



引文格式:郑宇.城市感知体系[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(10):1770-1787.DOI:10.13203/j.whugis20240092

Citation: ZHENG Yu. Urban Sensing Systems[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(10): 1770-1787. DOI: 10.13203/j.whugis20240092

# 城市感知体系

郑宇<sup>1,2,3</sup>

1 京东商城(北京)数字科技有限公司,北京,100176

2 京东智能城市研究院,北京,100176

3 西南交通大学计算机与人工智能学院,四川 成都,611756

**摘要:**城市感知体系是感知城市状态的“五官”和数据产生的源头,是开展智能城市建设的前提和发展数字经济的基础。当前城市感知面临着4大挑战:感知内容不全、感知手段单一、整体统筹缺失、运营管理不足。针对以上挑战,提出城市感知体系,包括一套理论框架、一套技术产品和一套运营模式,实现“全域感知、精准掌控、合理布局 and 稳定有效”4大业务目标。理论框架凝练出“人流量、交通流、环境、公共安全、能耗和经济”6类智能城市建设中最关注的感知内容,细化和定义各类待感知指标;构建以传感器为中心的固定和移动感知、以人为中心的主动和被动感知4种感知方式;抽象并解决资源部署、采样偏斜、数据稀疏和数据丢失4大技术难题。一套技术产品通过搭建城市感知平台承载理论框架,并为上层应用提供统一的感知数据服务,为感知体系的建设者提供统一的接入和运维工具。一套运营模式实现统筹规划布局、数据全量接入、按需采购服务、系统集成运营,确保感知体系长期稳定有效、商业良性循环。

**关键词:**智能城市;城市计算;以人为中心的感知;城市感知平台;运营模式

中图分类号:P208

文献标识码:A

收稿日期:2024-03-19

DOI: 10.13203/j.whugis20240092

文章编号:1671-8860(2024)10-1770-18

## Urban Sensing Systems

ZHENG Yu<sup>1,2,3</sup>

1 JD Intelligent Cities Technology Co. Ltd, Beijing 100176, China

2 JD Intelligent Cities Research, BDA, Beijing 100176, China

3 School of Computing and Artificial Intelligent, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

**Abstract:** Urban sensing, as the first layer of urban computing, is the foundation of intelligent cities, generating crucial data representing city dynamics for digital applications. Aiming to solve the challenges that urban sensing is facing, this paper proposes an urban sensing system that is comprised of a theoretical framework, a technical platform and an operational model. The theoretical framework consists of six categories of content to be sensed, four sensing paradigms, and four technical challenges. The technical platform provides digital tools for managing sensors and collecting data, and supplies upper-layer applications with interfaces for using urban sensing services. Urban sensing systems can reduce redundant sensor deployment and further operational workloads. It improves the capability of urban sensing service providers in solving problems and the synergy among each other. It also generates continuous economic benefits, such as income and employment, ensuring urban sensing functions stable and sustainable.

**Key words:** intelligent cities; urban computing; human-centric sensing; urban sensing platform; operational model

城市包含人、地、物、组织等众多元素,这些元素相互连接、不断演进,承载的业务纷繁复杂、

瞬息万变。及时准确地感知这些元素的状态有助于把握城市的运行规律和发展脉搏,通过感知

**基金项目:**国家自然科学基金(62076191);北京市科技计划(Z211100004121008)。

**第一作者:**郑宇,博士,京东集团副总裁,京东智能城市研究院院长,京东科技首席数据科学家,主要研究城市操作系统。msyu-zheng@outlook.com

获取的信息也是监测预警、分析研判和辅助决策的重要依据<sup>[1]</sup>。城市感知作为感知城市状态的五官,是城市数字基础设施的重要组成部分,是建设智能城市的前提和上层应用获取数据的方式,也是城市计算<sup>[2-4]</sup>理论体系中的首个重要环节。

然而,很多城市面临着感知手段匮乏、感知系统凌乱、全域感知不足和局部重复部署并存、投入不小收效甚少等问题,未能体现城市感知的价值、完成城市感知的使命。针对此需求强烈但问题诸多的现状,基于多年的实战经验和多个城市的共性需求,本文提出城市感知体系,包括一套城市感知理论框架、一套城市感知技术产品和一套城市感知运营模式,通过理论、技术和模式的组合,实现“全域感知、精准掌控、合理布局和稳定有效”4大业务目标,助力数字中国战略的落地和数字经济的发展。

## 1 城市感知体系的业务目标

### 1.1 城市感知体系的定位

城市感知体系定位为感知城市状态的五官、掌控感知主体的中枢和供给感知能力的出口。

1)感知城市状态的五官:感知体系向下连接各类感知主体,包括传感设备和参与感知的群体,通过视觉(图像和视频等)、听觉(音频和分贝数等)、嗅觉(气体种类和浓度等)、味觉(固体化学物质浓度等)、触觉(形变和压力等)等形式,感知人流量、交通流、环境、公共安全、能耗和经济等方面的内容。

2)掌控感知主体的中枢:感知体系实时监控感知主体的状态,实现对设备的反向控制和对感知群体的指令发送,并为感知体系的建设参与方提供统一的设备管理和系统运维平台。

3)供给感知能力的出口:感知体系接收和汇总感知数据,向上为各类应用提供数据服务和设备管控接口,上层应用和政府部门通过向城市感知体系购买服务的方式,获取数据、掌控设备,而不直接跟感知主体发生关系。

### 1.2 城市感知体系的理念

1)全域感知:城市感知的空间地域覆盖全、时间跨度保障全、感知内容种类全,在空间域、时间域和种类域都没有明显缺失,能准确反映出关注对象的真实态势。感知种类主要覆盖城市中6类重点内容,而非所有状态。

2)精准掌控:城市感知体系能够精细地查看每个感知主体的读数及其关联信息,并反向控制

或联动单个感知主体;感知数据的精细度、准确度和采样频次能满足应用的需求。

3)合理布局:城市感知体系需要用尽可能少的资源投入获取尽可能好的感知效果,避免重复建设和浪费。针对不同的感知内容,有效选择和组合不同感知方式,并在地域空间上合理部署感知主体。

4)稳定有效:通过高效运维,确保城市感知体系故障诊断及时、系统安全稳定、数据精准有效。通过良性的运营模式实现自我造血、收益健康、持续运行、长期可用。

## 2 城市感知面临的挑战

1)感知内容不全,状态掌握不及时。虽然很多城市都已经部署了一些传感器,采集了部分信息,但覆盖的类别不全,对不少政府关注的安全和民生关键指标缺少及时的感知,一些重点地域也存在真空。例如桥梁、大坝、老旧危房的形变,城市低洼地带的内涝深度,水、电、气、热等地下管网的状态,热门景区的排队时长和人流密度,重要交通场站承载的旅客人数,重大舆情事件等重要信息并不都能及时掌握。

2)感知手段单一,信息获取途径少。大部分城市的感知单靠传感器设备,不仅部署和运维成本高,而且不够灵活,无法应对突发需求。此外,有些状态无法依靠传感器获悉,例如,游客对景区的满意程度,商家是否存在严重的服务瑕疵,哪里出现了垃圾乱堆放现象,某种疾病是否即将开始广泛传播,掌握这些状态需要借助其他感知手段作为补充。

3)整体统筹缺失,资源部署不合理。以往各部门会根据建设各自业务系统中的感知需求,分别独立部署传感器,感知体系缺乏统筹规划,出现了局部重复建设和整体感知不足并存的现象。有些地方感知设备重复部署,例如一个灯杆上有十几个性能相似的摄像头,但有些地方却由于资源不足,不得不放弃建设。此外,感知的数据也分散在各个系统中,将这些数据汇聚共享需要大量的数据接入和治理工作,不仅浪费了资源,也极大地影响了工作效率。

4)运营管理不足,感知效果不持续。由于感知体系需要持续维护和定期更新,但现有大部分感知系统依托一次性的建设项目开展,缺少可持续的商业模式,后续即便能申请到少量的运维费用,也很难支撑持续运营的开销。因此,在感知

系统初始运行阶段效能较好,但随着时间的推移就逐渐进入年久失修、残破消亡的状态。

### 3 城市感知体系的构成

如图1所示,城市感知体系面向传感器和人

两类感知主体,通过一套理论框架、一套技术产品和一套运营模式,实现“全域感知、精准掌控、合理布局和稳定有效”4大业务目标。理论框架为技术产品的构建提供理论基础,技术产品是理论框架和运营模式的载体,运营模式确保整个体系的持续运行、长期有效。

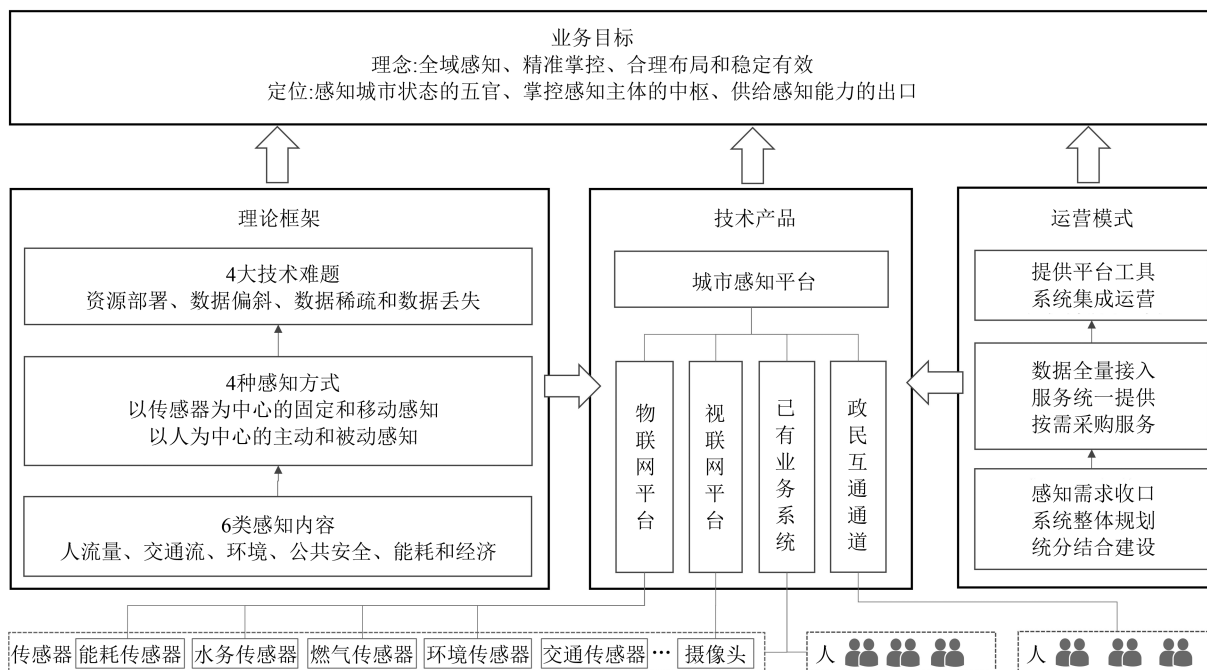


图1 城市感知体系的构成

Fig. 1 Architecture of Urban Sensing Systems

理论框架从大量智能城市应用中凝炼出“人流量、交通流、环境、公共安全、能耗和经济”6类最受关注的感知内容,并进一步细化子类 and 待感知指标。理论框架构建4种感知方式,包括以传感器为中心的固定感知、以传感器为中心的移动感知、以人为中心的主动群体感知和以人为中心的被动群体感知;抽象并解决资源部署、采样偏斜、数据稀疏和数据丢失4大技术难题。

技术产品以城市感知平台为核心,连接物联网平台、视联网平台、已有的业务系统和政民互通通道<sup>[5]</sup>,收集以传感器和以人为中心的感知信息。其中,新建的传感器系统通过物联网平台统一接入到城市感知平台,实现感知信息的采集和对感知设备的管控。新增的摄像头通过视联网平台统一接入到城市感知平台,实现视频数据汇集和设备管控。已建感知设备、摄像头和已经有的以人为中心的感知方式(如12345热线、网格员上报、公交刷卡信息等),通过各自已建业务系统,将数据接入到城市感知平台。利用政民互通通道,基于灵活配置的方式,可持续新增以人为中心的主动感知方式。

运营模式首先收口各部门的感知需求,统筹规划感知系统,集中建设和使用感知平台,分布建设和维护具体的感知设备。然后,所有的感知数据先集中接入到城市感知平台,再向外提供城市感知的服务接口。各政务部门和企业按需购买感知服务。最后,各分布感知设备的建设方使用集中的城市感知平台开展数据接入、设备管理和系统运维工作。遇到困难时,可以联合多部门协同处置问题。

### 4 城市感知理论框架

如图2所示,城市感知理论框架包括6类感知内容、4种感知方式和4大技术挑战。要实现对某种内容的感知,就需要选择具体的感知手段,并克服相应的技术挑战。

例1:针对城市中空气质量的感知,可采用以传感器为中心的固定感知,即首先在固定位置部署空气质量监测站点,然后定时向城市感知平台传输空气污染物浓度数据。由于单个监测站点价格昂贵且维护成本较高,无法在城市的每个角



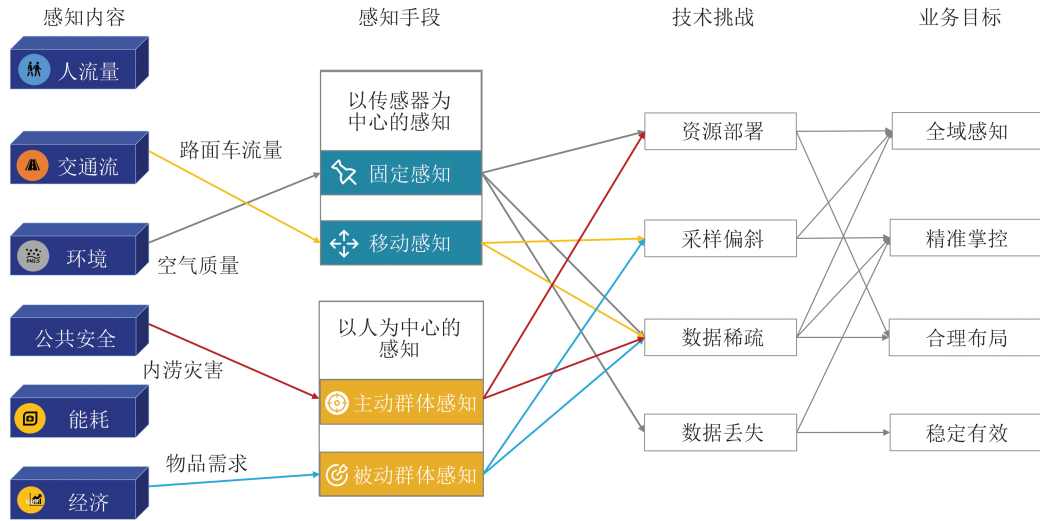


图2 城市感知理论框架

Fig. 2 Theoretical Framework of Urban Sensing

落都部署,因此,需要通过计算来为有限的站点规划合理的位置,从而使得感知效果尽可能的好,即克服“资源部署”的技术挑战<sup>[6]</sup>。同时,由于能部署的站点数量有限,产生的读数在地域空间上非常稀疏,如何利用这些稀疏的感知数据来推测出城市各处的空气质量,需要克服“数据稀疏”的技术挑战<sup>[7]</sup>。最后,这些稀疏的数据也可能因为通信或设备故障而丢失,需要利用算法尽可能地恢复这些丢失的数据,即克服“数据丢失”技术难题<sup>[8]</sup>。

例2:要实现对面交通流量的感知,可利用装有GPS设备的出租车作为移动传感器,通过分析它们的行驶轨迹来感知路面的通行速度,即以传感器为中心的移动感知。但由于各条道路上出租车与其他车辆的比例不尽相同,即以出租车为代表的采样与待感知的整体车流之间存在空间分布的偏斜,无法直接根据一条路上行驶的出租车数量推断出该道路上所有车的数量。因此,要估计车流量就必须克服“采样偏斜”的技术挑战<sup>[9]</sup>。另外,在某个时间段,很多道路上可能没有出租车经过,感知数据缺失。要推断此刻每条路段上的整体车流和速度,就需要克服“数据稀疏”的技术挑战<sup>[10]</sup>。

要实现一个业务目标,也需要攻克多重技术挑战。例如,要实现“全域感知”这一目标,既要解决好“资源部署”难题,利用算法为有限的资源寻找尽可能优的部署位置;也需要通过技术克服“采样偏斜”和“数据稀疏”难题,充分挖掘出已有传感器贡献数据的价值,通过间接推断的方法来感知那些没有部署传感器区域的状态,跟已有传

感器形成合力,最终实现全域感知。同理,要实现“精准掌控”这一业务目标,同样需要基于技术对城市全量状态的推断和丢失数据的恢复,即克服“采样偏斜”和“数据稀疏”难题。

#### 4.1 6类感知内容

城市状态复杂,可以感知的对象非常多,然而资源有限,无法全部兼顾。基于大量智能城市的应用需求,发掘“人流量、交通流、环境、公共安全、能耗和经济”这6类感知内容最为重要和常用。对这6类内容进行梳理,细分每类感知内容包含的一、二级子类以及重要的感知指标,为城市感知构建者提供规划参考底图,为智能城市应用者提供感知资源目录,为各部门业务管理者提供感知需求清单。感知指标会关联所需要的感知手段,以及布局规范、感知频次、感知数据的粒度、形态和传输方式,从而指导感知系统的建设。

表1展现了人流量这类感知内容,包括交通场站、公共区域、职住场所、重大活动4个一级子类的人流量,以及20多个二级子类和30多个指标。交通场站人流量可进一步细化为火车站、机场、长途客运站等二级子类人流量。针对这些内容,需要感知进站排队时间和队伍长度、站内等待时间等指标。一些指标可通过以传感器为中心的感知方式获取,如场内人流密度可利用红外传感器、热成像仪等设备来感知,或者通过摄像头加上视频分析算法来感知。另外一些指标,如进出站人数,可根据检票数据或人员通行闸机的数据来获得,即采用以人为中心的被动群体感知,而无需安装新的传感器。



表1 感知内容之人流

Tab. 1 The First Category of Content to Be Sensed in a City: Flow of Crowds

一级子类	二级子类	感知指标
交通场站人流量	火车站人流量	进站排队时间和队伍长度、站内等待时间 进站人数、出站人数、场内人流密度 场站出入口及站内关键点实况视频 ∴
	机场人流量	
	长途客运站人流量	
	地铁站人流量	
	公交枢纽人流量	
	码头人流量	
∴		
公共区域人流量	商圈人流量	进入区域的排队时间和队伍长度、区域内关键项目的排队时长 进入区域人数、离开人数、区域内平均人流密度、关键点局部人流密度 区域出入口及区域内关键点实况视频 ∴
	广场人流量	
	景区人流量	
	文体场馆人流量	
	∴	
职住场所人流量	校园人流量	可用单元数、可容纳人数、入住率、剩余空间 进入人数、离开人数、区域内平均人流密度 进入等待时长和队伍长度 人员按性别、年龄等重要标签的统计 区域出入口及区域内关键点实况视频 ∴
	工业园区人流量	
	厂矿人流量	
	社区和小区人流量	
	酒店人流量	
	∴	
重大活动人流量	体育赛事人流量	进入区域人数、离开人数、区域内平均人流密度、关键点局部人流密度 区域高空全景图像、区域内关键点实况视频 ∴
	文化艺术展览人流量	
	国际会议人流量	
	庆典活动人流量	
	出访巡游人流量	
∴		

根据应用的需要,这些指标可以按照不同的时间跨度和空间范围来计算均值、极值、统计值,并按照不同的时间颗粒度,如周、月、年来计算同环比。后续不对这些指标按照时空维度的演变作一一扩展。

表2呈现了交通流这类感知内容的细分类别和详细指标,包含公共交通、个人交通、货物运输和特种车辆4个一级子类、20多个二级子类以及60多个指标。与人流量这类感知内容不同,虽然某些交通工具也会用于运送人,从而产生人流量,但交通流关注交通工具的运送能力、通行效率和行驶状态,而非人流。更何况还有很多交通工具并不运送人,如危化品车辆、渣土车等。二级子类列出了典型代表,并未穷尽,所需感知的指标与列出的内容基本相同,在具体使用时,将指标名加上二级子类名的前缀(如渣土车车辆数、公交车线路通信时间等)或替换掉指标中的集体代名词(如公交车数量、铁路交通流量等)即可。

表3呈现了环境类感知内容的细分类别和详细指标,包括气象、空气质量、水质、土壤、声环境

和垃圾固废6个一级子类、27个二级子类和约150余个指标。气象进一步包含气温、气压、湿度、风、降水、云量、日照、辐射、蒸发、能见度10个二级子类。湿度的具体指标包括水汽压和饱和水汽压、相对湿度、露点等。环境类内容主要依靠以传感器为中心的感知方式来获取。

表4呈现了公共安全类感知内容的细分类别和详细指标,包括自然安全、基础设施安全、社会治安、交通安全、食品安全、医疗安全和信息安全7个一级子类和三十几个二级子类,共130多个指标。其中自然安全、基础设施安全主要依靠以传感器为中心的感知方式来获取,社会治安、交通安全、食品安全和医疗安全主要通过以人为中心的感知方式来获取。而信息安全本身就已经在数字世界里,可以直接从相关日志里获取数据。

表5呈现了能耗类感知内容的细分类别和详细指标,包括水、电、气、热、油5个一级子类、19个二级子类和50多个指标。面向能耗类感知内容,指标的变化率,尤其是随着时间的变化率更有意义,如居民用水年增长率,以及万元国内生产总值用水量年减少率等。

表 2 感知内容之交通流

Tab. 2 The Second Category of Content to Be Sensed in a City: Traffic Flow

一级子类	二级子类	感知指标
公共交通	城市道路	
	公交车	运力指标:交通工具数量、吞吐量(如单位时间内交通场站进出的交通工具总数量)、交通流量(单位时间内交通线路上通行的交通工具总数量),按照类型、排量、载客量等标签的交通工具统计
	城市轨道交通	
	铁路	效率指标:线路通行时间、行驶速度、发车间隔、运行频度(如 2 趟/d)
	航空	状态指标:在运行交通工具数量、剩余可用数量、状态异常数量,运行线路、当前位置、预计达到时间,线路关键点位实况视频等
	长途客运	
	水路运输	∴
个人交通	私家车	
	出租车	交通工具的数量、在运行数量、剩余可用数量、状态异常数量
	网约车	按照类型、排量、载客量等标签的车辆统计
	共享单车	道路通行时间、行驶速度、车流量;当前位置、运行轨迹、预计达到时间关键路口和停靠点的实况视频
		∴
货物运输	物流车	车辆数量、运行频度(如 2 趟/d)、吞吐量(如单位时间内的总班次等),按类型、排量、载重等标签的车辆统计
	垃圾清运	在运行车辆数、剩余可用数量、状态异常数量
	渣土车	线路通行时间、行驶速度,当前位置、运行轨迹、预计到达时间
	大货车	车辆自重、当前重量、运送物品类别及体积
	冷藏保鲜车	停靠地点及时间,关键路口、停靠点的实况视频
特种车辆		∴
	危化品运输车	
	救护车	
	消防车	
	警车	车辆数量、运行频度(如 2 趟/d)、吞吐量(如单位时间内的总班次等),按类型、排量、载重等标签的车辆统计
	殡葬车	线路通行时间、行驶速度,当前位置、运行轨迹、预计到达时间,行驶过程中车载摄像头视频,停靠地点及时间
	洒水车	车辆自重、当前重量、车辆重点状态信息
	工程抢险车	∴
	道路养护车辆	
	除障车辆	
	∴	

表 6 呈现了经济类感知内容,包含生产要素、生产成果、国民收入、产品流通、使用消费、生活品质 6 个一级子类、18 个二级子类和 100 余个指标。

4.2 4 种感知方式

图 3 展示了 4 种感知方式,其中以传感器为中心的感知方式包括固定感知和移动感知两类,以人为中心的感知包括主动和被动群体感知两类。

大部分的传感器和物联网设备都属于固定感知这一类别,即先在固定的位置安装传感器,然后持续接收其发出的信号。如果将传感器安装在无人机或者移动车辆等载体上,随着载体的移动而不断感知不同地域的状况,这属于移动感知类别。

以传感器为中心的感知可靠度高、信号源稳

定,但需要较大的前期资金投入和后期维护成本,适用于那些对实时性和精度要求高的感知场景。况且有些内容无法通过传感器感知,如游客对景区服务的满意度、物业与业主之间的融洽度等。此时就需要用到以人为中心的感知手段<sup>[11-12]</sup>。

以人为中心的被动群体感知是指人们在完成一件事情的同时,不经意间也起到了另一个感知城市韵律的结果。这种感知的动作是被动的、无目的的,关注群体的统计结果,而非个人特征。例如,人们在乘坐地铁时,进站都会刷卡,这个动作是为了实现付费。但把很多人刷卡的数据集合在一起时,便可感知当前地铁站有多少人进、出站,以及站内是否存在人员拥挤。

在另一类以人为中心的主动感知中,人们清楚地知道自己行为的目的,也知道后续信息的去

表3 感知内容之环境

Tab. 3 The Third Category of Content to Be Sensed in a City: Natural Environment

一级子类	二级子类	感知指标
气象	气温	最高气温、最低气温、平均气温
	气压	大气压强
	湿度	水汽压和饱和水汽压、相对湿度、露点、饱和差、比湿、水汽混合比
	风	风向、风速
	降水	降水形态(雨、雪、雨夹雪、冰粒和冰雹等)、降水量、降水强度;
	云量	云状、云高和云量
	日照	日照时间和实照时间
	辐射	太阳辐射、地球辐射、地表辐射、大气辐射、全辐射
	蒸发	蒸发量
	能见度	能见度
空气质量	气体污染物	二氧化硫、氮氧化物、一氧化碳、二氧化碳、甲醛、挥发性有机物等
	颗粒物	细颗粒物(PM <sub>2.5</sub> )和可吸入颗粒物(PM <sub>10</sub> )等
	光化学污染物	二次有机物(如丙烯醛、异丙醇等)和臭氧(O <sub>3</sub> )
	放射性物质	惰性气体(如氦气、氡气等)、放射性气体(如氡-3、氡-4等)等
水质	物理特性	水温、透明度、色度、嗅和味、肉眼可见物等
	化学性质	pH值、矿化度、总硬度、氧化还原电位、生化需氧量和化学需氧量等
	细菌学指标	细菌总数、大肠菌群、耐热大肠菌
	毒理学指标	氟化物、氯化物、砷、硒、汞、镉、铬、铅、银、硝酸盐、氯仿、四氯化碳、滴滴涕、六六六等含量
	消毒类指标	游离性余氯、臭氧、二氧化氯
土壤	土壤肥力	地形、坡度、覆被度、侵蚀度,土层厚度,耕层厚度,质地、障碍层位,有机质、全氮、全磷、全钾、有效磷、有效钾等
	环境质量	镉、汞、砷、铜、铅、铬、锌、镍、六六六、滴滴涕等含量
	健康质量	土壤有机质、土壤微生物数量、活性、酸碱度、盐分、微量元素等
声环境	环境噪声	噪声级、分贝数
垃圾固废	生活垃圾	垃圾体积、重量、垃圾种类;垃圾异常堆放位置 垃圾分类的覆盖率、分类准确率、生活垃圾减量率、回收再利用等
	建筑垃圾	垃圾体积、重量、垃圾种类;垃圾异常堆放位置 水分含量,混凝土、砖瓦陶瓷、木材、金属和塑料五大废弃物含量,粒度分布,氟、铅、镍、汞等有害物质含量
	工业垃圾	垃圾体积、重量、垃圾种类,垃圾异常堆放位置 灰分、水分、水溶解物、油分、尘埃和碳氮元素占比 镉、铜、汞、总砷、硒、镍、pH值、氟化物等含量
	医疗垃圾	垃圾体积、重量、垃圾种类,垃圾异常堆放位置 废物的毒性:急性毒性、慢性毒性和致突变性等 废物的稳定性:化学稳定性、生物降解性和放射性衰变性等 废物的迁移性:水迁移性、气体迁移性、土壤迁移性

向,主动完成感知任务。例如,网格员上报社区里的公共物件损毁情况,居民通过12345反馈城市里的垃圾乱堆问题等,都是通过群体的力量来主动感知城市的韵律<sup>[13]</sup>。

以人为中心的感知在不增加额外硬件投入的基础上具有较好的灵活性,可以和以传感器为中心的感知形成互补,一同捕捉城市的韵律。

### 4.3 4大技术难题

在确定了感知内容和感知方式后,城市感知还需要克服资源部署、采样偏斜、数据稀疏和数据丢失四大技术难题,才能获得良好的效果。

#### 4.3.1 资源部署难题

1)问题描述。如何用有限的资源去获取最优的感知效果,需要解决资源部署的难题。如图4(a)所示,假设当前的经费只允许增补2个电动车充电站,应该放置在哪两个路口才能使得其覆盖的(不重复)电动车数量最大?如图4(b)所示,如何根据一个城市里医疗急救的需求来选择救护车站点的位置,并在各站点部署合理数量的救护车,使得这些救护车去完成整个城市的急救任务时单次最长到达时间不能超过30分钟?如图4(c)所示,在一些河流的堤坝上选出少量位置(如 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ )作为形变监测点,通过部署形变传感器等方式,



来尽可能地减少因大坝渗漏和坍塌而带来的险情。如图 4(d)所示,一座城市如果仅能新增 4 个空气质量监测站点,应该将这些站点部署在哪里才能对整个城市空气质量的感知效果提升最大。如图 4(e)所示,根据一群人提供的出行线路和时间范围,从中挑选一些人来共同感知城市的噪声污染情况,使得他们采集的数据质量综合起来最高,整体感知效果最好<sup>[14]</sup>。

2) 挑战根因。以上资源部署问题之所以难,有以下两点原因:(1)挑选候选集难。图 4(a)、图 4(b)面临的场景需要从大量地点中选择少量的地点作为候选集,组合起来满足相应的最优约束,分别对应为最大  $K$  覆盖问题<sup>[15-17]</sup>和最佳相遇地问题<sup>[18-21]</sup>,其中挑选候选集的计算复杂度是 NP 难。(2)确定衡量标准难。有不少场景甚至很难给出最优的定义,缺乏清晰的目标函数。例如,在图 4(c)中,大坝各段出现渗漏和坍塌的可能性受它对应的河面宽度、河水深度、流速、泥沙含量、大坝材质、建设年代以及气象状况等诸多因素的影响,很难有一个标准函数来计算出各段的危险系数,从而选择最危急的  $K$  段来安装传感器。在图 4(d)中,在一个地方尚未安装空气质量传感器之前,无法知晓它的空气质量状况,就更不清楚如何评价其对整个城市空气质量监测的贡献。在图 4(e)中又如何定义对城市噪音的综合感知效果最佳呢?

3) 解决方案。以上资源部署难题可以转化为以下 4 个科学问题,并用相应的算法来解决。

(1)最大  $K$  覆盖问题。即给定一个包含  $n$  个物体的候选集  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$  和一个资源包  $C$ ,每个物体都有自己的价值权重( $w_i$ )和所需资源( $c_i$ ),从这个集合中选出  $K$  个物体( $K < n$ ),使得这  $K$  个物体的总计价值( $\sum w_i$ )最大,且花费资源不超支( $\sum c_i \leq C$ )。具体的算法可以参考文献<sup>[15-17]</sup>。图 4(a)描述的问题属于这类问题, $F$  为城市中所有路口的集合,从  $F$  中选取 2 个路口,即  $K=2$ ,每个路口都有能覆盖的电车轨迹数量,但在计算  $\sum w_i$  时需要去除掉重复的车辆数。因此,  $(f_1, f_3)$  的组合比  $(f_2, f_3)$  的组合更优。

(2)最佳相遇地问题。即给定一个用户集合  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  和地点集合  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ ,从  $F$  中选出一个包含  $k$  个地点的子集  $R$ ,使得  $R = \arg \min_{R' \subset F} \sum_i \text{cost}(c_i, R')$ ,  $|R'| = k$ ;  $\text{cost}(c_i, R')$  表示  $c_i$  和任意一个地点  $f \in R'$  之间的开销,这个开销可以是通行距离、时间或者费用。有些场景会要求

最大的  $\text{cost}(c_i, R')$  都不能超过某个值,即  $R = \arg \min_{R' \subset F} \max_i \text{cost}(c_i, R')$ , 当  $|R'| = k$ 。图 4(b)描述的问题属于这类问题的后者情况,即选择合理的位置放置救护车,使得最大单次抢救时间不超过 30 min。

(3)学习排序问题。这类模型最初起源于互联网搜索中的结果排序问题。即利用机器学习算法,根据输入关键词和返回网页的一系列特征来学习出合理的排序结果。模型的训练可以借助用户在过往搜索过程中的查询输入和点击记录作为标注数据。常用算法可以分为 Pointwise<sup>[22]</sup>、Pairwise<sup>[23-24]</sup>和 Listwise<sup>[25]</sup>3 种思路。图 4(c)中描述的场景,可以转化为对堤坝上众多候选地点按照坍塌决堤的可能性来排序的问题,每个地点都会有河面宽度、河水深度、流速、泥沙含量、材质、年份等特征,利用历史上出现过问题的堤坝数据作为学习样本,训练出排序模型,之后应用在待建地点,预判出问题的可能性,然后选出可能最高的  $K$  个地点来部署形变传感器。

(4)最小化不确定性问题。给定一个集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 包含两个子集,  $X = L \cup W$ , 且  $L$  集合的大小远小于  $W$ 。每个元素  $x \in X$  都有相应的特征  $x.f$  和关联的标注  $x.c$ , 其中  $x_i \in L$ ,  $x_i.c$  为已知;  $x_j \in W$ ,  $x_j.c$  未知,需要推断。利用  $L$  包含元素的特征和标注数据训练一个模型,  $F(x.f) \rightarrow x.c$ , 并用于推断  $x_j \in W$  的未知标注。现在有一部分额外的资源,可以使得  $W$  中  $m$  个元素的标注变成已知(例如通过安装传感器来得知标注)。如何从  $W$  中选择出包含  $m$  个元素的子集  $U$ , 使得对于  $x_j \in W \setminus U$  的推断的不确定性减少最多。由于  $x_j.c$  在推算前并没有标注,不确定性并不是预测结果的精度,可以用推断的置信度和推断结果的信息熵来表示<sup>[6,14]</sup>。

图 4(d)中表述的场景可以用这个算法来解决,假设把一个城市的地域空间划分为 2 000 个均匀网格,每个格子就是  $X$  中的一个元素,每个网格都有自己的交通流量、兴趣点分布等特征  $f$ , 并有关联的空气质量等级(优、良、轻度污染、中度污染、重度污染、严重污染)作为标注  $c$ 。已有的 36 个空气质量监测站点(由蓝点表示)所在的网格构成了  $L$ , 空气质量站点的读数为这些网格提供了标注,剩下的 1 964 个网格构成了  $W$ 。现在假设有一笔经费可以新增 4 个空气质量监测站点,如何从  $W$  中挑出 4 个网格作为部署地点(即集合  $U$ ), 使得对于整个城市空气质量的监测能

表4 感知内容之公共安全

Tab. 4 The Fourth Category of Content to Be Sensed in a City: Public Safety

一级子类	二级子类	感知指标
自然安全	洪涝	预计到到达时间、平均强度、最大强度、持续时间 影响范围、演进路径、灾难态势地域分布 水、电、气、热能源供应、通信情况、道路畅通情况 受灾人群数量、人员结构(年龄、性别、残障等),人员伤亡统计、人员救治情况 受灾机构数量和类型,受灾建筑和基础设施评估 救助物资分布及使用情况,抢险人员及车辆数量、位置及状态 现场实况视频、高空全景图像、卫星遥感影像 常规气象监测、卫生环境监测 财产损失评估
	台风	
	干旱	
	暴雨	
	暴雪	
	高温	
	地震	
	海啸	
	扬沙	
	泥石流	
基础设施安全	通信基础设施	信号覆盖范围、通信容量、通信质量 重要设施点位、设备状态、功耗、周边实况视频
	能源基础设施	水、电、气、热的储备量、供给源头数、输出供应能力、当前供应量 重要设施点位及周边实况视频、关键设备工作状态,能源泄漏位置
	交通基础设施	关键设施的应变、挠度、裂缝、变位、倾斜度和沉降监测等 关键设施点位及周边实况视频
	水利基础设施	水位、水温、淤泥、流速;应变量、位移量、沉降、渗流量 关键设施的内部应力和温度、周边实况视频,关键设备的工作状态
社会治安	维护社会稳定	警情总量和警情发生率、治安案件发生率、重大刑事案件在刑事案件中占比 犯罪率、重新犯罪率、初犯率及初犯现象的综合分析
	保护公共利益	破案率、治安组织分布、治安力量的空间密度
	促进经济繁荣 保障公平正义	违法犯罪和社会灾害造成的人身伤亡和财产损失统计指标;群众安全感、治安满意度、 群体性事件数量及发生率、重大舆情数量及发生率
交通安全	绝对评价指标	事故次数、事故强度、死亡人数、受伤人数、直接经济损失
	相对评价指标	事故率:地点事故率、路段事故率、地区事故率 单位人口死亡率、单位车辆死亡率、单位行车里程死亡率
	综合评价指标	道路交通综合死亡率;车公里死亡率,单位货运周转量死亡率、单位客运周转量死亡率, 亿车公里死亡率
食品安全	食品安全	食品检测合格率、食品安全事故数、事故等级
医疗安全	医疗环境安全	门诊等待时间、入院患者等待时间、手术室清洁度、医疗消防安全、医疗设备使用培训、医疗设备标定和 校准准确性、医疗设备故障率、医疗机构违规行为、医疗机构管理质量指标、药品质量问题
	医疗诊断安全	病例错误率、患者信息传递准确性、医疗误诊率、医疗报告错误率、医疗事故率、地点相关的错误率、 住院患者滚动床位率
	医疗救治安全	医疗器械操作错误率、手术终止率、超时手术率、预防性药物错误率、医疗团队沟通问题用药错误率、 医疗感染率、医疗错误调查和纠正行动计划的及时性
	康复安全	患者满意度调查结果、并发症率、并发症复发率、术后感染率、患者跌倒率
信息安全	安全审计	安全事件数量、安全事件持续时间、安全事件响应时间、安全事件响应成功率 安全漏洞数量、安全漏洞修复时间 安全备份和恢复时间 安全预算、企业员工参加安全意识培训的比例
	通信	
	密码支持	
	用户数据保护	
	标识与鉴别	
	安全管理	
	隐秘	
	安全功能保护	
	资源利用	
访问安全		
可信信道路径		

表 5 感知内容之能耗

Tab. 5 The Fifth Category of Content to Be Sensed in a City: Energy Consumption

一级子类	二级子类	感知指标
水能耗	生活用水	生活用水量、人均用水量、生活用水在总用水量中的占比、生活用水中城镇生活用水和农村生活的比例,万元国内生产总值用水量、用水量与城市用电量比值、用水量与城市用气量之间的比值
	工业用水	工业用水量、工业用水在总用水量中的占比、万元国内生产总值用水量、万元工业增加值用水量、工业 GDP 变化用水系数
	农业用水	单方水粮食产量、农业 GDP 变化用水系数、减灌率
	生态用水	生态用水总量、生态用水在总用水量中的占比,水生态系统健康度的提升与生态用水比值
电能耗	居民用电	居民用电总量、居民用电在总用电量中的占比,人均用电量、单位地域面积用电量,万元国内生产总值用电量、用电量与城市用水量比值、用电量与城市用气量之间的比值
	工商业用电	工商业用电总量、工商业用电在总用电量中的占比,万元国内生产总值用电量、万元工业增加值用电量、工业 GDP 变化用电系数
	大工业用电	大工业用电总量、大工业用电量在总用电量中的占比、单位产品用电量、万元大工业增加值用电量
	农业用电	农业用电总量、农业用电量在总用电量中的占比、单位产品用电量、万元农业增加值用电量,农业用电中农、林、牧、渔、副业的占比
气能耗	天然气	每日气消耗量、人均气消耗量、每平方公里气消耗量
	人工燃气	每小时流经计量仪器的天然气体(m <sup>3</sup> /h)、每户每月燃气使用量(m <sup>3</sup> /每户)、每万元生产总值所需消耗的天然气体积(m <sup>3</sup> /万元)
	液化石油气	4类燃气的气量使用分布
	生物质气	
热能耗	浅层地温能	
	水热型地热能 增强型地热系统	热能总量、地热在地域空间的分布、人均地热量、地热能直接利用率、热提取率
油耗	汽油	燃油储备量、燃油日消耗量、燃油注入量、人均拥有量
	柴油	加油站数量、加油站地域分布和密度
	煤油	关键加油站排队长度、等待时间及视频图像
	重油	各类燃油储备、消耗的比例

力提升最大。具体解法如下:首先利用 36 个有标注网格的特征和对应的空气质量等级训练一个空气质量推断模型,  $F(x, f) \rightarrow x, c$ , 然后将这个模型应用于剩下的 1 964 个网格, 根据这些网格的特征  $f$  来推断出其可能的空气质量类别。如果一个网格推断的结果在 6 类空气质量等级上的概率分布为  $\langle 0.91, 0.01, 0.02, 0.03, 0.02, \rangle > 0.01$ , 则推断的置信度很高, 或者说这个推断结果的信息熵很小, 大概率结果就是优。这类地点能够依靠模型比较可信的推断出结果, 则没有必要再安装传感器。反之, 如果一个网格的推断结果为  $\langle 0.2, 0.3, 0.15, 0.15, 0.1, \rangle > 0.1$ , 即便“良”这类的概率相对较大, 但 6 个类别的概率比较平均, 没有很大的把握锁定为第二类。对于这样的地点则需要安装物理传感器来减少不确定性。之后的问题就可转化为如何找到推断不确定性最高的网格集合, 详细的算法过程可参见文献[6]。

4.3.2 采样偏斜难题

1) 问题描述。通过城市感知获取的数据往往只是整个城市完整数据集的一部分采样, 很多属性在这个采样数据上的分布跟在全局数据上

的分布存在较大差异。如图 5(a) 所示, 通过装载在出租车上的 GPS 传感器可以获得一个城市中出租车的移动轨迹数据, 但路面上行驶的出租车只是城市整体车流的一部分采样(如图 5(c) 中红点)。如图 5(b) 所示, 有些路段上, 有很多私家车但几乎没有出租车出现; 也有一些路段, 私家车很少, 但却有较多出租车出现。即出租车(作为整体车流的采样)在道路上的分布跟整体车流在路面上的分布存在较大的偏斜。因此, 不能简单地计算城市中私家车和出租车的总量比, 再将路面上观测到的出租车数据乘以这个固定比例来计算各条道路上的车流量。

2) 挑战根因。由于采样数据存在的偏斜, 导致采样数据中很多特性无法直接泛化到整体数据上, 即不满足机器学习方法要求训练数据和测试数据独立同分布的假设。寻找采样数据和全量数据之间可传递的信息纽带, 需要同时具备行业知识和技术背景, 这点存在挑战。例如, 要解决图 5 中的难题, 需要具备一定的交通行业知识, 即在同一路段上行驶的不同车辆, 车速基本保持相近。因此, 从采样数据上推断的速度信息可以



表6 感知内容之经济

Tab. 6 The Sixth Category of Content to Be Sensed in a City: Economy

一级子类	二级子类	感知指标
生产要素	土地	土地面积、自然资源分布、人口密度、土地类型占比 用地指标:农业用地、工业用地、居民用地、生态保护区、城市绿地 规模指标:劳动力数量及细分类别占比、经济活动人口、非经济活动人口 变化指标:新增率、减少率、总变动率,流入率、流出率、总流动率
	劳动力	利用率指标:就业率、失业率、劳动参与率,劳动力生产率、劳动薪酬 负担指标:经济活动人口负担系数、从业人员负担系数、老人赡养系数、少年儿童抚养系数和 丧失劳动能力供养系数
	资本	货币量:M0现有货币、M1狭义货币、M2广义货币量,使用外资金量,外汇储备量,固定资产投资额,基本建设、更新改造、房地产开发投资和其他固定资产投资比例 规模指标:科学研究人才数、科学研究机构数、产业创新人才数、产业创新机构数,高影响力论文数、有效国家发明专利数、国际发明专利数、国家奖项数、技术转化价值总量
	技术	效率指标:单位人口科研人才数、单位人口科研机构数、单位人口产业创新人才数、单位人口产业创新机构数、单位GDP高影响力论文数、单位GDP有效国家发明专利数、单位GDP国际发明专利数、单位GDP技术转化价值
生产成果	农业	国内生产总值,第一、二、三产业占国内生产总值的比例 生产者物价指数,工业总产值、工业增加值,贸易顺差、逆差 制造业增加值、制造业采购经理指数
	工业	
	建筑业	
	运输业	
国民收入	商业	个人收入、家庭收入、人均可支配收入、城镇居民人均可支配收入、农村居民人均可支配收入,增值税、消费税和关税,企业所得税、外商投资企业和外国企业所得税、个人所得税,财政支出总额、财政支出结构、 财政支出的边际系数和弹性系数
	劳动报酬	
	税收	
产品流通	运输	企业法人数量、第三产业就业人数、社会消费品零售总额,批发零售业实现销售额、批发零售业销售额增加值,住宿餐饮业实现销售额、住宿餐饮业增加值
	交换	
使用消费	个人消费	消费者物价指数、城镇居民人均消费性支出、家庭储蓄率,居民生活消费支出中食品的比例、文化生活服务支出比例、不同质量消费品的消费比例
	集体消费	
生活品质	衣食住行	生活质量指数,人均居住面积、平均每人生活用水量、平均每人生活用电量、人均私家车拥有量,人均绿地面积、人均耕地面积,参加养老保险人数、参加新农村合作医疗人数 三甲及以上医院数、医护人员数、婴幼儿死亡率、人均寿命预期,大学数量、人均教育年限、大学入学率、失学率,报刊期刊发行数、公共图书馆数、公共博物馆数
	科学文教	

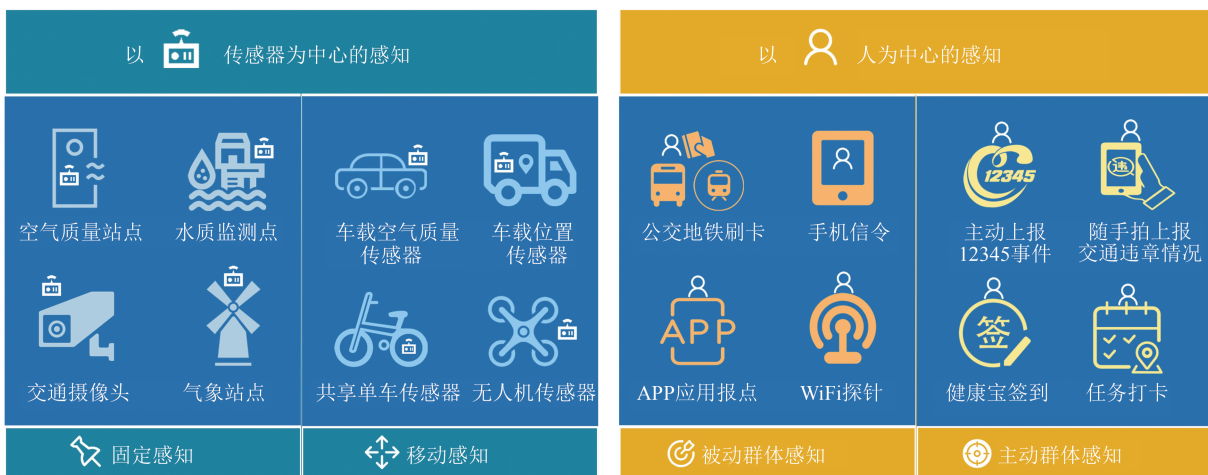


图3 4种感知方式

Fig. 3 Four Paradigms of Urban Sensing

传递到全局数据。此外,还需要知道车速、密度和流量三者存在相互影响的关系。车流量由车速和密度共同决定,车速越快且同时密度越大,

则车流量越大。但速度和密度又相互制约,当密度变大后,车速会下降;密度变小,车速提高。因此,车流量会在速度等于某个临界值时达到最

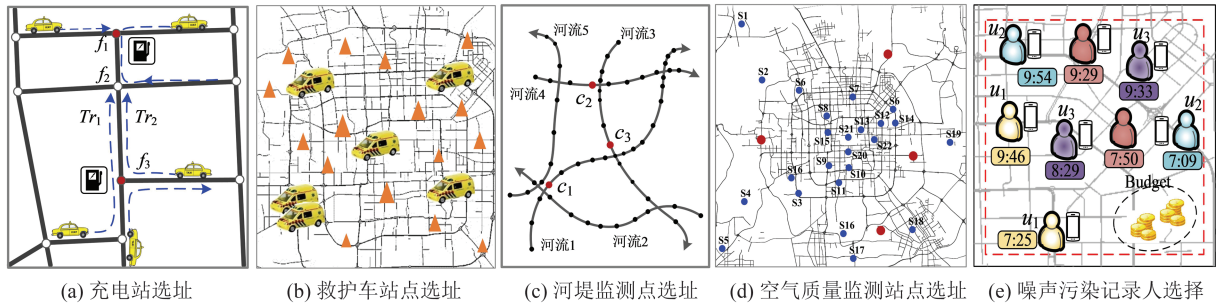


图 4 资源部署中的技术挑战

Fig. 4 Technical Challenges of Resource Deployment in Urban Sensing

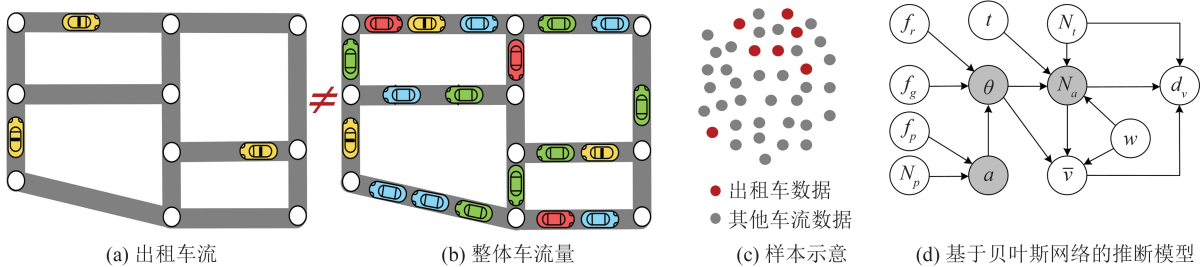


图 5 采样偏斜问题样例:如何根据出租车的轨迹数据推断出整体交通流量

Fig. 5 An Example of the Biased Sampling Problem in Urban Sensing: Inferring the Entire Traffic Flow on Road Networks Based on GPS Trajectories Generated by Taxi Cabs

大,速度超过或者小于这个临界值之后交通流量都会变小。车速、密度和流量三者的关系表达在不同路段上有不同的具体形态,受道路结构、道路周边的业态以及天气等诸多因素影响。此外,由于采样数据有限,也无法得到对应的全局数据,很难通过有监督学习方法来建立两者之间的联系。

3) 解决方案。如图 5(d) 所示,基于贝叶斯网络,建立一个全局无监督模型,分别推断每条道路上流量。其中,白色节点为可观测的信息节点,灰色节点为需要推断的信息(无法直接获取到)。一条道路上的交通流量  $N_a$  受天气  $w$ 、时间  $t$ 、道路类型  $\theta$  以及路面上观测到的出租车数量的影响。这条路上的行驶速度  $\bar{v}$  和速度的方差  $d_v$  可以通过出租车的轨迹计算得出,且能够泛化到整个路段的车流上,同时,  $\bar{v}$  受  $w$ 、 $N_a$  和  $\theta$  的影响。进一步,一条道路的类型  $\theta$  并不是一个直接可以观测到的值,道路潜在的类型会由道路本身的结构特征  $f_r$  (如限速、曲直比、车道数等)、道路所在的地理区域  $f_g$  (如道路所属的城市空间网格的位置),以及道路周边的兴趣点类型  $\alpha$  来共同决定。 $\alpha$  为不可见变量,由能观察到的兴趣点的总数及不同类别兴趣点的分布来决定,如道路周边一公里范围内的学校、医院、商场和厂矿等兴趣点的数量和分布。通过随机设置隐变量的初始值,利

用 EM(expectation-maximization) 算法不断迭代,最终找到隐变量的一个合理取值。详细方法可参见文献[9]。

#### 4.3.3 数据稀疏难题

1) 问题描述。由于一个城市里可以使用的感知资源有限,能获取的数据相对于广阔的城市空间总是略显稀疏,基于少量已有数据推断出城市中无数据空间的读数就是数据稀疏性问题。如图 6(a) 所示,一个城市里仅有 30 余个空气质量监测站点,定时播报所在地域的空气品质。如何根据这些有限的传感器读数,推断出全城每个角落的空气品质,就要克服数据稀疏性问题。同样,承接图 5 中的示例,即便拥有了从速度到流量的模型,对于没有出租车经过的路段,其速度仍不可知,也就无法进一步估计其交通流量。如图 6(b) 所示,在同一时间窗口,有出租车经过的路段在整个路网中占比很少,基于少量有速度值的路段估计出全网所有段的速度也属于数据稀疏性问题。

2) 挑战根因。城市纷繁复杂,影响某类感知指标的因素众多且分布不规律,导致数据在地理空间和时间维度上并不是均匀和线性分布。例如,由于各地空气扩散条件和污染源分布不同,城市中各地空气质量差异大,无法通过简单的插值计算来填补空白地点的空气品质。不同时间

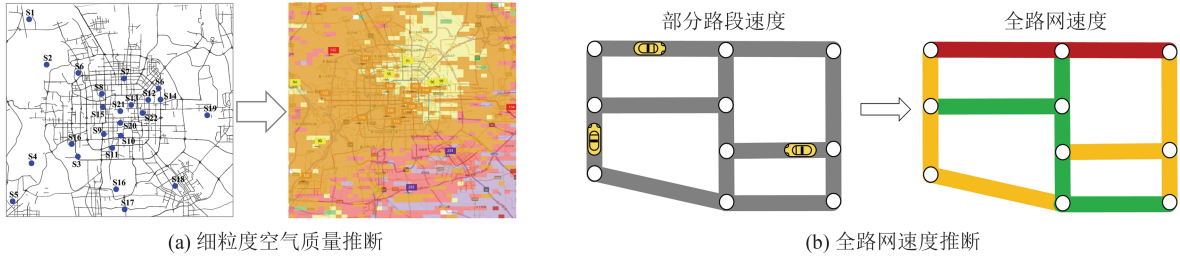


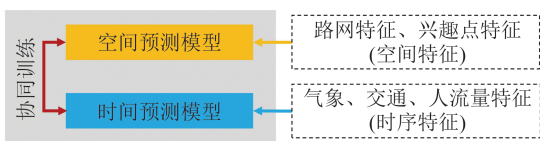
图6 数据稀疏性问题示例

Fig. 6 Illustrations of the Data Sparsity Problem in Urban Sensing

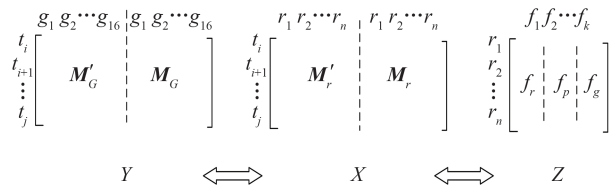
段的空气质量也会受到地面人群的行为活动以及天气状况的影响而瞬息万变。同时,相对于待估计的对象,有标注的数据样本很少,如果直接使用有监督的预测模型,会导致训练不充分,极大地削弱预测精度。例如,如果把北京均匀划分为 $1\text{ km}^2$ 的空间方格,只有三十几个格子拥有空气质量监测站点,仅占整个城市3 000多个网格的1%,给训练机器学习模型带来了极大的挑战。

3) 解决方案。可采用以下两种思路解决数据稀疏的问题:(1)采用半监督学习的方法,借助无标注样本中隐含的信息来提升对未知样本的识别能力。(2)融合多源数据,利用其他相关数据中蕴含的信息来弥补稀疏数据中的不足。这两种思路也可以结合起来使用。

图7(a)展示了基于协同训练的半监督模型,用于解决空气质量预测中的数据稀疏性问题。该方法基于路网和兴趣点等空间特征,结合已有空气质量监测站点的读数来训练一个空间预测模型,用于预测未安装传感器地域的空气质量。



(a) 基于协同训练的空气质量预测模型



(b) 基于协同过滤的通行速度预测模型

图7 解决数据稀疏问题的方法示例

Fig. 7 Examples of Solving the Data Sparsity Problem in Urban Sensing

图7(b)展现了基于协同过滤的方法来解决全网速度预测中的数据稀疏性问题。其中矩阵 $X$ 承载了每条路段 $r$ 在不同时段 $t$ 上的速度值,并对工作日( $M_r$ )和节假日( $M_r'$ )做了区分。数据稀疏性导致这个矩阵大多数值为空,需要推断。如果仅仅基于 $X$ 中少量有速度值的部分推断出全部空值内容,准确率非常低。因此,需要借助其他数据中蕴含的知识来帮助这个矩阵的内容恢复。基于跟道路相关的地理信息数据构建矩

同时,利用一个地区的气象、交通和人流特征训练一个时间预测模型,从另一个角度来预测该地域的空气质量。两个模型使用不同的输入特征,从空间和时间两个不同视角分别预测一个地方的空气质量。用有限的标注数据对这两个模型分别训练后,将它们分别用于没有标注的未知区域。将空间模型预测置信度高而时间模型却不太能精准识别的样本纳入到时间模型的训练集中作为有标注数据使用。将时间模型预测置信度高而空间模型却不太能精准识别的样本纳入到空间模型的训练集中作为有标注数据使用。两个模型相互补充和促进,不断扩充对方的训练数据,并通过样本传递自己学到的知识,不断提升模型的总体识别能力。因此,图7(a)中的方法即采用了半监督学习的方法,利用了没有标注的数据来提升学习能力,也通过多视角学习模型融合了地理信息、气象和交通流等多源数据中蕴含的知识,辅助解决数据稀疏性问题。更多细节可参见文献[7]。

阵 $Z$ ,体现了道路的物理结构、限速、周边兴趣点分布等特征。基于城市中大空间区域 $g$ 在不同时段 $t$ 的车流量构建矩阵 $Y$ 。 $Y$ 和 $Z$ 中蕴含的信息跟路段上的车速高度相关,并且 $X$ 和 $Z$ 共享 $r$ 维度, $X$ 和 $Y$ 共享 $t$ 维度, $X$ 、 $Y$ 和 $Z$ 可以联合分解。由于构建 $Y$ 和 $Z$ 矩阵的数据完备,矩阵内容完整(不稀疏),这些完备的知识可以通过矩阵联合分解传递给 $X$ ,从而大大提升恢复矩阵 $X$ 中空缺值的准确度。更多细节可参见文献[10]。



4.3.4 数据丢失难题

1)问题描述。由于传感器设备或通信链路出现故障,如图 8(a)所示,导致已经产生的感知数据未能被获取,使得感知任务在某些地点和时段失效,称为数据丢失问题。由于数据丢失的原因无法提前预知,缺失值在什么地方、什么时间段出现完全是随机的。图 8(b)呈现了该问题的矩阵表达,每一行代表一个传感器,每一列代表一个时间段,每个格子代表一个传感器在一个时

间段的读数,如果数据丢失,则相应格子中的值为空。解决数据丢失问题就是要尽可能准确地恢复矩阵中这些空值格子的数值。

2)挑战根因。首先,缺失值的随机出现,导致能准确获取的数据规模和具体位置也在不停地变化,给很多需要固定输入特征的机器学习模型带来了极大的挑战。其次,数据在时间和空间维度都不是线性分布的,导致很多插值算法失效。

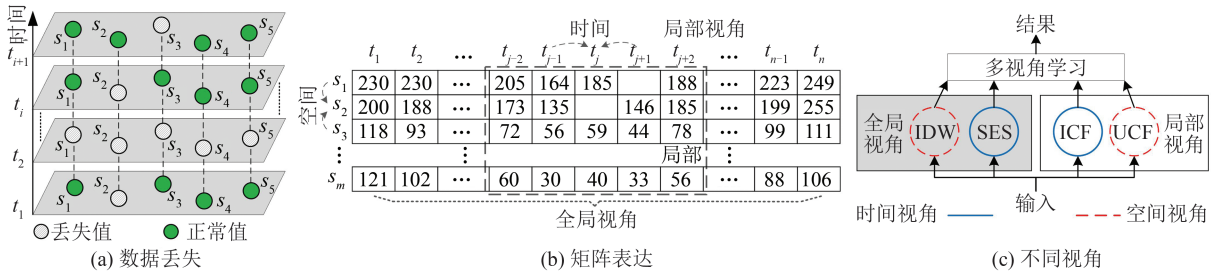


图 8 数据丢失问题及解决思路示例

Fig. 8 Data Missing Problem in Urban Sensing and a Solution for the Problem

3)解决方案。要准确地恢复丢失的数值,需要同时考虑传感器自身在时序上的读数,也需要利用空间上周边其他传感器的读数。既要体现数据服从的长期规律(如一天的周而复始),也要抓住临时的变化(如天气突变)。因此,如图 8(c)所示,存在“全局-局部”和“时间-空间”两个维度,4 个视角,即全局空间(inverse distance weighting, IDW)和全局时间(simple exponential smoothing, SES)视角,以及局部空间(user-based collaborative filtering, UCF)和局部时间(item-based collaborative filtering, ICF)。其中, IDW 和 SES 根据数据的长期规律来推断缺失值, UCF 和 ICF 则通过捕捉近期数据中的变化来推断缺失值。IDW 和 UCF 利用其他传感器的数据(即从空间的角度)来估计缺失值, SES 和 ICF 从时间的维度来估计缺失值。对这 4 个预测模型输出的结果加权平均,得到最终结果。模型的权重从历史数据中学习得出,而非靠人为指定。更多细节可参见文献[8]。

1)感知主体接入和管理层。基于视联网平台和物联网平台,向下分别接入各种摄像头和传感器,完成视频协议和传感器协议适配,并分别实现对摄像头和传感器的控制。向上为感知数据管理层提供视频及传感器数据,并接受来自感知服务提供层的设备访问和控制指令。通过已有业务系统,接收来自人这类感知主体的数据,如社保、公积金、住房信息以及居民投诉等。之后,利用城市知识体系工具,将这些业务系统的数据接入到感知数据管理层。基于政民互通通道<sup>[5]</sup>,通过灵活配置的方式,在满足服务和管理居民需求的同时快速构建各种以人为中心的感知渠道。政民通道获取的数据将自动进入感知数据管理层,并形成标准的数据资源体系。

5 城市感知技术产品

图 9 展现了承载城市感知体系的技术产品-城市感知平台的架构,包含感知主体接入和管控层、感知数据管理层、感知服务提供层,实现与人和传感器两类感知主体的协同联动,并为上层应用提供感知数据和设备管理服务。

2)感知数据管理层。利用城市知识体系工具接入来自感知主体接入和管理层的数据,以人、地、事、物、组织 5 大实体及其关系来组织数据,形成标准的数据资源体系,让感知数据跟感知应用分离,并可在不同应用中共享。同时,感知数据层还向上提供访问、处理、分析和展现感知数据的组件,以及控制摄像头和传感器的控件,让业务需求方可以快速搭建各类感知应用。

3)感知服务提供层。包括感知体系范式管理、设备感知管理、群体感知管理、感知预警管理、感知视窗、感知服务管理和平台管理。

(1)感知体系范式管理:提供对 6 类感知内容和 4 类感知方式的管理功能,如增减或修订 6

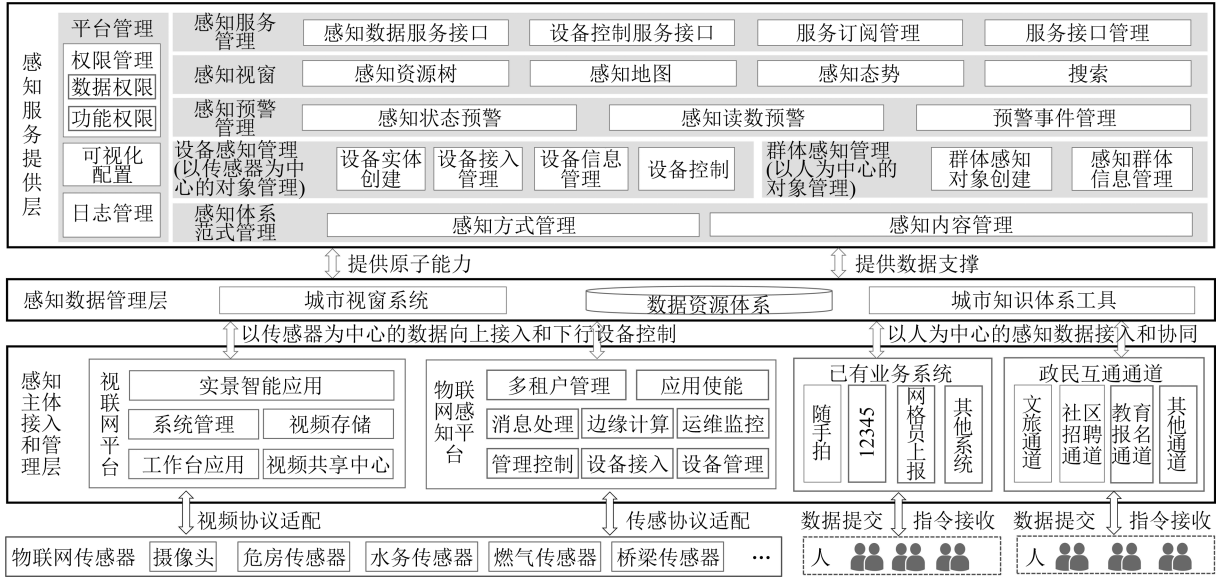


图9 城市感知平台的技术产品架构

Fig. 9 A Technical Architecture Forbuilding Urban Sensing Platforms

类感知内容中的二级子类、具体指标等。

(2)设备感知管理:提供对以传感器为中心的感知方式的管理能力,包括设备实体的创建、设备接入管理、设备信息管理和设备的控制。如在感知平台中创建一个摄像头,接入该传感器的视频信号,并进一步修订该摄像头的设备信息(如安装位置、所属单位和责任人等),最后再控制摄像头的焦距和转向。

(3)群体感知管理:提供对以人为中心的感知方式的管理能力,包括群体感知对象创建和感知群体信息管理。例如,通过批量导入的方式,为某个重大活动创建了一批安保人员名单,并编辑他们的个人信息。随后,便可利用政民互通<sup>[5]</sup>配置一条安全态势感知通道,让各安保人员上报跟活动保障相关的重要信息,如进出口人流量、有序程度、剩余物资信息等。

(4)感知预警管理:实现对设备状态、设备读数的预警,提供对预警算法的选择和参数设置。针对预警算法发现的事件进行事件管理,如搜索查看、立即处置或分拨到其他业务系统。

(5)感知视窗:通过感知资源树,按照4种感知方式和6类感知内容,展现所有可获取的感知信息。资源树可以按照感知方式和感知内容的细分类别逐级展开,直至每一个感知主体或感知指标。通过感知地图在地理空间上展现感知主体的位置,并呈现感知主体产生的数据形成的态势。例如,装有GPS传感器的出租车是一种以传感器为中心的移动感知方式,在感知资源树上可以通过感知方式逐级下钻到一台具体的出租车,

并在感知地图上显示该出租车的位置。当选取这一类感知方式时,多辆出租车的GPS数据会形成道路上车流密度和拥堵情况的总体态势。当需要找到某辆车的位置或某地点的车流信息时,可通过搜索车辆或地点名称快速获取相关数据。

(6)感知服务管理:向上层各类应用提供感知数据服务接口和设备控制接口,实现对感知数据的获取,以及对感知设备的控制。同时,向各应用提供订阅服务接口,按照不同需求(如不同频次、粒度的感知数据)提供服务,收取相应的费用,并对这些接口实行管理。

(7)权限管理:实现不同用户对感知平台中数据和功能的访问控制,并记录所有用户的操作日志;同时,允许用户根据业务需求配置感知服务的可视化界面。

## 6 城市感知运营模式

图10展示了城市感知体系的运营模式。首先政府各业务部门或智能城市服务提供方根据政府、企业和居民关注的重点指标确定待建设的应用,并明确各应用所需数据和计算逻辑。进一步根据所需的数据提出感知需求,包括待感知的内容和拟采用的感知手段。这些感知需求被统一收口到感知体系,根据各业务部门已建设的感知设备,统筹规划出需要新增的感知设备,避免重复建设。这样的统筹规划工作可以由相关政务部门(如大数据局或经信局)主持,每半年开展一次评估。

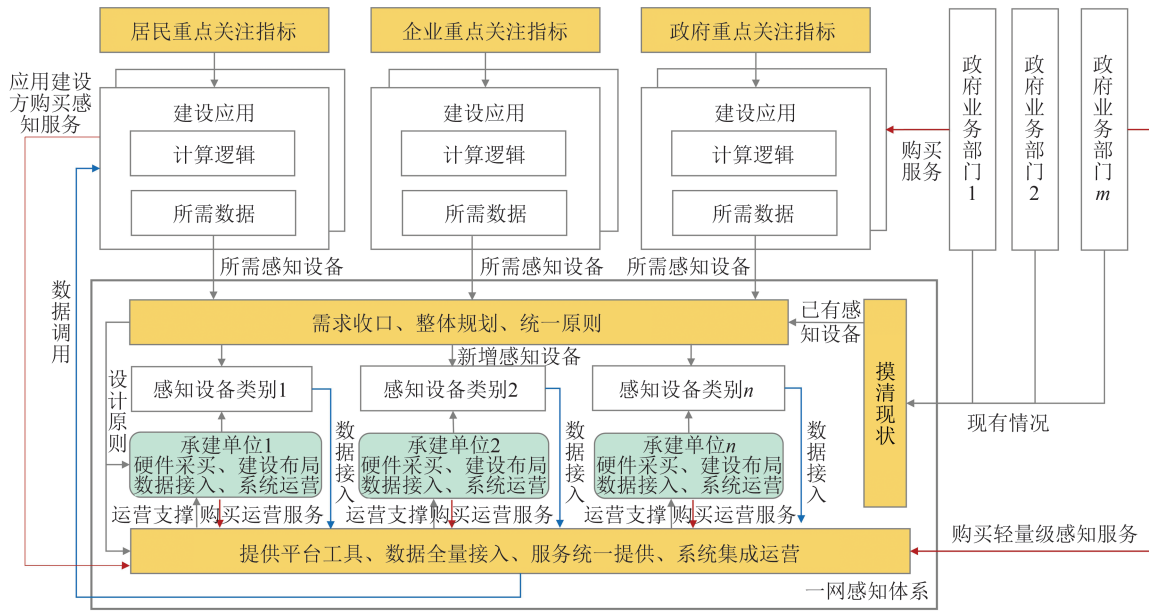


图 10 城市感知的运营模式

Fig. 10 An Operational Model for Urban Sensing Systems

然后,这些新增建设任务可由不同的企业分别承接,按照统一的原则来部署传感器。承建单位向城市感知体系的总运营方购买运营服务,利用统一的城市感知平台接入传感器数据、管控新增设备,确保感知数据能够集中、一致地在城市感知平台沉淀并被上层应用调用。此外,不同的感知设备建设和运营方也能基于同一平台高效协同,确保大家看到的信息一致。

政府各委办局通过两种方式从城市感知体系获取感知服务。一种针对轻量级的感知需求,如仅仅需要查看水利传感器的水位和流速,可以直接向城市感知体系的总运营方购买服务,基于统一的城市感知平台来查看感知设备状态、获取感知数据和控制传感器,无需额外搭建应用。另一种针对于比较复杂的感知需求,智能城市建设方向城市感知体系购买感知服务,进行二次开发,通过构建独立的应用,实现业务价值;之后,委办局向应用建设方购买技术服务。

图 11 进一步细化了城市感知体系总运营方、感知系统建设方和运维方,以及城市感知平台建设方和运维方之间的协作方式。城市感知平台建设方为城市感知体系的总运营方提供技术产品,并为城市感知平台提供运维服务,感知平台的建设和运维方可以是不同的企业。城市感知体系总运营方向城市感知平台运维方购买服务,以确保平台能稳定运行、持续升级。

城市感知体系总运营方为各感知系统建设方提供设备管控和数据接入工具,让建设方完成

感知系统的搭建。之后,城市感知总运营方为该感知系统的运维方提供统一运营平台,帮助后者长期维护该感知系统。感知系统建设方和运维方可以是同一家企业,也可以由不同机构承担。感知系统运维方通过两种模式向感知体系总运营方采购服务。一种称为半托管模式,如图 11 中红色实线框所示,即只使用感知平台和工具,依靠自己的团队来开展运维工作。另一种称为全托管模式,如图 11 中蓝色虚线框所示,即总运营方不仅提供感知平台和工具,也提供运营人员,全权代理运维服务。

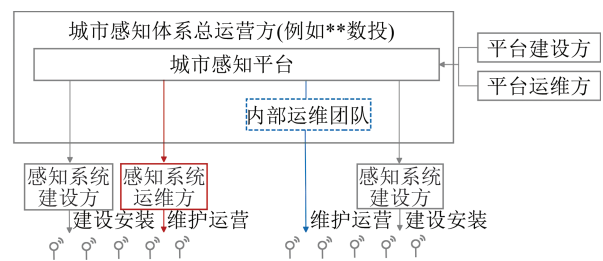


图 11 城市感知体系运营模式中的协作方式

Fig. 11 Synergy Among Different Parties in the Operation of Urban Sensing Systems

在全托管模式中,感知体系总运营方仅向感知系统的建设方支付项目建设费用。在半托管模式中,感知总运营方向感知系统建设方支付系统建设和运维费用;感知系统建设方可决定是否由自己来承担后期的运维工作,如果无此打算,则需要找到第三方机构来承接运维工作,双方签订商务合同,感知系统建设方向第三方机构支付



费用,后者进一步向总运营方购买感知平台和工具的使用服务,履行对感知系统的运维职责。如感知系统建设方打算自己来承担运维工作,则直接向城市感知总运营方购买使用感知平台和工具的服务。

## 7 价值和社会效益

1)降低成本和减少投入。城市感知体系能减少传感器的重复建设,并通过统筹规划实现设备的合理布局,降低感知体系的建设投入和后期运维成本。同时,城市感知体系向上提供数据服务和设备管控的接口,减少上层智能城市应用的构建成本。

2)提升效率和增强能力。城市感知体系为感知系统建设方和运维方提供统一的城市感知平台,确保设备接入和管理的界面一致,并在底层连通不同感知系统产生的数据。当遇到问题时,上下、多方可以快速联动、有效沟通,及时解决,大大提升了各感知系统运维方的工作效率和问题处置能力。

3)增加收益和持久稳定。城市感知总运营方向各类智能城市应用(包括企业构建的应用)和政府委办局提供城市感知服务,收取可持续的技术服务费,产生稳定可观的经济效益;并通过跟感知系统建设、运维方以及感知平台建设、运维方的协同,确保感知体系的性能稳定、长期有效,具有可持续的商业模式。感知体系总运营方在本地的运营团队也能带来新的就业机会。

## 8 结 语

城市感知体系是智能城市建设的基础,感知的城市状态是智能城市应用的信息来源。本文介绍了城市感知体系的理论框架、技术产品和运营模式,详细阐述了6类感知内容、4种感知方式和4大技术挑战,以及城市感知平台的产品架构,并讨论了可持续的商业模式和参与方之间的协作关系。城市感知体系有助于降低感知系统建设和运维成本,减少智能城市应用的开发投入,显著提升城市感知参与机构的工作效率,增强问题处置和协同的能力,并增加城市的经济收益和就业,确保感知系统持续稳定、长期有效,对国家数字经济的发展,对数字中国战略的落地有着至关重要的作用。

## 参 考 文 献

- [1] Zheng Yu. Unified Urban Governance Models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(1): 19-25. (郑宇. 城市治理一网统管[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(1): 19-25.)
- [2] Zheng Y. *Urban Computing* [M]. Boston: MIT Press, 2019
- [3] Zheng Y, Capra L, Wolfson O, et al. Urban Computing: Concepts, Methodologies, and Applications [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2014, 5(3): 38.
- [4] Zheng Yu. Introduction to Urban Computing [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(1): 1-13. (郑宇. 城市计算概述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(1): 1-13.)
- [5] Zheng Yu. Building Bidirectional Digital Channels Between Governments and Citizens [J]. *Big Data Research*, 2024, 10(1): 127-140. (郑宇. 政民互通:构建政府和居民之间的双向信息通道[J]. 大数据, 2024, 10(1): 127-140.)
- [6] Hsieh H P, Lin S D, Zheng Y. Inferring Air Quality for Station Location Recommendation Based on Urban Big Data[C]//The 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Sydney, NSW, Australia, 2015.
- [7] Zheng Y, Liu F R, Hsieh H P. U-Air: When Urban Air Quality Inference Meets Big Data[C]//The 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Chicago Illinois, USA, 2013.
- [8] Yi X, Zheng Y, Zhang J, et al. ST-MVL: Filling Missing Values in Geo-sensory Time Series Data [C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence, Bangkok, Thailand, 2016.
- [9] Shang J B, Zheng Y, Tong W Z, et al. Inferring Gas Consumption and Pollution Emission of Vehicles Throughout a City [C]//The 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, USA, 2014.
- [10] Wang Y L, Zheng Y, Xue Y X. Travel Time Estimation of a Path Using Sparse Trajectories [C]//The 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, USA, 2014.
- [11] Campbell A T, Eisenman S B, Lane N D, et al. People-Centric Urban Sensing [C]//The 2nd Annual International Workshop on Wireless Internet, Bos-

- ton, Massachusetts, USA, 2006.
- [12] Campbell A T, Eisenman S B, Lane N D, et al. The Rise of People-Centric Sensing[J]. *IEEE Internet Computing*, 2008, 12(4): 12-21.
- [13] Burke J A, Estrin D, Hansen M, et al. Participatory Sensing [EB/OL]. (2006-01-01) [2024-01-01]. <https://doi.org/10.1145/1814433.1814435>.
- [14] Ji S G, Zheng Y, Li T R. Urban Sensing Based on Human Mobility[C]//The 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, Heidelberg, Germany, 2016.
- [15] Feige U. A Threshold of  $\ln n$  for Approximating Set Cover (Preliminary Version)[C]//The 28th Annual ACM symposium on Theory of computing, Philadelphia, Pennsylvania, USA, 1996.
- [16] Khuller S, Moss A, Naor J. The Budgeted Maximum Coverage Problem[J]. *Information Processing Letters*, 1999, 70(1): 39-45.
- [17] Li Y H, Bao J, Li Y H, et al. Mining the Most Influential  $k$ -Location Set from Massive Trajectories[J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2018, 4(4): 556-570.
- [18] Chen N, Gravin N, Lu P Y. On the Approximability of Budget Feasible Mechanisms[C]//The 22nd Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, San Francisco, California, 2011.
- [19] Arya V, Garg N, Khandekar R, et al. Local Search Heuristics for  $k$ -median and Facility Location Problems[J]. *SIAM Journal on Computing*, 2004, 33(3): 544-562.
- [20] Deng K, Sadiq S, Zhou X F, et al. On Group Nearest Group Query Processing [C]//IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2012 (1) : 295-308.
- [21] Li Y H, Zheng Y, Ji S G, et al. Location Selection for Ambulance Stations: A Data-Driven Approach [C]//The 23rd SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, Seattle, Washington, 2015.
- [22] Nallapati R. Discriminative Models for Information Retrieval[C]//The 27th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Sheffield, United Kingdom, 2004.
- [23] Burges C, Shaked T, Renshaw E, et al. Learning to Rank Using Gradient Descent[C]//The 22nd International Conference on Machine learning, Bonn, Germany, 2005.
- [24] Herbrich R, Graepel T, Obermayer K. Support Vector Learning for Ordinal Regression [C]//The 9th International Conference on Artificial Neural Networks ICANN 99, Edinburgh, UK, 1999.
- [25] Cao Z, Qin T, Liu T Y, et al. Learning to Rank: From Pairwise Approach to Listwise Approach [C]// The 24th International Conference on Machine Learning, Corvallis Oregon, USA, 2007.