



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 面向绿色节能的智能网联电动车调度方法

陈瑞, 沈鑫, 万得胜, 周恩亦

引用本文

陈瑞, 沈鑫, 万得胜, 周恩亦. 面向绿色节能的智能网联电动车调度方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(12): 285-293.

CHEN Rui, SHEN Xin, WAN Desheng, ZHOU Enyi. [Intelligent Networked Electric Vehicles Scheduling Method for Green Energy Saving](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(12): 285-293.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

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

### [基于本体推理的智能合约漏洞检测系统](#)

Smart Contract Vulnerability Detection System Based on Ontology Reasoning  
计算机科学, 2023, 50(10): 336-342. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900183>

### [基于多元约束Petri网的水利测绘无人机路径规划](#)

Path Planning of Hydrographic Mapping UAV Based on Multi-constraint Petri Net  
计算机科学, 2023, 50(6A): 220700079-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700079>

### [基于冲突搜索的多智能体路径规划研究进展](#)

Research Progress of Multi-agent Path Finding Based on Conflict-based Search Algorithms  
计算机科学, 2023, 50(6): 358-368. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800151>

### [一种基于深度强化学习的无人小车双层路径规划方法](#)

Bi-level Path Planning Method for Unmanned Vehicle Based on Deep Reinforcement Learning  
计算机科学, 2023, 50(1): 194-204. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500241>

### [基于行为树调度的多无人机未知室内空间探索方法](#)

Multi-UAV Cooperative Exploring for Large Unknown Indoor Environment Based on Behavior Tree  
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900083-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900083>

# 面向绿色节能的智能网联电动车调度方法

陈瑞<sup>1,2</sup> 沈鑫<sup>3</sup> 万得胜<sup>1,2</sup> 周恩亦<sup>1,2</sup>

1 重庆大学计算机学院 重庆 400044

2 信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室(重庆大学) 重庆 400044

3 解放军陆军勤务学院勤务指挥系 重庆 401331

(chenrui.cqu@foxmail.com)

**摘要** 随着新能源电动车的飞速发展,以智能化、网联化、节能化为特点的智能网联电动车具备群体智能的优点,适合执行大规模城市任务,被广泛用于智慧城市的社会服务建设中。为此,以智能网联电动车为研究对象,重点研究电动车群体的城市任务调度问题,主要面临以下挑战:由于城市任务的分配策略与车辆个体执行任务的能力密切相关,在面向车辆群体制定派遣策略时,需要综合考虑车辆个体在其行驶轨迹上所产生的区域效益,以保证车辆在有限电量的约束条件下完成任务并顺利返回。因此,车辆群体派遣策略与车辆个体路径规划方案之间相互影响,是一个带权二分图匹配问题和旅行商问题紧耦合的 NP-hard 问题。为了解决上述挑战,提出了基于最大权值匹配的车辆派遣算法,首先采用贪心策略为单个车辆在子区域内选择任务路段;然后利用车辆行驶轨迹产生的区域效益,制定车辆与子区域的最优派遣策略,从而最大化区域效益总量。最后,基于四川省成都市 238 辆智能环卫车 30 天的作业数据集,对所提算法进行评估。实验结果表明,所提算法的城市道路清扫率相比源数据方法、随机算法和不更新地图算法平均提升了 11.2%。

**关键词:** 智能网联电动车;智慧城市任务;电池电量;派遣策略;路径规划

**中图法分类号** TP393

## Intelligent Networked Electric Vehicles Scheduling Method for Green Energy Saving

CHEN Rui<sup>1,2</sup>, SHEN Xin<sup>3</sup>, WAN Desheng<sup>1,2</sup> and ZHOU Enyi<sup>1,2</sup>

1 College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China

2 Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society(Chongqing University), Chongqing 400044, China

3 Army Logistics University, Chongqing 401331, China

**Abstract** With the rapid development of new energy electric vehicles, intelligent networked electric vehicles featuring intelligence, networking, and energy saving not only have the advantages of group intelligence and are suitable for performing large-scale urban tasks, but also are widely used in the construction of social services in smart cities. For this reason, this paper focuses on the urban task dispatching problem for groups of electric vehicles with intelligent networked electric vehicles as the research object, which mainly faces the following challenges: since the urban task dispatching strategy is closely related to the ability of individual vehicles to perform the task, the regional benefits generated by each vehicle on its driving trajectory needs to be considered when developing a dispatching strategy for a group of vehicles to ensure that the vehicles complete their tasks under the constraint of limited power and return. Therefore, the vehicle group dispatching strategy and the individual vehicle path planning scheme interact as a tightly coupled NP-hard problem with a weighted bipartite graph matching problem and a travel quotient problem. To solve the above challenges, a vehicle dispatching algorithm based on maximum weight matching is proposed, which first selects task sections for individual vehicles within sub-regions by employing a greedy strategy. Then, the optimal dispatching strategy for vehicles and sub-regions is developed using the regional benefits generated by vehicle travel trajectories, to maximize the total regional benefits. Finally, the proposed algorithm is evaluated based on a 30-day operation dataset of 238 intelligent sanitation vehicles in Chengdu, Sichuan province. Experimental results show that the proposed algorithm has an average 11.2% improvement in urban road sweeping rate compared to the source data method, the randomized algorithm and the non-updated map algorithm.

**Keywords** Intelligent networked electric vehicles, Smart city tasks, Battery power, Dispatch strategy, Path planning

到稿日期:2023-01-17 返修日期:2023-04-08

基金项目:国家自然科学基金(62172063)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62172063).

通信作者:沈鑫(5912829@qq.com)

## 1 引言

近年来,由于全球变暖和石油能源紧缺等问题愈发严重,以电力和动力电池替代石油和内燃机的新能源电动汽车已成为未来汽车的必然发展方向<sup>[1-3]</sup>。此类汽车不仅由于其环保性受到国家政策的大力支持<sup>[4]</sup>,也因其低成本性而广受市场青睐<sup>[5-6]</sup>。根据国务院规划,我国自2012年以来坚持纯电动驱动战略<sup>[7]</sup>,目前已成为全球最大的新能源汽车市场<sup>[8]</sup>。此外,已有多家公司宣布若干年后将停止生产燃油车<sup>[9]</sup>,预计在2035年,汽车产业将实现电动化转型,新能源电动汽车年销量将占到汽车市场总额的50%。

同时,由于车联网技术和智慧城市的迅速发展<sup>[10]</sup>,电动汽车也正迈向智能化、网联化的时代,并与智慧城市生态深度融合,形成新的城市智能终端服务模式,即智能网联电动车<sup>[11-13]</sup>。此类电动汽车兼具环保、节能的优点,并通过车联网技术具备群体智能,适合为大规模城市提供服务。当前,已有许多基于智能网联电动车的实际应用,如百度自动驾驶出租车<sup>[14]</sup>、城市道路清扫电动车<sup>[10]</sup>、社区物资零售电动车<sup>[11]</sup>、快递包裹配送电动车<sup>[15]</sup>等。此外,我国许多省市也正在部署智能网联电动车<sup>[16-18]</sup>,助力智慧交通和智慧城市的构建。

图1为四川省成都市多种类型的智能网联电动车城市道路覆盖轨迹图,结果显示智能网联电动车几乎覆盖成都市大部分城区的道路。同时,对其中一种典型的智能网联电动车——智能环卫车(其轨迹在图中用绿色标出)的真实数据集进行分析,结果表明,在成都市内,每天约有500辆智能环卫车对城市区域内的部分道路执行清扫任务。



图1 成都市智能环卫车道路覆盖轨迹图(电子版为彩图)

Fig. 1 Road coverage trajectory map of intelligent sanitation vehicle in Chengdu

然而,智能网联电动车存在3方面的限制,如电动车电池电量有限、续航能力差和电池寿命衰减<sup>[19]</sup>,从而阻碍了智能网联电动车的进一步发展。例如,根据调查<sup>[20]</sup>,电动汽车在满电状态下的行驶里程数平均低于满油传统汽车的50%。虽然可以通过充电的方式为电动车提供续航里程<sup>[21-22]</sup>,同时通过增加充电站点、错峰充电的措施优化电动车的充电排队时间<sup>[23-24]</sup>,从而提高充电效率。但是,在工作时间频繁的间歇性充电会严重影响任务的执行效率,减少平台的日常运营时间和收入,降低移动性社会服务的质量。因此,智能网联电动车在初始电量有限的情况下执行任务时极度受限,无法轻易实现大规模智慧城市任务。

本文对238辆智能环卫车的作业数据集进行了深入分析(详见第2章)发现,初始电量不同的车辆,其执行任务的能力

具有显著差异。同时,智能环卫车执行城市清扫任务时,由于未对车辆个体的任务路段进行明确的划分,以及缺少车辆群体间的任务协同策略,使得车辆耗费额外的电量对多条任务路段进行重复清扫,从而导致城市任务的执行极不均衡。

基于上述分析可知,智能网联电动车在执行城市任务时存在任务分配不均衡的问题,极大地制约了智能网联电动车的进一步发展。为此,本文重点研究如何实现智慧城市中智能网联电动车在有限电量内均衡地执行城市任务,从群体和个体两个角度进行协调和调度,优化任务效益,实现智能、环保、节能的智能网联电动车系统(后文将智能网联电动车、电动车、车辆等名词混用)。

解决上述问题主要面临以下挑战:首先,在面向车辆群体制定派遣策略时,需要考虑车辆在各个子区域内产生的区域效益。由于每个子区域内的路网错综复杂,并且路网信息随任务路段的执行次数动态更新,导致车辆在子区域的行驶轨迹上产生的区域效益不同,使得车辆群体派遣策略与车辆个体路径规划方案之间相互影响,是一个带权二分图匹配问题和旅行商问题紧耦合的NP-hard问题。同时,车辆个体的路径规划方案与车辆的电量密切相关,由于不同型号车辆的初始电量不同,使得车辆执行任务的能力不同,因此需要考虑车辆自身初始电量信息,为车辆选择任务路段并规划行驶轨迹,保证车辆有足够的电量返回。因此,车辆群体派遣策略与车辆个体路径规划方案之间相互影响,平台在为车辆制定派遣策略时,需要综合考虑车辆在子区域内的行驶轨迹,使得车辆派遣和车辆路径规划两个问题紧耦合。

为了解决上述难点,本文提出了基于最大权值匹配的车辆派遣算法。首先,将城市划分为若干子区域,将电动车与子区域的派遣问题建模为带权二分图匹配问题。然后,在匹配时,采用贪心策略为该车辆在子区域内规划执行任务的行驶轨迹,将规划后产生的区域效益作为权值,采用最大权值匹配策略得到最优匹配。在保证车辆群体间不会执行同一条任务路段的同时,得到电动车群体到城市子区域的最优派遣策略。

综上,本文的主要创新和贡献如下:

1)通过对238辆智能环卫车真实数据集进行分析,发现智能网联电动车执行任务的能力具有显著差异,且普遍存在城市任务分配不均衡的问题。

2)通过对问题的分析,本文提出了基于最大权值匹配的车辆派遣算法,利用城市路网信息结合车辆的电池电量信息,对车辆群体的派遣策略和车辆个体的路径规划方案这两个紧耦合问题进行解耦,从而调度车辆群体均衡地完成智慧城市任务,实现电动车的最优派遣策略,解决智能网联电动车执行城市任务不均衡的问题。

3)基于实际智能环卫车的作业数据,利用3种对比方法对所提算法的性能进行深入全面的评估。实验结果表明,所提算法的城市道路清扫率相比源数据方法、随机算法和不更新地图算法平均提高了11.2%。

本文第2章基于智能环卫车作业数据集分析了现有车辆执行清扫任务存在的问题;第3章总结了相关的研究工作;第4章介绍了系统模型和问题建模;第5章提出了对应的算法设计;第6章基于智能环卫车作业数据集对所提算法进行了评估;最后总结全文并展望未来。

## 2 研究动机

本文使用的数据集包含 2022 年 10 月 1 日至 31 日四川省成都市智能环卫车系统内的轨迹数据和电池消耗详细数据。对数据集中 238 辆智能环卫车进行分析(结果如图 2 所示)发现,车辆在从收运中心出发前,不同电池类型车辆的初始电量各不相同,即车辆自身电量支撑其执行清扫任务的能力各不相同。同时,根据数据分析发现,如图 3 所示,车辆的耗电量(行驶状态和工作状态)与行驶里程呈正相关性。因此,智能环卫车群体执行城市清扫任务的情况与每个车辆的自身初始电量密切相关。

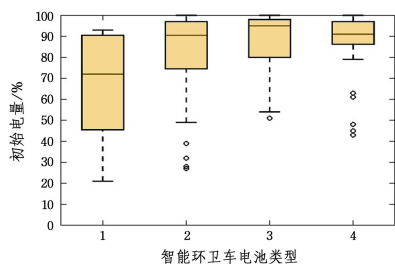


图 2 智能环卫车初始电量分布图

Fig. 2 Initial power distribution diagram of intelligent sanitation vehicle

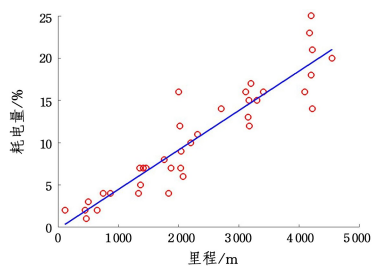


图 3 智能环卫车耗电量与里程关系图

Fig. 3 Relationship between power consumption and mileage of intelligent sanitation vehicle

此外,平台对智能环卫车清扫区域的划分并不严谨,图 4 给出了 2022 年 10 月 1 日某段时间的局部区域清扫覆盖情况,其中黑色部分表示车辆未覆盖的路段,红色、绿色、黄色、蓝色、紫色和墨绿色的线段分别表示不同车辆覆盖任务路段的情况。结果表明,智能环卫车在城市中执行清扫任务时,大多数车辆通常只在固定的某一个区域执行清扫任务,而这个区域通常存在多辆车清扫。这表明车辆群体之间存在大量清扫区域重叠的情况,同时也导致大量路段未被及时清扫,使得城市道路清扫任务的分配极不平衡。

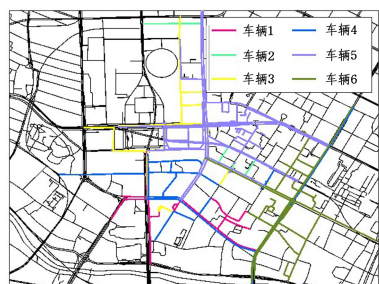


图 4 智能环卫车任务路段覆盖图(电子版为彩图)

Fig. 4 Intelligent sanitation vehicle task section coverage map

综上所述,以智能环卫车为代表的智能网联电动车,在有限电量的情况下,既需要执行大量城市任务,又缺乏精确的协同调度策略,从而导致城市任务的执行极不均衡。因此,如何在智能网联电动车电池电量受限的情况下,合理协同电动车完成各类城市任务,满足社会需求,具有重要的研究意义。

## 3 相关工作

近年来,关于车辆任务分配的研究工作,即如何平衡车辆与城市任务的需求,目前已有大量研究。例如,利用多种类型移动车辆(如出租车、公共汽车、物流卡车等)的大规模性、高移动性、细粒度性的特点<sup>[25]</sup>,完成城市中的感知任务<sup>[26-29]</sup>,此类研究工作重点关注的是传统燃油车的城市任务调度问题,未考虑车辆续航里程对城市任务的影响。

当前,基于解决城市任务分配问题的电动车调度方法的相关研究,其中大部分工作关注于智能网联电动车充电调度的问题<sup>[6,30-32]</sup>。如通过分析电动出租车等待/充电时间过长、充电基础设施利用不平衡,以及电量下降导致的出租车供应不足等问题,对电动出租车进行充电调度,提高电动出租车的充电效率,进而为车辆提供足够电量以完成城市中的载客任务<sup>[21,23-24]</sup>;通过分析环境中的高度动态因素,如不可预测的交通拥堵、不同的乘客需求,甚至不断变化的天气,对电动公交车进行实时充电调度,从而高效率地完成城市的旅客运输任务<sup>[33-34]</sup>。虽然此类研究工作充分考虑到电动车的电量对城市任务执行效率的影响,有效解决了续航里程对城市任务执行效率带来的困扰。但是,充电时间长会缩短平台的日常运营时间和减少其收入,尤其对于此类需要执行城市任务的特殊智能网联电动车群体,一天工作时间内执行的任务量有限,考虑在其电量状态良好的条件下,在工作时间频繁地间歇性充电会降低电动车执行城市任务的效率,降低移动性社会服务的质量。

此外,智能网联电动车的放电状态对执行城市任务也起着至关重要的作用。相比智能网联电动车充电的调度问题,放电状态的研究相对较少,大多集中在对单一类型或部分电池器件问题进行研究。如基于电池放电速率和温度的影响,构建一个预测电池容量和能力的预测系统<sup>[35]</sup>;优化电机的动力分配,从而减少电动汽车的耗电量<sup>[36]</sup>;通过分析路线行为、电机工况以及加热、通风和空调功耗对电池容量的影响,优化电动车的电池寿命和行驶里程<sup>[37]</sup>。虽然这些关于电动汽车放电调度的研究的确可以增加电动汽车的行驶里程,改善电池寿命,但此类电动车不具有大规模统筹调度智能网联电动车执行城市任务的特点。

与先前研究工作不同,本文结合智慧城市中的实际问题,考虑电动车在续航里程有限,即电池初始电量有限的约束条件下,利用自身初始电量放电产生的行驶能力,为其设计既满足有限的续航里程,又满足在工作时间内大规模执行城市任务的车辆派遣策略,实现了大规模智慧城市任务。

## 4 系统模型和问题建模

为便于阅读,表 1 列出了本文中主要数学符号的含义。

表 1 主要数学符号说明

Table 1 Explanation of main mathematical symbols

Symbols	Meaning of symbols
$\mathcal{K}, k, K$	车辆集合, 第 $k$ 辆车, 车辆总数
$\mathcal{L}, l, L$	子区域集合, 第 $l$ 个子区域, 子区域总数
$\mathcal{R}_l, r, R_l$	子区域 $l$ 任务路段集合, 第 $r$ 个任务路段, 子区域 $l$ 任务路段总数
$r_{\infty}^k$	车辆 $k$ 的起点/终点路段
$C_k, c_k^o(\cdot), c_k^w(\cdot)$	车辆 $k$ 的总耗电量, 车辆 $k$ 行驶耗电量函数, 车辆 $k$ 工作耗电量函数
$\alpha$	单位里程行驶耗电量
$\beta$	单位里程工作耗电量
$B_k$	车辆 $k$ 的初始电量
$\eta_r$	$r$ 道路级别权重
$d(r)$	路段 $r$ 的距离
$s_r$	路段 $r$ 被执行的次数
$\mathcal{P}, P_k^l$	车辆的行驶轨迹集合, 车辆 $k$ 在子区域 $l$ 的行驶轨迹
$\mathbf{a} = [a_{kl}]_{K \times L}$	车辆派遣策略
$a_{kl}$	将车辆 $k$ 派遣至子区域 $l$

#### 4.1 系统模型

本文提出了面向绿色节能的智能网联电动车调度方法, 如图 5 所示, 具体工作流程如下。首先, 平台将城市划分成若干个子区域, 并对车辆的电池电量数据进行分析。其次, 在制定车辆群体派遣策略时, 平台根据车辆的初始电量信息和耗电信息, 分别为其在子区域内规划行驶轨迹。最后, 为每个车辆选择效益最优的子区域, 将车辆派遣至相应子区域, 使得该车辆在此区域内按照已规划的行驶轨迹逐一执行路段任务。为了保证能完成子区域内的大量任务并顺利返回终点, 需要保证该车辆行驶状态和工作状态消耗的总电量在车辆初始电量范围内。下文将详细讲述模型。

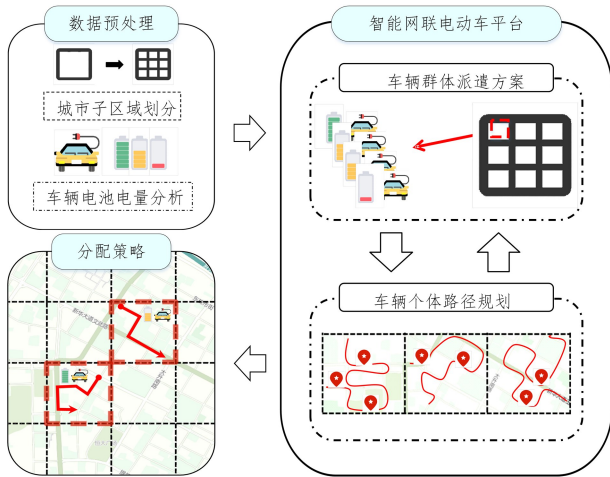


图 5 系统模型

Fig. 5 System model

#### 4.2 问题建模

按照一定粒度, 将城市均匀划分为  $L$  个互不相交的子区域  $\mathcal{L} = \{1, \dots, l, \dots, L\}$ , 每个子区域内有若干任务路段。假设给定车辆集合  $\mathcal{K} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ , 现派遣  $K$  辆车从固定起点出发, 分别至  $L$  个子区域内完成区域内的若干路段任务, 并返回起点。由于每个子区域内的路网信息错综复杂, 且车辆执行任务的能力各不相同, 使得车辆群体派遣策略与车辆个体路径规划方案之间相互影响。因此, 在为车辆群体制定派遣策略时, 需要综合考虑到车辆个体在子区域内的行驶轨迹, 使得车辆派遣和车辆路径规划两个问题紧耦合。

#### 4.2.1 城市任务效益模型

对于单个车辆而言, 需要在电量有限的条件下为其依次选择任务路段  $r$ , 给出对应的行驶轨迹  $P_k^l$ , 并计算车辆  $k$  在子区域  $l$  产生的区域效益  $u(k, l)$ 。该问题等价于旅行商问题, 是一个 NP-hard 问题。

考虑车辆从起点出发到达目标子区域的路途中不需要开启工作状态, 为此, 直接得到车辆  $k$  由起点  $r_{\infty}^k$  到达子区域  $l$  的最短路径, 并计算去程和返程消耗的行驶电量  $c_k^o(r_{\infty}^k) = \alpha d(r_{\infty}^k)$ , 其中,  $\alpha$  表示车辆单位里程行驶状态下的耗电量,  $d(r_{\infty}^k)$  表示车辆  $k$  由起点  $r_{\infty}^k$  去程或返程所行驶的距离。然后, 计算车辆  $k$  在子区域  $l$  内执行路段任务产生的区域效益。具体地, 依据城市道路级别信息, 设子区域  $l$  任务路段集合  $\mathcal{R}_l = \{1, \dots, r, \dots, R_l\}$ , 将车辆执行路段任务即工作状态下的耗电量表示为  $c_k^w(r) = \beta d(r)$ , 其中,  $\beta$  表示车辆单位里程工作状态下的耗电量,  $d(r)$  表示执行任务路段  $r$  行驶的距离。用函数  $\Phi(r) = \eta_r (s_r + 1)^{-1} d(r)$  表示执行路段任务  $r$  产生的路段效益, 其中,  $\eta_r$  表示道路级别权重;  $s_r$  表示任务路段  $r$  被执行的次数, 其随车辆的执行任务情况动态更新。

车辆  $k$  依次执行子区域  $l$  中的若干任务路段, 则车辆  $k$  的行驶轨迹为  $P_k^l = \langle r_{\infty}^k, \dots, r, \dots, r_{\infty}^k \rangle$ , 产生的区域效益为  $u(k, l) = \sum_{r \in P_k^l} \Phi(r) = \sum_{r \in P_k^l} \eta_r (s_r + 1)^{-1} d(r)$ 。其中,  $r_{\infty}^k$  为车辆的起点和终点,  $r$  为子区域  $l$  的任意任务路段, 车辆需在起点出发, 依次执行平台为其分配的路段任务, 并返回至终点, 且保证车辆在行驶轨迹上消耗电量的总和  $C_k = 2c_k^o(r_{\infty}^k) + \sum_{r \in P_k^l} c_k^w(r)$  小于车辆最初的电量  $B_k$ 。

#### 4.2.2 车辆派遣模型

已知车辆在子区域内的行驶轨迹所产生的区域效益之后, 现为  $K$  辆车分别制定派遣至  $L$  个子区域的匹配方案, 是一个二分图匹配问题。用  $a_{kl}$  表示是否将车辆  $k$  派遣至子区域  $l$ , 若派遣, 则  $a_{kl} = 1$ , 反之,  $a_{kl} = 0$ 。矩阵  $\mathbf{a} = [a_{kl}]_{K \times L}$  表示车辆派遣策略。

综上, 本文问题可建模为:

$$\max_{\mathbf{a}, \mathcal{P}} U(\mathbf{a}, \mathcal{P}) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L a_{kl} u(k, l) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{l=1}^L a_{kl} = 1, \forall k \in \mathcal{K}, a_{kl} \in \{0, 1\}, \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K a_{kl} = 1, \forall l \in \mathcal{L}, a_{kl} \in \{0, 1\}, \quad (3)$$

$$C_k \leq B_k \quad (4)$$

其中, 式(1)中  $U(\mathbf{a}, \mathcal{P})$  表示所有车辆执行子区域路段任务产生的区域效益总量, 约束(2)表示一辆车只能派遣至某一个子区域, 约束(3)表示每个子区域只能派遣一辆车, 约束(4)表示车辆总消耗电量需在初始电量范围内。

基于以上系统模型, 本文的研究问题主要如下。1) 智能网联电动车的个体路径规划: 在已知车辆初始电量的情况下, 如何规划单个车辆的行驶轨迹, 使得车辆电池电量一定的条件下, 依次执行最大效益的路段任务, 并保留足够电量返回。2) 智能网联电动车的群体派遣策略: 如何基于城市子区域信息和车辆在各个子区域内产生的效益总和和信息, 将  $L$  个子区域分配给  $K$  辆车, 从而得到区域效益最大化的车辆派遣策略  $\mathbf{a}$ 。

## 5 系统设计

为了解决4.2节所述的问题,本文提出了基于最大权值匹配的车辆派遣算法。该算法主要包括两个部分,一是采用贪心策略选择任务路段,为单个车辆在子区域内规划行驶轨迹,二是基于车辆在子区域内产生的区域效益,采用最大权值匹配策略得到车辆与子区域的最优匹配。其中,由于每辆车的初始电量不同,使得车辆行驶里程与轨迹各不相同,导致车辆路径规划产生的区域效益影响车辆的派遣方案。接下来,将对车辆派遣和车辆路径规划两个子问题进行解耦。

### 5.1 基于贪心策略的路径规划算法

首先,考虑单个车辆在子区域内由行驶轨迹产生的区域效益。车辆 $k$ 从子区域 $l$ 任意起点出发,基于城市的路网信息,为各个路段划分道路等级权重 $\eta_r$ ,增加路段任务执行次数 $s_r$ ,如三级车道 $r$ 路段任务权重低,被执行一次时表示为 $\eta_r = 0.3, s_r = 1$ 。然后,采用贪心算法依次选择路段效益 $\Phi(r)$ 最大的连通路段作为下一个任务路段,每执行过一次路段任务,对当前的地图进行更新,包括路段被执行次数 $s_r$ 、路段效益信息 $\Phi(r)$ 等。直至车辆经过子区域内的所有路段或剩余电量不足以返回起点时,以此确定路径的排列方案,最终得到车辆 $k$ 在当前子区域 $l$ 内的行驶轨迹 $P_k^l = \langle r_{s_r}^k, \dots, r_{r^*}^k \rangle$ ,具体过程如算法1所示。

#### 算法1 基于贪心策略的路径规划算法

输入:  $(k, l, \mathcal{A}_l)$

输出:  $(P_k^l, u(k, l))$

1. 初始化  $s \leftarrow 0, P_k^l \leftarrow \emptyset, u(k, l) \leftarrow 0$ ;
2. WHILE  $P_k^l \neq \mathcal{A}_l$  DO
3.  $r^* = \arg\max_{r \in \mathcal{A}_l} \{\Phi(r)\}$ ;
4. IF 不满足式(4) then break;
5. ELSE
6.  $s_{r^*} \leftarrow s_{r^*} + 1; P_k^l \leftarrow P_k^l \cup r^*$ ;
7. 更新  $\Phi(r^*) = \eta_{r^*} (s_{r^*} + 1)^{-1} d(r^*)$ ;
8. END WHILE
9.  $u(k, l) = \sum_{r \in P_k^l} \eta_r (s_r + 1)^{-1} d(r)$ ;
10. 返回  $P_k^l, u(k, l)$ .

算法1利用任务路段被执行次数 $s_r$ 对地图进行更新,可以保证车辆依次选择当前路段效益最大的连通路段,避免车辆重复执行同一个路段任务的情况,从而得到子区域内效益最大的行驶轨迹。具体地,输入车辆 $k$ 、子区域 $l$ 和子区域 $l$ 的任务路段集合 $\mathcal{A}_l$ 。算法1的第2-3行遍历当前路段的连通路段,寻找具有最大路段效益的相邻路段 $r^*$ ,并计算执行该路段后车辆在行驶轨迹上消耗的总电量 $C_k$ 。第4行若不满足电量的约束条件,即车辆耗电量大于初始电量时,此时若车辆继续执行下一路段任务则无法顺利返程,因此车辆由当前路段直接返回起点。第5-7行若满足约束条件,则更新地图 $s_r, \Phi(r)$ 等路网信息,并将 $r^*$ 加入车辆的行驶轨迹集合。第9行计算该车辆在当前区域的行驶轨迹上产生的区域效益。最后,输出车辆 $k$ 在子区域 $l$ 的行驶轨迹 $P_k^l$ 和区域效益 $u(k, l)$ 。综上,由于车辆需要在初始电量的约束条件下,执行子区域内的路段任务,因此该算法的时间复杂度为 $O\left(\frac{B_k}{b_l}\right)$ ,

其中 $B_k$ 表示车辆 $k$ 的初始电量, $b_l$ 表示车辆 $k$ 在子区域 $l$ 中行驶最短路段 $l$ 消耗的电量。

### 5.2 基于最大权值匹配的车辆派遣算法

基于前文智能网联电动车在各个子区域内进行路径规划得到的区域效益信息,将产生的区域效益作为匹配权值,采用最大权值匹配策略得到车辆与子区域的最优匹配。对此,本文基于问题等价转化,将电动车与子区域的派遣问题建模为带权二分图匹配问题,具体如下:

将车辆集合 $\mathcal{X} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ 补点加0边,使得与城市子区域集合 $\mathcal{L} = \{1, \dots, L, \dots, L\}$ 个数相等,即 $|\mathcal{X}| = |\mathcal{L}| = L, \mathcal{X}, \mathcal{L}$ 均为非空集合。随后,在匹配关系中的边中加入区域效益 $u(k, l)$ ,并将其作为权重 $W_{kl}$ ,用于二分图最大权值的匹配,即 $W_{kl} = u(k, l) = \sum_{r \in PP_k^l} \Phi(r) = \sum_{r \in P_k^l} \eta_r (s_r + 1)^{-1} d(r)$ 。

然后,对于上述车辆与子区域带权二分图匹配问题,采用最大权值匹配策略求解车辆集合 $\mathcal{X}$ 到城市子区域集合 $\mathcal{L}$ 的单射: $k \rightarrow l$ 。具体地,在为车辆制定派遣方案之前,首先考虑车辆在子区域内行驶产生的区域效益,优先选择效益权重最大的子区域作为匹配目标子区域,若目标子区域已存在匹配关系,则判断当前车辆和冲突车辆与各自次优解的差值,选择差值最小的解作为当前的最优解。综上,在保证区域间路段不会被重复覆盖的同时,得到满足车辆与子区域间的带权最大匹配,也即电动车群体到城市区域的最优派遣策略 $\mathbf{a}$ 。基于最大权值匹配的车辆派遣算法如算法2所示。

#### 算法2 基于最大权值匹配的车辆派遣算法

输入:  $(\mathcal{X}, \mathcal{L}, \mathcal{R})$

输出:  $(\mathbf{a}, \mathcal{P})$

1. 初始化  $\mathbf{a} = \{a_{ij} \leftarrow 0 \mid \forall i \in \mathcal{X}, j \in \mathcal{Y}\}, \mathcal{P} \leftarrow \emptyset$ ;
2. for  $k \leftarrow 1$  to  $L$  do
3. for  $l \leftarrow 1$  to  $L$  do
4. 算法1( $k, l, \mathcal{A}_l$ );
5.  $W_{kl} \leftarrow u(k, l)$ ;
6. end for
7.  $l = \arg\max\{W_{kl}\}, l \in Y$ ;
8. if  $\sum_{k=1}^m a_{kl} = 0$  then  $a_{kl} \leftarrow 1; \mathcal{P} \leftarrow \mathcal{P} \cup P_k^l$ ;
9. else
10.  $a_{kl} \leftarrow 1$ ;
11.  $l' \leftarrow \arg\max\{W_{kl'}\}, l' \in Y$  且  $\sum_{k=1}^m a_{kl'} = 0, W_{kl} \geq W_{kl'}$ ;
12.  $l^* \leftarrow \arg\max\{W_{k^*l^*}\}, l^* \in Y, k^* \in X$  且  $\sum_{k=1}^m a_{kl^*} = 0, W_{k^*l^*} \leq W_{k^*l^*}$ ;
13. if  $(W_{kl} - W_{kl'} \leq W_{k^*l^*} - W_{k^*l^*})$
14. then  $a_{kl'} \leftarrow 1; \leftarrow \cup P_{k'}^l; a_{kl} \leftarrow 0$ ;
15. else
16.  $a_{k^*l^*} \leftarrow 1; \mathcal{P} \leftarrow \cup \mathcal{P}_{k^*}^{l^*}$ ;
17.  $a_{kl} \leftarrow 1; \mathcal{P} \leftarrow \cup P_k^l$ ;
18.  $a_{k^*l^*} \leftarrow 0; \mathcal{P} \leftarrow \{\mathcal{P}_{k^*}^{l^*}\}$ ;
19. end for

算法2在保证子区域间的路段任务不会被车辆重复执行的同时,得到智能网联电动车群体到城市区域的最优派遣策略。具体地,输入车辆集合 $\mathcal{X}$ 、子区域集合 $\mathcal{L}$ 和任务路段集合 $\mathcal{R}$ 。算法2的第4-5行表示调用算法1为车辆 $k$ 在子区域 $l$

规划行驶轨迹并计算区域效益,同时将区域效益作为匹配关系的权重。第7-8行寻找车辆 $k$ 最大区域效益的子区域 $l$ ,若当前子区域未被匹配过,则将车辆 $k$ 直接派遣至最大区域效益的子区域 $l$ 。第9-18行表示若子区域 $l$ 已被车辆 $k^*$ 匹配过,则分别计算使得车辆 $k, k^*$ 区域效益次大的子区域 $l, l^*$ ,计算车辆 $k, k^*$ 最优解与次优解的差值,选择差值最小的解,将该车辆派遣至次优解的子区域,取消原有的车辆派遣方案,更新最优派遣策略。最后,输出所有车辆的派遣策略 $a$ 和车辆的行驶轨迹集合 $\mathcal{P}$ 。综上,由于算法2需要循环遍历车辆和子区域集合,同时调用算法1得到匹配权重,并进行最大权值匹配,因此该算法的时间复杂度为 $O\left(\frac{L^3 B_k}{b_l^k}\right)$ 。

## 6 基于真实数据集的实验评估

### 6.1 数据集和实验方法介绍

1)智能环卫车作业数据集介绍。本文利用四川省成都市智能环卫车作业数据集进行实验评估,其中包括238辆车30天的轨迹数据和电池电量消耗数据,覆盖了成都市约560 km<sup>2</sup>的城市面积,轨迹数据采样频率约30 s,电池电量消耗数据采样频率为15 min,采样时间长度为2022年10月1日-2022年10月31日。

2)实验方法介绍。为了更加全面准确地评估所提算法的性能,本文参照实际场景,利用四川省成都市智能环卫车作业数据集进行实验评估,具体方法如下:以智能环卫车数据集中车辆的最大行驶范围为实验区域,将成都市划分成4个区域,将每个区域均匀划分成4~20个子区域,每个子区域大小约为0.64~3.2 km<sup>2</sup>。已知智能环卫车的初始电量和耗电量信息,将若干车辆派遣至子区域内,并基于子区域内产生的路段效益规划车辆的行驶轨迹,得到车辆在子区域内产生的区域效益,从而得到智能环卫车群体在该区域下的区域效益总和。基于智能环卫车群体的行驶轨迹,通过计算车辆在子区域执行任务产生的总行驶里程数,得到城市道路清扫率。最后,根据车辆在子区域内的行驶情况,可视化车辆城市道路清扫率比较图。

### 6.2 性能评价指标和实验对比方法

本文使用了两种性能评价指标:1)区域效益,指所有车辆在子区域内产生的区域效益总和,用于评估路径规划算法的性能;2)城市道路清扫率,指车辆在子区域内执行任务路段长度之和与区域总长度比值的平均值,用于评估车辆执行清扫任务的覆盖面积,衡量车辆的执行效率。

为了充分评估所提算法的性能,本文采用3种典型的对比方法进行实验。1)源数据方法:基于智能环卫车作业数据集的历史数据,即与源数据的真实值进行比较,该方法具有原始性。2)随机算法:在子区域内采用最近邻的路径规划算法,该算法具有随机性,使得车辆在执行城市任务过程中随机选择任务路段。3)不更新地图算法:采用本文算法,但每次选择任务路段后不更新地图路网信息,该算法使得任务路段的效益具有固定性。

### 6.3 实验结果

首先,基于3种不同对比算法评估不同车辆数量对区域效益和城市道路清扫率的影响。如图6所示,实验结果表明,

在不同车辆数量的情况下,本文方法产生区域效益明显高于其他3种对比方法,比源数据方法平均提升了66.8%,比随机算法平均提升了54.1%,比不更新地图算法平均提升了13.6%。如图7所示,实验结果表明,随着车辆数量的增加,城市道路清扫率越高,本文算法比源数据方法的性能平均提升了24.0%,比随机算法的性能平均提升了18.7%,比不更新地图算法的性能平均提升了6.0%。这是由于车辆与子区域为一对一的派遣关系,增加车辆的数量,即将城市子区域划分的粒度越细,使得其在工作时间内更充分地利用自身电量执行大量子区域内的城市任务,从而提高自身的道路清扫率。

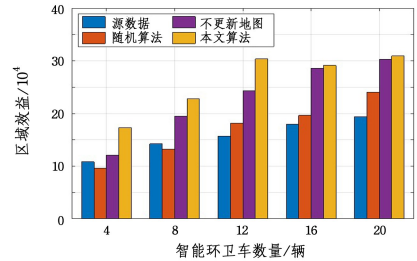


图6 不同车辆数量对区域效益的影响

Fig. 6 Effect of different vehicle numbers on regional revenue

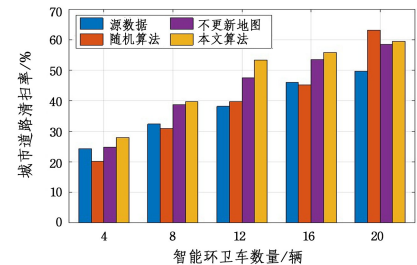


图7 不同车辆数量对城市道路清扫率的影响

Fig. 7 Effect of different vehicle numbers on urban road

sweeping rate

同时,本文评估了不同车辆数量对算法时间耗费的影响。由于源数据方法为智能环卫车的历史数据,未对车辆制定路径规划方案,不具有算法运行时间,因此无法计算时间消耗。本文分别比较了随机算法、不更新地图算法和本文算法在不同智能环卫车数量下的时间耗费,结果如图8所示。实验结果表明,智能环卫车数量越少,算法消耗的时间越短。具体地,本文算法的时间耗费比不更新地图算法减少了8.5%,比随机算法增加了13.3%。其中,随机算法的时间耗费最短,这是由于随机规划路径的过程中,不需要对路段的效益进行计算,从而减少了时间消耗。

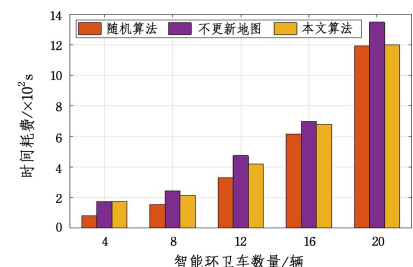


图8 不同车辆数量对算法时间耗费的影响

Fig. 8 Effect of different vehicle numbers on time consumption

of algorithm

其次,基于3种不同对比算法评估清扫时间对区域效益

和城市道路清扫率的影响。如图9所示,随着清扫时间的增加,本文方法的区域效益均高于对比算法,比源数据方法、随机算法和不更新地图算法分别平均提高了74.5%,35.1%和14.4%。这是由于本文充分考虑到任务路段重复执行的情况,将任务路段的执行次数实时更新到当前的地图路段效益信息中,使得本文方法每次都有较大概率选择效益较优的解。

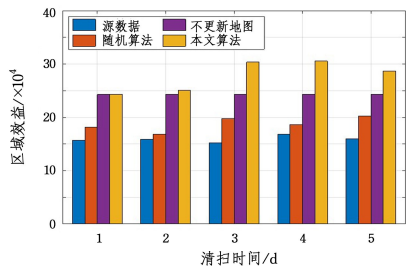
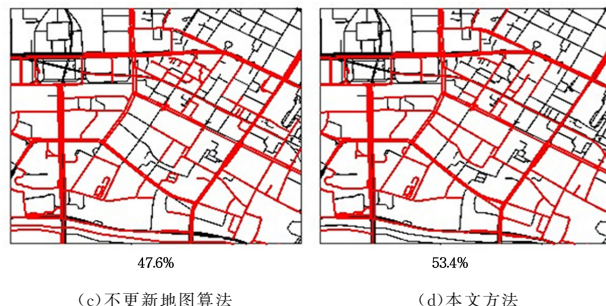
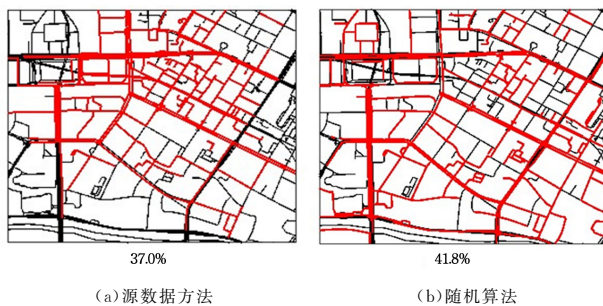


图9 不同清扫时间对区域效益的影响

Fig. 9 Effect of different cleaning times on regional revenue

此外,清扫时间对城市道路清扫率的影响如图10所示。实验结果表明,与对比算法相比,随着清扫时间的增加,本文方法一直保持着较高的城市道路清扫率,比源数据方法平均



注:红色表示覆盖路段,黑色表示未覆盖路段

图11 不同算法对城市道路清扫率的比较图(电子版为彩色)

Fig. 11 Comparison chart of urban road sweeping rate of different algorithms

**结束语** 为了充分地考虑智能网联电动车群体大规模执行智慧城市任务,本文提出了基于最大权值匹配的车辆派遣算法。具体地,首先,通过划分城市子区域,基于城市路网信息,在车辆自身初始电量约束条件下,利用贪心策略为车辆在子区域内选择任务路段并规划行驶轨迹。然后,基于车辆在子区域产生的区域效益,得到电动车群体到城市子区域的最优派遣策略。最后,基于实际智能环卫车作业数据集进行实验评估。结果表明,所提算法的城市道路清扫率高于对比方法。

在未来的工作中,将进一步改进和完善本文存在的缺点和不足,主要包括以下4个方面。1)考虑路网信息的时空动态性。一方面,城市路网错综复杂,各个级别的道路交织在一起,智能网联电动车群体需要完成各自子区域内的路段任务。另一方面,路况的实时变化使得车辆在选择任务路段时深受影响,如高峰时段交通流量对电动车执行路段任务的影响。未来将考虑高时空动态性的实际场景下智能网联电动车的派遣策略。2)增加模型影响因素的多样性。一辆电动车在子区域内可执行多个路段任务,而同一路段任务被多次执行后对路段效益产生的影响并不是简单的线性减少,该因素影响路段规划方案,从而影响车辆的派遣策略。未来将考虑多个

提升了31.5%,比随机算法平均提升了21.5%,比不更新地图算法平均提升了2.2%。

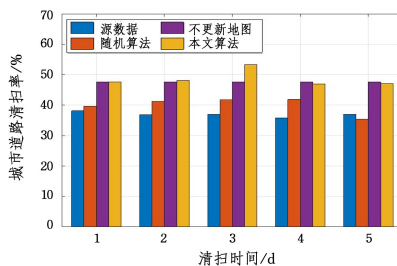


图10 不同清扫时间对城市道路清扫率的影响

Fig. 10 Effect of different cleaning times on urban road sweeping rate

最后,选取四川省成都市某一块目标区域,将源数据方法、随机算法和不更新地图算法作为对比方法,在地图上可视化车辆的城市道路清扫率。如图11所示,黑色部分表示未被覆盖的城市任务路段,红色部分表示已被车辆执行过的任务路段。实验结果表明,本文方法覆盖区域53.4%的面积,而源数据方法只覆盖区域37.0%的面积,随机算法覆盖区域41.8%的面积,不更新地图算法覆盖区域47.6%的面积。

车辆之间由于执行路段重叠而产生的互相影响。3)提高模型场景的通用性。包括不同类型的智能网联电动车执行城市任务的多种场景,本文仅在智能环卫车作业数据集中初步验证了模型的应用性和可行性,下一步将继续构建和完善具有更高普适性的模型,并将其延伸和扩展到更多不同来源种类的数据,如来自智能网联电动快递车的区域配送任务的数据等。4)考虑电池寿命衰减。未来将考虑电池寿命老化对电动车行驶能力的影响。本文仅仅根据车辆初始电量和历史数据得到车辆耗电量的分布关系图,而电池寿命老化会对电动车单位电量内的实际行驶里程产生重大影响,从而影响智能网联电动车执行城市任务的效率。

## 参考文献

- [1] KIM E, SHIN K G, LEE J. Real-time battery thermal management for electric vehicles[C]// 2014 ACM/IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCCPS). IEEE, 2014: 72-83.
- [2] WANG G, CHEN X Y, ZHANG F, et al. Experience: understanding long-term evolving patterns of shared electric vehicle networks[C]// 25th Annual International Conference on Mobile

- Computing and Networking(MobiCom). ACM,2019:1-12.
- [3] LI Y,LUO J,CHOW C Y,et al. Growing the charging station network for electric vehicles with trajectory data analytics[C]// 31st IEEE International Conference on Data Engineering. IEEE, 2015:1376-1387.
- [4] JILIN DAILY. MIIT talks about supporting new energy vehicles; sound charging, parking and other environmental protection measures[OL]. (2021-03-01) [2023-01-02]. <https://new.qq.com/omn/20210301/20210301A063WS00.html>.
- [5] GUANG'AN ONLINE. New energy vehicles lead the new trend of green consumption [OL]. (2021-09-15) [2023-01-02]. <http://sc.people.com.cn/n2/2021/0915/c345458-34914832.html>.
- [6] LI G Y,SUN Q,BOUKHATEM L,et al. Intelligent vehicle-to-vehicle charging navigation for mobile electric vehicles via VANET-based communication [J]. IEEE Access,2019,7:170888-170906.
- [7] GENERAL OFFICE OF THE STATE COUNCIL. Circular of the general office of the state council on the issuance of the development plan for the new energy automobile industry (2021-2035) [OL]. (2020-01-20) [2023-01-02]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content\\_5556716.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content_5556716.htm).
- [8] CABLE NETWORK. China has surpassed the United States as the world's largest new energy vehicle market[OL]. (2015-08-30) [2023-01-02]. <http://news.cableabc.com/product/20150830009808.html>.
- [9] NATIONAL ENERGY INFORMATION PLATFORM. Energy-saving and new energy vehicle technology roadmap 2.0 Released; an overview of the development plan for the next 15 years [OL]. (2020-10-28) [2023-01-02]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1681782574731424118&wfr=spider&for=pc>.
- [10] TONIGHT. Telematics; creating "smart cars" and smart roads". [OL]. (2021-05-14) [2023-01-02]. <http://tj.people.com.cn/n2/2021/0514/c375366-34726028.html>.
- [11] ZHANG J L. Synergistic development of vehicle and city to create a new eco-system of smart city[OL]. (2021-03-11) [2023-01-02]. <http://www.chinajsb.cn/html/202103/11/18484.html>.
- [12] SHAIKH P W,MOUFTAH H T. Intelligent charging infrastructure design for connected and autonomous electric vehicles in smart cities[C]//IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management(IM). IEEE,2021:992-997.
- [13] MAHDAVIAN A,SHOJAEI A,MCCORMICK S,et al. Drivers and barriers to implementation of connected, automated, shared, and electric vehicles; an agenda for future research [J]. IEEE Access,2021,9:22195-22213.
- [14] PEOPLE'S DAILY ONLINE. Intelligent connected cars speeding up [OL]. (2021-03-24) [2023-01-02]. <http://sh.people.com.cn/n2/2021/0324/c134768-34638479.html>.
- [15] ECONOMIC REFERENCE NEWS. China's solution for automobile safety in the era of intelligent Internet connection[OL]. (2022-02-28) [2023-01-02]. <http://hi.people.com.cn/auto/n2/2022/0228/c336668-35152357.html>.
- [16] PEOPLE'S DAILY ONLINE. "Intelligent Network Summit 2021" held in Changsha, the first national intelligent network sample point released [OL]. (2021-09-29) [2023-01-02]. <http://hn.people.com.cn/n2/2021/0929/c356884-34937439.html>.
- [17] HEBEI DAILY. Road testing and demonstration application of intelligent networked vehicles in Xiong'an New Area officially launched[OL]. (2022-04-11) [2023-01-02]. <http://he.people.com.cn/n2/2022/0411/c192235-35216648.html>.
- [18] PEOPLE'S DAILY ONLINE. Beijing issues first implementing rules for the management of intelligent networked passenger transportation buses[OL]. (2022-03-31) [2023-01-02]. <http://bj.people.com.cn/n2/2022/0331/c82838-35202333.html>.
- [19] TIAN Z Y,TU L,WANG Y,et al. Understanding battery degradation phenomenon in real-life electric vehicle use based on big data[C]//3rd International Conference on Big Data Computing and Communications(BIGCOM). IEEE,2017:334-339.
- [20] 百度文章. 燃油车一箱油能跑多少公里? 为何电动车续航 500 公里很多人不满意[OL]. (2021-09-22) [2023-1-02]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1711577108003577983&wfr=spider&for=pc>.
- [21] DONG Z,LIU C,LI Y H,et al. REC:Predictable charging scheduling for electric taxi fleets[C]// 38th IEEE Real-Time Systems Symposium(RTSS). IEEE,2017:287-296.
- [22] TSENG C M,CHAU S C K,LIU X. Improving Viability of Electric Taxis by Taxi Service Strategy Optimization: A Big Data Study of New York City [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,20(3):817-829.
- [23] WANG G,ZHANG Y,FANG Z,et al. FairCharge;a data-driven fairness-aware charging recommendation system for large-scale electric taxi fleets [J]. ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies,2020,4(1):1-25.
- [24] WANG G,ZHANG F,SUN H J,et al. Understanding the long-term evolution of electric taxi networks;a longitudinal measurement study on mobility and charging patterns [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2020,11(4):1-27.
- [25] XIANG C C,LI Y Y,FENG L,et al. Near-optimal vehicular crowdsensing task allocation empowered by deep reinforcement learning[J]. Chinese Journal of Computers,2022,45(5):918-934.
- [26] XIANG C C,LI Y Y,ZHOU Y L,et al. A comparative approach to resurrecting the market of MOD vehicular crowdsensing [C]//IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. IEEE,2022:1-10.
- [27] XIE X Y,FANG Z H,WANG Y,et al. RISC:resource-constrained urban sensing task scheduling based on commercial fleets [J]. ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies,2020,4(2):1-20.
- [28] XIANG C C,HE S N,SHIN K G,et al. Incentivizing Platform-User Interactions for Crowdsensing [J]. IEEE Internet of Things Journal,2021,8(10):8314-8327.
- [29] FAN X C,XIANG C C,CHEN C,et al. BuildSenSys: Reusing Building Sensing Data for Traffic Prediction With Cross-Domain Learning [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2021,20(6):2154-2171.
- [30] YUAN Z Y,YU L,XU Q. Optimization of orderly charge and discharge scheduling of electric vehicles and photovoltaic in in-

- dustrial par[C] // 2020 Asia Energy and Electrical Engineering Symposium(AEES). IEEE,2020:226-229.
- [31] SHAIKH P W,MOUFTAH H T. Connected and autonomous electric vehicles charging reservation and trip planning system [C] // 17th IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC). IEEE, 2021: 1135-1140.
- [32] CHENG N,ZHENG P,SU Y,et al. Intelligent sensing method of electric vehicle charging based on big data of charging facilities[C] // 2020 International Conference on Internet of Things and Intelligent Applications(ITIA). IEEE,2020:1-4.
- [33] WANG G,FANG Z H,XIE X Y,et al. Pricing-aware real-time charging scheduling and charging station expansion for large-scale electric buses [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2021,12(1):1-26.
- [34] LI S Y,HE S B,WANG S,et al. Data-driven battery-lifetime-aware scheduling for electric bus fleets [J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies,2020,3(4):1-22.
- [35] KIM E,SHIN K G,LEE J. Modeling and real-time scheduling of large-scale batteries for maximizing performance [C] // IEEE 36th Real-Time Systems Symposium (RTSS). IEEE, 2015: 33-42.
- [36] FUJIMOTO H,HARADA S. Model-based range extension control system for electric vehicles with front and rear driving-braking force distributions [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2015,62(5):3245-3254.
- [37] VATANPARVAR K,AL FARUQUE M A. Eco-friendly automotive climate control and navigation system for electric vehicles[C] // ACM/IEEE 7th International Conference on Cyber-Physical Systems(ICCPs). IEEE,2016:1-10.



**CHEN Rui**, born in 1998, master. Her main research interests include mobile crowdsensing and urban computing.



**SHEN Xin**, born in 1983, Ph. D. His main research interests include big data intelligence, service computing and AI.

(责任编辑:喻藜)