

基于停放车辆路边单元环境感知的车联网资源高效分配

秦鹏^{1,2}, 和昊婷^{1,2}, 赵雄文^{1,2}, 伏阳^{1,2}, 张钰^{1,2}, 王淼^{1,2}, 王硕^{1,2}, 武雪^{1,2}

(1. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206;
2. 华北电力大学河北省电力物联网技术重点实验室, 河北 保定 071003)

摘要: 为减少路边单元 (RSU) 部署, 同时满足移动车辆用户对处理时延敏感和计算密集任务的需求, 提出了基于停放车辆环境感知的资源分配算法。选择路边停放的车辆替代 RSU 为车辆用户提供服务, 将停放时间作为选择停放车辆路边单元 (PCRSU) 的决策要素, 分别在内容缓存和分发 2 个方面设计了减小需求响应时延的机制。在内容缓存方面, PCRSU 通过感知用户历史搜索数据与兴趣点区域类型两类要素对用户进行个性化的内容推荐。在内容分发方面, PCRSU 通过感知车辆用户的数据传输需求, 对带宽进行高效分配。实验证明, 与已有方法相比, 所提算法能更合理地选择 PCRSU, 有效降低系统的需求响应时延, 在保证网络覆盖的同时提升系统稳定性, 并且能为车辆用户提供更加准确的服务内容。

关键词: 停放车辆路边单元; 环境感知; 车联网; 内容推荐; 资源分配

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022129

Efficient resource allocation with context-awareness for parked car road side unit-based Internet of vehicles

QIN Peng^{1,2}, HE Haoting^{1,2}, ZHAO Xiongwen^{1,2}, FU Yang^{1,2}, ZHANG Yu^{1,2},
WANG Miao^{1,2}, WANG Shuo^{1,2}, WU Xue^{1,2}

1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China

2. Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, North China Electric Power University, Baoding 071003, China

Abstract: In order to reduce the number of road side unit (RSU) and meet the needs of mobile vehicle users for processing latency-sensitive and computation-intensive tasks, a context-aware resource allocation algorithm was proposed based on parked cars. Road side parked vehicles were selected to serve the vehicle users instead of RSU using parking time as a factor for determining whether a parked vehicle could become a parked car roadside unit (PCRSU). In order to further reduce the system response time, a mechanism was designed considering content caching and distribution. In respect to user content caching, PCRSU made personalized content recommendation for vehicle users with awareness by using two elements of user historical search data and point of interest (PoI) area type. In respect to content distribution, PCRSU allocated bandwidth efficiently by sensing the data transmission needs of vehicle users. Extensive experiments show that compared with the existing benchmark methods, the proposed algorithm can select PCRSU more reasonably, effectively reduce the demand response delay, improve the stability of the network while ensuring network coverage, and provide more accurate service content for vehicle users.

Keywords: PCRSU, context-awareness, Internet of vehicles, content recommendation, resource allocation

收稿日期: 2022-03-15; 修回日期: 2022-06-06

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目 (No.F2022502017); 新能源电力系统国家重点实验室开放课题基金资助项目 (No.LAPS21018)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of Hebei Province (No.F2022502017), The State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources under Grant (No.LAPS21018)

0 引言

随着边缘计算和车联网技术的发展,为满足用户对实时交通状况、周边环境信息、在线车载娱乐等时延敏感和计算密集任务处理的需求,需要不断增加路边单元(RSU, road side unit)建设。高昂的安装和维护成本使密集布设 RSU 非常困难^[1]。文献[2]提出使用停放在城市区域的车辆充当 RSU,使其成为 RSU 的有效替代,因为车辆本身具有存储、计算与通信能力,可以提前从数据中心对信息进行缓存并分发。由于停放在城市区域路边的车辆在相对较长时间内有固定的位置,且与车辆用户距离较近,因此对依赖地理位置的应用十分有利^[3]。停放车辆能够自组织地在城市区域创建一个车辆支撑网络,取代或增强现有的路边单元设施^[4],给系统提供更好的服务^[5-6]。停放车辆路边单元(PCRSU, parked car road side unit)的选择对系统服务质量影响很大,如果招募的停放车辆各方面性能较差,将导致不能给车辆用户提供满意的服务,同时造成系统资源浪费。文献[2]提出一种判断在城市区域停放的车辆能否成为 RSU 的决策方法,但并未考虑停放车辆去留对网络结构的影响。文献[7]提出的停车流量模式具有可预测性,并且与兴趣点(PoI, point of interest)区域类型存在关联。文献[8]提出一种停车类型估计策略,使研究车辆的停放时间成为可能。

由于车联网中车辆用户通常在高速运动,并且系统需要传递车辆自身运行所必需的状态信息(如速度)、辅助车辆行驶的信息(如导航地图)、车辆用户需要的娱乐信息等多类服务信息,这些信息大多是时延敏感型业务,因此信息的传输时延是车联网系统需要解决的重要问题。为缩短信息的需求响应时延,可以从内容缓存和分发两方面进行优化。在内容缓存方面,为了避免用户车辆进入某个 PCRSU 通信范围后再发出任务请求,缩短长距离通信造成的响应时延,可以提前感知用户的需求,将用户可能感兴趣的内容缓存到 PCRSU 内,当车辆用户途经时直接推送其所需内容。由于 PCRSU 的资源有限,因此需要删除和更新缓存的推荐内容,进而释放存储资源。文献[9]提出了根据车辆位置的推荐方法。文献[10]考虑将用户的喜好度与 PoI 区域类型^[11]关联。文献[12]增加时空关系来提高个性化 PoI 推荐性能。借鉴以上文献的研究思路,

本文通过统筹考虑 PoI 区域类型和用户历史搜索两类要素,对车联网系统中用户需要的内容进行精准推荐。在内容分发方面,PCRSU 要同时服务多个车辆用户,车辆用户请求的内容不同会造成各任务传输所需时间的差异。若对每一个车辆用户都分配等量的带宽,则会造成部分传输内容较少的车辆用户传输完成后带宽处于持续空闲的状态,而其他车辆用户无法完成传输任务。因此,有必要对网络资源进行合理分配,以保证传输的高效^[13-16]。文献[17]研究了负载耦合多小区网络的和功率最小化与总和率最大化问题。文献[18]对车联网系统进行联合带宽优化分配。但以上方法均未将系统整体任务结束时间作为优化目标。

针对上述挑战,本文提出了一种基于停放车辆的资源高效分配算法。首先,对停放车辆进行招募,使用停放时间作为判决要素,选择评分最高的车辆作为 PCRSU。其次,为了降低系统需求响应时延,本文在内容缓存和分发方面分别进行优化。在信息缓存方面,PCRSU 对未来经过其通信范围的车辆用户进行基于 PoI 区域类型和用户历史搜索两类要素的内容感知推荐。在内容分发方面,对 PCRSU 需要服务的用户按需分配带宽资源,本文采用拉格朗日乘子法对该问题求解,使系统传输数据所需总时间最短。本文主要创新点如下。

1) 统筹考虑 PCRSU 的招募和需求响应时延问题,设计了基于停放车辆的环境感知资源分配模型,模型将车辆类型与城市地图进行划分。其中,车辆被分为候选停放车辆、PCRSU 和用户车辆三类;城市地图则根据不同特征被划分为不同类型的 PoI 区域。本文提出新的 PCRSU 判决标准,对 PCRSU 进行招募,并在传输内容的获取和分发方面分别设计算法降低需求响应时延。

2) 由于模型涉及 PCRSU 招募、需求响应时延约束、用户精准推送、带宽资源分配等多类要素,各要素间耦合度高,因此,本文将上述问题分为三部分进行求解。首先,将城市地图划分为不同类型的 PoI 区域,将每个区域的车辆停放时间创新性地加入 PCRSU 招募的判决标准中。其次,在信息缓存方面,将 PoI 区域类型和用户历史搜索 2 个因素用于 PCRSU 车联网推荐系统,预测用户可能感兴趣的信息,提前将其缓存至 PCRSU。最后,在信息分发方面,在系统整体资源受限的情况下,通过感知用户需要传输的数据量,有效降低数据总体分发时延。

3) 通过大量的仿真实验，在 PCRSU 的选择、车辆用户的精准推荐、PCRSU 带宽的合理分配方面，与固定位置的零切换方法、不考虑停放时间的选取方法、基于 PoI 区域类型推荐方法、平均带宽分配算法等多类已有方法进行比较。结果证明，所提算法能更合理地选择 PCRSU，提高系统推荐内容的精确性，在保证 QoS 的同时有效降低需求响应时延，整体性能更优。

1 系统模型

1.1 通信模型

本文考虑城市场景，使用自由空间衰落模型，系统模型如图 1(a)所示。

将城市区域内车辆分为三类：候选停放车辆 $P_z, z \in [1, Z]$ ，被选为 PCRSU 的停放车辆 P_c 以及该停放车辆 P_c 通信范围内需要服务的车辆用户 $U_i, i \in [1, N]$ 。城市道路长度存在差异，为方便量化，本文将城市道路划分为具有相同路边停车位的 O 段路段，并根据车辆到访次数将地图划分为 K 个不同类型的 PoI 区域类型块，每个 PoI 区域有在该区域类型下经常被访问的内容。本文采用时隙模型，将总时间划分为 ϕ 个离散区间。考虑到 PCRSU 的覆盖范围和车辆用户的行驶速度，假设每个时隙内 U_i 与 PCRSU 之间的信道条件保持不变，时隙之间发生改变。 ϕ 时隙 P_c 与 U_i 的距离为 L_i^ϕ ，PCRSU 的总带宽为 B ，最大发射功率为 P_{\max} ， P_c 分配给 U_i 的传输功率为 P_i 。则 P_c 与 U_i 间的信道功率增益 g_i^ϕ 为

$$g_i^\phi = \beta_0 \left| L_i^\phi \right|^{-\alpha} \quad (1)$$

其中， β_0 为参考距离 1 m 处的信道功率增益， α 为路径损耗指数。

U_i 与 P_c 之间的信噪比为

$$\gamma_i^\phi = \frac{P_i g_i^\phi}{n_0} \quad (2)$$

其中， n_0 为噪声功率。

U_i 被分配到的带宽为

$$B_i^\phi = \beta_i^\phi B \quad (3)$$

其中， $\beta_i^\phi \in (0,1)$ 为 P_c 分配给 U_i 的传输带宽分配比例。相应地， P_c 与 U_i 的传输速率为

$$R_i^\phi = B_i^\phi \text{lb} \left(1 + \gamma_i^\phi \right) \quad (4)$$

P_c 对其通信范围内车辆用户传输总数据量 $D = [D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$ 所需的传输时间 t_i 为

$$t_i = \sum_{\phi=1}^{\phi} \frac{D_i^\phi}{B_i^\phi \text{lb} \left(1 + \frac{P_i g_i^\phi}{n_0} \right)} \quad (5)$$

1.2 车辆停放模型

在基于 PCRSU 的车联网中，PCRSU 的去留对系统稳定性影响较大。为了招募到合适的 PCRSU，本文采用无量纲分析的方法，通过加权产品模型 (WPM, weighted product model) 对候选停放车辆进行评分。评分由每个判决要素的属性相乘决定，每个属性的权重以其乘幂的形式存

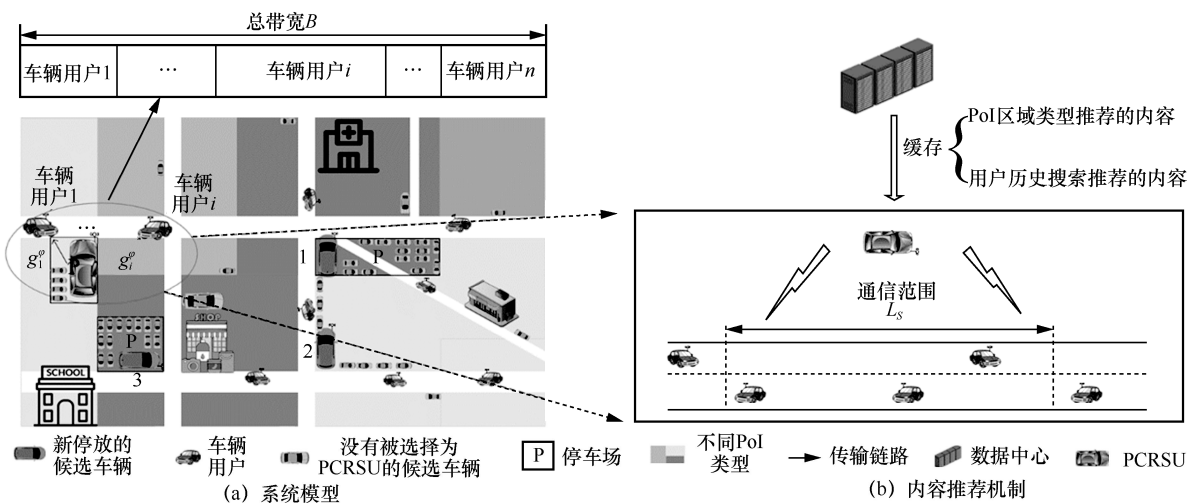


图 1 系统模型与内容推荐机制

在。对每个属性进行归一化处理，消除度量单位。 P_z 的得分可表示为

$$\text{score}(P_z) = \prod_{q=1}^Q (A_q^z)^{W_q} \quad (6)$$

其中，得分由 Q 种属性构成， $q \in Q$ ， A_q^z 为属性归一化后的数值， W_q 为属性的加权系数。

本文考虑使用信号强度、信号饱和度、覆盖范围、车辆剩余电量和停放时间 5 个属性对停放车辆进行选择。停放车辆可以收集周围的接收信号强度指示 (RSSI, received signal strength indicator) str_z ，同时对城市区域的蜂窝划分，将蜂窝边界对齐到 GPS 坐标^[2]。本文将接收到的信号强度分为等级 1~5，构建覆盖地图，通过遍历地图单元收集 RSSI，获得停放车辆信号强度、信号饱和度和覆盖范围。信号强度为遍历 P_z 所有覆盖方案 s_z 的平均信号强度，因此需将接收到的每个单元覆盖信号强度取平均值。信号饱和度反映了 PCRSU 覆盖的重叠情况。饱和度的值为每个单元覆盖的 PCRSU 数量的平均值，平均饱和度范围为 $[1, \infty]$ 。信号覆盖范围定义为该 PCRSU 所覆盖的单元数量占地图总覆盖 s_m 的比值。车辆剩余电量由每辆停放车辆自行上传，剩余电量需要大于停放车辆后续可以运行的最小电量才能被选为 PCRSU。停放时间受到周围 PoI 区域类型的影响，停放时间将决定停放车辆能否长时间为车辆用户进行服务，以及是否需要频繁切换 PCRSU。将决策分数写为对数形式，可表示为

$$\begin{aligned} \log \text{score}(P_z) = & W_{\text{tim}} \log(A_{\text{tim}}^z) + W_{\text{sig}} \log(A_{\text{sig}}^z) + \\ & W_{\text{sat}} \log(A_{\text{sat}}^z) + W_{\text{cov}} \log(A_{\text{cov}}^z) + W_{\text{bat}} \log(A_{\text{bat}}^z) \end{aligned} \quad (7)$$

其中， A_{sig}^z 表示 P_z 所在 PoI 区域可用的最佳信号强度的平均值， A_{sat}^z 表示 P_z 所在 PoI 区域的信号饱和度， A_{cov}^z 表示 P_z 所在 PoI 区域能够提供的覆盖范围， A_{bat}^z 表示 P_z 剩余电量的百分比， A_{tim}^z 表示归一化后 P_z 的停放时间， W_{sig} 、 W_{sat} 、 W_{cov} 、 W_{bat} 、 W_{tim} 分别表示信号强度、信号饱和度、覆盖范围、车辆剩余电量和车辆停放时间的权重。

1.3 内容推荐模型

在车联网系统中，每个车辆都会由于车主的习惯和兴趣形成不同的轨迹和搜索历史。研究车辆的兴趣需要掌握车主的历史信息，并使用社交大数据进行分析。本文通过对导航软件和社交软件大数据

的挖掘，从内容选择相似度的角度获得车联网用户感兴趣的内容。实际上，由于车联网用户的内容偏好变化缓慢，不需要实时收集和處理社交大数据，因此社交大数据可以通过离线的方式进行收集和分析。

数据采集与预处理。本文从 1 000 名活跃用户中检索出数十万条内容，包含用户的历史签到数据、用户 ID、地理位置、时间以及用户好友关系。用户经常转发自己喜欢的内容，通过链接可以提取用户感兴趣的内容，其中包含内容标题、所属类别和相关视频等内容。在采集到数据之后，本文对数据进行预处理，删除使用信息较少的用户，提高预测准确度。

PCRSU 缓存内容涉及两方面，一是用户历史搜索推荐的内容，二是 PCRSU 所在的 PoI 区域类型推荐的内容。车辆用户以平均速度 v 通过 PCRSU 的覆盖范围，内容推荐机制如图 1(b)所示。

对于用户历史搜索推荐的内容，本文通过聚合相似用户的行为，为 U_i 进行推荐。 U_i 历史搜索和可能感兴趣内容的 Pearson 相似度为^[19]

$$\text{sim}(LI_j^i, DC_j^i) = \frac{\sum_j (LI_j^i - \overline{LI_j^i})(DC_j^i - \overline{DC_j^i})}{\sqrt{\sum_j (LI_j^i - \overline{LI_j^i})^2} \sqrt{\sum_j (DC_j^i - \overline{DC_j^i})^2}} \quad (8)$$

其中，数据库共有 $\mathcal{J}(j \in \mathcal{J})$ 个数据， LI_j^i 为 U_i 历史搜索内容， DC_j^i 为数据中心中 U_i 可能感兴趣的内容， $\overline{LI_j^i}$ 为用户历史搜索的均值， $\overline{DC_j^i}$ 为数据中心中内容均值。式(8)对相似度进行了归一化处理，相似度取值范围为 $[-1, 1]$ ，绝对值越大，相关性越强。相似度大于 0 为正相关，小于 0 为负相关，等于 0 为不存在相关关系。

对于 PoI 区域类型推荐的内容，本文通过上传停放车辆的地理位置到数据中心，从数据中心提前缓存该 PoI 区域类型下车辆用户搜索最多的内容。

上述 2 个因素都会影响最终推荐的结果， U_i 在第 k 类 PoI 区域使用的推荐方法 RE_i 可表示为

$$RE_i = (1 - \rho)RE_i^u + \rho RE_{i,k}^p \quad (9)$$

其中， RE_i^u 和 $RE_{i,k}^p$ 分别表示在第 k 个 PoI 区域对 U_i 使用基于用户历史搜索推荐和基于 PoI 区域类型推荐； $\rho \in (0, 1)$ 表示使用基于 PoI 区域类型推荐方法的比例，即 $\rho = 1$ 表示完全使用基于 PoI 区域类型的推荐方法，

$\rho = 0$ 表示完全使用基于用户历史搜索的推荐方法。

本文综合上述 2 种推荐方式，生成车辆用户推荐列表，选择列表内的前 m 个内容向车辆用户推荐，使用查全率 (Precision)、查准率 (Recall) 和系统整体评价因子 F 值 3 个指标对系统推荐效果进行衡量。

$$\text{Precision} = \frac{\sum_{i \in I} |A(i) \cap B(i)|}{\sum_{i \in I} |A(i)|} \quad (10)$$

$$\text{Recall} = \frac{\sum_{i \in I} |A(i) \cap B(i)|}{\sum_{i \in I} |B(i)|} \quad (11)$$

$$F = \frac{2\text{PrecisionRecall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (12)$$

其中， $A(i)$ 表示预测的推荐内容数量， $B(i)$ 表示系统中用户总的感兴趣的推荐内容数量。式(10)体现了推荐系统的准确性，即推荐内容中用户感兴趣的内容占总推荐内容的比例，其值越高，推荐越准确。式(11)体现了推荐系统的全面性，即推荐中用户感兴趣的内容与数据库所有内容中用户感兴趣的内容的比值，其值越高，推荐内容覆盖的用户感兴趣的内容类型越全面，推荐的内容越多样化。但是查全率和查准率是相互矛盾的^[20]，如果只推荐用户感兴趣的一类内容，推荐的准确度较高，但是覆盖的类型较少，全面性差，所以推荐系统应该在二者之间寻找一个平衡点。式(12)使用系统整体评价因子 F 值对系统进行全面评价， F 值越大，系统整体推荐效果越好。

由于 PCRSU 的内存有限，需要对缓存内容进行更新。但是若对缓存内容实时删除，后续车辆用户请求前一相同内容时仍需要重复缓存，这将增加网络负担。因此，本文考虑通过内容访问次数和最近访问时间 2 个要素对缓存内容进行更新，定义内容更新权值为

$$V_{\text{new}}^j = V_{\text{old}}^j + T_{\text{now}} \sqrt{\frac{T_{\text{now}} - T_{\text{use}}}{2}} \quad (13)$$

其中， V_{new}^j 为内容 j 的更新权值， V_{old}^j 为内容 j 在前一次请求的权值， T_{now} 为当前时间， T_{use} 为该内容最后被访问的时间。

每次车辆用户向 PCRSU 请求所需内容时，该内容的权值都会更新。根据更新权值对 PCRSU 内的缓存内容进行排序，删除权重较低的内容，从而释放 PCRSU 空间。

2 算法设计

由于本文模型中涉及 PCRSU 招募、需求响应时延约束、用户精准推送、带宽资源分配等多类要素，各要素间耦合度高，因此将问题分为三部分进行求解。P1 提出将包括停放时间在内的多维要素作为判决要素，招募最合适的 PCRSU。P2 基于 PCRSU 所在的 PoI 区域类型和通信范围的车辆用户历史搜索内容，对车辆用户进行个性化的内容推荐。P3 对 PCRSU 带宽进行按需分配，在保证系统 QoS 的同时，最小化数据传输总时延。

2.1 停放车辆选择

本节考虑 PCRSU 的选择问题，目标是选择评分最高的停放车辆作为 PCRSU。问题描述如下。

$$P1: \max \log \text{score}(P_z) \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \log \text{score}(P_c) > \log \text{score}(P_{w'}) \quad (15)$$

$w' \in Z$
 $w' \neq z$

其中，式(15)为约束条件，表示选中 PCRSU 的评分比其他候选停放车辆的评分高。

本文用距离影响因子 d_o 描述 PoI 区域类型对第 o 段路段车辆停放时间的影响， $d_o = (d_o^1, d_o^2, \dots, d_o^K)$ ，具体定义如下

$$d_o^k = \frac{\sum_{k \in C_o^k} (L_k^o)^{-1}}{\sum_{k=1}^K \sum_{k \in C_o^k} (L_k^o)^{-1}} \quad (16)$$

其中， L_k^o 表示第 k 类 PoI 区域与 o 路段的距离， C_o^k 表示距离 L_k^o 小于 PCRSU 覆盖范围 L_S (如 200 m) 的 PoI 区域类型合集。

本文首先基于车辆的行动轨迹和目的地分割城市地图，得到出行目的地直方图。同时根据车辆的历史下客信息以及一些游客旅游的目的地对这些位置进行分簇，划分出城市的 k 个 PoI 区域类型。运用 K-means 将训练集中的路段与相应的区域特征进行聚类。然后，根据聚类结果，估计每个停放车辆的停放时间。最后，通过停放时间招募合适的 PCRSU。

停放车辆选择算法具体如算法 1 所示。

算法 1 停放车辆选择算法

输入 距离影响因子集合 $\{d_o\}_{o=1}^O$ ，路段平均车辆停放时间 $\{t_o\}_{o=1}^O$ ，设定距离向量簇数 K_m ，车辆位置 $\mathbf{X} = (x, y)$

输出 $\log \text{score}(P_z)$

- 1) 初始化 $A_{\text{sig}}^z, A_{\text{cov}}^z, A_{\text{tim}}^z, A_{\text{sat}}^z, A_{\text{bat}}^z$
- 2) 对城市区域进行蜂窝划分, 分成面积为 0.01 km^2 的单元
- 3) for 遍历地图所有单元
- 4) if $\text{str}_z^s > 0$
- 5) $a_{\text{sig}}^{s,z} = a_{\text{sig}}^{s,z} + \text{str}_z^s$
- 6) $a_{\text{cov}}^{s,z} = 1$
- 7) else $a_{\text{sig}}^{s,z} = 0, a_{\text{cov}}^{s,z} = 0$
- 8) end if
- 9) if $\text{sat}^s \geq 1$
- 10) $a_{\text{sat}}^{s,z} = a_{\text{sat}}^{s,z} + 1$
- 11) end if
- 12) end for
- 13)
$$A_{\text{sig}}^z = \sum_{s=1}^S \frac{a_{\text{sig}}^{s,z}}{s_z}$$

$$A_{\text{sat}}^z = \sum_{s=1}^S \frac{a_{\text{sat}}^{s,z}}{s_z}$$

$$A_{\text{cov}}^z = \sum_{s=1}^S \frac{a_{\text{cov}}^{s,z}}{s_m}$$
- 14) 收集车辆剩余电池电量百分比 A_{bat}^z
- 15) $\{K^s\}_{s=1}^{K_m} = \text{K-means}(\{\mathbf{d}_o\}_{o=1}^O, K_m)$
- 16) for $s = 1 : K_m$
- 17) $\text{avg_} \mathbf{d}^s = \text{means}(\{\mathbf{d}_o\}_{k \in K^s})$
- 18) $\text{avg_} \mathbf{t}^s = \text{means}(\{\mathbf{t}_o\}_{k \in K^s})$
- 19) $\{\text{avg_} \mathbf{d}^s\}_{s=1}^{K_m}$ 生成距离影响因子矩阵 $\Phi_{K_m \times K}$
- 20) $\{\text{avg_} \mathbf{t}^s\}_{s=1}^{K_m}$ 生成停车时间矩阵 $\Psi_{K_m \times 1}$
- 21) end for
- 22) for $z = 1 : Z$
- 23) 输入停放车辆位置 $\mathbf{X} = (x, y)$
- 24) 计算该停放位置的距离影响因子 \mathbf{d}_z
- 25) 求取最佳系数集 ϖ
- 26) 估计停放时间 $t_z^o = \varpi^T \times \Psi$
- 27) 对停放时间进行归一化处理得到 A_{tim}^z
- 28) 将停放时间代入式(7)计算得分
- 29) if $\log \text{score}(P_c) > \log \text{score}(P_{w'})$

$$\begin{matrix} w' \in Z \\ w' \neq z \end{matrix}$$
- 30) 停放车辆 P_z 成为 PCRSU
- 31) else 停放车辆 P_z 不能成为 PCRSU
- 32) end if

33) end for

算法 1 对停放车辆进行评分, 选择分数最高的车辆作为 PCRSU。首先, 对变量进行初始化, 将地图区域进行蜂窝划分 (1)~2)行)。然后, 遍历地图区域所有单元, 根据接收到的信号强度构建 P_z 覆盖地图, 确定信号强度、信号饱和度、覆盖范围和车辆电池电量 (3)~14)行)。收集 $\{\mathbf{d}_o\}_{o=1}^O$, 使用 K-means 将距离向量分为 K_m 簇 (15)行)。获取所有路段停车时长 $\{\mathbf{t}_o\}_{o=1}^O$, 通过 K 均值最小二乘法 (KLS, K-means-based least square) 进行聚类 (16)~18)行), 形成距离影响因子矩阵和停车时间矩阵 (19)~20)行)。接着, 根据停放车辆 P_z 的位置计算停放位置的距离冲击向量 (22)~24)行)。利用最小二乘法求出最佳系数集 (25)行), 估计车辆的停放时间 (26)行)。最后, 将车辆停放时间进行归一化处理计算得分 (27)~28)行), 判断 P_z 是否能成为新的 PCRSU (29)~33)行)。

2.2 个性化内容推荐

信息传输分为 PCRSU 对用户感兴趣内容的获取和从 PCRSU 分发到车辆用户 2 个阶段, 本文分别从这两方面对系统进行优化。在内容信息的获取方面, 通过感知用户可能感兴趣的信息, 提前将其缓存至 PCRSU, 并在车辆用户驶入通信范围内时直接传递所需信息, 可实现系统整体推荐效果最优。

本文将 PoI 区域类型和用户历史搜索 2 个因素应用于车联网推荐系统。一部分推荐内容是基于车辆 PoI 区域类型的推荐, PCRSU 将该 PoI 区域最常被搜索的内容提前缓存。另一部分推荐内容是根据车辆用户的历史搜索的推荐。通过比较相似度, 得到车辆用户感兴趣的内容 $\mathbf{DE} = [\text{DE}_1, \text{DE}_2, \dots, \text{DE}_i, \dots, \text{DE}_N]$ 。基于 PCRSU 的个性化内容推荐算法如算法 2 所示。

算法 2 基于 PCRSU 的个性化内容推荐算法

输入 PCRSU 的位置 $\mathbf{X} = (x, y)$, PCRSU 通信范围 L_s , 车辆平均速度 v , 下一周期内将要进入 PCRSU 通信范围的车辆的历史搜索数据

输出 $\mathbf{DE} = [\text{DE}_1, \text{DE}_2, \dots, \text{DE}_i, \dots, \text{DE}_N]$, 推荐系统 Precision、Recall 和 F 值

- 1) 收集数据集并训练模型
- 2) 收集下一个周期内即将进入 PCRSU 通信范围的车辆历史搜索信息
- 3) 通过相似度比较, 寻找车辆用户可能感兴趣的服务内容
- 4) 收集 PCRSU 所属 PoI 区域类型中被访问次

数最多的服务内容

- 5) 使用线性融合框架, 将上述 2 个要素产生的推荐内容排名列表整合为最终的推荐列表
- 6) PCRSU 提前缓存推荐列表内前 m 项内容
- 7) 在车辆用户进入通信范围内后推送缓存列表供用户选择
- 8) 根据用户选择, 确定 PCRSU 最终需要传递的内容 $\mathbf{DE} = [DE_1, DE_2, \dots, DE_i, \dots, DE_N]$, 并向车辆用户进行传递
- 9) 计算系统 Precision、Recall 和 F 值
- 10) 计算每个数据内容的更新权值, 并对内容重新排序
- 11) 删除更新权值较低的内容, 释放 PCRSU 内存

2.3 网络资源分配

在内容分发阶段, PCRSU 在资源有限的情况下, 需要同时服务多个车辆用户。本节通过感知车辆用户需求对 PCRSU 带宽进行合理分配, 目标是缩短传输信息给车辆用户所需的整体时延。通过算法 2 得到了传输给车辆用户的数据为 \mathbf{DE} , 设在一个 PCRSU 通信范围内能够传输给车辆用户的数据量为 $\mathbf{D} = [D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$, $\mathbf{D} \in \mathbf{DE}$ 。由于最小化系统传输时间可以转换为最大化系统传输速率, 因此目标函数为

$$\text{P2: } \max R_{\min}^{\phi} = \sum_{i=1}^N B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i g_i^{\phi}}{\beta_i^{\phi} n_0} \right) \quad (17a)$$

$$\text{s.t. } B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i g_i^{\phi}}{n_0} \right) \geq \frac{D_i^{\phi}}{T_s} \quad (17b)$$

$$\sum_{i=1}^N B_i^{\phi} \leq B \quad (17c)$$

$$\sum_{i=1}^N \beta_i^{\phi} \leq 1 \quad (17d)$$

$$\sum_{i=1}^N \beta_i^{\phi} p_i \leq P_{\max} \quad (17e)$$

$$\beta_i^{\phi} > 0 \quad (17f)$$

其中, 式(17b)表示车辆用户 QoS, $T_s = \frac{L_s}{v}$; 式(17c)表示所有的带宽分配总和不能超过系统总带宽; 式(17d)限制分配比例; 式(17e)表示用户的发

射功率之和不能超过系统的总发射功率; 式(17f)保证为每个用户都分配带宽进行传输。

由于约束条件式(17b)和式(17e)非凸, 定义变量 $p_i^{\phi'} = \beta_i^{\phi} p_i^{\phi}$, 将 P2 转化为 P2.1。

$$\text{P2.1: } \min -R_{\min}^{\phi} = -\sum_{i=1}^N B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i g_i^{\phi}}{\beta_i^{\phi} n_0} \right) \quad (18a)$$

$$\text{s.t. } B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i^{\phi'} g_i^{\phi}}{\beta_i^{\phi} n_0} \right) \geq \frac{D_i^{\phi}}{T_s} \quad (18b)$$

$$\sum_{i=1}^N p_i^{\phi'} \leq P_{\max} \quad (18c)$$

$$\text{式(17c), 式(17d), 式(17f)} \quad (18d)$$

P2.1 为一个凸函数, 约束式(18b)和式(18c)也是凸的, 本文采用拉格朗日乘子法求解^[17]。

P2.1 的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(\beta, p, \mathbf{a}, b, c, d, \mathbf{f}, \mathbf{m}) = & -\sum_{i=1}^N B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i^{\phi'} g_i^{\phi}}{\beta_i^{\phi} n_0} \right) + \\ & \sum_{i=1}^N a_i^{\phi} \left(\frac{D_i^{\phi}}{T_s} - \frac{B_i^{\phi} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i^{\phi'} g_i^{\phi}}{\beta_i^{\phi} n_0} \right)}{\ln 2} \right) + b' \left(\sum_{i=1}^N \beta_i^{\phi} - 1 \right) + \\ & d \left(\sum_{i=1}^N p_i^{\phi'} - P_{\max} \right) - \sum_{i=1}^N f_i^{\phi} \beta_i^{\phi} - \sum_{i=1}^N m_i^{\phi} p_i^{\phi'} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $b' = bB + c$, $\mathbf{a}, b, c, d, \mathbf{f}, \mathbf{m}$ 都是相应约束条件下的非负拉格朗日乘子, 且 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$, $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_N)^T$, $\mathbf{m} = (m_1, m_2, \dots, m_N)^T$ 。

根据 KKT 条件, b' 和 d 可化简为 g_i^{ϕ} 和 a_i^{ϕ} , 表达式分别为

$$b' = \frac{B(1+a_i^{\phi})\beta_i^{\phi}}{\ln 2 D_i^{\phi}} \ln \frac{B g_i^{\phi} (1+a_i^{\phi})}{D_i^{\phi} (\ln 2) n_0 d} - 1 + \frac{D_i^{\phi} (\ln 2) n_0 d}{B g_i^{\phi} (1+a_i^{\phi})} \quad (20)$$

$$d = \frac{B g_i^{\phi} \beta_i^{\phi} (1+a_i^{\phi})}{(\ln 2) D_i^{\phi} (\beta_i^{\phi} n_0 + p_i^{\phi'} g_i^{\phi})} \quad (21)$$

可以证明 b' 严格地与 g_i^{ϕ} 和 a_i^{ϕ} 单调性一致, 假设 $g_N > \dots > g_i > \dots > g_1$ 降序排列, 则 $a_N > \dots > a_i > \dots > a_1 \geq 0$ 。当 $a_1 > 0$ 时, 系统只能在满足 QoS 的情况下以最小的数据速率进行传输, 这与本文速率最大化的要求不符, 所以取 $a_1 = 0$ 。令

$$w(x) = x \left(\ln x - 1 + \frac{1}{x} \right), \text{ 可得}$$

$$a_i^\phi = \frac{w^{-1} \left(\frac{b'g_i^\phi}{dn_0} \right) (\ln 2) n_0 D_i^\phi d}{Bg_i^\phi} - 1, \quad i \geq 2 \quad (22)$$

当系统和速率最大, 即 $\sum_{i=1}^N p_i = P_{\max}$ 时, 解出 d 的唯一值, 求得最佳的带宽分配和功率分配如下。

当 $i \geq 2$ 时, 有

$$\beta_i^\phi = \frac{(\ln 2) D_i^\phi}{BT_s \ln \left(w^{-1} \left(\frac{b'g_i^\phi}{dn_0} \right) \right)} \quad (23)$$

$$p_i^{\phi'} = \frac{(\ln 2) D_i^\phi n_0 \left(w^{-1} \left(\frac{b'g_i^\phi}{dn_0} \right) - 1 \right)}{BT_s g_i^\phi \ln \left(w^{-1} \left(\frac{b'g_i^\phi}{dn_0} \right) \right)} \quad (24)$$

当 $i=1$ 时, 有

$$\beta_1^\phi = 1 - \sum_{i=2}^N \frac{(\ln 2) D_i^\phi}{BT_s \ln \left(w^{-1} \left(\frac{b'g_i^\phi}{dn_0} \right) \right)} \quad (25)$$

将 $a_1 = 0$ 代入式(22)可得

$$p_1^{\phi'} = \frac{Bg_1^\phi - (\ln 2) D_1^\phi n_0 d}{(\ln 2) g_1^\phi d} \beta_1^\phi \quad (26)$$

基于 PCRSU 的带宽高效分配算法如算法 3 所示。

算法 3 基于 PCRSU 的带宽高效分配算法

输入 车辆发射最大功率 P_{\max} , 该 PCRSU 通信范围内车辆用户需要传输的数据量 $\mathbf{D}=[D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$, P_c 的总带宽 B , 不同车辆用户与 PCRSU 之间的距离 d_i , 信道噪声 n_0 , PCRSU 通信范围 L_s , 车辆平均速度 v

输出 β^ϕ, p^ϕ

- 1) for $\phi = 1 : \Phi$
- 2) 初始化带宽分配 β^ϕ 和功率分配 p^ϕ
- 3) 根据式(1)计算车辆信道增益 g^ϕ
- 4) $s = 1$
- 5) 根据式(25)和式(26)计算 $\beta_1^\phi, p_1^{\phi'}$
- 6) for $s = 2 : N$
- 7) 根据 KKT 条件求解 $\beta_i^\phi, p_i^{\phi'}$
- 8) 计算 $p_i^\phi = \frac{p_i^{\phi'}}{\beta_i^\phi}$
- 9) end for
- 10) 输出带宽分配 β^ϕ 和功率分配 p^ϕ

11) end for

算法 3 首先初始化并计算车辆信道增益 (1)~3)行)。然后, 计算 N 个车辆用户在时隙 ϕ 的带宽和功率最优分配方案 (4)~10)行)。最后, 按照算法分配的结果, 对每个用户进行数据传输。

最小化传输时间算法如算法 4 所示。该算法可实时感知空闲资源, 并将带宽与功率再次分配给未完成传输的车辆用户, 直到全部用户都完成数据传输。

算法 4 最小化传输时间算法

输入 $\beta^\phi, p^\phi, \mathbf{D}=[D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$

输出 $\{t\}_{i=1}^N$

- 1) for $s = 1 : (N - 1)$
- 2) for $\phi = 1 : \Phi$
- 3) 根据算法 3 得出 β^ϕ 和 p^ϕ 结果, 计算 R^ϕ
- 4) if 用户 U_i 传输完成
- 5) $t_i = \sum_{\phi=1}^{\Phi} t_i^\phi$
- 6) 转到算法 3 将用户 U_i 的发射功率和带宽重新分配给剩余用户进行传输
- 7) end if
- 8) end for
- 9) if 所用车辆用户都传输完成
- 10) 输出最小化传输时间 $\{t\}_{i=1}^N$
- 11) end if
- 12) end for

2.4 基于停放车辆环境感知的资源分配算法

根据算法 1~算法 4, 本节给出基于 PCRSU 环境感知的资源分配算法, 如算法 5 所示。

算法 5 基于 PCRSU 环境感知的资源分配算法

输入 车辆位置 $\mathbf{X}=(x, y)$, PCRSU 通信范围 L_s , 车辆平均速度 v , 下一周期内将要进入 PCRSU 通信范围车辆的历史搜索数据, 车辆发射最大功率 P_{\max} , 系统的总带宽 B , 信道噪声 n_0

输出 $\{t\}_{i=1}^N$

- 1) 根据算法 1 选择 PCRSU
- 2) 根据算法 2 对即将路过的车辆进行基于 PoI 区域类型和用户历史搜索数据的个性化推荐
- 3) 输出数据 $\mathbf{DE}=[DE_1, DE_2, \dots, DE_i, \dots, DE_N]$
- 4) 将 $\mathbf{DE}=[DE_1, DE_2, \dots, DE_i, \dots, DE_N]$ 映射为该 PCRSU 通信范围内传输数据 $\mathbf{D} =$

$$[D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$$

- 5) 根据算法 3 对传输带宽进行分配, 输出 β^ϕ 和 p^ϕ
- 6) 一旦有空闲带宽则执行算法 4, 直到所有用户传输完成
- 7) 输出最小化传输时间 $\{t\}_{i=1}^N$

3 仿真分析

本文基于真实的北京市区地图, 使用道路交通仿真软件 SUMO 进行仿真。本文使用 NETCONVERT 从 OpenStreetMap 获取描述道路数据的 XML 文件, 并利用 RANDOMTRIPS 生成基于真实道路拓扑的虚拟车辆。仿真时间共 500 s, 时间步长为 0.5 s。在每次仿真中, 车辆的编号和实时坐标都存储在一个 XML 文件中, 供 MATLAB 进一步分析使用。仿真参数设置如表 1 所示。

表 1		仿真参数设置	
名称	参数	数值	
使用基于 PoI 区域类型推荐方法的比例 (式(9))	ρ	0.1	
推荐内容数目/个	m	5~20	
车辆用户数/个	N	5~30	
噪声功率/(dBm·Hz ⁻¹)	n_0	174	
停放车辆的总带宽/MHz	B	20	
停放车辆通信范围/km	L_s	1	
用户车辆平均速度/(km·h ⁻¹)	v	40	
路径损耗指数	α	2	
最大功率/W	P_{max}	5	

该场景中停放车辆都位于路边停车点或停车场中。根据车辆停放的 PoI 区域类型不同, 本文选择三类停放车辆进行仿真。备选车辆 1 停放于路边停车场内, 备选车辆 2 停放于学校附近的路边停车点, 备选车辆 3 停放于地铁站附近的临时停车点。

3.1 停放车辆选择

本文对每类车辆进行 100 次重复实验。根据文献[2], 车载单元 (OBU, on board unit) 运行 6.5 h 的耗电量约为普通汽车电池电量的 4.2%。因此, 本文设置仿真时间为 6 h, 可以保证车辆作为 PCRSU 进行服务后有足够的电量正常运行。停放时间权重对分数的影响如图 2 所示。

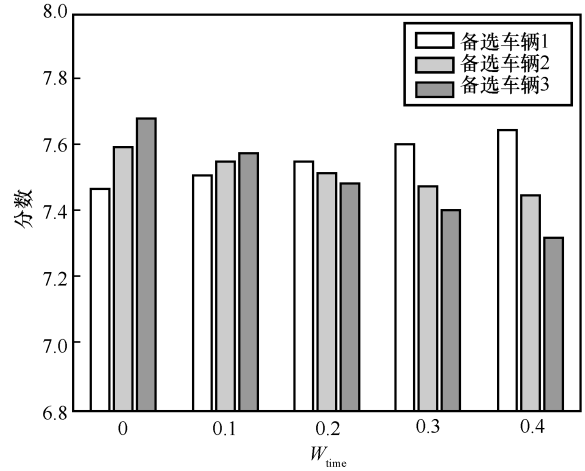


图 2 停放时间权重对分数的影响

从图 2 可以看出, 随着停放时间权重 W_{time} 的增加, 停放时间越长的车辆分数越高。当 W_{time} 设置为 0.2 时, 备选车辆 1 的分数最高, 会被选为 PCRSU, 继续增加 W_{time} 的比重, 选择结果不再改变。因此, 本文将 W_{time} 的值设置为 0.2。

车辆停放时间与切换次数的关系如图 3 所示。随着仿真时间的增加, PCRSU 的切换次数整体都在不断增加, 这是因为停放车辆的离开对网络整体结构造成影响, 进而更换停放车辆作为 PCRSU。从图 3 可以看出, 本文算法选择的 PCRSU (备选车辆 1) 停放时间更长, 切换次数明显少于的另外两类停放时间较短停放车辆。

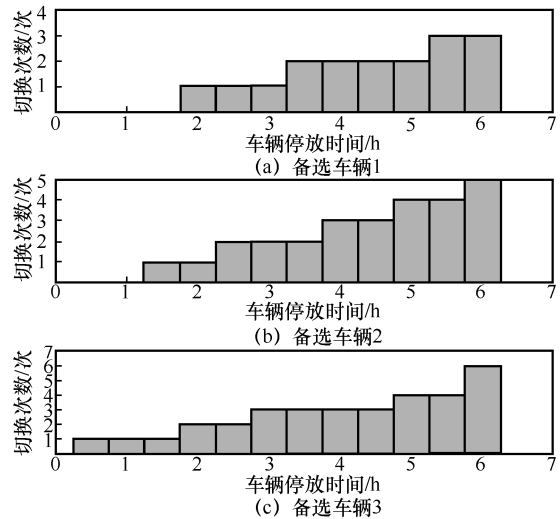


图 3 车辆停放时间与切换次数的关系

PCRSU 在切换过程中会带来更多的误码率^[21], 本文通过量化正确传输概率, 分析车辆停放时间对正确传输概率的影响, 与固定位置的零切换方法、不考虑停放时间和随机选取 PCRSU 方法进行比较,

结果如图 4 所示。从图 4 可以看出，随着车辆停放时间增加，正确传输概率不断下降。这是由于停放车辆不断到达和离开，导致切换次数增加。在停放车辆集合动态变化的情况下，与不考虑停放时间和随机选取 PCRSU 方法相比，本文算法可以减少切换次数，增加正确传输概率，提升系统整体 QoS。

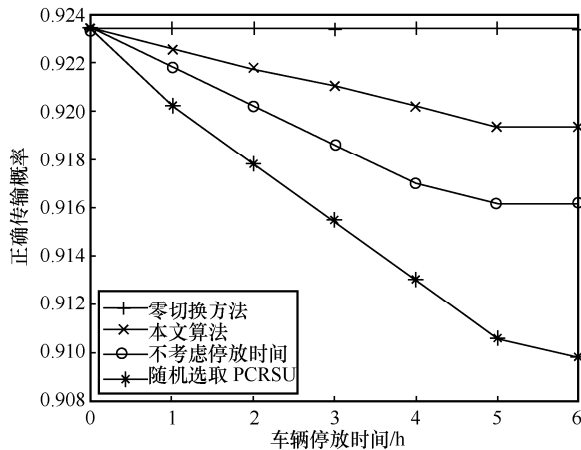


图 4 车辆停放时间对正确传输概率的影响

3.2 个性化内容推荐

本节使用 Java 进行仿真。所有数据来自微博和高德地图，包含用户的历史签到数据、用户 ID、地理位置、时间以及用户好友关系。选用低精度数据集^[19]，PoI 区域类型推荐比例 $\rho = 0.1$ ^[22]。本文选择与仅基于 PoI 区域类型的推荐方法、仅基于用户历史搜索的推荐方法，以及随机推荐的方法进行比较。

图 5~图 7 实验中，设置车辆用户数为 20。推荐内容数量 m 与查准率关系如图 5 所示。从图 5 可以看出，随着 m 的增加，查准率逐渐下降。这是由于推荐内容数量的增加速度要快于推荐中用户感兴趣内容的增加速度。但是本文算法性能总是最好的，特别是与基于 PoI 区域类型的推荐方法相比，整体准确率提升了约 50%。

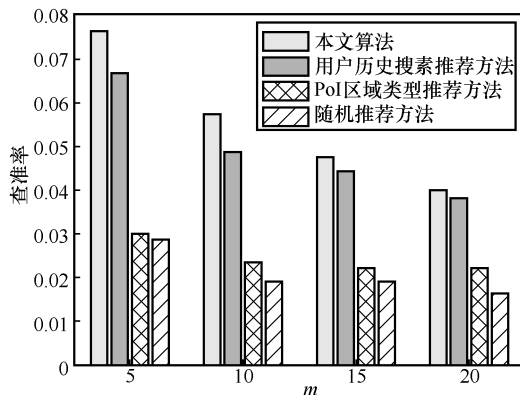


图 5 推荐内容数量 m 与查准率关系

推荐内容数量 m 与查全率关系如图 6 所示。随着 m 的增加，系统的查全率上升。这是因为数据中心中用户感兴趣内容总数不变，随着推荐内容数量的增加，推荐中用户感兴趣的内容数量增加，能推荐更多用户感兴趣的内容。本文算法由于统筹考虑两类推荐因素，因此推荐效果好于其他只考虑了用户历史搜索或者 PoI 区域类型的推荐方法。

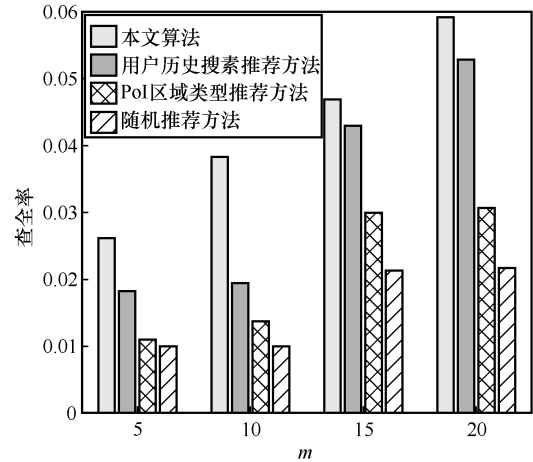


图 6 推荐内容数量 m 与查全率关系

推荐内容数量 m 与系统整体评价因子 F 值关系如图 7 所示。随着推荐数量 m 的增加，本文算法的 F 变化最小，推荐效果基本稳定，且比其余算法的推荐效果更优。

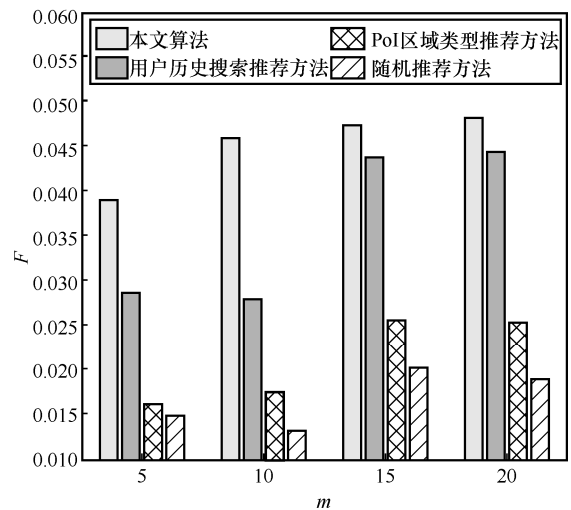


图 7 推荐内容数量 m 与系统整体评价因子 F 值关系

查准率与车辆用户数关系如图 8 所示。图 8 与图 9 实验中，固定推荐排名前 10 的内容给用户，即 $m = 10$ 。随着车辆用户数的增加，各个推

荐方法的推荐效果都呈现在中值附近波动的状态。基于用户历史搜索的推荐方法由于没有考虑车辆用户的 PoI 区域类型信息，因此准确度稍低于本文算法。基于 PoI 区域类型的推荐方法由于只考虑了该位置下最常被用户搜索的内容，没有考虑用户的差异性，准确度相较于其他 2 种搜索方法更差。

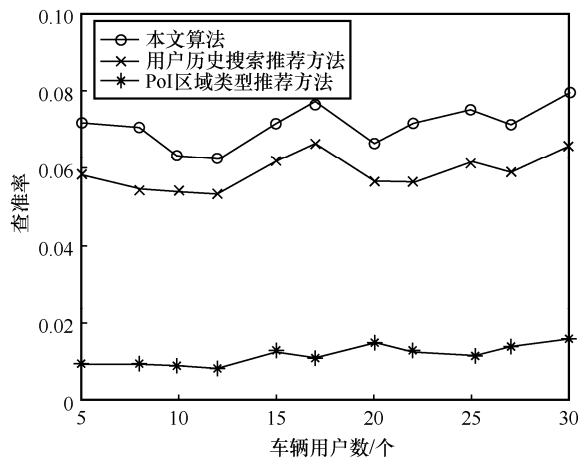


图 8 查准率与车辆用户数关系

查全率与车辆用户数关系如图 9 所示。与图 8 类似，随着车辆用户数的增加，各推荐方法的推荐效果都呈现在中值附近稳定波动的状态。然而，本文算法查全率效果最好。

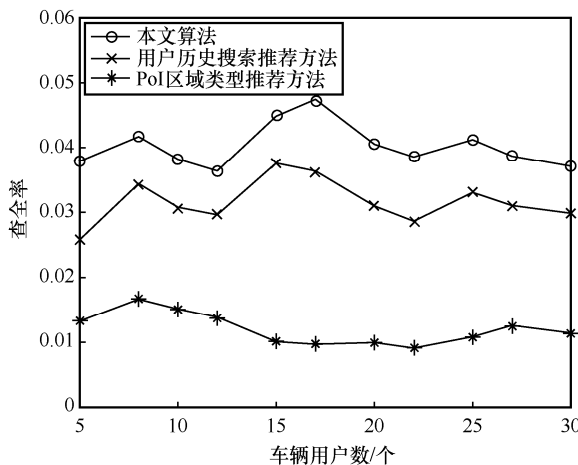


图 9 查全率与车辆用户数关系

3.3 带宽资源分配

本节以一个 PCRSU 需要服务周围 1~8 个车辆用户为例进行仿真。 P_c 服务的所有用户需要传输的数据量为 $D = [D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N]$ 。本文选择与平

均带宽分配方法、随机带宽分配方法以及最优分配方法进行比较。

车辆用户数与传输时间关系如图 10 所示。随着车辆用户数的增加，传输时间不断增加，本文算法与最优分配方法接近。同时，相较于其他带宽分配方法，本文算法的传输时间大幅缩短。以车辆用户数为 8 为例，与平均带宽分配方法相比，本文算法传输时间缩短约 30%。

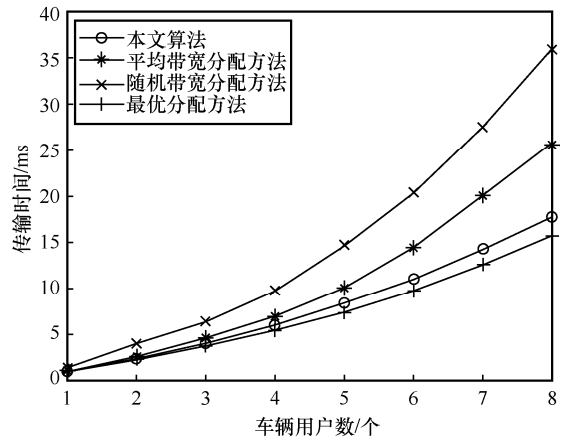


图 10 车辆用户数与传输时间关系

传输数据量与传输时间关系如图 11 所示。随着传输数据量的增加，传输时间不断增加。相较于平均带宽分配方法与随机带宽分配方法，本文算法能大幅缩短传输时间。

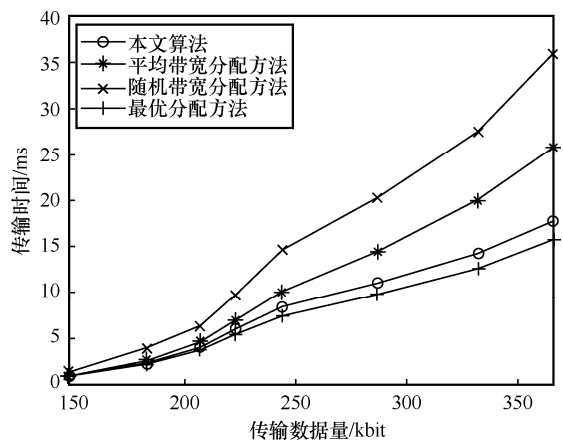


图 11 传输数据量与传输时间关系

4 结束语

本文提出了基于停放车辆环境感知的资源分配算法，由于涉及过多要素，将该问题分解为三部

分求解。首先选择合适的 PCRSU，其次从内容缓存和分发 2 个方面出发降低系统需求响应时延。从实验结果可以看出，本文算法能选择更合适的 PCRSU，提高系统稳定性，增加正确传输概率。个性化推荐相较于其他方法有较高的准确率和全面性，网络资源分配更合理，可有效降低数据传输时间。

参考文献:

- [1] WRIGHT J, HILL C J, GARRETT J K, et al. National connected vehicle field infrastructure footprint analysis: deployment scenarios[R]. 2014.
- [2] REIS A B, SARGENTO S, TONGUZ O K. Parked cars are excellent roadside units[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(9): 2490-2502.
- [3] BRAGA R A, SARGENTO S, TONGUZ O K. Smarter cities with parked cars as roadside units[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(7): 2338-2352.
- [4] REIS A B, SARGENTO S. Leveraging parked cars as urban self-organizing road-side units[C]//*Proceedings of 2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [5] QIU A J, WANG D L, PARTANI S, et al. Mitigating broadcast storm problem in VANET when parked cars being awoken as relays[C]//*Proceedings of 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 631-639.
- [6] QIN P, FU Y, FENG X, et al. Energy-efficient resource allocation for parked-cars-based cellular-V2V heterogeneous networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(4): 3046-3061.
- [7] ZHAO P F, GUAN H Z, WANG P F. Data-driven robust optimal allocation of shared parking spaces strategy considering uncertainty of public users' and owners' arrival and departure: an agent-based approach[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 24182-24195.
- [8] NIE Y W, YANG W, CHEN Z, et al. Public curb parking demand estimation with PoI distribution[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(5): 4614-4624.
- [9] WU R Z, LUO G C, YANG Q L, et al. Learning individual moving preference and social interaction for location prediction[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 10675-10687.
- [10] ZIA K, SHAFI M, FAROOQ U. Improving recommendation accuracy using social network of owners in social Internet of vehicles[J]. *Future Internet*, 2020, 12(4): 69.
- [11] YAO Z J, FU Y J, LIU B, et al. PoI recommendation: a temporal matching between PoI popularity and user regularity[C]//*Proceedings of 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 549-558.
- [12] YU X Y, LI X, LI J D, et al. A geographical behavior-based PoInt-of-interest recommendation[C]//*Proceedings of 2019 IEEE 5th Intl Conference on Big Data Security on Cloud (BigDataSecurity), IEEE Intl Conference on High Performance and Smart Computing (HPSC) and IEEE Intl Conference on Intelligent Data and Security*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 166-171.
- [13] QIN P, ZHU Y Y, ZHAO X W, et al. Joint 3D-location planning and resource allocation for XAPS-enabled C-NOMA in 6G heterogeneous Internet of things[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(10): 10594-10609.
- [14] LIU J Y, ZHAO X W, QIN P, et al. Joint dynamic task offloading and resource scheduling for WPT enabled space-air-ground power Internet of things[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, 9(2): 660-677.
- [15] QIN P, FU Y, TANG G M, et al. Learning based energy efficient task offloading for vehicular collaborative edge computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, PP(99): 1.
- [16] QIN P, FU Y, ZHAO X W, et al. Optimal task offloading and resource allocation for C-NOMA heterogeneous air-ground integrated power Internet of Things networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, PP(99): 1.
- [17] YANG Z H, PAN C H, XU W, et al. Joint time allocation and power control in multicell networks with load coupling: energy saving and rate improvement[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(11): 10470-10485.
- [18] HU X, XU S J, WANG L B, et al. A joint power and bandwidth allocation method based on deep reinforcement learning for V2V communications in 5G[J]. *China Communications*, 2021, 18(7): 25-35.
- [19] BOBADILLA J, SERRADILLA F, BERNAL J. A new collaborative filtering metric that improves the behavior of recommender systems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2010, 23(6): 520-528.
- [20] KONSTAS I, STATHOPOULOS V, JOSE J M. On social networks and collaborative recommendation[C]//*Proceedings of the 32nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York: ACM Press, 2009: 195-202.
- [21] MA B, WANG D, CHENG S G, et al. Modeling and analysis for vertical handoff based on the decision tree in a heterogeneous vehicle network[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 8812-8824.
- [22] YE M, YIN P F, LEE W C, et al. Exploiting geographical influence for collaborative PoInt-of-interest recommendation[C]//*Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York: ACM Press, 2011: 325-334.

[作者简介]



秦鹏（1987- ），男，河南商丘人，博士，华北电力大学副教授、硕士生导师，主要研究方向为车联网、网络资源优化、天空地网络、智能电网信息通信技术等。



张钰（1995- ），女，安徽六安人，华北电力大学博士生，主要研究方向为5G毫米波通信中的预编码技术、非正交多址接入技术、无线通信网络资源优化等。



和昊婷（1998- ），女，云南昆明人，华北电力大学硕士生，主要研究方向为车联网、无线通信网络资源优化等。



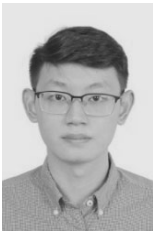
王淼（1997- ），女，山东临沂人，华北电力大学硕士生，主要研究方向为网络资源优化、物联网、天空地网络等。



赵雄文（1964- ），男，陕西清涧人，博士，华北电力大学教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信与电力系统通信等。



王硕（1997- ），男，河北石家庄人，华北电力大学硕士生，主要研究方向为边缘计算、天空地网络、无线通信网络资源优化等。



伏阳（2000- ），男，北京人，华北电力大学硕士生，主要研究方向为车联网、网络资源优化、天空地网络、智能电网等。



武雪（1998- ），女，河北沧州人，华北电力大学硕士生，主要研究方向为网络资源优化、物联网、天空地网络等。