敛速度。因此提出了适用于认知车载网的、基于簇和MAB模型的信道接入算法,通过簇内成员协作以提高感知的准确性,簇首通过改进的UCB算法分布式地搜索最佳信道,遗憾值较低并且趋近于对数形式的收敛速度更快,能够有效减少簇间访问碰撞数,并保证传输的公平性,渐近地实现更大的时隙吞吐量。

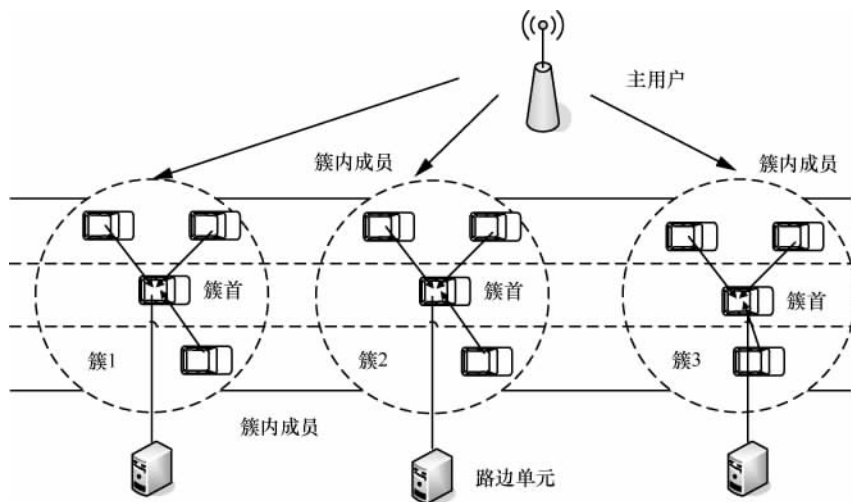


图1 认知车载网中基于簇的通信模式

2 网络模型

网络模型中信道模型、时隙结构以及遗憾值这3个部分对于提出的信道接入算法而言尤为重要。信道模型涉及每个簇中簇首与簇内成员对于认知信道以及专用信道的接入模式,时隙结构从时隙的角度对信道尝试接入的详细过程进行细分,而遗憾值对于基于MAB模型的信道接入算法而言是一项重要的性能指标。

2.1 信道模型

考虑由 C 个信道和 U 个簇组成的网络模型。每个车辆节点都配备有认知无线设备,可以感知和机会性地访问授权频谱。考虑基于时隙的通信方式,时间分为离散的时隙 $n=0,1,2,\dots$ 。在第 k 个时隙信道 i 空闲的概率为 μ_i ,即信道 i 空闲的指示变量 $W_i(k) \stackrel{i.i.d}{\sim} B(\mu_i)$, $B(\mu)$ 表示平均值为 μ 的伯努利分布。

令 $T_{ij}(k)$ 表示信道 i 在第 k 个时隙中被簇 j 感知的总时隙数。对于授权频谱覆盖范围内的簇, $\sum_{i=1}^C T_{ij}(k)=k$,这是因为每个簇在每个时隙只感知一条信道。在第 k 个时隙的开始阶段,通过对以前接入结果的学习,每个簇首通知簇成员 u 感知信道 i ,由此获得信道 $W_i(k)$ 的值,来判断信道 i 是否空闲。然后,簇内成员将感知结果 $I_{ij}(u,k)$ 通过专用信道发送到簇首, $I_{ij}(u,k)$ 为1表示在第 k 个时隙簇 j 内的成员 u 感知信道 i 是空闲状态, $I_{ij}(u,k)$ 为0表示感知结果为信道 i 是占用状态。簇首会计算关于信道 i 的所有感知结果 $\bigcup_{u=1}^{usum} I_{ij}(u,k)$ 的和, $usum$ 为所有与簇首取得联系的簇内成员的总数(包括簇首),如果簇内感知结果超过判决阈值 ψ ,则认定信道状态为空闲,否则为占用状态,即:

$$W_i^{exp}(k) = \begin{cases} 1, & \sum_{u=1}^{usum} I_{ij}(u,k) > \psi \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

如果两个或更多的簇尝试在同一个信道传输,那么没有簇会传输成功。在第 k 个时隙的末尾阶段,每个簇通过接收确认信号 $Z_j(k)$ 来判定它在 k^{th} 时隙的传输数据是否被

成功接收,簇 j 记录在第 k 个时隙内信道 i 被簇 j 成功接入的次数 X_{ij}^k 。因此,任何在第 $k+1$ 时隙应用在簇 j 的算法 $\rho(\bigcup_{i=1}^C X_{ij}^k, Z_j^k)$ 是基于所有簇成员之前的感知和反馈结果。然而,簇对 u_i 的值并不清楚,所以必须学习这些值以最小化对主用户和其他簇的干扰。

2.2 时隙结构

将时隙分为4个阶段,如图2所示。

(1) 决策阶段 t_d

根据之前时隙的传输结果和学习算法,簇 j 决定下次传输使用哪个信道,并在专用信道把这些信息传输给簇内成员。然后,每个簇内成员将把收发机无线接口调整到信道 i 。

(2) 感知阶段 t_s

每个簇内成员感知信道 i 以检测信道中主用户是否存在。若信道 i 在当前时隙 k 是空闲的,则 $I_{ij}(u,k)=1$,否则为0。不假设完美的感知,而是建模了感知的准确度,对于信道 i ,簇成员 u 正确检测的概率为 P_d^{iu} ,错误检测的概率为 P_f^{iu} 。簇内成员 u 决策出信道 i 空闲的概率为:

$$P^{iu}(W_i=1)=\mu_i \cdot P_d^{iu} + (1-\mu_i) \cdot P_f^{iu} \quad (2)$$

(3) 通信阶段 t_c

在感知阶段后,簇内成员在专用信道上广播感知结果,簇首接收到所有成员 $u=1,\dots,usum$ 的结果,计算簇 j 关于信道 i 在第 k 个时隙内所有感知结果 $\bigcup_{u=1}^{usum} I_{ij}(u,k)$ 的和, $usum$ 为簇内成员的总数(包括簇首),使用式(1)进行信道情况的判断。

(4) 传输阶段 t_x

如果簇首发现信道 i 是空闲的,则在信道 i 上进行传输,否则不传输,等待下一个时隙选择其他信道。当成功传输后,它从接收器中接收 $Z_j(k)$ 信号,若 $Z_j(k)$ 中包含ACK消息,簇首进行 $X_{ij}(k)=X_{ij}(k-1)+1$ 运算;假如发生主用户干扰或者与其他簇发生碰撞, $Z_j(k)$ 会包含NACK消息,则 $X_{ij}(k)=X_{ij}(k-1)$ 。

2.3 遗憾值

学习算法的目标是在对主用户没有造成干扰的情况下最大化簇传输成功数,从而提高时隙吞吐量。

定义时隙吞吐量为:

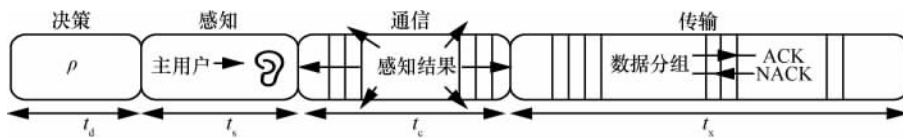


图2 时隙结构



$$\text{throughput}(k) = \frac{d_{\text{success}}}{d_{\text{sum}}} \quad (3)$$

其中, d_{sum} 表示在 k 个时隙内 U 个簇感知的时隙总数, 即 $U \cdot k$, d_{success} 表示成功传输的总时隙数。

令 $S(n, \mu, U, \rho)$ 表示 U 个簇在使用算法 ρ 的情况下于 n 个时隙后成功传输的总数。理想场景下信道有效性可知, 即信道空闲概率 μ 可知, 簇正交地接入较好的 U 个信道中。在 n 个时隙后估计成功传输次数为:

$$S^*(n, \mu, U) = n \sum_{j=1}^U \mu(j^*) \quad (4)$$

其中, j^* 指的是具有 μ 中最大值的信道。

对于所有的算法 ρ 和任意 $n \in N$, 有 $S^*(n, \mu, U) > S(n, \mu, U, \rho)$ 。目标是在学习和访问中最小化遗憾值, 即:

$$R(n) = S^*(n, \mu, U) - S(n, \mu, U, \rho) \quad (5)$$

使 $R(n)$ 在任意给定的 $\mu \in (0, 1)$ 下最小。其中:

$$S(n, \mu, U, \rho) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^U \mu(i) E[V_{ij}(n)] \quad (6)$$

其中, $V_{ij}(n)$ 表示在 n 个时隙内簇 j 是唯一感知信道 i 的簇的时隙数。因此, 式(5)为:

$$R(n) = n \sum_{j=1}^U \mu(j^*) - \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^U \mu(i) E[V_{ij}(n)] \quad (7)$$

3 基于簇和 MAB 模型的信道接入算法

3.1 经典的 UCB 算法

在单用户、多信道的情况下, 用户如何选择信道实现最大时隙吞吐量的问题转化为了一个简单的 MAB 模型, 解决这种问题最简单的方法就是经典的单用户 UCB 算法^[8]。索引值 g 由两部分构成, 前一部分表示信道 i 的平均估计有效性, 而后一部分是置信因子, 使得每个信道经过足够次数的有效性学习。

$$g(i; n) = \bar{X}_i(T_i(n)) + \sqrt{\frac{2 \ln n}{T_i(n)}}, i \in \{1, \dots, U\} \quad (8)$$

其中, $T_i(n)$ 表示 n 个时隙内信道 i 被感知的总次数。

$$\bar{X}_i(T_i(n)) = \frac{X_i(n)}{T_i(n)} \quad (9)$$

其中, $X_i(k)$ 表示在 n 个时隙内成功接入信道 i 的时隙数。

对于信道 i , 当时隙数 n 较小时, 置信因子的值很大, 感知次数越少的信道的置信因子值越大, 下一个时隙就可能感知该信道; 当时隙数 n 很大时, 置信因子的值很小, 索引值的大小关键在于第一部分, 即索引值的大小取决于

信道的有效性。

算法 1 单用户 UCB 算法 $\rho^1(g(n))$

定义 $\{\bar{X}_i(n)\}_{i=1,2,\dots,C}$ 表示在 n 个时隙后信道 i 的平均估计有效性, $g(i; n)$ 表示基于 $\bar{X}_i(n)$ 的索引值, $\sigma(a; g(n))$ 表示对于单用户 a 而言, 具有最大 $g(n)$ 的信道号, Curr_Sel 表示准备接入的信道号。

初始化: 每个信道感知一次, $n \leftarrow C, \text{Curr_Sel} \leftarrow C$ 。

循环: $n \leftarrow n+1$

$\text{Curr_Sel} \leftarrow \sigma(a; g(n));$

感知信道 Curr_Sel , $T_{\text{Curr_Sel}}(n) = T_{\text{Curr_Sel}}(n-1) + 1;$

if 感知信道 Curr_Sel 为空闲状态, then

$X_{\text{Curr_Sel}}(n) = X_{\text{Curr_Sel}}(n-1) + 1$, 在该信道传输;

else

$X_{\text{Curr_Sel}}(n) = X_{\text{Curr_Sel}}(n-1)$, 等待下一个时隙进行数据传输;

end

更新所有信道的索引值 $g(i; n), i=1, 2, \dots, C$ 。

由参考文献[8]可知, 随着时隙数的增加, UCB 算法的遗憾值渐进地趋向于对数形式, 而不是线性形式, 因而遗憾值增长速度较慢。

3.2 基于簇和 MAB 模型的 clusters-UCB 算法

基于第 3.1 节经典的单用户 UCB 算法, 提出了 clusters-UCB 算法, 主要在如下 3 方面做出改进。

(1) 提出了随机化的防碰撞机制, 在单用户的 UCB 算法的基础上引入碰撞指示变量, 簇可以采用随机化信道访问, 以避免簇与簇之间的碰撞, 并且不同于将感知结果作为学习对象, 将接入结果作为学习对象, 这样可以防止每个簇都加入同一个具有最高有效性的信道。如果某一簇在上一个时隙发生碰撞, 则在此时隙会重新随机选择一个信道, 经过有限次的碰撞后, 簇能够正交地选择没有其他簇干扰的最佳信道; 如果上一个时隙没有发生碰撞, 则不需重新选择信道。这种机制也适用于 ϵ -greedy 算法, 从而将单用户的情况扩展到多用户的情况。

(2) 由分布式的访问模式改变为簇内协作感知、簇间分布式接入的模式, 簇内成员共享同一个认知信道, 属于交叉位置的成员可以访问多个认知信道。这种基于簇的通信方式有效地扩展了可以参与认知信道访问的用户数, 适用于高密度的车载网络, 并且簇内协作有效地提高了感知结果的正确性, 降低了对主用户的干扰。并且考虑协作带来的系统开销, 簇首发出所需感知信道的 ID 给每个簇成员, 并

且每个簇成员在每个时隙只发出 1 bit 的感知结果,因此协作的开销仅仅为包含有感知信道 ID 号以及 1 bit 感知结果的数据分组,因此协作带来的系统开销很小。

(3)索引值 g 采用最优化的度量^[9],改进了 UCB 算法,将 g 由原来的 $g(i;n)=\bar{X}_{ij}(T_{ij}(n))+\sqrt{\frac{2\ln n}{T_{ij}(n)}}$ 更改为 $g_i^{qa}(i;n)=\bar{X}_{ij}(T_{ij}(n))+\min\left(\sqrt{\frac{\ln n}{2T_{ij}(n)}},1\right)$,大大降低了遗憾值和碰撞数,更快地实现最大的时隙吞吐量。

算法 2 clusters-UCB 算法 $\rho^{\text{clusters}}(g^{qa}(n))$

定义 用户数为 U ,信道数为 C , $X_{ij}(n)$ 表示在 n 个时隙后簇 j 成功接入信道 i 的时隙数, $\{\bar{X}_{ij}(n)\}_{i=1,\dots,C}$ 表示在 n 个时隙后簇 j 对于信道 i 的平均估计有效性, $T_{ij}(n)$ 表示簇 j 选择感知信道 i 的时隙数, $g_i^{qa}(i;n)$ 表示基于 $\bar{X}_{ij}(n)$ 的第 n 个时隙簇 j 对于信道 i 的 g 索引值, $\sigma(g(n))$ 表示对于簇 j 而言具有最大 g 索引值的信道号, $\zeta_j(i;n)$ 表示簇 j 在信道 i 上第 n 个时隙的碰撞指示变量, Curr_channel 表示簇 j 当前选择的信道号。

初始化: 簇首感知每个信道一次, $n \leftarrow C$, $\text{Curr_channel} \leftarrow 1$, $\zeta_j(i;n) \leftarrow 0$ 。

循环: $n \leftarrow n+1$;

$\text{Curr_channel} \leftarrow \sigma(g(n))$;

if $\zeta_j(\text{Curr_channel};n-1)=1$, then

选择一个新的 $\text{Curr_channel} \sim \text{Unif}(C)$;

end

$T_{\text{Curr_channel}_j}(n) = T_{\text{Curr_channel}_j}(n-1) + 1$;

选择信道 Curr_channel 来感知, 簇首广播信道号 Curr_channel 给簇成员;

if 通过式(1)的计算发现信道 Curr_channel 是空闲的, then

接入信道 Curr_channel ;

if 传输成功, then

$X_{\text{Curr_channel}_j}(n) = X_{\text{Curr_channel}_j}(n-1) + 1$;

$\zeta_j(\text{Curr_channel};n) \leftarrow 0$;

else

$X_{\text{Curr_channel}_j}(n) = X_{\text{Curr_channel}_j}(n-1)$;

$\zeta_j(\text{Curr_channel};n) \leftarrow 1$;

end

else

$X_{\text{Curr_channel}_j}(n) = X_{\text{Curr_channel}_j}(n-1)$;

$\zeta_j(\text{Curr_channel};n) \leftarrow 0$;

end

对于簇 j , 簇首更新 $g_i^{qa}(i;n) = \bar{X}_{ij}(T_{ij}(n)) + \min\left(\sqrt{\frac{\ln n}{2T_{ij}(n)}}, 1\right)$,

$i=1, 2, \dots, C$ 用于下一时隙的信道选择。

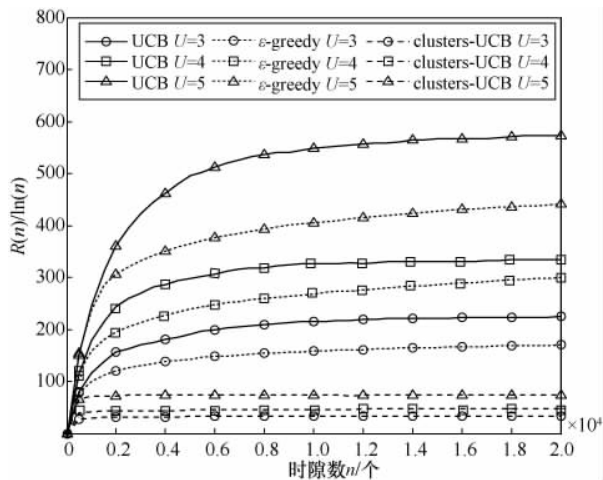
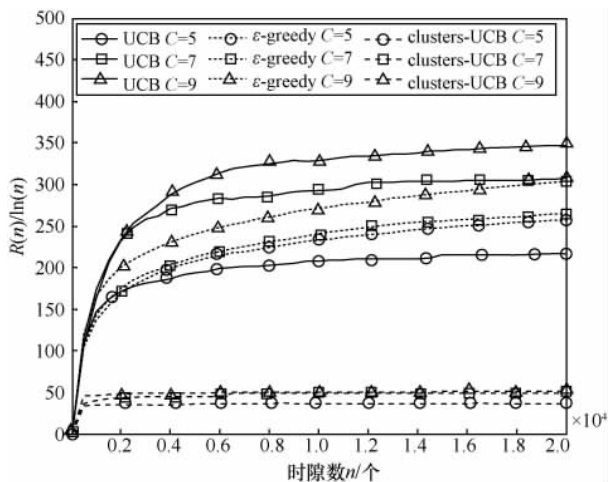
从 clusters-UCB 算法中可以看出, 如果时隙数够多, 由于某些簇长期占用某些信道, 导致这些信道的有效性下降, 从而对于其他簇而言, 这些原本信道有效性可能高的信道将获得较小的 g 索引值, 因此, 通过算法的学习, 每个簇只会选择对于自身而言具有最高 g 索引值的信道。

4 性能评估

假设信道数用 C 表示, 信道的有效性由具有等间隔参数 $\{0.9, 0.8, \dots, 0.2, 0.1\}$ 的伯努利分布表示, 例如 $C=3$, 那么信道有效性为 $\{0.9, 0.8, 0.7\}$, 簇数用 U 表示。为方便分析, 假设簇在仿真期间不会发生重组, 即簇内成员数不会发生改变, 假设簇内成员数 $u=5$, 假设每个车辆节点感知的准确性相同, 即 $P_d^{ij}=0.9, P_f^{ij}=0.1, i \in \{1, \dots, C\}, j \in \{1, \dots, u\}$, 假设感知判决阈值 $\psi=U/2$ 。每次仿真都运行 100 次并取 100 次结果的平均值, 在遗憾值、碰撞数、公平性以及时隙吞吐量方面将 clusters-UCB 算法与 UCB 算法、 ϵ -greedy 算法进行比较。

(1) 遗憾值

图 3 和图 4 都显示了 3 种算法关于遗憾值的性能比较, 图 3 显示固定信道数 $C=9$ 不变, $U=3, 4, 5$ 个簇的情况, 图 4 显示固定簇数 $U=4$ 不变, 信道数 $C=5, 7, 9$ 的情况。3 种算法的遗憾值对于时隙都渐近地呈对数形式而非线性形式。此外, 还可以观察到当信道数不变, 簇数越多, 遗憾值越大, 收敛时间越长, 这是由于多个簇的竞争导致接入较差信道的概率越大, 越不容易接入彼此正交的信道; 固定簇数不变, 信道数越多, 遗憾值越大, 这是因为簇可选择的信道更多, 发生碰撞时均匀随机地选择信道, 使得簇也容易接入较差的信道, 这样也会增加遗憾值。比较而言, 在遗憾值方面, clusters-UCB 算法要明显优于多用户 UCB 算法、 ϵ -greedy 算法, 由于簇内用户的协作以及 UCB 改进搜索算法的优势, clusters-UCB 算法的遗憾值要比其他两种算法的值小, 并且学习更快, 即曲线的斜率越大。还可以观察到 ϵ -greedy 算法比 UCB 算法更优, 但这是在参数进行合理调整的情况下, 并且高方差的信道有效性也会对此算法产生巨大的影响^[14], 因此, 相对于 ϵ -greedy 算法, UCB 算法更容易实现稳定的性能。

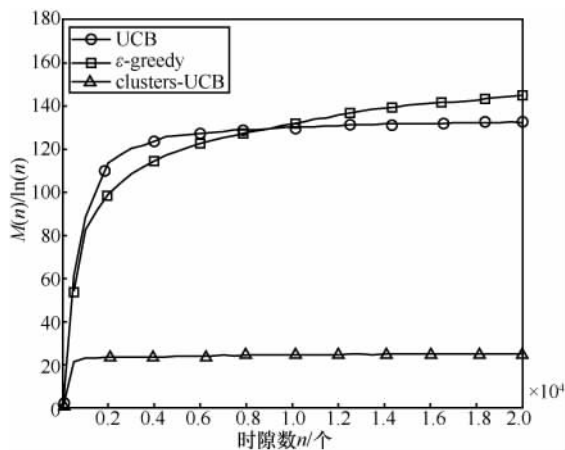
图3 3种算法关于遗憾值的比较 ($C=9, U=3, 4, 5$)图4 3种算法关于遗憾值的比较 ($U=4, C=5, 7, 9$)

(2) 碰撞数

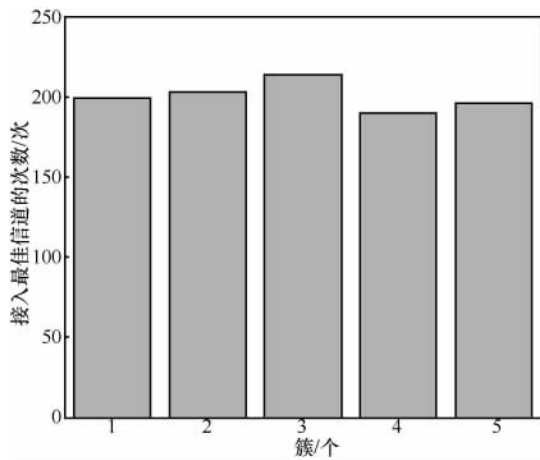
图5为3种算法碰撞数($M(n)$)性能的比较,可以观察到3种算法随着时隙数 n 的增加, $M(n)/\ln(n)$ 趋近于定值,说明碰撞数也呈对数形式,从而碰撞数增长速度缓慢,UCB算法与 ϵ -greedy算法在碰撞性能方面相差不多,而clusters-UCB算法的碰撞数大幅减小,并且收敛速度更快,这得益于改进的 g 索引值和簇内协作。因此,验证了clusters-UCB算法在碰撞数性能方面的优势。由于UCB算法碰撞数曲线的形式是由 g 值决定的,而 ϵ -greedy算法碰撞数曲线形式是由探索概率 ϵ 决定的。因此,两者关于碰撞数趋于对数形式曲线的斜率并不相同, ϵ -greedy算法的曲线斜率略高于UCB算法。

(3) 公平性

公平性的定义为使用信道接入算法后每个簇接入最

图5 $U=4$ 情况下碰撞数性能的比较

佳信道的概率相同。图6显示了 $U=5, C=9, n=8\ 000$,运行1 000次情况下的公平性,clusters-UCB算法的一个重要特性是不倾向于任意一个簇,每个簇具有同等的机会来访问具有最高有效性的 U 个信道,5个簇中的任意1个簇在1 000次运行过程中大约都有200次渐进地选择接入最佳信道。图6中每个簇选择最佳信道的概率大概相同,证明提出的防碰撞机制对于每个簇而言都是公平的。

图6 公平性 ($U=5, C=9, n=8\ 000$, 运行1 000次)

(4) 时隙吞吐量

图7为3种算法关于时隙吞吐量性能的比较,从中可以观察到,3种算法都能渐进地实现最大时隙吞吐量,而提出的clusters-UCB算法由于改进了经典的UCB算法,随着时间的增加,变化幅度要快得多;由于簇内成员的协作使得时隙吞吐量大大增加,渐进地趋近于0.75,即4个最佳信道的有效性的平均值,由于感知误差的存在,结果比理想值小。

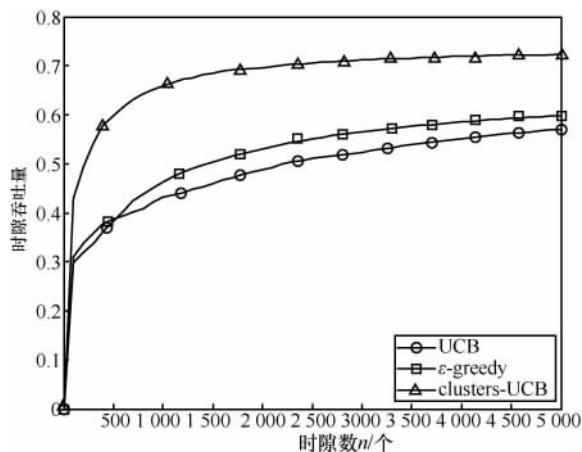


图7 3种算法关于时隙吞吐量性能的比较($U=4, C=9$)

5 结束语

针对高密度车流环境下的认知车联网采用基于簇的通信模式能够扩大可使用认知信道的用户数,并且授权频谱的使用扩展了传输带宽;针对簇间多用户分布式信道感知和接入问题,提出了基于簇和MAB模型的UCB算法,提出了能适用于单用户UCB和 ϵ -greedy算法的防碰撞机制;通过簇内成员协作提高感知结果的准确性并加快了学习速度;通过具有优化 g 索引值的改进UCB算法进一步降低了遗憾值并且学习速度进一步加快。搭建了认知车联网中信道感知和接入的仿真模型并进行了仿真实验,提出的clusters-UCB算法相对于UCB算法以及 ϵ -greedy算法能够大幅降低遗憾值,加快收敛到对数形式遗憾值的速度,降低碰撞数并保证接入信道的公平性,渐近地实现最大的系统吞吐量。

参考文献:

- [1] HUANG X L, WU J, LI W, et al. Historical spectrum sensing data mining for cognitive radio enabled vehicular Ad Hoc networks [J]. IEEE Transactions on Dependable & Secure Computing, 2015, 13(1): 59-70.
- [2] POONIA R C, BHARGAVA D, KUMAR B S. CDRA: cluster-based dynamic routing approach as a development of the AODV in vehicular Ad Hoc networks [C]//2015 International Conference on Signal Processing and Communication Engineering Systems (SPACES), Jan 2-3, 2015, Guntur, India. New Jersey: IEEE Press, 2015: 397-401.
- [3] GOONEWARDENE R T, ALI F H, STIPIDIS E. Robust mobility adaptive clustering scheme with support for geographic routing for vehicular Ad Hoc networks [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2009, 3(2): 148-158.

- [4] DONG S, LEE J. Greedy confidence bound techniques for restless multi-armed bandit based cognitive radio [C]//The 47th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS), March 20-22, 2013, Baltimore, MD, USA. New Jersey: IEEE Press, 2013: 1-4.
- [5] 朱江, 陈红翠, 熊加毫. 基于多臂赌博机模型的信道选择[J]. 电讯技术, 2015, 55(10): 1094-1100.
ZHU J, CHEN H C, XIONG J H. Channel selection based on multi-armed bandit [J]. Telecommunication Engineering, 2015, 55(10): 1094-1100.
- [6] KLEINBERG R, PILIOURAS G, TARDOS E. Multiplicative updates outperform generic no-regret learning in congestion games[J]. Proc Stoc, 2009: 533-542.
- [7] GAI Y, KRISHNAMACHARI B, JAIN R. Learning multiuser channel allocations in cognitive radio networks: a combinatorial multi-armed bandit formulation [C]// 2010 IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, April 6-9, 2010, Singapore. New Jersey: IEEE Press, 2010: 1-9.
- [8] AUER P, CESA-BIANCHI N, FISCHER P. Finite-time analysis of the multi-armed bandit problem [J]. Machine Learning, 2002, 47(2-3): 235-256.
- [9] AGRAWAL R. Sample mean based index policies with $O(\log n)$ regret for the multiarmed bandit problem [J]. Advances in Applied Probability, 1995, 27(4): 1054-1078.

[作者简介]



彭飞(1991-),男,南通大学电子信息学院硕士生,主要研究方向为认知车联网。



章国安(1965-),男,博士,南通大学电子信息学院教授、博士生导师,主要研究方向为无线网络理论与技术。



杨羽琦(1993-),女,南通大学电子信息学院硕士生,主要研究方向为车载自组网络。