



一种新型群智感知系统架构模型和实现方法

马华东^{1*}, 赵东¹, 王新兵², 王甲海³, 华蓓⁴, 童剑军⁵

1. 北京邮电大学计算机学院, 北京 100876
2. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240
3. 中山大学计算机学院, 广州 510275
4. 中国科学技术大学计算机科学与技术学院, 合肥 230026
5. 科大讯飞股份有限公司, 合肥 230088

* 通信作者. E-mail: mhd@bupt.edu.cn

收稿日期: 2022-04-22; 修回日期: 2022-06-28; 接受日期: 2022-11-01; 网络出版日期: 2023-06-30

科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 (批准号: 2018AAA0101200) 和国家自然科学基金创新研究群体项目 (批准号: 61921003) 资助

摘要 物联网移动群智感知模式本质是汇聚大规模普通移动个体的智能感知能力, 对开放、动态、复杂物理环境进行感知, 通过感知大数据的智能分析, 对感知群体引导和反馈, 使其持续涌现群体智能并辅助综合决策. 目前的群智感知系统仍然存在个体感知欠智能、群体目标少引导、群智过程弱调控三方面的局限性. 本文首先讨论了群智感知研究现状和面临的挑战; 结合人机物融合、云边端协同、感算控闭环 3 个核心发展趋势, 提出一种智能演进与反馈引导结合的新型群智感知系统架构模型 Evo-CPS, 并研究了该模型的实现方法; 然后结合智慧出行应用场景, 将所提出的理论方法进行应用验证; 最后, 总结全文并展望新一代群智感知研究领域的发展方向.

关键词 群体智能, 群智感知, 人机物融合, 智慧出行

1 引言

“群体智能”提供了一种通过聚集群体智慧解决问题的新模式, 被认为是新一代人工智能的重点发展方向之一^[1]. 群体智能与互联网的结合, 形成了人们熟知的“众包”模式, 即通过互联网公开招募的方式, 将传统由特定智能体 (通常是专业人士或机构) 完成的工作分配给大量的非特定普通人群来完成, 被广泛应用于知识问答^[2]、图像标注^[3]、数据清洗^[4]、软件开发^[5]等任务. 与此同时, 人类群体智能与移动感知技术相结合形成了一种新型物联网感知模式, 即“移动群智感知” (mobile crowdsensing)^[6~9], 其本质是汇聚大规模普通移动个体的智能感知能力, 对开放、动态、复杂物理环境进行感知, 通过对所收集到的感知大数据的智能分析, 对感知群体引导和反馈, 使其持续涌现群体智

引用格式: 马华东, 赵东, 王新兵, 等. 一种新型群智感知系统架构模型和实现方法. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 1262–1280, doi: 10.1360/SSI-2022-0157
Ma H D, Zhao D, Wang X B, et al. A novel crowdsensing system architecture model and its implementation methods (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 1262–1280, doi: 10.1360/SSI-2022-0157

能并辅助综合决策. 近十年来, 随着智能手机、车载感知设备、可穿戴设备等智能终端的普及, 群智感知模式迅速发展, 已广泛应用于环境监测^[10]、智慧交通^[11]、城市管理^[12]、公共安全^[13]等诸多领域. 在理论方法层面, 参与者任务分配与激励机制^[14,15]、感知终端资源优化^[16]、感知数据机会传输^[17]、安全与隐私保护^[18]等是目前研究热点, 并取得了诸多重要研究成果. 然而, 目前的群智感知系统仍然存在以下 3 个方面的局限性.

(1) **个体感知欠智能.** 个体感知终端有限的算力、内存等资源, 难以直接执行计算密集型的复杂任务, 往往是盲目采集感知数据并直接上传到云服务器; 个体不能智能地决定何时、何地、通过何种方式采集何类感知数据, 难以实现情境自适应感知和个体感知终端间的协同; 同时, 个体行为也欠智能, 例如, 不知道如何选择最优交通工具、行车路线, 新能源车不知道去哪里充电最好; 不同个体的感知设备类型、数据采集方式、参与态度等差异性造成感知数据质量参差不齐, 进一步导致整体感知质量难以保障.

(2) **群体目标少引导.** 个体行为模式复杂多样且通常随机无序, 如果个体总是按照自身利益最大化的方式采取行动达到局部最优, 则难以从个体智能中涌现出群体智能, 从而实现社会效益的全局最优; 目前的方法大多局限于同类感知群体或模式之间协同, 在部署成本、覆盖规模、灵活性等方面难以平衡, 由人群移动性限制或缺乏全局目标的引导造成的感知覆盖不平衡和感知盲区问题比较突出.

(3) **群智过程弱调控.** 目前方法大多仅关注自底向上的感知数据收集过程, 或者基于已有感知数据实施一次性的优化, 缺少自顶向下对参与群体的长期持续引导、对物理环境的持续闭环反馈控制, 即缺少群智过程长期演化, 难以实现对城市环境等持续调控.

与此同时, 随着物联网、大数据与人工智能技术的快速发展与加速融合, 群智感知系统呈现出人-物-云融合、云-边端协同、感算控闭环 3 个核心发展趋势.

(1) **人-物-云融合.** 现有“以人为中心”的群智感知技术主要利用社会空间中普通用户携带的移动设备或人类智慧参与感知计算, 覆盖范围和计算能力受限. 而信息空间中的海量多源数据和计算资源(“机”), 以及物理空间中广泛分布的物联网终端, 边缘设备和以无人机、无人车、机器人等为代表的无人系统网络(“物”)将成为重要补充. 因此, “人-物-云融合”将有助于实现不同类型智能体个体感知能力和异构群智能体整体认知能力的全面提升.

(2) **云-边端协同.** 现有群智感知主要采用普通用户及终端设备直接或经简单处理后上传感知数据, 而由云平台汇聚计算并提供服务的云端分离模式, 存在效率低、可扩展性差、安全隐私风险高等问题. 随着人工智能和边缘计算技术的融合发展, 同类智能体间及异构智能体间均可自组织形成动态协作群, 通过“云-边端协同”提升整体感知计算效率、可扩展性和安全性.

(3) **感算控闭环.** 现有群智感知系统缺少对群体行为的持续引导和闭环反馈控制, 难以实现整体服务质量的持续提升. 随着感知技术与人工智能的融合发展, 同时借鉴“信息物理融合系统”(cyber physical systems, CPS)的思想, 将“感-算-控”3个环节打通并迭代演进, 从而持续提升整体服务质量.

综上所述, 群智感知领域正在经历深刻变革, 无论在组网和协同模式, 还是在信息获取与处理方式上都发生了显著变化, 现有协作组织架构、基础模型与计算方法都不再适应. 为此, 我们有必要借鉴生物集群、机器人集群等其他群体协作模式, 探索群智感知所依赖的以人为中心群体协作的内在规律, 厘清与其他群体协作模式的关系和差异, 进而建立适应发展趋势的新型群智感知系统架构模型、感知计算模式和群智涌现机理等理论与方法.

基于上述分析, 本文将面向城市感知的群智协同架构抽象为个体感知、群体智能、过程调控 3 个层面, 首先分析群体协作组织架构及其 3 个层面的研究现状和面临的重要挑战; 然后提出一种智能演

进与反馈引导结合的新型群智感知系统架构模型 Evo-CPS, 并介绍围绕该模型实现方法的研究探索; 之后, 面向智慧出行领域应用场景, 将所研究的理论成果进行验证; 最后, 总结并展望新一代群智感知研究领域的未来发展方向。

2 研究现状与挑战

根据行为主体、空间、模式、应用领域的不同, 可将群体智能大致划分为生物集群智能、多智能体集群智能、基于互联网的群体智能和物联网群体感知智能 4 种类型 (详见 2.3 小节)。本文所关注的群智感知属于第 4 种类型, 与前 3 种群体智能的主要区别在于: 它通过利用人类个体及其所携带的感知设备采集数据并融合利用从而涌现出群体智能。相比之下, 个体感知和过程调控是其特有的研究内容, 而群体协作组织架构也具有独特性。本节分别从群体协作组织架构和涉及的个体感知、群体智能、过程调控四个方面重点调研和归纳相关研究现状和面临的挑战。

2.1 群体协作组织架构

基于互联网的群体智能和物联网群智感知有一个共同特点, 即“以人为中心”, 其群体协作方式与生物集群智能、多智能体集群智能有着显著区别。接下来, 首先简要概括四类基于互联网的群体智能概念及相应的协作组织架构, 然后重点阐述现有的群智感知系统协作组织架构。

2.1.1 基于互联网的群体智能

李未等^[1]根据群智任务、组织机制和 workflows 等属性的不同将基于互联网的群体智能划分为四类: 人计算、公众科学、基于群智的软件开发和移动众包。人计算也被称为基于 Web 的众包^[19], 主要是通过互联网将一个复杂的大任务分解成多个小任务并分发给普通大众完成, 其核心是对任务协同过程进行设计。公众科学是指由非职业的科学家、科学爱好者和志愿者参与科学问题探索、科学实验、数据收集与分析等科研活动, 可以看作是众包或人计算模式在组织公众协同参与科学研究方面的一种应用, 近年来在天文学、生态学和环境保护等领域发挥了重要作用^[20]。基于群智的软件开发本质是由过去的专业人员完成工业化软件生产向大众群体共同参与、软件创作与生产相融合的转变, 可以看作是众包或人计算模式在软件开发领域的一种应用^[5]。移动众包利用普通众包参与者所携带的移动设备来参与任务, 从而将人计算从虚拟的数字世界扩展到了物理世界^[21]。移动众包一般与参与者的位置或移动轨迹密切相关, 通常应用于具有时空数据的场景中, 因而也被称作“基于位置的众包”、“空间众包”或“时空众包”^[22], 其典型应用包括网约车、物流派送等共享经济时代的互联网+商业模式, 旨在通过移动互联网线上招募方式来整合调度线下的空闲资源, 以实现线下资源的高效共享。

2.1.2 群智感知系统协作组织架构

群智感知模式将普通用户的移动设备 (如智能手机、可穿戴设备、车载设备等) 作为基本感知单元, 通过移动互联网进行有意识或无意识的协作, 实现感知任务分发与感知数据收集, 从而完成大规模的、复杂的城市感知任务^[6~9]。根据感知方式的不同, 群智感知通常可以分为“参与式感知”^[23]和“机会式感知”^[24]两类, 前者需要参与者以主动的方式决定何时、何地、使用何种传感器来感知何种内容 (如使用手机拍照), 而后者通常是参与者在无意识状态下进行感知, 不需要用户的主动操作 (如使用 GPS 自动采集位置信息)。

由于群智感知应用的整个生命周期通常伴随着海量感知数据的采集、传输、存储、管理、挖掘等过程, 从而引起一些有别于其他群体智能形式的独特研究问题: 在数据采集方面, 针对个体感知设备

数量受限、空间覆盖受限、感知能力受限和使用环境受限等导致的感知数据低质问题,需要研究处于感知终端的数据预处理方法和处于服务器端的感知质量度量与增强方法;在数据传输方面,针对数据传输量大、节点资源受限性、网络状态弱连接性等问题,需要研究高效、可靠的数据转发方法;在数据存储与管理方面,针对移动用户产生的海量异构、具有强时空动态性感知数据,需要研究高效的时空数据索引、查询、实时计算等方法;在数据挖掘方面,针对不同用户、不同传感器采集到的不同维度的感知数据,需要利用信息的时空关联和语义关联实现数据汇聚融合,进而实现对感知对象的全面理解。此外,针对移动感知节点在能量、带宽、计算等方面的资源限制及其动态变化,还需研究感知网络的资源优化问题;针对感知数据的时空相关性特点,还需研究情境适应的个性化激励机制和面向关联数据的隐私保护等问题。

我们给出了一个通用的群智感知系统协作架构,如图 1 所示。该架构由感知平台和感知参与者两部分构成,大量的感知参与者利用各种移动感知终端采集感知数据,并通过移动蜂窝网络或者短距离无线通信方式(如蓝牙、WiFi)将感知数据上传到感知平台,从而以群体协作方式完成各类感知任务。具体工作流程一般包括以下 5 个步骤。(1) 发布任务:感知平台将某个感知任务划分为若干个感知子任务,通过公开招募的方式向感知参与者发布这些任务,并且采取某种激励机制吸引用户参与;(2) 数据采集:感知参与者获取感知任务信息后,根据自己的情况决定是否参与感知任务,并且利用所携带移动终端中合适的传感器采集数据;(3) 前端处理:感知参与者在移动终端将感知数据进行必要的前端处理;(4) 数据传输:感知参与者采用某些安全与隐私保护手段,将感知数据传输到感知平台,其传输方式包括基于基础设施的数据传输和机会数据传输两种类型;(5) 数据管理与分析:感知平台对所收集到的感知数据进行管理分析,并以此构建环境监测、智能交通、公共安全、城市管理等各种群智感知应用。

群智感知研究主要关注时空感知数据在收集利用过程中存在的问题。现有架构尚存在个体感知欠智能、群体目标少引导、群智过程弱调控 3 大瓶颈问题,如何将群体智能与移动感知深度融合,设计面向城市感知的新型系统架构,为促进群体感知的智能涌现提供基础支撑,将是本文研究重点。

2.2 个体感知

从个体感知层面来说,现有工作主要从提升个体的感知智能、行为智能以及激励用户参与感知 3 个角度开展研究。

2.2.1 感知智能

个体感知设备通常仅具备有限硬件资源,难以应对计算密集型的任务。例如,近年来流行的视觉群智感知^[25]通过拍照、视频等方式获取物理世界中感知对象的细节信息,并融合群体智能实现对视觉感知数据的理解,进而提供空气质量监测^[26]、目标位置识别^[27]、全景地图生成^[28]等各类服务;然而,这些应用中感知终端仅承担感知数据收集者的角色,即原始视觉感知数据或经过简单处理后上传到服务器再做汇聚处理,这种方式在数据/计算密集型的应用中将导致 3 个缺点:(1) 传输大量数据将消耗移动设备过多的能量和无线带宽,并造成较大的延迟,甚至由于网络链路中断造成整个系统崩塌;(2) 城市规模海量数据集中计算将对后端云服务器造成较大压力;(3) 传输个人数据到云服务器将带来隐私泄露的风险。

近几年有些移动设备开始采用专门的硬件架构和图形处理器、数字信号处理器等计算引擎,具备了一定的求解复杂机器学习问题的能力,从而为端设备上执行计算密集型任务赋能。据 Gartner 公司

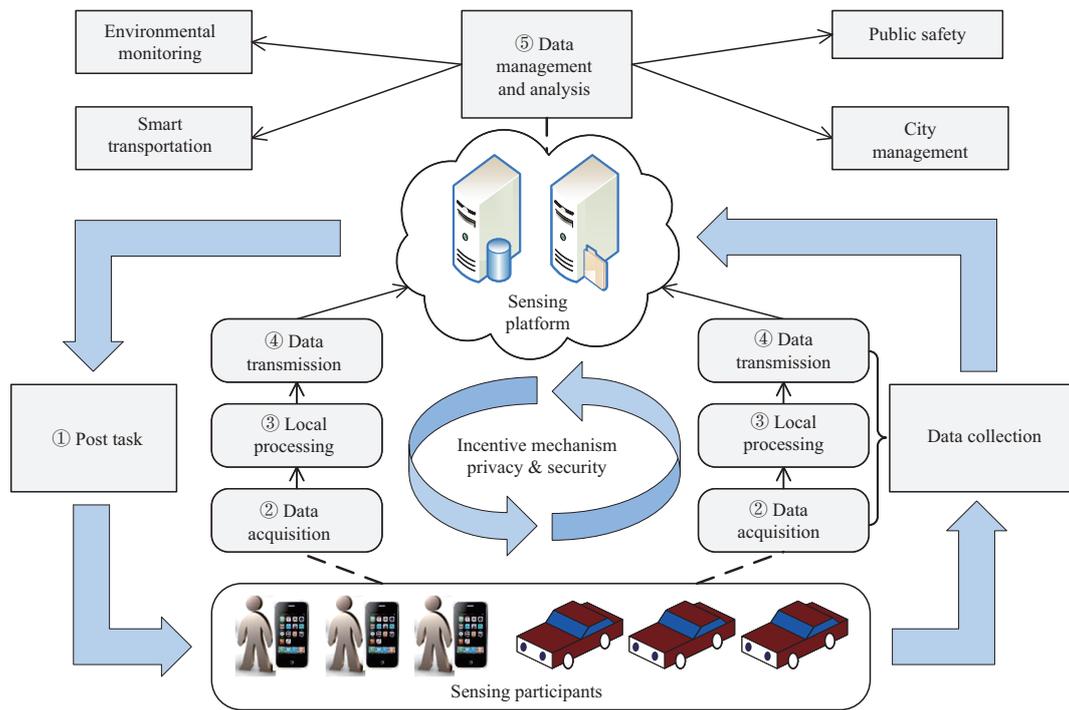


图 1 (网络版彩图) 群智感知系统协作架构

Figure 1 (Color online) Collaborative architecture of crowd sensing systems

预测, 2022 年将有 80% 的智能手机具备内置 AI 能力¹⁾, 不仅能用于推测/预测任务, 还可用于分布式的模型训练. 例如, 谷歌公司推出的 Vision APIs²⁾ 可应用于在智能手机上执行人脸检测、条码扫描和文本识别等任务, 而无需与云服务器连接; 还在 2016 年提出了联邦学习 (federated learning)^[29] 技术, 使多个终端设备能够在本地保留训练数据的情况下协同学习一个共享的推测模型. 由于端智能的发展, 在传统传感网研究中“以计算换能量/带宽”的经典思想将在群智感知研究中得以延伸和应用, 从而有助于降低云服务器的负载和传输延迟, 并消除参与者面临的隐私威胁. 此外, 边缘计算模式的出现为提升个体感知能力提供了另外一种重要的解决途径, 即将计算任务卸载到附近的边缘设备执行. 例如, Zhou 等^[30] 研究了将基于深度学习的群智数据质量评估方法部署在网络边缘, 从而提升感知质量, 并减少传输和处理延迟. 为了更好地利用端智能和边缘智能, 如何设计智能下沉到终端、端边云智能协同计算模式, 从而平衡机器学习算法的鲁棒性、计算成本、通信成本和能量消耗等多种性能指标, 是需要研究的一个重要问题.

2.2.2 行为智能

群智感知依赖大量个体的移动性来实现城市级的大规模感知. 因此, 对个体移动行为模式的准确理解, 有助于更好地执行节点选择和任务分配^[16]. 例如, Hu 等^[31] 联合考虑节点对感知区域的时空覆盖能力和节点移动模式的可预测性, 利用强化学习算法选择那些覆盖能力强并且移动模式稳定的节点来提高任务完成效率. 另一方面, 准确理解人的移动行为模式对解决交通管理、城市规划、疫情防控、

1) <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-03-20-gartner-highlights-10-uses-for-ai-powered-smartphones>.

2) <https://developers.google.com/ml-kit>.

通信网络优化等各类城市问题具有重要的支撑作用. 例如, 准确预测不同区域之间的人群流动有助于更好地调度公共交通资源^[32]; 研究人们在移动过程中彼此接触的机会有助于预测疫情扩散速度并实施有效的安全防控措施^[33]. 因此, 对人的移动行为建模和预测是个体行为智能的一种重要体现.

早期的随机移动模型过于简单, 无法刻画人群移动模式的统计特征. 随后, 人们从真实移动数据集中发现统计规律, 然后试图用更精细化的模型表现这些规律. 例如, Lee 等^[34]通过对几个真实的移动轨迹数据集进行分析, 发现人的移动性具有 4 个基本统计特征: 服从截断幂律分布的航行长度、服从截断幂律分布的停留时间、自相似的航点、基于最小作用量原理的行程规划, 并提出了符合这些特征的移动模型“SLAW”, 但该模型仍然无法准确刻画特定城市情境信息(如城市热区分布、人群流向等). 大数据时代我们可以方便地获取各种城市环境下的移动轨迹数据, 包括手机信令数据、GPS 定位数据、社交网络签到数据、公共交通卡交易数据等, 它们共同特点是都属于由人或车携带的移动设备采集到的群智感知数据, 具有时空覆盖广、动态性强的特点. 因此, 利用这些数据来分析和预测个体的移动行为模式具有重要研究价值. 相应地, 人们也将研究重点从模型驱动的方法转向数据驱动的方法^[35].

然而, 目前研究还面临着两个重要挑战. 一是移动设备的数据采集能力、方式及覆盖个体的规模各不相同, 导致群智感知数据质量参差不齐. 例如, 手机信令数据覆盖的个体规模大, 但通常比较稀疏; 出租车 GPS 轨迹数据比较密集, 但仅能覆盖出租车单一群体而不是整个城市的所有车辆, 因而所反映的城市交通模式会存在偏差. 二是移动行为模式存在复杂的时空关联, 既体现在个体移动模式在时间维度上的周期性规律和在空间维度上的热点地区分布规律, 也体现在个体移动模式受城市结构和外部因素(天气、节假日、重大活动等)的复杂影响. 因此, 如何利用移动行为规律补全缺失的群智感知数据, 如何联合多源异构的群智感知数据增强对移动行为模式的理解, 以及如何建模复杂的高阶时空相关性从而准确预测移动行为, 都是需要研究的重要问题.

2.2.3 激励机制

用户在参与群智感知任务时会消耗自己的设备电量、计算、存储、通信等资源并且面临隐私泄露的风险, 因此必须有合理的激励机制对用户参与感知所付出的代价进行补偿, 才能吸引足够多用户, 从而保证所需的数据收集质量. 近年来, 设计的各种激励机制大体可以分为三类: (1) 娱乐激励, 主要是将感知任务转化为基于位置的移动感知游戏或其他具有刺激性、娱乐性的, 可提高个体参与兴趣的活动, 使用户在参与过程中自动利用所携带的移动感知设备采集所需要的感知数据^[36]; (2) 服务激励, 主要是将用户当作服务的消费者和生产者两种角色, 通过价值交换的方式鼓励用户参与^[37]; (3) 货币激励, 即直接给予参与感知任务的用户一定数额的货币或等同于货币的报酬^[38~46].

货币型激励机制直接适用于各种感知任务类型, 因而引起的关注最多. 在复杂的应用场景下, 面对多种多样的目标需求, 平台与用户为了各自的利益最大化, 会自然地形成互相博弈的关系. 因此, 各种博弈论方法在货币激励的研究中起着至关重要的作用. 根据平台与用户的交互方式不同, 可将货币激励机制分为“以平台为中心”和“以用户为中心”两种模式. 在以平台为中心的模式中, 首先由平台指定总报酬或以任务计量的“计件报酬”, 然后用户决定是否参与, 并且根据各自完成的任务量来分享报酬; 相关文献主要将这种模式建模为斯塔克伯格(Stackelberg)博弈来研究^[38]. 在以用户为中心的模式中, 首先由用户向平台报价, 然后平台从中选择性价比高的用户来完成任务, 并支付给用户相应的报酬; 相关文献主要利用各种拍卖模型来设计激励机制, 包括第二价格拍卖^[39]、VCG(Vickrey-Clarke-Groves)拍卖^[40]、组合拍卖^[41]、多属性拍卖^[42]、全支付拍卖^[43]、双向拍卖^[44]、在线拍卖^[45,46]等.

然而, 城市感知任务复杂多变, 而个体数量多、类型多且行为模式复杂, 传统激励机制难以适应动

态复杂用户, 面临着多样化个体感知行为难以引导的挑战. 相应地, 个体行为与激励机制的作用机理将是需要研究的重要科学问题, 即如何构建激励机制和个体间交互作用模型, 通过建模与控制相集成、预测与反馈相结合, 自适应、动态地调整激励策略, 从而引导个体主动参与和有序协作.

2.3 群体智能

群体智能是人工智能领域的一个重要概念, 最早源于对以蚂蚁、蜜蜂等为代表的生物群体行为的研究. 人们受生物群体协作机理启发, 设计了以蚁群优化和粒子群优化为代表的群体智能优化算法, 广泛应用于车辆、店铺、人员等各种资源的调度和分配中^[47]. 另一方面, 人们将群体智能应用到多智能体系统(如地面机器人、无人机、卫星、无人艇等构成的集群系统)的智能自主控制中, 通过设计合适的分布式自主控制算法, 使整个多智能体系统自主呈现出协调有序的智能行为^[48]. 这两种形式的群体智能分别以低等生物集群和人工智能体集群作为行为主体, 也常常被叫做“集群智能”(swarm intelligence). 近年来, 众包模式与互联网或物联网的结合所表现出来的群体智能与生物集群智能、多智能体系统集群智能有着显著区别, 详细对比如表 1 所示. 首先, 从行为主体来说, 基于互联网的群体智能主要利用人类群体的智慧能力来完成仅依靠机器难以完成的任务, 而物联网群体感知智能则不仅依赖人类群体的智慧能力, 还强调使用人类群体所携带的感知设备所具有的能力, 以及与其他无人系统、物联网终端和边缘设备协同执行任务的能力; 从行为空间来说, 基于互联网的群体智能主要涉及人类活动的社会空间和由互联网构成的信息空间, 而物联网群体感知智能则涉及更广泛的人机物融合空间; 从行为模式和应用领域来说, 基于互联网的群体智能主要体现人类群体在知识问答、图像标注、数据清洗、软件开发等众包应用领域所具有的人类智能行为, 物联网群体感知智能则主要体现在利用人类群体及各种感知设备收集感知数据并融合计算, 提供环境监测、智能交通、城市管理等服务.

综上所述, 群体智能研究的个体对象从简单智能体提升为了以人为中心以及人机物异构智能群体的交互融合, 由于人类个体智能多样性、过程耦合复杂性, 相关研究面临着不确定群体智能涌现机理难以解释的挑战, 以人为中心群智涌现认知计算理论将是需要研究的重要科学问题, 具体研究内容包括: 针对城市感知中群智涌现未知隐含影响因素维度高、数量多、变化快的问题, 研究感知数据驱动的影响特征挖掘方法, 建立可评估、可度量的群智涌现形式化描述体系; 针对个体智能多样性、过程耦合复杂性、群智涌现不确定性, 研究以人为中心的个体智能汇聚产生群体智能的涌现机理; 针对群体智能涌现时空演化的特点, 构建相应认知计算模型, 研究多层次多尺度时空耦合群体智能演化计算方法.

2.4 过程调控

在收集、融合多源群智感知数据并认知群体规律基础上, 我们可以评估和预测整体感知质量和应用服务质量, 通过联合多种手段对个体形成反馈引导, 涌现出群体智能, 实现持续提升服务质量的目. 在城市发展过程中, 应在不同阶段不同场景使用不同的调控方法, 主要包括以下几方面.

(1) **基础设施部署规划.** 一个典型问题是如何利用群智感知数据预测一个城市的电动车充电时空需求分布并对充电站优化部署. 为此, Li 等^[49]以电动出租车历史轨迹数据、路网数据和已有的充电站信息作为输入, 设计了一个充电站优化部署算法来扩大城市充电站网络; Gopalakrishnan 等^[50]联合已有充电站的历史交易记录和城市兴趣点、交通密度等数据, 利用多视图学习方法预测候选站点的充电需求, 并提出一个背包与覆盖混合优化方法来解决充电站规划问题; Du 等^[51]以共享电动车 GPS 数据和租赁记录数据为驱动, 设计了启发式充电桩部署优化算法来满足全局性充电覆盖和局部性充电需求.

(2) **实时动态资源分配.** 一个典型问题是如何利用群智感知数据分析和预测共享单车的时空需求

表1 不同形式的群体智能对比

Table 1 Comparison of different kinds of crowd intelligence

Crowd intelligence types	Biological swarm intelligence	Multi-agent swarm intelligence	Internet-based crowd intelligence	IoT crowd sensing intelligence
Behavioral agents	Lower organisms	Artificial agents (robots, drones, etc.)	Humans	Humans and their devices, unmanned systems, IoT terminals and edge devices
Behavioral spaces	Activity spaces (food areas, nests, etc.)	Mission spaces (search, rescue, reconnaissance, etc.)	Social and cyber spaces	Human-cyber-physical fusion spaces
Behavioral patterns	Biological instinctive behaviors (foraging, homing, migrating, hunting, etc.)	Autonomous control behaviors of machines (gathering, formation, searching, etc.)	Human intelligent behaviors (Q&A, image annotation, data cleaning, software development, etc.)	Collection, integration, and computation of sensing data for IoT services (environmental monitoring, smart transportation, etc.)
Application fields	Intelligent optimization	Multi-agent collaborative control	Internet-based crowdsourcing	IoT sensing and computing

分布, 动态分配不同数量的共享单车到不同的站点以实现供需平衡. 为此, Wang 等^[52] 联合历史和实时的共享单车使用记录、站点状态数据和运营商的资源重分配数据, 提出了一个基于熵的预测模型来推测未来使用情况, 并设计了一个模型驱动的最优校准引擎实现共享单车资源的动态平衡利用; Singla 等^[53] 则提出利用激励机制鼓励用户自己选择更好的借车和还车位置来解决共享单车的资源重分配问题.

(3) 实时调度与引导. 在城市基础设施和资源受限情况下, 需要综合利用其他调控手段来引导用户实现群体利益最大化. 例如, 以城市每个路段的交通流数据为驱动, 利用深度强化学习方法实现交通信号灯配时优化, 减小用户整体旅行时间^[54]; 综合考虑电动车司机的旅行模式、充电行为模式、交通拥堵状况和充电费用, 提出动态定价算法来管理充电站, 从而引导用户实现群体社会成本最小化^[55]; 针对电动出租车轨迹和交易数据、充电站信息和路网数据, 提出公平性感知的充电推荐算法^[56], 引导司机到合适的充电站, 在保证用户公平性的前提下实现整体成本最小化.

然而, 现有工作主要关注基于已有数据实施一次性或者短期优化, 而对城市发展初期仅有少量或者没有数据的“零启动”问题, 以及城市发展不同阶段长期持续优化问题还研究较少; 同时, 城市感知环境时空多变、不同利益群体目标不一致、全局与局部目标不平衡等实际因素, 使相关研究面临时空敏感群智演进过程难以收敛的挑战, 群智演进过程趋优调控将是需要解决的重要科学问题, 具体研究内容包括: 针对群体感知大数据难利用问题, 研究流式时空数据融合和知识挖掘方法, 构建基于先验知识和群智演化规律的群智决策环境; 针对城市感知环境多变、不同群体利益迥异问题, 研究时空敏感的层次化博弈模型, 实现时延约束的大规模群体智能协同决策; 针对城市管理局部与全局目标难平衡、强时变问题, 研究基于在线学习理论的策略调控机制, 实现过程可持续的群体智能涌现.

3 智能演进与反馈引导结合的群智感知系统架构

针对上述问题和挑战, 我们提出一个智能演进与反馈引导结合的群智感知系统架构模型 Evo-CPS,

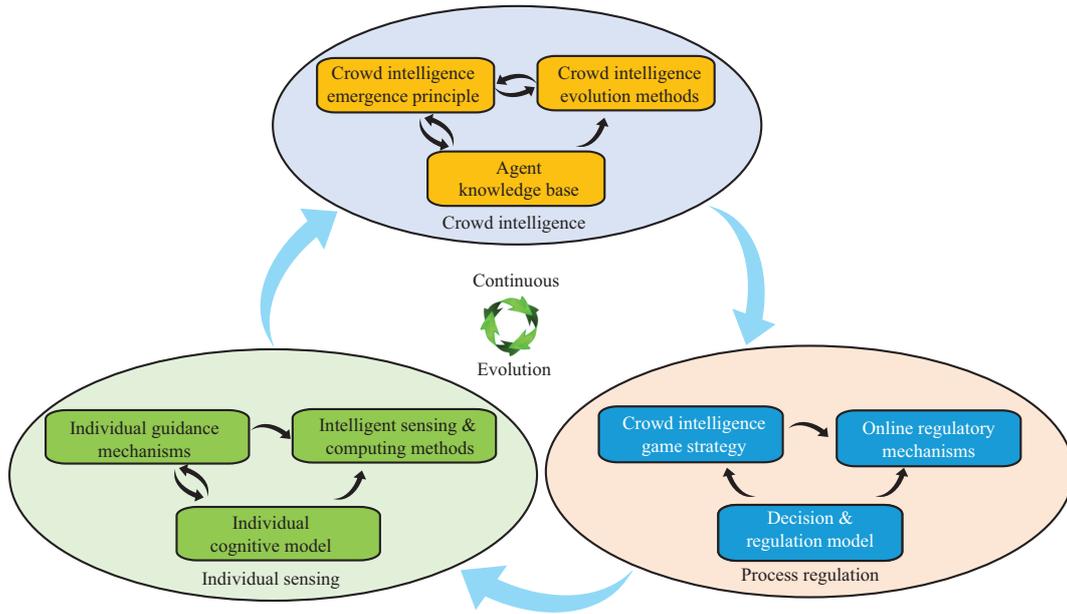


图 2 (网络版彩图) 基于 CPS 的演进式群智感知系统架构模型 Evo-CPS

Figure 2 (Color online) CPS-based evolutionary crowd sensing system architecture model: Evo-CPS

探讨针对该模型的智能计算模式、个体引导机制和过程调控机制; 并介绍在以人为中心的群智涌现机理和群智演进过程动态调控方法中取得的初步研究进展.

3.1 基于 CPS 的演进式群智感知系统架构

针对现有群智感知系统欠智能、少引导、弱调控等关键问题, 我们将面向城市感知的群智协同架构抽象为个体感知、群体智能、过程调控 3 个层面, 并采用“信息物理系统 + 群体演进智能”的思想, 提出了基于 CPS 的演进式群智感知系统架构理论模型 Evo-CPS, 以及对应的智能计算模式、个体引导机制和过程调控机制, 强调个体智能、规律引导、反馈调控三要素相辅相成, 为促进群体感知的智能涌现提供了基础支撑. 如图 2 所示, Evo-CPS 架构具体内涵如下.

(1) **个体感知层:** 既然人是群智感知系统最重要的感知主体, 首先需要建立人类个体认知模型, 包括构建个体精准画像、准确预测个体动态行为、合理表达个体的感知计算能力及所处的时空情境; 通过个体认知模型驱动, 设计有效的激励和引导机制, 促进个体主动参与和有序协作, 实现个体的行为智能, 并反过来影响个体认知模型的迭代更新; 进一步设计适应于感知、计算能力受限的智能终端的轻量级智能感算方法, 实现个体的感知智能.

(2) **群体智能层:** 首先以感知数据驱动, 基于知识表示学习方法提取时空特征, 发现多模态数据特征中的依赖关系, 建立智能体知识库; 认知人类群体行为模式和城市演变规律, 揭示个体感知行为汇聚为群体智能的涌现机理, 并反过来促进智能体知识库的迭代更新; 进一步以群智涌现机理为指导, 基于演化博弈分析提炼出群智涌现认知计算模型, 采用在线学习引导策略, 提出群体智能演化计算方法, 为后续实施城市决策调控提供理论技术支撑.

(3) **过程调控层:** 首先采用流式时空数据融合和知识挖掘方法, 构建基于先验知识和群智演化规律的决策调控模型; 采用时空敏感的群智博弈策略, 实现面向复杂多变环境和大规模智能群体的高效协同决策; 进一步采用基于在线学习的策略动态趋优调控机制, 对感知个体形成持续的反馈引导, 实

现在线调控下群智演进向全局目标收敛,提升群智感知系统的迭代调控能力。

3.1.1 智能计算模式

针对感知终端能力受限,持续涌现海量感知数据对网络传输和云端计算效率带来的巨大挑战,采用智能下沉到终端、云边端智能协同计算模式。针对个体感知对环境的应变能力弱,设计情境自适应感知方法;针对群体协同感知的需求,提出联邦区域学习框架,实现个体隐私保护同时提高模型训练效率和推理准确性。

具体来说,我们提出了基于多智能体强化学习的分布式自适应感知方法,利用图卷积融合局部环境状态与周围节点信息,自适应调整感知策略,增强了个体对复杂场景的应变性。以运营车辆道路感知为例:传统方法仅考虑环境信息已知且静态场景下感知调度策略,且集中式决策方法不适用于城市级大规模感知,计算复杂度高。我们将车辆感知决策问题建模为马尔可夫 (Markov) 决策过程,通过图卷积模型融合道路和周围车辆的部分环境信息,设计了分布式自适应感知决策算法,提升了道路感知质量。基于深圳市约 100 万条出租车轨迹数据集的实验结果表明,该方法将总接单收益提高了 30%,感知收益提高了 42%^[57]。

我们提出联邦区域学习框架,避免了大量数据的传输和集中存储。与传统联邦学习相比,所提出的区域化算法将具有相似数据特征的移动终端分配至在局部区域部署的边缘节点,通过协同训练构建区域推理模型,降低了通信开销和过拟合风险,并提升了模型准确率。以基于群智感知的空气质量监测为例,我们使用智能手机在北京市采集了 5 万多张天空图片,抽取暗通道特征,并联合天气数据,训练出一个基于深度学习的 PM2.5 感知模型,从而让手机变成一台便捷的 PM2.5 感知设备^[26]。我们将联邦区域学习框架应用于该 PM2.5 感知模型的训练,实验结果表明,比集中式训练方法的计算效率提高了近 3 倍,将经典联邦学习方法准确性提高了 5%^[58]。

3.1.2 个体引导机制

在群智感知系统中,个体的行为模式复杂多样,个体之间合作与竞争关系并存,并与城市环境相互影响。因此,需要理解城市感知环境下个体差异化需求、潜在联系和交互影响,根据全局目标协调使用多种手段有效引导个体行为,从而更好地促进从个体感知涌现出群体智能。我们面向城市路边停车引导、应急车辆调度两种典型的应用场景,提出了有效的个体引导机制。

(1) **城市路边停车引导案例研究。**虽然很多城市已经部署了停车传感器或摄像头对路边停车位进行实时监测,并可使用先进的机器学习方法对停车位可用性进行预测,然而“多车竞争同一车位”的现象依然广泛存在,使得停车难问题得不到根本解决。现有基于预约的公共资源分配方案虽然能从一定程度上解决竞争问题,但在现实应用场景中,不可能将所有城市基础设施当作可预约资源。为此,我们通过用户调查识别了三类行为模式:(a) 预约用户通过支付一定的预约服务费来使系统为其预留有保证的资源;(b) 普通用户无需支付预约服务费,而系统尽最大努力为其推荐合适的资源;(c) 外部用户不使用任何系统提供的引导服务,而是根据自己的认知和经验自行选择可用资源。对于预约用户,可采用基于合作的资源分配方法引导用户合理使用资源,使用户整体收益最大化;对于普通用户,由于无法提供有保证的服务,用户总是寻求个体利益最大化,需要采用基于竞争的资源分配方式,即使用“先到先服务”的策略来引导用户;对于外部用户,虽然他们不直接使用系统引导服务,但其行为会对系统资源造成直接影响,因此在设计资源分配方法时依旧需要考虑这部分用户的间接影响。

为了满足多样化的停车需求,我们将不同行为模式的用户群体看作异质智能体,将停车引导问题建模为异质智能体动态资源分配问题,并证明其为 NP 难问题,进而基于模型预测控制理论,提出了

“感知 – 预测 – 引导”三阶段交互演进的个体行为有效引导机制, 如参考文献 [59] 的图 9(a) 所示: 在感知阶段, 利用城市中部署的传感器实时感知资源使用状况, 主动收集不同用户的资源使用需求; 在预测阶段, 根据收集到的感知数据和用户需求数据, 使用机器学习模型对未来资源使用状况进行多步预测; 在引导阶段, 根据用户的多样化需求和资源使用状况, 通过集成基于合作和基于竞争的资源分配机制, 满足不同用户群体的多样化需求; 同时, 引导阶段采用的资源分配机制会导致用户的个体行为发生变化, 需要自适应修正预测阶段的资源使用状况预测结果. 考虑到用户需求的不确定性和资源使用状况的动态性, 多步预测结果在实践中往往是不够准确的, 而我们采用的方法每隔一个时间段会根据预测结果进行滚动优化, 从而逼近系统长期整体最优性能. 基于深圳市 62 万多条路边停车数据开展了实验评估, 结果表明所提出的方法能够引导用户平均完成停车时长减少 33%, 约 7.5 min [59].

(2) 城市应急车辆调度案例研究. 日益加剧的交通拥堵状况严重影响着城市中应急车辆 (如救护车、消防车、警车) 的通行, 需要研究有效的调度方法帮助应急车辆快速到达. 现有的以车辆为中心的调度方法旨在根据实时交通状况为应急车辆推荐最优路径, 而以道路为中心的调度方法旨在通过交通信号灯调控为应急车辆赋予更高的优先通行权使其快速通过路口. 近年来, 车路协同技术进步使交通摄像机、车载 GPS 等传感器能够实时监测交通状况和车辆位置, 而车辆和交通信号灯等道路基础设施能够实时交换信息, 这为车路协同的应急车辆调度方法提供了新的机会, 即联合以车辆为中心和以道路为中心的方法, 动态优化车辆行驶路径并协调交通信号灯, 以帮助应急车辆快速通行. 然而, 如何协调两种不同的引导调控手段, 如何在多路口协同交互环境下平衡应急车辆和普通车辆的通行需求, 值得研究.

针对上述问题, 我们将车和路看作异质智能体, 提出了一种异质智能体协同的个体引导机制, 将其应用于车路协同的应急车辆调度. 具体来说, 整个应急车辆调度方案包括实时路径规划和交通信号协同控制两个模块, 它们相互影响并迭代决策, 如参考文献 [60] 的图 5 所示: 实时路径规划模块改进了人工势场法, 将估算的通行时间建模为斥力, 将应急车辆向目的地移动的趋势建模为引力, 并且引入了长期斥力来应对不断变化的交通信号灯, 从而避免陷入局部最优; 在每个时隙, 根据当前交通信号灯相位和应急车辆附近的交通状况, 选择长期累积收益最大的行驶路线, 同时限制了候选路线的长度以降低搜索深度和计算复杂度. 交通信号协同控制模块使用图注意力强化学习模型, 依据路网天然的图属性将交通环境建模为动态有向图, 并根据紧急车辆动态更新的行驶路线和路口的上下游关系实时调整不同路口之间的关系距离; 每个智能体的感受野包含了其关系距离 Top- K 个相关路口的状态, 以区分有价值的局部信息和全局信息; 多层感知器将 Top- K 个相关路口的直接观测特征转化为隐藏特征, 多头注意力机制作为关系核根据路口的隐藏特征评估各路口间的影响系数, 并抽象出它们的相互作用以学习交通灯控制时的合作策略; 集中式模型评估不同交通灯相位选择带来的长期影响以优化控制策略, 同时与所有分布式参与者 (交通信号控制器) 共享集中式模型参数以增加系统可扩展性. 在合肥、济南、杭州、纽约 4 个城市交通数据集上开展了实验评估, 结果表明所提出的方法比现有车路协同调度方法在 4 个数据集上分别将应急车辆通行时间缩短了 18.4%, 8.9%, 15.2% 和 6.2% [60].

3.1.3 过程调控机制

现有调控手段大多假定城市中已经存在充足的感知数据, 往往针对这些数据实施一次性优化, 而缺乏长期持续的调控能力. 我们提出了演进式的持续过程调控机制: 在城市发展初期还没有数据时, 利用城市迁移学习理论, 实现基础设施优化部署; 在城市发展过程中已经积累了一些数据时, 则利用群智博弈决策理论, 通过动态部署优化、动态定价等方法实现城市基础设施部署和运营状况的持续调控. 基于该思想, 我们面向城市基础设施规划应用场景, 提出了预测与规划交互迭代的快速求解方法,

并保证求解过程的趋优性和收敛性。

以在一个新城市推广新能源车为例,需要预测不同候选位置的充电需求然后确定充电桩最优部署方案,但实际部署前由于缺少历史数据而难以准确预测用户充电需求,造成死锁。一种可行方法是利用城市迁移学习范式,通过从历史数据丰富的城市迁移知识,帮助目标城市预测候选部署方案的用户需求。然而,候选部署方案对应的组合数量随候选位置范围和预算增大而呈指数级增长,同时候选方案的变化会导致预先训练的模型失效。针对该问题,我们将新城市的充电桩部署规划问题建模为“同步需求预测与规划”问题,并证明其为 NP 难问题,进而提出了预测与规划交互迭代的快速求解方法^[61]。

如参考文献 [61] 的图 1 所示,通过群体智能行为模式预测(充电需求预测)和基础设施规划(充电桩规划)两个模块之间的交互,迭代优化基础设施部署方案,从而解决了预测与规划之间的死锁问题。在充电需求预测模块中,特征提取子模块从源城市和目标城市学习出可判别的画像特征和情境特征;基于注意力的时空领域自适应网络利用学习出的特征和源城市的充电桩需求来预测目标城市的充电桩需求,通过降低充电站特征所属城市分类任务的准确率来指导网络学习出与城市无关的高层语义特征,避免出现“城市负迁移”现象。在充电桩规划模块中,充电桩部署方案微调子模块首先通过增加或减少单个充电桩,将每个候选站点当前部署方案微调为 5 种候选方案,然后把从微调的部署方案中选择出的最优更新部署方案问题建模为一个多选择背包问题,并基于充电需求预测结果,使用动态规划方法进行求解;迁移迭代优化子模块根据启发式思想减少训练和预测的次数,迭代地根据部署方案微调子模块和充电需求预测模块优化整体部署方案,从而在爆炸的方案组合中快速迭代搜索最优解,将计算复杂度从指数级降为平方级,最终高效解决部署方案优化问题。基于北京、天津、广州 3 个城市电动汽车充电站运营数据集开展实验,结果表明我们的方法实现了最高 72.5% 的营收提升^[61]。

3.2 以人为中心的群智涌现机理

针对不确定群体智能涌现机理难以解释的挑战,首先提出个体行为多维精准画像及动态预测方法,以及个体行为模型驱动的适变激励机制,实现个体行为可表达、可预测、可引导,然后提出群体智能关系演化与推断计算方法,从而揭示以人为中心的个体智能汇聚产生群体智能的涌现机理。具体研究进展包括以下 3 个方面。

(1) **个体行为多维精准画像及动态预测。**首先,针对海量的原始个体行为数据庞杂繁复、难以刻画的难题,我们基于道路监控摄像头收集的海量过车数据,经过数据清洗和插值等预处理方法,从基本属性、车主习惯、时空属性 3 个方面提取了个体共 12 个维度的出行特征。其次,针对个体行为预测动态化、实时化、规模化等需求,提出了基于时空跨域信息融合的个体行为动态预测方法:通过利用近邻与周期-栅格卷积神经网络组来捕捉时间序列的短时相关性和周期相关性;利用图卷积-栅格卷积神经网络,设计自适应门控图卷积网络,捕捉空间邻近特征和语义特征;针对个体差异化特征,利用主成分分析法对个体行为多维精准画像进行特征提取与嵌入,提高了个体行为预测的准确性^[62]。基于合肥市 2019 年 7~9 月约 7 亿条过车数据开展实验,结果表明所提出的方法超过了 9 组典型算法,达到 77.447% 的轨迹预测准确度。

(2) **个体行为模型驱动的适变激励机制。**针对现有激励机制动态更新难、与个体间的交互能力弱的难题,设计了个体行为模型驱动的适变激励机制,构建了激励机制与个体间交互作用模型,动态调整激励策略,促进群智涌现。以出行高峰时段为例,通过疏导激励机制,使本来途径拥堵路段的车辆绕行或错峰通行,能够大幅度地改善城市交通拥堵情况。然而,改变行程完成疏导任务会增加车主的绕行成本,因此需要设计合理的激励机制来补偿车主,以鼓励车主的参与。为此,我们提出了基于反向拍卖

的城市车辆调度与激励机制, 在接近最佳社会开销的条件下, 降低了高峰期的路段拥堵程度, 且理论推导了最小社会开销近似比^[63]. 基于深圳市 5000 多万条出租车订单数据开展实验, 结果表明所提出的激励机制可以有效促进个体对疏导的参与, 显著降低拥堵疏导的整体开销.

(3) 群体智能关系演化与推断计算方法. 针对传统演化计算方法难以解释以人为中心的群体智能涌现行为的难题, 我们使用图神经网络建模群智系统中智能体间的关系演化过程, 推断群体的交互图并学习个体状态变化规律, 构建智能体特征知识库. 以车辆/行人轨迹预测为例: 现有方法难以建模车辆、行人等个体间关系演化过程及其对轨迹变化的影响, 也缺少可解释性, 并由于未充分考虑历史轨迹信息而导致多步轨迹预测存在较大的累积误差. 为此, 利用异质个体的时序特征推断群体的交互图, 建模个体间的空间交互关系, 利用群体熵度和控制群体行为的复杂性, 使用混合训练方式提高个体状态的预测精度, 自底向上地分析群体的演化规律和预测群体的未来状态. 推断出的车辆、行人间互动关系能够为路口交通管控提供决策支撑. 基于城市车辆/行人轨迹公开数据集开展实验, 结果表明我们的方法将轨迹预测相对误差降低约 10%^[64].

3.3 群智演进过程动态调控方法

针对感知数据大规模、持续涌现、时空敏感性等特征, 以及决策过程中不同利益群体目标不一致、全局与局部目标不平衡等导致的时空敏感群智演进过程难以收敛的挑战, 我们提出时空敏感的层次化群智博弈决策机制和基于多臂赌博机的在线策略调控机制, 实现过程可持续的群体智能涌现. 具体研究进展包括以下两方面.

(1) 时空敏感的层次化群智博弈决策. 如何在时延约束下协同大规模个体, 并平衡多个群体的利益是群体协同决策面临的一个难题. 为此, 我们提出了时延敏感的层次化博弈模型: 首先, 引入“个体-群体”分层博弈机制, 构建层次化决策架构; 其次, 以斯塔克伯格博弈规范个体、群体协同过程, 建立延迟敏感的协同机制; 最后, 通过分析均衡解, 对博弈机制的有效性进行评估和修正. 以城市充电服务定价机制为例: 现有机制大多仅考虑单个充电服务定价对电动汽车的影响, 而未考虑同一公司的不同充电站之间 (群体内) 以及不同公司的充电站之间 (群体间) 的竞争; 并且以电动汽车、充电站个体为粒度进行决策, 在大规模城市场景下存在决策时间长的问题. 我们将充电站运营公司和电动汽车建模为两类群体, 考虑充电排队时延和空间距离等约束条件, 以最大化公司收益为目标, 建立了面向城市充电服务定价的层次化博弈模型; 考虑大规模个体和平衡多个群体利益, 将充电站服务定价建模为带均衡约束的博弈问题; 考虑到城市规模电动车的数量, 以车流 (群体) 取代电动汽车 (个体), 提出了快速求解该问题的近似算法, 并证明了层次化博弈模型均衡解的存在性. 通过南京和武汉两地的数据进行了实验评估, 证明了所提出的方法的有效性^[65].

(2) 基于多臂赌博机的在线策略调控. 针对城市感知环境动态多变、城市感知应用目标多样、群智演进过程的局部优化目标与全局优化目标难以协调的问题, 我们将群智演进过程的调控建模为在线机器学习理论中多摇臂赌博机模型的在线调控问题, 采用具有动态平衡因子的多摇臂赌博机策略调控机制, 实现了长期适变的趋优调控. 以群智感知参与用户招募问题为例: 现有方法局限于已知用户感知质量且场景固定, 不能适应用户感知质量随时间、地点、行为习惯动态变化的情形, 而传统的多摇臂赌博机模型不能用于描述本问题. 为此, 我们将感知质量未知的用户招募问题建模为有预算限制的组合多摇臂赌博机的在线调控问题, 通过扩展传统的 UCB 机制设计了用户招募的贪婪算法, 引入近似遗憾值的概念证明了用户招募算法满足收敛性和趋优性; 基于公开的罗马出租车轨迹数据集的仿真实验验证了用户招募机制的高效性^[66]. 此外, 我们正探索将在线调控机制应用于城市交通信号灯调控中.

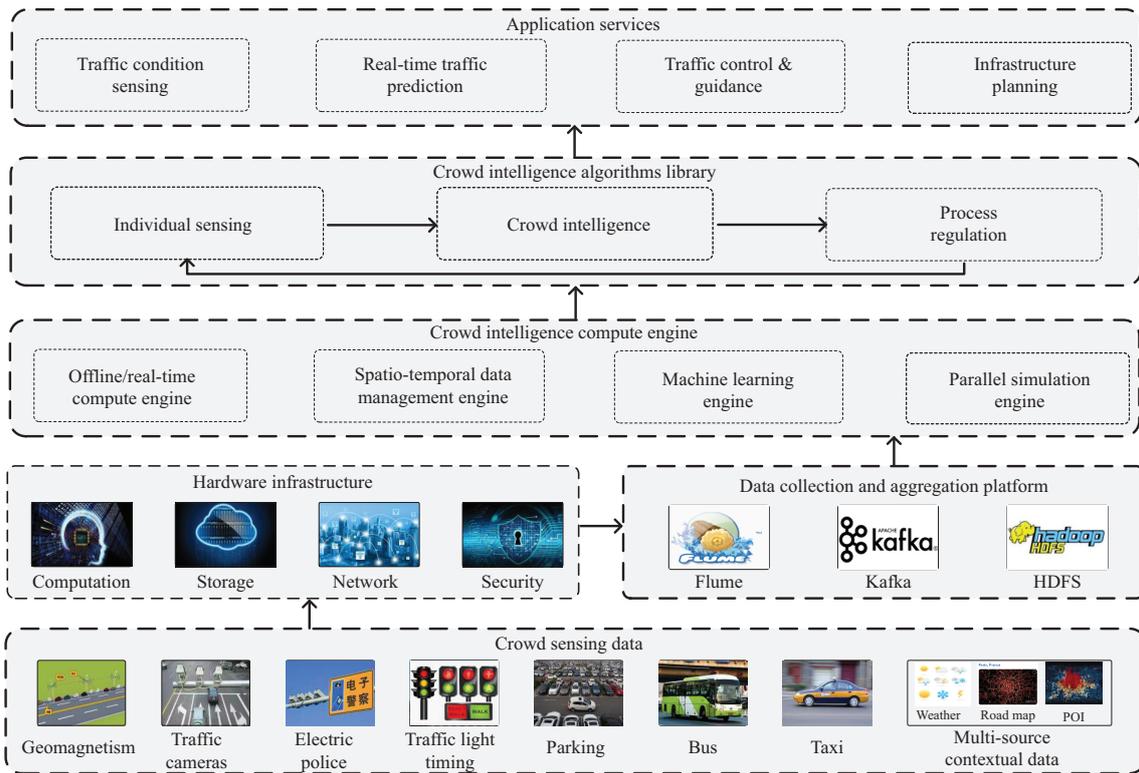


图 3 (网络版彩图) 面向智慧出行的城市群智感知验证系统

Figure 3 (Color online) City crowd sensing verification system for smart transportation

4 基于 Evo-CPS 架构的智慧出行应用验证

本节介绍基于 Evo-CPS 架构建立的群智感知计算平台以及相关理论研究成果在智慧出行应用场景的验证。

智慧出行依赖于对城市交通信息的综合获取与智能处理。传统手段主要是在城市中部署环形线圈检测器、雷达检测器、摄像头等传感器对交通状况进行感知,但这种固定部署感知模式存在成本高、覆盖弱、粒度粗等局限性。例如,安装和维护环形线圈检测器时需要关闭车道,干扰正常交通,且仅能感知车速和车流量,而不能对个体车辆进行识别,在交通领域实际使用越来越少;交通监控摄像机既能够感知车速和车流量,还能够对个体车辆进行识别,并随着视频图像分析技术日趋成熟而得到广泛应用。由于成本较高,一般仅在城市中心区域或主干道部署摄像机,城市的整体覆盖率依然较低。而群智感知技术主要通过收集车辆和行人各种类型的移动感知数据,更加全面、准确、动态地分析理解城市人群流动、出行模式、交通状况等信息并认知出行规律,通过群智决策优化,持续实施运力调度、交通管理、基础设施规划等过程调控,从而帮助相关部门更好地实施交通规划管理、个人智能地选择更好的出行方式。群智感知模式具有成本低、灵活性高、可扩展性强的优点,将在智慧出行应用中发挥重要作用。然而,我们还需要解决以下两个重要问题:一是多源异质城市感知数据的收集与融合;二是持续涌现城市感知数据的时效处理与可视化。

我们基于 Evo-CPS 架构设计了系统总体方案,构建面向智慧出行的城市群智感知验证系统,如图 3 所示,具体包含以下三部分内容。

(1) **城市群智感知数据收集与汇聚.** 我们在硬件基础平台上构建了群智感知数据收集与汇聚平台, 承载着内外部数据的接入、汇聚和共享. 其中, 接入层采用基于 Flume 的数据采集系统, 实现可靠的、可用性强的、分布式的大数据采集和汇聚; 消息队列层采用 Kafka 分布式消息队列, 实现高吞吐量、实时性、高可靠性的消息发布订阅和实时共享功能; 数据持久层采用 HDFS 分布式文件存储系统, 在低廉的硬件集群上实现容错性高、吞吐量高的数据访问功能. 基于该平台, 我们接入了卡口、电警、地磁、红绿灯配时、城市泊车、公交车/地铁刷卡、出租车 GPS 轨迹等多种城市群智感知数据.

(2) **城市群智感知系统集成与验证环境.** 为了支持对城市群智感知数据的分析挖掘, 首先构建了群智计算引擎, 主要包括以下 4 方面. (a) 离线/实时计算引擎, 它是对现有大数据计算处理模型的优化实现和深度集成, 分别采用 Spark Streaming 和 MapReduce 技术实现实时计算和离线缓存计算功能, 从而实现对数据离线批处理、数据实时/准实时处理的全面支持. (b) 时空数据管理引擎, 它主要实现对各种时空交通大数据的高效管理, 包括地理网格编码、轨迹数据索引、地图匹配、时空查询等功能. 其中, 时空查询功能可用于回溯分析交通流量及拥堵原因等目的, P-Query 用于查询满足与特定轨迹的时空关联性的兴趣点, 或查询满足与特定点 (集) 的时空关联性的轨迹; R-Query 用于查询经过给定时空区域 R 的轨迹; T-Query 用于在轨迹集合中查询相似的轨迹, 通过轨迹聚类发现有趣的行为模式. (c) 机器学习引擎, 它主要集成了 Pytorch, TensorFlow, Keras 等常见的深度学习框架, 用于模型训练和推测. (d) 平行仿真引擎, 它主要集成了 SUMO, CityFlow 等常见的交通模拟器, 可载入真实交通数据, 结合深度学习或强化学习来模拟真实的交通运行场景, 对相关算法的执行效果进行模拟和验证. 其次, 在城市群智计算引擎的支持下集成了一个群智算法库, 包含 3 个层面的算法: (a) 个体感知层面的个体行为画像、轨迹预测、激励机制等算法; (b) 群体智能层面的城市交通流、公交/地铁乘客流、时空需求、停车位占用等群体时空模式发现及预测算法, 以及群智优化算法; (c) 过程调控层面的交通信号控制优化、动态道路收费、乘车路线规划、停车推荐、充电桩部署优化等群智决策与调控算法. 同时, 城市群智计算引擎和群智算法库为智慧出行服务的提供建立了比较完整的验证环境.

(3) **面向智慧出行的服务提供与结果可视化.** 针对智慧出行应用的关键环节, 我们实现了交通状况感知、交通实时预测、交通调控引导、基础设施规划 4 类服务. 其中, 交通状况感知服务包括对实时路况、交通指数、车道流量、车辆轨迹的感知功能; 交通实时预测服务包括路况预测、车辆轨迹预测和公交/地铁流量预测功能; 交通调控引导服务包括城市出行引导、智慧停车引导和交通信号优化功能; 基础设施规划服务则提供新城市发展新能源过程中的充电桩部署优化功能. 与此同时, 提供了感知设备可视化、数据接入可视化、交通状况感知可视化、交通预测和调控规划结果可视化等功能, 为智慧出行服务提供了重要支撑. 目前, 主要成果已经集成到合肥市“交通超脑”系统, 实际应用运行后取得了良好的交通治理效果. 百度地图《年度中国城市交通报告》显示, 系统建设初期 (2019 年), 合肥市通勤高峰时段拥堵排名为全国第 11 名, 截至 2020 年底, 拥堵指数为 1.678, 同比下降 1.96%, 全国排名第 20, 下降 9 位; 截至 2021 年底, 拥堵指数为 1.601, 同比下降 4.58%, 全国排名第 24, 与 2020 年相比再下降 4 位. 同时, 市内出行强度 (可类比通行效率), 即城市出行人次与居住人口的比值为 6.402, 同比 2020 年上升 20.37%.

5 结束语

针对现有群智感知系统还存在个体感知欠智能、群体目标少引导、群智过程弱调控等局限性, 本文结合人机物融合、云边端协同、感算控闭环物联网发展趋势, 提出一种智能演进与反馈引导结合的新型群智感知系统架构模型 Evo-CPS, 并从个体行为与激励机制的相互作用机理、以人为中心的群智

涌现机理、群智演进过程动态调控方法等方面研究了该模型实现问题,研制了面向智慧出行的城市群智感知验证系统,应用于合肥市“交通超脑”,取得了良好交通治理成效.未来我们将进一步完善基于Evo-CPS的新型群智感知系统的研究,形成一套个体行为可预知、群体目标可引导、群智过程可持续的群体智能涌现理论和方法,为智慧城市建设提供重要理论指导和技术支撑.与此同时,将进一步拓展群智感知的内涵和研究范围,例如,与非传感器感知技术结合,复用环境中泛在的无线信号(声、光、射频信号等),利用“信号群智”协同完成特定的感知任务;与无源感知技术结合,捕获环境中泛在的能量(太阳能、风能、电磁能等),利用“能量群智”解决设备供电问题;与区块链、联邦学习等技术结合,解决感知个体之间的信任和数据安全共享问题.通过这些拓展性的研究,将赋能更丰富的杀手级应用,以及推动各类应用的大规模落地.

参考文献

- 1 Li W, Wu W J, Wang H W, et al. Crowd intelligence in AI 2.0 era. *Front Inf Technol Electron Eng*, 2017, 18: 15–43
- 2 Zhang C J, Chen L, Tong Y. MaC: a probabilistic framework for query answering with machine-crowd collaboration. In: *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM'14)*, Shanghai, 2014. 11–20
- 3 von Ahn L, Dabbish L. Labeling images with a computer game. In: *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'04)*, 2004. 319–326
- 4 Zhang C J, Chen L, Tong Y, et al. Cleaning uncertain data with a noisy crowd. In: *Proceedings of IEEE 31st International Conference on Data Engineering (ICDE'15)*, Seoul, 2015. 6–17
- 5 Wang T, Yin G, Yu Y, et al. Crowd-intelligence-based software development method and practices. *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 318–334 [王涛, 尹刚, 余跃, 等. 基于群智的软件开发群体化方法与实践. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50: 318–334]
- 6 Ma H D, Zhao D. *Mobile Crowd Sensing Networks*. Beijing: Tsinghua University Press, 2019 [马华东, 赵东. 移动群智感知网络. 北京: 清华大学出版社, 2019]
- 7 Ganti R K, Ye F, Lei H. Mobile crowdsensing: current state and future challenges. *IEEE Commun Mag*, 2011, 49: 32–39
- 8 Liu Y H. Crowd sensing and computing. *Commun CCF*, 2012, 8: 38–41 [刘云浩. 群智感知计算. *中国计算机学会通讯*, 2012, 8: 38–41]
- 9 Ma H D, Zhao D, Yuan P Y. Opportunities in mobile crowd sensing. *IEEE Commun Mag*, 2014, 52: 29–35
- 10 Dutta P, Aoki P M, Kumar N, et al. Common sense: participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitors. In: *Proceedings of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys'09)*, Berkeley, 2009. 349–350
- 11 Thiagarajan A, Ravindranath L, LaCurts K, et al. VTrack: accurate, energy-aware road traffic delay estimation using mobile phones. In: *Proceedings of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys'09)*, Berkeley, 2009. 85–98
- 12 Mathur S, Jin T, Kasturirangan N, et al. ParkNet: drive-by sensing of road-side parking statistics. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys'10)*, San Francisco, 2010. 123–136
- 13 Simoens P, Xiao Y, Pillai P, et al. Scalable crowd-sourcing of video from mobile devices. In: *Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys'13)*, 2013. 139–152
- 14 Wang J, Wang L, Wang Y, et al. Task allocation in mobile crowd sensing: state-of-the-art and future opportunities. *IEEE Internet Things J*, 2018, 5: 3747–3757
- 15 Zhang X, Yang Z, Sun W, et al. Incentives for mobile crowd sensing: a survey. *IEEE Commun Surv Tutor*, 2016, 18: 54–67
- 16 Zhao D, Ma H D, Liu L. Energy-efficient opportunistic coverage for people-centric urban sensing. *Wireless Netw*, 2014, 20: 1461–1476
- 17 Zhao D, Ma H D, Tang S, et al. COUPON: a cooperative framework for building sensing maps in mobile opportunistic

- networks. *IEEE Trans Parallel Distrib Syst*, 2015, 26: 392–402
- 18 Luo C, Liu X, Xue W, et al. Predictable privacy-preserving mobile crowd sensing: a tale of two roles. *IEEE ACM Trans Networking*, 2019, 27: 361–374
- 19 Doan A, Ramakrishnan R, Halevy A Y. Crowdsourcing systems on the world-wide web. *Commun ACM*, 2011, 54: 86–96
- 20 Sullivan B L, Wood C L, Iliff M J, et al. eBird: a citizen-based bird observation network in the biological sciences. *Biol Conservation*, 2009, 142: 2282–2292
- 21 Chatzimilioudis G, Konstantinidis A, Laoudias C, et al. Crowdsourcing with smartphones. *IEEE Internet Comput*, 2012, 16: 36–44
- 22 Tong Y X, Yuan Y, Cheng Y R, et al. Survey on spatiotemporal crowdsourced data management techniques. *J Softw*, 2017, 28: 35–58 [童咏昕, 袁野, 成雨蓉, 等. 时空众包数据管理技术研究综述. *软件学报*, 2017, 28: 35–58]
- 23 Burke J, Estrin D, Hansen M, et al. Participatory sensing. In: *Proceedings of Workshop on World-Sensor-Web, Co-located with ACM SenSys*, 2006. 1–5
- 24 Lane N, Eisenman S, Musolesi M, et al. Urban sensing systems: opportunistic or participatory? In: *Proceedings of the 9th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications (HotMobile'08)*, Napa Valley, 2008. 11–16
- 25 Guo B, Han Q, Chen H, et al. The emergence of visual crowdsensing: challenges and opportunities. *IEEE Commun Surv Tutor*, 2017, 19: 2526–2543
- 26 Liu L, Liu W, Zheng Y, et al. Third-eye: a mobilephone-enabled crowdsensing system for air quality monitoring. *Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol*, 2018, 2: 1–26
- 27 Zhao D, Wang H, Ma H, et al. CrowdOLR: toward object location recognition with crowdsourced fingerprints using smartphones. *IEEE Trans Hum-Mach Syst*, 2017, 47: 1005–1016
- 28 Raychoudhury V, Shrivastav S, Sandha S S, et al. CROWD-PAN-360: crowdsourcing based context-aware panoramic map generation for smartphone users. *IEEE Trans Parallel Distrib Syst*, 2015, 26: 2208–2219
- 29 McMahan B, Ramage D, Scientist R. Federated learning: collaborative machine learning without centralized training data. Google Research, 2017. <https://ai.googleblog.com/2017/04/federated-learning-collaborative.html>
- 30 Zhou Z, Liao H, Gu B, et al. Robust mobile crowd sensing: when deep learning meets edge computing. *IEEE Network*, 2018, 32: 54–60
- 31 Hu Y, Wang J, Wu B, et al. RL-Recruiter+: mobility-predictability-aware participant selection learning for from-scratch mobile crowdsensing. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2022, 21: 4555–4568
- 32 Demissie M G, Phithakkitnukoon S, Sukhivibul T, et al. Inferring passenger travel demand to improve urban mobility in developing countries using cell phone data: a case study of Senegal. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2016, 17: 2466–2478
- 33 Vazquez-Prokopec G M, Bisanzio D, Stoddard S T, et al. Using GPS technology to quantify human mobility, dynamic contacts and infectious disease dynamics in a resource-poor urban environment. *Plos One*, 2013, 8: e58802
- 34 Lee K, Hong S, Kim S J, et al. SLAW: a new mobility model for human walks. In: *Proceedings of IEEE INFOCOM*, Rio de Janeiro, 2009. 855–863
- 35 Hess A, Hummel K A, Gansterer W N, et al. Data-driven human mobility modeling. *ACM Comput Surv*, 2016, 48: 1–39
- 36 Jordan K O, Sheptykin I, Gruter B, et al. Identification of structural landmarks in a park using movement data collected in a location-based game. In: *Proceedings of the 1st ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Models of Place*, 2013. 1–8
- 37 Deng L, Cox L P. LiveCompare: grocery bargain hunting through participatory sensing. In: *Proceedings of the 10th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications (HotMobile'09)*, Santa Cruz, 2009. 4
- 38 Yang D, Xue G, Fang X, et al. Crowdsourcing to smartphones: incentive mechanism design for mobile phone sensing. In: *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'12)*, Istanbul, 2012. 173–184
- 39 Danezis G, Lewis S, Anderson R. How much is location privacy worth. In: *Proceedings of the 5th Workshop on the Economics of Information Security*, 2005
- 40 Gao L, Hou F, Huang J. Providing long-term participation incentive in participatory sensing. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'15)*, Hong Kong, 2005. 2803–2811

- 41 Feng Z, Zhu Y, Zhang Q, et al. TRAC: truthful auction for location-aware collaborative sensing in mobile crowdsourcing. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'14), Toronto, 2014. 1231–1239
- 42 Krontiris I, Albers A. Monetary incentives in participatory sensing using multi-attributive auctions. *Int J Parallel Emergent Distributed Syst*, 2012, 27: 317–336
- 43 Luo T, Tan H-P, Xia L. Profit-maximizing incentive for participatory sensing. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'14), Toronto, 2014. 127–135
- 44 Yang D, Fang X, Xue G. Truthful incentive mechanisms for k-anonymity location privacy. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'13), Turin, 2013. 2994–3002
- 45 Zhao D, Li X Y, Ma H. Budget-feasible online incentive mechanisms for crowdsourcing tasks truthfully. *IEEE ACM Trans Networking*, 2014, 24: 647–661
- 46 Zhao D, Ma H, Liu L. Frugal online incentive mechanisms for mobile crowd sensing. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66: 3319–3330
- 47 James K. Swarm intelligence. *Handbook of nature-inspired and innovative computing*. 2006. 187–219
- 48 Zhang T T, Song A G, Lan Y S. Adaptive structure modeling and prediction for swarm unmanned system. *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 347–362 [张婷婷, 宋爱国, 蓝羽石. 集群无人系统自适应结构建模与预测. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50: 347–362]
- 49 Li Y, Luo J, Chow C-Y, et al. Growing the charging station network for electric vehicles with trajectory data analytics. In: Proceedings of IEEE 31st International Conference on Data Engineering (ICDE'15), Seoul, 2015. 13–17
- 50 Gopalakrishnan R, Biswas A, Lightwala A, et al. Demand prediction and placement optimization for electric vehicle charging stations. In: Proceedings of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'16), New York, 2016. 3117–3123
- 51 Du B, Tong Y, Zhou Z, et al. Demand-aware charger planning for electric vehicle sharing. In: Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD'18), London, 2018. 1330–1338
- 52 Wang S, He T, Zhang D, et al. Towards efficient sharing: a usage balancing mechanism for bike sharing systems. In: Proceedings of the World Wide Web Conference (WWW'19), San Francisco, 2019. 2011–2021
- 53 Singla A, Santoni M, Bart'ok G, et al. Incentivizing users for balancing bike sharing systems. In: Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'15), Austin, 2015. 723–729
- 54 Wei H, Zheng G, Yao H, et al. Intellilight: a reinforcement learning approach for intelligent traffic light control. In Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, New York, 2018. 2496–2505
- 55 Xiong Y, Gan J, An B, et al. Optimal pricing for efficient electric vehicle charging station management. In: Proceedings of the International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems (AAMAS'16), Singapore, 2016. 749–757
- 56 Wang G, Zhang Y, Fang Z, et al. FairCharge: data-driven fairness-aware charging recommendation for large-scale electric taxi fleets. *Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol*, 2020, 4: 28
- 57 Ding R, Yang Z X, Wei Y F, et al. Multi-agent reinforcement learning for urban crowd sensing with for-hire vehicles. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'21), Vancouver, 2021. 1–10
- 58 Hu B, Gao Y, Liu L, et al. Federated region-learning: an edge computing based framework for urban environment sensing. In: Proceedings of IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM'18), Abu Dhabi, 2018. 1–7
- 59 Zhao D, Cao Z, Ju C, et al. D2Park: diversified demand-aware on-street parking guidance. *Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol*, 2020, 4: 163
- 60 Ding L, Zhao D, Wang Z, et al. Learning to help emergency vehicles arrive faster: a cooperative vehicle-road scheduling approach. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2022. doi: 10.1109/TMC.2022.3188344
- 61 Wang Y, Zhao D, Ren Y, et al. SPAP: simultaneous demand prediction and planning for electric vehicle chargers in a new city. *ACM Trans Knowl Discov Data*, 2023, 17: 1–25
- 62 Lu B, Gan X Y, Jin H M, et al. Spatiotemporal adaptive gated graph convolution network for urban traffic flow forecasting. In: Proceedings of ACM International Conference on Information & Knowledge Management (CIKM'20), New York, 2020. 1025–1034

- 63 Fan G Y, Jin H M, Liu Q H, et al. Joint scheduling and incentive mechanism for spatio-temporal vehicular crowd sensing. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2021, 20: 1449–1464
- 64 Chen S Y, Wang J H, Li G Q. Neural relational inference with efficient message passing mechanisms. In: *Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'21)*, 2021. 7055–7063
- 65 Wu B, Zhu X, Liu X, et al. Revenue maximization of electric vehicle charging services with hierarchical game. In: *Proceedings of International Conference on Wireless Algorithms, Systems, and Applications (WASA'21)*, Nanjing, 2021. 417–429
- 66 Gao G J, Wu J, Xiao M J, et al. Combinatorial multi-armed bandit based unknown worker recruitment in heterogeneous crowdsensing. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM'20)*, Toronto, 2020. 179–188

A novel crowdsensing system architecture model and its implementation methods

Huadong MA^{1*}, Dong ZHAO¹, Xinbing WANG², Jiahai WANG³, Bei HUA⁴ & Jianjun TONG⁵

1. *School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;*
2. *School of Electronic Information and Electronic Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;*
3. *School of Computer Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;*
4. *School of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;*
5. *iFLYTEK Co., Ltd., Hefei 230088, China*

* Corresponding author. E-mail: mhd@bupt.edu.cn

Abstract The essence of the crowdsensing paradigm in the Internet of Things is to combine intelligent sensing capabilities of large-scale ordinary mobile individuals to sense the open, dynamic, and complex physical environment and then provide guidance and feedback to crowds through intelligent analyses of big sensing data. These analyses provide additional information to the continuously emerging crowd intelligence and assist them in comprehensive decision-making. However, the current crowdsensing systems have limitations in three aspects: lack of intelligence at the individual level, less-guided crowd goal, and weakly regulated crowd intelligence process. This paper first investigates the state of the art of crowdsensing research and summarizes the related challenges. With the three core development trends, i.e., human-cyber-physical fusion, cloud-edge-end collaboration, and sensing-computation-control closed-loop, we propose a crowdsensing system architecture model, Evo-CPS, which combines intelligent evolution and feedback guidance, and then investigate some implementation methods of this model. Then, the proposed theory and methods are demonstrated for specific application scenarios in the smart transportation field. Finally, we conclude the paper and provide the prospect for the developing direction for the new generation of crowdsensing research.

Keywords crowd intelligence, crowdsensing, human-cyber-physical fusion, smart transportation