

异构车联网中基于 Markov 决策的最优网络选择

董 彪^{1,2}, 唐 亮^{1,2}, 杨洪生^{1,2}, 卜智勇^{1,2}

(1 中国科学院 上海微系统与信息技术研究所 宽带无线移动通信实验室, 上海 200050;

2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 在基于 V2V 和 V2X 的异构车联网系统中, 车辆需要在各网络之间选择最优网络, 针对网络选择技术普遍不能满足网络和车辆状态的随机无记忆性以及网络选择后状态的转移性, 提出了基于 VMDP 的最优决策算法. 该算法建立了 VMDP 状态空间以及状态转移概率矩阵, 并且利用 VIA 求得最优网络选择策略. 与其他算法进行性能对比, 仿真结果表明该算法不仅能有效地实现车辆的最优网络选择, 而且在通信链路质量和切换次数等性能上优于对比算法 10%~30%, 有效地提高了车辆通信性能.

关键词: V2X; 网络选择; VMDP; 状态转移; VIA

中图分类号: TP3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)11-0068-07

An MDP-Based Optimal Network Selection Algorithm for Heterogeneous IoV

DONG Biao^{1,2}, TANG Liang^{1,2}, YANG Hong-sheng^{1,2}, BU Zhi-yong^{1,2}

(1 Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, CAS, Shanghai 200050, China;

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

Abstract: In the V2V and V2X-based heterogeneous vehicular networking system, the vehicles need to select the optimal network, between each network. For network selection techniques generally can't meet the random and memoryless states of the networks and vehicles, and can't predict the states transition, network optimal decision algorithm based on VMDP is proposed. The algorithm established the VMDP state space and state transition probability matrix, and used VIA to get the optimal network selection strategy. Through the performance comparison with other algorithms, the simulation results show that the algorithm can not only effectively achieve the vehicle optimal network selection, but also achieve an improvement of 10% ~ 30% on the communication link quality and vehicular switching times. The proposed algorithm can effectively improve the performance of vehicle communication.

Key words: V2X; network selection; VMDP; state transition; VIA

1 引言

在智能交通系统 ITS(Intelligent Transportation System)中, 车辆自组织网 VANETs(Vehicular ad hoc Networks)被视为一项很有前景的技术^[1], 车辆之间(Vehicular to Vehicular, V2V)通过自组织网通信, 车辆与路边单元之间(Vehicular to Road

Side Unit, V2R)通过 WLAN 接入.

在异构车联网中, 由于车辆快速移动性导致网络拓扑变化较快, 使得车辆需要及时有效的网络切换. 而在不同时刻各网络特性和信道特性等方面都有不同的表现. 因此, 如何使车辆选择最优的网络逐渐成为车联网的关键问题.

目前, 对于异构无线网络的切换研究^[2-4]已取得

一系列成果.然而,文献[2-4]没有考虑网络和车辆状态变化的随机性,以及在切换决策执行之后系统状态的变化,而 Markov 过程的随机无记忆性恰好能描述车联网中网络及车辆状态的变化过程.文献[5]在无线异构网络中,利用 Markov 决策过程 MDP 求出最优的判决准则,依据判决准则做出垂直切换,该算法能获得较好的性能.文献[6]在文献[5]的基础上提出了具有不同优先级服务的垂直切换决策算法,而文献[7]则提出切换总开销受限的 Markov 决策过程.

尽管上述研究在异构网络中取得较好的结果,但是由于对车联网的独特环境、网络和车辆状态的随机变化,以及各属性的效用函数和权重的考虑不够充分,这些研究并不能满足车联网环境下的最优网络选择的需求.为了解决上述问题,本文提出了基于 V2V 和 V2X 的异构车联网系统模型以及基于车联网的 Markov 决策过程 VM DP (IoV-based MDP),分析影响车辆通信的属性、信道特性以及网络切换开销,利用层次分析法 AHP (Analytic Hierarchy Process) 确定各属性的权值;最后基于预测状态变化的转移概率,求出网络的总回报函数,并利用值迭代算法 VIA (Value Iteration Algorithm) 得出使回报函数最大的判决准则.本文提出的算法能够很好地实现 VANETs、WLAN、LTE 和 5G 间的最优网络选择问题,并且通过仿真证明,在链路增益、中断概率和切换次数上都有较好的结果.

2 系统模型和问题描述

2.1 系统模型

本文提出的基于 V2V 和 V2X 的混合异构车联网模型如图 1 所示,系统模型中的网络包括 VANETs、WLAN、LTE 和 5G,其中 VANETs 构成车联网的 V2V; WLAN 覆盖范围较小,但是传输时延小,传输速率快,而 LTE 具有全球覆盖的范围,并且其高稳定性能够为车辆提供可靠安全的服务,未来 5G 通信技术定义了车联网场景中的应用,利用 5G 车载单元、基站、移动终端和云服务器使车联网拥有更加灵活的体系结构,因此,5G 必将是车联网中的不可或缺的一部分.综上所述,WLAN、LTE 和 5G 构成车联网的 V2X.

在上述场景中,车辆周期性地从各个候选网络中接收广播信息,广播信息中包括网络可用的传输速率、平均时延、抖动率等参数,并且假设车辆能从 CSI 中估算出信道的中断概率,以上因素共同构成

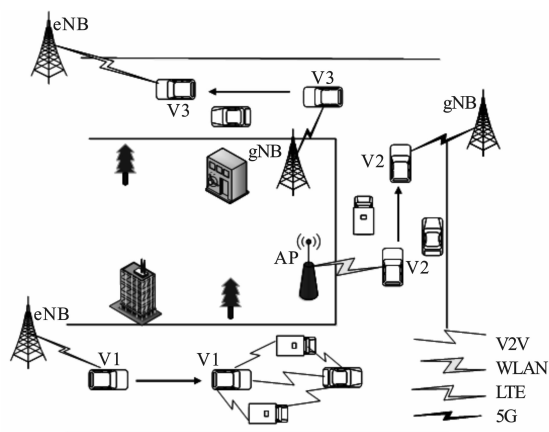


图 1 异构车联网的系统模型

网络和车辆的状态信息.假设在每一个判决时刻,车辆都需要根据状态信息决定是否继续使用当前接入网,或者切换至其他网络,如图 1 中的车辆 V1、V2 和 V3 所示.

2.2 问题描述

本文提出基于 V2V 和 V2X 异构车联网的 Markov 决策过程:VM DP.

VM DP 由决策时刻,系统状态,行动和策略,回报函数和转移概率组成^[8].假设 $T = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示车辆移动过程中的决策时刻点,随机变量 N 表示车辆通信的持续时间.设 M 为网络总数,则行动序列为 $A = \{1, 2, \dots, M\}$, $\alpha_t \in A$ 表示在决策时刻 t 所采取的行动.令 S 表示系统状态空间, $\beta_t \in S$ 表示当行动 α_t 采取前的系统状态, $\beta_{t+1} \in S$ 表示行动 α_t 采取后的系统状态,由此可得状态转移概率为 $P[\beta_{t+1} | \beta_t, \alpha_t]$, Markov 性决定下一个时刻的状态只取决于当前的行动和状态.决策时刻 t 的判决准则为 $\delta_t: S \rightarrow A$, 构成了 VM DP 的行动策略: $\pi = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N)$.

车辆通信链路的效用函数 $\Gamma(\beta_t, \alpha_t)$ 表示所选择的网络在时间段 $(t, t+1)$ 为链接提供的效用,开销函数 $\zeta(\beta_t, \alpha_t)$ 则表示由网络切换引起的额外开销.因此链路回报函数为 $r(\beta_t, \alpha_t) = \Gamma(\beta_t, \alpha_t) - \zeta(\beta_t, \alpha_t)$.

令 $R^\pi(s)$ 为从第一个决策点开始到连接终止的总回报函数期望,初始系统状态是 s , 则:

$$R^\pi(s) = E_s^\pi \left[E_N \left\{ \sum_{t=1}^N r(\beta_t, \alpha_t) \right\} \right] \quad (1)$$

式中, E_s^π 表示 π 和初始状态 s 的期望, E_N 表示 N 的期望.假设随机变量 N 服从参数为 λ 的几何分布,即车辆通信的平均连接时间为 $1/(1-\lambda)$, 其中 $0 \leq \lambda$

$\leq 1, \lambda$ 也被称为回报函数的贴现因子, 因此 $P(N = n) = \lambda^{n-1}(1 - \lambda)$, 则 $R^\pi(s)$ 为

$$\begin{aligned} R^\pi(s) &= E_s^\pi \left[E_N \left\{ \sum_{t=1}^N r(\beta_t, \alpha_t) \right\} \right] \\ &= E_s^\pi \left\{ \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{t=1}^n r(\beta_t, \alpha_t) \lambda^{n-1} (1 - \lambda) \right\} \\ &= E_s^\pi \left\{ \sum_{t=1}^{\infty} \sum_{n=t}^{\infty} r(\beta_t, \alpha_t) \lambda^{n-1} (1 - \lambda) \right\} \\ &= E_s^\pi \left\{ \sum_{t=1}^{\infty} \lambda^{t-1} r(\beta_t, \alpha_t) \right\} \end{aligned} \quad (2)$$

所以, 车联网中选择最优网络的问题就是求出最优的行动策略 π^* , 使得对于其他任意行动策略 π 都满足: $R^{\pi^*}(s) \geq R^\pi(s)$. 假设车辆进行网络选择的判决准则是平稳的, 即 $\delta_t = \delta$, 则平稳的行动策略为 $\pi = (\delta, \delta, \dots)$, 因此问题成为了求最优的判决准则 δ^* 使得总回报函数最大.

3 最优网络选择算法

为了解决上述问题, 本文提出了基于 VMDP 的最优网络选择算法. 首先对网络属性和信道特性进行分析, 得出各属性的效用函数; 再通过状态空间确定状态转移概率矩阵; 最后利用 AHP 确定各属性的权值, 并且利用 VIA 完成最优网络选择.

3.1 网络属性及传输信道特性分析

车联网中, 网络属性: 传输速率、平均时延和平均抖动率, 网络切换开销以及传输信道的中断概率是影响网络选择的主要因素, 而文献[2-7]对网络属性效用函数的分析都是理想的线性规律, 本节将结合边际效用递减率^[9]和线性规律进行分析.

(1) 网络属性

假设当前时刻系统状态为 s, a 为当前决策时刻的行动, s' 为判决后的系统状态. 网络能提供的数据传输速率直接影响车辆的通信质量, 但是当达到一定速率时, 速率为链路带来的效用值不会随着速率的增加而提高, 因此传输速率的效用函数满足边际递减规律, 传输速率的效用函数 $\Gamma_b(s, a)$ 可表示为

$$\Gamma_b(s, a) = \begin{cases} 0, & 0 \leq b_a \leq b_{\min} \\ 1 - e^{-p_b(b_a - b_{\min})}, & b_{\min} < b_a < b_{\max} \\ 1, & b_a \geq b_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $b_{\min}$ 和 $b_{\max}$ 分别表示车联网中数据传输所需的最低速率和饱和速率, p_b 为影响曲线边际效应的参数, 由目标速率和饱和速率共同决定.

同理, 对于网络带来的平均时延和抖动率, 同样

满足边际效用递减规律, 因此其效用函数 $\Gamma_d(s, a)$ 和 $\Gamma_j(s, a)$ 分别为

$$\Gamma_d(s, a) = \begin{cases} 1, & 0 \leq d_a \leq d_{\min} \\ 1 - e^{p_d(d_a - d_{\min})}, & d_{\min} < d_a < d_{\max} \\ 0, & d_a \geq d_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Gamma_j(s, a) = \begin{cases} 1, & 0 \leq j_a \leq j_{\min} \\ 1 - e^{p_j(j_a - j_{\min})}, & j_{\min} < j_a < j_{\max} \\ 0, & j_a \geq j_{\max} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $d_{\min}$ 和 $d_{\max}$ 分别表示最低时延和车辆通信可接受的最大时延, 边际效应影响参数 p_d 由目标时延和最低时延决定. $j_{\min}$ 和 $j_{\max}$ 分别表示车联网中的最小抖动率和保证正常通信的最大抖动率, 目标抖动率和最小抖动率决定 p_j .

对于网络切换开销的效用函数 $\zeta(s, a)$, 有:

$$\zeta(s, a) = \begin{cases} c_a, & a \neq s' \\ 0, & a = s' \end{cases} \quad (6)$$

式中, c_a 表示切换所需开销, 当没有发生垂直切换或者只发生水平切换时, 效用函数值为 0.

(2) 信道特性

为了衡量车辆通信的链路质量, 将通过分析信道特性得到信道中断概率这一重要指标. 车联网信道的衰落包括大尺度衰落^[10]和小尺度衰落^[11]. 大尺度衰落由路径损耗和阴影衰落组成:

$$\begin{aligned} P_L(d) [\text{dB}] &= \overline{P_L}(d) + X_\sigma \\ &= 20 \lg \frac{4\pi d_0}{\sqrt{G_t G_r} \lambda} + 10n \lg \frac{d}{d_0} + X_{\sigma_\psi} \end{aligned} \quad (7)$$

式中, d_0 和 d 分别表示参考距离和实际距离, n 表示随着环境而改变的路径损耗因子, 而阴影衰落 X_{σ_ψ} 表示均值为 0, 标准差为 σ_ψ 的对数正态分布.

由于车联网中信号传输受树木、车辆以及建筑物的遮挡, 所以信道中非视线 NLOS (None Line Of Sight) 分量占据主导, 因此信号包络 $z(t) = |r(t)|$ 服从 Rayleigh 分布:

$$p_Z(z) = \frac{2z}{\overline{P_r}} \exp\left[-\frac{z^2}{\overline{P_r}}\right] = \frac{z}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{z^2}{2\sigma^2}\right] \quad (8)$$

式中, $\overline{P_r} = \sum_n E[\alpha_n^2] = 2\sigma^2$, 表示基于路径损耗和阴影衰落的平均接收信号功率. 由上式可得出接收信号的功率服从指数分布:

$$p_{Z^2}(x) = \frac{1}{\overline{P_r}} \exp\left[-\frac{x}{\overline{P_r}}\right] = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left[-\frac{x}{2\sigma^2}\right] \quad (9)$$

假设信道噪声为加性高斯白噪声 (AWGN), 则

接收信噪比可表示为: $\gamma = Z^2/N_0$. 当接收的信噪比小于最低门限 γ_0 时, 连接就可能会出现中断, 所以信道特性由中断概率描述:

$$p = \Pr(\gamma < \gamma_0) = 1 - \exp(-\gamma_0/\gamma) \quad (10)$$

根据网络属性效用函数, 可得出中断概率效用函数 $\Gamma_o(s, a)$ 为

$$\Gamma_o(s, a) = \begin{cases} 1, 0 \leq p_a \leq p_{\min} \\ 1 - e^{p_o(p_a - p_{\max})}, p_{\min} < p_a < p_{\max} \\ 0, p_a \geq p_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $p_{\min}$ 和 $p_{\max}$ 分别表示最小中断概率和车辆通信可接受的最大中断概率, 参数 p_o 由目标中断概率和最小中断概率确定.

3.2 VMDP 状态空间及状态转移概率

上述属性构成了 VMDP 的系统状态空间: $S = \{1, \dots, M\}, B^1 \times D^1 \times J^1 \times O^1, \dots, B^M \times D^M \times J^M \times O^M$, 其中 B^m, D^m, J^m 和 O^m 分别表示 m 网络的速率、时延、抖动率和中断概率. 为了减少状态空间的元素数量, 令 $B^m = \{1, 2, 3, \dots, b_{\max}^m\}, D^m = \{1, 2, 3, \dots, d_{\max}^m\}, J^m = \{1, 2, 3, \dots, j_{\max}^m\}, O^m = \{1, 2, 3, \dots, o_{\max}^m\}$, 其中 $b_{\max}^m, d_{\max}^m, j_{\max}^m$ 和 $o_{\max}^m$ 分别表示 m 网络的最大传输速率、时延、抖动率和中断概率.

考虑当前系统状态为 s 和选择的行动为 a , 则链路的效用函数可定义为

$$\Gamma(s, a) = \sum_{i \in \{b, d, j, o\}} \omega_i \Gamma_i(s, a) \quad (12)$$

式中, $\Gamma_b(s, a), \Gamma_d(s, a), \Gamma_j(s, a)$ 和 $\Gamma_o(s, a)$ 分别表示传输速率、时延、抖动率和中断概率的效用函数, 而 $\omega_b, \omega_d, \omega_j, \omega_o$ 分别表示各属性效用函数的权值. 考虑切换开销 $\zeta(s, a)$, 可以得到回报函数为

$$r(s, a) = \Gamma(s, a) - \zeta(s, a) \quad (13)$$

假设当前状态和做出网络选择后的状态分别为 $s = [i, b_1, d_1, j_1, o_1, \dots, b_M, d_M, j_M, o_M]$ 和 $s' = [j, b'_1, d'_1, j'_1, o'_1, \dots, b'_M, d'_M, j'_M, o'_M]$, 其中 i 和 j 分别表示当前接入网络和决策时刻选择的网络, 令 $p_{ij}^m = P[b'_m, d'_m, j'_m, o'_m | b_m, d_m, j_m, o_m]$, 假设不同网络的各属性联合概率密度相互独立, 那么状态转移概率为

$$P[s' | s, a] = \prod_{m=1}^M p_{ij}^m \quad (14)$$

对于网络 m , 假设有 l 种状态, 那么网络 m 的状态转移概率矩阵可表示为

$$P^m = \begin{bmatrix} p_{11}^m & p_{12}^m & \cdots & p_{1l}^m \\ p_{21}^m & p_{22}^m & \cdots & p_{2l}^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{l1}^m & p_{l2}^m & \cdots & p_{ll}^m \end{bmatrix} \quad (15)$$

通过状态转移概率矩阵可以预测切换决策做出后, 系统状态的转移情况.

3.3 AHP 确定各属性的权值

由式(12)可知, VMDP 中各属性对回报函数的贡献比重直接体现在权重上, 因此, 确定各属性的权重非常关键. 而文献[5-7]并没有对属性的权值进行分析, 本节将考虑不同属性所占比重, 利用 AHP^[12] 确定各属性的权值.

首先构造各属性权值的判断矩阵 $\Phi = (\varphi_{ij})_{i, j \in \{b, d, j, o\}}$, 其中 φ_{ij} 表示属性 i 对 j 的比重, 那么 j 对 i 的比重则为 φ_{ij} 的倒数, 即 $\varphi_{ji} = 1/\varphi_{ij}$. 对于不同服务而言, 传输速率、平均时延、抖动率和中断概率相互之间的比重不同. 由于车联网中, 业务的 QoS 指标主要是低时延和可靠性, 因此时延和中断概率的比重比其他属性大. 不失一般性, 引用数字 1 ~ 9 及其倒数作为标准来定义判断矩阵的比重, 如表 1 所示.

其次, 得出判断矩阵最大特征值对应的特征向量: $\Phi W = \eta_{\max} W$, 其中 $\eta_{\max}$ 为判断矩阵的最大特征值, 存在且唯一, W 的分量均为正分量. 最后将求得的正特征向量 W 作单位化处理即得到各属性的权值向量 $W_e = [\omega_b, \omega_d, \omega_j, \omega_o]$.

表 1 判断矩阵标度定义

标度	含义
1	表示两个属性相比, 具有相同重要性
3	表示两个属性相比, 前者比后者稍重要
5	表示两个属性相比, 前者比后者明显重要
7	表示两个属性相比, 前者比后者强烈重要
9	表示两个属性相比, 前者比后者极端重要
2, 4, 6, 8	表示上述相邻判断的中间值

3.4 值迭代算法 VIA

令 $r_\delta(s) = r(s, \delta(s))$ 表示系统状态为 s 的回报函数, $p_\delta(s' | s) = p(s' | s, \delta(s))$ 表示当前系统状态为 s , 下一状态为 s' 的转移概率, 则第 t 次的转移概率为

$$p_\pi^t(s' | s) = [p_{\delta_1} p_{\delta_{t-1}} \cdots p_{\delta_1}](s' | s) = p^\pi(\beta_{t+1} = s' | \beta_1 = s)$$

根据上式和式(2), 可得:

$$\begin{aligned} R^\pi(s) &= E_s^\pi \left\{ \sum_{t=1}^{\infty} \lambda^{t-1} r(\beta_t, \alpha_t) \right\} \\ &= \sum_{t=1}^{\infty} \lambda^{t-1} p_\pi^{t-1} r_{\delta_t} \\ &= r_{\delta_1} + \lambda p_{\delta_1} r_{\delta_2} + \lambda^2 p_{\delta_2} p_{\delta_1} r_{\delta_3} + \cdots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= r_{\delta_1} + \lambda p_{\delta_1} (r_{\delta_2} + \lambda p_{\delta_2} r_{\delta_3} + \lambda^2 p_{\delta_3} p_{\delta_2} r_{\delta_4} + \dots) \\
&= r_{\delta_1} + \lambda p_{\delta_1} R^{\pi'}(s') \\
&= r(s, a) + \sum_{s' \in S} \lambda P[s' | s, a] R^{\pi'}(s')
\end{aligned} \quad (16)$$

假设 $R(s) = \max_{\pi \in \Pi} R^{\pi}(s)$ 是系统状态为 s 的总回报函数的最大值, 根据式(16), 则最优网络选择的方程可表示为

$$R(s) = \max_{a \in A} \left\{ r(s, a) + \sum_{s' \in S} \lambda P[s' | s, a] R(s') \right\} \quad (17)$$

对于该公式的解, 即求出最佳的判决准则 $\delta^*(s) = a$, 使得总回报函数达到最大值 $R(s)$.

为了求得式(17)的最优决策策略以及对应的最大回报函数值, 本文采用值迭代算法 VIA, VIA 易于理解, 并且容易实现, 因此本文利用 VIA 不断迭代回报函数值, 使其达到最大, 从而得出对应的时间平稳的最优行动策略.

VIA 算法具体过程如下:

(1) 对于任意系统状态 s , 设第一次迭代 $R^0(s) = 0$, 并且令 ϵ 为一个任意小的正数: $\epsilon > 0$, 初始化迭代次数 $k = 0$;

(2) 根据式(17), 对于任意系统状态 s , 计算每次迭代的最大回报函数值 $R^{k+1}(s)$: $R^{k+1}(s) = \max_{a \in A} \left\{ r(s, a) + \sum_{s' \in S} \lambda P[s' | s, a] R^k(s') \right\}$, 其中 $P[s' | s, a]$ 为系统状态转移概率;

(3) 如果连续两次迭代值之差小于门限值, 即 $\| R^{k+1} - R^k \| < \epsilon(1 - \lambda)/(2\lambda)$, 则执行步骤 4, 否则将 $k + 1$, 返回执行步骤 2, 继续迭代;

(4) 对于系统状态 s , 求得的最优判决准则为 $\delta^* = \arg \max_{a \in A} \left\{ r(s, a) + \sum_{s' \in S} \lambda P[s' | s, a] R^{k+1}(s') \right\}$, 迭代过程结束.

3.5 VIA 收敛性和复杂度分析

算法中, ϵ 是使迭代过程结束而设定的一个参数, 取 $\epsilon = 10^{-3}$. 步骤 2 中的方程是连续地迭代计算回报函数的近似最大值, 是一个收缩映射, 因此 $R^k(s)$ 会收敛于某一常数 $R(s)$, 并且是一个线性收敛过程. VIA 的每次迭代过程, 都是在当前系统状态为 s 的情况下, 采取行动 a 并转移到下一时刻的系统状态 s' 的过程. 因此, 每次迭代过程的算法复杂度为 $O(|A| |S|^2)$, 其中 A 为行动集合, S 为系统状态空间.

4 性能评估

为了验证本文提出的基于 VMDP 的最优网络选择算法的有效性, 采用 MATLAB 作为实验仿真平台, 通过实验分别对比了文献[2]中基于单属性 SINR 的判决算法, 文献[4]中基于模糊逻辑的多属性决策切换算法——SAW 和 GRA, 以及文献[5]中的 MDP 的判决方法. 由于在车联网中, 衡量车辆通信服务 QoS 的指标主要是链路增益, 信道特性——平均中断概率以及切换次数, 因此, 下面将围绕这几个性能指标进行分析.

4.1 仿真模型

仿真场景如图 1 所示, 车辆在异构车联网的覆盖下行驶在城市道路中, 假设到达和离开的车辆均服从 Poisson 分布, 并且城市车辆的行驶速度为 30 ~ 80 km/h. 异构车联网由 VANETs、WLAN、LTE 和 5G 构成, 因此 $M = 4$, 行动序列为 $A = \{1, 2, 3, 4\}$. 各网络参数如表 2 所示, 并且令每单元带宽为 1 Mb/s, 每单元时延为 100 ms, 每单元抖动率为 1% 和每单元中断概率为 1%. 对于车辆通信的信道特性, 参考距离 $d_0 = 1$ m, 阴影衰落标准差 $\sigma_\psi = 8$ dBm, 白噪声功率为 -174 dBm/Hz, 车辆接收信噪比的最低门限值为 -80 dBm. 假设车辆连续决策点的时间间隔为 15 s, 所以车辆的平均连接时间为 $1/(1 - \lambda) \times 15$ s.

表 2 网络参数

网络	$b_{\max}^m /$ (Mb/s)	$d_{\max}^m /$ ms	$j_{\max}^m /$ %	$o_{\max}^m /$ %	发射功率/ dBm
VANETs	10	200	10	9	15
WLAN	30	500	9	9	20
LTE	20	300	6	7	48
5G	50	100	5	5	52

在确定各属性效用函数时, 需要知道各属性的基准点, 目标点和饱和点, 如表 3 所示.

表 3 属性参数

属性	基准点	目标点	饱和点
传输速率	100 kb/s	2 Mb/s	6 Mb/s
平均时延/ms	200	100	10
抖动率/%	8.2	4.6	2
中断概率/%	7.4	4	0.6

4.2 仿真结果及分析

图 2 和图 3 用来反映在不同算法下, 车辆通信链路增益的差异. 图 2 表示贴现因子 $\lambda = 0.975$, 即

车辆平均连接时间为 10 min 时,网络切换开销 c_a 范围为 0~0.5,五种决策算法下链路平均增益的对比.从图中可以看出,五种方法的链路平均增益均随着切换开销的增加而减小,但是 VMDP 算法获得最大的链路增益,这是由于 VMDP 在 MDP 的基础上分析了各属性效用函数和权值,GRA 和 SAW 仅仅根据网络特性来选择,并没有考虑切换开销,而基于 SINR 的单属性方法只考虑接收信号干扰噪声比.并且,后三种方法都没有对决策做出后系统状态的转移进行分析.

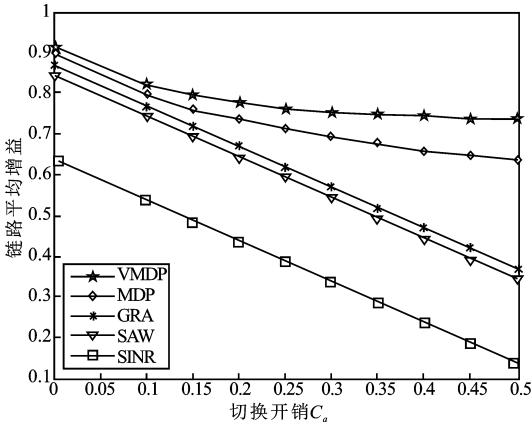


图2 链路的平均增益随切换开销的变化

图3表示切换开销 $c_a=0.25$,贴现因子 λ 范围是 0.9~0.98,即平均连接时间为 2.5~12.5 min 时,五种决策算法下链路总回报函数值的比较.如图所示,随着贴现因子的增加,平均连接时间增多,每个决策点带来的回报函数使总回报函数增加.而在每一个 λ 对应的回报函数,VMDP 的总回报函数均值高出 MDP7.7%,分别高出 GRA 和 SAW32.4%和 39.8%.

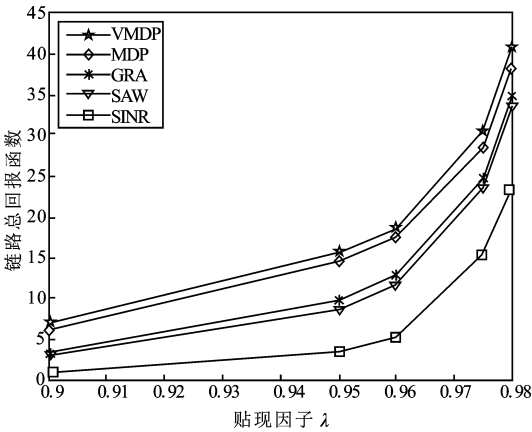


图3 链路总回报函数随贴现因子的变化

图4所示为评估通信链路另一项重要指标:平

均中断概率,在车辆到达率为 1~10 的范围内,对比各方法获得的链路平均中断概率.由于基于 SINR 的单属性决策法只考虑 SINR 信息,所以中断概率很低,但是当车辆到达率超过 9 时,选择同一网络的车辆增多导致中断概率升高.而 VMDP 则会权衡各属性均衡网络负载,所以中断概率缓慢增加.当车辆到达率为 10 时,VMDP 的中断概率比其他算法分别低了 13.0%,20.2%,22.1%和 24.3%.

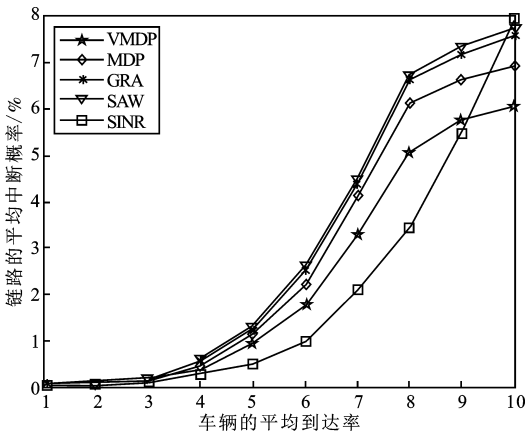


图4 链路平均中断概率随车辆到达率的变化

图5表示平均连接时间为 2.5~12.5 min 时,不同方法引起的垂直切换次数比较.从图中可知平均连接时间增加会导致切换次数相应增加,但是综合考虑各属性效用函数、权重以及切换开销的 VMDP 具有最少的切换次数,从而减小频繁切换带来的乒乓效应.

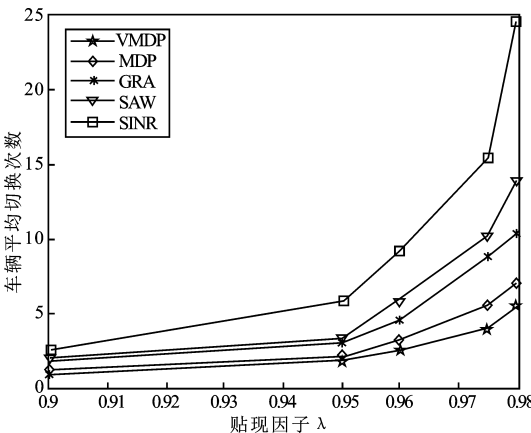


图5 平均切换次数随贴现因子的变化

5 结束语

本文提出了基于 V2V 和 V2X 的异构车联网模型,用于未来车联网的系统架构;针对网络和信道状态信息的随机无记忆性,以及网络选择后状态的转移,提出了基于 VMDP 的最优网络选择算法,分析

了影响车辆通信质量的各属性及切换开销,构建了 VMDP 的状态空间,并得出状态转移概率. 此外,为了使 VMDP 的回报函数更准确,分析了各属性的效用函数,并利用 AHP 确定其权重. 最后利用 VIA 算法求得最优网络选择策略. 仿真结果表明,本文的算法不仅能有效地实现车辆在混合异构车联网中对最优接入网的选择,而且能保证网络车辆状态及时更新,提高链路的通信质量,减少乒乓效应. 为车联网的系统结构以及网络选择提供了一种有效的解决方案.

参考文献:

- [1] Kaiwartya O, Abdullah A H, Yue Cao, et al. Internet of vehicles: motivation, layered architecture network model challenges and future aspects[J]. IEEE Access, 2016(4):5356-5373.
- [2] Yang K, Gondal I, Qiu B, et al. Combined SINR based vertical handoff algorithm for next generation heterogeneous wireless networks[C]// Global Telecommunications Conference, 2007. GLOBECOM '07. IEEE, 2007:4483-4487.
- [3] Shen W, Zeng Q A. Cost-function-based network selection strategy in integrated wireless and mobile networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(6):3778-3788.
- [4] Wang L, Binet D. MADM-based network selection in heterogeneous wireless networks: A simulation study [C]// International Conference on Wireless Communication, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace & Electronic Systems Technology, 2009. Wireless Vitae. IEEE, 2009:559-564.
- [5] Stevens-Navarro E, Lin Y X, Wong W S. An MDP-Based vertical handoff decision algorithm for heterogeneous wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008,57(4): 1243-1254.
- [6] Zhu J, Xu L, Yang L, et al. An optimal vertical hand-off decision algorithm for multiple services with different priorities in heterogeneous wireless networks[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 83 (1):

1-23.

- [7] Sun C, Stevens-Navarro E, Wong V W S. A constrained MDP-Based vertical handoff decision algorithm for 4G wireless networks[C]// IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2008: 2169-2174.
- [8] Puternam M L. Markov Decision Processes-Discrete Stochastic Dynamic Programming[J]. Wiley series in probability and mathematical statistics, 1994, 37(3): 353-353.
- [9] Chandavarkar B R, Reddy G R M. Analysis of sigmoidal utility function based handover in heterogeneous wireless networks[C]// International Conference on Microwave, Optical and Communication Engineering. IEEE, 2015:118-121.
- [10] Karedal J, Czink N, Paier A, et al. Path loss modeling for vehicle-to-vehicle communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(1): 323-328.
- [11] Chandrasekharamenon N P, Ancharev B. Connectivity analysis of one-dimensional vehicular ad hoc networks in fading channels[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2012(1):1.
- [12] Supraja S, Kousalya P. A comparative study by AHP and TOPSIS for the selection of all round excellence award[C]// ICEEOT 2016 — 2016 IEEE International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques. IEEE, 2016:314-319.

作者简介:

董彪 男,(1991-),硕士研究生. 研究方向为宽带无线通信、车联网中物理层技术.

E-mail: dongbiaojlu2010@163.com.

唐亮 男,(1983-),博士,副研究员. 研究方向为移动自组织网络和宽带无线通信.

杨洪生 男,(1969-),博士,研究员. 研究方向为宽带无线接入系统、移动自组织网络和应急通信等.

卜智勇 男,(1970-),博士,研究员. 研究方向为宽带无线通信、移动自组织网络和应急通信等.