

空地协同移动群智感知研究综述

程文辉, 张乾元, 程梁华, 向朝参, 杨振东, 沈鑫, 张乃凡

引用本文

程文辉, 张乾元, 程梁华, 向朝参, 杨振东, 沈鑫, 张乃凡. [空地协同移动群智感知研究综述](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(11): 242-249.

CHENG Wen-hui, ZHANG Qian-yuan, CHENG Liang-hua, XIANG Chao-can, YANG Zhen-dong, SHEN Xin, ZHANG Nai-fan. [Review of Mobile Air-Ground Crowdsensing](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(11): 242-249.

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)

[面向无人机通信的认证和密钥协商协议](#)

Authentication and Key Agreement Protocol for UAV Communication

计算机科学, 2022, 49(8): 306-313. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200098>

[多无人机使能移动边缘计算系统中的计算卸载与部署优化](#)

Computation Offloading and Deployment Optimization in Multi-UAV-Enabled Mobile Edge Computing Systems

计算机科学, 2022, 49(6A): 619-627. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600165>

[基于改进人工势场的未知障碍物无人机编队避障](#)

Pop-up Obstacles Avoidance for UAV Formation Based on Improved Artificial Potential Field

计算机科学, 2022, 49(6A): 686-693. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500194>

[空中智能反射面辅助边缘计算中基于 PPO 的任务卸载方案](#)

PPO Based Task Offloading Scheme in Aerial Reconfigurable Intelligent Surface-assisted Edge Computing

计算机科学, 2022, 49(6): 3-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100249>

[GPS 拒止环境下基于定位置信度的多无人机协同定位方法](#)

Cooperation Localization Method Based on Location Confidence of Multi-UAV in GPS-denied Environment

计算机科学, 2022, 49(4): 302-311. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200106>

空地协同移动群智感知研究综述

程文辉^{1,2} 张乾元^{1,2} 程梁华^{1,2} 向朝参^{1,3} 杨振东⁴ 沈鑫⁴ 张乃凡^{1,2}

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 安徽省工业互联网智能应用与安全工程实验室(安徽工业大学) 安徽 马鞍山 243023

4 解放军陆军勤务学院勤务指挥系 重庆 401331

(wenhuicheng@cqu.edu.cn)

摘要 移动群智感知是一种新兴的感知模式,通过复用现有大量空地移动感知资源,从而实现低成本、大规模的城市感知。因此,联合利用空地移动感知资源实现空地协同移动群智感知,对提高移动感知资源的利用率,促进智慧城市发展具有重要意义。为此,对近年来空地协同移动群智感知研究工作进行综述。首先介绍空地协同移动群智感知兴起的背景和发展现状;然后分别从基于地面移动设备和基于空中移动设备两个维度对现有的移动群智感知研究工作进行分析,总结当前存在的问题;最后提出空地协同移动群智感知在跨平台的用户信息学习、跨空地的移动设备调度、跨任务的感知资源分配 3 个未来重要的研究方向,为相关研究人员提供有价值的参考。

关键词: 移动群智感知;空地协同;智慧城市;车联网汽车;无人机

中图法分类号 TP393

Review of Mobile Air-Ground Crowdsensing

CHENG Wen-hui^{1,2}, ZHANG Qian-yuan^{1,2}, CHENG Liang-hua^{1,2}, XIANG Chao-can^{1,3}, YANG Zhen-dong⁴, SHEN Xin⁴ and ZHANG Nai-fan^{1,2}

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

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

3 Anhui Engineering Laboratory for Intelligent Applications and Security of Industrial Internet, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243023, China

4 Department of Logistics Command, Army Logistics University, Chongqing 401331, China

Abstract As an emerging sensing mode, mobile crowdsensing can realize low-cost and large-scale urban sensing by reusing a large number of existing mobile sensing resources of air and ground. Therefore, it is of great significance to improve the utilization of mobile sensing resources and promote the development of smart cities by jointly utilizing air-ground mobile sensing resources to realize air-ground cooperative mobile crowdsensing. To this end, this paper reviews the recent research on air-ground cooperative mobile crowdsensing. Firstly, it introduces the rising background and development status of air-ground cooperative mobile crowdsensing. Then it analyzes the existing research work on mobile crowdsensing from two dimensions of ground-based mobile devices and air-based mobile devices, and summarizes the current problems. Finally, three important future research directions for air-ground cooperative mobile crowdsensing in cross-platform user information learning, cross-air-ground mobile device scheduling, and cross-task sensing resource allocation are proposed to provide valuable reference for relevant researchers.

Keywords Mobile crowdsensing, Air-ground cooperation, Smart city, Intelligent connected vehicle, Drone

1 引言

随着我国城市的飞速发展以及传感器技术、嵌入式技术

和 5G/6G 通信技术的日益成熟,“万物感知、万物互联、万物智能”的智慧城市已经迈入“千万级”感知规模时代^[1]。例如,在 2019 和 2020 年国家重点研发计划物联网和智慧城市专项

到稿日期:2022-04-26 返修日期:2022-07-25

基金项目:国家自然科学基金(62172063,61872447);中央高校基金项目(2022CDJXY-020);重庆市研究生科研创新项目(CYS22115)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62172063,61872447), Fundamental Research Funds for the Central Universities(2022CDJXY-020) and Graduate Research and Innovation Foundation of Chongqing, China(CYS22115).

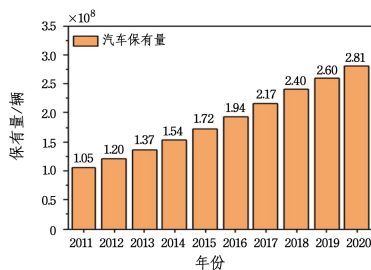
通信作者:向朝参(xiangchaocan@cqu.edu.cn)

中,很多感知范围和传感器数量指标中均提到“千万级”规模(甚至部分指标达到“数亿级”),这已经成为物联网领域研究与智慧城市实施的“标配”。因此,实现大规模城市感知已成为当前智慧城市和物联网研究领域与工业界的广泛共识^[2]。为了获取对智慧城市复杂物理世界的感知,传统方法是在监控感知区域部署大量的有线/无线传感器节点。然而,对于“千万级”规模城市感知来说,部署和维护传感器成本非常高。例如,据推算,如果实现 900 km² 区域(仅不到重庆市渝北区一半面积)的监控和感知,至少需要部署和维护 100 万个传感器节点,花费大量的财力和人力^[3],如 100 万个城市安防摄像头仅部署就需耗费约 1 亿元,同时每年还需更加高昂的维护费用。因此,如何实现低成本、大规模的城市感知是当前智慧城市向“千万级”规模发展需解决的关键核心问题。

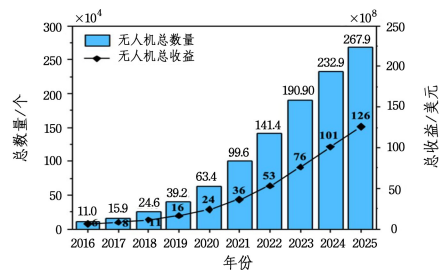
近年来,由于移动感知设备的爆炸式普及和无线通信技术的发展,普通用户使用的移动设备(如汽车和无人机等)集成了越来越多的传感器,拥有了越来越强大的移动、感知、计算和通信能力^[4-6]。因此,“复用众多现有移动感知资源”以代替“部署维护大量新感知设备”,为实现低成本大规模的城市

感知提供了重要机会。具体地,现存大量移动感知资源主要包括以下两种空地移动资源。

(1)具有大规模细粒度覆盖性的车联网汽车移动感知资源。根据国务院 2020 年发布的《新能源汽车产业发展规划(2021—2035)》,网联化和智能化将作为汽车产业发展的两个重要趋势。当前普通汽车集成了越来越多的传感器,达到了约 60100 种,如摄像头、GPS、毫米波雷达、超声波、光传感器等^[7];同时也具有多种多样的无线通信方式,如车间通信(V2V)、车与设施间通信(V2I)以及 5G/6G 等网络^[8]。此外,根据公安部交管局最新统计^[9],如图 1(a)所示,全国汽车保有量近 10 年呈直线上升,2020 年达 2.81 亿辆(约占全国总人口数的 20%)。尤其是近年来,出租车和滴滴等网约车在城市中大量普及和使用^[10],如 2018 年全国出租车总数约为 138.9 万辆^[11],网约车总数约为 34 万辆^[12]。这些在城市中广泛移动的大量车联网汽车为城市提供了大规模、细粒度的地面移动感知资源。例如,美国有线电视新闻网(CNN)在 2017 年 2 月的新闻报道中称,大量 Uber 等网约车在城市载客移动过程中为城市周围环境提供大规模、细粒度、丰富的感知数据^[13]。



(a) 我国汽车保有量^[9]



(b) 全球商用无人机使用数量^[14]

图 1 我国汽车保有量和全球商用无人机使用数量趋势统计图

Fig. 1 Statistics on car ownership and global commercial drone usage trends in China

(2)具有多维度高灵活移动性的无人机移动感知资源。近年来,无人机被大量普及和使用,特别是被众多大型公司广泛用于城市最后一公里的快递运送和应急响应^[14-15]。例如,在 2020 年新冠疫情爆发期间,京东采用运货无人机在武汉等疫情严重的地区运送药品、食品等重要快递物资,以替代因疫情阻断的传统快递运送模式^[16]。同时,我国京东与美国 Amazon、UPS 和 Alphabet 这 4 个世界主要快递物流公司在 2019—2020 年相继获得政府的运货无人机飞行许可证^[17]。最新统计报告^[14]显示,如图 1(b)所示,全球商用无人机市场总量(包括食品、医疗等物资运送)近 5 年逐年上升,在 2020 年无人机使用数量已达到 63.4 万(总收益约 24 亿美元),预计在 2025 年将达到 267.9 万(总收益约 126 亿美元)。我国无人机注册用户数量在 2019 年达到 37 万^[18]。此外,由于无人机搭载大量的传感器,如 GPS、Lidar、高清摄像头、空气质量传感器等^[19],还具有多维度、高灵活移动性,因此能够为移动群智感知提供多维度、高灵活的空中移动感知资源^[19-22]。

复用现有大量的空地移动感知资源(如车联网汽车和运货无人机)进行感知,通过已部署的移动互联网(如车联网、无人机通信网络、5G/6G 和 WiFi 等网络)进行数据传输,形成一种新兴的感知模式——空地协同移动群智感知(Mobile

Air-ground Crowdsensing, MACS)^[23-25],如图 2 所示。

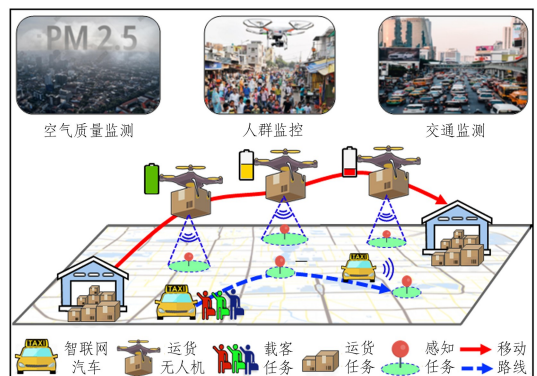


图 2 复用现有空地资源的移动群智感知示意图

Fig. 2 Schematic diagram of mobile crowdsensing for reusing existing air-ground resources

车联网汽车和无人机等空地移动感知资源由于具有大规模、细粒度的覆盖性以及多维度、高灵活的移动性,同时,复用这些现有资源无需专门的部署和维护,因此能够以极低的成本实现大规模、细粒度、多方位的城市感知,很好地解决当前大规模城市感知成本高这个关键难题^[8,26]。因此,近年来

引起了国家和政府的高度关注和重视,如国务院 2017 年发布的《新一代人工智能发展规划的通知》^[27],其中将移动群智感知作为国家新一代重点突破研究的关键技术之一,旨在实现覆盖全国的千万级规模群体感知。同时,也受到国内外学术界和工业界的广泛讨论和研究^[7-8,28-29],提出了很多优秀研究成果和实际应用系统^[30-34]。

本文根据移动群智感知中复用感知资源类型的不同,将当前工作主要分为基于地面移动设备和基于空中移动设备的移动群智感知两类;然后分别从这两个角度深入总结和分析国内外关于移动群智感知研究的现状,总结当前存在的主要问题。具体地,第 2 节分析和总结当前空地协同移动群智感知研究的最新进展;第 3 节提出 3 个未来重要的研究方向;最后总结全文。

2 研究现状和分析

近年来,国内外科研机构纷纷开展了关于移动群智感知的研究,如美国麻省理工大学、密西根大学、卡耐基梅隆大学和英国剑桥大学等国外著名大学^[35-36],以及清华大学、浙江大学、中国科学技术大学、香港科技大学、北京邮电大学、上海交通大学、西北工业大学等国内知名科研机构^[1,2,6,37-39]在 MobiCom, MobiSys, INFOCOM, UbiComp, TMC, JSAC, TON, TPDS 等国际高水平会议和期刊上发表了大量的优秀科研成果^[16,21,26,39-41]。按照移动设备类型分类,当前的研究工作可分为基于地面移动设备的移动群智感知研究和基于空中移动设备的移动群智感知研究^[10,13]。下面将主要从这两个方面对当前移动群智感知的资源复用技术的最新研究进展进行总结和分析。

2.1 基于地面移动设备的移动群智感知研究

当前移动群智感知研究中所依靠的地面移动设备主要是车联网汽车。近年来,多个基于车联网汽车的移动群智感知系统被提出,用于城市环境的监控和感知。例如,美国麻省理工大学团队于 2006 年提出基于汽车群智感知的城市道路情况感知系统 CarTel^[42],该系统利用汽车上配备的专用设备(如 GPS、摄像头以及 WiFi 检测器)对道路情况进行感知,如道路交通、道路周边 WiFi 接入点的通信质量等。但 CarTel 系统需要各个汽车额外配备专有的传感器,成本较高。为了解决这个问题,微软印度研究院团队于 2008 年提出了 Nerice 系统^[43],该系统只需利用汽车驾驶员手机上的各种传感器(如加速度计、GPS、麦克风、蜂窝信号检测器等),无需额外的专用设备和部署就能对城市交通和道路质量(如凹凸不平)进行监控。但上述系统利用 GPS 传感器耗能大,同时在很多环境下 GPS 感知数据不可获得,如建筑物密集的道路中。针对这个问题,美国麻省理工大学团队于 2009 年提出了 VTrack 系统^[44],该系统仅仅利用手机上低耗能的 WiFi 信号检测器即可感知城市交通的拥塞情况。此外,美国罗格斯大学团队于 2010 年提出了 Parknet 系统^[45],利用大量汽车上的 GPS 传感器和额外配备的超声波测距仪,对停车位是否空闲进行监控,并将感知数据上传到服务器,从而构建城市的停车位实时监控。针对移动群智感知中传感器受噪声干扰而影响数据质量这一问题,我们在 2016 年提出了 Counter-

Strike 算法^[46],用于对传感器数据来源进行可靠、准确的识别,并设计了 FSP 算法^[47]进一步对传感器噪声进行有效的估计与量化,以期极大地降低噪声带来的影响。英国剑桥大学团队于 2013 年提出了 ParkSense 系统^[48],该系统仅利用驾驶员现有的手机 WiFi 信号感知设备对停车位是否空闲进行实时自动感知。美国密西根大学团队于 2019 年提出了一种基于车联网汽车的城市转弯道路地图构建系统 TurnsMap^[36],该系统利用大量汽车配备的加速度计、陀螺仪、GPS 传感器数据来构建城市道路转弯地图,有助于交通行驶的安全。我们在 2020 年提出了基于车联网汽车移动轨迹感知数据的城市公共服务资源配置系统^[49]。

此外,当前有部分工作着力于研究车联网汽车移动群智感知中资源复用和分配技术。一方面主要集中于感知任务的资源分配。例如,作为较早研究面向车联网汽车移动群智感知的任务分配,香港理工大学的 He 等^[50]于 2015 年研究联合考虑车辆当前位置和汽车移动模型,提出在有限预算内最大化时空覆盖的感知任务分配策略。美国天普大学的 Gao 等^[51]于 2018 年研究考虑汽车用户的不可靠性,如虚报感知耗费等,利用博弈论中的反向拍卖模型,提出面向不确定性车联网汽车感知的可信任务分配机制。另外,上海交通大学的 Fan 等^[52]于 2020 年提出了一种新颖的车联网汽车感知任务分配系统,该系统联合考虑感知任务分配的可靠性和汽车移动轨迹实现最优调度。美国卡耐基梅隆大学 Xu 团队^[35]于 2019 年提出了一种车联网汽车感知任务分配算法,在一定感知成本预算内最小化感知数据的时空分布与目标分布的差异性。此外,针对移动群智感知中汽车用户的多样化需求和偏好,我们在 2020 年提出了一种基于移动用户个性化需求表达的任务分配模型 Picasso^[53],该模型既能通过用户的个性化需求表达激励更多用户参与,又能降低感知平台的总成本,从而实现平台-用户双赢合作。另一方面,部分研究集中于车联网汽车(如出租车、滴滴等)的载客任务资源分配技术,即如何分配汽车与乘客乘车需求,以最大化平台收益、司机收益和乘客满意度体验等。例如,滴滴公司人工智能实验室团队^[54-55]于 2019 年提出了一种基于深度强化学习的多司机订单分配算法,以提高司机收入和乘客的满意度;同时还考虑订单分配对司机未来收益的影响,利用强化学习方法,以最大化平台和司机当前与未来收益的总和。文献^[56]提出了一种新的载客任务分配机制,以实现司机和乘客的双边公平。我们于 2021 年提出了一种基于 Attention-based BiLSTM 深度学习模型的乘客目的地预测算法^[57],该算法利用部分车联网汽车感知数据,如 GPS 历史数据和前行方向数据,准确地预测乘客的目的地;此外,在前期工作^[58-59]中还提出了一种基于边缘智能计算的跨域感知学习技术,实现面向移动群智感知的智能交通和智能建筑两个平台跨域共融学习。

除了上述研究基于车联网汽车的移动群智感知,部分工作还考虑人的社会移动性。例如,美国圣母大学团队^[60]在 2013 年研究基于社交网络的群智感知网络,只考虑最简单的人 0-1 感知,如用户发现街道内某个特定的位置有垃圾,则上报 1,否则上报 0。针对用户的不可靠性,利用社交网络中各个用户对同一事物的观测数据具有关联性来校正感知数据,

同时也可以识别出可靠的用户和不可靠的用户。我们在2015年提出了基于群智感知的城市污染源监控,利用社交网络中各个用户之间的互验证性和用户的随机游走性来识别出真实的污染源以及校正感知数据^[61-62]。此外,中国科技大学的Li等^[63]研究移动分布式众包网络中的负载均衡问题,实现了在通信和计算开销极度受限条件下自私用户之间依然能保持良好的负载均衡性。西北工业大学的Wu等^[64]提出利用智能手机中的麦克风和GPS传感器来感知和构建城市噪音分布地图。为了解决噪音感知数据不完全的问题,研究者利用噪音感知数据在空间的相关性,基于压缩感知(Compressive Sensing)技术,将稀疏的噪音感知数据恢复成完整的噪音地图^[64-65]。我们于2016年提出了基于移动群智感知的室外大规模无线信号强度图构建系统CARM^[66],它可以利用手机配备的无线信号感知器进行感知,并基于既不准确又不完整的感知数据成功地构建精确、完整的大规模频谱信息地图^[67]。我们还于2021年针对群智感知数据质量的可靠性与量化问题,利用Fisher信息设计新的量化指标以衡量群智感知网络的不确定感知质量,从而避免大量重复计算并且能对网络级传感质量进行准确量化^[68]。

2.2 基于空中移动设备的移动群智感知研究

近年来,无人机等空中移动设备由于具有快速部署和灵活移动的优点,被应用于移动群智感知^[30-32,41,69-70]。例如,美国东北大学团队^[71]于2018年提出了一种面向城市规模视频监控的新型无人机移动群智感知系统架构,该系统利用公交车网络来搭载和运送无人机到感知地点,以及为无人机充电,从而实现无人机能量耗费效率最优。美国密西根大学团队^[72]于2018年提出了基于无人机的移动群智感知通信服务系统,该系统利用边缘智能无人机组成移动通信网络为地面用户提供临时通信服务。进一步地,新加坡SUTD大学团队^[19]于2019年提出了一种面向无人机移动群智感知的动态

定价和服务容量分配算法,通过实时动态地调整无人机悬停时间和服务容量,从而最优化利用无人机的能量。我们于2020年提出了一种基于空地协同移动群智感知的地质灾害监测系统^[73],该系统联合利用无人机移动感知和遥感卫星图片数据,以实现大规模地质滑坡灾害监测。

美国麻省理工大学团队于2019年提出了一种面向城市空气质量监测的无人机移动群智感知系统^[32],该系统利用无人机的摄像头采集的图片和地面部分空气质量传感器网络共同实现高能效的城市空气质量监测网络。东南大学的Shan等^[74]于2020年提出了一种基于无人机移动群智感知的飞行速度最优动态规划算法,以在无人机通信范围时空限制下实现无人机能耗的最小化。北京理工大学的Liu等^[20]于2020年提出了基于深度强化学习的高能效无人机移动路径、感知和充电分配决策算法,联合考虑无人机的连续移动路径规划和感知/充电决策。新加坡国立大学的Zeng等^[21]于2019年提出了面向多旋翼无人机的移动感知最优调度算法,通过联合优化无人机轨迹和通信时间,使飞行和通信能耗最小。同时,我们在2016年还提出了一种基于状态感知的移动设备自适应调度算法^[75],该算法根据移动设备当前所处的状态,如位置和感知精度等,自适应地调整设备的移动路径,从而在移动能耗、精度和时延之间获得很好的折衷。另外,文献^[76]提出了无人机移动群智感知场景下的路径规划和任务分配联合优化策略。文献^[15]研究运货无人机的路径规划问题,以最小化能耗。但是它们只关注货物运送问题,未考虑复用无人机进行群智感知。为此,我们在2021年提出了基于运货无人机的移动群智感知方案,通过复用现有运货无人机资源,从而实现大规模、低成本的城市感知^[41]。

2.3 研究现状总结

基于上述分析,对现有移动群智感知研究工作进行了归纳总结,如表1所列。

表1 当前研究工作的优缺点对比

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of current works

| 当前研究 | 主要研究内容 | 优点 | 缺点 |
|---|----------------------|------------------|----------------------|
| Xiang ^[33] LSTRec ^[26] | 基于车联网汽车的感知任务分配 | 减少司机对感知任务的盲目竞争 | 未充分考虑乘客需求 |
| TurnsMap ^[36] | 基于车载移动设备的左转弯保护系统构建 | 充分挖掘车载移动设备数据 | 缺乏真实数据,难以验证系统的准确性 |
| 东北大学团队 ^[71] | 面向城市规模视频监控的无人机感知系统架构 | 利用公交车网络来搭载和运送无人机 | 未充分利用公交车和无人机之间的协同性 |
| RTW ^[41] | 基于运货无人机实现大规模移动城市感知 | 复用现有运货无人机作为感知资源 | 未充分考虑载客与感知任务间资源分配联合性 |
| TransLoc ^[77] | 基于立即配送场景下的室内定位系统实现 | 无须额外增加人力或部署专用设备 | 实际配送到达时间信息匮乏 |

(1)从研究现状来看,1)当前研究基于地面移动设备的移动群智感知的工作较多(主要集中于车联网汽车),而研究基于空中移动设备的移动群智感知的工作较少(主要集中于无人机),尤其是研究空地协同移动群智感知的工作目前几乎处于空白阶段。因此,研究和构建基于空地协同移动群智感知系统具有重要的前沿探索意义。2)当前研究移动群智感知中,单领域资源分配利用技术较多,如面向最大化感知收益的感知任务分配技术^[50-51]、单一设备的移动路径规划研究^[35,75],而研究跨领域资源复用技术的工作较少,存在平台间用户

学习失用、空地间设备调度失协和任务间资源分配失联3个亟待解决的重要问题。因此,研究移动群智感知的跨域资源协同复用关键技术,能够很好地解决当前研究中存在的3个关键问题,从而实现空地移动感知资源的“跨平台、跨空地、跨任务”协同复用。

(2)从应用需求来看,目前,移动群智感知已经被大规模应用到城市生活的各个领域:1)在城市环境方面,推出了智慧城市噪声与环境监控感知系统平台^[64,78];2)在城市交通方面,城市驾驶导航、停车位搜寻等群智感知平台也已上线^[79-81];

3)在城市商业方面,旅游景点推荐、外卖立即配送群智感知平台已被广泛应用^[77,79,82]。因此,继续深入探究移动群智感知的应用场景,实现“千万级”规模感知是智慧城市落地生根的关键一环,而复用现有空地移动感知资源进行低成本大规模移动群智感知是实现该目标的最重要途径。

(3)从未来发展趋势看,我国于2017年发布了新一代人工智能的国家重大科技战略,其中群体智能便是核心内容之一^[27]。同时,大量群智感知系统与平台被实际应用于智慧城市与智慧商业等领域^[77,83-85],为城市管理和经济社会发展带来巨大效益。此外,无论是工业界还是学术界都普遍达成共识:当前已有大量的传感器在各个领域广泛使用。以复用现有感知设备代替部署维护新设备,以跨领域的资源协同复用代替单领域的资源利用,从而实现感知资源的最大化利用,进而降低大规模城市感知的成本。为此可以预见,在未来,移动群智感知的研究与应用将会成为社会科技发展的关键动力。

因此,无论是从研究现状、应用需求还是未来发展趋势来看,基于现有的大量的空地移动感知资源,利用跨区域资源协同复用关键技术,推动空地协同移动群智感知研究,能够很好地解决当前研究中存在的3个关键问题,为移动群智感知在城市生活中各领域发挥更多潜在价值,并实现感知资源的最大化利用和效益产出。

3 未来研究方向

虽然近年来已出现部分关于移动群智感知的跨域资源协同复用的优秀研究成果^[15,18,86],但仍存在以下4个方面的重要问题有待解决。

3.1 基于跨平台学习的移动用户感知成本估计

一方面,移动群智感知平台由于移动感知用户的松耦合性和动态加入性,缺乏用户的部分重要信息资源,如用户感知成本信息是设备调度和任务分配的重要基础^[62,66];另一方面,现有大量的其他平台拥有众多丰富的关于移动用户的信息资源^[59],如滴滴/出租车车联网汽车平台拥有各个汽车用户的历史轨迹数据、载客收益信息等^[87]。同时,越来越多的先进技术和机制被提出用于不同平台间的信息共享^[88]。然而,当前研究未能充分地利用平台间的信息资源学习来解决移动群智感知平台用户信息匮乏的问题,被称为平台间用户学习失用。因此,研究基于跨平台学习的移动用户感知成本估计方法变得非常必要。基于跨平台的用户信息学习,估计移动用户感知成本,从而解决移动群智感知平台用户信息匮乏的难题,实现移动感知资源的跨平台精准复用。

3.2 基于空地协同的移动感知设备调度

虽然现存大量的空地移动感知资源,如车联网汽车和运货无人机等,但是当前工作都是单独考虑基于车联网汽车的城市感知^[35,50-52]、基于无人机的城市感知^[19-21,71]、基于无人机的货物运送^[15]等,未考虑移动感知设备在空地间的协同性,导致资源利用率低和感知覆盖维度少。例如,协同调度运货无人机在空中运货途中执行地面城市感知能提高无人机的资源利用率;协同调度空中无人机和地面车联网汽车能够实现城市多维感知覆盖等。因此,我们称上述问题为空地间设备调度失协。为了解决该问题,未来需要研究基于空地协同的

移动感知设备调度机制,通过协同调度空地移动感知设备,实现移动感知资源的跨空地最优复用。

3.3 基于联合机制的多异构任务分配

由于移动群智感知是复用现有的移动感知资源,如利用现有的大量出租车配备的传感器进行城市感知,因此,这些移动设备既要完成感知任务,还要完成它们的原有任务,如载客^[51-52,54-56]。然而,当前工作仅考虑要么分配原有任务,要么分配感知任务,忽略了不同任务间资源分配的联合性。例如,某出租车从A地载客到B地,途经感知任务C和D。因此,可以联合上述载客任务分配和感知任务分配,从而通过最优复用移动资源来降低感知成本。我们称上述问题为任务间资源分配失联。针对这个问题,未来可以研究基于联合机制的多异构任务分配模型,利用多任务联合分配策略,实现移动感知资源的跨任务最优复用。

3.4 基于空地协同的移动群智感知

为了实现空地协同移动群智感知,关键是要解决空地多域限制下的移动设备多维联合最优调度问题,主要包括以下两方面挑战。

(1)复用现有空地移动资源需满足空地多域限制条件。
1)有限的无人机电池容量导致移动资源的能量耗费受限;
2)无人机/车联网汽车由于本身承担了一定的任务,如无人机运货任务和出租车载客任务,因此,需要满足一定的运货和载客约束要求,如起点/终点、总时延、运货总重量等限制;
3)受地理环境、城市安全、航空管制以及道路安全等多因素影响,汽车移动路径和无人机飞行路径具有一定的限制。

(2)多维联合调度需解决复杂的非凸NP难问题。由于上述空地多域限制,感知设备的移动路径、运货重量、任务感知时间3个维度的调度相互影响,如由于能耗受限,能够以更短的飞行路径运送更重的货物或执行更长时间的任务感知。因此,如何在空地多域限制条件下实现路径-时间-重量多维联合最优调度,是一个复杂的混合整数非线性规划NP难问题。进一步地,移动设备的空地多域限制导致上述NP难问题的目标函数和约束具有非凸性,从而使解决该问题更具挑战性。

结束语 本文主要阐述空地协同移动群智感知的研究进展。首先介绍现存的两类主要空地移动感知资源的现状;然后对国内外移动群智感知资源复用技术的最新进展进行分析,指出当前研究中存在的平台间用户学习失用、空地间设备调度失协和任务间资源分配失联这3个重要问题;最后针对这3个问题,指出未来的3个重要研究方向。希望本文工作能为移动群智感知的相关研究人员提供参考,推动移动群智感知研究向前发展。

参考文献

- [1] LIU Y H. Introduction to Internet of things[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [2] WANG X B. Introduction to mobile Internet[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015.
- [3] MA H D, ZHAO D, YUAN P Y. Opportunities in mobile crowd sensing [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(8): 29-35.
- [4] LIU Y H. Crowdsensing computing[J]. Communications of the

- CCF,2012,8(10):38-41.
- [5] ZHAO D, MA H D. Development and challenges of crowd sensing networks [J]. *Information and Communication Technologies*, 2014, 8(5): 66-70.
- [6] GUO B, HAN Q, CHEN H H, et al. The emergence of visual crowdsensing: Challenges and opportunities [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(4): 2526-2543.
- [7] LI J L, YUAN Q, YANG F C. Crowd sensing and service in internet of vehicles [J]. *ZTE Communications*, 2015, 21(6): 6-9.
- [8] WAHLSTRÖM J, SKOG I, HÄNDEL P. Smartphone-based vehicle telematics: A ten-year anniversary [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(10): 2802-2825.
- [9] 铝车轮质量协会(CAW). 2020年中国汽车保有量数据报告 [EB/OL]. (2022-04-21) [2022-04-24]. http://www.chinacaw.org.cn/page66?article_id%20=54036.
- [10] ZHANG L Y, HU T, MIN Y, et al. A taxi order dispatch model based on combinatorial optimization [C]// *Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2017: 2151-2159.
- [11] 产业信息网. 2018年中国出租车客运市场分析 [EB/OL]. (2020-01-19) [2022-04-24]. <https://www.chyxx.com/industry/202001/830695.html>.
- [12] 营运车观察家. 127城网约车合规数量排行榜 [EB/OL]. (2019-01-11) [2022-04-24]. https://www.sohu.com/a/288232766_100163866.
- [13] MCFARLAND M. Thanks to a dashcam, crafty Uber drivers are boosting their pay [EB/OL]. (2017-07-19) [2022-04-24]. <https://money.cnn.com/2017/07/19/technology/business/rideshare-drivers-camera/index.html>.
- [14] LTD M R P. Drone package delivery market [EB/OL]. (2021-04-01) [2022-04-24] <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/drone-package-delivery-market-10580366.html>.
- [15] DORLING K, HEINRICHS J, MESSIER G G, et al. Vehicle routing problems for drone delivery [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 47(1): 70-85.
- [16] INC N. JD.com makes drone deliveries as coronavirus cuts off usual modes [EB/OL]. (2020-02-12) [2022-04-24]. <https://asia.nikkei.com/Spotlight/Coronavirus/JD.com-makes-drone-deliveries-as-coronavirus-cuts-off-usual-modes>.
- [17] 海外网. 京东无人机送货试航成功 [EB/OL]. (2019-02-26) [2022-04-24]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1626490201229029108&wfr=spider&for=pc>.
- [18] 艾媒数据中心. 无人机行业数据分析 [EB/OL]. (2020-03-05) [2022-04-24]. <https://www.iimedia.cn/c1061/69562.html>.
- [19] WANG X H, DUAN L J. Dynamic pricing and capacity allocation of UAV-provided mobile services [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2019: 1855-1863.
- [20] LIU C H, PIAO C Z, TANG J. Energy-efficient uav crowdsensing with multiple charging stations by deep learning [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020: 199-208.
- [21] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [22] LI X H, YAN Z A, XU L, et al. Development of uav navigation system for taking off and landing on moving platform based on sins/rtk [J]. *Piezoelectrics and Acoustooptics*, 2020, 42(6): 848-853.
- [23] CHEN H H, GUO B, YU Z W. Mobile crowd-sensing application [J]. *ZTE Communications*, 2014, 20(1): 35-37.
- [24] HUANG H X, DING Q, LI L, et al. Research on mobile terminal crowdsourcing [J]. *Computer Technology and Development*, 2014, 24(6): 6-9.
- [25] HE H, XIANG C C, XIAO S C, et al. Survey on crowd-sensing networks [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2016, 34(3): 374-383.
- [26] XIANG C C, LI Y Y, ZHOU Y L, et al. A comparative approach to resurrecting the market of mod vehicular crowdsensing [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Communications*. IEEE, 2022: 1-10.
- [27] 国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知 [EB/OL]. (2017-07-20) [2022-04-24]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [28] FAN X C, XIANG C C, GONG L Y, et al. Deep learning for intelligent traffic sensing and prediction: recent advances and future challenges [J]. *CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction*, 2020, 2(4): 240-260.
- [29] XIANG C C, CHENG W H, ZHANG Z, et al. Large-scale traffic data adaptive recovery empowered by edge computing [J/OL]. *Journal of Computer Research and Development*, 2022: 1-14. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CA&Pj&dbname=CAPLAST&filename=JFYZ20220711001&uniplatform=NZKPT&v=SfE2u2pSsAiU3Du3r6RJW0vEe1diXzmR-hkiiSeZzSaG5a8gkMUdZwWmZd7X3kwd>.
- [30] MOTLAGH N H, BAGAA M, TALEB T. UAV-based iot platform: A crowd surveillance use case [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(2): 128-134.
- [31] RASHID M T, ZHANG D Y, WANG D. Socialdrone: An integrated social media and drone sensing system for reliable disaster response [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020: 218-227.
- [32] YANG Y Z, HU Z W, BIAN K G, et al. Imsgensingnet: UAV vision guided aerial-ground air quality sensing system [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2019: 1207-1215.
- [33] 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.
- [34] CHEN S J, XIANG C C, KANG Q, et al. Multi-source remote sensing based accurate landslide detection leveraging spatial-temporal-spectral feature fusion [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2020, 57(9): 1877.
- [35] XU S S, CHEN X L, PI X D, et al. Ilocus: Incentivizing vehicle mobility to optimize sensing distribution in crowd sensing [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 19(8): 1831-1847.
- [36] CHEN D Y, KANG G S. Turnsmap: Enhancing driving safety at intersections with mobile crowdsensing and deep learning [C]// *Proceedings of ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubi-*

- quitous Technologies, 2019;1-22.
- [37] GONG L Y, ZHAO Y Y, XIANG C C, et al. Robust light-weight magnetic-based door event detection with smartphones [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 18(11): 2631-2646.
- [38] YU Z W, WANG Z. Human behavior analysis: Sensing and understanding [M]. Cham: Springer, 2020.
- [39] CHEN M S, YANG P L, XIONG J, et al. Your table can be an input panel: Acoustic-based device-free interaction recognition [C]// *Proceedings of ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. ACM, 2019; 1-21.
- [40] ZHANG M T, DAI Q, YANG P L, et al. Idial: Enabling a virtual dial plate on the hand back for around-device interaction [C]// *Proceedings of ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. ACM, 2018; 1-20.
- [41] XIANG C C, ZHOU Y L, DAI H P, et al. Reusing delivery drones for urban crowdsensing [J/OL]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9612021>.
- [42] HULL B, BYCHKOVSKY V, ZHANG Y, et al. Cartel: A distributed mobile sensor computing system [C]// *Proceedings of International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. ACM, 2006; 125-138.
- [43] MOHAN P, PADMANABHAN V N, RAMJEE R. Nericell: Rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphones [C]// *Proceedings of ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*. ACM, 2008; 323-336.
- [44] THIAGARAJAN A, RAVINDRANATH L, LACURTS K, et al. Vtrack: Accurate, energy-aware road traffic delay estimation using mobile phones [C]// *Proceedings of ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. 2009; 85-98.
- [45] MATHUR S, JIN T, KASTURIRANGAN N, et al. Parknet: Drive-by sensing of road-side parking statistics [C]// *Proceedings of International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. ACM, 2010; 123-136.
- [46] XIANG C C, YANG P L, XIAO S C. Counter-strike: Accurate and robust identification of low-level radiation sources with crowd-sensing networks [J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2017, 21(1): 75-84.
- [47] XIANG C C, YANG P L, TIAN C, et al. Accurate quantification of sensor noise in participatory sensing network [J]. *Adhoc & Sensor Wireless Networks*, 2016, 30(3): 163-182.
- [48] NAWAZ S, EFSTRATIOU C, MASCOLO C. Parksense: A smartphone based sensing system for on-street parking [C]// *Proceedings of International Conference on Mobile Computing & Networking*. 2013; 75-86.
- [49] CHEN C X, CHEN C, XIANG C C, et al. Toiletbuilder: A PU-learning-based model for selecting new public toilet locations [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 8(9): 7531-7545.
- [50] HE Z J, CAO J N, LIU X F. High quality participant recruitment in vehicle-based crowdsourcing using predictable mobility [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2015; 2542-2550.
- [51] GAO G J, XIAO M J, WU J, et al. Truthful incentive mechanism for nondeterministic crowdsensing with vehicles [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(12): 2982-2997.
- [52] FAN G Y, JIN H M, LIU Q H, et al. Joint scheduling and incentive mechanism for spatio-temporal vehicular crowd sensing [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 20(4): 1449-1464.
- [53] XIANG C C, HE S N, SHIN K G, et al. Incentivizing platform-user interactions for crowdsensing [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 8(10): 8314-8327.
- [54] XU Z, LI Z X, GUAN Q W, et al. Large-scale order dispatch in on-demand ride-hailing platforms: A learning and planning approach [C]// *Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2018; 905-913.
- [55] TANG X C, QIN Z W, ZHANG F, et al. A deep value-network based approach for multi-driver order dispatching [C]// *Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2019; 1780-1790.
- [56] SÜHR T, BIEGA A J, ZEHLIKE M, et al. Two-sided fairness for repeated matchings in two-sided markets: A case study of a ride-hailing platform [C]// *Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2019; 3082-3092.
- [57] LIAO C W, CHEN C, XIANG C C, et al. Taxi-passenger's destination prediction via gps embedding and attention-based bilstm model [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 23(5): 4460-4473.
- [58] XIANG C C, ZHANG Z, QU Y B, et al. Edge computing-empowered large-scale traffic data recovery leveraging low-rank theory [J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(4): 2205-2218.
- [59] 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*, 2020, 20(6): 2154-2171.
- [60] WANG D, KAPLAN L, ABDELZAHER T, et al. On credibility estimation tradeoffs in assured social sensing [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(6): 1026-1037.
- [61] XIANG C C, YANG P L, TIAN C, et al. Passfit: Participatory sensing and filtering for identifying truthful urban pollution sources [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(10): 3721-3732.
- [62] XIANG C C, YANG P L, TIAN C, et al. Calibrate without calibrating: An iterative approach in participatory sensing network [J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 26(2): 351-361.
- [63] LI Q Y, YANG P L, FAN X C, et al. Taming the big to small: Efficient selfish task allocation in mobile crowdsourcing systems [J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2017, 29(14): e4121.
- [64] WU W L, GUO B, YU Z W. Crowd sensing based urban noise map and temporal-spatial feature analysis [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2014, 26(4): 638-643.
- [65] RANA R K, CHOU C T, KANHERE S S, et al. Ear-phone: An end-to-end participatory urban noise mapping system [C]// *Proceedings of ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. ACM/IEEE, 2010; 105-116.
- [66] XIANG C C, YANG P L, TIAN C, et al. Carm: Crowd-sensing

- accurate outdoor rss maps with error-prone smartphone measurements[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 15(11):2669-2681.
- [67] FAN X C, HE X J, XIANG C C, et al. Towards system implementation and data analysis for crowdsensing based outdoor RSS maps [J]. *IEEE Access*, 2018, 6:47535-47545.
- [68] XIANG C C, FAN X C, CHEN C, et al. Fisher information-empowered sensing quality quantification for crowdsensing networks [J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(13): 7563-7574.
- [69] BERTIZZOLO L, D'ORO S, FERRANTI L, et al. Swarmcontrol: An automated distributed control framework for self-optimizing drone networks[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020:1768-1777.
- [70] KIMURA T, OGURA M. Distributed collaborative 3d-deployment of uav base stations for on-demand coverage[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020:1748-1757.
- [71] TROTTA A, ANDREAGIOVANNI F D, DI FELICE M, et al. When UAVs ride a bus: Towards energy-efficient city-scale video surveillance[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2018:1043-1051.
- [72] MORADI M, SUNDARESAN K, CHAI E, et al. Skycore: Moving core to the edge for untethered and reliable UAV-based lte networks[C]// *Proceedings of International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM, 2018:35-49.
- [73] CHEN S J, XIANG C C, KANG Q, et al. Accurate landslide detection leveraging UAV-based aerial remote sensing [J]. *IET Communications*, 2020, 14(15):2434-2441.
- [74] SHAN F, LUO J Z, XIONG R Q, et al. Looking before crossing: An optimal algorithm to minimize UAV energy by speed scheduling with a practical flight energy model[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020: 1758-1767.
- [75] XIANG C C, YANG P L, WU X G, et al. Istep: A step-aware sampling approach for diffusion profiling in mobile sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 65(10):8616-8628.
- [76] ZHOU Z Y, FENG J H, GU B, et al. When mobile crowd sensing meets UAV: Energy-efficient task assignment and route planning [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(11):5526-5538.
- [77] YANG Y, DING Y, YUAN D P, et al. Transloc: Transparent indoor localization with uncertain human participation for instant delivery[C]// *Proceedings of International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM, 2020:1-14.
- [78] LIU L, LIU W, ZHENG Y, et al. Third-eye: A mobilephone-enabled crowdsensing system for air quality monitoring [C]// *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. ACM, 2018:1-26.
- [79] ZHANG J, GUO B, LI Z M, et al. Crowdtravel: Leveraging cross-modal crowdsourced data for fine-grained and context-based travel route recommendation[C]// *Proceedings of IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation*. IEEE, 2019:851-858.
- [80] WANG Q R, GUO B, LIU Y, et al. Crowdnavi: Last-mile outdoor navigation for pedestrians using mobile crowdsensing [C]// *Proceedings of ACM on Human-Computer Interaction*. ACM, 2018:1-23.
- [81] GRASSI G, JAMIESON K, BAHL P, et al. Parkmaster: An in-vehicle, edge-based video analytics service for detecting open parking spaces in urban environments [C] // *Proceedings of ACM/IEEE Symposium on Edge Computing*. ACM/IEEE, 2017:1-14.
- [82] MICHAIL A M, GAVALAS D. Bucketfood: A crowdsourcing platform for promoting gastronomic tourism[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops*. IEEE, 2019:9-14.
- [83] ZHENG Z L, MA Y F, LIU Y M, et al. Xlink: Qoe-driven multipath quic transport in large-scale video services [C] // *Proceedings of ACM SIGCOMM Conference*. 2021:418-432.
- [84] DING Y, YANG Y, JIANG W C, et al. Nationwide deployment and operation of a virtual arrival detection system in the wild [C]// *Proceedings of ACM SIGCOMM Conference*. ACM, 2021: 705-717.
- [85] LIU Y M, YU Z W, GUO B, et al. Crowdos: A ubiquitous operating system for crowdsourcing and mobile crowd sensing [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 21(3):878-894.
- [86] ZHAO R N, YANG L T, LIU D B, et al. A tensor-based truthful incentive mechanism for blockchain-enabled space-air-ground integrated vehicular crowdsensing [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(3):2853-2862.
- [87] CHEN C, ZHANG D Q, MA X J, et al. Crowddeliver: Planning city-wide package delivery paths leveraging the crowd of taxis [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 18(6):1478-1496.
- [88] POLDRACK R A, GORGOLEWSKI K J. Making big data open: data sharing in neuroimaging [J]. *Nature Neuroscience*, 2014, 17(11):1510-1517.



CHENG Wen-hui, born in 1998, Ph.D. His main research interests include mobile crowdsensing and urban computing.



XIANG Chao-can, born in 1987, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include mobile crowdsensing networks, edge computing, urban computing and AI.