

基于车流密度的车载边缘计算任务动态卸载策略

赵宏伟, 尤静月, 王阳阳, 赵西珂

引用本文

赵宏伟, 尤静月, 王阳阳, 赵西珂. [基于车流密度的车载边缘计算任务动态卸载策略](#)[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 220900199-7.

ZHAO Hongwei, YOU Jingyue, WANG Yangyang, ZHAO Xike. [Dynamic Unloading Strategy of Vehicle Edge Computing Tasks Based on Traffic Density](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 220900199-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[供需双方均受资金约束的低碳供应链决策研究](#)

Study on Decision-making for a Low-carbon Supply Chain with Capital Constraint on Both Supply and Demand Sides

计算机科学, 2023, 50(11A): 221200130-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221200130>

[面向边缘计算的轻量级网络硬件加速设计](#)

Lightweight Network Hardware Acceleration Design for Edge Computing

计算机科学, 2023, 50(11A): 220800045-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800045>

[应急通信场景下基于JTORATPAIA的NOMA-MEC系统研究](#)

Study on NOMA-MEC System Based on JTORATPAIA in Emergency Communication Scenarios

计算机科学, 2023, 50(11A): 221000240-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221000240>

[一种基于延迟与负载的最优边缘服务器放置方法](#)

Optimal Edge Server Placement Method Based on Delay and Load

计算机科学, 2023, 50(11A): 220900260-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900260>

[基于博弈论的多边缘服务器负载均衡策略](#)

Multi-edge Server Load Balancing Strategy Based on Game Theory

计算机科学, 2023, 50(11A): 221200150-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221200150>

基于车流密度的车载边缘计算任务动态卸载策略

赵宏伟 尤静月 王阳阳 赵西珂

沈阳大学信息工程学院 沈阳 110041

(18909835561@163.com)

摘要 针对车辆边缘计算的问题与挑战,提出了一种车-路-边协同的场景模型。以车辆密度为切入点,定义通信链路中断概率最小化问题,建立关于车流密度的通信速率模型。结合车辆卸载、定价以及资源分配3种策略将系统优化目标描述为车辆侧成本最小化,同时最大化RSU侧效用值的问题,引入问题分解的思想降低问题耦合度,将原始优化目标转换为卸载与定价之间的平衡问题以及资源分配问题。验证卸载与定价博弈的Nash均衡点的存在性,并提出一种基于Stackelberg博弈的分布式算法(SDA)求解优化问题。最后通过仿真实验验证了车流密度对于传输速率的影响,以及SDA为车辆降低了24%的卸载成本,为RSU提高了11%的收益。

关键词: 边缘计算;车流密度;Stackelberg博弈;纳什均衡;动态卸载

中图分类号 TP311

Dynamic Unloading Strategy of Vehicle Edge Computing Tasks Based on Traffic Density

ZHAO Hongwei, YOU Jingyue, WANG Yangyang and ZHAO Xike

School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110041, China

Abstract To address the problems and challenges of vehicle edge computing, a scenario model of vehicle-road-edge collaboration is proposed. Using vehicle density as the entry point, this paper defines the communication link outage probability minimization problem and establishes a communication rate model regarding vehicle density. Combining the three strategies of vehicle unloading, pricing and resource allocation, the system optimization objective is described as the problem of minimizing the vehicle-side cost and maximizing the RSU-side utility value. The problem decomposition idea is introduced to reduce the problem coupling, and the original optimization objective is transformed into the balance problem between unloading and pricing and the resource allocation problem. The existence of the Nash equilibrium point of the unloading and pricing game is verified, and a distributed algorithm(SDA) based on Stackelberg's game is proposed to solve the optimization problem. Finally, the impact of traffic density on transmission rate is verified through simulation experiments, and SDA reduces the unloading cost of vehicles by 24%, and increases the revenue of RSU by 11%.

Keywords Edge computing, Traffic density, Stackelberg games, Nash equilibrium, Dynamic unloading

1 引言

车联网中大量应用程序面临着敏感时延、计算密集、高能耗的需求。为此,车载边缘技术(Vehicle Edge Technology, VEC)通过在车辆附近部署服务器,用于车辆任务的处理,在保证服务质量的同时提高车载任务卸载效率^[1]。VEC中,车辆与路侧单元(Roadside unit, RSU)使用通信链路进行任务数据传输,车辆的移动性导致其地理位置随时间变化,而RSU的通信覆盖范围是有限的,若计算任务卸载无法在应用程序的容差时间内完成,则卸载失败;若在卸载过程中通信链路断开,则同样卸载失败^[2]。

关于容差时间问题,主要利用计算任务最大允许时延进行约束,保证卸载、计算以及最后计算结果返回的总时间小于计算任务最大允许时延。通信链路问题,是由于车联网中

接入方式多样,如蜂窝网络、RSU等形成异构网络,而引起多网络之间互相干扰,以及车流密度变化引发的道路热点分布不均所导致的。为降低干扰程度和适应道路热点分布,考虑车辆与RSU之间的中断概率,即当前链路容量是否能满足所有用户任务传输速率。若不能满足,又会以多大的中断概率导致任务传输中断^[3]。

除此之外,随着车辆任务类型日益丰富以及处理难度逐渐提高,边缘服务器在提供服务时,不仅要考虑合理分配任务资源,还要在保证不打击车辆任务卸载积极性的情况下收取一定的服务费用,用来维护自身成本。上述众多挑战使得车联网环境下的任务卸载难度逐渐提升。

2 相关工作

关于边缘计算的现有研究主要集中在卸载策略、资源

基金项目:国家自然科学基金面上项目(71672117);国家博士后基金项目(2019M651142);辽宁省高校优秀人才项目(2020389);沈阳市科技计划(21108915)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(71672117), National Postdoctoral Fund Program(2019M651142), Liaoning Province University Excellent Talent Program(2020389) and Shenyang Science and Technology Plan(21108915).

通信作者:尤静月(staryju@163.com)

分配策略以及负载均衡等问题上,并据此建立优化目标,同时 Lyapunov 优化、凸优化、博弈论等优化方法也成为边缘计算网络中调度计算卸载任务的重要工具^[4]。Lin 等^[5]为解决系统成本最小化问题,通过引入 Lyapunov 优化队列进行问题转换,并提出一种动态资源分配方案。Yang 等^[6]提出一种深度确定性策略梯度算法(DDPG)调整边缘服务器的负载平衡,以减少传输能量和延迟。Tian 等^[7]提出一种基于量子粒子群算法和基于启发式算法的边缘节点负载均衡算法解决系统时延最小化问题。除了以上对某一策略的单独研究之外,也有很多学者联合多种角度进行研究,例如,联合卸载决策与资源分配或带宽分配进行研究。Tong 等^[8]考虑了移动用户设备与基站之间的移动性,提出一种深度强化学习(DRL)算法,根据优化目标为每个任务选择合适的计算节点,在算法训练过程中学习求解目标问题的最优策略。Wang 等^[9]提出一种有效搜索车辆与 VEC 服务器之间的瓦尔拉斯均衡点的算法来寻求卸载与资源分配策略。Chen 等^[10]联合优化卸载失败率和卸载过程的总能耗,设计一种基于深度强化学习的计算卸载策略来优化目标。Zeng 等^[11]提出一种基于遗传算法的快速搜索算法寻找系统博弈问题的均衡点,实现志愿者车辆成本最大化。

以上相关边缘计算任务卸载策略,大多从某一角度进行边缘计算任务卸载策略的研究,并且 VEC 场景模型缺少对时延敏感性、通信模型动态性等因素的设置。因此,本文从车流密度、移动性和均衡性等多个角度开展研究,进行车载边缘计算任务动态卸载模型搭建与算法设计,解决在多视角、多模态车载边缘场景下,车辆任务动态卸载过程中的优化问题。

本文的主要贡献如下:

1)以车流密度为出发点,通过引入通信链路中断概率最小化问题,研究车流密度与传输功率之间的关系,并提出一种基于车流密度的自适应传输速率模型。

2)建立系统优化目标,针对优化问题中卸载与定价之间的博弈,验证该博弈的 Nash 均衡点的存在且唯一性,利用基于强化学习改进的蜂群算法求解资源分配问题。最后提出一种基于 Stackelberg 博弈的分布式算法(Distributed Algorithm Based on Stackelberg Game,SDA)求解优化问题。

3 车载边缘计算任务动态卸载模型

3.1 基于车流密度通信模型

车流密度作为交通中的一项重要参数,用来描述某一车道在某个时间点的车辆总数,表征了该车道上的车辆密集程度。作为车联网环境中不可忽略的因素之一,其随时空动态变化而难以实时监测,但最近几年,随着科学技术的发展,已有不少研究突破了这一难点。Zhu^[12]通过传感器采集的车辆信号、地磁信号以及周围环境的干扰信号等数据,设计了一个车流密度监测系统,并根据车流密度值划分了4种道路情况(拥堵状态、聚集拥堵状态、拥堵消散状态、畅通状态)。Gao^[13]利用交通流中车辆速度、车流密度、车流量这3项基本参数之间的关系,对宏观交通流模型进行改进,并取得了不错的效果。以上研究成果证明了车流密度通过现有技术可以被监测,这也为本文研究工作提供了有力支撑。同时,根据 Green Shields 提出的“速度-密度线性模型”,一般车流密度条件下,速度与车流密度存在一定线性关系,如式(1)所示:

$$V = V_f \left(1 - \frac{\ell}{\ell_{\max}}\right) \quad (1)$$

其中, $V_f = 75 \text{ km/h}$ 为我国标准自由流速度; ℓ 为当前车流密度, ℓ_{\max} 为城市最大限制车流 98 辆/km·车道。

中断概率作为评估通信链路的一项重要指标,描述了链路容量与用户传输速率之间的关系,当前者小于后者时,会引发通信中断,该事件的存在概率取决于信道信噪比、信道衰落模型以及传输功率。为此,定义系统存在 N 辆车时,计算任务从车辆传送到 RSU,共占据 N 个信道,两者之间的链路容量可描述为如下:

$$I = \frac{1}{N} \log \left[1 + E_s |h_{sd}|^2 \gamma + \sum_{i=1}^{N-1} \frac{E_s |h_{sd}|^2 \gamma}{1 + E_s |h_{sd}|^2 \gamma} \right] \quad (2)$$

其中, E_s 为车辆与 RSU 之间的传输速率; h_{sd} 为车辆与 RSU 之间的信道增益,且 $h_{sd} \sim (0, \sigma_{sd}^2)$; γ 为信噪比。

结合式(1)定义车流密度期望值为:

$$\bar{\ell} = \ell_{\max} \left(1 - \frac{V}{V_f}\right) \quad (3)$$

通过引入比例系数 k ,将传输功率表示为:

$$E_s = k \frac{1}{\ell} \quad (4)$$

改变 k 值,调整车流密度与传输功率之间关系,合理改善链路容量。根据香农定理定义无线信道传输速率为 $r = B \log_2 [(1 + E_s |h_{sd}|^2) / z_{sd}]$,其中 B 为带宽, z_{sd} 表示高斯白噪声。

针对每个车流密度值 ℓ ,均存在一个合适的 k 值,用于调整传输功率,降低通信中断概率,定义传输中断概率表达式。

$$\begin{aligned} P_{\text{cut}} &= P(I < r) \\ &= P \left[\frac{1}{N} \log \left[1 + E_s |h_{sd}|^2 \gamma + \sum_{i=1}^{N-1} \frac{E_s |h_{sd}|^2 \gamma}{1 + E_s |h_{sd}|^2 \gamma + 1} \right] < r \right] \\ &= \left[\frac{\left[1 + \frac{E_s |h_{sd}|^2}{z_{sd}} \right]^{NB} - 1}{N!} \frac{1}{E_s \sigma_{sd}^2 \gamma^N} \left(\prod_{i=1}^{N-1} \frac{1}{E_s \sigma_{sd}^2} \right) \right] \end{aligned} \quad (5)$$

只有中断概率低,车辆与 RSU 之间的任务传输与处理才能顺利完成。为此,定义关于中断概率最小化的问题。

$$\begin{aligned} \min P_{\text{cut}} \\ \text{s. t. } E_s &= k \frac{1}{\ell} \end{aligned} \quad (6)$$

为方便后续计算,对上述问题取对数处理,并代入式(4)可得:

$$\begin{aligned} \log P_{\text{cut}} &= N \log \left[\left[1 + \frac{k \frac{1}{\ell} |h_{sd}|^2}{z_{sd}} \right]^{NB} - 1 \right] - \log(N!) - \\ &\quad \log(k \sigma_{sd}^2) + N(\log(k) - \log(\gamma)) + (N-1)(\log(k) + 2\log(\sigma_{sd}^2)) \end{aligned} \quad (7)$$

去除式(7)中与优化目标无关的常数项,建立关于目标函数的 Lagrange 函数,如式(8)所示:

$$\begin{aligned} L(\mu') &= N \log \left[\left[1 + \frac{k \frac{1}{\ell} |h_{sd}|^2}{z_{sd}} \right]^{NB} - 1 \right] + 2(N-1) \log(k) + \mu' \sum_{i=1}^N (k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, μ' 为 Lagrange 乘子。对式(8)中 k 与 μ' 求导,令其等式结果为 0,如式(9)所示:

$$\frac{\partial L(\mu')}{\partial k} = \frac{N^2 B}{\left[1 + \frac{k \frac{1}{\ell} |h_{sd}|^2}{z_{sd}} \right]^{NB} - 1} \left[1 + \frac{k \frac{1}{\ell} |h_{sd}|^2}{z_{sd}} \right]^{NB-1}$$

$$\frac{h_{sd}}{\ell} + \frac{2(N-1)}{k} \quad (9)$$

$$\frac{\partial L(\mu')}{\partial \mu'} = \sum_1^N (k-1) = 0 \quad (10)$$

利用梯度下降法求上式,得到 k 的迭代步长,

$$k = k - \frac{1}{2} \frac{\partial L(\mu')}{\partial k} \quad (11)$$

则基于车流密度的传输速率自适应调整过程如下:

- 1)更新当前车流密度 ℓ ,根据式(1)和式(3)计算 $\bar{\ell}$;
- 2)根据式(7)~式(11),计算最小化中断概率问题,按照迭代步长公式,逐步求得中断概率最小时的 k 值。
- 3) k 值回代式(4),计算该车流密度下的传输功率,并更新传输速率值。

车流密度自适应传输速率模型可定义为下式:

$$r(\ell) = B \log_2 \left(\frac{1 + E_s(\ell) h_{sd}}{z_{sd}} \right) \quad (12)$$

其中, $E_s(\ell)$ 表示车流密度 ℓ 下,车辆与 RSU 之间的传输功率。

3.2 车载边缘计算任务卸载模型

如图 1 所示,本文考虑单向车道的道路场景,系统由车辆以及卸载 MEC 服务器的 RSU 组成。考虑到信号圆会造成的通信死角(图中红线范围),我们将 RSU 的有效通信范围重新定义为长度为 L 的矩形。车辆集 $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, 每个车辆携带的任务信息简化为三元组形式 $v_n = \{D_n, T_n^{\max}, \alpha\}$ (任务总数据量大小,任务允许最大时延,任务时延敏感度)。车辆任务卸载集合描述为 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, d_n 表示车辆 n 的任务卸载量。此外,RSU 针对车辆发来的任务请求进行资源分配, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 表示 RSU 分配给车辆的计算资源。为维护服务器正常运转,对计算资源实行动态收费制,计算资源单价集合设置为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, p_n 表示 RSU 公布给车辆 n 的计算资源单价。考虑到车联网的时延敏感性较高,我们将系统评估时间离散为单个时隙 $T = \{1, 2, \dots, \tau, \dots, T\}$ 进行问题处理。同时车辆的高移动性决定了对信息处理实时性的高要求,以 RSU 为中心点,建立通信坐标系,车辆与 RSU 之间的欧几里得距离描述为 $R_n = \sqrt{x_n^2 + y_n^2}$, (x_n, y_n) 为车辆所在位置坐标,任意车辆在 RSU 通信范围内停留时间可描述为 $T_n^{\text{stay}} = \frac{L - x_n}{V}$ 。

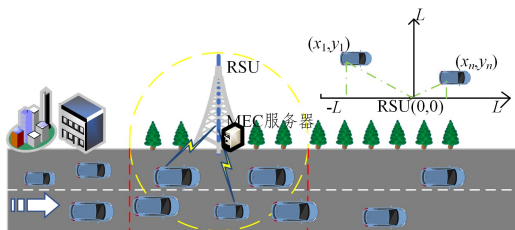


图 1 车载边缘场景(电子版为彩图)

Fig. 1 On-board edge scene

本研究中,车辆任务有两种处理方式。1)本地计算,计算任务数据量大小为 $(D_n - d_n)$ bit,规定车辆拥有一定计算能力 F_n^{local} ,则本地计算时间表示为 $t_n^{\text{local}} = (D_n - d_n) / F_n^{\text{local}}$;本地计算能耗 $E_n^{\text{local}} = \theta' (F_n^{\text{local}})^2 (D_n - d_n)$,其中 θ' 是取决于芯片结构的能量系数^[14]。为此,定义本地计算中车辆开销函数为 $X_n^{\text{local}} = \kappa_t \alpha t_n^{\text{local}} + \kappa_e E_n^{\text{local}}$,其中 κ_t 与 κ_e 分别为时间/能耗开销因子。

2)卸载计算,该过程包括任务上传、任务计算、任务结果回传。其中,任务结果的数据量远远小于初始任务量,任务结果回传时间与能耗忽略不计。定义传输时间 $t_n^{\text{up}} = d_n / r(\ell)$,传输能耗为 $E_n^{\text{up}} = E_s t_n^{\text{up}}$;传输过程中车辆开销函数定义为 $X_n^{\text{up}} = \kappa_t \alpha t_n^{\text{up}} + \kappa_e E_n^{\text{up}}$;计算时延 $t_R^{\text{cal}} = d_n / F_{\text{mec}}$ 以及产生的能耗 $E_R^{\text{cal}} = \bar{\omega} (q_n)^3$ (F_{mec} 为 MEC 计算能力, $\bar{\omega}$ 为计算过程中对 CPU 周期频率的消耗系数),其中资源分配满足 $q_n = (\phi_n d_n) / \tau$, $\phi_n \in (0, 1)$ 描述了卸载任务与资源分配之间的转换关系。RSU 开销函数可定义为 $X_R^{\text{up}} = \kappa_t t_R^{\text{cal}} + \kappa_e E_R^{\text{cal}}$ 。

根据以上公式,分别建立车辆侧的成本函数与 RSU 侧的效用函数。

1) 车辆侧成本函数

定义车辆侧支付成本函数为:

$$U_n^0 = \sum_1^n (d_n * p_n - G_n) \quad (13)$$

其中, $G_n = \ln(1 + \epsilon d_n)$ (ϵ 为大于 0 的系统参数) 为车辆 n 通过将任务卸载到 RSU 获得的收益。

车辆除了支付成本之外,开销函数作为其成本的一部分,同样需要被考虑入内,为此定义车辆侧成本函数为:

$$U_n = U_n^0 + \sum_1^n X_n^{\text{local}} + X_n^{\text{up}} \quad (14)$$

由于车联网具有时变性,其对单个时隙求最优的实际意义不大,故将车辆侧的优化问题表述为一个长期随机优化问题。

$$P_1: \min_{d_n} \tilde{U}_n = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E\{U_n\}$$

$$\text{s. t. } t_n^{\text{up}} + t_R^{\text{cal}} \leq \min(T_n^{\max}, T_n^{\text{stay}}) \quad (\text{a})$$

$$E_n^{\text{local}} + E_n^{\text{up}} \leq E_{\text{max}} \quad (\text{b})$$

$$\alpha \in (0, 1) \quad (\text{c})$$

约束(a)保证了任务在车辆驶离通信范围前或者任务最大允许时延内完成;约束(b)代表车辆能耗不超过阈值 E_{max} ;约束(c)表示任务时延敏感度,保证任务实际可行性以及合理性。

2) RSU 侧效用函数

将 RSU 侧收益函数描述为下式:

$$U_R^0 = \sum_n [(p_n - \zeta) * q_n] \quad (15)$$

其中, ζ 为计算资源成本单价。

RSU 处理任务时延付出的开销(时延、能耗)从收益中扣除后所得才是其最终效用。RSU 侧效用函数可描述为:

$$U_R = U_R^0 - X_R^0 \quad (16)$$

同理,建立 RSU 长期优化函数。

$$P_2: \max_{p_n, q_n} \tilde{U}_R = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E\{U_R\}$$

$$\text{s. t. } \sum q_n \leq Q^{\text{max}} \quad (\text{a1})$$

$$p_n \geq \zeta \quad (\text{b1})$$

$$p_{\min} \leq p_{vi} \leq p_{\max} \quad (\text{c1})$$

$$d_n \{p_n, q_n\} = \arg \min_{d_n} \tilde{U}_n \quad (\text{d1})$$

约束(a1)保证了 RSU 为所有用户车辆分配的计算资源不可超过所拥有的最大计算资源 Q^{max} ;约束(b1)保证收益总是正数;约束(c1)是为了维护市场稳定的同时防止溢价而设置的价格范围。约束(d1)表明了问题 P1 与 P2 之间具有较强的耦合性。

4 车载边缘算法设计

综上所述,车辆侧目标是 minimized 每个用户长期平均成本,决策变量为 $\{d_n\}$;RSU 的目标是最大化长期平均效用,决策变量为双变量 $\{p_n, q_n\}$ 。同时两个问题之间的强耦合性,导致 3 个决策问题的求解复杂度较高,因此考虑对问题进行分解处理,先固定计算资源分配策略,将卸载策略与定价策略描述为 Stackelberg 博弈过程,并对该过程进行问题重述,求解最佳卸载策略 d^* 以及定价策略 P^* ;接着根据 d^* 和 P^* 求解最佳计算资源分配策略 Q^* 。

4.1 定价与卸载博弈中 Nash 均衡分析

车辆与 RSU 之间的合作满足 Stackelberg 博弈过程。表 1 列出了这一博弈的基础信息。

表 1 Stackelberg 博弈信息

Table 1 Stackelberg game information

参与者	策略	收益
车辆(跟随者)	$d = \{d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_n\}$	\tilde{U}_n
RSU(领导者)	$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$	\tilde{U}_R

注:本文设计了一组参与者,包括 RSU 和车辆集。

针对 Stackelberg 博弈中纳什均衡点 $Z = (P^*, d^*)$ 的存在性,做了如下证明。

定理 1 卸载策略与定价策略的每一轮博弈,都存在唯一均衡点。同时,该点处的策略值能够满足自身优化目标。

证明:在上述博弈 $\Omega = \{d_1, d_2, \dots, d_n; p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 中,如果由博弈方的各一个策略组成的某个策略组合 $\{d_i^*; p_i^*\}$ 中,任一博弈方 i 的策略 d_i^* 对另一博弈方策略组合也是最佳对策,即满足:

$$\tilde{U}_n \{d_1, d_2, \dots, d_n; p_1^*, \dots, p_{i-1}^*, p_i^*, p_{i+1}^*, \dots, p_n^*\} \leq \tilde{U}_n \{d_1, d_2, \dots, d_n; p_1, p_2, \dots, p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, \dots, p_n\}$$

$$\tilde{U}_R \{d_1^*, \dots, d_{i-1}^*, d_i^*, d_{i+1}^*, \dots, d_n^*; p_1, p_2, \dots, p_n\} \geq \tilde{U}_R \{d_1, d_2, \dots, d_{i-1}, d_i, d_{i+1}, \dots, d_n; p_1, p_2, \dots, p_n\}$$

同时策略空间满足 $d = \emptyset$ and $P = \emptyset \forall \mathcal{R}^n$,且存在凸闭集合, \tilde{U}_n 和 \tilde{U}_R 在 Ω 上连续。为此,只需证明函数凸性,即可得到 Nash 均衡点。

任务卸载量为连续变量,分别对车辆侧成本函数进行关于卸载量的一阶、二阶求导可得:

$$\frac{\partial U_n}{\partial d_n} = p_n - \frac{\epsilon}{1 + \epsilon d_n} - \frac{\kappa_c \alpha}{F_n^{\text{local}}} - \kappa_c \theta' (F_n^{\text{local}})^2 + \frac{\kappa_r \alpha}{r(\ell)} + \frac{\kappa_e E_s}{r(\ell)} \quad (17)$$

$$\frac{\partial^2 U_n}{\partial d_n^2} = \frac{\epsilon^2}{(1 + \epsilon d_n)^2} \quad (18)$$

二阶导数大于零恒成立,即目标函数 P1 在可行域上是强凸函数。通过令一阶导取 0 可得下式:

$$d_n' = \frac{\epsilon - (p_n - \frac{\kappa_c \alpha}{F_n^{\text{local}}} - \kappa_c \theta' (F_n^{\text{local}})^2 + \frac{\kappa_r \alpha}{r(\ell)} + \frac{\kappa_e E_s}{r(\ell)})}{\epsilon (p_n - \frac{\kappa_c \alpha}{F_n^{\text{local}}} - \kappa_c \theta' (F_n^{\text{local}})^2 + \frac{\kappa_r \alpha}{r(\ell)} + \frac{\kappa_e E_s}{r(\ell)})} \quad (19)$$

车辆侧优化函数在 $(0, d_n')$ 内单调递减,在 (d_n', D_n) 处单调递增。在 d_n' 处达到最小值 $\min U_n$,所以 $d_n' = d_n^*$ 。

将式(19)带入 RSU 侧效用函数表达式,并对该表达式求关于定价变量的一阶导数:

$$\frac{\partial U_R}{\partial p_n} = q_n - \frac{\kappa_r \alpha}{F_{\text{mec}}} \frac{\epsilon - (p_n + M)}{\epsilon (p_n + M)} \quad (20)$$

$$\text{其中, } M = -\frac{\kappa_r \alpha}{F_n^{\text{local}}} - \kappa_c \theta' (F_n^{\text{local}})^2 + \frac{\kappa_r \alpha}{r(\ell)} + \frac{\kappa_e E_s}{r(\ell)}。$$

根据式(20)无法直接判断其凹凸性,继续对其求价格变量的二阶导得:

$$\frac{\partial^2 U_R}{\partial p_n^2} = -\frac{\kappa_r \alpha}{F_{\text{mec}}} \frac{1}{(p_n + M)^2} \quad (21)$$

式(21)中结果小于 0 恒成立,故 U_R 是关于 p_n 的凸函数。令一阶导等于 0,可得极值点 $p_n' = \frac{\epsilon \kappa_r}{\epsilon q_n F_{\text{mec}}} - M$ 。在可行域上,RSU 侧效用函数在 $[p_{\min}, p_n']$ 内单调递增,在 $[p_n', p_{\max}]$ 内单调递减,存在极大值点满足 $\max U_R$,此时 $p_n' = p_n^*$ 。据此,系统始终存在且唯一纳什均衡点 $Z = (P^*, d^*)$ 同时满足 P1 和 P2 问题的要求。

证明了博弈问题均衡点的存在性后,关于计算资源分配的问题可等价于最佳转换系数 ϕ_n 的求解问题。考虑到问题全局性,利用基于强化学习改进的蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm Improved by Q-Learning, Q-ABC)求解 ϕ_n 。

4.2 基于 Q-ABC 资源分配策略

对问题 P2 进行重述,在给定 $\{d, P\}$ 的情况下,RSU 侧效用函数是仅关于计算资源分配 $\{Q\}$ 的问题。此时问题 P2 可重述为 P2.1,如下:

$$\text{P2.1: } \max_{q_n} \tilde{U}_R = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \{U_R\}$$

$$\text{s. t. (a1)}$$

$$0 \leq \phi_n \leq 1 \quad (\text{e1})$$

系统将一个连续时间的问题进行离散化处理,可将这一过程描述为马尔可夫决策过程(MDP)。该过程由状态空间 $S(\tau)$ 、动作空间 $a(\tau)$ 以及奖励空间 $\kappa(\tau)$ 组成。

$S(\tau)$:描述了每一时隙 τ 的系统状态,定义 $S(\tau) = \langle \hat{\ell}, \hat{v}, \hat{Z} \rangle$ 。

$\hat{\ell} = [\ell_1, \ell_2, \dots, \ell_t, \dots, \ell_T]$ 描述了每一时隙的车流密度情况。

\hat{v} 描述了车辆的基本信息,包括任务总量、位置坐标、最大允许时延,以及任务时延敏感度。

$$\hat{v} = \begin{bmatrix} D_1^\tau & (x_1, y_1)^\tau & T_1^{\tau, \max} & \alpha_1^\tau \\ D_2^\tau & (x_2, y_2)^\tau & T_2^{\tau, \max} & \alpha_2^\tau \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ D_n^\tau & (x_n, y_n)^\tau & T_n^{\tau, \max} & \alpha_n^\tau \end{bmatrix}$$

$\hat{Z} = (\hat{P}^*, \hat{d}^*)$ 描述了博弈过程达到 Nash 均衡点时的卸载策略与定价策略。 $\hat{P} = \{\hat{p}_1^*, \hat{p}_2^*, \dots, \hat{p}_n^*\}$, $\hat{d} = \{\hat{d}_1^*, \hat{d}_2^*, \dots, \hat{d}_n^*\}$ 。

$A(\tau)$ 描述了时隙 τ 系统采取的动作,即选择转换系数 $\hat{\phi} = \{\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_n\}$ 。

$\kappa(\tau)$:奖励空间,描述了系统根据环境做出动作策略获得的回报,用于学习阶段,学习体根据收到的奖励更新策略直至算法收敛,并根据下式更新。

$$\kappa_\tau^\tau = \begin{cases} \hat{\phi}_n^*, & U_k^- > U_k^- \\ -\hat{\phi}_n^*, & \text{otherwise} \end{cases}$$

智能体通过不断学习进行 Q 值表的更新,其更新机制可以描述为下式:

$$Q_\Delta(S(\tau), A(\tau)) = \kappa_\Delta^\tau(S(\tau), A(\tau)) + \eta [\kappa_\Delta^\tau(S(\tau), A(\tau)) + \theta \max_{Q_\Delta} (S(\tau+1), A(\tau+1)) -$$

$$Q_{\Delta}(S(\tau), A(\tau)) \quad (22)$$

其中, $\Delta = (\phi)$, $S(\tau+1)$ 和 $A(\tau+1)$ 分别表示下一时隙状态以及采取的动作, $\eta \in [0, 1]$ 表示折现系数, θ 表示学习率。

对于初始动作即 $\hat{\phi} = \{\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_n\}$ 的选择, 根据人工蜂群算法的初始化随机公式生成; 随后进入雇佣蜂阶段, 为保证种群多样性, 我们以一定概率接受差解^[15]; 之后进入观察蜂阶段; 最后进入侦察蜂阶段。为提高新蜜源的质量, 不再使用

随机公式, 而是考虑利用 Q 值表对转化后的侦察蜂搜索行为进行指导, 如式(23)所示:

$$X_{ij}^{\oplus} = XBest_i + rand(0, 1) * (XBest_i + \sum_{l=1}^{l_{e_{max}}} \kappa_p^c) \quad (23)$$

其中, X_{ij}^{\oplus} 为搜索新蜜源公式。在上一轮迭代中获得适应度最佳值的蜜源称为精英解 $XBest_i$, $\sum_{l=1}^{l_{e_{max}}} \kappa_p^c$ 为累计奖励值。蜂群与学习体的交互过程图 2 所示。

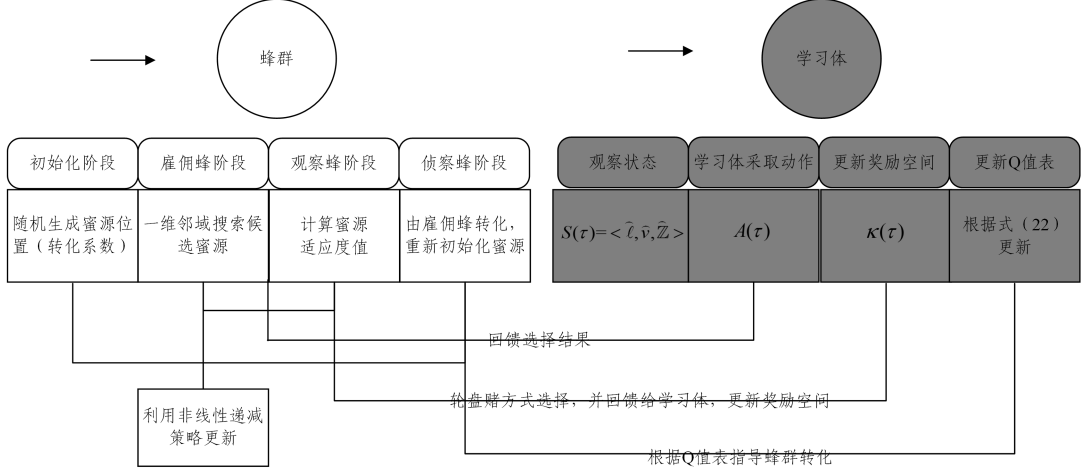


图 2 蜂群与学习体交互过程

Fig. 2 Interaction process between bee colony and learning agent

上述算法利用了人工蜂群算法较强的全局搜索能力以及强化学习的学习能力, 使得系统寻找的转换系数更满足目标函数的要求。具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于强化学习改进的蜂群算法 Q-ABC

输入: $\ell, a, D_n, T_n^{\max}, (x_n, y_n)$ 等基础参数以及最大迭代次数 g_{\max}

输出: 转换比例系数 $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$

1. 初始化迭代次数 $g=0$;
2. 初始化蜜源位置以及 Q 值表;
- 3: while $g < g_{\max}$;
4. for $\tau=1:T$;
5. 进入雇佣蜂阶段, 生成蜜源位置;
6. 进入观察蜂阶段, 并更新学习体的动作 $A(\tau)$;
7. 更新奖励空间 $\kappa(\tau)$, 根据等式(22)更新 Q 值表;
8. 进入侦察蜂阶段, 由 Q 值表指导转化后的侦察蜂搜索行为;
9. end;
10. $g=g+1$;
11. end

4.3 基于 Stackelberg 博弈的分布式算法

上述分析完成了定价与卸载之间 Nash 均衡点的证明, 并利用 Q-ABC 算法对全局最优计算资源分配问题进行了求解。针对上述建立的优化问题, 本文提出了一种基于 Stackelberg 博弈的分布式算法(SDA)。在该算法中, 车辆与 RSU 之间需要进行频繁交互, 领导者 RSU 率先向市场公布定价策略, 跟随者车辆根据价格计算卸载量。具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 基于 Stackelberg 博弈的分布式算法(SDA)

输入: $\ell, a, D_n, T_n^{\max}, (x_n, y_n)$ 等基础参数以及迭代次数 $I=0$, 阈值 ϕ

输出: $\{d^*, P^*, Q^*\}$

1. 根据式(12)计算 $r(I)$;
2. 初始化车辆与 RSU 函数值, 即 $\tilde{U}_n=0, \tilde{U}_R=0$;
3. RSU 公布价格 P, 固定 ϕ ;

4. for $I=0$;
5. for $\forall v_n$ do;
6. 车辆根据等式(19)计算 d_n' ;
7. if 问题 P1 中(a)成立;
8. $d_n^* = d_n'$;
9. if $d_n^* \geq D_n$ then;
10. $d_n^* = D_n$;
11. end;
12. end;
13. end;
14. 根据等式 P1 和 P2 计算并更新 \tilde{U}_n 和 \tilde{U}_R ;
15. 固定 $\{d^*, P^*\}$, 根据算法 1 计算 $Q^!$;
16. if $\tilde{U}_n^I \leq \tilde{U}_n^{I-1}$ 且 $\tilde{U}_R^I \geq \tilde{U}_R^{I-1}$ do;
17. $I=I+1$;
18. else;
19. break;
20. end;
21. end

5 仿真实验

5.1 实验参数

模拟场景配置了 1 个协载 MEC 服务器的 RSU 单元和 multiple 同一类型侧车辆, 并利用 MATLAB 中的随机函数生成车辆坐标。为更好地模拟道路变化, 我们利用车流密度、车辆速度的关系, 动态生成车辆个数以及车辆速度, 同时固定 4 个测试车辆, 分别代表不同大小的时延系数, 以提高结果可视度, 其任务量大小 (bit) 和时延敏感度参数分别为 $(D_1, \alpha) = (6.2 * 10^3, 0.5)$, $(D_2, \alpha) = (6.2 * 10^3, 0.1)$, $(D_3, \alpha) = (6.2 * 10^3, 0.7)$, $(D_4, \alpha) = (6.2 * 10^3, 0.9)$ 。其余参数设置如表 2 所列。

表 2 实验参数设置

Table 2 Experimental parameter settings

参数值	参数含义
$n'=4$ /辆	测试车辆个数
$L=50$ /km	通信覆盖长度
$\epsilon=0.28$	系统参数
$C_{\max}=1$ MHz	RSU 计算能力
$\gamma=8500$ dB	信噪比
$\theta'=10^{-25}$	能耗系数
$\kappa_t=0.68$	时间开销因子
$\kappa_e=0.32$	能耗开销因子
$\eta=0.35$	折现系数
$\theta=0.72$	学习率

5.2 实验结果分析

实验首先验证了车流密度对于传输速率的影响。如图 3 所示,随着车流密度的增加,车速呈线性降低趋势,同时,在达到车流密度阈值时,传输速率也下降了很多,但并未降低到 0,这对于实际交通来说是合理的,由于信道传输能力较强,因此其不会因车辆过于拥堵导致信道完全堵塞,也说明了本文的传输速率模型合理且适用,可为接下来的实验提供可靠的基础。

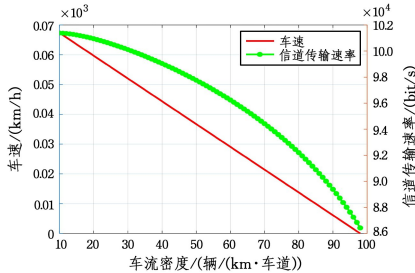


图 3 车速与信道传输速率变化图

Fig. 3 Variation of vehicle speed and channel transmission rate

接着,验证本文针对资源分配提出的算法(Q-ABC)收敛性。文献[16]中针对车辆边缘计算模型中的卸载策略与定价策略提出了一种基于强化学习改进的差分进化算法(Q-learning-improved Differential Evolution Algorithm, Q-DE),但该研究并未考虑车流密度的影响,与本文场景有些许差异。通过图 4 所示的迭代曲线可知,ABC 算法的寻优能力最差,迭代时间长且容易陷入局部最优值;Q-DE 容易早熟,寻优能力不如 Q-ABC;而 Q-ABC 在复杂的动态场景下,整体寻优能力最强。

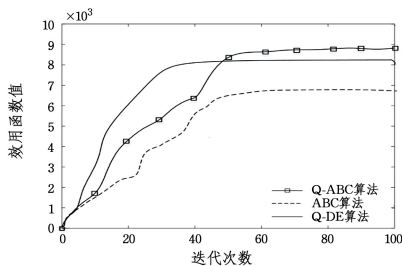


图 4 不同算法优化对比

Fig. 4 Comparison of optimization of different algorithms

图 5 给出了测试车辆卸载量与价格的变化图。整体来看,在算法运行初期,定价与卸载两种策略相互博弈并最终收敛到一个平稳的状态,即达到博弈均衡点。从图 5(a)和图 5(c)来看,两用户的最终定价几乎一致,但用户 3 对时延敏感度较高,所以相同价格下,其卸载的任务量要少很多;在图

5(a)和图 5(b)中,用户 2 时延敏感度较低,不仅任务卸载量要高于前者,定价也较前者低;图 5(b)和图 5(d)中,两者卸载量一致,但用户 4 的时延敏感度最高,价格也是最高的。

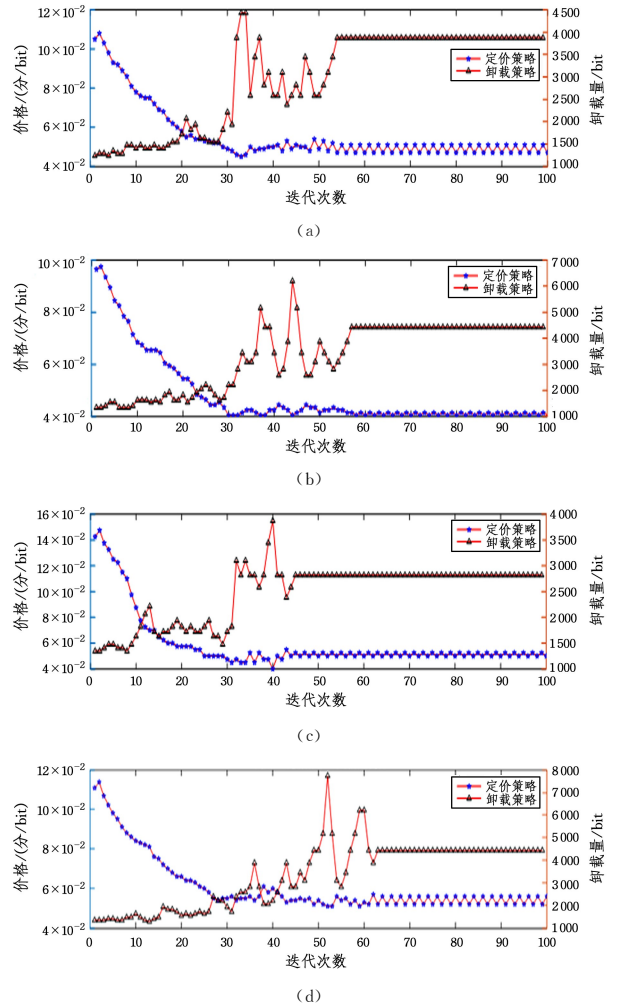


图 5 用户定价与卸载策略变化趋势

Fig. 5 Change trend of user pricing and ununinstallation strategies

为验证本文策略的有效性,进行了对比实验。如图 6 所示,在系统运行前 10s 内,归一化后累积的系统车辆成本值,在两种不同策略下有着较大的差异(固定卸载策略是指不考虑外在因素,车辆总以定值进行任务卸载);同时,归一化后服务器的收益,在动态定价策略的指导下明显要高于固定定价策略(固定定价策略指服务器始终用固定价格向车辆收取费用)。

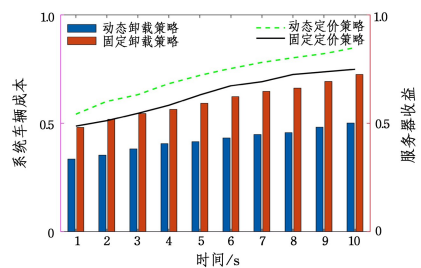


图 6 策略对比

Fig. 6 Strategy comparison

结束语 本文研究了车载边缘计算任务动态卸载、定价以及资源分配的问题。建立了车联网问题场景模型、以车流密度为参考点的通信模型和计算任务动态卸载模型。为降低

优化问题的求解难度,对问题进行分解处理,并针对每个子问题提出相应的解决算法。最后实验表明本研究中改进的基于车辆密度的通信模型更具有优越性,并且验证了车辆密度大小对传输速率的影响,更接近真实场景,具有一定的现实意义。在未来车联网和边缘计算的研究中,车辆密度是一个很好的切入点,通过引入该变量动态传输模型比固定传输模型更符合实际,该方向值得做进一步研究。

参 考 文 献

- [1] SHI W, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge computing: Vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.
- [2] LIN B, LIN K, LIN C, et al. Computation offloading strategy based on deep reinforcement learning for connected and autonomous vehicle in vehicular edge computing[J]. Journal of Cloud Computing, 2021, 10(1): 1-17.
- [3] BI L, LIU J, GUO A H. Relay selection algorithm for Internet of Vehicles urban scene based on traffic flow density[J]. Communication Technology, 2017, 50(1): 50-55.
- [4] SADATDIYNOV K, CUI L, ZHANG L, et al. A review of optimization methods for computation offloading in edge computing networks [J]. Digital Communications and Networks, 2023, 9(2): 450-461.
- [5] LIN J, HUANG L, ZHANG H, et al. A Novel Lyapunov based Dynamic Resource Allocation for UAVs-assisted Edge Computing[J]. Computer Networks, 2022, 205: 108710.
- [6] YANG J, WANG Y, LI Z. Inverse order based optimization method for task offloading and resource allocation in mobile edge computing[J]. Applied Soft Computing, 2022, 116: 108361.
- [7] TIAN X Z, XU T, ZHU J. Research on an offload equalization strategy for multi edge nodes with minimum delay[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(6): 1162-1169.
- [8] TONG Z, DENG X, YE F, et al. Adaptive computation offloading and resource allocation strategy in a mobile edge computing environment[J]. Information Sciences, 2020, 537: 116-131.
- [9] WANG R, ZENG F, DENG X, et al. Joint computation offloading and resource allocation in vehicular edge computing based on an economic theory: walrasian equilibrium[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2021, 14(6): 3971-3983.
- [10] CHEN M, WANG T, ZHANG S, et al. Deep reinforcement learning for computation offloading in mobile edge computing environment[J]. Computer Communications, 2021, 175: 1-12.
- [11] ZENG F, CHEN Q, MENG L, et al. Volunteer assisted collaborative offloading and resource allocation in vehicular edge computing [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(6): 3247-3257.
- [12] ZHU Y F. Design of monitoring system for traffic density of expressway section based on AMR[J]. Journal of Nantong Shipping Vocational and Technical College, 2016, 15(2): 65-70, 81.
- [13] GAO L. Research on traffic density and speed control method based on improved macro traffic flow model[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2021.
- [14] GUAN X R. Research on pricing based collaborative computing unloading and resource allocation scheme in edge computing [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2021.
- [15] LIU W Y, CHEN Z W, SU Z X, et al. Artificial bee colony algorithm based on nonlinear decreasing selection strategy[J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(12): 2556-2561, 2567.
- [16] LIAO Y, QIAO X, YU Q, et al. Intelligent dynamic service pricing strategy for multi-user vehicle-aided MEC networks[J]. Future Generation Computer Systems, 2021, 114: 15-22.



ZHAO Hongwei, born in 1976, Ph. D., professor, postgraduate supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include big data and artificial intelligence and edge computing.



YOU Jingyue, born in 1994, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interest is edge computing.