



车辆雾计算中基于反向拍卖的停车辅助方案

朱兰婷, 孙丽珺, 闫 杨

(青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061)

摘 要: 车辆雾计算(VFC)作为雾计算的一种扩展模式,将雾计算与传统的车载网络相结合,为车辆用户提供实时响应服务。停车辅助与 VFC 相结合可以帮助车辆获取停车信息资源,改善交通拥堵状况,但车辆用户及时高效地获取停车信息成为 VFC 停车辅助中急需解决的问题。为此,构建一种 VFC 停车辅助系统模型,在该模型的基础上提出一种基于反向拍卖的 VFC 停车辅助分配策略 RAFC,以激励车辆用户和雾节点以拍卖的方式积极参与资源分配并获取收益。理论分析和实验结果表明,RAFC 策略可以实现个人理性和预算平衡,相比随机匹配法,其能提高匹配成功率与社会效用并降低用户的开销成本。

关键词: 车辆雾计算;停车辅助;时延;资源分配;反向拍卖;激励机制

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式:朱兰婷,孙丽珺,闫杨. 车辆雾计算中基于反向拍卖的停车辅助方案[J]. 计算机工程,2020,46(7): 14-20,29.

英文引用格式:ZHU Lanting, SUN Lijun, YAN Yang. Parking assistance scheme based on reverse auction in vehicle fog computing[J]. Computer Engineering, 2020, 46(7): 14-20, 29.

Parking Assistance Scheme Based on Reverse Auction in Vehicle Fog Computing

ZHU Lanting, SUN Lijun, YAN Yang

(College of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266061, China)

[Abstract] Vehicle Fog Computing (VFC) is an extended model of fog computing that combines fog computing with traditional in-vehicle networks to provide real-time response services for vehicle users. The combination of intelligent parking assistance and VFC can help vehicles obtain parking information resources and improve traffic conditions. However, how to enable vehicle users to efficiently obtain parking information remains to be an issue to be solved in VFC parking assistance. Therefore, this paper establishes a VFC parking assistance system model, and on this basis proposes a VFC parking assistance allocation strategy, RAFC, which uses reverse auction to encourage vehicle users and fog nodes to actively participate in resource allocation to obtain revenue. Theoretical analysis and experimental results show that the RAFC strategy can achieve a balance between personal rationality and budget. Compared with the random matching method, RAFC can improve the matching success rate and social utility while reducing the overhead for users.

[Key words] Vehicle Fog Computing (VFC); parking assistance; time delay; resource allocation; reverse auction; incentive mechanism

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0056348

0 概述

随着智能连接设备数量的增加,智慧城市、5G 网络、车联网以及无线传感器网络中的数据呈现爆炸式增长^[1-2]。雾计算将云计算的弹性资源从云数据中心扩展至网络边缘,缓解了网络拥塞现象并缩短了服务响应时间^[3-4]。车辆雾计算(Vehicle Fog

Computing, VFC)作为雾计算的一种扩展模式,将雾计算与传统的车载网络相结合,设置车辆作为通信和计算的基础设施,利用靠近用户的边缘设备提供实时响应服务,从而大幅提高了服务质量^[5]。

传统的车载网络部署路侧单元(Road Side Units, RSU)为移动终端提供服务。随着服务请求的增加,RSU 的数据处理压力不断提高^[5]。此外,人口数量

基金项目:国家自然科学基金(61671261);国家自然科学基金青年基金(61802217)。

作者简介:朱兰婷(1995—),女,硕士研究生,主研方向为雾计算、边缘计算、激励机制;孙丽珺,副教授、博士;闫 杨,硕士研究生。

收稿日期:2019-10-21 **修回日期:**2019-12-27 **E-mail:**lijunsun@qust.edu.cn

的增加和城市空间资源的限制,导致了严重的城市停车问题。许多城市的交通堵塞是由于车辆寻找停车位所造成,智能停车辅助可以节省用户搜索车位的时间,如自动泊车系统可以为驾驶员提供实时停车导航服务^[6-7],从而缓解交通拥堵现象。将VFC与智能停车辅助相结合,选择一些具有雾计算能力的智能车辆作为基础设施,与移动的车辆用户进行信息交换和共享,可以改善交通状况。

在VFC中,充当雾节点的智能车辆等设备具有资源有限性、分布性等特点,为VFC的发展带来挑战^[8]。在一个地理区域内的各雾节点构成一个车辆雾网络,各节点分布广泛,实现雾计算资源的合理分配存在一定难度。如何利用雾节点为用户提供服务,使节点资源得到充分利用,成为亟待解决的问题^[9-10]。此外,虽然雾节点可以独立地为用户提供低延迟服务,但其与云数据中心相比能力有限^[11]。VFC需要不同的雾节点提供服务,雾节点在贡献资源的同时会花费一定的成本。因此,需要建立激励机制,激励雾节点持续稳定地贡献资源,进一步提高服务质量^[12-13]。

本文提出一种基于反向拍卖的VFC停车辅助分配策略RAFC,以帮助用户获取停车信息资源。由于反向拍卖可以使市场更具竞争力,有助于买方以最优惠的价格得到服务^[14],因此在智能车辆雾计算能力相对有限的条件下,本文将VFC智能停车辅助与反向拍卖相结合,激励雾节点贡献资源,使更多的用户以更低的价格获得服务,从而缓解交通压力。

1 相关工作

拍卖机制以投标方式来分配商品,建立相应的价格体系以实现资源的有效配置。传统拍卖由卖方提供待售商品,买方进行竞价,价高者得。而反向拍卖由买方提出购买需求,卖方进行报价,出价最低且满足买方需求的卖方竞标成功。在VFC停车辅助系统模型中,买方是欲获得停车信息资源的车辆用户,卖方是提供待售资源的智能车辆,拍卖代理是第三方平台。由拍卖代理决定拍卖分配并宣布拍卖结果。

为充分调动参与者的积极性以实现资源合理分配,将经济分析和定价模型与网络资源分配相结合,可以更好地在社会效用、用户满意度、匹配成功率等方面发挥作用。因此,基于拍卖的分配策略得到越来越多的关注。文献[15]提出一种基于反拍卖模型的激励方法,针对反拍卖可解决用户退出和预算平衡问题的优点,对模型中涉及的任务覆盖、反拍卖选择和奖励实施等关键技术进行深入分析与研究。文献[16]研究群智感知中单任务场景下的激励机制,采用反向拍卖方式,提出一种基于区域覆盖的群智感知激励机制,以提高区域覆盖率和用户参与度。文献[17]针对边缘网络的资源有限性问题,提出基

于拍卖的资源分配方法。在雾计算的资源分配问题中,文献[13]针对支持VFC的智慧城市,提出一种通过资源定价影响车辆路径选择的激励方案,以减轻资源需求的地理不平衡性,但其没有考虑提高用户的匹配成功率。文献[18]建立一种Stackelberg博弈模型,解决服务运营商的定价以及用户的资源购买问题。文献[19]将区块链与云/雾计算服务相结合,建立基于拍卖的市场模型,以提高资源分配率和区块链网络的社会福利,但其未研究应用的时延性问题。

目前,部分研究人员将反向拍卖与网络资源分配相结合,但未将反向拍卖与VFC停车辅助问题进行联系,也未考虑用户的时延和成本问题。本文提出一种RAFC策略,考虑车辆用户的时延和成本需求,将提高用户匹配成功率和降低用户开销成本作为优化目标,激励用户和雾节点积极参与分配。

2 VFC停车分配问题建模

2.1 问题描述

如图1所示,在一个地理区域内,一个VFC停车辅助系统由需要获得停车信息资源的车辆用户 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 、充当雾节点的智能车辆 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 以及第三方平台物联网提供商三部分组成^[20]。其中,用户作为买方,提交时延要求、资源需求,雾节点作为卖方,提供资源服务,第三方平台担任拍卖代理,负责接收信息和协调分配。本文假设各用户相互独立,一个用户请求最多只能迁移至一个雾节点完成,但一个雾节点可以接收处理多个请求。

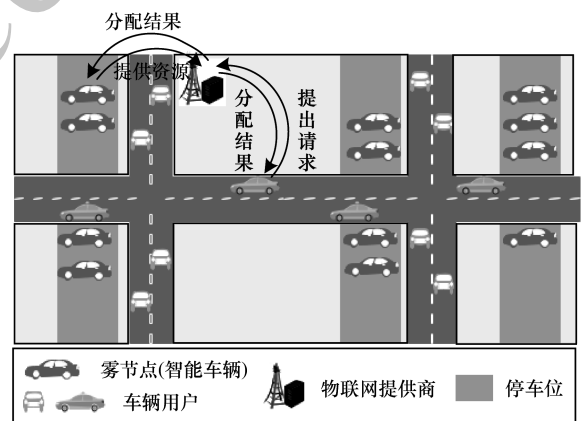


图1 VFC停车辅助系统模型

Fig.1 VFC parking assistance system model

在物联网中,通常将一个较大区域划分成若干独立子区域,一个子区域内的雾节点构成一个雾网络。本文考虑在一个车辆雾网络内,由第三方平台搜集信息,将雾节点资源提供给需求用户。本文符号说明如表1所示。

表 1 符号说明
Table 1 Symbol description

符号	含义
U, F	用户集合, 雾节点集合
W	子区域中所有雾节点构成的车辆雾网络
q_i	u_i 的资源需求
d_j	f_j 的空闲资源量
D_i	u_i 的最大允许时延阈值
A_j	f_j 的单位资源报价
L_{ij}	由 u_i 到 f_j 经过的节点数
U_w/F_w	成功分配的用户集合/雾节点集合
$P_i(q_i)$	u_i 的开销成本
d_i^l	u_i 到 f_j 的实际时延值
T_i^u/T_j^f	u_i/f_j 的效用
p_i^d	u_i 支付的实际资源成交单价
G_j^f/G_i^u	f_j/u_i 应支付给第三方平台的代理费
R_j^f	f_j 提供转发服务的报酬
c_j	f_j 的单位资源成本价格
S_j^f	f_j 提供转发服务的成本

2.2 问题建模

本文 RAFC 策略在满足用户时延要求的基础上, 最小化用户的开销成本并提高匹配成功率。用户、雾节点和第三方平台的三方交互关系如图 2 所示。

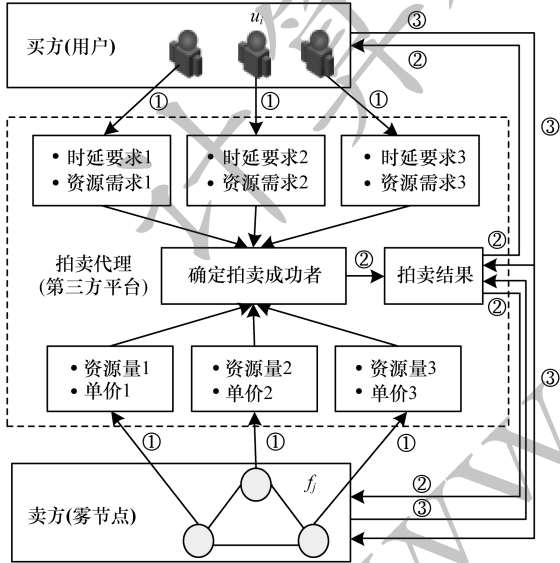


图 2 三方交互关系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of three party interaction

在图 2 中, ①表示用户 $u_i \in U$ 将请求 $Q_i = (q_i, D_i)$ 提交给第三方平台, 雾节点 $f_j \in F$ 将资源量和资源单价信息 $L_j = (d_j, A_j)$ 提交给第三方平台; ②表示第三方平台根据提交的信息确定分配方案, 将结果通知双方; ③表示拍卖成功的用户支付费用给雾节点和第三方平台, 雾节点支付代理费给第三方平台。

RAFC 策略的目标包括:

- 1) 实现个人理性和预算平衡。
- 2) 激励三方积极参与分配。

3) 满足用户的时延要求和资源需求。

4) 提高用户的匹配成功率。

5) 降低用户的开销成本。

2.3 效用函数

2.3.1 用户的效用函数

用户 u_i 的效用函数 T_i^u 由资源收益 $U_i(q_i)$ 和开销成本 $P_i(q_i)$ 构成:

$$T_i^u = U_i(q_i) - P_i(q_i) \quad (1)$$

收益函数 $U_i(q_i)$ 表示 u_i 的请求响应后可获得的收益, q_i 表示 u_i 的资源需求量, $U_i(q_i)$ 可表示为:

$$U_i(q_i) = a \ln(1 + q_i) \quad (2)$$

参数 a 计算如式(3)所示, $a \in [1, 2]$, 其取值与用户需求有关, a 值越大, 表示资源需求越紧急。

$$a = 1 + \frac{1}{\exp(-d_i^l/D_i)} \quad (3)$$

其中, D_i 表示 u_i 的时延要求, 即最大允许时延阈值。 d_i^l 表示 u_i 到雾节点 f_j 的实际时延值。

开销成本函数 $P_i(q_i)$ 表示 u_i 获得资源后应支付的费用, 包括 u_i 向提供资源的雾节点支付的费用、转发费用以及支付给第三方平台的代理费。 $P_i(q_i)$ 表示为:

$$P_i(q_i) = p_i^d \cdot q_i + L_{ij} \cdot R_j^f + G_i^u \quad (4)$$

其中, p_i^d 表示 u_i 支付的实际资源成交单价, L_{ij} 表示由 u_i 到 f_j 经过的节点数, R_j^f 表示 u_i 支付给途经雾节点 f_j 的转发费用, G_i^u 表示 u_i 需支付的代理费。

为激励用户积极参与分配并支付费用获取服务, 应满足用户可获得的资源收益大于成本支出, 即 $U_i(q_i) > P_i(q_i)$ 。

2.3.2 雾节点的效用函数

雾节点 f_j 的效用函数 T_j^f 由可获得的收益与支出成本组成:

$$T_j^f(q_i) = p_i^d \cdot q_i + R_j^f - c_j \cdot q_i - S_j^f - G_j^f \quad (5)$$

其中, $p_i^d \cdot q_i$ 表示 f_j 为 u_i 提供资源服务的资源收益, R_j^f 表示 f_j 提供转发服务的报酬, c_j 表示 f_j 单位资源的成本价格, S_j^f 表示 f_j 提供转发服务的成本, G_j^f 表示 f_j 支付给第三方平台的代理费。

为激励雾节点积极参与分配并提供转发和资源服务, f_j 提供转发服务的收益应满足 $R_j^f > S_j^f$, f_j 的资源收益应满足 $p_i^d \cdot q_i > c_j \cdot q_i + G_j^f$ 。

2.3.3 第三方平台的效用函数

第三方平台为用户 u_i 和雾节点 f_j 提供分配服务的效用函数 T^l 由平台可获得的代理费 $G_i^u + G_j^f$ 和提供分配服务的支出成本 S_l 组成:

$$T^l = G_i^u + G_j^f - S_l \quad (6)$$

3 RAFC 策略

3.1 目标函数

RAFC 策略将 VFC 停车辅助与反向拍卖相结

合, 制定分配方案, 以最大化用户匹配成功率同时最小化其开销成本。RAFC 策略的目标函数定义为:

$$\max \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} \right) \quad (7)$$

$$\min \sum_{i=1}^m P_i(q_i) \quad (8)$$

s. t.

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} \cdot q_i \leq \sum_{j=1}^n d_j \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq \sum_{i=1}^m |Q_i| \quad (11)$$

$$U_i(q_i) > P_i(q_i) \quad (12)$$

$$R_j^f > S_j^f \quad (13)$$

$$p_i^d \cdot q_i > c_j \cdot q_i + G_j^f (f_j \in F \text{ 且 } x_{ij} = 1) \quad (14)$$

$$G_i^u + G_j^f > S_j \quad (15)$$

式(7)表示满足用户请求, 实现匹配成功率最大化。式(8)表示最小化用户开销成本。约束条件式(9)的 x_{ij} 表示雾节点 f_j 的资源分配给用户 u_i 是否成功, $x_{ij} = 0$ 表示未分配成功, $x_{ij} = 1$ 表示分配成功。约束条件式(10)表示 u_i 成功分配的资源量小于或等于参与分配的 f_j 提供的资源量。约束条件式(11)表示分配成功的 u_i 数目小于或等于提出请求的 u_i 数目, 约束条件式(12)表示 u_i 获得收益大于支出成本。约束条件式(13)表示 f_j 的转发收益大于转发成本。约束条件式(14)表示 f_j 的资源服务收益大于资源成本与代理费之和。约束条件式(15)表示第三方平台获得的代理费大于支出成本。

上述目标函数属于多目标优化问题, 可以将多目标优化转换为单目标优化问题来解决。最大化 u_i 的匹配成功率可转换为最小化 u_i 的匹配失败率。将目标函数式(7)、式(8)转换为单目标函数, 可表示如下:

$$\min \left\{ \alpha \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (1 - x_{ij}) \right) + \beta \sum_{i=1}^m \frac{P_i(q_i)}{P^d} \right\} \quad (16)$$

其中, $\overline{P^d} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} \cdot P_i^d)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij}}$ 表示成功分配的用户的价格均值, 参数 $\alpha, \beta \in (0, 1)$, 约束条件为式(9) ~ 式(15)。

3.2 RAFC 策略设计

整数规划可以将 3.1 节的目标函数问题简化为 0-1 规划问题, 但 0-1 规划问题已经被证明是一个 NP 问题。本文提出 RAFC 策略来近似求解 NP 问题, 该策略分为节点筛选阶段和资源匹配阶段。

3.2.1 节点筛选阶段

本文在 Dijkstra 算法^[21] 的基础上进行改进, 提出一种节点筛选算法, 将最短路径问题与用户的时延和成本需求相结合, 目的是找到满足用户时延要求和最低成本需求的候选雾节点集合 F_c 。首先, 计算各雾节点之间的最短路径, 寻找满足用户时延要

求的雾节点集合, 不满足条件的雾节点不再参与下一阶段。然后, 计算用户的开销成本, 将成本最低的雾节点作为候选雾节点。节点筛选算法具体流程如算法 1 所示。

算法 1 节点筛选算法

输入 U, F, W

输出 F_c, P_i

1. Initialize: $F_c \leftarrow \emptyset; P_i \leftarrow \emptyset; \text{int } i, j;$

//Find the feasible shortest path that can meet the latency

//requirement

2. for each $u_i \in U$

3. for each $f_j \in F$

4. calculate d_i^j for $W;$

5. if $d_i^j \leq D_i$ then

6. $F_c \leftarrow F_c \cup \{f_j\};$

7. end

8. end

9. for each $u_i \in U$

10. calculate $P_i(q_i)$ for each $f_j \in F_c$ by formula(4) to find the lowest f_j

11. $P_i \leftarrow P_i(q_i)$

12. end

13. return F_c, P_i

//Output the candidate fog node set, and minimum cost

3.2.2 资源匹配阶段

算法 1 为用户找出候选雾节点集合 F_c , 反之, 每一个雾节点都存在候选用户集合。本文在贪心算法^[22] 的基础上进行改进, 提出一种资源匹配算法。将候选用户集合的资源需求按升序排列, 每次完成分配后更新雾节点信息。若节点资源不能满足剩余候选用户的需求, 停止分配该节点, 再分配下一个节点, 直到雾节点和用户全都分配完成, 得到成功分配的用户集合 U_w 和雾节点集合 F_w , 算法结束。资源匹配算法具体流程如算法 2 所示。

算法 2 资源匹配算法

输入 F_c

输出 U_w, F_w

1. for each $f_j \in F_c$

//User resource requirements are sorted in ascending order

2. sort q_i for all $u_i \in U$ in the ascending order and the list is denoted F_c

3. if $d_j \geq q_i$

4. $U_w = [U_w, m]$

//Update the set of users that have been assigned

5. $d_j = d_j - q_i;$

//Update the amount of resources of the fog node f_j

6. Else

7. break

//Processing the next fog node if the user resource

//requirement is not met

8. End

9. return U_w, F_w

4 理论分析

本节首先从拍卖机制的经济属性角度进行分析,证明 RAFC 策略的算法是个人理性、预算平衡的,可以持续地激励三方积极参与拍卖。然后,分析算法的时间复杂度,证明该算法具有可执行性并且可以在有限步骤内实现。

4.1 个人理性分析

定理 1 本文 RAFC 策略是个人理性的。

证明 个人理性即所有买方都不愿支付高于成交的价格,而所有卖方也都不愿以低于报价的回报来提供服务。为激励用户、雾节点积极参与分配,本文策略应满足个人理性。RAFC 策略从算法设计上保证了双方都是理性的。在算法 1 中,当用户 u_i 分配给雾节点 f_j 时,由于用户 u_i 的最低成本需求限制,用户 u_i 不愿意支付比雾节点 f_j 的报价 A_j 更高的成交价格,否则会增加用户 u_i 的开销成本,导致分配失败。同时,雾节点 f_j 也不愿意以低于报价 A_j 的价格提供服务,这样会降低雾节点的资源收益,进而降低雾节点效用,导致分配失败,故最终成交价格满足 $p_i^d = A_j$ 。同时,由 3.1 节可得 RAFC 策略保证了用户效用 $T_i^u > 0$,雾节点效用 $T_j^f > 0$ 。综上,对于 u_i 和 f_j 而言,本文 RAFC 策略是个人理性的。同理可证,对任意 $u_i \in U_w, f_j \in F_w$,本文 RAFC 策略是个人理性的。

4.2 预算平衡分析

定理 2 本文 RAFC 策略是预算平衡的。

证明 拍卖代理需要维护服务,因此,要保证从买方收取的金额不能小于支付给卖方的金额,故第三方平台提供分配服务时向用户和雾节点收取一定的代理费用。对于任意 $u_i \in U_w, f_j \in F_w$,第三方平台从用户 u_i 收取的金额为 $p_i^j \cdot q_i + L_{ij} \cdot R_j^f + G_i^u$,其中, $p_i^j \cdot q_i$ 支付给提供资源服务的雾节点, $L_{ij} \cdot R_j^f$ 支付给提供转发服务的雾节点, G_i^u 是用户支付给第三方平台的代理费,故满足从买方收取金额大于支付给卖方的金额,即 $p_i^j \cdot q_i + L_{ij} \cdot R_j^f + G_i^u > p_i^j \cdot q_i + L_{ij} \cdot R_j^f$ 。同时,第三方平台向雾节点 f_j 收取代理费 G_j^f 。由式(6)、式(15)可得,RAFC 策略保证了第三方平台的效用 $T^l > 0$ 。因此,本文 RAFC 策略是预算平衡的。

4.3 算法的时间复杂度分析

定理 3 RAFC 策略的时间复杂度为多项式时间。

证明 RAFC 策略分为节点筛选阶段和资源匹配阶段两部分。对于节点筛选阶段,算法 1 中第 2 行~第 8 行的时间复杂度为 $O(mn)$,第 9 行~第 11 行的循环时间复杂度为 $O(m)$ 。因此,算法 1 的时间复杂度为 $O(mn) + O(m)$,即算法 1 的时间

复杂度为多项式时间。对于资源匹配阶段,算法 2 中第 1 行~第 8 行的时间复杂度为 $O(|F_c|)$,第 2 行排序算法的时间复杂度为 $O(m \log_a m)$ 。因此,算法 2 的时间复杂度为 $O(m |F_c| \log_a m)$,即算法 2 的时间复杂度为多项式时间。综上,本文 RAFC 策略的时间复杂度为多项式时间。

5 数值结果分析

5.1 参数设定

本文采用 MATLAB 仿真平台验证 RAFC 策略的可行性,将 CRB 数量定义为 VFC 网络资源的单位。首先,定义所需的基本仿真参数。假设雾节点有 5 个~40 个,用户数目有 10 个~150 个。用户的资源需求量在 2~12 之间随机选取,雾节点的资源量根据用户资源需求量和用户数目在 10~200 之间随机选取。雾节点单位资源报价在 1~10 之间随机选取,用户的最大允许时延在 0.1 s~0.3 s 之间随机选取。

实验性能指标包括运行时间、匹配成功率、开销成本、社会效用 4 个方面,通过 50 次实验比较得到平均结果。同时,为验证 RAFC 策略的性能,将该策略与随机匹配法进行比较,随机匹配法随机分配用户,若满足用户需求即完成匹配。

5.2 仿真结果分析

当雾节点数目和空闲资源一定时,用户请求越多,方案的运行时间越长,开销成本越高,匹配成功率越低。当请求数目一定时,雾节点的个数越多,匹配成功率越高。

图 3 所示为雾节点数目等于 10 时 2 种方法的运行时间随用户数目的变化曲线。从图 3 可以看出,随着用户数目的增加,2 种方法的运行时间逐渐上升。当用户数目相同时,由于 RAFC 策略需要对用户的资源需求进行重新排序,更新雾节点信息,因此其运行时间高于随机匹配法,但 2 种方法的运行时间相差不大,且 RAFC 策略的运行时间结果表明其可以快速实现。

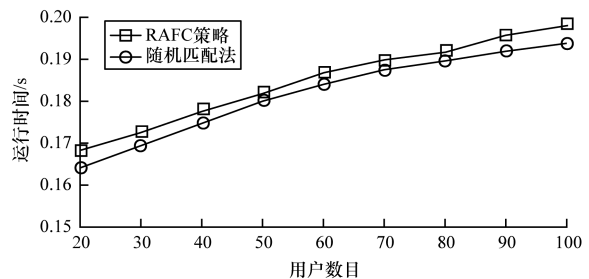


图 3 2 种方法的运行时间对比

Fig. 3 Running time comparison of two methods

图 4 所示为用户数目等于 60 时匹配成功率随雾节点数目的变化曲线。从图 4 可以看出,随着雾节点数目的增加,匹配成功率逐渐升高。当雾节点数目少于 15 个时,RAFC 策略的匹配成功率明显高于随机匹配法。但当雾节点个数多于 15 个时,随着雾节点个数的增加,2 种方法的匹配成功率相差不大,且都可以稳定在较高的值。当用户数目恒定时,与随机匹配法相比,RAFC 策略可以提高匹配成功率。

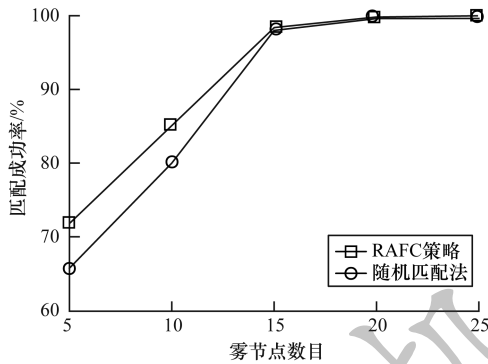


图 4 匹配成功率 1

Fig. 4 Matching success rate 1

图 5 所示为雾节点数目等于 10 时匹配成功率随用户数目的变化曲线。从图 5 可以看出,随着用户数目的增加,匹配成功率逐渐降低。当用户数目相同时,RAFC 策略的匹配成功率高于随机匹配方法。当用户数目少于 70 个时,2 种方法的匹配成功率相差不大,但用户数目大于 70 个时,匹配成功率出现较大变化,且当用户数目为 80 个时,两者差距最大,其后差距逐渐趋于稳定。由于 RAFC 策略的资源匹配阶段采用了贪心策略,可以更快速找到用户匹配的局部最优解。当雾节点数目恒定时,与随机匹配法相比,RAFC 策略可以提高匹配成功率。

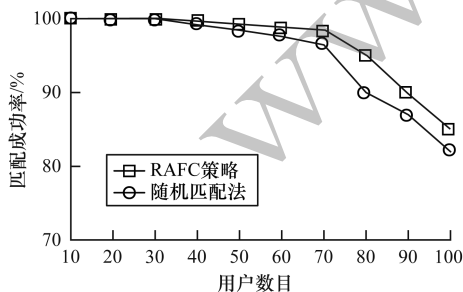


图 5 匹配成功率 2

Fig. 5 Matching success rate 2

图 6 所示为雾节点数目等于 10 时用户的开销成本随用户数目的变化曲线。从图 6 可以看

出,随着用户数目的增加,开销成本逐渐增加。当用户数目相同时,随机匹配法产生的开销成本高于 RAFC 策略,原因是 RAFC 策略考虑了用户的最低成本需求且使用了贪心策略。当雾节点数目恒定时,与随机匹配法相比,RAFC 策略可以降低开销成本。

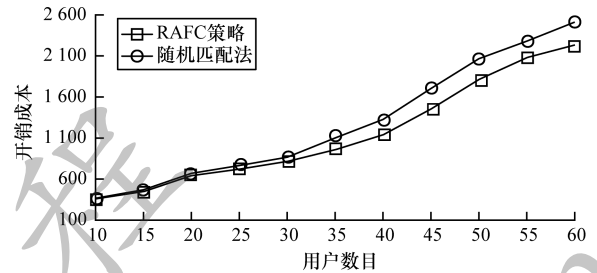


图 6 2 种方法的开销成本对比

Fig. 6 Cost comparison of two methods

社会效益是指成功分配的用户、雾节点及第三方平台的三方收益总和。图 7 所示为雾节点数目等于 10 时社会效益随用户数目的变化曲线。从图 7 可以看出,随着用户数目的增加,社会效益逐渐增加。当用户数目相同时,RAFC 策略的社会效益高于随机匹配法。RAFC 策略结合了反向拍卖原理,激励三方积极参与分配,且不损害三方的收益。当雾节点数目恒定时,与随机匹配法相比,RAFC 策略可以提高社会效益。

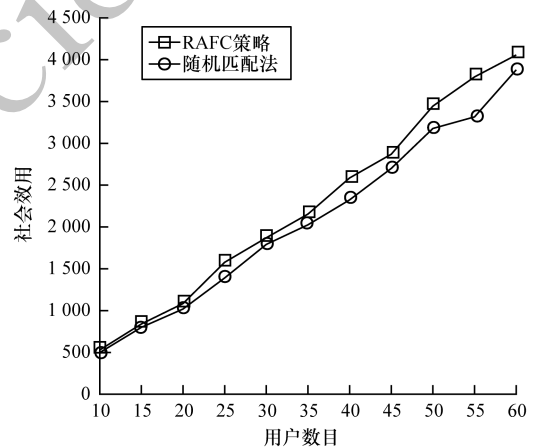


图 7 社会效益 1

Fig. 7 Social utility 1

图 8 所示为用户数目等于 60 时社会效益随雾节点数目的变化曲线。从图 8 可以看出,随着雾节点数目的增加,社会效益逐渐降低。当雾节点数目相同时,RAFC 策略的社会效益高于随机匹配法。当用户数目恒定时,与随机匹配法相比,RAFC 策略可以提高社会效益。

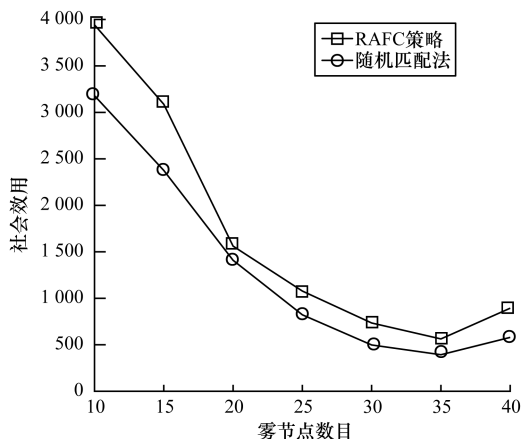


图 8 社会效用 2

Fig. 8 Social utility 2

6 结束语

本文研究 VFC 停车分配问题,提出一种基于反向拍卖的 VFC 停车辅助分配策略 RAFC。该策略根据用户需求和智能车辆的资源量来制定分配方案,激励用户、雾节点和第三方平台积极参与拍卖。理论分析和实验结果表明,RAFC 策略在保证个人理性和预算平衡的基础上,可以提高用户匹配成功率,降低用户开销成本,提高社会效用。雾计算的网路资源分配可广泛应用于智能交通、智慧医疗、智能电网等新兴领域,本文仅考虑车辆雾计算环境下的智能停车辅助问题,在实际应用中,需求具有多样性,因此,下一步将研究当用户有多种资源需求和时延要求时,如何利用车辆雾节点的计算、存储等资源来制定更加高效的分配策略。

参考文献

- [1] ZHOU Yuezhi, ZHANG Di. Near-end cloud computing: opportunities and challenges in the post-cloud computing era[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(4): 677-700. (in Chinese)
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.
- [2] BONOMI F, MILITO R, ZHU J, et al. Fog computing and its role in the Internet of things[C]//Proceedings of the 1st Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing. New York, USA: ACM Press, 2012: 13-16.
- [3] YU Jinliang, TU Shanshan, MENG Yuan. Impersonation attack detection algorithm based on reinforcement learning in mobile fog computing [J]. Computer Engineering, 2020, 46(1): 38-44. (in Chinese)
于金亮,涂山山,孟远. 移动雾计算中基于强化学习的伪装攻击检测算法[J]. 计算机工程, 2020, 46(1): 38-44.
- [4] ZHANG W, ZHANG Z J, CHAO H C. Cooperative fog computing for dealing with big data in the Internet of vehicles: architecture and hierarchical resource management [J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(12): 60-67.
- [5] HOU Xueshi, LI Yong, CHEN Min, et al. Vehicular fog computing: a viewpoint of vehicles as the infrastructures[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(6): 3860-3873.
- [6] SOOKHAK M, YU F R, HE Y, et al. Fog vehicular computing: augmentation of fog computing using vehicular cloud computing[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(3): 55-64.
- [7] FAHEE M, MAHMUD S A, KHAN G M, et al. A survey of intelligent car parking system [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2013, 11(5): 714-726.
- [8] SUN Yan. Research on resource management model and algorithm in fog computing environment [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2018. (in Chinese)
孙岩. 雾计算环境下资源管理模型及算法研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2018.
- [9] PAN Hongjie, LIU Jimin, ZHAO Huiqi, et al. Research and design of family health monitoring and management platform based fog computing [J]. Software Guide, 2020, 19(5): 124-127. (in Chinese)
潘洪杰,刘纪敏,赵慧奇,等. 一种基于雾计算的健康监测系统架构[J]. 软件导刊, 2020, 19(5): 124-127.
- [10] YI S, LI C, LI Q. A survey of fog computing: concepts, applications and issues [C]//Proceedings of 2015 Workshop on Mobile Big Data. New York, USA: ACM Press, 2015: 37-42.
- [11] ZENG D Z, GU L, GUO S, et al. Joint optimization of task scheduling and image placement in fog computing supported software-defined embedded system [J]. IEEE Transactions on Computers, 2016, 65(12): 3702-3712.
- [12] VAQUERO L M, RODERO-MERINO L. Finding your way in the fog [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2014, 44(5): 27-32.
- [13] LIAO S Y, LI J H, WU J, et al. Fog-enabled vehicle as a service for computing geographical migration in smart cities[J]. IEEE Access, 2019, 7: 8726-8736.
- [14] XU Jinhong, XU Weijun. Competitive analysis of online mean pricing strategy about reverse auctions[J]. Operations Research and Management Science, 2007(6): 97-101. (in Chinese)
徐金红,徐维军. 反向拍卖的一种在线定价策略及竞争分析[J]. 运筹与管理, 2007(6): 97-101.
- [15] ZHU Xuan, YANG Maishun, AN Jian, et al. Crowdsourcing incentive method based on reverse auction model in crowd sensing [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(7): 2038-2045. (in Chinese)
朱旋,杨麦顺,安健,等. 群智感知中基于反拍卖模型的众包激励方法[J]. 计算机应用, 2016, 36(7): 2038-2045.
- [16] XING Chunxiao. Research crowd sensing incentive mechanism based on game theory [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018. (in Chinese)
邢春晓. 基于博弈论的群智感知激励机制研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.

(上接第 20 页)

- [17] KIANI A, ANSARI N. Toward hierarchical mobile edge computing: an auction-based profit maximization approach [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(6):2082-2091.
- [18] ZHANG H Q, XIAO Y, BU S R, et al. Computing resource allocation in three-tier IoT fog networks: a joint optimization approach combining stackelberg game and matching [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(5):1204-1215.
- [19] JIAO Y T, WANG P, NIYATO D, et al. Auction mechanisms in cloud/fog computing resource allocation for public blockchain networks [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2019, 30(9):1975-1989.
- [20] YU R Z, XUE G L, KILARI V T, et al. The fog of things paradigm: road toward on-demand Internet of things [J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(9):48-54.
- [21] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs [J]. Numerische Mathematik, 1959, 1(1):269-271.
- [22] EDMONDS J. Matroids and the greedy algorithm [J]. Mathematical Programming, 1971, 1(1):127-136.

编辑 吴云芳