

车联网中基于NOMA-MEC的卸载策略研究

张海波^{①②} 刘香渝^{*①②} 荆昆仑^{①②} 刘开健^{①②} 贺晓帆^③

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

^③(武汉大学电子信息学院 武汉 430000)

摘要: 随着车联网(IoV)的迅猛发展, 请求进行任务卸载的汽车终端用户也逐渐增长, 而基于移动边缘计算(MEC)的通信网络能够有效地解决任务卸载在上行传输时延较高的挑战, 但是该网络模型同时也面临着信道资源不足的问题。该文引入的非正交多址(NOMA)技术相较于正交多址(OMA)能够在相同的信道资源条件下为更多的用户提供任务卸载, 同时考虑到任务卸载过程中多方面的影响因子, 提出了混合NOMA-MEC卸载策略。该文设计了一种基于深度学习网络(DQN)的博弈算法, 帮助车辆用户进行信道选择, 并通过神经网络多次迭代学习, 为用户提供最优的功率分配策略。仿真结果表明, 该文所提出的混合NOMA-MEC卸载策略能够有效地优化多用户卸载的时延以及能耗, 最大限度保证用户效益。

关键词: 车联网; 移动边缘计算; 非正交多址; 卸载机制

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)04-1072-08

DOI: 10.11999/JEIT200017

Research on NOMA-MEC-Based Offloading Strategy in Internet of Vehicles

ZHANG Haibo^{①②} LIU Xiangyu^{①②} JING Kunlun^{①②}

LIU Kaijian^{①②} HE Xiaofan^③

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^③(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430000, China)

Abstract: With the rapid development of the Internet of Vehicles (IoV), the number of cars and users requesting tasks offloading is also increasing. The Mobile Edge Computing (MEC) can effectively solve the challenge of high offload transmission delays for task offloading in communication network, but there still is a problem that the channel resources are insufficient in the network model. Compared with traditional Orthogonal Multiple Access (OMA), the technology of Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) can service more users with task offload under the same channel resource conditions. In this paper, considering the multiple aspects of task offloading impact factor, a mixed unloading strategy based on NOMA-MEC is proposed. A game algorithm based on Deep Q-learning Network (DQN) is designed to make channel selection for vehicle users and provide an optimal power allocation strategy through multiple iterative learning of neural networks. The simulation results show that the proposed hybrid NOMA-MEC offloading strategy can effectively optimize the multi-user offloading delay and energy consumption and ensure maximize the benefits of users.

Key words: Internet of Vehicles (IoV); Mobile Edge Computing (MEC); Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA); Offloading mechanism

收稿日期: 2020-01-03; 改回日期: 2021-01-04; 网络出版: 2021-01-08

*通信作者: 刘香渝 lxxyuanna@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61801065, 61601071), 长江学者和创新团队发展计划基金(IRT16R72), 重庆市基础与前沿项目(cstc2018jcyjAX0463), 重庆市留创计划创新类资助项目(cx2020059)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61801065, 61601071), The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT16R72), The General Project on Foundation and Cutting-edge Research Plan of Chongqing (cstc2018jcyjAX0463), Chongqing Innovation and Entrepreneurship Project for Returned Chinese Scholars(cx2020059)

1 引言

随着移动通信技术的发展以及移动终端设备的普及,新型车载终端应用对移动通信网络提出了更加严苛的要求。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)技术的出现能够有效地解决这一挑战。MEC是一种新型通信架构,将具有计算、存储以及通信功能的服务平台安置在网络边缘,帮助移动终端用户将计算密集型、时延敏感型任务卸载到边缘节点进行处理^[1,2]。MEC技术是第5代移动通信的一项重要技术,目前广泛应用于通信网络系统研究^[3,4]。基于MEC的通信系统能够降低任务处理时间,同时减少移动终端设备的能耗以及传输成本^[5-7]。在车联网场景下,新型的服务应用正在发展,如无人驾驶、超清视频、增强现实等^[8],MEC可以满足这些任务的高计算要求,而非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术的应用能够更进一步减少多任务卸载延迟的问题。

NOMA技术是第5代蜂窝网络的关键技术之一,通过为终端用户分配不同的功率,可以在同一频带上同时为多个用户提供服务,从而有效地提高频谱利用率^[9]。NOMA已被视为在未来通信场景中增强系统容量的基本多址访问技术^[10]。文献^[11,12]将NOMA的上下行传输都应用于基于MEC的网络系统,并提出了基于Dinkelbach方法的迭代算法,最小化终端用户的卸载时延。文献^[13]提出了两种用于V2X通信的中继辅助NOMA传输方案,有效地提高了用户的服务质量,减轻了流量拥塞并减少了任务延迟。

文献^[14]研究了基于NOMA的卸载策略,但其中只包括关于正交多址接入(Orthogonal Multiple Access, OMA)或纯NOMA的卸载选择。文献^[15]研究了NOMA技术在MEC下的卸载问题,利用混合型NOMA提高了卸载的信道利用率,但主要分析单个用户。文献^[16]体现了在车联网中利用MEC可减少车辆任务卸载的时延和能耗,提高资源利用率。文献^[17]讲述了NOMA在车联网中的可行性,可用于提高车联网的频谱效率。因此,在车联网下NOMA-MEC有效结合,能够进一步完善MEC技术在车联网中的应用,减少移动终端用户进行卸载的延迟和能耗;另外,现有关用户卸载的文献研究中,多是基于对能耗或者时延的单独优化。而在实际应用场景下,任务的卸载过程需要同时考虑到任务的时延敏感度和设备能耗的约束,而通过对混合NOMA-MEC卸载策略研究能够更加科学地完成任务卸载。

由此本文提出的混合NOMA-MEC卸载策略主要完成了以下工作:

(1) 将NOMA技术和基于MEC的车联网系统结合,构建了一个车联网通信模型,并利用NOMA的技术优势,更好地适应多用户应用场景,符合实际通信网络需求。

(2) 利用DQN合作博弈算法,通过竞争博弈确定信道选择,根据用户请求的任务属性以及卸载用户的数量,进行信道资源分配。通过合作博弈得到合作收益,以最大化用户效益。然后利用DQN,为用户选择最优的卸载策略。

(3) 设计了一种混合NOMA-MEC卸载选择机制,较全面地考虑到了目标优化函数的影响因子,从任务卸载的时延和能耗方面进行优化。主要是通过将部分用户按照传统OMA模式进行卸载,另一部分用户利用NOMA模式进行卸载传输来实现。

2 系统模型

在车联网下MEC通信网络系统中,车辆用户 $v = \{1, 2, \dots, V\}$ 通过同一个接入点与MEC服务器进行通信,并请求任务卸载至MEC服务器。该系统模型如图1所示,每个车辆用户卸载任务定义为 $Q_v = \{S_v, D_v\}$,其中 S_v 和 D_v 分别表示车辆用户 v 需要卸载的任务大小和最大时延容忍度。

在NOMA-MEC的通信系统框架中,可以允许多个车辆用户在同一个时隙完成任务卸载。假设有两个车辆用户 m 和 n 同时请求任务卸载,若 $D_n \geq D_m$, $m, n \in \{1, 2, \dots, V\}$,那么在该模式下用户 m 和 n 可以同时 D_m 时隙内向MEC服务器进行卸载。车辆用户 m 和 n 的传输功率分别为 p_m^{OMA} 和 p_n^{OMA} ,在这需要指出如果用户 m 的信息在连续干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)的第2阶段被解码,则用户 m 的性能与OMA相同,因此用户 m 的传输时延不会受到影响^[18]。用户 n 的传输速率 R_n 在时隙 D_m 内为

$$R_n \leq B \log_2 \left(1 + \frac{p_{nm}^{\text{NOMA}} |h_n|^2}{p_m^{\text{OMA}} |h_m|^2 + p_v} \right) \quad (1)$$

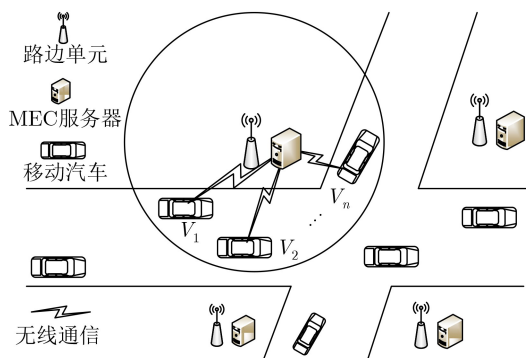


图1 系统模型图

其中, p_{nm}^{NOMA} 表示用户 n 在时隙 D_m 的传输功率, h_m 和 h_n 分别表示用户 m 和 n 的信道增益。

文献[11]指出用户通过NOMA进行任务卸载相较于OMA模式将会造成更多的能量损耗。因此可以通过混合NOMA-MEC的方式对车辆用户请求的任务进行卸载。首先, 在时间 D_m 内用户 m 和 n 同时进行任务卸载; 其次当用户 m 完成了任务卸载之后, 用户 n 需要继续进行任务卸载, 它完成该部分任务卸载的时延为 T_n^{re} , 因此车辆用户 n 总的时延 T_n 为

$$T_n = D_m + \frac{S_n - R_n D_m}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} \quad (2)$$

其中, p_{nn}^{NOMA} 表示车辆用户 n 在第2部分卸载传输功率。车辆用户 m 实际卸载时延 T_m 表示为

$$T_m = \frac{S_m}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_m^{\text{OMA}} |h_m|^2}{p_v} \right)}, \quad \text{s.t. } T_m \leq D_m \quad (3)$$

3 混合NOMA-MEC卸载

混合NOMA-MEC卸载策略在最大限度满足任务的时延需求的同时, 也能够减少任务卸载过程中的能量损耗。因此, 混合NOMA-MEC卸载的优化目标主要是任务卸载的时延和能耗。具体来讲, 在此过程中, 优化目标是最小化总开销[19], 由式(4)表示

引理1 在满足给定约束条件下, 目标函数式(4)是一个非凸优化问题。

证明 将优化目标函数式(4)转化为关于变量 p_{nm}^{NOMA} 和 p_{nn}^{NOMA} 的二元函数为

$$f(p_{nm}^{\text{NOMA}}, p_{nn}^{\text{NOMA}}) = \lambda T_m (p_m^{\text{NOMA}} + p_{nm}^{\text{NOMA}}) + (1 - \lambda) \left[\frac{S_n - R_n T_m}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} (p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1) + T_m \right] \quad (5)$$

在上述目标函数里只含有两个变量因子, 其余均默认为常量, 因此简化为

$$f(p_{nm}^{\text{NOMA}}, p_{nn}^{\text{NOMA}}) = p_{nm}^{\text{NOMA}} + \frac{R_n}{\log_2(p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1)} (p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1) \quad (6)$$

并求出其Hessen矩阵表达式为

$$\mathbf{H}(f) = \begin{bmatrix} -\frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{(1 + p_{nm}^{\text{NOMA}})^2 \log_2 p_{nn}^{\text{NOMA}}} - \frac{\log_2(1 + p_{nm}^{\text{NOMA}})(2 - \log_2 p_{nn}^{\text{NOMA}})}{p_{nn}^{\text{NOMA}} \ln^3 p_{nn}^{\text{NOMA}}} & 0 \\ \frac{\log_2(1 + p_{nm}^{\text{NOMA}})(2 - \log_2 p_{nn}^{\text{NOMA}})}{p_{nn}^{\text{NOMA}} \log_2^3 p_{nn}^{\text{NOMA}}} & \frac{\log_2 p_{nn}^{\text{NOMA}} - 1}{(1 + p_{nm}^{\text{NOMA}}) \log_2^2 p_{nn}^{\text{NOMA}}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

上述矩阵存在余子式小于零的情况, 因此可得优化目标函数式(4)是一个非凸优化问题。证毕为解决该问题, 求出关于 p_{nm}^{NOMA} 和 p_{nn}^{NOMA} 最优的分配策略, 本文设计了一种基于深度Q学习网络(Deep Q-learning Network, DQN)的合作博弈算法(DQN

$$\left. \begin{aligned} & \min_{E_{mn}, T_{mn}} \lambda T_m (p_m^{\text{NOMA}} + p_{nm}^{\text{NOMA}}) + (1 - \lambda) \\ & \cdot \left[\frac{S_n - R_n T_m}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} (p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1) + T_m \right] \\ & \text{s.t.} \\ & \text{C1: } T_m \text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_m^{\text{OMA}} |h_m|^2}{p_v} \right) \geq S_m \\ & \text{C2: } T_m R_n + \text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right) \\ & \quad \cdot (T_n - T_m) \geq S_n \\ & \text{C3: } R_n \leq \text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}} |h_n|^2}{p_m^{\text{OMA}} |h_m|^2 + p_v} \right) \\ & \text{C4: } T_n \geq T_m \geq 0, T_n \leq D_n \\ & \text{C5: } p_m^{\text{OMA}} \geq 0 \\ & \text{C6: } p_{nm}^{\text{NOMA}} \geq 0 \\ & \text{C7: } p_{nn}^{\text{NOMA}} \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, E_{mn} 和 T_{mn} 分别表示车辆用户 m 和 n 的总能耗和总时延。 p_m^{NOMA} 表示车辆用户 m 在NOMA模式下的传输功率, 一般情况下 $p_m^{\text{NOMA}} = p_m^{\text{OMA}}$ 。 λ 为时延能耗权重参数, 表示系统对时延和能耗的关注程度; C1和C2表示车辆用户要完成任务卸载的资源大小; C3表示车辆用户 n 的传输速率 R_n 在时隙 D_m 内约束范围; C4表示车辆用户 m 和 n 满足任务卸载的最大时延容忍度; C5, C6和C7分别表示车辆用户在不同模式下传输功率限制。为了确定目标优化函数的最优策略, 需要保证影响因子 p_{nm}^{NOMA} , p_{nn}^{NOMA} 和 T_{mn} 最优。

Cooperative Game algorithm, DCG)进行求解。

3.1 基于DQN的合作博弈算法

3.1.1 博弈的第1阶段-竞争

DCG第1阶段需要定义一组竞争关系, 根据优化目标函数的影响因子, 车辆用户 n 进行卸载信道

选择的过程属于竞争博弈关系，因此定义了用户 α 和 β 的竞争关系 $[\alpha, \beta]$ ，此时用户 n 进行任务卸载与对应车辆用户 α 和 β 的数学模型 $f_n(\alpha)$ 和 $f_n(\beta)$ 分别为

$$f_n(\alpha) = T_\alpha(p_{nm}^{\text{NOMA}} + p_\alpha^{\text{OMA}} + 1) + \frac{S_n - R_n T_\alpha}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} (p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1) \quad (8)$$

$$f_n(\beta) = T_\beta(p_{nm}^{\text{NOMA}} + p_\beta^{\text{OMA}} + 1) + \frac{S_n - R_n T_\beta}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} (p_{nn}^{\text{NOMA}} + 1) \quad (9)$$

其中， T_α 和 T_β 分别表示车辆用户 α 和 β 的卸载时延， p_α^{OMA} 和 p_β^{OMA} 分别表示车辆用户 α 和 β 的传输功率，用户 n 进行任务卸载的能耗间隔 Δe 如式(12)所示

$$M = T_\alpha(p_{nm}^{\text{NOMA}} + p_\alpha^{\text{OMA}}) + \frac{S_n - R_n T_\alpha}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} p_{nn}^{\text{NOMA}} \quad (10)$$

$$N = T_\beta(p_{nm}^{\text{NOMA}} + p_\beta^{\text{OMA}}) + \frac{S_n - R_n T_\beta}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} p_{nn}^{\text{NOMA}} \quad (11)$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta e &= M - N \\ \text{s.t. C1: } \Delta e &> \phi > 0 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式(10)和式(11)分别表示用户 n 进行任务卸载与对应车辆用户 α 和 β 的能耗函数，式(12)表示车辆用户 n 匹配不同用户的能耗差，其中 ϕ 表示任务卸载的能耗缓冲间隙，当满足C1的约束条件时，任务将用户 β 的信道进行混合NOMA-MEC卸载，反之在用户 α 的信道进行任务卸载。

3.1.2 博弈的第2阶段-合作

DCG的第2阶段需要根据目标函数的影响因子定义合作收益 θ_g 为

$$\theta_g = \theta_r - \theta_c \quad (13)$$

$$\theta_r = \frac{1}{T_m} + \frac{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)}{S_n - R_n T_m} \quad (14)$$

$$\theta_c = T_m (p_m^{\text{NOMA}} + p_{nm}^{\text{NOMA}} + 1) + \frac{S_n - R_n T_m}{\text{Blog}_2 \left(1 + \frac{p_{nn}^{\text{NOMA}}}{p_v} |h_n|^2 \right)} p_{nn}^{\text{NOMA}} \quad (15)$$

其中， θ_r 和 θ_c 分别表示收入因子和成本因子，分别由任务卸载过程中产生时延的倒数和能耗构成。根据上述公式， θ_r 和 θ_g 成正相关函数， θ_c 和 θ_g 成负相

关函数，因此最优的合作方案是收入因子尽量大，成本因子尽量小，从而保证车辆用户效益的最大化。

3.1.3 博弈的第3阶段-基于DQN的价格调整

DCG的第3阶段需要通过DQN迭代学习为用户选择最优的卸载策略。DQN是一种将Q学习与神经网络相结合的算法，它使用深度神经网络作为Q值网络，并将Q表的更新问题转化为函数拟合问题，并通过相似的状态获得相似的输出动作，最终通过更新神经网络参数来估算最佳效用值^[20]。基于Q学习的深度学习网络模型如图2所示。

根据图2原理图模型，定义 $D = \{S, A, R\}$ ，其中 S 表示车辆用户的状态，状态空间 $S = \{C_n^k, \delta_n^{\text{NOMA}}\}$ ，其中 C_n^k 表示车辆用户 n 的信道选择， δ_n^{NOMA} 表示用户 n 的功率分配系数，动作 $A = \{a_1, a_2\}$ 是由集合 $a_1 = \{1, 2, \dots, V\}$ 和 $a_2 = \{p_1^{\text{NOMA}}, p_2^{\text{NOMA}}, \dots, p_n^{\text{NOMA}}\}$ 构成的，奖励为

$$R_\pi^t(S, A) = p_n^{\text{NOMA}} \left\{ T_V \delta_n^{\text{NOMA}} + \frac{S_n - R_n T_V}{\text{Blog}_2 \left[1 + \frac{p_n^{\text{NOMA}} (1 - \delta_n^{\text{NOMA}})}{p_v} |h_n|^2 \right]} \cdot (1 - \delta_n^{\text{NOMA}}) \right\} \quad (16)$$

其中， p_n^{NOMA} 表示车辆用户 n 的总传输功率。 $R_\pi^t(s, a)$ 表示用户的动作 a 通过策略 π 以状态 s 在 t 时隙内最优收益函数，其数学模型为

$$R_\pi^*(s, a) = -\max_\pi E[r_t + \sum_{k=1}^{\infty} \tau_k r_{t+k} | s_t = s, a_t = a, \pi] \quad (17)$$

其中， r_t 表示最小奖励， $\tau_k \in (0, 1)$ 表示定义为学习率，表示当前知识对先前学习知识的影响。基于DQN的合作博弈算法如表1所示。

在表1算法中，第(2)~(4)行是针对请求卸载任务时延的初步计算，时间复杂度为 $O(k)$ 。第(5)~(10)行是对当前用户集合的更新排除不满足约束条件的

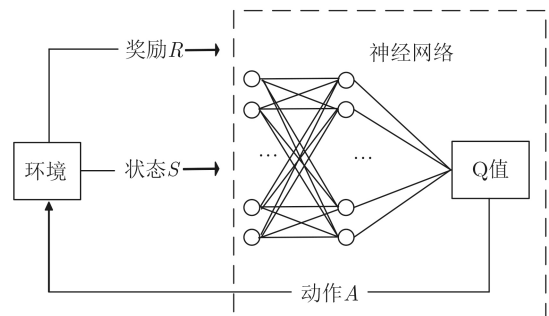


图2 深度学习网络模型图

表1 基于DQN的合作博弈算法

输入: 车辆的请求卸载任务集 $Q_v = \{S_v, D_v\}$ 以及各用户功率, $i \in \{1, 2, \dots, k\}$
输出: 最优功率分配策略
(1) 初始化: 用户集合
(2) for $i = 1; i < k; i++$
(3) 根据式(1)求出各用户时延 $t = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$
(4) end for
(5) for $i = 1; i < k; i++$
(6) $v = []$
(7) if $t(i) \geq t(n)$:
(8) 将该用户添加至新的用户集合 v
(9) end if
(10) end for
(11) 利用第1阶段在更新后的用户集合 v 求出与车辆用户 n 匹配的 信道
(12) 根据第2、第3两个阶段算出奖励函数, 通过多次迭代求出 最优功率分配策略
(13) end

用户, 时间复杂度为 $O(k)$ 。第(11)~(13)行表示通过DCG算法完成信道选择并确认最优的功率分配策略。第(11)行首先对新的车辆集合进行遍历处理, 定义此时的用户数量为 v^* , 第(12)行为任务进行 τ 次学习的迭代, 第3部分的时间复杂度为 $O(\tau v^*)$ 。该算法总的时间复杂度为 $O(v^* + 2k)$, 由于 v^* 是用户 k 的子集, 总的时间复杂度为 $O(k)$ 。

3.2 卸载机制选择

基于上述NOMA-MEC卸载机制的研究, 车辆用户在请求完成任务卸载的策略也不再局限于单一的OMA或者NOMA方式, 用户可以根据自身任务的属性选择更适合的卸载策略。任务在卸载的过程中会受到很多因素的约束和影响, 如任务传输时延、卸载能耗、所需计算资源大小等。混合NOMA-MEC的卸载机制如表2所示。

关于表2的卸载机制, 首先初始化任务 q_v 以及信道容量, 并定义了关于用户最优的能耗容忍区间。行(2)定义了用户在NOMA-MEC策略卸载的成本函数, 通过行(4)判断当前请求接入的用户数量是否超出在OMA通信网络系统容量, 如果当前接入用户数量较少, 直接选择传统OMA策略进行卸载, 该策略能够减少卸载能耗以及传输成本; 如果超过了系统容量则需要通过NOMA-MEC技术解决信道资源不足的问题。行(5)~(11)表示如果用户 v 的能耗超出了最佳区间范围, 则选择相对能耗表现更为优异的NOMA-MEC策略, 如果卸载能耗属于最佳的范围区间, 因此需要比较二者传输时延以及成本。

4 仿真分析

本文基于MATLAB的平台进行仿真, 相关网络模型参数设置是在IEEE 802.11p标准和参照3GPP TR36.885进行设定的^[21], 假设车辆用户都匀速运动, 且在任务卸载期间不会离开原MEC通信范围^[22]。部分系统仿真参数表如表3所示。

对于基于DQN的算法, 使用两个分别由128和64个神经元组成的隐藏层进行神经网络的设计。选择ReLU激活功能和Adam优化器, 其他与DQN相关的参数^[23]汇总在表4中。

图3是基于OMA模式、纯NOMA模式、混合NOMA模式下的单一用户卸载能耗图。由此可知, 随着任务量的增加, 卸载过程产生的能耗也越高; 同时NOMA模式下的卸载策略相较于OMA模式会产生更高的能耗, 而纯NOMA模式下能耗最高。产生上述现象的原因是NOMA技术能够提高频谱利用率, 而香农信息容量理论证明最大频谱效率和最小能耗不能同时达到。

表2 混合NOMA-MEC的卸载机制

初始化车辆用户 v 的请求卸载任务 $q_v = \{s_v, d_v\}$, 信道容量 Q 定义该用户的最佳能耗容忍区间 $(0 - e^{\max})$ 、时延能耗的权衡因子 λ
(1) 根据表1的功率分配策略分别求出基于OMA, NOMA, NOMA-MEC的能耗
(2) 令 G 为优化目标函数
(3) define OMA= O , NOMA= N , NOMA-MEC= NM
(4) if $\text{sum}(Q_v) \geq Q_{\max}$:
(5) if $e^v \leq e^{\max}$:
(6) if $t_N^v \leq t_{NM}^v$ or 用户成本函数 $G \geq \lambda t_N^v p_N^v + (1 - \lambda)t_N^v$:
(7) return N
(8) else:
(9) return NM
(10) else:
(11) return NM
(12) else:
(13) return O

表3 部分系统仿真参数表

部分系统仿真参数	数值
请求卸载任务数据 S_v	200~2000 kB
请求卸载任务时延容忍度 D_v	0.01~3 s
用户噪声功率 p_v	-114 dBm
任务卸载传输功率 p	20~25 dBm
迭代次数 I_{dd}	1000
传输带宽 W	10~20 MHz
任务传输距离 d_v	50~500 m

表4 DQN相关的参数

DQN相关参数	数值
记忆池大小(Memory pool size)	500
批大小(Batch size)	32
探索率(Exploration probability)	0.1
学习率(Learning rate)	0.001

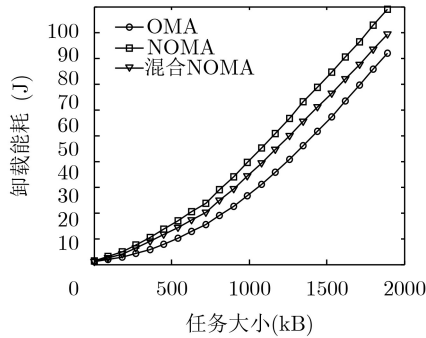


图3 任务大小与能耗关系图

图4是关于请求任务卸载的用户数量与任务卸载总时延的仿真结果。由图可知，随着用户数量的增加，任务卸载的总时延也逐渐增大，同时不同模式下任务卸载的总时延差距也逐渐增加。造成上述现象的原因是，当请求任务卸载的用户数量较少时，3种模式下的信道资源充足，但是随着用户数量增加，信道资源不足的问题逐渐显现出来，传统OMA模式下的用户需要进行任务卸载排序，等待其他用户完成卸载后才能进行卸载，而新型的NOMA卸载策略能够在有限的信道资源下，满足更多的用户同时进行任务卸载。

虽然在纯NOMA模式下总时延最低但能耗却较高，所以通常不采用该方式进行卸载^[15]。图5是关于传统OMA卸载与混合NOMA-MEC卸载用户容量的，图中的仿真结果表明，混合NOMA-MEC卸载策略能够在有限带宽的约束条件下，为更多的车联网用户提供卸载。通过计算结果得出，该策略

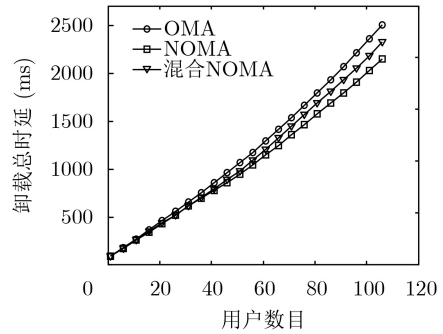


图4 用户数目与总时延关系图

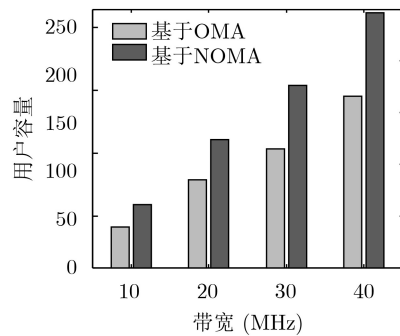


图5 带宽与用户容量关系图

相较于OMA模式下的卸载，卸载用户容量提高约50%，因此混合NOMA-MEC卸载策略能够有效地解决多用户卸载信道不足的问题。

在总开销计算中将 λ 的值设为 $[0.1, 0.5, 0.9]$ ^[24]，来体现系统在不同情况下对时延和能耗的要求不同。当 $\lambda = 0.1$ 时，系统对时延的要求极高，图6(a)展示了在这种情况下，OMA模式卸载与混合NOMA-MEC模式卸载的总开销差异。结果显示在系统对时延要求高时，混合NOMA-MEC相比OMA模式有较低的总开销。图6(b)展示了当 $\lambda = 0.9$ 时，系统对能耗的要求极高的情况下，混合NOMA-MEC的开销却大于OMA模式的总开销。这是因为NOMA虽然可以容纳更多的用户减少卸载时延，但会同时付出高能耗的代价。

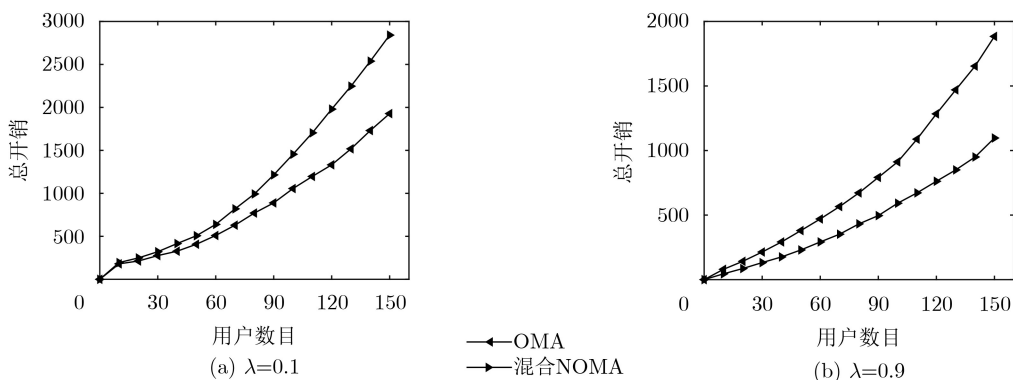


图6 时延和能耗要求不同时用户数目与总开销关系图

将提出的DCG算法与几何规划算法(Geometric Programming, GP)^[15]对比。图7是当 $\lambda = 0.5$ 时, 时延和能耗视为同等重要时, 用户请求任务卸载的数目与总开销的关系。通过对比分析发现, 混合NOMA-MEC的卸载策略相较于OMA模式开销更小, 主要原因是混合NOMA-MEC的卸载决策是一种更加全面的卸载策略, 它同时考虑了任务卸载过程中时延的要求和能耗的影响, 因此该卸载模式能够最大化地保证用户效益。且随着用户数目的增加, 在进行任务卸载的过程中将会产生更多的开销, 在两种卸载模式情况下, 本文算法DCG都优于GP算法, 是因为在考虑了NOMA和MEC组合的复杂性的情况下, 车辆用户能更动态地选择卸载模式。

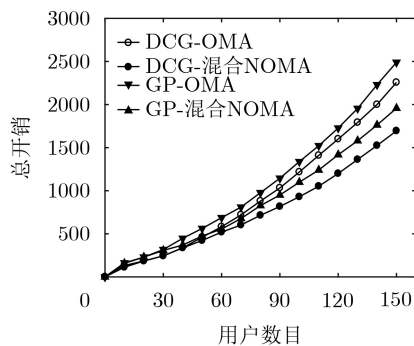


图7 $\lambda = 0.5$ 时用户数目与总开销关系图

5 结束语

本文提出了车联网场景下混合NOMA-MEC的卸载策略, 解决了现有通信网络模型中信道资源不足的问题, 该策略能够在有限的信道带宽资源约束下, 为更多的请求用户提供卸载。本文采用了博弈算法为用户进行信道选择, 在此基础上设计了DCG算法, 有效地帮助用户选择最优功率分配策略, 最大限度的保证卸载用户的效益。仿真结果表明, 在系统对时延和能耗要求相同时, 混合NOMA-MEC卸载策略更加全面地优化了目标函数, 使得总开销显著降低。在未来的研究工作中, 将进一步研究任务卸载过程中面临小区切换的问题。

参考文献

- [1] MEHRABI M, YOU D, LATZKO V, *et al.* Device-enhanced MEC: Multi-access edge computing (MEC) aided by end device computation and caching: A survey[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 166079–166108. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2953172](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2953172).
- [2] HABIBI M A, NASIMI M, HAN Bin, *et al.* A comprehensive survey of RAN architectures toward 5G mobile communication system[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 70371–70421. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2919657](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919657).
- [3] MAO Yuyi, ZHANG Jun, and LETAIEF K B. Dynamic computation offloading for mobile-edge computing with energy harvesting devices[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(12): 3590–3605. doi: [10.1109/JSAC.2016.2611964](https://doi.org/10.1109/JSAC.2016.2611964).
- [4] HU Xiaoyan, WONG K K, and YANG Kun. Wireless powered cooperation-assisted mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(4): 2375–2388. doi: [10.1109/TWC.2018.2794345](https://doi.org/10.1109/TWC.2018.2794345).
- [5] LI Yong, JIN Depeng, HUI Pan, *et al.* Optimal base station scheduling for device-to-device communication underlying cellular networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(1): 27–40. doi: [10.1109/JSAC.2015.2452415](https://doi.org/10.1109/JSAC.2015.2452415).
- [6] AMEMIYA K, AKIYAMA Y, KOBAYASHI K, *et al.* On-site evaluation of a software cellular based MEC system with downlink slicing technology[C]. The 7th IEEE International Conference on Cloud Networking (CloudNet), Tokyo, Japan, 2018: 1–7. doi: [10.1109/CloudNet.2018.8549380](https://doi.org/10.1109/CloudNet.2018.8549380).
- [7] WANG Hansong, LI Xi, JI Hong, *et al.* Dynamic offloading scheduling scheme for MEC-enabled vehicular networks[C]. 2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops), Beijing, China, 2018: 206–210. doi: [10.1109/ICCCChinaW.2018.8674508](https://doi.org/10.1109/ICCCChinaW.2018.8674508).
- [8] 张海霞, 李腴腴, 李东阳, 等. 基于车辆行为分析的智能车联网关键技术研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(1): 36–49. doi: [10.11999/JEIT190820](https://doi.org/10.11999/JEIT190820).
ZHANG Haixia, LI Tiantian, LI Dongyang, *et al.* Research on vehicle behavior analysis based technologies for intelligent vehicular networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 36–49. doi: [10.11999/JEIT190820](https://doi.org/10.11999/JEIT190820).
- [9] DING Zhiguo, PENG Mugen, and POOR H V. Cooperative non-orthogonal multiple access in 5G systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(8): 1462–1465. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2441064](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2015.2441064).
- [10] GUI Guan, HUANG Hongji, SONG Yiwei, *et al.* Deep learning for an effective nonorthogonal multiple access scheme[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(9): 8440–8450. doi: [10.1109/TVT.2018.2848294](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2848294).
- [11] DING Zhiguo, FAN Pingzhi, and POOR H V. Impact of non-orthogonal multiple access on the offloading of mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(1): 375–390. doi: [10.1109/TCOMM.2018.2870894](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2018.2870894).
- [12] DING Zhiguo, NG D W K, SCHOBBER R, *et al.* Delay minimization for NOMA-MEC offloading[J]. *IEEE Signal*

- Processing Letters*, 2018, 25(12): 1875–1879. doi: [10.1109/LSP.2018.2876019](https://doi.org/10.1109/LSP.2018.2876019).
- [13] LIU Gang, WANG Zhiqing, HU Jiewen, *et al.* Cooperative NOMA broadcasting/multicasting for low-latency and high-reliability 5G cellular V2X communications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 7828–7838. doi: [10.1109/JIOT.2019.2908415](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2908415).
- [14] WEI Fanbo, ZHOU Ting, XU Tianheng, *et al.* Modeling and analysis of two-way relay networks: A joint mechanism using NOMA and network coding[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 152679–152689. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2948656](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2948656).
- [15] DING Zhiguo, XU Jie, DOBRE O, *et al.* Joint power and time allocation for NOMA-MEC offloading[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 6207–6211. doi: [10.1109/TVT.2019.2907253](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2907253).
- [16] ZHANG Haibo, WANG Zixin, and LIU Kaijian. V2X offloading and resource allocation in SDN-assisted MEC-based vehicular networks[J]. *China Communications*, 2020, 17(5): 266–283. doi: [10.23919/JCC.2020.05.020](https://doi.org/10.23919/JCC.2020.05.020).
- [17] SITU Z, HO I W H, HOU Yun, *et al.* The feasibility of NOMA in C-V2X[C]. IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), Toronto, Canada, 2020: 562–567. doi: [10.1109/INFOCOMWKSHPS50562.2020.9163009](https://doi.org/10.1109/INFOCOMWKSHPS50562.2020.9163009).
- [18] RABEE F A, DAVASLIOGLU K, and GITLIN R. The optimum received power levels of uplink non-orthogonal multiple access (NOMA) signals[C]. 2017 IEEE 18th Wireless and Microwave Technology Conference (WAMICON), Cocoa Beach, USA, 2017: 1–4. doi: [10.1109/WAMICON.2017.7930242](https://doi.org/10.1109/WAMICON.2017.7930242).
- [19] LI Shulei, DU Jianbo, ZHAI Daosen, *et al.* Task offloading, load balancing, and resource allocation in MEC networks[J]. *IET Communications*, 2020, 14(9): 1451–1458. doi: [10.1049/iet-com.2018.6122](https://doi.org/10.1049/iet-com.2018.6122).
- [20] YANG Peitong, LI Lixin, LIANG Wei, *et al.* Latency optimization for multi-user NOMA-MEC offloading using reinforcement learning[C]. 2019 28th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC), Beijing, China, 2019: 1–5. doi: [10.1109/WOCC.2019.8770605](https://doi.org/10.1109/WOCC.2019.8770605).
- [21] 3GPP. Study on LTE-based V2X services 14.0. 0[R]. 3GPPTR 36.885, 2016.
- [22] LIU Ting, ZHU Zhaowei, GU Junrong, *et al.* Learn to offload in mobile edge computing[C]. 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Waikoloa, USA, 2019: 1–6. doi: [10.1109/GLOBECOM38437.2019.9013853](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM38437.2019.9013853).
- [23] 唐伦, 肖娇, 赵国繁, 等. 基于能效的NOMA蜂窝车联网动态资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(2): 526–533. doi: [10.11999/JEIT190006](https://doi.org/10.11999/JEIT190006).
TANG Lun, XIAO Jiao, ZHAO Guofan, *et al.* Energy efficiency based dynamic resource allocation algorithm for cellular vehicular based on non-orthogonal multiple access[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(2): 526–533. doi: [10.11999/JEIT190006](https://doi.org/10.11999/JEIT190006).
- [24] ZHU Jianyue, WANG Jiaheng, HUANG Yongming, *et al.* Resource allocation for hybrid NOMA MEC offloading[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7): 4964–4977. doi: [10.1109/TWC.2020.2988532](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.2988532).

张海波：男，1979年生，副教授，研究方向为无线资源管理。

刘香渝：女，1997年生，硕士生，研究方向为车联网资源管理。

荆昆仑：男，1995年生，硕士，研究方向为移动边缘计算。

刘开健：女，1981年生，讲师，研究方向为最优化算法。

贺晓帆：男，1985年生，教授，研究方向为无线资源优化。

责任编辑：余蓉