

密级： 保密期限：

# 北京邮电大学

## 硕士学位论文



题目：基于城市交通的车载移动群体感知网络  
技术研究

学号：2016140324

姓名：李陈生

专业：电子与通信工程

导师：王卫东

学院：电子工程学院

2019 年 5 月 25 日



### 独创性（或创新性）声明

本人声明所呈交的论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京邮电大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

本人签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

### 关于论文使用授权的说明

本人完全了解并同意北京邮电大学有关保留、使用学位论文的规定，即：北京邮电大学拥有以下关于学位论文的无偿使用权，具体包括：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交学位论文，有权允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，有权允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文，将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索。（保密的学位论文在解密后遵守此规定）

本人签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

导师签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_



# 基于城市交通的车载移动群感知网络技术研究

## 摘 要

随着现在经济的快速增长和城市建设步伐不断加快,“大城市病”问题日益严重,建设“智慧城市”的发展战略在许多国家和地区应运而生。“智慧城市”能够将城市运行的各个核心系统整合到统一平台上,进而有效的管理和控制城市的运行,优化城市资源配置。其中,建立全覆盖的城市感知网络是建设“智慧城市”的关键,该感知网络能进行数据采集、数据传输以及提供信息服务,将在空间上离散、时间上不连续的信息整合到统一的智慧平台上,使城市的管理效率、服务质量显著提升。然而,如何建立一个全覆盖的城市感知网络是我们亟需解决的问题。

为推进“智慧城市”的建设进程,本文对基于城市公共交通的车载移动群体感知网络技术进行了深入研究。首先,本文通过对比无线传感器网络和移动群体感知网络两种城市感知方式的优劣,说明了移动群体感知网络在构建智慧城市方面的优势。为了实现城市感知全覆盖,本文基于城市公共交通和移动群体感知技术搭建了城市感知模型,该模型分为感知层、传输层和应用层。在城市感知模型的基础上,将城市公共交通作为移动群体感知系统的参与者,综合考虑了感知参与者的当前轨迹和未来移动轨迹、任务发布者的感知代价以及感知收益之间的关系,构建了车载移动群体感知系统模型即时间覆盖模型,并对车载移动群体感知网络中参与者选择的问题进行数学化描述。最后,通过问题规约的方式,证明了参与者选择问题具有 NP-hard 特性。为了在多项式时间内选择最优的感知车辆集合完成感知任务,提出了基于近似算法的参与者选择策略,实现了在任务发起者感知代价受限的情况下,最优化感知信息的质量即最大化时空感知覆盖度,同时证明了 EGCA 算法具有理论下界且进行了仿真验证。

**关键字:** 智慧城市 移动群体感知网络 城市感知模型 参与者选择策略



# RESEARCH ON VEHICLE MOBILE CROWDSENSING NETWORK TECHNOLOGY BASE ON URBAN PUBLIC TRANSPORTATION

## ABSTRACT

With the rapid economic growth and the accelerating pace of urban construction, the problem of “big city diseases” has become increasingly serious, and the development strategy of building “smart cities” has emerged in many countries and regions. “Smart City” can integrate the core systems of urban operation into a unified platform, thus effectively managing and controlling the operation of the city and optimizing the allocation of urban resources. Among them, the establishment of a full-coverage city-aware network is the key to building a “smart city” that can perform data collection, data transmission, and provide information services, integrating spatially discrete and temporally discontinuous information into unified intelligence. On the platform, the management efficiency and service quality of the city are significantly improved. However, how to build a fully-covered city-aware network is an urgent problem we need to solve.

In order to promote the construction process of “smart city”, this paper conducts an in-depth study on the vehicle-based mobile crowdsensing network technology based on urban public transportation. Firstly, this paper illustrates the advantages and disadvantages of mobile crowdsensing networks in building smart cities by comparing the advantages and disadvantages of wireless sensor networks and mobile crowdsensing networks. Then, the system composition, sensing scale, typical application and key issues of the mobile crowdsensing network are introduced in detail. The mobile sensing participant selection strategy is the research focus of this paper. In addition, the information access technologies commonly used in mobile crowdsensing networks are also introduced. In order to achieve

the full coverage of urban sensing, this paper builds an urban sensing model based on urban public transportation and mobile crowdsensing technology. The model is divided into sensing layer, transport layer and application layer. On the basis of the urban sensing model, the urban public transportation is used as the participant of the mobile crowdsensing system, and the relationship between the current trajectory of the perceived participants and the future movement trajectory, the sensing cost of the task publisher and the sensing benefit are constructed. The vehicle-based mobile crowdsensing system model, namely the spatial coverage model, is used to mathematically describe the problem selected by the participants in the vehicle-mobile crowdsensing network. Finally, through the method of problem specification, it is proved that the participant selection problem has NP-hard characteristics. In order to select the optimal sensing vehicle set to complete the sensing task in polynomial time, a participant selection strategy based on enumeration and greedy algorithm is proposed, which optimizes the quality of sensing information, ie maximizes spatial-temporal sensing coverage, when the task initiator's sensing cost is limited. It also proves that the EGCA algorithm has the lowest performance guarantee and carries out simulation verification.

**KEYWORDS:** Smart City, Mobile Crowd-sensing Network, City Sensing Model, Participant Selection Strategy



# 目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.1.1 物联网与智慧城市.....	1
1.1.2 城市感知网络.....	2
1.1.3 国内外研究现状.....	5
1.2 论文来源及研究内容.....	7
1.2.1 论文来源.....	7
1.2.2 论文研究内容和创新点.....	7
1.3 论文章节安排.....	8
第二章 移动群体感知系统相关概述.....	9
2.1 引言.....	9
2.2 系统概述.....	9
2.2.1 基本概念.....	9
2.2.2 系统组成.....	9
2.2.3 感知方式.....	10
2.2.4 感知规模.....	11
2.2.5 典型应用.....	12
2.3 关键问题.....	13
2.3.1 服务端数据处理问题.....	14
2.3.2 感知参与者选择问题.....	14
2.4 接入技术.....	15
2.5 本章小结.....	18
第三章 车载移动群体感知网络参与者选择策略研究.....	19
3.1 引言.....	19
3.2 城市感知模型.....	20
3.3 系统模型及问题构建.....	22
3.3.1 基于公共交通的车载感知网络参与者感知示例.....	22
3.3.2 模型建立与问题描述.....	24
3.4 车载移动群体感知网络参与者选择策略设计.....	28
3.4.1 参与者选择问题的 NP-hard 特性证明.....	28
3.4.2 基于 EGCA 的参与者选择策略设计与性能分析.....	29
3.5 本章小结.....	35

第四章 仿真与结果分析.....	37
4.1 仿真环境.....	37
4.2 仿真结果和分析.....	38
4.3 本章小结.....	44
第五章 总结与展望.....	45
5.1 总结.....	45
5.2 展望.....	46
参考文献.....	47
致谢.....	53
攻读硕士学位期间发表的学术论文及专利.....	55
攻读硕士学位期间参加项目.....	57

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景

#### 1.1.1 物联网与智慧城市

随着现代经济的快速增长，城市建设步伐不断加快，人口爆炸式增长，资源短缺、环境污染、交通堵塞等问题日益严重，这些成为了城市建设和社会管理急需解决的难题。为了减少资源损耗，降低环境污染，缓解交通拥堵，以及实现精细化、智能化管理城市的目标，建设“智慧城市”的发展需求在许多国家和地区产生。“智慧城市”，就是借助新型物联网技术、云计算、大数据分析、下一代通讯技术等在内的移动互联网技术和信息技术，将城市运作的各个核心系统整合到一个统一的大平台上，植入智慧的理念，从而更好地管理和控制城市的运转，优化城市的资源利用<sup>[1]</sup>。“智慧城市”的发展战略已经成为许多国家政府施政的愿景和目标，成为国家和地区实现可持续发展的重要举措。

美国的 IBM 最早于 2008 年提出“智慧地球”与“智慧城市”的概念，引领了全球建设“智慧城市”的热潮。2009 年，切比克市和 IBM 合作，应用物联网技术整合水、燃气、电、公共服务等城市资源，监测、分析各种数据来为市民提供服务，成为了美国第一个智慧城市<sup>[1][2]</sup>。2010 年欧盟启动的多侧重点智慧城市试点项目，以智慧城市为驱动，探索了开放的、以用户为中心的未来互联网创新模式。新加坡在 2006 年启动的建设“智慧国”项目，利用各种传感信息，为市民提供实时的交通信息，实现了智慧交通系统。韩国将网络作为发展“智慧城市”的基础，通过整合网络接入点和公共通信平台打造绿色、自动化、无缝接入的新型智慧城市，用户可以通过远程操作，实现家庭建筑能耗的智能化监控等等。

“智慧城市”的建设一直是我国的战略性发展要求，如图 1-1，我国“智慧城市”的建设于 1995 年开始，在智慧城市 1.0 时代，主要以地理信息系统 GIS 为核心的数字化城市建设，但应用领域受限，只能为专业机构提供服务。随着宽带无线通信技术和互联网技术的发展，2005 年我国“智慧城市”发展进入无线城市阶段即 2.0 时代，此时应用范围基本涵盖了所有行业，服务对象包括政府机关和各大企业等。2009 年，“智慧地球”的概念被提出后，我国“智慧城市”的发展开始进入 3.0 时代。此时，前端感知和数据采集开始广泛采用物联网技术，数据传输开始使用 3G 和 WiFi 技术，后端数据存储、处理和挖掘则开始使用大数据技术和云计算技术，应用领域和服务对象更加多元化。“十二五”以来，“智慧城

市”的建设成为我国推进战略性新兴产业和城市信息化进程中的前沿理念和实践探索。为了满足国家发展战略要求，许多地区将“智慧城市”的建设作为城市发展的首要目标。如上海提出的“信息港”战略目标；深圳市从人文、生态和科技三个方位着手，构建了新时期智慧城市，并取得了建设性成果。

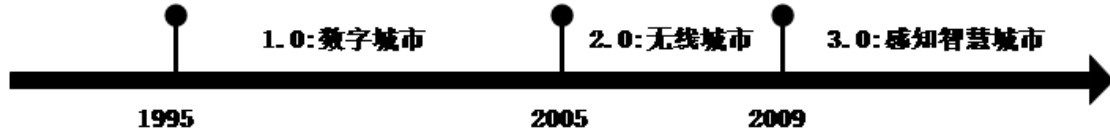


图 1-1 中国智慧城市建设

“智慧城市”是互联网技术、通信技术、物联网技术、云计算技术和大数据处理技术等的发展产物，是智能化、信息化和城市化的高度融合。在多技术融合的趋势下，城市将具有更广泛的互联能力和更高效敏捷的感知能力，能更好地为居民提供服务，因此，“智慧城市”的建设是城市化进程中不可或缺的战略发展举措<sup>[3]</sup>。

### 1.1.2 城市感知网络

随着城市发展，传统的区域化城市管理模式已经越来越无法满足人们的信息需求，而搭建城市感知网络能够有效的促进“智慧城市”的发展。无线传感器网络和移动群体感知网络则是搭建城市感知网络的关键技术。

#### 1) 无线传感器网络

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)作为一种分布式传感器网络，是物联网感知层的关键组成部分<sup>[5]</sup>。WSN 由大量无线传感器节点组成，这些节点嵌入了各种各样感知和检测外部环境的传感器，节点间自组织形成网络，然后采集周围信息，并上传给上层数据处理中心，进而为用户提供相关数据服务。典型的无线传感器网络主要由分布式无线传感器节点、汇聚节点（中心节点）、任务管理节点、互联网和卫星系统组成<sup>[6]</sup>，如图 1-2 所示。传感器节点通常是随机分布，通过飞机抛洒或者其它方式部署在监测区域内，监测区域内的节点通过自组织的方式形成感知网络，节点间通过无线通信方式进行信息交互，网络设置灵活<sup>[7]</sup>。传感器节点感知周围环境数据，通过单跳或者多跳的方式将数据发送到汇聚节点，汇聚节点对数据进行预处理、融合，最后通过互联网应用或者卫星系统发送给用户。WSN 作为一种新兴发展的网络技术，一直以来备受关注，这与其自身特点是息息相关的<sup>[8]</sup>：

(1)、大规模网络：为了确保感知数据的精确性、网络的覆盖度和连通性，监测的区域通常会部署成千上万甚至更多的传感器节点；

(2)、自组织网络：无线传感器网络节点的分布是随机的，传感器节点执行感

知任务时,由于能量耗尽或其它原因无法继续参与感知活动,导致网络节点个数减少。为了确保感知网络的覆盖度和连通性,通常会向网络中增加传感器节点。节点数目动态减少或增加,会导致网络的拓扑结构发生动态变化,具有自组织能力的 WSN 能够适应网络的拓扑结构的变化;

(3)、可靠性网络:无线传感器节点通常部署在人类不宜到达的区域,工作环境相对比较恶劣,容易遭受自然环境的破坏。因此,为了保证网络的可靠性,要求传感器网络的软件具有较好的可重发性、鲁棒性和容错性等性能,硬件能适应恶劣的环境;

(4)、以数据为中心:WSN 是任务型的网络,传感器节点存在的目的是完成感知活动,网络中每个节点的任务是采集数据、处理数据和转发数据,最后能为用户提供数据服务,整个过程都是以数据为中心。

但是,因为 WSN 节点的体积小,并且使用电池供电所以节点的能量是受限的。在工作一段时间后,会出现感知节点大面积死亡的现象,进而导致整个网络瘫痪,因此需要不停的投入新的节点。网络节点的死亡不仅会造成大量垃圾,给环境带来压力,而且新投入的节点会造成大量的资源浪费,增加网络部署成本。

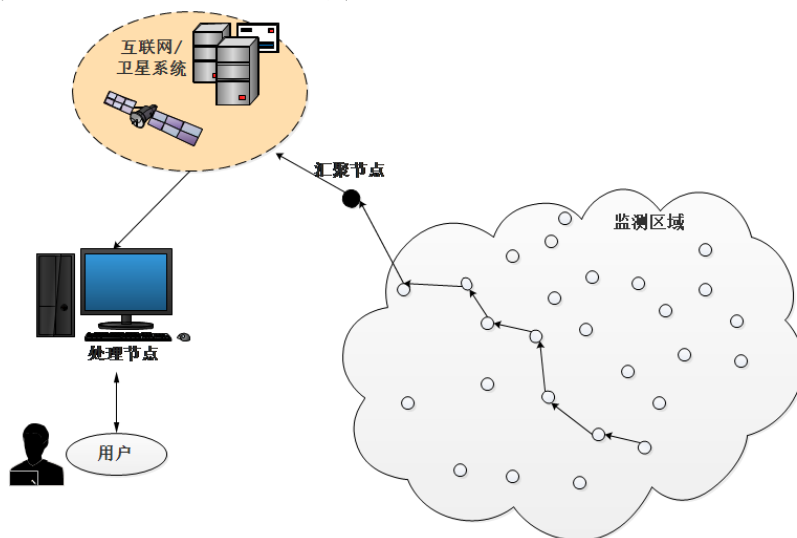


图 1-2 无线传感器网络

现有的以 WSN 技术为核心的城市感知网络通常将感知节点部署在固定的位置,利用节点中嵌入的各种传感器采集周围的信息,然而这种静态的感知网络存在许多不足<sup>[9][10]</sup>:

(1)、传感器节点部署位置不可变,覆盖范围有限,采集的数据在空间上离散,没有时间维度。静态感知网络为了获得较好的感知能力,通常需要随机部署大量的感知节点,这样的网络布局会使网络出现感知区域重叠和感知盲区;

(2)、采集设施不可重复利用,网络布局成本较高,环境压力较大。静态网络节点的能量受限,在参与感知过程中,能量会逐渐耗尽,因此需要经常对节点

进行更换。在大规模的城市感知中，需要部署大量的节点，部署成本较高。

## 2) 移动群体感知网络

随着传感、通信和移动计算技术的发展，一种新的计算和感知方式，即移动群体感知<sup>[11][16][17]</sup>，得到了很多关注。简单来说，移动群体感知是指一组移动用户通过手持终端执行大规模感知工作，移动群体感知网络中参与采集感知信息的个体称为感知参与者或感知节点<sup>[12][13]</sup>。移动群体感知系统的特点可以归纳为以下几点：a、感知节点的分布随机且比较广泛，具有移动特性；b、感知节点规模庞大，移动群体感知网络不会过度依赖于系统中的某一个感知节点，相比较于无线传感网络，单个节点的死亡不会对整个移动群体感知网络产生任何影响，可见移动群体感知网络具有非常高的健壮性；c、以人为中心，人在移动群体感知系统中充当感知对象、设备管理者、数据源和服务对象多种角色。近些年来，移动群体感知的概念被广泛应用于各个领域，典型的有<sup>[14][15]</sup>：

- (1)、环境监测领域：主要用于监测城市空气质量、水污染和噪声污染等；
- (2)、社会服务领域：可穿戴设备孵化出的保健应用（血压心率检测、老年护理等）、社交网络和游戏领域等等；
- (3)、基础实施服务领域：实时交通监测、道路监测，可以收集车流量、道路拥塞等实时信息；提供导航服务、车位推荐服务等等。

移动群体感知作为一种新型的感知技术，在网络布局、能量和稳定性等方面上更适用于“智慧城市”的建设。首先，WSN 需要人工部署大量节点构建感知网络，而移动群体感知网络利用携带智能设备的人群构建感知网络，因此开销更小。其次，WSN 的网络节点能量受限，网络节点死亡会影响到网络拓扑结构，而移动群体感知网络的网络节点能量不受限，可重复利用，而且单个节点的消亡不会对整个网络产生任何影响，具有较强的健壮性。最后，WSN 网络属于一种静态网络，感知的区域固定，造成感知信息在空间维度和时间维度上离散，而移动群体感知网络，可以根据用户对数据的需求，动态选择感知参与者执行感知任务，感知参与者的位置动态变化，所以感知区域更加宽泛，而且感知的数据具有空间维度和时间维度。因此，在构建城市感知网络时，本文主要考虑利用移动群体感知技术。

移动群体感知网络能否广泛部署取决于感知信息的质量。为了提高移动群体感知网络感知信息的质量，国内外学者分别从网络系统开销和感知参与者的选择策略等方面进行了深入研究。其中，感知参与者的选择策略是研究移动群体感知网络的重点方向。为了获得优质的感知信息，需要选择最优的感知参与者执行感知任务。不同的感知参与者在感知能力、通信能力和移动轨迹等特性上存在异构性，因此不同的参与者选择策略会使感知信息的质量有巨大的差异。

传统的移动群体感知应用主要是人们利用随身携带的移动设备（例如，智能手机或可穿戴设备）<sup>[18]-[21]</sup>来感知和分享他们周围的信息，这种应用可以显著降低数据收集和任务传播的成本。然而，移动设备有限的覆盖能力很大程度上限制了它们的感知尺度。如今，车载网络能提供非常可靠的无线通信能力<sup>[22][23]</sup>，并且车辆通常配备着丰富的传感器，具有强大的计算和存储能力。因此，基于车辆的移动群体感知网络<sup>[24][25][26]</sup>成为研究移动群体感知系统非常有前景的方向。通过招募车辆作为感知参与者，越来越多的新型移动群体感知应用正在出现，包括实时交通监控/预测<sup>[24][27]</sup>、地图更新<sup>[28]</sup>和广告传播<sup>[29][30]</sup>等。尽管基于车辆的移动群体感知网络的潜力巨大，但网络的感知信息质量仍然与系统选择的感知参与者高度相关，而针对基于车辆的移动群体感知网络参与者选择策略的研究却十分匮乏。

### 1.1.3 国内外研究现状

在传统的以人为中心的移动群体感知参与者选择策略和激励机制上，许多国内外学者进行了大量研究<sup>[31]-[44]</sup>。以人为中心的移动群体感知参与者选择策略的研究目前主要分为两类。在第一类中，研究的目标主要是优化移动群体感知应用的服务质量<sup>[31][32][33]</sup>。例如，考虑到资源有限的情况下，文献旨在最大限度提高移动群体感知的覆盖质量，提出一种有效的近似算法来选择参与者执行感知任务，但忽略了感知参与者的移动特性。文献<sup>[35]</sup>提出了在线情景的参与者选择与激励机制，参与者以任意的顺序响应任务请求者并与其进行信息交互，而且参与者会通过网络竞标的方式向任务请求者进行感知报价，以便任务请求者在受限的资源下获得最优的感知质量。文献<sup>[31]</sup>研究了参与者在空间和时间上的覆盖问题，其主要目标是在资源约束的条件下，最大限度的提高任务感知质量，但是该研究没有考虑参与者的移动特性对时间或空间覆盖产生的影响。第二类研究旨在最大限度的降低，参与者招募的整体资源开销。文献<sup>[38]</sup>提出了两种增强型贪婪遗传算法，分别以时间敏感性和延迟容忍性为模型选择合适的参与者完成感知任务。文<sup>[39]</sup>研究了基于概率且对时间敏感的协作式移动群体感知，并提出了一种贪心算法来减小资源开销。同时，因为感知资源的分布具有时空特性，所以能够选择合适的参与者完成感知任务从而提高感知效率。

为了使候选参与者积极参与执行感知任务，国内外学者针对传统的移动群体感知应用的激励机制也进行了大量研究。最早研究移动群体激励机制的 Danezis G 等人<sup>[40]</sup>提出了密封价格拍卖机制，用于激励用户参与并完成感知任务，然而，该拍卖机制仅考虑了如何刺激用户参与感知，却没有考虑移动感知系统中任务发起者的利益。文献<sup>[41]</sup>设计的移动群体系统激励机制主要考虑在感知参与者存在协作和竞争关系时，参与者之间相互博弈，使彼此达到利益最大化的激励机制，

该机制也忽略了系统任务发起者的感知成本。文献[42]研究的激励机制主要是为了让用户长期参与移动群体感知系统的任务,保证系统具有稳定的数据源。然而,在实际应用中,用户提供的数据是有上限的,且系统可能接受很多冗余的数据,造成了系统资源浪费。感知参与者的感知数据类型和分布的位置彼此存在差异,感知的数据也不尽相同,感知数据的质量也就存在非常大的差异,因此,许多学者在研究激励机制时,越来越多的将感知数据的质量<sup>[43][44]</sup>作为一项衡量系统性能必不可少的指标。文献[43]设计了一个最小化任务发起者的花费代价的激励机制,同时能够保证感知数据的质量。文献[44]设计了基于反向拍卖的动态竞价的激励机制,在这个机制中,感知参与者根据自己的报价将数据卖给感知系统,但是这个机制没有考虑感知参与者的自私性,参与者为了最大化自身收益可能存在策略性行为。

与传统移动群体感知应用不同,在以车辆为中心的移动群体感知应用中,车辆的移动模式更加动态,更具有可预测性。例如,对于属于公共交通系统的车辆,通常可以预先确定它们的轨迹,而对于使用导航系统的车辆,车辆以非常高的概率运行在导航系统建议的道路上。在这种情况下,除了考虑当前位置之外,还可以考虑车辆的未来轨迹以改善移动群体感知应用的感知质量。另一方面,作为参与者的车辆通常更具动态性并且快速地移动,能实现用较低的感知成本预算实现高质量的移动群体感知应用,因为参与执行感知任务的车辆能够覆盖多个地理区域。现有的移动群体感知应用的参与者选择策略主要依赖于参与者的静态位置,在实际应用中,移动群体感知应用的感知质量会受到参与者的高动态移动性影响,特别是对于需要很长时间才能完成的感知任务,更不能简单的忽略参与者的移动性,因此现有的移动群体参与者选择策略不能直接应用在基于车辆的移动群体感知应用中。

利用车辆的移动轨迹,本文研究了如何选择基于车辆的移动群体感知系统的感知参与者,以便最小化整体感知成本,同时最大化满足区域的感知性能要求。本文的相关工作在文献[25], [45]中有部分研究。具体而言,文献[25]通过考虑车辆的预测轨迹提出了两种有效的参与者招募算法。但它主要是为了优化感知覆盖质量,而不关注感知报酬成本。此外,文献[25]仅研究车辆的确定性轨迹,忽略了车辆移动性可能不确定的情况。文献[45]中的工作则考虑了车辆的不确定的移动性。然而,它主要侧重于设计拍卖机制,以刺激车辆充当感知参与者。另外,只要感测概率不小于阈值,则说明车辆成功执行感知任务。然而,在一些实际系统中,可能必须长时间连续地执行任务,并且可能在不同的感测时间内具有异构感知要求,例如交通监控。这些因素为基于车辆的移动群体感知参与者选择算法的研究带来了新的挑战。因此需要设计新的参与者选择策略以适用于基于车辆的



群体感知系统。

目前，虽然以人为中心的移动群体感知技术的研究取得了许多进展，但是以车辆为中心的移动群体感知技术的发展却需要不断完善。对研究者而言，这既是机遇也是的挑战，未来还有许多研究工作需要进行。

## 1.2 论文来源及研究内容

### 1.2.1 论文来源

本论文“基于城市交通的车载移动群体感知网络技术研究”主要依托于北京市共建项目《基于公共交通网络的城市车载感知网格建设》，该项目的主要目的是利用城市公共交通实现城市感知网络，将空间上分散、时间上离散的异构数据集中在一个感知网络中。本文主要研究了该项目背景下的感知覆盖技术，研究重点是基于城市公共交通的感知覆盖技术，主要结合移动群体感知技术深入研究了城市覆盖模型，提出了基于车载移动群体感知的系统模型。在模型的基础上，为了实现城市感知覆盖的最大化和节省感知成本，将城市感知覆盖问题建模为成本受限的感知参与者选择问题，并设计了高效、复杂度低的参与者选择策略，最大化感知覆盖度，从而为用户提供可靠稳定的数据服务。

### 1.2.2 论文研究内容和创新点

本文的主要研究内容旨在利用城市公共交通构建高可靠性、高稳定性和全覆盖性的城市感知网络。利用城市公共交通搭建车载移动群体感知网络，考虑到车辆的当前运行轨迹和未来移动轨迹，建立以车辆为感知参与者的移动群体感知网络系统模型，并将城市感知覆盖问题建模为一个感知成本预算受限的感知参与者选择问题，并且提出了性能较好的近似算法以解决参与者选择问题。本文的研究内容及创新点可以归纳为以下几点：

1)、将城市公共车辆作为移动群体感知网络的感知参与者，设计城市感知模型并将其层级结构划分为感知层、传输层、应用层。其中，感知层的感知节点为搭载多种传感器的公共交通，传输层利用长距离通信或短距离通信两种方式进行数据传输，应用层为数据处理平台；

2)、考虑了城市感知覆盖与车辆移动轨迹的关系，将感知时空覆盖度作为衡量感知收益（感知数据质量）的指标，构建车载移动群体感知系统模型；

3)、在系统模型的基础上，设计了车载移动群体感知网络参与者选择策略，在任务发起者感知成本受限的条件下，建立感知时空覆盖函数，最大化感知收益

(感知覆盖度), 从而获得最优质的感知数据。

### 1.3 论文章节安排

本轮文分成五章完成, 各章内容安排如下:

第 1 章介绍了研究背景和意义, 其中着重比较了无线传感器网络和移动群体感知网络两种城市感知网络的优劣, 明确了利用移动群体感知网络建设“智慧城市”的优势, 阐述了移动群体感知技术的国内外研究现状以及本文的研究内容、论文来源和组织结构安排。

第 2 章主要阐述移动群体感知技术, 包括系统组成、典型应用以及面临的关键问题, 并介绍移动群体感知系统中常用的信息接入技术。

第 3 章主要根据前两章的工作建立城市感知模型, 在城市感知模型的基础上建立基于城市公共交通的车载移动群体感知网络系统模型。在该模型中, 用来衡量网络感知性能的主要指标是时空覆盖度。根据系统模型, 将车载移动群体感知网络中的问题公式化成参与者选择问题, 并证明该问题的 NP-hard 特性。最后, 为了最大化覆盖度, 选择最优的车辆参与城市感知, 设计基于贪心和枚举算法的参与者选择策略。

第 4 章, 通过仿真实验验证本文提出的参与者选择策略的性能并对结果进行分析。通过对随机参与者选择算法(Random)、基于贪心策略的参与者选择算法(GA-SC)和枚举参与者选择算法(Enumeration)这三个算法进行结果对比, 分别从感知参与者数目、感知成本预算、感知时段三个方面的变化来衡量感知信息的优劣, 并仿真对比四个算法的时间复杂度, 进而验证本文所设计算法的有效性。

第 5 章对全文进行总结, 指出本研究存在的不足, 并探讨了车载移动群体感知技术的研究趋势。

## 第二章 移动群体感知系统相关概述

上一章阐述了城市感知网络建设的重要性。通过对比无线传感器网络和移动群体感知网络的差异，说明了移动群体感知网络对于建设城市感知网络的优势，并回顾了移动群体感知技术领域上国内外的研究现状，进而明确了本文的主要研究内容。本章主要介绍移动群体感知相关技术。

### 2.1 引言

随着传感器技术、通信技术（如 3G、4G、5G 和 ZigBee）和互联网技术等的高速发展，移动智能终端（如智能手机、可穿戴设备等）的硬件配置和软件性能都有了显著提升，已经成为了人们日常生活不可或缺的重要组成部分。如今，智能终端装配各种各样的传感器，如 GPS 传感器、温度传感器和气体检测传感器等，相比于庞大的 PC 端，它能够利用装配在自身的、各种各样的传感器随时随地感知周围信息，并且广播信息，为人们提供更好的信息服务。大规模的智能终端能够组织形成一个感知功能强大的感知网络，即移动群体感知网络，从而扩大人类感知世界的维度。

### 2.2 系统概述

#### 2.2.1 基本概念

移动群体感知的基本概念可以描述为：人们利用随身携带的智能终端感知周围环境信息，并将感知到的信息通过移动互联网上传至数据处理中心，数据处理中心对终端感知的数据进行处理，最终为用户提供可靠的数据服务<sup>[1][54]</sup>。移动群体感知的主要特点有<sup>[13][46]</sup>：(1)、移动感知节点机动性能比较好，一直处于移动状态，而且节点的分布比较广泛且具有随机性；(2)、移动感知节点的分布规模比较大，任何一个携带终端的个体都能成为移动群体感知系统的感知节点；(3)、移动群体感知系统不依赖于单个感知节点，可见移动群体感知系统具有很强的健壮性；(4)、以人为中心，人在移动群体感知系统中充当感知对象、设备管理者、数据源和服务对象多种角色。

#### 2.2.2 系统组成

移动群体感知网络由数据处理中心、感知参与者（移动感知节点）、任务发起者三部分组成<sup>[13]</sup>，如图 2-1 所示。数据处理中心主要负责响应任务发起者的数据

请求，通过参与者选择策略，选择最优的参与者集合执行感知任务，然后将任务发布给感知参与者，最后对感知参与者上传的数据进行融合处理并响应给任务发起者。感知参与者是移动群体感知网络感知任务的执行者，主要指携带智能终端设备的人或者搭载智能传感器的实体。感知参与者在执行感知任务时会产生一定的资源消耗，为了激发参与者执行感知任务的积极性，感知参与者成功完成感知任务后会获得相应的激励报酬。任务发起者，可以是个人、企业、国家机关等等，任务发起者根据自身需求向数据处理中心发起数据请求，不同的任务发起者所能承受的感知成本存在差异。

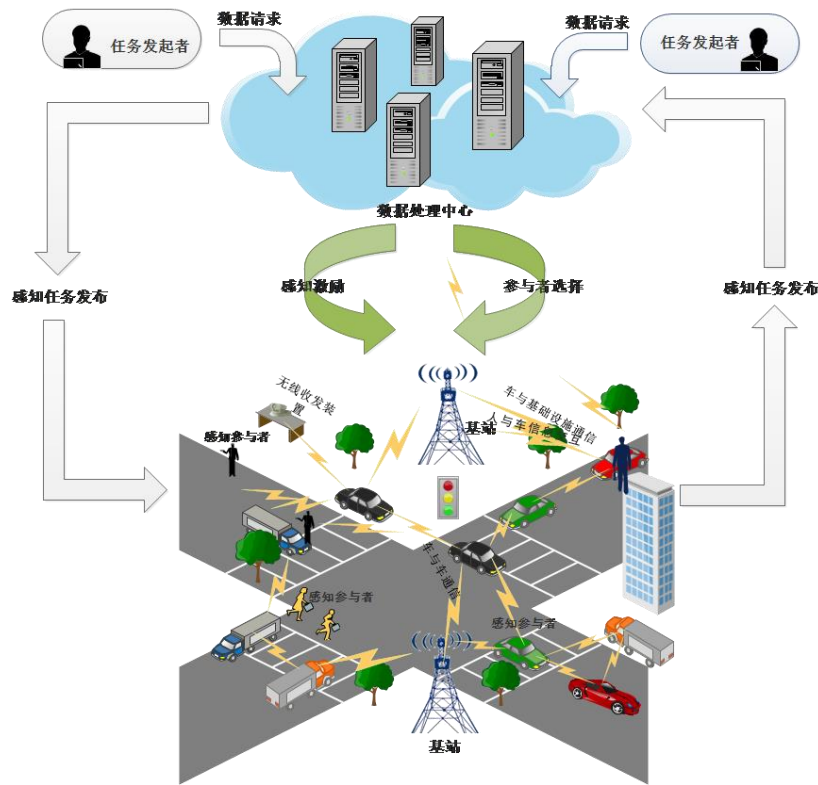


图 2-1 移动群体感知系统结构

### 2.2.3 感知方式

用户参与移动群体感知的方式分为参与式感知和机会式感知<sup>[46]</sup>。参与式感知是指主动参与感知过程，如用户使用高德地图时，能够针对某一路段的拥堵信息进行评论。机会式参与指使用者能通过下载感知应用程序，应用程序通过后台运行的方式，实时采集周围信息。不同的感知方式产生的感知效果也存在差异，机会式感知不需要人主动参与，因此降低了感知复杂度。但是，由于移动终端中能够后台执行感知任务的传感器有限，所以机会式感知获得的数据精度不高，类型不够广泛。此外，机会式感知需要获取移动终端相应的权限，可能会导致用户信息泄露这样的安全问题。表 2-1 对比了参与式感知和机会式感知在数据精确度、

用户负担、感知复杂度、感知数据类型、安全性等方面上的差异<sup>[46]</sup>。

表 2-1 参与式感知与机会式感知的对比

感知方式	参与式感知	机会式感知
数据精度	高	低
用户负担	高	低
感知感知复杂度	小	大
感知数据类型	图片、视频、文本	温度、位置
安全性	高	低

#### 2.2.4 感知规模

感知规模分为个体感知、群组感知和群体感知，下面将详细介绍这三种感知规模的特点。

##### 1) 个体感知

个体感知以用户自身为中心，用户利用自身携带的终端设备感知周围的信息，并对感知的信息进行数据融合处理。个体感知的用户之间相互独立，彼此之间不会进行通信行为或者信息共享，因此个体感知采集的信息精度相对较低。典型的个体感知应用如微信运动小程序、华为体脂测试 APP 等，这些应用通过采集并分析用户的运动信息或者健康指数来鼓励个人进行身体锻炼。

##### 2) 群组感知

群组感知的用户通常都有相同的兴趣。群组内用户在保护自身隐私的前提下，与群组内其它用户共享自身的相关信息。群组中的用户通过携带的智能终端收集和上传感知数据，感知数据在服务端进行数据分析、融合，处理完成的数据会被反馈给群组内的用户。典型的群组感知应用有 BikeNet，是一款面向骑行爱好者而开发的应用，骑行爱好者之间共享各自的信息，比如交通状况，天气状况等。

##### 3) 群体感知

群体感知的用户规模庞大，能达到城市级，甚至是全球级，它的用户数量级是群组感知的数倍。群体感知的个体既可以是具有相同兴趣的群组，也可以是具有不同兴趣的用户，它们通过互联网社交媒介或其它途径建立联系，分享各自感知的信息。规模庞大的群体感知感知的信息相对比较复杂，同时用户的请求也十分频繁，因此服务器的数据处理压力较大，一般可以通过分布式服务的方式缓解服务器的压力。通过数据源规模、数据精度等方面对比个体感知、群组感知和群体感知，它们的区别如表 2-2 所示。

表 2-2 不同感知规模的对比

感知规模	个体感知	群组感知	群体感知
数据源规模	小	中	大
感知精度	低	一般	高
数据处理复杂度	简单	一般	复杂

### 2.2.5 典型应用

移动群体感知的概念被提出后，国内外许多学者针对这一概念下的技术进行了大量的研究，基于移动群体感知技术的应用层见叠出。有学者将移动群体感知的应用归纳为环境感知、基础设施感知和社会感知这三个主要的领域<sup>[13]</sup>，如图 2-2 所示。本章接下来部分将对这三个应用领域进行详细的描述。

#### 1) 环境感知

动物和自然环境是环境感知主要的感知对象。随着跟踪技术的发展，通过跟踪技术可以收集各种各样的动物轨迹数据。近些年，由于环境对动物生活习性的影响，对动物运动的研究正在迅速增加。跨地点、时间或物种的动物运动比较是研究动物对气候和土地的适应性的关键。通过共享和交换动物跟踪数据，方便科研人员进行交流，有利于针对动物相关项目的顺利进行，The Movement Data<sup>[48]</sup>就是一个典型动物轨迹追踪的数据库<sup>[13]</sup>。

在自然环境监测方面，文献[49]中提到的 Common Sense 项目主要用于监测空气质量，感知参与者利用手持的气体质量检测仪收集空气质量信息，并将收集的环境信息通过互联网上传到数据处理中心，数据处理中心通过分析空气中的有害气体的浓度来监测环境空气的污染程度。Sunyoung Kim 等人研究的 Greek Watch 项目，用于监测水域污染情况。Sunyoung Kim 等人设计并实施的 Creek Watch 是一个 iPhone 应用程序和网站，允许参与者通过拍照或者上传文本描述等方式报告周围水资源相关信息，通过分析并聚合照片和文本信息获取水资源污染情况。

#### 2) 基础设施感知

基础设施感知主要应用于交通监测、地图导航、智能出行、城市建设等一系列基础设施服务，旨在为人们交通出行等方面提供服务。在 Park Net 项目中，Mathur 等人<sup>[50]</sup>利用 GPS 获取车辆的位置信息，并在车辆的车门上安装超声波检测仪，利用超声波检测仪检测车辆周边车位的空闲情况，进而将判断的信息上传到移动群体感知平台，实现数据共享，方便人们快速找到空闲车位。在智能出行

方面, 文献[51]完成的 Easy Tracker 项目能预测公交的到站时间, 系统通过利用智能终端上的 GPS 来实时获取公交车的位置信息, 通过设计公交车到站概率模型, 预测公交到达站点的时间, 有利于人们制定合理的出行计划, 同时为乘车者提供可靠的出行服务。此外, 伦敦大学的 Licia Capra<sup>[52]</sup>等人对伦敦地铁进行了相关研究。由于伦敦地铁的收费制度错综复杂, 导致旅客很难在较短的时间内找到开销最小的出行方案, 往往造成大量的路费浪费。针对这一问题, Licia Capra 等人通过分析历史数据, 利用数据挖掘及机器学习相关技术设计乘车方案模型, 从而为每个用户提供最佳的出行线路(时间最短, 开销最小, 换乘最少等等)。

### 3) 社会感知

社会感知主要是通过参与者收集数据, 这些数据与人们的日常生活息息相关, 参与者将数据上传到数据中心进行处理、融合, 从而为人们提供日常生活类服务。GeoLife<sup>[53]</sup>是一个典型的参与式社会感知系统, 该系统中数以万计的用户通过主动参与的方式收集日常活动信息, 比如针对某一活动进行评价, 以及共享活动位置信息。通过分析用户的相似度、活动关联性特征设计个性推荐算法, 进而根据用户的行为为用户提供个性化推荐服务。Eisenman 等人研究的 Bikenet 是一个健康服务类项目。在该项目中, 用户可以通过搭载在自行车上的感知设备或者骑行者携带的移动智能终端收集骑行者的轨迹信息、骑行道路的空气质量和交通状况等相关数据以及参与者个人身体状况, 如心跳频率, 身体兴奋度等数据, 并上传到数据服务中心进行数据分析, 数据中心通过对这些数据行径聚合分析, 从而为用户推荐最佳的骑行路线, 为人们骑行锻炼提供服务, 并改善用户的锻炼习惯。



图 2-2 移动群体感知的应用

## 2.3 关键问题

早期的移动群体感知项目的数据集规模较小, 如何提高智能终端的感知精度

是移动群体感知技术的研究热点。为了改善移动终端精度不足的问题,许多学者在网络搭建和设备交互等方面作了大量研究。近些年 WiFi、4G 和 ZigBee 等无线接入技术的发展,移动终端能够方便快捷的接入到互联网中,使感知规模越来越庞大,因此感知数据精度得到大幅度提升。如今,智能终端的发展使得移动群体感知规模越来越庞大,感知数据的规模也逐渐增大,对单个移动终端的精度要求随之降低。但是,庞大的数据给服务器端的数据处理和数据融合带来了越来越大的压力,因此对移动群体技术的研究转为对感知数据的分析、融合和压缩等。因为绝大多数移动群体感知应用都是采用参与式感知方式,所以如何实现选择尽可能少感知参与者的参与到感知过程中,同时能够保证丰富的数据类型,也是移动群体感知技术的研究重点。由此可见,移动群体感知技术的研究主要集中在终端和服务端两个方面。终端面临的主要问题是如何选择用户参与感知,以及如何设计激励机制让用户积极参与感知;服务端主要解决的问题是如何有效的对大规模数据进行融合,以及如何实现服务的实时推送。

### 2.3.1 服务端数据处理问题

随着移动群体感知系统规模的不断扩大,在基于“端+云端”的体系架构中,云端数据处理的压力也越来越大,云端计算能力受限成为研究移动群体感知技术亟需解决的难题。在移动群体感知应用系统中,感知参与者的异构性导致收集的信息种类繁多,诸如图片数据、文本数据、音频数据、视频数据等等,如何针对类型繁杂的数据进行有效管理同样是移动群体感知网络服务端面临的一大挑战。此外,当用户规模庞大时,可能会出现同一时刻亿万数量级的用户并发向服务端请求服务的状况,此时服务器面临巨大的请求压力,随时可能导致整个服务系统崩溃,那么如何快速响应用户的请求,并有效的对其进行分发、设置优先级,也是移动群体感知网络服务端面临的重大挑战。

针对大规模数据系统,业界普遍采用的是并行计算模型,如 Google 提出的 Map-Reduce 分布式批量模型和 Twitter 的 Storm 分布式流式计算。分布式批量处理并行计算模型通过对用户历史数据进行挖掘、分类聚合和特征提取,进而为用户提供可靠的数据服务。分布式流式计算适用于数据实时变化且流量巨大的场景,比如社交软件的热搜,它能实时分析数据特征,对数据进行分析计算。因此,对于用户数量与日俱增的移动群体感知应用,通过并行计算模型可以缓解服务端数据计算的压力。

### 2.3.2 感知参与者选择问题

现有的移动群体感知应用的发展尚未成熟且规模较小。参与者选择问题是扩



大感知规模的面临的主要问题。而产生这一问题主要是因为执行感知任务会给感知参与者的终端体验带来消极影响,同时感知的数据可能包含参与者的隐私信息进而引起隐私泄漏:一方面,移动群体感知应用需要使用用户终端执行感知任务,这一过程会导致终端电量消耗大幅增加,而且,对于一些特定的任务,需要用户主动参与任务执行的过程(比如上传视频、发表评论等),这些因素会影响用户的终端体验,造成感知参与者参与执行感知任务的积极性降低;另一方面,用户上传感知信息时会顾虑个人隐私是否安全,因为上传的感知数据可能携带用户的个人信息或行为特征等,很可能导致用户的隐私泄露。在规模庞大的移动群体感知应用中。因此,在大规模移动群体感知应用中,在保证感知参与者隐私不泄露的前提下,如何选择并刺激候选参与者参与执行感知任务是我们研究移动群体感知网络技术必须面对和解决的首要问题。

当前感知参与者选择策略的研究应当重点关注选择最优的感知参与者来完成感知任务并使感知成本最小。在移动群体感知应用系统中,感知参与者的移动特性使感知的数据具有时间维度和空间维度,需要充分利用感知数据的时空相关性,从大规模的候选感知参与者中选择能出色完成感知任务且能保证系统感知性能的部分参与者去完成感知任务。可见,参与者选择策略直接决定了移动群体感知系统的性能好坏,设计高可靠、高性能的参与者选择策略也是我们必须解决的问题。

## 2.4 接入技术

与传统的无线传感器网络技术相同,移动群体感知网络信息接入技术分为有线接入和无线接入。由于移动群体感知系统的感知参与者具有移动特性,因此在系统设计时首选无线接入技术。目前,常用的无线接入技术主要由以下几种:

### 1) ZigBee 技术

ZigBee 是一种基于 IEEE 802.15.4 标准的个人区域网通信协议,图 2-3 表示 ZigBee 网络结构。其特点是低功耗、支持短距离通信、自组织网络以及高传输速率。Zigbee 可工作的频段有 2.4GHz、868MHz 以及 915MHz,对应的传输速率分别为 250Kbit/s、20Kbit/s 和 40Kbit/s,不同频段可用的信道个数分别有 16、1、10 个。ZigBee 一般用于短距离通信,其传输距离在 10m-75m 之间,可扩增。Zigbee 广泛应用于物联网产业中,比如智能电网、环境监控等诸多领域。

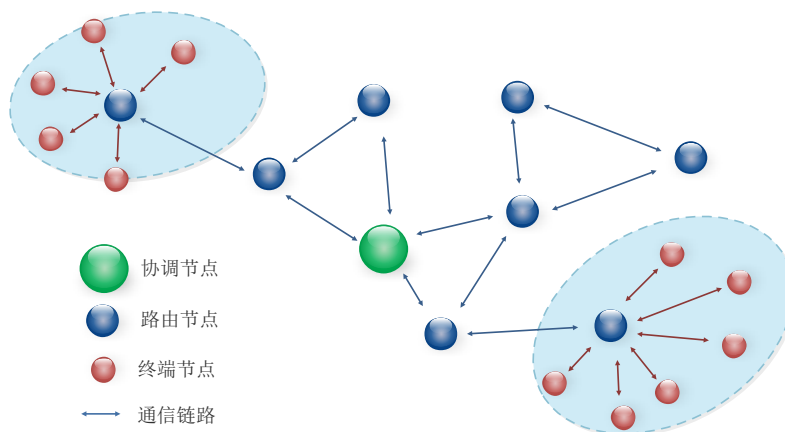


图 2-3 Zigbee 网络结构

## 2) 4G 技术

4G 是第四代移动通信系统，包括 TD-LTE 和 FDD-LTE 两种制式。它同时支持 3G 和 WLAN，能够快速传输数据、高质量的音频和视频以及图像等。TD-LTE 的理论峰值传输速率可以达到下行 100Mbps、上行 50Mbps，而且其下行速度始终可以稳定在 50Mbps 左右，上行速度能在 8Mbps 以上。

LTE (Long Term Evolution) 架构，如图 2-4 所示，它主要由演进后的核心网 EPC (如图终端 MME/S-GW) 和演进后的接入网 E-UTRAN 组成。LTE 接入网的唯一组成部分是演进型节点 B (eNode B, evolution Node B)。eNode B 之间通过 X2 接口连接，源 eNode B 与目标 eNode B 之间会存在 X2 接口。LTE 接入网与核心网利用 S1 接口进行连接<sup>[61]</sup>。

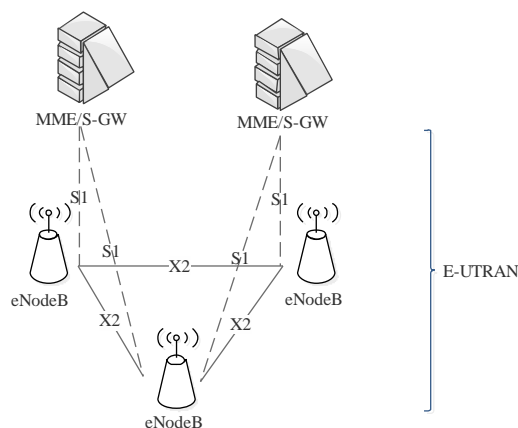


图 2-4 LTE 系统架构

## 3) WiFi 技术

Wifi 是一种允许电子设备接入到无线局域网的短距离无线通信技术，射频频段为 2.4G UHF 或者 5G SHF ISM。它是由接入点 AP (Access Point) 和无线网卡

组成的无线网络,其最大数据传输速率可达 11Mbps,可通过调节信号的功率实现动态调整传输带宽。WiFi 技术广泛应用于智能家居、智能交通以及安防监控等诸多领域。BSS (Basic Service Set)是 WiFi 最常用的网络结构,如图 2-5。AP 是 BSS 网络的创建者和管理者, WiFi 接入设备都需要与 AP 建立通信链路。接入 WiFi 设备之间进行通信需要通过 AP 进行转发。比如,当 STA 1 和 STA 2 进行通信时,需要建立通信链路 STA 1  $\rightarrow$  AP 1  $\rightarrow$  STA 2 才能完成通信过程。一个 AP 和与它关联的所有接入设备组成一个 BSS。多个 AP 通过 DS (Distribution System) 进行通信,所有设备之间互连形成的网络称为 ESS (Extensive Service Set)。

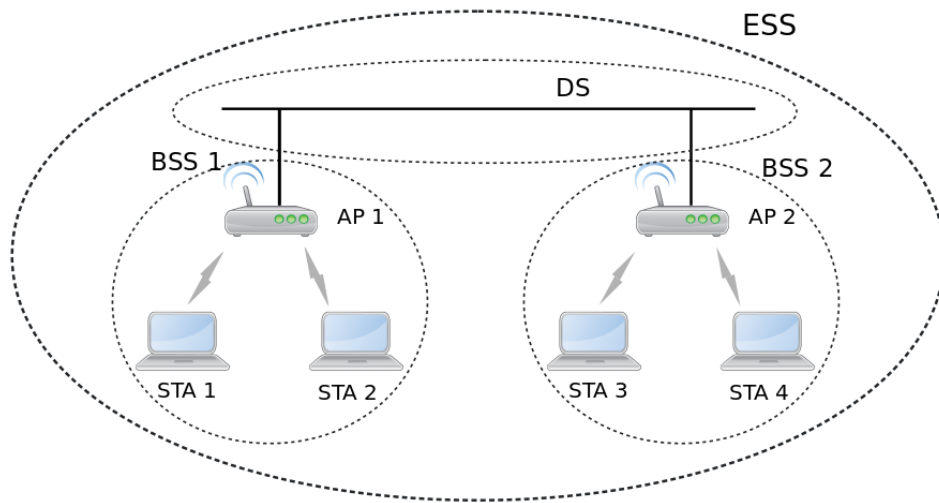


图 2-5 WiFi 网络结构

#### 4) 卫星通信技术

卫星通信系统是一种微波通信技术,以卫星为中继站转发微波信号,由地面站接收,且地面站之间相互通信,能够实现对地面的全覆盖。按照轨道区分,卫星通信系统分为地轨道卫星通信系统 (LEO)、中轨道卫星通信系统 (MEO) 以及高轨道卫星通信系统 (GEO)。GPS 全球定位系统就是大众所熟知的卫星导航系统,能提供实时、全天候和全球性的导航服务,广泛应用于导航与信息服务。卫星网络的典型拓扑结构,如图 2-6 所示。按照在网路中的位置,可分为卫星接入网和卫星骨干传输网两大部分。用户终端都通过卫星接入网与卫星网络进行连接;卫星骨干传输网通过星间链路进行通信业务。

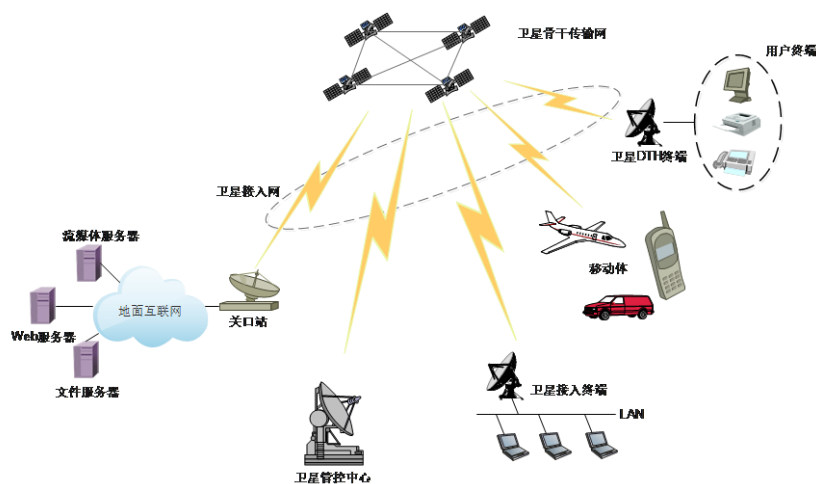


图 2-6 卫星网络拓扑结构

## 2.5 本章小结

首先,本章主要介绍了移动群体感知技术的感知概念、系统组成、典型应用、面临的技术难题和信息接入技术。从感知规模的角度论述,移动群体感知网络主要分为个体感知、群组感知以及群体感知,这三种感知规模的用户数量依次递增。从感知方式的角度论述,移动群体感知应用分为参与式感知和机会式感知,本章从数据精度、用户负担、感知复杂度、感知数据类型、安全性这几个角度对比了两种参与方式的差异。然后,本章分析了在大规模的移动群体感知应用中面临的两大挑战:服务端数据处理和移动感知参与者的选择,其中移动感知参与者的选择问题是本文后续要进行深入研究的主要问题。最后,介绍了移动群体感知网络在信息传输是所用到的信息接入技术。

## 第三章 车载移动群体感知网络参与者选择策略研究

上一章主要介绍了移动群体感知网络的基本概念、系统组成、感知规模、典型应用、面临的技术难题和信息接入技术。随着互联网技术的快速发展,移动群体感知服务端数据处理的问题迎刃而解。但是,对于感知参与者规模较大的移动群体感知系统,感知参与者的选择一直是困扰国内外学者进一步研究亟需解决的首要难题。本章的主要研究内容是基于城市公共交通的车载移动群体感知网络参与者选择策略。

### 3.1 引言

目前,基于移动群体架构的研究主要集中在如何尽可能多选择的感知参与者来提升系统的感知收益上。在实际应用中,不同参与者的感知能力之间存在相关性。例如,在基于位置的移动群体感知应用中,具有相似移动特征的参与者之间可能存在高度相关的感知观测能力。在这种情况下,对感知能力相似的移动群体进行选择不仅会造成感知覆盖冗余,而且会导致中心节点的处理数据的压力过大进而造成网络传输速率降低,浪费感知成本。如果感知任务发起点是阿里巴巴、百度、谷歌这样的大型企业或者其他国家公安部门,那么它们在招募感知参与者的时候可以不考虑预算成本问题,但是,如果任务发起点是个人或者小型企业,那么它们的预算成本通常都是受限的,因此,感知成本预算是设计有效的参与者选择策略时必须考虑的重要因素<sup>[60]</sup>。以往针对移动群体感知网络的研究对象主要是移动的人群,大多数学者在研究参与者招募策略时没有考虑到感知参与者移动的随机性问题,普遍认为移动个体的位置是已知的。然而,在现实场景中,感知参与者一直处于频繁移动中,它们的移动来自于主观意识,具有随机性。因此,在观测时段,很难确定网络中所有参与者的具体位置。在研究参与者选择策略时,如果研究者认为移动群体感知系统中感知参与者的移动位置是可知的,实际应用参与者选择策略时就会引入较大的感知偏差,甚至造成局部观测冗余或者局部观测“空洞”<sup>[60]</sup>。公共交通的移动模式与携带移动终端的人群的移动模式类似,都具有动态移动特性,且覆盖面广。但是,以城市公共交通为感知参与者的移动群体感知系统,其移动轨迹更容易预测,比如公交车的移动轨迹由公交管理部门提前制定,严格按照公交时刻表运行。此外,装载有 GPS 导航系统的公共交通能实时共享轨迹信息,这样在以公共交通为中心的移动群体感知系统中,参与者的未来位置可预测。城市公共交通的高动态性使其在观测时段内能够覆盖多个不同的感兴趣区域,从而使利用少量的预算成本实现高可靠性的感知覆盖成为可能。

本文研究车载移动群体感知网络参与者选择策略的感知参与者对象为城市公共交通。基于城市公共交通的车载移动群体感知网络能够克服传统移动群体感知网络中仅考虑参与者当前位置就进行参与者选择的缺点,综合考虑候选感知参与者的当前位置和未来位置,以此来设计参与者选择策略,保证城市感知网络可靠的感知性能。本章首先为基于城市公共交通的车载移动群体感知网络建立城市感知模型。然后,在该模型的基础上,综合考虑参与者车辆的当前轨迹、未来移动轨迹以及任务发起者的成本预算限制等因素,将车载移动群体感知中参与者选择问题建模为一个与任务发起者感知成本预算相关的非线性规划问题,简称为参与者选择问题(The Selections of Public Transports, SPTs),目的是在有限的成本预算下,提升车载移动群体感知网络的时空感知收益。同时,证明参与者选择问题具有 NP-hard 特性,因此系统无法在多项式时间内获得最优的感知车辆集合完成感知任务。最后,本章提出启发式近似算法(Combination Algorithm of Enumeration and Greedy, EGCA)实现在有限感知成本预算的限制下,获得一个近似最优感知车辆集合,实现感知时空覆盖度最大化,提升车载移动群体感知网络的感知性能。综合以上分析,本章的主要研究内容简要归纳为以下几点:1)基于移动群体感知网络技术,搭建城市感知模型;2)将城市公共车辆作为移动群体感知系统的感知参与者,克服传统移动群体感知系统中没有考虑参与者移动轨迹的缺点,综合考虑城市公共交通的当前轨迹和未来移动轨迹,构建车载移动群体感知系统模型,并将问题抽象为参与者选择问题;3)针对系统模型,提出了具有理论下界的近似算法来解决参与者选择问题。

### 3.2 城市感知模型

基于物联网的城市感知网络架构分为感知层、网络层和应用层<sup>[54]</sup>。结合“智慧城市”和移动群体感知网络的特点,本文给出了基于城市公共交通的车载移动群体感知中城市感知网络架构的示意图,如图 3-1。该城市感知网络架构也分为感知层、网络层以及应用层三层。感知层涉及的主要有 MEMS、GPS 等智能传感器,网络层涉及各种无线/有线通信技术,应用层主要是客户端进程,具有各种各样的专项能力,如环境感知应用、社交应用等。感知层的主要功能是完成城市信息采集,通常采用多种不同的通信协议,而且具备信息收发能力,如城市违章停车监测;网络层主要由移动通信网、短距离无线通信和无线通信网络组成,是城市感知的核心部分,具备大容量高速信息传输能力;应用层则是建设“智慧城市”的成果体现,也是不同系统的数据交互、分析、整合和优化后的输出媒介,将网络层传输的数据通过共享性接口为服务对象提供数据,具有为用户提供实际功能的特点,通常是用户直接参与使用的一层。

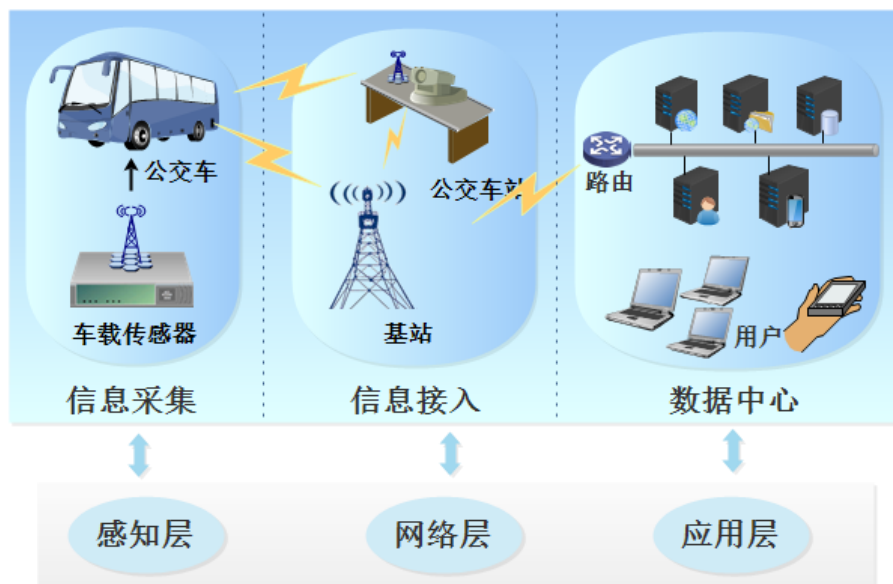


图 3-1 车载移动群体感知的城市感知架构

本章研究的基于城市交通的车载移动群体感知种参与者选择问题主要涉及感知层，即最大化感知层覆盖。研究的目的在于为用户提供可靠有效的城市信息服务，为实现“智慧城市”打下夯实的基础。为此，本文提出一种基于城市公共交通和移动群体感知网络的城市感知模型，为本文接下来的研究提供应用场景。下面，将详细描述该城市感知模型的设计。

首先，前文对比了传统无线传感器网络和移动群体感知网络的优缺点，明确研究以车辆为中心的移动群体感知网络。在本城市感知模型中，数据来源是基于城市公共交通的移动采集设施，被称为感知参与者。

然后，为了缩短传输时延、提高数据传输效率，在城市感知模型中，主要采用无线接入技术进行数据传输。感知参与者可以通过无线通信技术将感知到的数据直接传输给数据处理中心。为了减小流量消耗，缩短网络传输时间，部分数据还可以通过 ZigBee、WiFi 等短距离通信方式发送给公共交通站节点，因此在该城市感知模型中将公共交通站点作为固定的数据汇聚节点。

最后，感知参与者通过远距离无线通信技术如 4G 网络，固定的数据汇聚节点通过有线数据传输技术将采集到的数据发送到远程数据处理中心进行处理和存储，并反馈给用户。

综上所述，本文中基于公共交通的车载移动群体城市感知模型主要组成部分是：感知参与者（城市公共交通）、固定的数据汇聚节点（公共交通站点）、无线接入网络和远程数据处理中心，如图 3-2 所示。



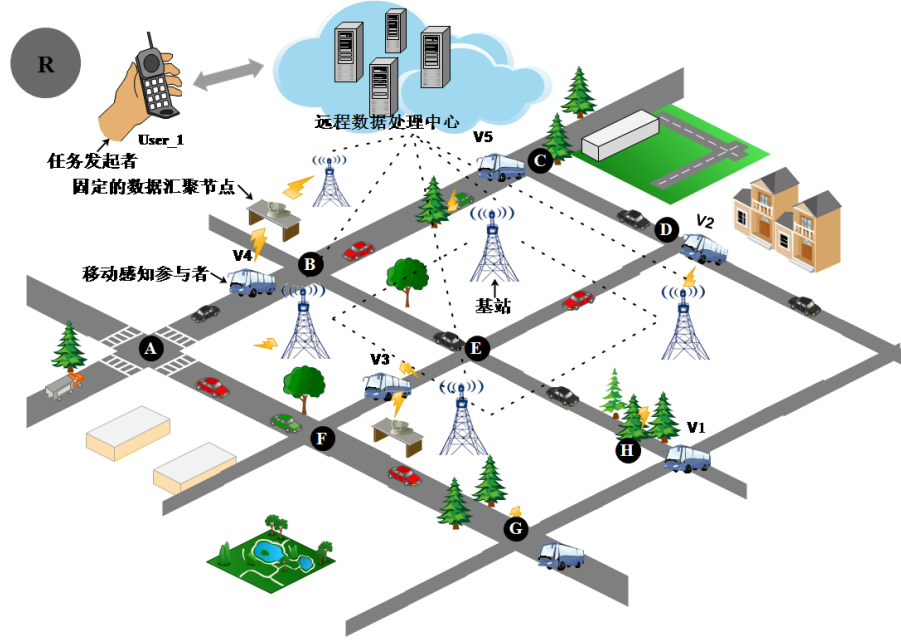


图 3-2 基于城市公共交通的城市感知模型

### 3.3 系统模型及问题构建

#### 3.3.1 基于公共交通的车载感知网络参与者感知示例

在城市感知模型的基础上，通过具体案例分析车载移动群体感知中的问题，并推断出相应的结论，为建立城市感知覆盖模型提供理论依据。在移动群体感知网络应用中，覆盖度是衡量系统性能的重要指标之一。覆盖度表示参与者在空间维度和时间维度的可用性，计算参与者的覆盖度时需要提取参与者轨迹信息包括经度、纬度和时间点。本章通过应用实例来说明感知时空覆盖度和车辆轨迹之间的关系，从而建立城市感知覆盖模型。假设任务发起者使用车载移动群体感知网络来获取城市的交通信息，如图 3-2 所示，任务发起者 User\_1 对区域  $R$  未来 30 分钟内的交通状况感兴趣，他作为任务发起点广播感知任务，区域  $R$  被分为  $R = \{AB, AF, BC, BE, CD, DE, EH, EF, FG, GH\}$  10 个区域，参与感知的候选车辆节点为 5 辆公交，分别表示为  $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$ ，这些公交都搭载各种各样的传感器（包含温度、摄像头、GPS 等），它们都在区域  $R$  内运行，观测时段分为 5 个时段  $T = \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5\}$ ，公交  $v_1 \sim v_5$  在  $t_1 \sim t_5$  时段的运行轨迹表示为  $v_1 - \{HE, DE, CD, AB, AF\}$ ， $v_2 - \{CD, BC, AB, AF, FG\}$ ， $v_3 - \{CD, BC, AB, FG, GH\}$ ， $v_4 - \{AF, EF, CD, AB, AF\}$ ， $v_5 - \{AF, EF, CD, AB, DE\}$ ，公式(3-1)是 5 辆公交的运行时刻矩阵。如果任务发起者 User\_1 广播感知任务的最大支出预算为 3 个单位，如果任意一辆公交被选择去参与执行感知任务将会得到 1 个单位的感知报酬。同



一时刻被选上的车辆如果在同一时刻经过的区域相同,则认为是覆盖冗余,我们认为有且仅有一份感知数据有效,此外,假设感知的区域为所有区域,即  $ROI = R$ 。首先,考虑到车辆轨迹不可预测的情况,在不超过支出预算的前提下,系统可能会从候选车辆中随机选择 3 辆智能公交参与执行感知任务,表 3-1 展示了由不同的车辆组成的感知车辆集合的时空覆盖度之间的差异,车辆集合  $\{v_1, v_2, v_3\}$  的感知覆盖度为 11,  $\{v_1, v_4, v_5\}$  的感知覆盖度为 9,  $\{v_1, v_3, v_4\}$  的感知覆盖度为 13。因此,在轨迹不可预测时,系统可能会选择车辆集合  $\{v_1, v_4, v_5\}$  参与执行感知任务,那么系统将会获得最小的时空覆盖度即最差的感知性能。与此相反的是,如果车辆的未来轨迹可以预测,那么系统会优先选择车辆集合  $\{v_1, v_3, v_4\}$  参与执行感知任务,此时系统能获得最大的感知覆盖度即最优的感知性能。通过这个应用实例可以看出:感知参与者的移动轨迹对移动群体感知网络的网络性能具有非常大的影响,通过预测感知参与者的未来移动轨迹,能够显著提高网络性能。

如以上应用实例所述,在绝大多数车联网或移动群体感知网络的场景中感知,参与者的未来移动轨迹通常不能确切的得知。但是,城市公共交通与私家车、出租车或移动人群不同的是,其移动轨迹不是随机的,而是严格按照公交管理部门制定的时刻表运行,因此它的移动轨迹在某个时刻完全是可以预测的。本章对车载移动群体感知网路的研究都是基于城市公共交通,通过城市公交运行时刻表预测在各个感知时刻下车辆的具体位置。接下来的 3.3 节将结合上述的分析建立基于城市公共交通的车载移动群体感知网络的系统模型。

$$L(v_1, v_2, v_3, v_4, v_5) = \begin{matrix} V/T \\ \begin{matrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{matrix} \end{matrix} \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 & t_4 & t_5 \\ HE & DE & CD & AB & FG \\ CD & BC & AB & AF & FG \\ CD & BC & AB & FG & GH \\ AF & EF & CD & AB & AF \\ AF & EF & CD & AB & DE \end{bmatrix} \quad (3-1)$$



表 3-1 车辆集合感知覆盖度大小差异

$V/T$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	覆盖度
$\{v_1, v_2, v_3\}$	$\{HE, CD\}$	$\{DE, BC\}$	$\{CD, AB\}$	$\{AB, AF, FG\}$	$\{FG, GH\}$	11
$\{v_1, v_4, v_5\}$	$\{HE, AF\}$	$\{DE, EF\}$	$\{CD\}$	$\{AB\}$	$\{FG, AF, DE\}$	9
$\{v_1, v_3, v_4\}$	$\{HE, CD, AF\}$	$\{DE, BC, EF\}$	$\{CD, AB\}$	$\{AB, FG\}$	$\{FG, GH, AF\}$	13

### 3.3.2 模型建立与问题描述

本章所用到的参数符号及含义如表 3-2 所示。在感知区域范围内，将用户感兴趣的区域划分为一系列区域集合，该区域集合可以表示为  $R = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_{k-1}, r_k\}$ ，假设感知区域中有  $n$  辆车可以参与任务感知，车辆集合表示为  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_{n-1}, v_n\}$ 。假设用户发起的任务感知持续时间为  $T$ ，需要在  $m$  个感知时段内完成，且每个感知时段时长相等，大小为  $\nabla \tau$ ，则感知时段可以表示为  $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{m-1}, t_m\}$ 。由于城市公共交通的移动轨迹严格按照运行时刻表执行，因此，本节认为所有车辆的未来运行轨迹都是可以预测的。在感知时段，所有车辆的移动轨迹可以公式化为  $L(V)$ ：

$$L(V) = \begin{bmatrix} v_1 & l_1(t_1) & l_1(t_2) & \dots & l_1(t_m) \\ v_2 & l_2(t_1) & l_2(t_2) & \dots & l_2(t_m) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & l_i(t_j) & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ v_n & l_n(t_1) & l_n(t_2) & \dots & l_n(t_m) \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

其中， $l_i(t_j)$  表示感知车辆  $v_i$  在感知时刻  $t_j$  的位置，且  $l_i(t_j) \in R$ 。

在实际应用中，一方面，由于许多车辆在观测时刻的运行轨迹会发生重叠，因此如果所有车辆参与感知，必然会造成数据冗余；另一方面，让所有车辆参与执行感知任务，这种参与方式的成本预算对于大型企业是可以承受的，但对于小型企业或者单个用户是不可承受的，因此，为了限制参与感知车辆的集合大小，本节认为，任务发起点的成本预算是受限制的，最大成本预算表示为  $C_{\max}$ 。所有车辆可以通过网上竞标的方式进行感知报价，所有车辆的感知报酬用向量  $C$  表示：

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\} \quad (3-3)$$

其中  $c_i$  表示车辆  $v_i$  参与执行感知任务获得的感知报酬。

在成本预算的限制下，参与观测的车辆集合的大小会受到限制，本文用  $\Omega$  表示系统选择的车辆集合。根据车辆的感知报价，任意车辆要么被选择参与执行感知任务，要么不参与，用向量表示为：

$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, \dots, x_n\} \quad (3-4)$$

其中：

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } v_i \text{ 参与感知} \\ 0, & \text{车辆 } v_i \text{ 不参与感知} \end{cases} \quad (3-5)$$

可以得到,  $\Omega = \{v_i | x_i = 1, \forall v_i \in V\}$ , 那么任务发起者实际的感知支出  $C(\Omega)$  可以表示为:

$$C(\Omega) = \sum_{i=1}^n x_i \cdot c_i = \sum_{v_i \in \Omega} c_i \quad (3-6)$$

通常而言, 时空覆盖度定义为所有被选上参与感知的车辆观测资源可以覆盖到感兴趣目标区域的大小。`在同一时刻, 如果有多辆车辆在同一区域参与执行感知任务, 那么感知数据会出现冗余, 有且仅有一份感知数据有效。根据上一章节的应用实例, 在任意观测时段  $t_j$ , 感知时空覆盖度可以公式化为以下表达式:

$$\Delta STC_j = \bigcup_{v_i \in \Omega}^m l_i(t_j) \quad (3-7)$$

那么在整个观测时间内, 感知时空覆盖度公式可以表示为:

$$STC = \sum_{t_j \in T, j=1}^m \bigcup_{v_i \in \Omega}^m l_i(t_j) \quad (3-8)$$

其中,  $STC$  是在观测时段总的时空覆盖度。

实际上, 在不同的观测时刻或者不同观测路段, 感知数据的重要程度存在差异, 假设在图 3-2 中, 区域  $AB$  属于热点地区, 区域  $GH$  为偏僻地区, 任务发起者期望获得区域  $R$  的交通情况, 那么在进行感知参与者选择时, 系统会优先选择经过区域  $AB$  的车辆来参与完成任务观测, 因此, 本节引出优先权重因子来衡量各个区域信息的重要程度, 优先权重因子的大小与交通拥堵指数(Traffic Congestion Index, TCI)息息相关。通过分析历史数据, 可以计算出各个区域各个时刻的 TCI, 用  $D_{t_j}^l$  表示, 且  $D_{t_j}^l \in (0,1]$ , 在统计时间间隔内 TCI 的计算公式如下:

$$D_{t_j}^l = \left( \frac{RS_{ij}}{CS_{ij}} - 1 \right) \quad (3-9)$$

其中,  $RS_{ij}$  表示区域  $l_i(t_j)$  在统计时段  $t_j$  内车辆的参考速度, 也就是自由流速度值;  $CS_{ij}$  表示区域  $l_i(t_j)$  在统计时段  $t_j$  内车辆的运行速度。通过 TCI 的值计算优先权重因子:

$$W_{t_j}^l = \log(1 + D_{t_j}^l) \quad (3-10)$$

其中,  $W_{t_j}^l$  表示在  $t_j$  观测时刻下, 区域  $l_i(t_j)$  的优先权重因子。

感知时空覆盖度进一步优化, 则:

$$STC = \sum_{t_j \in T, j=1}^m \bigcup_{v_i \in \Omega}^m [l_i(t_j) \cdot W_{t_j}^{l_i}] \quad (3-11)$$

感知参与者执行任务时会获得任务发起者支付的感知报酬，感知报酬可以是金钱或者非金钱（如积分）。对于感知报酬大小的确定，也有学者做过相关研究，一些研究指出感知报酬可以通过网上竞价的方式获得，网上竞标这个过程需要感知参与者和任务发起者共同确定，该过程的大致描述如下<sup>[41]</sup>：任务发起者广播若干感知任务，并携带执行本次任务能承担的最大感知报酬，接收到广播信息的移动感知参与者预估自身完成任务的开销，向任务发起者发送参与执行任务的请求并说明期望获取的感知报酬，任务发起者收到所有感知参与者的期望感知报酬之后，对预算成本作相应的调整，再次广播自身的成本预算以及所有感知参与者的期望感知报酬，其他参与者接收到这个广播信号后，综合考虑任务发起者的预算支出以及竞争者的期望感知报酬来调整自身的期望报酬，最后发送给任务发起者。该过程多次反复，直到任务发起者的预算成本与感知参与者的期望报酬达到均衡。显而易见的是，网上竞价这个过程需要任务发起者和感知参与者大量的信息交互，因此会产生大量的流量开销，这一过程可能会导致移动参与者失去参与完成感知任务的兴趣，因此，需要通过支付感知报酬这种激励方式刺激移动感知参与者积极地完成感知任务。本文的研究主要集中在移动感知参与者选择问题上，因此本文感知参与者的感知报酬通过网上竞价<sup>[41]</sup>的方式获得，并且服从 $[\alpha, \beta]$ 的均匀分布。

对于  $R$  中的任意区域  $r_k$ ，为了保证感知数据的质量，因此通常期望在任意时段  $t_j$ ，区域  $r_k$  至少被覆盖  $N_{t_j}^{r_k}$  次，可以得到：

$$\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_{i,k}^j \geq N_{t_j}^{r_k}, \forall r_k \in R, t_j \in T \quad (3-12)$$

综上所述，问题可以描述为：在移动群体感知系统的预算成本受限时，如何最大化时间覆盖度，公式化描述如下：

$$\begin{cases} \max(STC) = \max \left( \sum_{t_j \in T, j=1}^m \bigcup_{v_i \in \Omega}^m [l_i(t_j) \cdot W_{t_j}^{l_i}] \right) \\ \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_{i,k}^j \geq N_{t_j}^{r_k}, \forall r_k \in R, t_j \in T \\ C(\Omega) = \sum_{v_i \in \Omega} c_i \leq C_{\max} \\ \forall v_i \in V, t_i \in T, l_i(t_j) \in R, l_i(t_j) \in ROI \end{cases} \quad (3-13)$$

由公式可以得出以下几点：

- (1) 目标函数为最大化车载移动感知群体感知的时间覆盖度;
- (2) 保证在任意时段  $t_j$ , 任意区域  $r_k$  都能被覆盖;
- (3) 选择车辆的成本预算受限, 参与执行感知任务的车辆, 其感知报酬总和不能超过总的感知成本预算  $C_{\max}$ 。

表 3-1 参数含义

参数符号	具体含义
$R$	目标区域集合
$ROI$	感兴趣区域
$V$	候选车辆集合
$T$	感知时段集合
$L(V)$	轨迹矩阵
$C$	车辆参与感知的感知报酬集合
$c_i$	候选车辆 $v_i$ 参与感知获得的感知报酬
$C_{\max}$	任务发起者最大感知预算成本
$X$	车辆是否参与感知的指示矩阵
$V$	候选车辆 $i$
$r_k$	第 $k$ 个感兴趣区域
$l_i(t_j)$	在第 $t_j$ 时段, 车辆 $v_i$ 的感知区域
$W_{t_j}^{l_i}$	在第 $t_j$ 时刻位置 $l_i$ 上信息的权重因子
$RS_{ij}$	区域 $l_i(t_j)$ 在统计时段 $t_j$ , 车辆的参考速度
$CS_{ij}$	区域 $l_i(t_j)$ 在统计时段 $t_j$ , 车辆的运行速度
$y_{i,k}^j$	车辆 $v_i$ 在 $t_j$ 时段的覆盖区域 $r_k$
$STC$	时空感知覆盖度

可见, 目标函数是一个非线性函数, 在感知成本预算受限的情况下, 最大化感知覆盖度是一个非线性规划问题。当候选的车辆集合空间特别大时, 无法在多项式时间内找到最优解, 因此该问题是一个 NP-hard 问题。为了保证感知质量,

提升用户体验，需要提出一种有效的算法来降低从大量候选车辆中选择最优车辆时的复杂度，并获取一个良好的感知性能。

### 3.4 车载移动群体感知网络参与者选择策略设计

#### 3.4.1 参与者选择问题的 NP-hard 特性证明

针对车载移动群体感知网络，在 3.3 节中提出了基于公共交通场景下的系统模型，并在系统模型的基础上将感知参与者的选择问题数学化成公式(3-12)。由公式(3-12)可以知道移动感知参与者的选择是一个非线性规划问题，当候选车辆的空间集合较大时，系统无法在多项式时间内得到一组最优的车辆集合来完成感知任务，因此在大规模的车载移动群体感知场景下，参与者的选择问题是一个 NP-hard 问题。下面将详细证明参与者选择问题的 NP-hard 特性。

首先证明  $SPTs \in NP$ ，对于任意一个可能解  $\Omega$ ，我们可以在多项式时间内检验  $\Omega$  是否是 SPTs 的最优解，时间复杂度为  $O(n \cdot |\Omega|)$ ，因此 SPTs 是 NP 问题。

为了证明  $SPTs \in NP-hard$ ，我们可以多项式时间内将具有 NP-hard 特性的集合覆盖问题（Set Cover Problem, SCP）规约到 SPTs 问题上。集合覆盖问题的决策版本详细描述如下：已知全集  $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ ，子集合  $\{S_1, S_2, S_3, \dots, S_m\} \subseteq U$  和正整数  $k$ ，是否存在集合  $\Phi \subseteq S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_m\}$ ，使得  $\cup \Phi = U$  且  $|\Phi| \leq k$ 。因此我们可以将 SCP 与 SPTs 作如下映射关系：

$$S \xrightarrow{\text{映射}} V, U \cup \mu \xrightarrow{\text{映射}} R, k \xrightarrow{\text{映射}} C_{\max} \quad (3-14)$$

其中  $\mu$  表示虚拟区域。感知时段  $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$ ，其中  $n = \eta$ ，决策变量  $\eta = |U|$ ，因此轨迹矩阵可以重构为以下形式：

$$l_i(t_j) = \begin{cases} u_j & u_j \in S_i \\ \mu & \text{其它} \end{cases} \quad (3-15)$$

SCP 与 SPTs 的规约关系，如下表 3-2 所示。

假设感知报酬矩阵  $C$  中的所有值都为 1。此外，因为权重因子只会影响选择策略在执行算法时的优先性，所以令  $w_{t_j}^h = 1$ 。至此，我们完成了 SCP 问题与 SPTs 问题的规约，如果  $SPTs \in NP-hard$ ，则需要以下问题成立，即：存在集合  $\Phi \subseteq S$  使得  $\cup \Phi = U$  且  $|\Phi| \leq k \Leftrightarrow$  存在车辆集合  $\Omega$ ，使得  $STC = \eta$ 。

$\Rightarrow$ （充分性）假设存在  $\cup \Phi = U$ ，由上述规约过程，最优车辆集合  $\Omega = \{S_i \mid v_i \in \Phi\}$ ，此时  $STC = \eta$  成立；

$\Leftarrow$ （必要性）假设存在最优车辆集合  $\Omega$ ，使得  $STC = \eta$ ，由上述规约过程知， $\Phi = \{S_i \mid v_i \in \Omega\}$ ，使得  $\cup \Phi = U$  且  $|\Phi| \leq k$  成立。

综上所述，SPTs 是 NP-hard 问题。

表 3-2 集合覆盖问题与 SPTs 问题的规约关系

集合 S						轨迹矩阵							
$S_1$		$u_1$	$u_2$				$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$u_5$	$\cdots$	$u_n$
$S_2$			$u_2$	$u_3$			$S_1$	$u_1$	$u_2$	$\mu$	$\mu$	$\mu$	$\mu$
$S_3$		$u_1$	$u_2$	$u_3$			$S_2$	$\mu$	$u_2$	$u_3$	$\mu$	$\mu$	$\mu$
		$\cdots$					$S_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$\mu$	$\mu$	$\mu$
$S_n$				$u_4$	$u_5$			$\cdots$					
							$S_n$	$\mu$	$\mu$	$\mu$	$u_4$	$u_5$	$\mu$

### 3.4.2 基于 EGCA 的参与者选择策略设计与性能分析

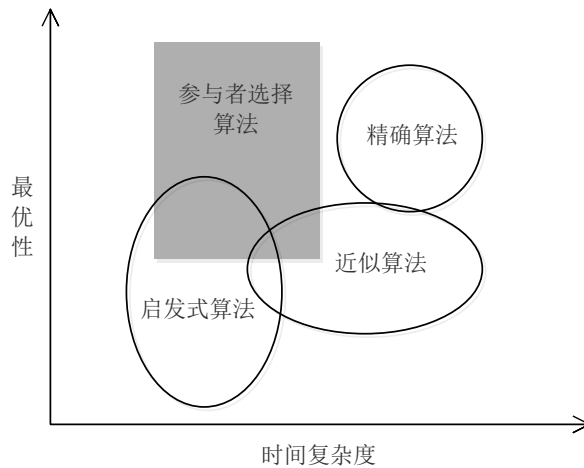


图 3-3 算法设计决策

上一节证明了 SPTs 属于 NP-hard 问题，因此除非  $P = NP$ ，否则无法在多项式时间内计算得到最优解。为了解决 NP-hard 问题，经常使用三种算法，它们分别是精确算法、近似算法和启发式算法。我们衡量算法性能时主要考虑两个因素：最优性和复杂性。最优性：算法计算的解与最优解的接近程度是多少？复杂性：算法能够以多快的速度找到最优解？为了选择合适的算法设计策略，我们从输入规模、成本敏感性和实时要求的角度探讨基于城市公共交通的车载移动群体感知应用的需求。由于车载移动群体感知系统中感知节点具有高度动态的移动性，因此需要尽快做出选择决策，否则，车辆的位置可能很快发生改变。由于使用精确算法解决 NP-hard 问题的时间复杂度是非多项式的，因此精确算法在这种情况下

可能表现不佳。所以，我们不会考虑如穷举搜索或动态编程这样的精确算法。接下来，考虑到参与者的密度，SPTs 问题适用于小规模输入的稀疏部署的参与者，设计具有理论约束的多项式时间近似算法完全适用于此场景，算法设计决策如图 3-3 所示。综合以上分析，本文提出一种基于枚举和贪心的启发式近似算法，简称为 EGCA (Combination Algorithm of Enumeration and Greedy)，通过多次迭代依次从候选车辆集合中选择最优的车辆来完成感知任务，其中每一次迭代的判决指标为时空覆盖度的边际收益，其含义为单位成本的时空覆盖度的增加率。因为任务发起者的成本预算受限，所以每次迭代时优先选择单位成本的空间覆盖边际增益最大的车辆参与执行感知任务。

参与者选择策略设计的核心是在每次迭代过程，得到最优的单位成本边际收益的车辆执行感知任务，主要考虑两方面策略：

- 在每次参与者选择的迭代过程中，选择的车辆集合应该尽可能使整体系统时空覆盖度得到提升；
- 由于感知成本预算受限，因此在执行每次迭代的过程时，尽可能选择单位成本时空覆盖度的边际收益最大的车辆。

根据以上阐述，在第  $r$  次迭代时，雇佣公交  $v_i$  在观测时段完成感知任务的单位成本的空间覆盖边际收益增加率为：

$$E_i^r = \frac{STC(\Omega') - STC(\Omega)}{c_i} \quad (3-16)$$

其中  $\Omega$  表示第  $r-1$  轮后被选择参与感知的车辆集合  $\Omega' = \{\Omega \cup v_i\}$ ， $c_i$  表示选择车辆  $v_i$  时任务发起者需要支付的感知报酬。该算法有一个性能保证下限，它的伪代码见表 3-3。EGCA 算法主要是基于枚举和贪心策略，在所有参与感知的候选车辆集合  $V$  中，每一轮中选择一个候选车辆，按照公式(3-16)计算空间覆盖边际收益增加率，选择边际增益增加率最大的车辆加入感知集合  $S' \leftarrow \{S \cup v_i\}$ 。按照这种方式执行下去，直到感知成本超过感知成本预算阈值  $C_{\max}$ 。该算法不仅考虑了感知参与者移动轨迹对感知收益的影响，而且也考虑了感知参与者的感知报酬对参与的选择及维护的影响。参与者选择算法的具体实现步骤如下：

步骤 1：初始化初始车辆集合  $S^0$ ，且  $|S^0| \geq 3$ ；候选车辆的激励成本为  $C$ ；候选车辆集合为  $V$ ，以及最大的感知成本预算  $C_{\max}$ 。

步骤 2：按照公式(3-11)计算候选车辆的时空覆盖度，再根据公式(3-16)计算候选车辆的边际覆盖率，并将其作为决策指标，找出边际覆盖率最大的节点即为本轮算法执行获得的最有感知节点。

步骤 3：计算剩余感知成本。剩余感知成本等于感知成本预算  $C_{\max}$  - 选择出的感知节点的激励需求  $C(\Omega)$ 。



步骤 4: 判断剩余激励成本是否大于 0。如果剩余激励成本大于 0, 将选择出的节点添加到执行感知任务的感知节点集合  $\Omega$  中。

步骤 5: 重复上述步骤 2~步骤 4, 直到剩余激励成本小于 0 为止。

在 3.4.1 节中证明了 SPTs 问题的 NP-hard 特性。对于任意 NP-hard 问题, 不存在多项式时间的算法能够找到问题的最优解, 近似算法是解决这一类问题的有效途径。近似算法的目的是在多项式时间内找到一个尽可能接近最优解的近似解。通常, 衡量近似算法优劣的重要指标为算法的复杂度和精确度。算法复杂度指的是时间复杂度和空间复杂度。时间复杂度是算法执行所需要的计算工作量, 为性能保证。空间复杂度是算法占用的内存空间。算法精确度, 用近似比来衡量<sup>[57]</sup>, 本文称之为近似比可以的定义如下描述: 对于一个 NP-hard 问题  $P$ ,  $Opt(P)$  表示问题  $P$  的最优解所对应的目标函数值, 如果通过近似算法  $A$ , 可以找到一个多项式时间内的解, 且算法  $A$  对应的目标函数值为  $A(P)$ , 则算法的近似比可以表示为:

$$r(A) = \frac{A(P)}{Opt(P)} \quad (3-17)$$

由表达式可以看出, 对任意的近似算法, 近似比  $0 \leq r(A) \leq 1$ , 且近似比越大, 算法的精确度越高。

上一章节提出的启发式近似算法 EGCA, 一方面能在多项式时间内获得近似最优解, 另一方面该近似最优解在初始集合  $\Omega^0$  的基数  $|\Omega^0| \geq 3$  时有一个性能下界  $(1 - e^{-1})$ , 用数学表达式可以描述为:

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt) \quad (3-18)$$

其中,  $\Omega$  是通过 EGCA 多次迭代获取到的近似最优解,  $Opt$  是理想情况下的最优解。

本小节接下来的部分将详细证明公式(3-18)。首先重新定义车辆集合  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_i, v_{i+1}, v_n\}$  的含义,  $v_i$  表示通过 ECQA 策略在第  $i$  次迭代过程中获取到的最优车辆, 并且将车辆  $v_i$  加入  $\Omega$ 。通过  $k$  次迭代, 获取到的车辆集合可以表示为  $\Omega_k = \bigcup_{i=1}^k v_i$ 。

为了证明不等式(3-18), 首先需要证明在  $|\Omega^0| = 0$  时, 不等式(3-19)和(3-20)成立:

表 3-3 EGCA 伪代码

**输入：** 候选车辆集合  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ ，感知报酬  $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\}$ ，最大感知预算成本  $C_{\max}$ ，初始候选车辆集合  $S^0$ ；

**输出：** 最优车辆集合  $\Omega$

---

```

max  $\leftarrow 0$ 
 $\Omega \leftarrow \Phi$ 
 $S \leftarrow \Phi$ 
for each  $\Omega^0 \subseteq V, C(\Omega^0) \leq C_{\max}, |\Omega^0| = 3$  do
     $S \leftarrow \Omega^0$ 
    for each  $v_i \in V - S$  do
         $S' \leftarrow \{S \cup v_i\}$ 
         $E_i^r = \frac{STC(\Omega') - STC(\Omega)}{c_i}$ 
        if  $E_i^r > \max$  and  $C(S') < C_{\max}$  then
             $S \leftarrow S'$ 
             $\max \leftarrow E_i^r$ 
        end if
        if  $STC(S) > STC(\Omega)$  then
             $\Omega \leftarrow S$ 
        end if
    end for
end for
 $S \leftarrow \Omega$ 
for each  $\Omega^0 \subseteq V, |\Omega^0| < 3$  do
    if  $STC(\Omega^0) > STC(S)$  then
         $S \leftarrow \Omega^0$ 
    end if
end for
if  $STC(S) > STC(\Omega)$ 
     $\Omega \leftarrow S$ 
end if

```

---

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \geq \frac{c_k}{C_{\max}} \cdot \left[ STC(Opt) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \right] \quad (3-19)$$

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) \geq \left[ 1 - \prod_{i=1}^k \left( 1 - \frac{c_i}{C_{\max}} \right) \right] \cdot STC(Opt) \quad (3-20)$$

首先证明不等式(3-19)成立:

由 EGCA 算法的执行流程可以明确得到, 对集合  $Opt - \bigcup_{i=1}^{k-1} v_i$  中的任意车辆,

它的空间覆盖边际收益增加率最大为:

$$E_{\max} = \frac{STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right)}{c_k} \quad (3-21)$$

否则在执行算法的过程中会在第  $k$  轮或第  $k$  轮之前被选中, 又因为感知总代价  $C\left(Opt - \bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \leq C_{\max}$ , 那么集合  $Opt - \bigcup_{i=1}^{k-1} v_i$  的感知时空覆盖度最大为:

$$\max \left( STC\left(Opt - \bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \right) = C_{\max} \cdot \frac{STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right)}{c_k} \quad (3-22)$$

即:

$$STC(Opt) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \leq C_{\max} \cdot \frac{STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right)}{c_k} \quad (3-23)$$

整理可得 inequality (3-19) 成立。

下面, 证明 inequality (3-20) 成立, 使用数学归纳法证明, 过程如下:

当  $k=1$  时, 需要证明

$$STC(\{v_1\}) \geq \frac{c_1}{C_{\max}} \cdot STC(Opt) \quad (3-24)$$

在算法执行过程中, 我们可以知道  $\frac{STC(\{v_1\})}{c_1}$  的边际收益增加率是最大的,

且由 inequality (3-19) 可以直接得出不等式 (3-24) 成立。

假设不等式:

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) \geq \left[1 - \prod_{i=1}^{k-1} \left(1 - \frac{c_i}{C_{\max}}\right)\right] \cdot STC(Opt) \quad (3-25)$$

成立。那么：

$$\begin{aligned} STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) &= STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) + \left[STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right)\right] \\ &\geq STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) + \frac{c_k}{C_{\max}} \cdot \left[STC(Opt) - STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right)\right] \\ &= \left(1 - \frac{c_k}{C_{\max}}\right) \cdot STC\left(\bigcup_{i=1}^{k-1} v_i\right) + \frac{c_k}{C_{\max}} \cdot STC(Opt) \\ &\geq \left(1 - \frac{c_k}{C_{\max}}\right) \cdot \left[1 - \prod_{i=1}^{k-1} \left(1 - \frac{c_i}{C_{\max}}\right)\right] \cdot STC(Opt) + \frac{c_k}{C_{\max}} \cdot STC(Opt) \\ &= \left[1 - \prod_{i=1}^k \left(1 - \frac{c_i}{C_{\max}}\right)\right] \cdot STC(Opt) \end{aligned} \quad (3-26)$$

至此，公式(3-20)证明完毕。

第  $k+1$  次迭代通过 EGCA 算法选择车辆  $v_{k+1}$ ，此时感知总支出  $C(\Omega_k \cup v_{k+1}) > C_{\max}$ ，因此  $v_{k+1}$  不加入集合  $\Omega$  中，由公式(3-26)可以得到以下不等式：

$$\begin{aligned} STC\left(\bigcup_{i=1}^{k+1} v_i\right) &= \left[1 - \prod_{i=1}^{k+1} \left(1 - \frac{c_i}{C_{\max}}\right)\right] \cdot STC(Opt) \\ &\geq \left[1 - \prod_{i=1}^{k+1} \left(1 - \frac{c_i}{C\left(\bigcup_{i=1}^{k+1} v_i\right)}\right)\right] \cdot STC(Opt) \end{aligned} \quad (3-27)$$

要使不等式

$$\left(1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \frac{a_i}{A}\right)\right) \geq 1 - \left(1 - \frac{a}{n}\right)^n \quad (3-28)$$

成立，当且仅当  $a_1 = a_2 = a_3 = \dots = a_n = \alpha \cdot \frac{A}{n}$ ，且  $\alpha > 0, A > 0$  [58] 以得到：

$$\begin{aligned} STC\left(\bigcup_{i=1}^{k+1} v_i\right) &\geq \left[1 - \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)^{k+1}\right] \cdot STC(Opt) \\ &\geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt) \end{aligned} \quad (3-29)$$

由覆盖度的定义可以知道：

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) + STC(\{v_{k+1}\}) = STC\left(\bigcup_{i=1}^{k+1} v_i\right) \quad (3-30)$$

故

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) + STC(\{v_{k+1}\}) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt) \quad (3-31)$$

接着考虑  $|\Omega^0| \neq 0$  的情形:

执行 EGCA 算法使集合从  $\Omega^0$  到  $\Omega$  的过程, 不等式(3-19)、(3-20)、(3-31)依然成立, 由不等式(3-19), 可以得到

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i - \Omega^0\right) + STC(\{v_{k+1}\}) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt - \Omega^0) \quad (3-32)$$

假设  $STC(\{v_{k+1}\}) > STC(\{v_i\}), i = 1, 2, 3, \dots, k$  成立, 根据 EGCA 的迭代过程可以推断出, 如果上述成立, 那么  $v_{k+1}$  将在  $v_i$  之前被加入近似最优解集合  $\Omega$  中。显然上述不等式不成立, 即  $STC(\{v_i\}) \geq STC(\{v_{k+1}\})$ 。因此, 根据均值理论(鸽笼原理)可以得到:

$$STC(\{v_{k+1}\}) \cdot |\Omega^0| \leq STC(\Omega^0) \quad (3-33)$$

那么由不等式(3-32)和(3-33)可以得到:

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt - \Omega^0) + \left(1 - \frac{1}{|\Omega^0|}\right) \cdot STC(\Omega^0) \quad (3-34)$$

而指数  $e < 3$ , 则有:

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot [STC(Opt - \Omega^0) + STC(\Omega^0)] \quad (3-35)$$

因为  $STC(Opt - \Omega^0) + STC(\Omega^0) = STC(Opt)$ , 所以

$$STC\left(\bigcup_{i=1}^k v_i\right) \geq \left(1 - \frac{1}{e}\right) \cdot STC(Opt)$$

当且仅当  $|\Omega^0| \geq 3$  时成立。

至此, 不等式(3-18)证明完毕, 由证明结果我们可以得到以下结论: 当初始车辆集合大于或等于 3 时, EGCA 算法求得近似最优解的与理论最优解的近似比始终大于 0.67。

### 3.5 本章小结

本章首先阐述了以人为中心的移动群体感知系统, 在设计感知参与者招募策略时存在的问题, 为了克服这些问题, 本文结合了移动群体感知技术和城市公共

交通建立了城市感知模型。然后，将公共交通作为移动群体感知网络的感知参与者，综合考虑了参与者车辆的移动轨迹和任务发起者的成本预算限制等因素，将车载移动群体感知参与者选择问题建模为非线性规划问题，为了在任务发起者感知成本预算受限的条件下，实现性能优异的感知收益。最后，证明了该非线性规划问题具有 NP-hard 特性，为了在多项式时间内获得一个近似最优解，提出了基于贪心和枚举算法的 EGCA 参与者选择策略，并通过数学理论证明了该策略的性能保证。本章内容的主要创新点可以归纳为：(1) 设计了城市感知模型，将其划分为感知层、传输层、应用层，并明确指出每一层的职责；(2) 将城市公共交通作为移动群体感知的参与者，考虑了在实际应用场景中，车辆的当前轨迹和未来移动轨迹对感知性能的影响和任务发起者成本受限的问题，建立了车载移动群体感知系统模型，最后对车载移动群体感知参与者问题进行数学化描述；(3) 提出 EGCA 参与者选择策略，且该策略能确保最低的性能保证  $(1 - e^{-1})$ 。

## 第四章 仿真与结果分析

上一章提出了基于车载移动群体感知网络的应用场景，然后建立了空间覆盖模型，并针对车载移动群体感知参与者选择进行了问题构建，最后提出了高效的 EGCA 算法，选择最优感知车辆集合完成感知任务。本章主要对 EGCA 算法的性能进行验证，并将 EGCA 与其它三种策略分别从时空覆盖度、执行时间和性能保证三个角度进行仿真、比较并讨论差异性。

### 4.1 仿真环境

本文提出的 EGCA 参与者选择策略应用于基于公共交通的车载移动群体感知系统中，主要针对城市道路交通，城市环境监测等感知任务场景。在实际中很少有专门针对这种场景下的数据集进行仿真验证车载移动群体感知系统的性能。为了使仿真更接近真实场景，采用图论的思想构建仿真场景。仿真参数设置如表 4-1。根据统计，每辆公交车辆经过的站点数从 5 到 25 不等，因此仿真实验时，每辆车辆的轨迹站点设置为服从 $[5,25]$ 的均匀分布，并随机产生。然后，为每辆车辆随机生成一个起点站，根据转移矩阵为每辆车辆形成运行轨迹。车辆的感知

表 4-1 仿真参数及默认值<sup>[25]</sup>

参数符号	参数描述	参数值
$n$	感知参与者数目	25
$C_{max}$	感知成本预算	20
$T$	感知观测时段	6
$c_i$	车辆 $v_i$ 的感知报酬	$[1,5]$ 均匀分布
$k$	目标感知区域划分数目	$10*10$
$ROI$	感兴趣区域数目	50
$w_{t_j}^{l_i}$	$l_i(t_j)$ 的权重因子	$[0,1]$ 随机分布

报酬服从 $[1,5]$ 的均匀分布。整个感知区域大小为  $8\text{Km}*8\text{Km}$ ，且划分为  $10*10$  个

小的感知区域，仿真场景示意图如 4-1 所示。本文采用 JAVA 程序设计语言在 IntelliJ IDEA 平台进行仿真实验并获取仿真数据, 通过 Matlab 进行数据分析。

## 4.2 仿真结果和分析

本章将设计的参与者选择策略与其他已有的参与者选择算法进行比较: 随机选择算法即轨迹不可预测时参与者选择策略(Random), 枚举算法(Enumeration)、基于基因策略的近似算法(GA-SC)<sup>[25]</sup>, 四种算法的时间复杂度对比如表 4-2。随机选择算法的思想是不考虑候选者的未来轨迹、感知报酬需求, 从所有候选参与者中随机选择一个参与感知, 判断其感知报酬需求是否满足感知成本预算, 如果满

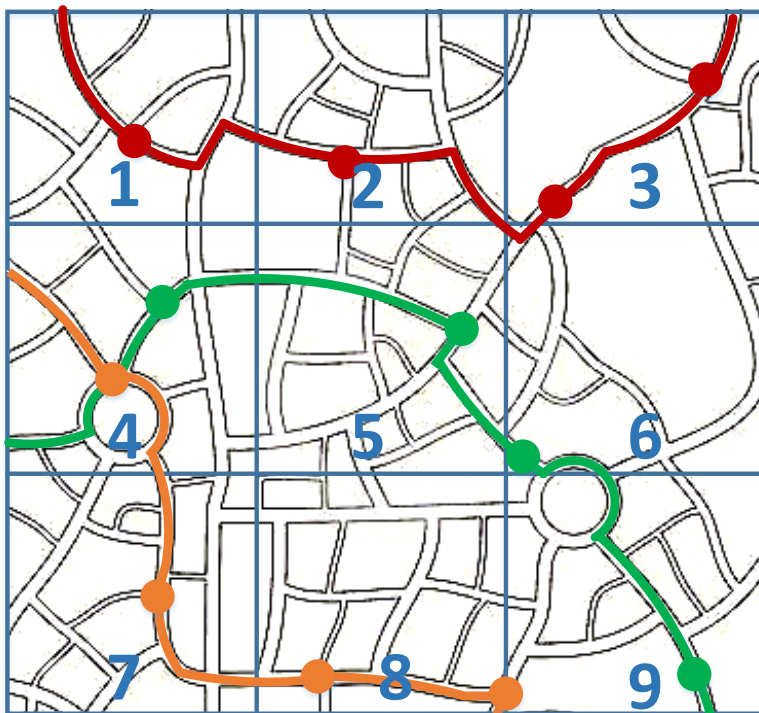


图 4-1 仿真场景示意图

足, 则让该移动感知节点参与执行感知任务, 反之如果不满足, 则继续选择其它移动感知节点, 直到移动感知节点感知报酬的总和大于任务发起者的预算成本才结束算法流程; 枚举算法的思想是在候选车辆集合空间较小时, 枚举出所有可能的值, 计算每个车辆集合的时空覆盖度和感知总代价, 获取时空覆盖度最大且感知总代价小于感知成本预算的车辆集合参与执行感知任务。枚举算法的时间复杂度是指数级的, 在候选集合空间特别大时, 无法在多项式时间内计算得到结果, 为了对比仿真结果, 因此仿真实验时, 最多选择了 25 个感知车辆作为候选集合。基于基因策略的近似算法, 执行流程如图 4-2 所示, 该算法主要分为三步进行: 选择、交叉、变异。在 3.3 节中, 通过具体的案例分析了空覆盖度是影响车载移



动群体感知系统性能的重要因素,而影响时空覆盖度的主要因素包括感知成本预算、观测时段。在 3.4 节中,我们证明了本文提出的 EGCA 算法在初始集合车辆大于且等于 3 时,能实现最小性能保证 $(1-e^{-1})$ 。因此,本文从感知成本预算、观测时段和感知参与者数目三个方面探讨对时空覆盖度和算法执行时间的影响,以及使用不同策略时时空覆盖度和时间复杂度存在的差异。

表 4-2 给出了四种算法的时间复杂度对比。可以看出 Enumeration 算法的时间复杂度是最高的,该算法通过列举候选车辆组合的所有可能,比较所有组合的感知收益,从而获得最优的感知集合,该算法以时间复杂度为代价获得最优的感

表 4-2 算法复杂度对比

算法	复杂度
EGCA	$O(T * n^{ \Omega^0 })$
Enumeration n	$O(T * 2^n)$
GA-SC	$O(n * T)$
Random	$O(1)$

知收益,随着候选车辆数目的增大,感知收益也增大但执行时间呈指数级增长。Random 算法是执行效率最高的算法,它的执行时间取决于候选车辆的感知报酬和总的感知成本预算,最坏的情况下,Random 算法的时间复杂度为 $O(n)$ 。文献[25]提出的 GA-SC 算法的时间复杂度相比 Random 算法理论上有所提升,而本文提出的 EGCA 算法的时间复杂度介于 GA-SC 和 Enumeration 算法之间。图 4-3 仿真结果与上述描述一致。从感知收益的角度看,如图 4-4,枚举算法的感知覆盖度最大,本文提出的 EGCA 算法次之,Random 算法获得的收益最小,由图 4-3 和图 4-4 可以看出覆盖度和时间复杂度是相互矛盾的。此外,在图 4-4 中,Random 算法的覆盖度随候选车辆的数目变化波动较大,显然这是符合实际的,因为 Random 算法应用于轨迹不可预测的场景下,在不同的感知时段车辆轨迹都不可预知,所以车辆覆盖度也具有随机性。其它三种算法都是随着感知车辆数目的增加,覆盖度也随之增加。但是,有一个不可忽略的事实,因为感知成本预算是有

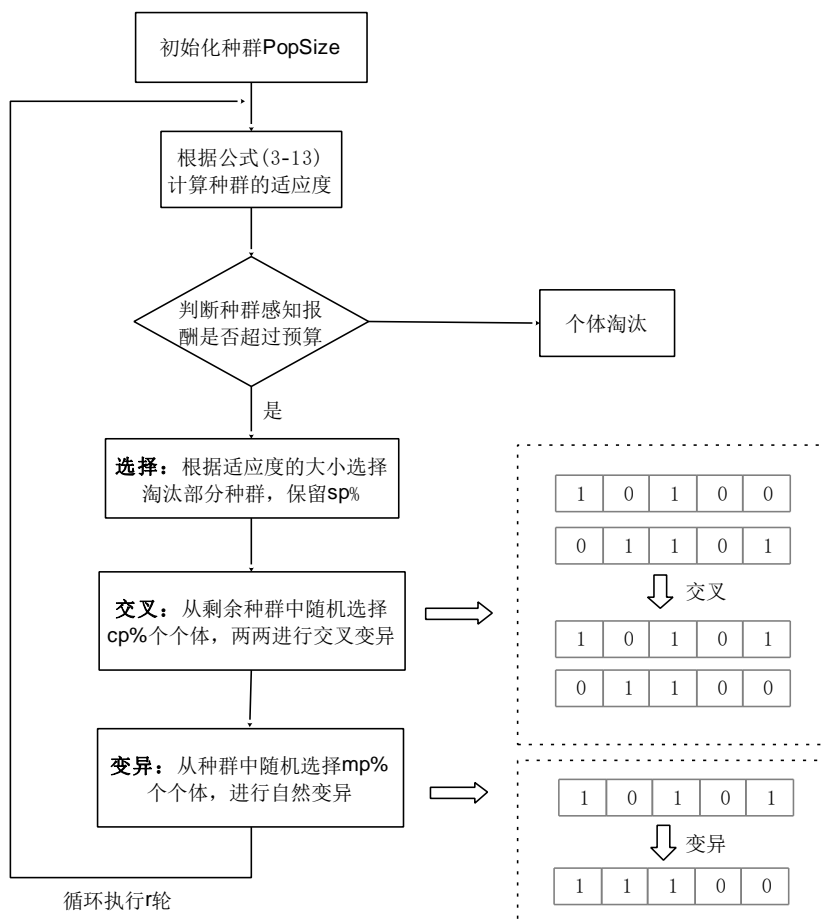


图 4-2 GA-SC 算法执行流程

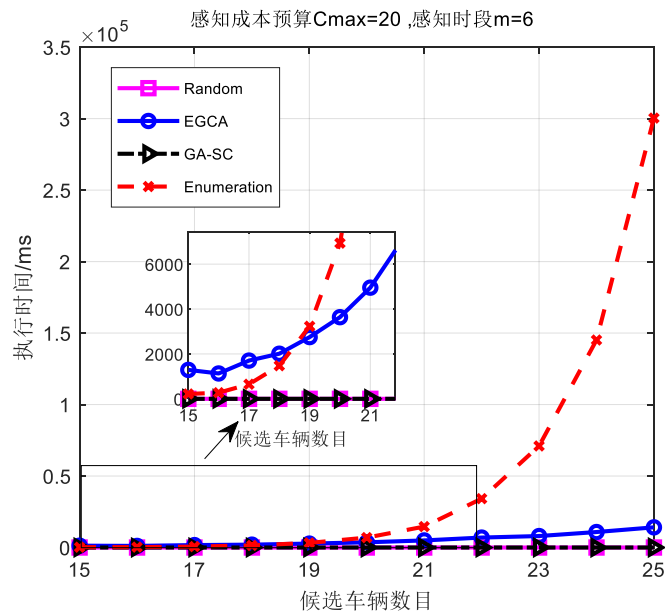


图 4-3 候选车辆数目与算法执行时间之间的关系

限的，所以最后这三种算法的覆盖度会随着候选车辆增加而趋于平稳。

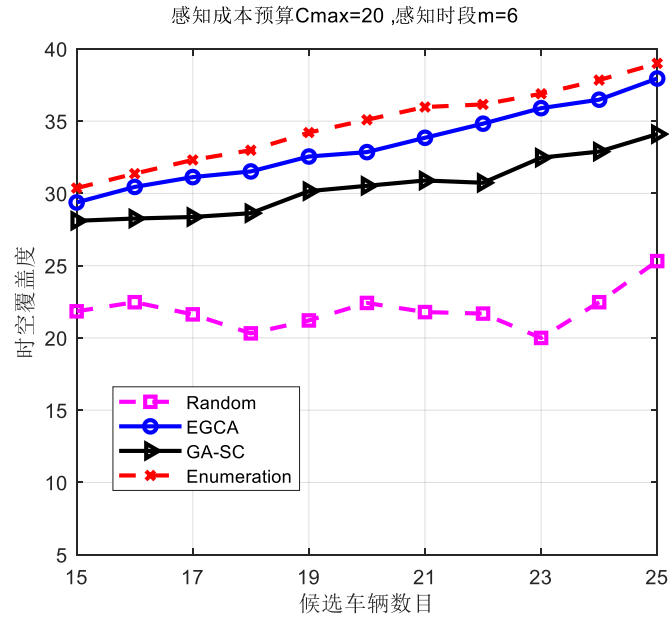


图 4-4 候选车辆数目与覆盖度之间的关系

图 4-5 比较了感知覆盖度随感知成本预算之间的变化。随着感知成本逐渐增加，感知覆盖度呈上升趋势。随着感知成本的增加，越来越多的车辆会被选择参与执行城市感知任务，进而系统能够获得更高的感知覆盖度。从图中可以看出无论感知成本预算是多少，本文提出的 EGCA 算法的感知收益相比 GA-SC 和 Random 算法都要更优异，而且逼近最优的 Enumeration 算法，由此验证了该参与者选择策略的可行性和有效性。

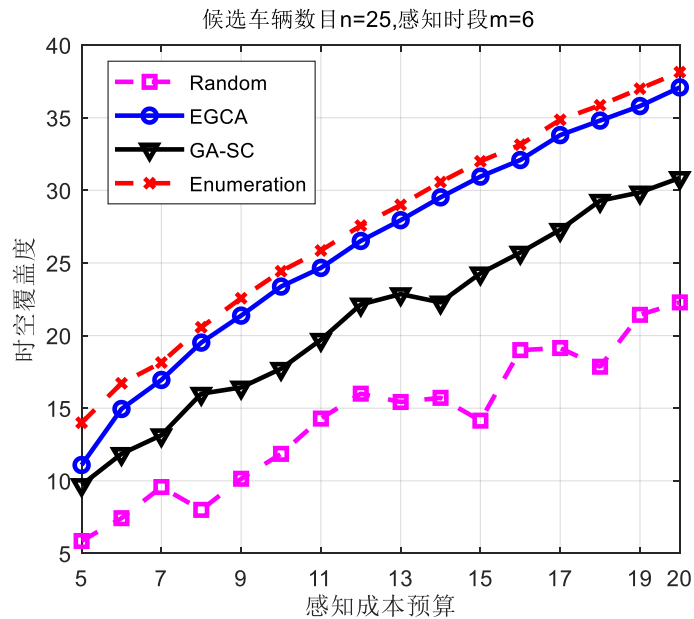


图 4-5 感知成本预算与覆盖度之间的关系

图 4-6 表示感知覆盖度随感知时段的变化曲线。当感知时段较小时，同一感知成本预算条件下，Enumeration、GA-SC 和 EGCA 三种算法的感知收益接近。随着感知时段的增加，感知覆盖度都呈现上升趋势，这一结果和 3.3.1 小节中的具体案例分析的结果相一致，产生上升趋势的原因一方面随着观测时段的增加，车辆在感知时段经过的 ROI 区域的次数随之增加，因此在观测时段内能够感知更多的区域；另一方面随着感知时段的增加，车辆在感知时段可能运行了多个周期，导致同一站点在不同的时刻被感知了多次。因此，时空感知覆盖在预算成本受限时，随着观测时段的增加依然呈现上升趋势。这是由于随着感知时段的增加，不同车辆在整个感知时段内，覆盖的区域数目也可能随之增加而产生的效果。因此，在感知成本不变的情况下，通过调整感知时段也能提升整体感知收益，但是在实际应用中，感知时段增加会使感知参与者产生更多的感知开销，从某种程度上会影响感知参与者参与感知的积极性。此外，从图中还可以看出，Enumeration 和 EGCA 的感知收益十分逼近，从而验证了 EGCA 算法的准确性、有效性。

图 4-7 表示不同算法的性能保证与候选车辆数目之间的关系的变化曲线。在 4.1.3 小节已经证明了 EGCA 算法的最小性能保证为  $(1-e^{-1})$ ，从图 4-7 可以看出，随着候选数目的增加，EGCA 算法的性能保证在 97% 上下波动，GA-SC 算法的性能保证在 87% 上下波动，而 Random 算法的性能保证在 62% 上下波动且低于 EGCA 的最低性能保证 LowerBound。表 4-4 列举了一组仿真数据，从性能保证的角度看，EGCA 算法是最接近 Enumeration 算法的，比 GA-SC 算法平均性能保证，提高了 10% 左右，比 Random 算法的性能保证提高了 35%，由此可以看出 EGCA 算法的准确性和有效性。

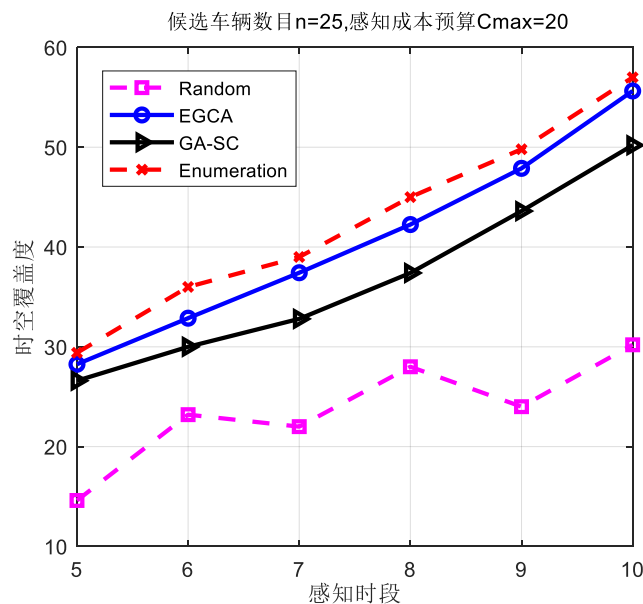


图 4-6 感知时段与覆盖度之间的关系

虽然, EGCA 的感知收益相比 GA-SC 和 Random 两种算法的感知收益和性能保证有所提升, 但是 EGCA 算法的时间复杂度相对也更加复杂, 因此 EGCA 从某种程度看, 是使用时间复杂度换取系统感知性能的算法。因此, EGCA 算法的时间复杂度有待进一步优化。

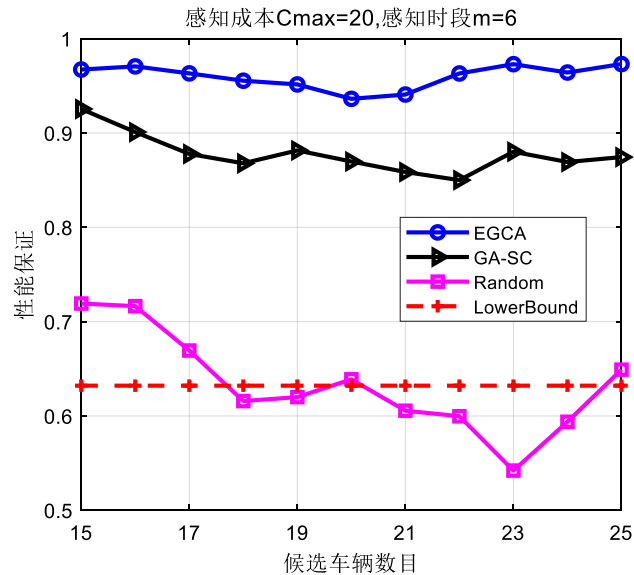


图 4-7 感知性能和候选车辆数目之间的关系

表 4-3 仿真数据对比

单位/ms	枚举算法	EGCA	GA-SC	Random
感知参与者数目 $n = 15$				
执行时间	93	688	0	0
性能保证	100%	96.73%	92.55%	71.92%
感知代价	19.655905	19.392822	18.882769	18.721762
感知参与者数目 $n = 16$				
执行时间	140	598	0	0
性能保证	100%	97.07%	91.10%	61.64%
感知代价	19.273117	19.57646	19.497421	19.56821
感知参与者数目 $n = 17$				
执行时间	297	1031	0	0
性能保证	100%	96.33%	87.79%	66.94%
感知代价	19.979332	19.979334	19.601398	18.950428
感知参与者数目 $n = 18$				
执行时间	653	902	0	0
性能保证	100%	95.55%	86.79%	61.58%
感知代价	19.340307	19.987024	19.255436	19.82559
感知参与者数目 $n = 19$				
执行时间	1218	1297	0	0
性能保证	100%	93.63%	88.15%	62.9%

感知代价	19.747892	18.893967	19.449484	19.852404
感知参与者数目 $n = 20$				
执行时间	2624	2156	0	0
性能保证	100%	94.08%	86.98%	63.89%
感知代价	19.66023	19.554707	19.660233	19.471165
感知参与者数目 $n = 21$				
执行时间	5641	2047	0	0
性能保证	100%	96.32%	85.87%	60.56%
感知代价	19.08881	19.836653	19.919014	19.212477
感知参与者数目 $n = 22$				
执行时间	28196	4979	0	0
性能保证	100%	97.30%	85.01%	59.97%
感知代价	19.871542	19.363102	19.268806	18.989567
感知参与者数目 $n = 23$				
执行时间	64297	5329	0	0
性能保证	100%	97.29%	88.02%	54.21%
感知代价	19.034946	19.391811	19.112316	19.036114
感知参与者数目 $n = 24$				
执行时间	127573	10164	0	0
性能保证	100%	96.42%	86.93%	59.39%
感知代价	19.551935	19.551933	19.551935	19.725708
感知参与者数目 $n = 25$				
执行时间	243620	12265	0	0
性能保证	100%	97.31%	87.45%	64.91%
感知代价	19.910793	19.910793	19.968939	19.847824
性能保证平均值				
平均值	100%	96.18%	87.60%	62.54%

### 4.3 本章小结

本章针对第三章提出的基于 EGCA 的参与者选择策略进行了仿真验证与分析。首先根据车载移动群体感知网络的特点和现实的应用场景进行的仿真参数选取和设定，然后根据算法执行流程实现了算法的仿真实验并得到了仿真结果。通过与精确算法穷举搜索、基于贪心策略的 GA-SC 算法和轨迹不可预测的 Random 算法等三种策略的对比，验证了本文提出的基于城市公共交通的车载移动群体网络系统模型的有效性和基于 EGCA 近似算法的性能保证。从仿真结果可以看出利用基于城市公共交通的车载移动网络搭建城市感知网络能够为用户提供可靠的数据服务，进而为“智慧城市”的建设打下坚实基础。

## 第五章 总结与展望

### 5.1 总结

随着当前经济的快速发展,传统的城市感知网络已经无法满足人们日益增长的信息需求。为了改善这一现状,建设“智慧城市”已经成为许多国家和地区的发展性战略。实现全面覆盖的城市感知网络是建设“智慧城市”的基础,该城市感知网络能够进行数据采集、数据传输和提供信息服务,使城市的管理效率、服务质量显著提升。但是,如何建立这样的感知网络,实现将空间上离散、时间上不连续的信息集中在一个网络中是我们亟需解决的问题。本文基于这样的研究背景,重点研究了基于城市公共交通的车载移动群体感知网络技术。

首先,本文在建设“智慧城市”的大背景下阐明了建设城市感知网络的重要意义,对比了无线传感器网络和移动群体感知网络这两种建设城市感知网络关键技术的优劣。其中,传统的无线传感器网络的缺点是能量受限、覆盖范围局限、网络拓扑结构易受单个节点影响等。而移动群体感知网络不同于传统的无线传感器网络,它的特点是任意终端设备都能作为感知节点、网络覆盖动态变化、能量不受限、覆盖范围广且单个感知节点不会对整个网络结构产生任何影响等。基于移动群体感知网络的优势,本文在搭建城市感知网络时,主要利用的是移动群体感知网络技术。通过分析国内外学者对移动群体感知网络技术的研究,发现绝大多数学者研究的重点集中在设计参与者选择策略和参与者激励机制两个方面。激励机制主要目的是激发参与者完成感知任务的积极性,通过某种激励补偿参与者执行感知任务时花费的网络流量和终端电量。参与者选择策略的研究主要目的是从海量的参与者中选择最优的参与者集合完成感知任务,进而保证感知网络的感知性能。本文的研究内容也主要针对感知参与者选择问题,但是区别于传统以人为中心的移动群体感知网络,本文构建的移动群体感知网络主要以城市公共交通作为感知参与者,不同于移动人群,城市公共交通的移动轨迹是完全可以预测的,在设计系统模型时不仅考虑了参与者的当前轨迹,而且考虑了参与者的未来轨迹,这样能设计出更好的参与者选择策略,提升城市感知网络性能。

然后,第二章重点介绍了移动群体感知技术相关的内容,包括移动群体感知系统的概念、系统组成、感知规模、典型应用和面临的挑战。同时,也介绍了移动群体感知网络常用的信息接入技术,主要包括 3G、4G、WiFi、Zigbee 等长距离通信技术。

最后,第三章和第四章是本文的主要研究内容和创新点,本文先构建了城市感知模型,将感知模型分为感知层、传输层和应用层三层结构。在城市感知模型

的基础上,综合考虑了感知信息的质量、参与者移动轨迹以及任务发起者的感知成本预算等因素,建立了车载移动群体感知网络的系统模型,并将问题描述为参与者选择问题,主要为了实现在任务发起者的感知成本预算受限时,最大化感知收益即最大化感知覆盖度。本文通过规约的方法证明了参与者选择问题的 NP-hard 特性。为了在多项式时间内找到最优的参与者完成感知任务,提出了基于枚举和贪心的参与者选择策略,在参与者激励不同、参与者感知能力不同和移动轨迹不同的情况下,能够在多项式时间内获得最优的感知参与者集合。此外,通过理论推导,证明了算法的性能保证,并通过仿真实验证明了算法的有效性。

## 5.2 展望

搭建城市感知网络是建设“智慧城市”的关键,本文基于城市公共交通建立车载移动群体感知网络系统,用于城市信息感知。通过建立车载移动群体感知系统模型,并在此基础上设计的基于枚举和贪心策略参与者选择算法,有效降低了感知成本,实现了最大化感知收益。但是,本文并未考虑任务发起者的能量消耗、隐私保护等问题,在这两个方面,未来还有许多工作要做。同时,车载移动群体感知的研究还有很长的路需要走,相信在国内外学者的共同努力下,未来会有非常广阔的发展前景。



## 参考文献

- [1] 杨正洪. 智慧城市—大数据、物联网和云计算之应用. 清华大学, 2014.
- [2] 张永民, 杜忠潮. 我国智慧城市建设的现状及思考[J]. 中国信息界, 2011 (2): 28-32.
- [3] Zhang K, Ni J, Yang K, et al. Security and Privacy in Smart City Applications: Challenges and Solutions[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(1):122-129.
- [4] El-Din H E, Manjaiah D H. Internet of Nano Things and Industrial Internet of Things[J]. 2017.
- [5] Singh B, Lobiyal D K. An energy-efficient adaptive clustering algorithm with load balancing for wireless sensor network[J]. International Journal of Sensor Networks, 2012, 12(1):37.
- [6] Holger Karl, Andreas Willing. 无线传感器网络协议与体系结构[M]. 电子工业出版社, 2007.
- [7] N Rani, P Singh, and Z Khanam. Energy Efficiency in Wireless Sensor Network[J]. International Journal of Current Engineering and Technology, 2015, 5(8):2795-2799.
- [8] 王良民, 廖闻剑著, 无线传感器网络可生存理论与技术研究[M]. 第一版, 人民邮电出版社, 2011: 1-7.
- [9] Zhu Y, Bao Y, Li B. On Maximizing Delay-Constrained Coverage of Urban Vehicular Networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2012, 30(4):804-817.
- [10] Zarmehri M N, Aguiar A. Supporting Sensing Application in Vehicular Networks[J]. Computer Science, 2013.
- [11] Lane N D, Miluzzo E, Lu H, et al. A survey of mobile phone sensing[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(9):140-150.
- [12] Dutta P, Aoki P M, Kumar N, et al. Demo Abstract: Common Sense: Participatory Urban Sensing Using a Network of Handheld Air Quality Monitors[C]// International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. DBLP, 2009.
- [13] 熊英, 史殿习, 丁博, et al. 移动群体感知技术研究[J]. 计算机科学, 2014, 41(4):1-8.
- [14] Ling B, Intille S S. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data[J]. Proc Pervasive, 2004, 3001:1-17.

- [15] Liu S, Yang J, Li B, et al. Volunteer Sensing: The New Paradigm of Social Sensing[J]. 2011.
- [16] Ganti R K, Ye F, Lei H. Mobile crowdsensing: current state and future challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(11):32-39.
- [17] Chatzimilioudis G, Konstantinidis A, Laoudias C, et al. Crowdsourcing with Smartphones[J]. IEEE Internet Computing, 2012, 16(5):36-44.
- [18] Khan W Z, Xiang Y, Aalsalem M Y, et al. Mobile Phone Sensing Systems: A Survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 15(1):402-427.
- [19] Wang S T, Fan C L, Huang Y Y, et al. Toward optimal crowdsensing video quality for wearable cameras in smart cities[J]. Proceedings - IEEE INFOCOM, 2015, 2015:624-629.
- [20] Hu S. Smart Road: Smartphone-Based Crowd Sensing for Traffic Regulator Detection and Identification[J]. Acm Transactions on Sensor Networks, 2015, 11(4):1-27.
- [21] Liu T, Zhu Y, Zhang Q, et al. Stochastic Optimal Control for Participatory Sensing Systems with Heterogenous Requests[J]. IEEE Transactions on Computers, 2016, 65(5):1619-1631.
- [22] Yu R, Ding J, Huang X, et al. Optimal Resource Sharing in 5G-Enabled Vehicular Networks: A Matrix Game Approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10):7844-7856.
- [23] Wu D, Zhang Y, Bao L, et al. Location-Based Crowdsourcing for Vehicular Communication in Hybrid Networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2):837-846.
- [24] J. Wan, J. Liu, Z. Shao, A. V. Vasilakos, M. Imran, and K. Zhou. Mobile crowd sensing for traffic prediction in internet of vehicles. Sensors, vol. 16, no. 1, 2016.
- [25] He Z, Cao J, Liu X. High quality participant recruitment in vehicle-based crowdsourcing using predictable mobility[C]// Computer Communications. IEEE, 2015.
- [26] Ye D, Tang S, Yu R, et al. Collaborative Vehicle Sensing in Bus Networks: A Stackelberg Game Approach[J]. 2016 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2016.
- [27] J. Zhou, Z. Cao, X. Dong, and A. V. Vasilakos. Security and privacy for cloud-based IoT: Challenges, counter measures, and future directions. IEEE Communication. Mag, 2017.

- 
- [28] Wang Y, Liu X, Wei H, et al. Crowd Atlas: self-updating maps for cloud and personal use. [C]// Proceeding of the International Conference on Mobile Systems. ACM, 2013.
- [29] J. Li, Z. Cai, M. Yan, and Y. Li. Using crowdsourced data in location based social networks to explore influence maximization. IEEE International Conference Compute Communication, 2016.
- [30] Qin J, Zhu H, Zhu Y, et al. POST: Exploiting Dynamic Sociality for Mobile Advertising in Vehicular Networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2015:1-1.
- [31] Zhang M, Yang P, Tian C, et al. Quality-aware Sensing Coverage in Budget Constrained Mobile Crowdsensing Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9):7698-7707.
- [32] Zhao D, Li X Y, Ma H. Budget-Feasible Online Incentive Mechanisms for Crowdsourcing Tasks Truthfully[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015:1-1.
- [33] Zhang X, Yang Z, Liu Y, et al. Toward Efficient Mechanisms for Mobile Crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2):1760-1771.
- [34] Zhao D, Li X Y, Ma H. Budget-Feasible Online Incentive Mechanisms for Crowdsourcing Tasks Truthfully[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015:1-1.
- [35] X. Zhang, Z. Yang, Y. Liu, J. Li and Z. Ming. Toward efficient mechanisms for mobile crowdsensing. IEEE Trans. 1760–1771, Feb. 2017.
- [36] Han K, Zhang C, Luo J, et al. Truthful Scheduling Mechanisms for Powering Mobile Crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Computers, 2016, 65(1):294-307.
- [37] Kai H, Chi Z, Luo J. Taming the Uncertainty: Budget Limited Robust Crowdsensing Through Online Learning[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2016, 24(3):1462-1475.
- [38] Guo B, Liu Y, Wu W, et al. Active Crowd: A Framework for Optimized Multi-Task Allocation in Mobile Crowdsensing Systems[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2016, PP (99):392-403.
- [39] Xiao M, Wu J, Huang H, et al. Deadline-sensitive User Recruitment for mobile crowdsensing with probabilistic collaboration[C]// IEEE International Conference on Network Protocols. IEEE Computer Society, 2016.

- [40] Danezis G, Lewis S, Anderson R J. How much is location privacy worth? [C]. Annual Workshop on the Economics of Information Security (WEIS): Vol 5.2005.
- [41] Zhang X, Xue G, Yu R, et al. Truthful incentive mechanisms for crowdsourcing[C]// Computer Communications. IEEE, 2015.
- [42] Gao L, Hou F, Huang J. Providing long-term participants incentive in participatory sensing[C]. International Conference on Computer Communications, 2015:2803-2811.
- [43] Lee J S, Hoh B. Sell your experiences: A market mechanism-based incentive for participatory sensing[C]// Eighth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, PerCom 2010, March 29 - April 2, 2010, Mannheim, Germany. IEEE, 2010.
- [44] Kotsiopoulos I. Optimal incentive-driven design of participatory sensing systems[C]// Infocom, IEEE. IEEE, 2013.
- [45] Hu C, Xiao M, Huang L, et al. Truthful incentive mechanism for vehicle-based nondeterministic crowdsensing[C]// 2016 IEEE/ACM 24th International Symposium on Quality of Service. ACM, 2016.
- [46] Uppoor S, Fiore M. Large-scale Urban Vehicular Mobility for Networking Research[C]// 2011 IEEE Vehicular Networking Conference, IEEE VNC 2011, Amsterdam, The Netherlands, November 14-16, 2011. IEEE, 2011.
- [47] 张继德, 袁印, 张新英. 移动群体感知中协作方法研究[J], 2017(2).
- [48] Kranstauber B, Cameron A, Weinzerl R, et al. The move bank data model impact report, as a platform for participatory sensing systems research [C]. Proceeding of the 7th international conference on mobile systems, applications, and services. ACM, 2009:1797-1806.
- [49] Dutta P, Aoki P M, Kumar N, et al. Common sense: participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitor [C]. Proceeding of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, ACM,2009:349-350.
- [50] Mathur S, Jin T, Kasturirangan N, et al. ParkNet: Drive-by Sensing of Road-Side Parking Statistics[C]// International Conference on Mobile Systems. 2010.
- [51] Biagioni J, Gerlich T, Merrifield T, et al. Easy Tracker: Automatic Transit Tracking, Mapping, and Arrival Time Prediction Using Smartphones[C]// Proceedings of the 9th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, SenSys 2011, Seattle, WA, USA, November 1-4, 2011. ACM, 2011.
- [52] Zhao D, Li X Y, Ma H. Budget-Feasible Online Incentive Mechanisms for

- Crowdsourcing Tasks Truthfully[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015:1-1.
- [53] Eisenman S B, Miluzzo E, Lane N D, et al. Bike Net: A Mobile Sensing System for Cyclist Experience Mapping[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2009, 6(1).
- [54] 张新英. 基于移动群体感知的参与者选择算法[D].
- [55] 孙聪. 基于公共交通的城市感知网络中数据收集技术研究[D]. 北京邮电大学, 2015.
- [56] Zhang X, Xue G, Yu R, et al. Truthful incentive mechanisms for crowdsourcing[C]// Computer Communications. IEEE, 2015.
- [57] 王艺源. 若干集合覆盖问题的方法研究. 吉林大学, 2017.
- [58] Khuller S, Moss A, Naor J. The Budgeted Maximum Coverage Problem[M]. Elsevier North-Holland, Inc. 1999.
- [59] 黄赞, 唐弋清, 邹娇, et al. 基于交通拥堵指数城市高峰小时估计方法研究. 科技资讯, 2012(29):199-200.
- [60] 王朝炜, 李陈生, 张素嫔, 秦彩, 王卫东. 一种基于城市公共交通的车载网络群体感知覆盖方法.
- [61] 易江涛. 基于合作博弈的 LTE 资源联合分配算法研究[D]. 西安电子科技大学, 2012.



## 致谢

时光荏苒，岁月如梭。随着硕士论文的完成，三年的研究生生活也即将结束。回首过去的三年，恍如昨日，感慨万千。不知不觉已经走到了研究生学习生活的终点，在这三年时间里，有过成功也有过失败，但庆幸的是无论我经历了什么，身旁一直都有监督并鼓励我的老师，帮助我的同学和朋友以及默默支持我的父母。此时此刻，回首点点滴滴，心中充满了对恩师、同学、朋友以及家人的感激之情，在这里我想要向你们表达衷心的感谢。

首先，我要由衷的感谢我的导师王卫东教授。您独特的人格魅力、学识魅力以及为人师表、以身作则的态度深深的影响并感染了我。您作为实验室主要负责人和学校教务处处长，即使实验室外的事务让您忙得焦头烂额，您也会在百忙之中抽出时间来给我们讲述科研、工作和生活等方面的人生经验，您的所有经验之谈，让我受益匪浅、深受启发。您让我明白，作为一个普通的农村孩子，要有吃苦耐劳，孜孜不倦的精神，只有靠自身努力拼搏才能改变现状。我还要感谢王老师给我们提供了一个良好的科研环境。在实验室期间，非常幸运自己能参与到各项国家级重大研究项目中，您提供的这些宝贵机会不仅开拓了我的眼界，而且培养了我从事科研学术的严谨态度，这些将是我今后人生道路中一笔宝贵的财富。

其次，我要感激王朝炜副教授。很荣幸能加入小王老师的科研团队，在您的指导下完成了车载移动群体感知的相关研究。以前总觉得自己没有做理论研究的能力，在您的指导下我顺利发表了第一篇论文，感谢您的指导。此外，还要感谢您从论文选题到撰写的悉心指导，即使繁忙您也耐心解答并指正我论文上出现的问题，给予了我极大的帮助。

然后，我也要感谢李秀华副教授、崔高峰副教授、胡欣副教授、王程老师和真良基老师。感谢你们耐心解答我在论文上遇到的难题，感谢你们指导我修改论文中存在的问题，感谢你们在毕业答辩工作上的辛苦付出。在论文进行的过程中，感谢秦彩博士的指导与帮助，感谢同一科研组的小伙伴曾胜、张素嫔、钦祥英以及师弟、师妹们给予的帮助。我要感谢 2016 级全体同学以及可爱的室友们在这三年的陪伴与支持，我们一起科研、一起玩耍的这些日子将是我人生中宝贵的回忆。

我还要感谢我的父母，感谢你们这么多年对我默默的支持，无论我遇到什么难题，你们都是我坚强的后盾。你们的所有付出我将永远铭记于心，往后的生活我会更加努力，成就更好的自己，报答你们这大半辈子的养育之恩。未来的道路不管多么曲折难行，我都将怀着感恩之心，砥砺前行。

最后,也衷心感谢每一位在百忙之中抽出宝贵时间审阅本论文的老师与专家,您们辛苦了!感谢所有帮助过我的人,谢谢你们!

作者:李陈生

二零一九年二月二十四日于北邮科研楼



## 攻读硕士学位期间发表的学术论文及专利

- [1] Chaowei Wang, **Chensheng Li**, Cai Qin, Weidong Wang, Xiuhua Li. Maximizing Spatial-temporal Coverage in Mobile Crowd-sensing Based on Public Transports with Predictable Trajectory. International Journal of Distributed Sensor Networks. (SCI 刊源, 已发表)
- [2] Chaowei Wang, Gaimu XiGa, **Chensheng Li**, He Zou, Weidong Wang. Smart Mobile Crowdsensing with Urban Vehicles: A Deep Reinforcement Learning Perspective. IEEE Access. (SCI 刊源, 已发表)
- [3] 王朝炜, **李陈生**, 张素嫔, 秦彩, 王卫东. 一种基于城市公共交通的车载网络群感知覆盖方法; 中国, 201810637069.3[P].
- [4] 王朝炜, 张素嫔, 王卫东, 张子文, **李陈生**, 秦彩. 基于 Hash 函数的 RFID 读卡器时隙分组或映射多目标标签的识别方法; 中国, 201810265033.7[P].



## 攻读硕士学位期间参加项目

- [1] 《基于公共交通网络的城市车载感知网络建设》. 北京市共建项目, No. 61271186
- [2] 《RFID 电子标签在周转盘具上的应用》. 校企合作项目 江苏亨通公司.
- [3] 《基于供应链协同的无线传感网自适应覆盖控制技术研究》. 国家自然科学基金项目. No. 61271186
- [4] 《矿山物联网编码标准和交互协议研究及矿山特种设备全生命周期信息集成系统》. “十三五”重点研发计划. 2017YFC0804404