

控制与决策

Control and Decision

基于李雅普诺夫随机优化的车辆边缘计算资源管理

付主木, 王俊朋, 司鹏举, 陶发展, 于晓升

引用本文:

付主木, 王俊朋, 司鹏举, 等. 基于李雅普诺夫随机优化的车辆边缘计算资源管理[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 721–728.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1211>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[带有输出约束的柔性关节机械臂预设性能自适应控制](#)

Prescribed performance adaptive control of flexible-joint manipulators with output constraints

控制与决策. 2021, 36(2): 387–394 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0974>

[多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策](#)

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

[多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策](#)

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

[基于T-S模糊模型的多时滞非线性网络切换控制系统非脆弱 \$H_\infty\$ 控制](#)

Non-fragile H_∞ control for multi-delay nonlinear network switching control system based on T-S model

控制与决策. 2021, 36(5): 1087–1094 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1098>

[基于变速趋近律的Buck型变换器抗扰动控制](#)

Disturbance rejection control of Buck converters based on variable rate reaching law

控制与决策. 2021, 36(4): 893–900 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1073>

基于李雅普诺夫随机优化的车辆边缘计算资源管理

付主木¹, 王俊朋¹, 司鹏举^{1†}, 陶发展¹, 于晓升²

(1. 河南科技大学 信息工程学院, 河南 洛阳 471023; 2. 东北大学 机器人科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对车辆边缘计算系统中的计算资源管理问题, 提出一种基于李雅普诺夫随机优化的计算卸载与资源分配方案. 构建在保证任务量及长期能耗约束下的车辆用户服务时延最小化优化问题, 利用李雅普诺夫随机优化理论将优化问题分解. 在本地计算资源分配子问题中, 通过求解线性问题的方法, 得到最优本地计算 CPU 频率; 在计算卸载子问题中, 利用数值优化求解得到最优发射功率. 借助李雅普诺夫随机优化中的漂移惩罚方法, 设计一种低复杂度的联合计算卸载与资源分配算法, 通过同时控制卸载决策、本地计算 CPU 频率和计算卸载的发射功率, 实现整个车辆边缘计算系统中车辆用户的服务时延最小, 提高车辆边缘计算服务质量. 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

关键词: 车辆边缘计算; 李雅普诺夫; 随机优化; 计算卸载与资源分配; 时变信道; 服务时延

中图分类号: TN929.53

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1211

引用格式: 付主木, 王俊朋, 司鹏举, 等. 基于李雅普诺夫随机优化的车辆边缘计算资源管理[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 721-728.

Resource management of vehicle edge computing based on Lyapunov stochastic optimization

FU Zhu-mu¹, WANG Jun-peng¹, SI Peng-ju^{1†}, TAO Fa-zhan¹, YU Xiao-sheng²

(1. School of Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China; 2. Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: In order to solve the problem of computing resource management in the vehicle edge computing system, a computational offloading and resource allocation scheme based on Lyapunov stochastic optimization is proposed. This paper constructs the optimization problem of minimizing the service delay of vehicle users under the constraints of guaranteed task load and long-term energy consumption, and uses the Lyapunov stochastic optimization theory to decompose the optimization problem. In the local computing resource allocation sub-problem, the optimal local computing CPU frequency is obtained by solving the linear problem; in the computing offloading sub-problem, the optimal transmit power is obtained by numerical optimization. Finally, with the help of the drift penalty method in Lyapunov stochastic optimization, a low-complexity joint computing offloading and resource allocation algorithm is designed. The entire vehicle is realized by simultaneously controlling offloading decision-making, locally calculating CPU frequency, and calculating offloading transmit power. The service delay of vehicle users in the edge computing system is the smallest, which improves the service quality of vehicle edge computing. The simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: vehicular edge computing; Lyapunov; stochastic optimization; computation offloading and resource allocation; time-varying channel; service delay

0 引言

车联网 (internet of vehicles, IoV) 作为物联网在汽车行业的一种典型应用, 提供了自动驾驶、智能

交通等新型的车载应用和网络服务, 给人们的生活带来了许多便利, 是智能交通信息化平台的重要组成部分^[1-2]. 但是一些新型车载应用如虚拟现实、增

收稿日期: 2020-08-31; 录用日期: 2020-12-25.

基金项目: 河南省高校科技创新团队支持计划项目 (18IRTSTHN011); 中原科技创新领军人才项目 (194200510012); 河南省高等学校重点科研项目 (20A120008); 河南省自然科学基金项目 (202300410149); 国家“十三五”装备预研领域基金项目 (61403120207, 61402100203); 河南省科技攻关项目 (202102310200).

责任编辑: 林崇.

[†]通讯作者. E-mail: sipengju@haust.edu.cn.

强现实及语音识别等,需要消耗较多的计算及存储资源,并且对处理时延提出了更高的要求^[3].而车载电子设备的计算能力往往有限,无法处理这些应用,为此,有学者提出了车辆边缘计算(vehicular edge computing, VEC)技术^[4].在应用边缘计算的车联网环境中,将执行计算和存储的边缘服务器部署在基站和路边单元(road side unit, RSU)等网络边缘接入点上,车辆可以通过车载单元(on board unit, OBU)将计算密集型任务卸载到这些网络接入点,由边缘服务器对任务进行处理,以此提高服务质量并减少车辆自身能量消耗.与云计算相比大大减少了数据往返所需的传输时间^[5],而如何对计算资源进行管理,是车辆边缘计算服务应用的关键问题之一^[6-7].在计算资源管理的问题中,任务卸载决策主要解决车辆是否以及如何选择边缘服务器进行任务卸载的问题,而计算资源分配解决如何对车辆边缘网络中的带宽、计算能力以及缓存资源等方面进行优化分配的问题.计算卸载与资源分配策略的设计,对提高车联网边缘计算性能、减少用户服务延时及保证用户服务质量起着很大作用^[8],因此,近年来车联网环境下的任务卸载决策以及计算资源分配问题引起了国内外学者的关注.

在车辆网络中,边缘服务器需要实时处理来自不同用户的计算卸载任务,并对各层次边缘服务器资源和任务卸载进行协同分配^[9].车辆将部分或全部计算任务卸载到边缘服务器进行处理的过程称为任务卸载,而任务卸载决策主要设计卸载任务的传输时间及顺序.文献[10]引入0-1变量对任务卸载进行优化决策,实现了边缘计算和任务丢弃能量消耗的最小化.而计算资源分配策略需要对无线信道带宽使用、边缘服务器的计算处理能力以及调度方案进行设计.文献[11]提出了一种基于合约设计的分配策略,在保证用户最优效率的基础上使服务运营商的利润最大.文献[12]利用时间序列分析对计算卸载内容需求进行预测,并提前将内容缓存到边缘服务器.然而,上述文献都没有考虑用户信道的快速时变特性.

针对车辆的高速移动性、时变的网络拓扑结构,文献[13]在缓慢变化的大规模衰落无线信道信息的基础上,考虑了不同类型的链接的不同要求.文献[14]使用遗传算法对具有不同优先级的任务进行编码,通过遗传算法找到最佳卸载策略.文献[15]提出一种将负载均衡与卸载相结合的方法,建立了一个最大化系统效用的混合整数非线性规划问题,将问题解

耦为两个子问题.但是以上文献在设计边缘车辆网络的计算资源分配策略时,未充分考虑车辆边缘网络中车辆的任务卸载决策及性能最优问题.如何将任务卸载决策及计算资源分配策略进行联合优化设计,对降低车辆边缘计算延迟,提升车辆用户的服务体验具有重要作用.

本文针对边缘车辆网络中计算资源管理问题,提出一种基于李雅普诺夫随机优化理论的联合任务卸载与资源分配策略设计方案.以车辆移动性为基础对边缘车辆网络进行建模,构建在保证长期能耗要求下的车辆用户服务时延最小化问题.采用李雅普诺夫随机优化理论,建立李雅普诺夫漂移惩罚函数,并将联合优化问题转化为线性规划问题等子问题,设计联合计算卸载与资源分配算法(joint computing offloading and resource allocation, JCORA).通过利用合理的卸载决策及计算资源分配策略,既能保证车辆边缘计算服务商长期能耗成本,又能最大化每个车辆用户的服务质量.

1 车辆边缘计算系统及优化问题建模

本文研究对象为局部车辆边缘计算网络,系统结构如图1所示.将道路划分为 K 个区段,每个区段覆盖一个装载了VEC服务器的RSU.当每个车辆从一个区段移动到另一个区段时,它将与新的RSU建立连接.假设车辆以速度 v 匀速直线前进,RSU的平均覆盖区域为 d_s ,RSU距马路垂直距离为 d_0 ,车辆经过 (d_s/v) s后需要与新的RSU建立连接.时刻 t 的最大长度 τ 为20ms,在车速不超过20m/s的情况下,可以认为网络是准静态的,车辆与RSU之间的无线信道在每一时刻中保持不变,但在不同的时刻可以变化.因为在不同区段内信道变化是对称的,本文采用文献[16]中提出的道路模型,只需研究半个区段内的资源管理策略即可.当车辆到达A点时令 $t = 0, t = \{0, 1, \dots, T\}$. t 时刻的信道功率增益为

$$h(t) = \frac{1}{d_0^2 + (vt)^2}. \quad (1)$$

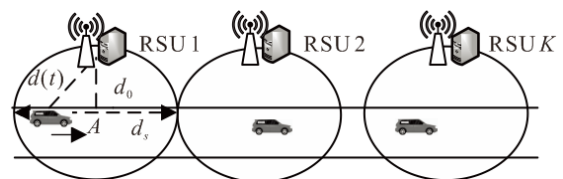


图1 车辆边缘计算系统结构

每个计算任务可以在车辆用户设备上计算处理,也可以卸载到装载MEC服务器的RSU计算.当车辆

设备能量不足时,有可能出现两种计算方式都不可行的情况,此时计算任务将被丢弃. 综上可以得到车辆的任务选择约束为

$$I_v(t) + I_e(t) + I_d(t) = 1. \quad (2)$$

其中: $I_c(t) \in \{0, 1\}$ 为0-1变量, $c = v, e, d$ 分别为车辆在 t 时刻选择进行本地计算、服务器计算、任务丢弃.

1.1 本地计算模型

处理一个比特计算任务所需的CPU周期数记为 C , 车辆在每一时刻的计算任务请求为 (L, τ) , 即需要 $W = LC$ 个CPU周期并在 τ 时间内完成. 利用DVFS技术调节CPU电压, 车辆在 t 时刻执行本地计算时所需 W 个CPU周期的频率记为 $f_w(t) (w = 1, 2, \dots, W)$. 因此, 车辆在 t 时刻执行计算任务的时间可以表示为

$$T_{\text{local}}(t) = \sum_{w=1}^W f_w(t). \quad (3)$$

车辆在 t 时刻执行计算任务所需能耗为

$$E_{\text{local}}(t) = \kappa_v \sum_{w=1}^W f_w(t)^2, \quad (4)$$

其中 κ_v 为车载CPU计算参数.

1.2 服务卸载模型

为了减轻车辆设备执行本地计算任务, 应将一部分任务卸载到MEC服务器处理. 假设MEC服务器上有足够的计算资源以及发射功率, 忽略其执行延迟及反馈的传输延迟. $P(t)$ 为车载用户终端在 t 时刻的发射功率, 车辆在 t 时刻与RSU之间的无线传输速率为

$$R(t) = \omega \log_2 \left(1 + \frac{h(t)P(t)}{\sigma} \right). \quad (5)$$

其中: ω 为通讯系统带宽, σ 为接收端的噪音功率.

当车辆在 t 时刻的计算任务被卸载到MEC服务器处理时, 所需传输时间为

$$T_{\text{trans}}(t) = \frac{L}{R(t)}. \quad (6)$$

车辆在 t 时刻卸载所需能耗为

$$E_{\text{trans}}(t) = \frac{L \cdot P(t)}{R(t)}. \quad (7)$$

1.3 动态队列模型与问题建模

为了均衡地优化多个冲突目标, 常用的方法是对这些冲突目标赋予不同的权重, 然后对目标的加权和进行优化. 然而, 在现实环境中通常很难准确地定义性能和成本的权重, 考虑到网络供应商通常在长期成本预算下运营, 采用在预定义的长期能耗下优化服务时延的方式. 根据分配的计算模式、CPU频率和发射

功率, 定义车辆在 t 时刻的能耗为

$$E_v(t) = I_v(t)E_{\text{local}}(t) + I_e(t)E_{\text{trans}}(t). \quad (8)$$

车辆在 t 时刻所需的总时间为

$$T_v(t) = I_v(t)T_{\text{local}}(t) + I_e(t)T_{\text{trans}}(t). \quad (9)$$

引入 E_t 表示 T 时间段内的平均能耗水平, 它在每一时刻满足独立同分布且最大值为 E_{avg} , 则车辆在 t 时刻能耗的均值满足

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{E}[E_v(t)] \leq E_t. \quad (10)$$

基于以上长期能耗约束的定义, 服务时延的最小化问题可以建模为如下随机优化问题:

$$\min_{I_c(t), f_w(t), P(t)} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{E}[T_v(t)]. \quad (11a)$$

$$\text{s.t. 式(2)和(10);} \quad (11b)$$

$$E_v(t) \leq E_{\text{max}}, t \in T; \quad (11c)$$

$$T_v(t) \leq \tau, t \in T; \quad (11d)$$

$$0 \leq P(t) \leq P_{\text{max}}; \quad (11e)$$

$$0 \leq f_w(t) \leq f_{w \text{ max}}; \quad (11f)$$

$$I_v(t), I_e(t), I_d(t) \in \{0, 1\}, t \in T. \quad (11g)$$

约束(11c)为输出能量约束, 根据车辆电池特性, 在每个时间段电池输出能量不能超过 E_{max} ; 约束(11d)为任务完成时间约束; 约束(11e)和(11f)分别为最大允许发射功率和最大CPU周期频率约束; 约束(11g)为车辆任务选择的0-1约束.

2 计算资源管理策略设计

利用动态李雅普诺夫优化理论求解上述随机优化问题. 将式(11)分解为两个独立的子问题, 对其分别求解. 将原问题转化为基于李雅普诺夫优化的队列稳定性控制问题.

2.1 李雅普诺夫随机优化的应用

2.1.1 构建虚拟队列

根据李雅普诺夫优化理论, 引入一个虚拟队列 $Q(t)$ 重新构建长期能耗约束(10). 将虚拟队列定义为车辆在每一时刻内能耗的队列积压, 并假设队列初始条件 $Q(0) = 0$. 虚拟队列的更新过程可以表示为

$$Q(t+1) = \max[Q(t) - E_t, 0] + E_v(t), \quad t \in T. \quad (12)$$

其中: $Q(t)$ 为车辆在 t 时刻的队列积压; E_t 可以看作是虚拟队列在 t 时刻所处理的数据包, 满足独立同分布; $E_v(t)$ 可以看作是虚拟队列的到达数据包. 队列

积压的值可以作为评价标准, $Q(t)$ 值较大, 表明自实施在线算法以来所需能耗已远远超过长期能耗设定值.

2.1.2 队列稳定性

为了保证车辆的长期平均能耗低于设定值 E_t , 虚拟队列需满足

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbf{E}[Q(T)] = 0.$$

通过对不等式 (10) 累加变换, 可以得到

$$\frac{Q(T) - Q(0)}{T} + E_t \geq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E_v(t). \quad (13)$$

当 $Q(0) = 0$ 时, 对式 (13) 两边同时求期望可得

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\mathbf{E}[Q(T)]}{T} + E_t \geq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{E}[E_v(t)]. \quad (14)$$

当虚拟队列稳定, 即

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbf{E}[Q(T)] = 0$$

时, 可以保证满足式 (10) 的约束在 T 时间段内的长期平均能耗不超过设定值^[17].

将队列全体用一个矢量描述, 并定义一个二次李雅普诺夫函数

$$L(\Theta(t)) \triangleq \frac{1}{2} Q(t)^2. \quad (15)$$

为了保持虚拟队列的稳定性, 引入一步条件李雅普诺夫漂移函数 $\Delta(\Theta(t))$, 表示从 t 时刻到 $(t+1)$ 时刻李雅普诺夫函数的增长量, 有

$$\Delta(\Theta(t)) \triangleq L(\Theta(t+1)) - L(\Theta(t)). \quad (16)$$

2.1.3 李雅普诺夫漂移惩罚因子理论

通过在队列稳定性中引入延迟性, 利用李雅普诺夫漂移惩罚因子理论解决实时问题. 定义一个李雅普诺夫漂移惩罚函数同时求解李雅普诺夫漂移和目标函数的最小值, 其表达式为

$$\min \Delta_v(t); \quad (17)$$

$$\Delta_v(t) \triangleq \Delta(\Theta(t)) + V \cdot T_v(t). \quad (18)$$

其中: 正参数 V 为控制权重, 以调节对 $\Delta(\Theta(t))$ 和目标函数的重视程度. 漂移惩罚函数中的 $\Delta(\Theta(t))$ 部分包含 $t+1$ 时刻的李雅普诺夫函数 $L(\Theta(t+1))$, 需要获取下一时刻的信息, 所以根据李雅普诺夫漂移惩罚理论对式 (10)、(15)、(16) 和 (18) 进行变换和放缩, 可以得到

$$\Delta_v(t) \leq B + V \cdot T_v(t) + Q(t)[E_v(t) - E_t], \quad (19)$$

其中 B 是一个常数, 为 $(E_{\text{avg}}^2 + E_{\text{max}}^2)/2$ 的正常数上界.

2.2 联合计算卸载与资源分配算法

2.2.1 问题转化与分解

由于原优化问题中的能量约束 (11c), 系统决策在不同时隙之间是耦合的, 引入非零能量下限 E_{\min} 消除这种耦合效应. 此外, 如第 2.1 节所述, JCORA 算法的主要部分是利用李雅普诺夫漂移惩罚因子理论近似求解优化问题 (11). 根据李雅普诺夫随机优化理论, 问题目标是 minimized 李雅普诺夫漂移. 由式 (18) 可知, 在每一时刻漂移惩罚函数都有一个上限值, 即表达式右端的函数. 这样可以将原问题近似转化为求解该上限的最小值问题, 表达式为

$$\min_{I(t), f(t), P(t)} \mathbf{E}[B + V \cdot T_v(t) + Q(t)(E_v(t) - E_t)]. \quad (20a)$$

$$\text{s.t. 式(11b)、(11d)和(11e);} \quad (20b)$$

$$0 < E_{\min} \leq E_v(t) \leq E_{\max}, t \in T. \quad (20c)$$

其中

$$f_w(t) = f(t), w = 1, 2, \dots, W.$$

在本地计算中, CPU 周期取最优频率时其各单元取值相同. 由于其组合特性, 该实时优化问题是 NP 难问题, 将获得的每一时刻最优的计算卸载及资源分配决策问题转化为最优本地计算问题和最优计算卸载问题两个子问题.

2.2.2 最优本地计算问题

当车辆在 t 时刻执行本地计算时

$$I_v(t) = 1, I_e(t) = I_d(t) = 0, 0 < f(t),$$

且传输功率 $P(t) = 0$. 根据这些条件可以将原优化问题转化为如下对车辆 CPU 周期频率的优化问题:

$$\min_{f(t)} Q(t) \cdot W \kappa_v f(t)^2 + V \cdot \frac{W}{f(t)}. \quad (21a)$$

$$\text{s.t. } 0 < f(t) \leq f_{\max}; \quad (21b)$$

$$0 < E_{\min} \leq W \kappa_v f(t)^2 \leq E_{\max}; \quad (21c)$$

$$\frac{W}{f(t)} \leq \tau. \quad (21d)$$

该优化问题为线性问题, 求解该问题首先需要明确 $f(t)$ 的定义域. 将式 (21c) 变形得到

$$\sqrt{\frac{E_{\min}}{W \kappa_v}} \leq f(t) \leq \sqrt{\frac{E_{\max}}{W \kappa_v}}.$$

将其与约束式 (21b) 和 (21d) 合并, 求得 $f(t)$ 的定义域为

$$f^L(t) \leq f(t) \leq f^U(t). \quad (22)$$

定义域下界为

$$f^L(t) = \max\left(\sqrt{\frac{E_{\min}}{W \kappa_v}}, \frac{W}{\tau}\right),$$

定义域上界为

$$f^U(t) = \min \left(\sqrt{\frac{E_{\max}}{W\kappa_v}}, f_{\max} \right),$$

当且仅当 $f^L(t) \leq f^U(t)$ 时问题有解. 此时, 该线性优化问题最优解为

$$f^*(t) = \sqrt[3]{\frac{V}{2Q(t)k_v}}.$$

综上, 可以得到其整体最优车辆CPU周期频率为

$$f^*(t) = \begin{cases} f^U(t), & Q(t) = 0; \\ \sqrt[3]{\frac{V}{2Q(t)k_v}}, & Q(t) > 0. \end{cases} \quad (23)$$

2.2.3 最优计算卸载问题

当车辆在 t 时刻选择将任务卸载到MEC服务器计算时, 没有本地计算行为, 所以有 $I_e(t) = 1, I_v(t) = I_d(t) = 0$, 并且车辆CPU周期频率 $f(t) = 0$. 根据这些条件可以将原优化问题转化为如下对计算卸载的最优发射功率的优化问题:

$$\min_{P(t)} Q(t) \cdot \frac{P(t)L}{R(t)} + V \cdot \frac{L}{R(t)}. \quad (24a)$$

$$\text{s.t. } 0 < P(t) \leq P_{\max}; \quad (24b)$$

$$0 < E_{\min} \leq \frac{P(t)L}{R(t)} \leq E_{\max}; \quad (24c)$$

$$\frac{L}{R(t)} \leq \tau. \quad (24d)$$

与最优本地计算问题类似, 首先需要明确发射功率 $P(t)$ 的定义域. 由式(5)可知, 约束(24c)中函数 $P(t)/R(t)$ 是关于 $P(t) > 0$ 的单调递增函数, 取值范围为 $(\sigma \ln 2[B \cdot h(t)]^{-1}, +\infty)$. 代入约束(24c)可知, 当 $\sigma L \ln 2[B \cdot h(t)]^{-1} < E_{\min}$ 时, 对式(25)求解可以得到发射功率在车辆消耗能量取最小值时的特解 $P_{E_{\min}}(t)$. 当 $\sigma L \ln 2[B \cdot h(t)]^{-1} < E_{\max}$ 时, 对式(26)求解可以得到发射功率在车辆消耗能量取最大值时的特解 $P_{E_{\max}}(t)$. 仿真时使用Matlab中fsolve函数求这两个特解, 有

$$P_{E_{\min}}(t)L = B \log_2 \left(1 + \frac{h(t)P_{E_{\min}}(t)}{\sigma} \right) E_{\min}, \quad (25)$$

$$P_{E_{\max}}(t)L = B \log_2 \left(1 + \frac{h(t)P_{E_{\max}}(t)}{\sigma} \right) E_{\max}. \quad (26)$$

当 $\sigma L \ln 2[B \cdot h(t)]^{-1} \geq E_{\min}$ 时, 由约束(24d)可以得到发射功率 $P(t)$ 的下界取值 $(2^{L/B\tau} - 1)\sigma/h(t)$. 当 $\sigma L \ln 2[B \cdot h(t)]^{-1} < E_{\max}$ 时, 发射功率 $P(t)$ 的上界取值为零. 综上, 发射功率的定义域为

$$P^L(t) \leq P(t) \leq P^U(t). \quad (27)$$

$$P^L(t) =$$

$$\begin{cases} \frac{(2^{L/B\tau} - 1)\sigma}{h(t)}, \frac{\sigma L \ln 2}{B \cdot h(t)} \geq E_{\min}; \\ \max \left[\frac{(2^{L/B\tau} - 1)\sigma}{h(t)}, P_{E_{\min}}(t) \right], \frac{\sigma L \ln 2}{B \cdot h(t)} < E_{\min}. \end{cases} \quad (28)$$

$$P^U(t) =$$

$$\begin{cases} \min[P_{\max}, P_{E_{\max}}(t)], \frac{\sigma L \ln 2}{B \cdot h(t)} < E_{\max}; \\ 0, \frac{\sigma L \ln 2}{B \cdot h(t)} \geq E_{\max}. \end{cases} \quad (29)$$

当且仅当 $P^L(t) \leq P^U(t)$ 时, 该问题有解. 下面对该线性优化问题求解. 首先, 定义优化目标方程的函数

$$J(t) = \frac{Q(t)P(t)}{R(t)} + V \cdot \frac{1}{R(t)}.$$

当虚拟队列取值大于零时, 对 $J(t)$ 求导得到

$$\frac{d[J(t)]}{dP(t)} = \frac{D(t)}{B \log_2^2 \left(1 + \frac{h(t)P(t)}{\sigma} \right)}. \quad (30)$$

其中

$$\begin{aligned} D(t) &\triangleq \\ &Q(t) \log_2 \left(1 + \frac{h(t)P(t)}{\sigma} \right) - \\ &\frac{h(t)}{[h(t)P(t) + \sigma] \ln 2} [Q(t)P(t) + V]. \end{aligned} \quad (31)$$

对式(31)求导可知 $d[D(t)]/dP(t) > 0$, $D(t)$ 为关于 P 的单调递增函数. 此外, 当 P 取0时, 有

$$D(t) = -\frac{h(t)V}{\sigma \ln 2} < 0,$$

当 P 取正无穷时 $D(t) = +\infty$, 所以在区间 $(0, +\infty)$ 中存在一个特解 $P_0(t)$ 使得函数 $D(t) = 0$. 仿真时同样使用fsolve函数求该特解. 将其代入式(30)可知, 在区间 $(0, P_0(t))$ 中, $d[J(t)]/dP(t) < 0$, 函数 $J(t)$ 单调递减, 在区间 $[P_0(t), +\infty)$ 中, $d[J(t)]/dP(t) \geq 0$, 函数 $J(t)$ 单调递增.

当特解 $P^L(t) \leq P_0(t) \leq P^U(t)$ 时, 最优解等于特解 $P^*(t) = P_0(t)$. 此外, 当虚拟队列取值为零时, 原目标函数为关于功率的单调递减函数, 最小值在功率等于定义域上界时取得. 综上, 可以得到该优化问题的最优功率为

$$P^L(t) = \begin{cases} P^L(t), & Q(t) > 0, P^L(t) > P_0(t); \\ P_0(t), & Q(t) > 0, P^L(t) < P_0(t) \leq P^U(t); \\ P^U(t), & Q(t) \geq 0, P^U(t) < P_0(t). \end{cases} \quad (32)$$

由式(32)可知, 计算卸载的最优发射功率取决于超出迁移成本的历史度量 $Q(t)$ 和信道状态. $Q(t)$ 越

高,传输功率越高,计算执行延迟越小.

2.2.4 联合计算卸载与资源分配算法

由前两小节可以得到本地计算和计算卸载模式下的最优任务时延. 令 $g_v(t)$ 为车辆在 t 时刻选择本地计算的总成本, 即式(21a)中优化目标函数的值; $g_e(t)$ 为车辆在 t 时刻选择任务卸载的成本, 即式(24a)中最优目标函数的值; $V\xi$ 为车辆在 t 时刻选择任务丢弃的成本, 其中 ξ 为任务丢弃的成本参数. 对3种计算模式下消耗成本的最优值进行评估, 可以得到最优的计算卸载及资源分配策略, 即控制变量的最优解, 有

$$I^*(t), f^*(t), P^*(t) = \arg \min_{I(t), f(t), P(t)} I_v(t)g_v(t) + I_e(t)g_e(t) + I_d(t) \cdot V\xi. \quad (33)$$

基于上述, 提出 JCORA 算法如算法 1 所示. 首先初始化系统参数以及虚拟队列; 然后在每个时隙中通过求解一个确定性的全时隙优化问题得到一个近似最优的计算卸载及资源分配策略; 最后更新虚拟队列, 进行下一时刻的计算.

算法 1 JCORA 算法.

step 1: 初始化系统参数;
step 2: while $t \in [0, T]$ do;
step 3: 求解式(21)得到 $f^*(t)$;
step 4: 求解式(24)得到 $P^*(t)$;
step 5: 求解式(33)得到最优计算卸载及资源分配策略 $I^*(t), f^*(t), P^*(t)$;
step 6: 通过式(12)更新虚拟队列 $Q(t)$;
step 7: 更新 $t = t + 1$;
step 8: end while.

3 仿真及对比分析

建立一个仿真平台以评估动态计算卸载决策与资源分配算法的性能. 对于单个服务区段, 搭建在 Windows 操作系统下基于 Matlab 的仿真环境, 仿真参数如表 1 所示.

图 2 为所选择计算模式的平均比例变化. 由图 2 可知, 对于总时刻数为 1000 时模式选择的变化分两个阶段. 第 1 阶段, 在初始时刻附近时, JCORA 算法在初始迭代阶段没有很好的全局视野, 并且虚拟队列未收敛到稳定值, 所以更倾向于作出将计算任务丢弃的选择, 随着时刻的推移, 虚拟队列趋于稳定, 任务丢弃选择的比重减小, 对于未丢弃的任务, 边缘服务器辅助车辆用户进行任务卸载处理, 使车辆用户能耗降低. 在第 2 阶段即时刻数 400 之后, 虚拟队列达到稳定, 随着时刻的推移车辆用户与当前区段的边缘服务

器之间距离逐渐增加, 使得执行计算卸载所需的时延逐步增高, JCORA 算法更倾向于作出执行车辆用户本地计算的选择, 而车载设备计算能力一定, 所以车载设备总成本不断增加, 当车辆与当前区段边缘服务器的距离达到边界值时车辆不再进行任务卸载, 车载设备的总服务时延趋于稳定值. 当车辆进入下一个区段后, 资源管理策略循环运行.

表 1 仿真参数

参数名称	参数符号	参数取值
时隙数	T	1000
信道带宽 / MHz	ω	1
任务大小 / bit	L	1000
时隙长度 / ms	τ	20
车速 / (m/s)	v	20
RSU 距马路垂直距离 / m	d_0	50
RSU 覆盖范围 / m	d_s	1000
CPU 计算能力 / (cycles/bit)	C	737
高斯白噪声功率 / W	σ	10^{-13}
车载设备最大发射功率 / W	P_{\max}	1
车载设备计算参数	κ_v	10^{-28}
任务丢弃的成本参数	ξ	0.002
漂移惩罚控制参数	V	1
车载设备最大计算频率 / GHz	f_{\max}	1.5
车载设备最大能耗 / mJ	E_{\max}	2

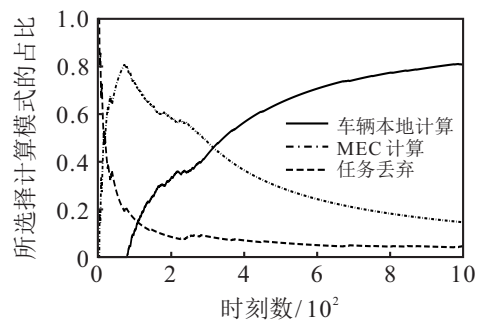


图 2 不同模式选择的平均比例变化

图 3 为不同控制参数 V 对虚拟队列积压的影响. 由图 3 可见, 总虚拟队列积压随着时刻的增长收敛到接近为零并保持稳定, 表明了算法的收敛性. 此外, 随着控制参数 V 的增长, 队列积压有明显的增加.

为了验证所提出的 JCORA 算法的有效性, 将 JCORA 算法与基准贪心算法进行比较. 贪心算法是按顺序一个接一个地处理任务, 先分别计算本地计算策略和计算卸载策略中的 $f^*(t)$ 和 $P^*(t)$, 检查它们是

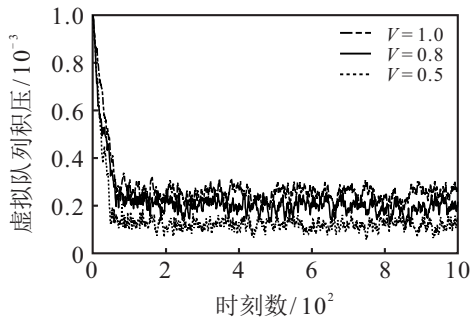


图3 同控制参数对虚拟队列 $Q(t)$ 的影响

否满足时延要求,然后选择服务时延较小的可行计算模式. 如果两种计算模式均不可行,则选择任务丢弃.

在相同的卸载任务及完成时间要求下,所提出 JCORA 算法和基准贪心算法的能耗变化曲线与时刻数的关系如图4所示. 可以看出,两种算法的能耗变化相近,这是因为没有将车辆的能耗作为评价指标,所以两种算法在能耗表现上比较相似. 此外,随着时刻数的增长,JCORA 算法的能耗曲线逐渐收敛于最大能耗约束,表明车辆的实际能耗输出可以很好地跟踪长期能耗约束并保持稳定.

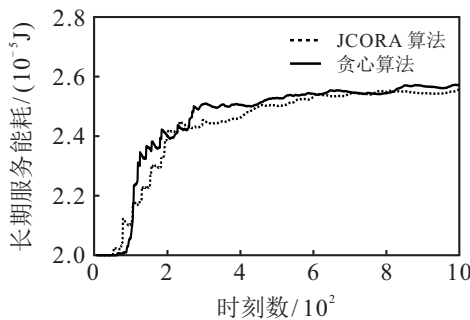


图4 时刻数对服务能耗的影响

图5为在相同的卸载任务及完成时间要求下所提出 JCORA 算法与基准贪心算法中时刻数对服务时延的影响. 由图5可见,当时刻数增大时,贪心算法所需要的任务时延大于 JCORA 算法. 这是因为贪心算法中得到的是局部最优解,并没有从整体最优上得到对全局的判断. 当 T 取1000时,与传统的贪心算法相比,所提出的 JCORA 算法任务完成时延降低了19.57%.

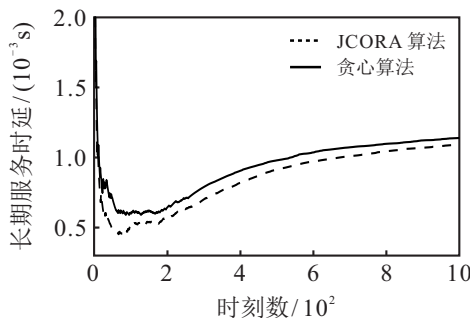


图5 时刻数对服务时延的影响

4 结论

本文针对车辆边缘计算系统中的计算卸载与资源分配问题,提出了一种基于李雅普诺夫随机优化的计算资源管理设计方案. 采用在保证任务量及长期能耗的要求最小化车辆用户服务时延的优化目标,并通过李雅普诺夫随机优化将优化问题分解为本地计算资源分配与计算卸载子问题,利用线性规划及数值优化求解等最优化工具计算出最优发射功率及本地 CPU 频率. 最终采用漂移惩罚思想,设计出一种低复杂度的联合计算卸载与资源分配算法,同时控制卸载决策、本地计算 CPU 频率和计算卸载的发射功率. 仿真结果表明,所提出的资源管理策略在合理进行任务分配的同时,显著降低了服务时延及虚拟队列的波动,并且在服务时延上优于基准的贪心策略.

由于设计策略过程中只考虑了在车辆边缘计算系统中单车的计算卸载与资源分配问题,没有将 VEC 服务中多车辆场景考虑在内,该策略无法对多车辆场景下的计算卸载及资源分配进行控制. 如何重新构建多目标随机优化问题,提升控制策略对多车辆道路整体运行的适应性,将是后续研究工作的重点.

参考文献(References)

- [1] Zhou H B, Xu W C, Chen J, et al. Evolutionary V2X technologies toward the Internet of vehicles: Challenges and opportunities[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(2): 308-323.
- [2] 张彦, 张科, 曹佳钰. 边缘智能驱动的车联网[J]. 物联网学报, 2018, 2(4): 40-48.
(Zhang Y, Zhang K, Cao J Y. Internet of vehicles empowered by edge intelligence[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(4): 40-48.)
- [3] Zhang K, Mao Y M, Leng S P, et al. Mobile-edge computing for vehicular networks: A promising network paradigm with predictive off-loading[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2): 36-44.
- [4] Liu H, Zhang P F, Pu G G, et al. Blockchain empowered cooperative authentication with data traceability in vehicular edge computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 4221-4232.
- [5] 周悦芝, 张迪. 近端云计算: 后云计算时代的机遇与挑战[J]. 计算机学报, 2019, 42(4): 677-700.
(Zhou Y Z, Zhang D. Near-end cloud computing: Opportunities and challenges in the post-cloud computing era[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(4): 677-700.)
- [6] Abbas N, Zhang Y, Taherkordi A, et al. Mobile edge

- computing: A survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.
- [7] 谢人超, 廉晓飞, 贾庆民, 等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. 通信学报, 2018, 39(11): 138-155.
(Xie R C, Lian X F, Jia Q M, et al. Survey on computation offloading in mobile edge computing[J]. Journal on Communications, 2018, 39(11): 138-155.)
- [8] Mach P, Becvar Z. Mobile edge computing: A survey on architecture and computation offloading[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1628-1656.
- [9] Zhao J H, Li Q P, Gong Y, et al. Computation offloading and resource allocation for cloud assisted mobile edge computing in vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 7944-7956.
- [10] Mao Y Y, Zhang J, 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.
- [11] Li S C, Zhang N, Lin S Y, et al. Joint admission control and resource allocation in edge computing for internet of things[J]. IEEE Network, 2018, 32(1): 72-79.
- [12] 吕玲玲, 杨志鹏, 张磊. 基于合约设计的移动边缘计算任务卸载策略研究[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2366-2374.
(Lyu L L, Yang Z P, Zhang L. Contract theory based task offloading strategy of mobile edge computing[J]. Control and Decision, 2019, 34(11): 2366-2374.)
- [13] Liang L, Li G Y, Xu W. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(7): 3186-3197.
- [14] 余翔, 刘一勋, 石雪琴, 等. 车联网场景下的移动边缘计算卸载策略[J]. 计算机工程, 2020, 46(11): 29-34.
(Yu X, Liu Y X, Shi X Q, et al. Mobile edge computing offloading strategy under internet of vehicles scenario[J]. Computer Engineering, 2020, 46(11): 29-34.)
- [15] Dai Y Y, Xu D, Maharjan S, et al. Joint load balancing and offloading in vehicular edge computing and networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4377-4387.
- [16] Li S C, Zhu G, Lin S Y. Joint radio and computation resource allocation with predictable channel in vehicular edge computing[C]. The 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui, 2018: 3736-3741.
- [17] Neely M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[J]. Synthesis Lectures on Communication Networks, 2010, 3(1): 211.

作者简介

付主木(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事混合动力汽车、车联网等研究, E-mail: fuzhumu@haust.edu.cn;

王俊朋(1996—), 男, 硕士生, 从事车联网系统建模与优化的研究, E-mail: wjpamz@163.com;

司鹏举(1987—), 男, 讲师, 博士, 从事车联网、无线传感器网络等研究, E-mail: sipengju@haust.edu.cn;

陶发展(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事混合电动汽车、鲁棒控制等研究, E-mail: taofazhan@haust.edu.cn;

于晓升(1984—), 男, 讲师, 博士, 从事无线传感器网络、图像处理等研究, E-mail: yuxiaosheng@mail.neu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)