

人机物融合群智计算

郭 斌 於志文
西北工业大学

关键词：智能物联网 群体智能 群智感知计算 人机物融合群智计算

背景与趋势

“泛在的智能感知计算”是计算机科学领域的重要研究课题。近年来，大量具有丰富感知能力的智能设备（如智能手机、可穿戴设备）得以普及，“群智感知计算”作为一种新的感知模式迅速发展起来^[1,2]。它利用大众的广泛分布性、灵活移动性及其蕴含的丰富群体智能，完成大规模、复杂的感知计算任务。相比传统感知网络，群智感知计算面临一系列新的科学挑战和问题，目前正在参与者感知能力评估、感知资源优化组合、感知数据优选汇聚、参与者激励机制等方面取得了研究进展。最近，一些新兴技术的发展正在推动新一代群智感知计算的形成和演化。

首先，随着物联网、大数据和人工智能技术的快速发展与加速融合，智能物联网（AIoT）^[3]正成长为一个具有广泛发展前景的新兴前沿领域。智能物联网首先通过各种传感器联网实时采集各类数据（环境数据、运行数据、业务数据、监测数据等），进而在终端设备、边缘设备或云端通过数据挖掘和机器学习方法来进行智能化处理和理解，如智能感知、目标识别、预测预警、智能决策等。近年来，智能物联网应用已经逐步融入到国家重大需求和民生的各个领域，例如智慧城市、智能制造、社会治理等。一个典型的例子是工业互联网^[4]技术的发展和运用，它通过人、机、物的全面互联推动全新的工业生产制造和服务体系构建，是智能物联网在工业领域变革引领作用的具体体现。

其次，国务院于2018年发布了《新一代人工智能发展规划》，“群体智能”成为新一代人工智能的六个重点发展方向之一。这是一种通过聚集群体智慧解决问题的新模式。智能物联网是海量人、机、物融合的主体，在未来智能物联网研究中如何发挥群体协作和群体智慧的作用以实现其感知计算能力的进一步提升，将成为一个重要的科学问题。

近年来，针对人、机、物智能融合问题在国际学术前沿已有一些探索性研究。2016年，美国康奈尔大学米歇尔奇（Michelucci）博士等在《科学》（*Science*）杂志提出“人智计算”（human computation）概念^[5]，强调群体与机器智能结合可用于解决复杂问题。2019年，美国麻省理工学院（MIT）媒体实验室的拉曼（Rahwan）教授等在《自然》（*Nature*）杂志提出“机器行为学”（machine behaviour）概念^[6]，强调跨空间的人机行为协同共生理论。同年，MIT人工智能实验室的研究人员在《自然》杂志上阐述了一种能模拟生物细胞集体迁移的集群机器人系统^[7]，该系统可以模拟自组装、修复和搬运等典型的生物群体协作行为，体现了群体智能的优势和应用前景。与此同时，高德纳咨询公司（Gartner）提出“智慧空间”概念并将其列入2020年十大战略科技发展趋势^[8]，指出人工智能与物联网、边缘计算和数字孪生等技术的快速发展及深度融合，可为智慧城市、智慧社区、智能制造等领域提供高度集成的智慧空间环境，人、机、物等要素在其中彼此交互与激发，将构建更加组织灵活、行为自适、自主演化的空间。

综上,无论在学术界还是产业界,人机物的协同融合均已成为新的发展趋势,也将推动新一代群智感知计算的产生。鉴于此,本文将传统的“以人为中心”的群智感知计算拓展深化为“人-机-物异构群智能体融合计算”(Crowd Intelligence with the Deep Fusion of Human, Machine, and IoT (CrowdHMI),简称人机物融合群智计算),从单纯的群智感知数据收集提升为人机物群智融合的协作计算与增强学习。人机物融合群智计算面向物联网和普适计算领域国际学术前沿,探索异构群智协同的基础理论创新,通过关键技术突破推动人、机、物要素的有机连接、协作与增强,构建具有自组织、自学习、自适应、持续演化等能力的智慧空间,对促进智慧城市、智能制造、军事国防等国家重大需求领域新模式/新业态形成,提高我国生产力和竞争力,推动新一代智能物联技术发展变革等具有重要意义。

人机物融合群智计算

本节对人机物融合群智计算的基本概念与特质进行刻画。图1刻画了其中的人、机、物等关键要素。

- 人 (human), 主要体现为社会空间中的广大普通用户及其携带的移动或可穿戴设备,其发挥的作用一方面为人类智慧(包括个体或群体智能),另一方面涵盖基于移动设备的群智感知计算^[1,2]。

- 机 (machine), 主要体现为信息空间中丰富的互联网应用及云端服务,在传统互联网和移动互联网等发展背景下,信息空间集聚了海量、多模态的数据和多样化的计算资源。

- 物 (Internet of Things, IoT), 主要体现为物理空间中泛在分布的物联网终端和边缘设备,在物联网发展的背景下,各种各样的智能物联网终端不断涌现,为感知和理解物理空间动态提供了重要支撑。

人、机、物三种要素在同一环境或应用场景下相互联结,和谐共生,但彼此存在能力差异、数据



图1 人机物融合群智计算

互补,需要通过协作交互来实现能力增强,进而完成复杂的感知和计算任务。基于此,我们将人机物融合群智计算定义为:通过人、机、物异构群智能体的有机融合,利用其感知能力的差异性、计算资源的互补性、节点间的协作性和竞争性,构建具有自组织、自学习、自适应、持续演化等能力的智能感知计算空间,实现智能体个体技能和群体认知能力的提升。

在相关研究方面,“以人为中心”的群智感知计算数据收集和处理方面已有较多研究成果;此外,传统的群体智能或集群智能 (swarm intelligence)^[9]在驱动同构的多智能体间协作与交互来完成集体运动、智能决策等任务方面也有很多成功的探索。而人机物融合群智计算则面向人、机、物群智能体的协作、竞争与融合等,开展理论、模型和方法研究,拓展了概念及问题域的空间广度与深度,在异构群智能体的自组织与自适应协同、分布式增强学习等方面都面临着很多新的科学挑战问题需要探索和研究。

研究挑战与进展

人机物融合群智计算为未来智能计算系统的发展带来了丰富的机遇,但实现真正人机物和谐融合的智能感知计算空间还面临很多挑战。

人机物群智协同机理

现有的群体智能研究大多面向单一群体间协作, 人机物融合群智计算则涉及异构智能体间的协作增强, 故需要在理论和模型层面开展新的探索。

自然集群协同机理发掘 自然界生物集群协作机制为研究具有自适应、自组织、持续演化能力的人机物融合系统提供了重要依据^[10, 11]。需探索生物集群协同机理与异构群智能体间高效协作的隐含关联和物理映射机制, 发掘人机物高效协同机理, 例如研究蚂蚁、蜜蜂、鸟、鱼等生物群体的形成和演化机制、集体行为机制、自组织和自适应方式、群体决策模式等。

群智能体高效协作机制 针对人、机、物、环境等异构要素的有机组织协调问题, 如何借鉴自然界中的各种合作模式和组织形式^[12], 以实现异构群智能体之间的高效协作也是一个重要挑战。

异构群智能体统一表示模型 针对人机物各要素表达异构、能力有差异、知识碎片化等问题, 如何构建统一的异构群智能体表示模型, 对各要素关联、组织模式、行为决策、知识表示等进行结构化表征是人机物融合群智计算的一个基础性问题。

针对以上挑战问题, 在如何结合生物群智协作机理来研究人工群智能体系统方面已有一些探索性研究。生物体以简单的方式与群体中的相邻个体以及周边环境进行接触, 通过无中心的分布式协作来完成复杂任务^[10, 11]。集群机器人 (swarm robotics) 是一种通过模拟多样化的生物群体行为而发展起来的人工群智系统。比如, 哈佛大学的研究人员通过模拟白蚁种群行为来构建人工多智能体建造系统, 在建筑机器人之间引入简单的局部规则来构建复杂的建筑结构^[11]; MIT的李曙光 (Shuguang Li) 等人研发了一种能模拟生物细胞集体迁移的机器人, 利用信息交换、力学协同等生物细胞学现象, 实现移动、搬运物体及向光刺激移动等复杂行为, 该研究为开发具有预先确定性行为的大规模群体机器人系统提供了新途径^[7]; 加州大学的研究人员^[13]结合强化学习研究了自然系统与人工系统间的互相借鉴和

促进作用, 一方面强化学习方法的成功源于对生物界学习行为的有效模拟, 另一方面对深度强化学习的探索和实践也促进了对生物学习行为的理解; 而基于彼此的相互借鉴, 也有一些新的学习模型被提出, 如元强化学习^[14]或分层深度强化学习^[15]等。

自组织与自适应能力

人机物融合群智计算需要根据环境的多变性、人机物节点能力的差异性以及群智能体连接拓扑的动态性等问题, 自适应地组织各要素以适应动态的环境及应用场景, 最终达到提高协作效率和质量的目的。具体来说, 面临如下一些研究挑战。

人机物多维情境识别 为实现异构群智能体的有效组织和协作, 需要首先对智能体个体和群体的多侧面动态情境进行准确识别和预测, 如能量状态、计算能力、通信带宽、关系拓扑、可信任度等, 进而为任务关联的人机物自组织机制提供支撑。

群智能体自组织协作计算 针对单智能体计算资源不足的问题, 可尝试由周边共存的多个移动、可穿戴或边缘设备等组成动态协作群。研究群智能体自组织协作高效计算模式, 能根据性能需求 (如时延、精度) 和运行环境 (如网络传输、能耗情况等), 将原始任务进行自动“切分”并优选和调度合适的智能体协同完成感知计算任务。

跨空间协作感知计算 根据特定感知任务 (如公共安全事件监测), 研究如何快速发现不同空间高度关联的群组 (群智感知参与者、移动互联网应用、城市物联网感知设施) 并进行协作组队, 进而探索情境自适应的群组动态协同及演进策略。

针对情境自适应组织协作问题, 已经有一些前瞻性研究。在多智能体协作计算方面, 边缘智能 (edge intelligence)^[16]使得资源受限的终端设备可通过“多设备协同”或者“边-端协同”等方式, 让资源需求较大的深度学习模型能实现有效分割与分布式运行, 如密歇根大学提出的 NeuroSurgeon 模型^[17]。生物系统的自适应、自组织机制也为人工群智系统的研究提供了重要依据。例如安东尼·科利 (Antoine Cully)^[18]从动物自适应机理研究中得到启发, 提出

了一种智能试错算法，使得机器人在遇到异常情况时能在短时间内找到自适应方案。哈佛大学的研究人员^[19]从微观多细胞组织和复杂动物组织结构（鸟群、鱼群）中得到启发，通过能力有限的个体机器人 Kilobot，设计出有效的分布式交互机制，实现了大规模机器人鲁棒的自组织协作行为，包括集聚、成型、动态变换等。

群智能体分布式学习

针对单智能体数据和经验有限、模型训练能力弱、应用场景和任务多变等问题，同时为了与现有集中式学习模型和框架相区别，如何在群体分布式环境下实现人机物群智能体的增强学习，是人机物融合群智计算的一大新挑战。

群体分布式学习模型 需基于生物群体交互式学习机理，探索融合协作、博弈、竞争、对抗等特征的群智能体分布式学习模型。此外，还要探索在单智能体数据有限且隐私要求高的情况下的可信群智学习方法。

群智能体知识迁移 各智能体由于知识经验和数据分布不均，且在面对新个体、新任务、新场景时存在冷启动或小样本问题，需探索跨实体、跨任务的群智能体知识迁移方法，将多个富经验智能体知识迁移给新的实体或任务，实现智能体持续学习演化。

人机物协同增强学习 人类和机器的学习和计算能力存在互补性和差异性，需研究人在回路、群智融合、人机协同的学习模型和范式，从协作模式、协作时机、负担最小化等方面研究人机物协同增强学习方法。

针对群智能体分布式增强学习问题，近期有一些相关的研究进展，如元学习、联邦学习、多智能体深度强化学习等。元学习^[20]通过融合多个富经验智能体的训练模型来指导新的或缺少知识的智能体快速学习和成长，实现群智能体间的知识迁移和共享。联邦学习的思想由

谷歌（Google）最先提出^[21]，它基于分布在多个设备上的数据集构建机器学习模型，在保障数据交换隐私安全的前提下，通过多设备协作开展高效率学习实现群体增强。多智能体深度强化学习利用智能体间的协作和博弈激发新的智能，例如 Google DeepMind 在 *Science* 杂志上最新发表的论文^[22]中通过让智能体在多玩家电子游戏中掌握策略、理解战术以及进行团队协作，展示了智能体在强化学习领域的最新进展。

典型应用

人机物融合群智计算在智慧城市、智能制造、军事国防等领域均有重要应用前景，下面结合我们目前开展的一些前期探索性研究进行阐述。

城市计算

城市计算通过不断感知、汇聚和挖掘多源异构大数据来解决现代城市所面临的复杂挑战问题。在智能物联网和移动互联网发展的背景下，人、机、物群智能体协同融合完成城市复杂任务成为城市计算的重要发展方向。

城市具有典型的时空特征，在城市群智任务平台中，大量发布的任务之间往往具有时空关联性，进而在数据分布上体现出相似规律。然而，很多新的群智任务会因参与者较少或数据收集困难等原因导致数据缺失问题，进而导致无法有效提供群智服务。针对新任务中数据缺失和不足的问题，我们开

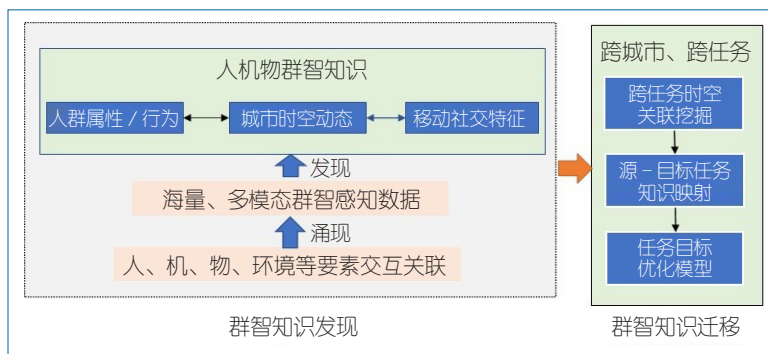


图2 跨城市群智知识迁移

展了时空关联下的跨任务群智知识迁移研究^[23, 24]，通过挖掘和利用既有任务实体的群智知识，实现跨任务的知识迁移，提升群智任务的服务质量。

针对新任务面临的数据缺乏问题，我们提出了深度跨城市跨实体群智任务知识迁移模型（如图2所示）：首先汇聚来自群智感知（人）、移动互联网（机）、物联网终端（物）的多源关联城市感知数据，包括人群流动数据、城市地图兴趣点（POI）分布数据、出租/交通/共享单车轨迹数据等，通过深度自编码器来降低数据维度并进行特征关联，进而构造“源-目标”扩展的奇异值分解模型来实现同城类似任务间的知识迁移，通过皮尔森时空特征关联因子来构建城市间类似任务关联，并通过深度对抗网络提取与领域无关的特征。该方法在与阿里巴巴合作的跨城市跨实体知识迁移项目中得到验证，在商业热度和人流量等预测任务中，对比传统的监督学习模型（LR, GBDT等）和深度学习模型，准确率和误差率等技术指标都有明显的提升，与公司产品现有模型相比业务准确率提升了23%。

智能制造

新一代智能制造技术的一个关键特征是人、机、物等要素的连接与融合，而人机物融合群智计算作为推动人机物高效协同、自主组织、增强学习、深度融合的新理论与技术，可重塑设计、研发、制造、服务等产品全生命周期的各环节，将在新一代智能制造技术中发挥重要支撑和引领作用^[24]。

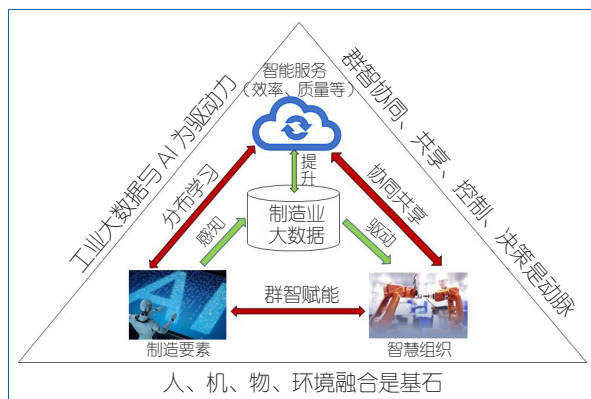


图3 制造业群智智慧空间模型

在“融合群体智能的制造企业智慧空间构建理论与协同运行技术”国家重点研发项目支持下，我们正在开展群智融合的制造业智慧空间研究。我们提出了制造业群智智慧空间模型（如图3所示）：关注制造业中人、机、物（AGV小车、机械臂等）、环境等多维因素之间的复杂关联关系，探索异构群智能体之间的协同模式与制造效率、质量间的交互作用机理。具体来说，目前我们主要开展了以下几方面研究：

1. 面向特定的制造任务需求，提出了群智深度强化学习模型对各制造要素进行建模和协同学习，动态反馈和迭代优化参与任务的各智能体参数，使得制造群体参数总体最优，实现多智能体协同增强。

2. 开放式网络制造环境下新终端设备动态加入、制造场景不断演化，导致既有训练好的学习模型由于不确定扰动难以在新环境下取得好的效果。针对该问题，综合利用元学习、多任务学习、联邦学习等方法实现跨制造实体/场景的群智知识迁移^[25]。

3. 针对制造主体终端计算资源受限、感知模型适应能力差等问题，提出多个边缘设备协同的可伸缩情境感知方法（零件质量缺陷、环境动态等）^[26]。面向输入数据变化、硬件资源变化等需求，通过加速网络结构设计、模型裁剪、模型分割与参数动态量化等方法，实现高效的制造主体资源自适应情境感知。

总结与展望

人机物融合群智计算是群智感知计算在智能物联网、群体智能、边缘智能等发展背景下的重要演进方向之一，通过异构群智能体协作融合实现个体智能和群体认知能力的增强，在智慧城市、智能制造等领域具有广泛的应用前景，同时在人机物群智协同机理、异构群智能体自组织协同、分布式增强学习机制等方面还面临诸多新挑战。

未来，一方面需探索从自然群智系统协作机理到人工群智系统的模型参照与技术演进，特别要关注多样化生物组成的自然生态群落与人-机-物异

构群智能体协作之间的内在逻辑关联与映射机制构建。另一方面则要探索多智能体环境下的分布式学习模型,综合利用协作、共享、迁移、竞争、对抗等方式实现异构多智能体增强学习与智能演进。 ■

致谢:本工作得到国家重点研发计划(2019YFB1703901),国家杰出青年基金(62025205)项目支持。



郭 斌

CCF 杰出会员。西北工业大学教授。主要研究方向为普适计算和群智感知计算。
guob@nwpu.edu.cn



於志文

CCF 杰出会员、理事,CCF 普适计算专委会副主任,CCCF 前编委。西北工业大学教授。主要研究方向为普适计算、移动感知等。
zhiwenyu@nwpu.edu.cn

参考文献

- [1] 刘云浩. 群智感知计算 [J]. 中国计算机学会通讯, 2012, 8(10): 38-41.
- [2] Guo B, Wang Z, Yu Z, et al. Mobile crowd sensing and computing: The review of an emerging human-powered sensing paradigm[J]. *ACM Computing Surveys*, 2015, 48(1): 1-31.
- [3] 艾瑞咨询. 2020 年中国智能物联网 (AIoT) 白皮书 [OL].(2020-02-27).<http://report.iresearch.cn/report/202002/3529.shtml>.
- [4] 罗军舟,何源,张兰,等. 云端融合的工业互联网体系结构及关键技术 [J]. 中国科学:信息科学, 2020, 2(3).
- [5] Michelucci P, Dickinson J L. The power of crowds[J]. *Science*, 2016, 351(6268): 32-33.
- [6] Rahwan I, et al. Machine behaviour[J]. *Nature*, 2019, 568(7753): 477-486.
- [7] Li S, et al. Particle robotics based on statistical mechanics of loosely coupled components[J]*Nature*, 2019, 567(7748): 361-365.
- [8] Gartner: Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020[OL].(2019-10-15).<https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020/>.

更多参考文献: <http://dl.ccf.org.cn/cccflist>