



论智能物联与未来制造

——拥抱人机物融合群智计算时代

西北工业大学计算机系统与微电子系主任 郭 斌

【摘要】智能物联网作为物联网和人工智能深度融合的技术，正成长为一个具有广泛应用前景的新兴前沿领域。智能物联网可实现制造业人、机、物、环境等要素的连接、交互、感知与计算，实现具有自组织、自学习、自适应、持续演化等能力的制造业智慧空间，对促进制造业新模式新业态形成、提高我国制造业生产力和竞争力、推动下一代智能制造变革具有重要意义。本文分析了智能物联网为制造业带来的机遇，阐述了实现人机物融合的群智智能制造所面临的科学和技术挑战，并探讨了新一代人工智能技术如何推动制造业智慧空间构建，最后对新背景下我国智能制造的发展提供建议。

【关键词】智能物联网 人工智能 智能制造 群体智能 人机物融合群智计算

【中图分类号】TP3

【文献标识码】A

【DOI】10.16619/j.cnki.rmltxsqy.2020.13.004

智能物联

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（AI in IoT, AIoT）^[1]正成长为一个具有广泛发展前景的新兴前沿领域。AIoT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、能耗管理、预测预警、智能决策等。近年来，智能物联网应用和服务已经逐步融入国家重大需求和民生的各个领域，例如，智慧城市、智能制造、无人驾驶等。预计2025年我国物联网连接节点将达到200亿个，未来数十亿的设备并发联网产生的

郭斌，西北工业大学计算机系统与微电子系主任、教授，智能感知与计算工信部重点实验室副主任。研究方向为智能物联网、群智感知计算、大数据智能技术。主要著作有《Creating Personal, Social, and Urban Awareness through Pervasive Computing》等。

数据分析和融合需求将促使物联网与人工智能的深度融合。

阿里、腾讯、华为、京东等企业近年来都积极在智能物联网领域布局。2018年，阿里巴巴宣布进军物联网领域，将其定位为物联网基础设施的搭建者，提供IoT连接和AI能力、实现云边端一体的协同计算，并开发了轻量级物联网嵌入式操作系统AliOS Things。腾讯也推出了一款物联网系统TencentOS tiny，具有低功耗、低资源占用等特点。华为则推出了面向物联网的华为鸿蒙操作系统，作为一种基于微内核的全场景分布式操作系统，在5G时代具有广泛应用前景。京东也于2018年发布“城市计算平台”，结合深度学习等构建时空关联模型及学习算法解决交通规划、火力发电、环境保护等城市不同场景下的智能应用问题。

智能物联驱动的制造业变革

面对新一轮工业革命，国务院于2015年发布《中国制造2025》国家战略，其中明确提出，要以新一代信息技术与制造业深度融合为主线，以推进智能制造为主攻方向。2017年，习近平总书记在党的十九大报告中提出“加快建设制造强国，加快发展先进制造业，推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”。同年，国务院发布《新一代人工智能发展规划》，其目标为抢抓人工智能发展的重大战略机遇，构筑我国人工智能发展的先发优势，加快建设创新型国家和世界科技强国。其中大数据驱动知识学习、跨媒体智能、人机协同增强智能、群体智能、自主智能系统成为新一代人工智能的重点发展方向。新一代人工智能技术与先进制造技术深度融合，将重塑设计、研发、制造、服务等产品全生命周期的各环节，形成新一代智能制造技术和业态，提升制造业生产力和竞争力。^[2]

新一代智能制造技术的一个关键特征是人、

机、物等要素的协同融合，而智能物联网作为连接人、机、物的桥梁，在新一代智能制造技术中将发挥重要支撑作用。在制造领域，智能物联网涉及的主体包括机器人、AGV小车、移动及可穿戴设备、边缘设备、感知设备、生产制造设备、产品等。从技术角度而言，智能物联网在制造业的应用分为两个层次，第一层次是通过工业互联网技术来实现连接并获取感知数据，第二层次则是利用人工智能技术来对数据进行分析和学习。目前，以工业互联网为核心的制造大数据获取方面已经取得较多进展，而结合AI进行分析、学习和自适应演化等方面则处于起步阶段，下面给出一些代表性案例。

产品缺陷检测。复杂质量检测场景中，利用基于深度学习的解决方案代替人工特征提取，能够在环境频繁变化条件下检测出更微小、更复杂的产品缺陷，提升检测效率。美国机器视觉公司康耐视开发了基于深度学习进行工业图像分析的软件，利用较小的样本集就能在数分钟内完成模型训练。^[3]

制造工艺参数优化。采用深度学习方法对设备运行、工艺参数等数据进行综合分析并找出最优参数，能大幅提升运行效率与制造品质。阿里云ET工业大脑通过机器学习技术识别生产制造过程中的关键因子并进行优选组合，提升生产制造效率与良品率。^[4]

预测性运维服务。基于企业累积的运维和业务数据等进行预测，可及早采取措施排除可能的风险，从而提高企业运行效率或降低运营成本。如Google将人工智能应用于数据中心，使用神经网络来预测耗电量变化，进一步优化服务器和制冷系统等相关设备控制以降低耗电量。^[5]

设备故障预警。个别设备的故障会给工厂带来极大的损失，影响整个生产流程。腾讯和三一重工合作，把全球40万台设备计入平台，通过实时采集1万多个运行参数建立预测模型，以对设备状态异常进行预警。^[6]



上述应用场景呈现了智能物联网与制造业深度融合带来的丰富机遇，但要真正实现人机物和谐融合的未来制造业智慧空间，还面临很多挑战。下面将从群智协同机理、自组织与自适应能力、云边端融合计算、终身学习、群智能体学习、制造业智慧空间等新的理论、模型和方法探索方面分别进行阐述。

人机物群智协同机理

制造业生命周期涉及人、机器、物料、工艺、环境、组织等多种要素，如何实现异构要素间的有机协同和高效协作是智能制造要解决的关键科学问题。智能物联网通过大数据实时获取、智能感知与自学习增强、分布式群智交互协同等方法来提供解决方案。在基础模型和理论层面，需要首先探索人机物融合群智协同机理这一基础性问题，为技术的突破提供支撑。

关于群智协同的研究起源于生物学和生态学等领域。^{[7][8]}一大群相同的自然生物或人造生物，如蚂蚁、蜜蜂、白蚁、鱼和鸟等，其个体拥有的智慧有限，但通过群体合作能够实现超越个体行为的集体智慧。这些生物体只是以简单的方式与群体中的相邻个体以及当地环境进行接触，以一种无中心的方式通过分布式协作来完成复杂任务；但作为一个群体，它们能够出于繁殖的目的建造出最复杂的巢穴，^[9]会在寻找食物过程中给同伴释放信息素留下踪迹，成千上万只鸟列队飞行却能以令人难以置信的精度实现群体快速转弯。^[10]生物个体之间的交互，其实就是在定义协同协作规则，智能体之间的行为交互方式或者交互模式，产生集聚、组队、集体移动、形状变换等行为，物理学研究指出通过简单的交互规则可以产生复杂的行为。^[11]

人类社会的群体智能也得到广泛的研究，众包（Crowdsourcing）是美国《连线》杂志2006年发明的一个专业术语，用来描述一种新

的生产组织形式。具体就是企业/研发机构利用互联网将工作分配出去，利用大量用户的创意和协作来解决技术问题。如维基百科通过大众参与和有效协作构建了全球最大的百科知识库、reCAPTCHA^[12]将古老印刷品的数字化问题与验证码系统进行融合，通过10万家网站的使用和全民参与，帮助《纽约时报》这份有着100多年历史的报纸实现存档数字化。

鉴于生物和人类群体智能所体现的集群优势及广泛应用前景，国家《新一代人工智能发展规划》明确提出“群体智能”研究方向。其实，早在上世纪90年代，著名科学家钱学森先生便曾提出“综合集成研讨厅”体系，强调专家群体以人机结合的方式进行协同研讨，共同对复杂巨系统的挑战性问题进行研究。^[13]群体智能实质上正是“综合集成研讨厅”在人工智能新时代的深化和拓展。

在如何结合生物群智协作机理进行人工智能研究方面已经有一些探索，通过机器人模拟集群行为而发展起来的“集群机器人”是其中代表之一。^[14]集群机器人往往具有移动性，能够检测并直接与相邻个体沟通，完成特定的行为，例如，聚集起来形成特定的模式或形状、跟随头领行进以及包围“敌人”。2011年，哈佛大学的研究人员研究出一种低成本、适合大规模实验的集群机器人Kilobot，^[15]并开展了具有上千个体的人造集群组队实验。在物联网研究领域，近年来也发展出一种基于群体参与和协作的新的感知模式——群智感知计算。^{[16][17]}与基于传统传感网的感知方式不同，群智感知计算利用大众的广泛分布性、灵活移动性和即时连接性进行大规模时空感知，进而为现代城市及社会管理提供智能辅助支持。西北工业大学率先研发了开源的群智感知操作系统平台CrowdOS（<https://www.crowdos.cn/>），支持群智任务敏捷发布、复杂任务高效分配、多粒度隐私保护等核心功能。群智感知目前已经在智能交通、智慧城市、公共安全、环境污染等重要领域展现出较好的应用前景。

基于群体智能研究的启发，针对制造业的异构要素有机协同问题，也可以通过多智能体竞争合作的方式来提供支撑。借鉴生物界当中的各种生态模式，转化为一些可用的规则，用于支持多智能体之间的沟通协作，进而通过多智能体模型研究复杂制造要素协同模式与制造效率、能耗、质量间的作用机理。此外，为实现制造业人机物群智协同，针对其各要素表达异构、知识碎片化等问题，还需构建统一的制造业知识图谱表示模型，对各制造要素及其关联关系进行结构化表征。在制造业过程中，会产生大量的数据和专家经验，需提取工业语义关键信息并关联形成具备专业特点的工业知识图谱。根据所构建的制造群智表示模型，通过已有制造知识结构发现、挖掘、推理全新制造知识内容，并据此实现搜索、决策、协同等上层群智应用。

自组织与自适应能力

智能物联网与制造业结合的目标是实现工业领域的智能应用，具有自组织、自学习、自适应等特征。它使得制造业主体能不断感知任务和环境状态，根据需要分布式组织各生产要素，不断学习和丰富自身识别与决策能力，以适应动态的生产环境及应用场景，最终达到提高生产效率或产品质量的目的。

自组织。智能制造系统中的各组成单元或要素根据生产任务的需要，自行选择、组织和调协形成一种优化的结构，具有生物集群特征，能发挥群体智慧。

自学习。智能制造系统能够通过深度学习等方法感知系统运行状态、产品质量状况和上下文情境信息，并且通过强化学习、增量学习等方法根据反馈和新增样本不断提升学习能力。

自适应。在机器学习和推断过程中，智能制造系统的部署环境、运行环境、网络资源等不断发生变化，为使得系统能适应不同的状况，需要

学习模型具有自适应感知和模型演化能力。

生物系统的自组织机制为研究具有自组织能力的智能制造系统提供了重要依据。例如，前面提到的哈佛大学的研究^[18]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，设计有效的分布式交互机制，实现了大规模机器人情况下鲁棒的自组织协作行为，包括集聚、成型、动态变换等。生物集聚行为中的组织和控制也是基于一系列简单的规则。例如，对鱼群来说，规则是一直和前面的鱼保持近距离，并且转向的时候尽量转向离自己较近的鱼。Kilobots的成型算法也和鱼群之间的规则类似，包括边界跟随、梯度形成和定位等规则和算法。

为实现自学习能力，在资源受限且环境多变的物联网终端设备上部署和运行深度学习模型（如实时视频数据处理）逐渐成为一种新的趋势，其具有低计算延时、低传输成本、保护数据隐私等优势。然而，在资源受限的移动端运行深度学习模型面临着极大挑战，制约了其落地和规模化应用。一方面是硬件资源限制，深度学习模型通常是计算密集型的大规模网络，往往需要较高的存储、计算和能量资源，而终端设备的资源局限成为深度模型部署的技术瓶颈。另一方面是物联终端计算具有运行环境动态变化（如能量、存储等）、应用场景多样等特点。而深度学习模型的训练过程是基于特定数据集的知识学习过程，对终端复杂应用场景的适应能力差。深度学习模型应该根据目标平台上硬件资源的变化，自适应调整其计算单元、组成结构和运行设置等参数以适应新的需求。在终端环境和行为的自适应学习方面，目前已经有一些代表性的研究。

深度模型压缩。在资源受限环境下通过模型压缩来提高深度学习模型的运行性能是当前的一个重要研究方向。模型压缩技术可以简化深度学习模型结构，降低模型参数量与运算量，从



而可以将其部署在资源受限的移动设备上。目前已经有模型压缩的方法被提出，例如，AdaDeep^[19]提出了压缩技术优化组合的方法来解决对深度学习模型的资源消耗自适应问题。BranchyNet^[20]通过选择网络的不同“提前退出”分支实现深度模型的运行时加速研究。

自修复机制。机器人在工业领域已经具有广泛的应用，但目前还面临的一个重要障碍是其面向复杂环境时的脆弱性。在生产运行过程中，经常会出现设备异常或损坏等情况，在这些情况下能自动恢复也是自适应能力的体现。动物遇到异常情况时具有快速自修复的能力，而这对机器人来说极为困难，在其遇到未知的异常情况时很难摆脱既有学习经验局限来寻求适当的解决方案。而针对新的情况进行实时学习会消耗大量的时间进行收敛。针对该问题，Antoine Cully^[21]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在异常情况下能在短时间内找到自适应方案。该方案预先创建一张先验的细粒度行为空间地图以记录其可执行的各种行为及价值，在遇到问题时，该地图可作为启发式知识来指导快速发现适当的应对策略。

云边端融合高效计算

物联网应用大多有实时性要求，如果把物联网产生的数据全部传输给云端，将会加大网络负载并产生数据处理延时。在此背景下，一种新的计算模式——边缘计算应用而生。^[22]边缘计算指的是在网络的边缘来处理数据，这样能够减少请求响应时间，同时保证数据的私密性。针对本地计算资源不足的问题，边缘计算的加入也提供了新的机遇，通过云边端融合产生新的高效计算模式。

针对前面提到的智能物联终端学习模型的自适应问题，除了前面提出的模型压缩方法外，在边缘设备加入后，模型分割方法也成为新的研

究热点。它将完整的深度学习模型进行分块，并根据性能需求（如时延、精度）和资源消耗（如网络传输、设备存储和能耗等）自动寻找最佳分割点，将模型中不同的层部署到云、边、端的不同设备上，通过异构设备的互补协同完成学习和计算任务。例如，美国密歇根大学的研究人员提出了一种云-端融合的模型分割方法NeuroSurgeon，^[23]通过层性能预测模型（延迟、能耗）来自动识别深度神经网络中的理想分割点，并协调移动设备和云端间的计算分配，优化最佳端到端延迟或最佳移动能耗。云边端融合的模型分割计算根据整体或终端的关注点倾向，通常采用两种方式：一是降低整体模型的资源消耗。因为深度网络某些中间层间的传输数据量要远小于原始数据量，因此，选取合适的模型分割点能够降低数据传输量，并且减少整个模型的全局资源消耗。二是降低模型在单台设备上的资源消耗。深度学习模型在分割之后，每块网络对硬件资源的需求将大幅度减少，可以在资源受限的硬件设备上运行。目前模型分割主要集中在“端云分割”，即将深度学习模型在某一点切分后，一部分部署在终端设备上，一部分部署在云端，二者共同完成学习和推断任务。而在智能制造背景下，设备异构、数量丰富、拓扑易变，如何在此背景下实现多异构设备间的协同和模型优化分割是需要进一步探索的问题。

终身学习与持续演化

生物界针对内外部环境的变化往往具有很好的适应性和持续演化能力。^{[24][25]}“演化”旨在为学习模型针对不断新增的数据、新增用户的个性特征、跨领域/跨实体间模型的知识迁移等需求提供持续性的学习和更新方案，即终身学习（Lifelong learning）能力。^[26]在开放式复杂制造环境下，新的制造设备不断加入，制造场景和需求动态变化，传统基于海量数据预训练的模型难

以在数据缺失或数据分布变化情况下发挥好的效用。例如，在智能制造场景中，面向产品质量检测的设备端视频识别算法会受到场景布置、拍摄角度、光线变化等外部因素的影响；在柔性制造背景下，感知的类别和对象也在不断变化，如新的产品或零件加入后会由于缺少标注数据而导致既有模型无法发挥好的效用。针对这些场景，关联的学习模型需要具备持续学习和演化能力，如同人类一样具有不断学习和适应问题变化的能力，结合已学习的知识和经验以解决新的问题。

域自适应技术。一般来说机器学习模型的鲁棒性（robustness）较差，传统的解决办法是在训练阶段加入适量噪声，以提高模型鲁棒性。但是这一方法在训练完成后仍不能抵御新噪声。因此，利用域自适应的方法训练模型来抵御这种环境或需求变化正在成为智能物联网领域的新发展方向。^[27]它旨在寻找一个空间映射，将源域和目标域（如两个相关联的制造场景或者产品）映射到同一特征子空间中，使得源域和目标域的分布差距最小，进而利用两个域的数据进行模型学习。域自适应是迁移学习领域的一个重要分支，近年来生成式对抗网络等新兴学习算法的引入进一步推动了其快速发展。

元学习。传统的机器学习方法需获取特定任务的大型数据集并从头开始训练模型。很明显，这和人类利用以往经验，仅仅通过少量样本就迅速完成学习的情况相差甚远。面对数据量不足的新任务时，这种方式显然无法胜任。特别是在柔性制造动态变换场景下，很难获得大量标注数据。元学习（Meta Learning）或者叫作“学会学习”（Learning to learn），^[28]即让智能体或机器人利用以往的知识经验来指导新任务的学习，具有学会学习的能力。它通过融合多个设备、多个不同场景下的训练模型并结合新设备/场景的少量样本来学习适应新场景的模型。例如，Berkeley^[29]提出基于元学习和深度强化学习融合的持续在线

学习模型，维护历史任务知识，并通过中国餐馆模型来及时发现新的任务，进而通过小数据来快速适应新情况。通过机器人智能体实验表明所提出的方法能快速适应不断变化的环境和状态。

层级强化学习。如何在适应新问题的同时，保留既有知识和经验是终身学习的一个关键问题。现有方法非常容易使得网络模型忘记之前学习得到的知识，即存在灾难性遗忘问题。^[30]人类应对复杂问题的方法是把它们分解成一系列小的、可控的步骤；人类能够快速学到新任务，靠的就是把已经学过的步骤重新组合起来以应对新情况。基于此，层次强化学习成为有效的知识抽取和迁移方法。例如，Minecraft^[31]提出了一种融合层次式技能抽象及迁移能力的模型——分层强化学习网络。它通过构建一个深度技能队列和技能蒸馏来实现知识的分层次集聚和存储，进而在强化学习过程中面向新任务来选择性迁移保留的知识，从而实现了持续学习和演化的目的。OpenAI的研究人员们也提出了一种基于层次化强化学习的解决方案MLSH（meta-learning shared hierarchies），^[32]智能体用几个高层次动作组成的序列表征复杂的行为以实现快速搜索解决复杂任务。

渐进式神经网络模型。持续学习是机器学习领域当中的长远目标，智能体不仅学习和记忆一系列的任务经验，同时也有能力从之前的任务上迁移出有用的知识来改进收敛的速度。传统的微调网络模型的方法是通过源任务-目标任务迁移方法来继承某个源任务知识。但这种微调的方法不大适合在多任务中进行迁移学习，例如，人类常常通过汲取历史上多个任务中的知识来解决一个新任务，而现有方法则由于灾难性遗忘问题而容易丢失历史知识。基于此，Google DeepMind提出了渐进式神经网络模型，^[33]它保留一个预训练模型池来根据任务变化不断进行网络扩展，从而实现经验的自然累积和知识重用，实现持续学习并解决灾难性遗忘问题。



群智能体学习模型

近年来，制造业的智能化受到了学术界和工业界的广泛关注，取得了一系列重要成果。然而，现有的方法和技术在制造业智能化提升方面还具有以下局限性：其一是传统感知学习模型没考虑数据的分布性及由此衍生的不同制造业主体数据隐私保护的需求；其二是通过工业动态反馈进行强化学习是复杂产品参数优化的重要方面，然而制造要素的多样性、制造环节的联动性使得仅依靠单智能体的强化学习难以满足全局性能优化要求。

联邦学习。当今的AI面临的一个重要挑战是多数行业由于数据隐私和安全性原因存在数据孤岛问题，2016年由谷歌最先提出的联邦学习为以上问题提供了一种解决方案。^[34]它的主要思想是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前提下，通过多设备协作开展高效率学习。微众银行首席人工智能官杨强教授进一步引入了一个全面的联邦学习框架，^[35]除了物联网设备外，进一步扩展到在多个机构或企业间在满足隐私安全前提下，进行分布式机器学习，提出了横向联邦学习、纵向联邦学习和联邦迁移学习等模型。此外，微众银行已自研并推出了全球首个工业级联邦学习开源框架FATE。在未来制造领域，需要在保障数据分享隐私安全前提下开展跨制造要素、跨制造环节以及跨制造企业的分布式学习模型探索。一种可能是在工厂内多个设备之间开展联邦学习，另一种则是在生产的不同环节和企业间开展联邦学习。

多智能体深度强化学习。单智能体深度强化学习近来取得了巨大突破，但单体智能学习能力还存在很大限制。就人类社会而言，每个个体都有自己独特的目标和行为，但人们仍然能够组织在一起展示出非凡的集体智能。因此，在智能物

联网环境下，智能体在单独行动的同时，也要学会与其他的智能体进行交互和协作，通过其协作和博弈激发新的智能——即多智能体深度强化学习。多智能体深度强化学习在很多应用中具有不俗表现，例如，智能体之间通过协作沟通来解决合作型任务，多智能体通过竞争会学习到新的行为。Google DeepMind在Science杂志上发表的最新论文^[36]中通过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。一方面通过经验重播、自我模仿学习以及策略蒸馏等机制实现智能体随环境不断演变能力；另一方面则通过多智能体学习获取到团队协作或对抗的策略，成功地与AI队友和人类队友协作，表现出了很高的性能。

智能制造领域面临同样的问题。针对制造业单个智能体感知范围有限、基于反馈的参数优化能力差、群体学习能力弱等问题，需研究基于深度强化学习模型的多智能体协同增强方法。将目标任务与动态调优模型关联。面向特定的制造任务需求，提出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，动态反馈和优化调整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。

人机物群智融合制造业智慧空间构建

Gartner将“智慧空间”列入2020年十大战略科技发展趋势，^[37]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，可以为智能制造等领域提供高度集成的智慧空间。智慧空间是一种物理信息融合环境，其中人、机、物等要素在开放和智能的生态系统中彼此交互，构建组织灵活、行为自适、自主演化的空间。下面给出制造业群智智慧空间的定义。

制造业群智智慧空间关注制造业中人（智能手机、可穿戴设备）、机（云、边缘设备）、

物（物联网终端）、环境、信息等多维因素之间的复杂关联关系，探索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。利用人机物感知能力的差异性、计算资源的互补性、节点间的交互性，通过终端深度模型压缩、云边端协同自适应感知、智能体终身学习与持续演化、群智能体分布式学习等来解决单独利用某种智能难以解决的复杂问题，最终构建具有自组织、自学习、自适应、可迁移、持续学习能力的智慧空间。（如图1）

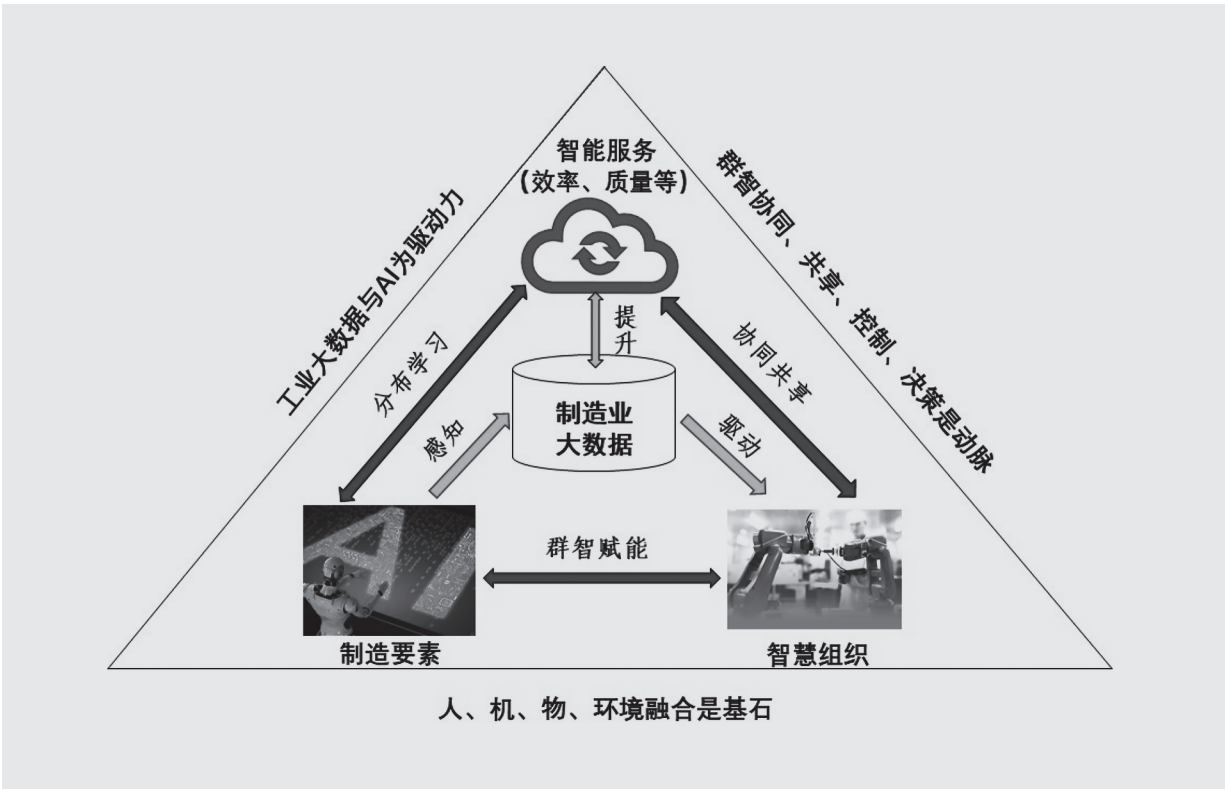
融合群体智能的制造企业智慧空间的发展有望引发制造业的重要变革，而当前的研究仍存在较大空白。制造企业智慧空间尚未形成，甚至缺少融合群体智慧的制造企业智慧空间的构建理论、分布学习方法、协同运行和持续演化机制。传统基于单点智能和集中智能解决方案难以应对复杂产品制造中的各种问题，导致复杂制造企业普遍存在群体融合差、分布协作难、适应能力弱等挑战性问

题，成为未来智能制造的开放性研究课题。

对我国下一代制造业发展的启示

制造业是国民经济的主体，是立国之本、强国之基。目前，国际上工业4.0发展方兴未艾，《中国智能制造2025》已成为我国沿制造强国迈进的发展战略，打造具有国际竞争力的制造业，是我国提升综合国力、建设世界强国的必由之路。工业互联网和智能物联是智能制造的关键支撑技术，前者实现智能设备、人和数据的连接；后者则基于多源感知大数据实现对制造主体的自组织、自学习、自适应、持续演化等智慧赋能；最终将形成人、机、物群智融合的制造业智慧空间。在前面介绍智能物联网在智能制造领域前沿方向基础上，为了推动我国新一代智能制造的发展与技术落地，还需要注意从以下方面提升。

图1 制造业群智智慧空间





发挥智能物联网引领作用。物联网、人工智能及其深度融合将成为引领未来制造业变革的关键技术。智能物联网作为物联网和人工智能结合的前沿技术在新一代智能制造中将发挥关键作用。当前工业物联网的发展正处于智能物联的初级阶段，而融合先进AI技术的高级阶段将带来生产效率的极大跃升。

加强从0到1基础研究。目前我国在制造领域关键技术应用方面已取得不少进展，而在基础研究领域还相对滞后。本文介绍的Google DeepMind、斯坦福大学、伯克利大学等在多智能体强化学习、机器人集群协作、自适应持续演化等领域的突破性研究为未来制造业变革提供了丰富可能，而我国在基础创新方面还存在较大差距，存在大而不强、重技术轻基础的现状。因此，需要加强从0到1的基础性研究，从长远角度推动智能制造不断革新、持续发展。

注重多学科融合人才培养。目前高校人才培养模式还主要面向单个学科开展，学生知识结构单一，难以满足未来对于多学科知识融合解决复杂问题的需求。以智能制造为例，涉及计算机、人工智能、物联网、机械制造、自动控制、生物学等多学科理论和知识，应该创新人才培养模式，促进多学科知识融合，为培养复合型创新型人才提供有效途径。

产学研深度协同融合。智能制造具有很高的新技术密集度，汲取了人工智能领域最前沿的理论和科技成果。从前沿创新角度而言，高校往往具有先进的人工智能算法而苦于没有工业数据进行验证，企业则积累了大量过程数据却缺少新技术的支撑。需要打破壁垒促进高校和科研院所积极参与智能制造产业变革，创造条件促进产学研的深度协同与技术革新。

推动新兴技术在制造业的落地应用。联邦学习、迁移学习、多智能体强化学习、深度模型压缩、边缘计算、云边端融合计算等智能物联网相关技术近年来不断取得新突破，在国家科研发

展规划中要注重推动以上关键技术和制造业关键科学和技术问题的结合，产生示范性应用效果，进而形成新的产业链，促进制造业智慧空间的形成。

（本文系国家重点研发计划课题“多维群智融合的制造业智慧空间构建理论”的阶段性成果，项目编号：2019YFB1703901；北京航空航天大学张莉教授、任磊教授，中国航天二院林廷宇研究员等也参与了本文部分内容研讨）

注释

[1]金山云、艾瑞咨询：《2020年中国智能物联网（AIoT）白皮书》，<http://report.iresearch.cn/report/202002/3529.shtml>，2020年2月27日更新。

[2]周济、李培根、周艳红、王柏村、臧冀原、孟柳：《走向新一代智能制造》，*Engineering*，2018年5月。

[3][4]工业互联网产业联盟：《工业智能白皮书》，<http://www.miit.gov.cn/n973401/n5993937/n5993968/c7887033/content.html>，2020年4月26日更新。

[5]Lazic, N.; Boutilier, C.; Lu, T. et al., "Data center cooling using model-predictive control", *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2018, pp. 3814-3823.

[6]腾讯研究院，中国社会科学院工业经济研究所：《“人工智能+制造”产业发展研究报告》，<https://cloud.tencent.com/developer/news/261699>，2018年6月25日更新。

[7][10]Sumpter, D. J. T., *Collective animal behavior*, Princeton University Press, 2010.

[8][11]Vicsek, T. and Zafeiris, A., "Collective motion", *Physics reports*, 2012, 517(3-4), pp. 71-140.

[9]Werfel, J.; Petersen, K. and Nagpal, R., "Designing collective behavior in a termite-inspired robot construction team", *Science*, 2014, 343(6172),

pp. 754-758.

[12] Von Ahn, L.; Maurer, B.; McMillen, C. et al., "Recaptcha: Human-based character recognition via web security measures", *Science*, 2008, 321(5895), pp. 1465-1468.

[13] 钱学森、于景元、戴汝为：《一个科学新领域——开放的复杂巨系统及其方法论》，《自然》，1990年1月，第3~10页。

[14] Bayındır, L., "A review of swarm robotics tasks", *Neurocomputing*, 2016, 172, pp. 292-321.

[15][18] Rubenstein, M.; Cornejo, A. and Nagpal, R., "Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm", *Science*, 2014, 345(6198), pp. 795-799.

[16] 刘云浩：《群智感知计算》，《中国计算机学会通讯》，2012年10月，第38~41页。

[17] Guo, B.; Wang, Z.; Yu, Z. et al., "Mobile crowd sensing and computing: The review of an emerging human-powered sensing paradigm", *ACM Computing Surveys*, 2015, 48(1), pp. 1-31.

[19] Liu, S.; Lin, Y.; Zhou, Z. et al., "On-demand deep model compression for mobile devices: A usage-driven model selection framework", Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys), 2018, pp. 389-400.

[20] Teerapittayanon, S.; McDanel, B. and Kung, H. T., "Branchynet: Fast inference via early exiting from deep neural networks", 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), IEEE, 2016, pp. 2464-2469.

[21][24] Cully, A.; Clune, J.; Tarapore, D. et al., "Robots that can adapt like animals", *Nature*, 2015, 521(7553), pp. 503-507.

[22] 施巍松：《边缘计算:万物互联时代新型计算模型》，《计算机研究与发展》，2017年5月，第907~924页。

[23] Kang, Y.; Hauswald, J.; Gao, C. et al.,

"Neurosurgeon: Collaborative intelligence between the cloud and mobile edge", *ACM SIGARCH Computer Architecture News*, 2017, 45(1), pp. 615-629.

[25] Eiben, A. E. and Smith, J., "From evolutionary computation to the evolution of things", *Nature*, 2015, 521(7553), pp. 476-482.

[26] Chen, Z. and Liu, B., *Lifelong machine learning*, Morgan & Claypool Publishers, August, 2018.

[27] Tzeng, E.; Hoffman, J.; Darrell, T. et al., "Simultaneous deep transfer across domains and tasks", Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015, pp. 4068-4076.

[28] Finn, C.; Abbeel, P. and Levine, S., "Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks", Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning (ICML), 2017, pp. 1126-1135.

[29] Nagabandi, A.; Finn, C. and Levine, S., "Deep online learning via meta-learning: Continual adaptation for model-based RL", *arXiv preprint arXiv:1812.07671*, 2018.

[30] Kirkpatrick, J.; Pascanu, R.; Rabinowitz, N. et al., "Overcoming catastrophic forgetting in neural networks", Proceedings of the national academy of sciences (PNAS), 2017, 114(13), pp. 3521-3526.

[31] Tessler, C.; Givony, S.; Zahavy, T. et al., "A deep hierarchical approach to lifelong learning in minecraft", Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI), 2017.

[32] Frans, K.; Ho, J.; Chen, X. et al., "Meta learning shared hierarchies", *arXiv preprint arXiv:1710.09767*, 2017.

[33] Rusu, A. A.; Rabinowitz, N. C.; Desjardins, G. et al., "Progressive neural networks", *arXiv preprint arXiv:1606.04671*, 2016.

[34] McMahan, B.; Moore, E.; Ramage, D. et al.,



"Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data", *Artificial Intelligence and Statistics*, 2017, pp. 1273-1282.

[35]Yang, Q.; Liu, Y.; Chen, T. et al., "Federated machine learning: Concept and applications", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* (TIST), 2019, 10(2), pp. 1-19.

[36]Jaderberg, M.; Czarnecki, W. M.; Dunning,

I. et al., "Human-level performance in 3D multiplayer games with population-based reinforcement learning", *Science*, 2019, 364(6443), pp. 859-865.

[37]Gartner: 《2020年十大战略性技术预测》, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020/>, 2019年10月21日更新。

责编/郭丹

On Intelligent IOT and Future Manufacturing —Embracing the Era of Human-Computer-Things Swarm Intelligence Computing Guo Bin

Abstract: The intelligent Internet of Things (IOT) is a technology with the deep integration of IOT and AI and is growing into a new frontier field with broad development prospects. The intelligent IOT can help to realize the connection, interaction, perception and calculation among humans, computers, things, environment and other factors of production of the manufacturing industry, and build an intelligent space for the manufacturing industry with the capabilities of self-organization, self-learning, self-adaptation and continuous evolution. It is of great significance to create new manufacturing modes and formats, improve the productivity and competitiveness of China's manufacturing industry, and promote reform of the next generation of intelligent manufacturing. This paper analyzes the opportunities brought by the intelligent IOT to the manufacturing industry, expounds the scientific and technological challenges faced by the swarm intelligent manufacturing integrating people, computers and things, and discusses how the new generation of AI technology can promote the building of an intelligent space for the manufacturing industry, and finally provides suggestions for the development of intelligent manufacturing in China under the new background.

Keywords: intelligent IOT, AI, intelligent manufacturing, swarm intelligence, human-computer-things swarm intelligence computing