

群智涌现机理驱动的制造业智慧空间构建

郭斌 刘佳琪 刘思聪 等
西北工业大学

关键词：群体智能 群智感知计算 人机物融合群智计算

背景与趋势

当前，制造业智能化正处在产业格局未定的关键期和规模化扩张的窗口期，世界各国都在围绕其核心标准、技术和平台进行布局。美国发布了《美国先进制造业领导力战略》，德国提出“工业4.0”概念，法国、英国、日本等国也先后发布了本国的制造业智能化发展计划或愿景。在该趋势下，我国积极部署并提出了一系列国家战略和规划：2015年，国务院发布《中国制造2025》国家战略；2017年，习近平总书记在党的“十九大”报告中提出“要加快建设制造强国，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”；2021年发布的国家“十四五”规划和2035年远景目标建议中明确提出要坚定不移建设制造强国，提高核心竞争力。

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，例如，制造环境中包含以佩戴智能手机、可穿戴设备为代表的“人”，以云端、边缘端设备等为代表的“机”，以AGV小车(Automated Guided Vehicle)、机械臂、环境传感器等为代表的“物”。上述要素在开放和智能的生态系统中彼此交互，构建起组织灵活、行为自适、自主演化的空间，我们称之为“智慧空间”。高德纳(Gartner)咨询公司将“智慧空间”列入2020年十大战略科技发展趋势^[1]，并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，可以为智能制造场景提供有效的解决方案。因此，探索人机物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、持续演化等能力的人机物融合群智计算空间，对促进智能制造国家重大需求领域新模式/新业态的形成，提高我国的生产力和竞争力等具有重要意义。

鉴于此，本文将探索群智涌现机理驱动的制造业智慧空间构建。群智协同的机理研究可追溯到生物集群协同机理，涉及人类、动物，甚至细胞等自然科学和社会科学领域。一大群自然生物体，如蚂蚁、蜜蜂、白蚁、鱼和鸟等，其个体智慧有限，但通过大规模个体的合作能够创造复杂的群体智慧，例如，蚂蚁能够建造出复杂的巢穴，鸟群在飞行时能够排列出多样的阵型。受生物群智涌现行为的启发，生物间的行进、集聚、避险、协作、交互等行为能够通过一定的模型映射至制造业智慧空间中的人、机、物交互方式中，为制造业智慧空间的构建提供理论依据与技术指导。

目前，人工集群智能以及人机共融智能已经出现多方面探索性的研究。例如2019年Li等人^[2]在《自然》(Nature)上公开发表的论文描述，其研发的粒子机器人能够模拟微观生物细胞集群的迁移，从而实现移动、搬运物体和向光刺激移动等行为；於等人在文献[3]中提出“人机共融智能”的概念，利用人类智能和机器智能的差异性和互补性，通过群体智能融合、



图1 动物集体行进行为：变换形状飞行的棕鸟群智能共同演进等实现人类与机器智能的共融共生，完成复杂的感知和计算任务。

生物群智涌现行为

集体行进

集体行进任务是指在某些生物集群中观察到的很多个生物以某种机制同时行进的现象。例如欧棕鸟，成千上万只棕鸟大规模“特技飞行”，摆出球形、椭圆、圆柱和波状线条等形状，如图1所示。群鸟自发完成这样的协同动作的原理很简单，每只鸟和左右队友协调行动即可保持鸟群聚而不散^[4]，而它们间的交互主要是通过相互视觉观察来实现。

大雁在集体行进中体现了不同的组织机制，一般由强壮而有经验的大雁带队，其余的跟在后面列队飞行。头雁的翅膀在空气中划过时，两翅翅尖后会各产生一股细小的上升气流。跟着头雁飞行的其它大雁为了利用同伴产生的上升气流，自然而然就会一只跟着一只飞，从而排成整齐的队形。研究者们将这种机制命名为“领导者-跟随者”模式。维莫斯克奇(Weimerskirch)

等人^[5]指出该模式下跟随者所受升力会大大增加，可有效节省飞行体力。

群体避险是在动物集体行进过程中遭受突发状况或险情，整体反应以躲避危险的行为。如鸟群在遇到危险时会急转弯以躲避攻击，鱼群也存在类似鸟群急转弯的应激反应。马修·索斯纳(Matthew Sosna)等^[6]将鱼群模型化为网络连接拓扑结构，并通过实验证明鱼群个体在感受到视野范围内的变化后，会调整互动网络拓扑结构以应对所感知到的威胁。

群体聚集

群体聚集是生物群体为维持生存，在“物竞天择”的自然选择下进化出的自主聚集性行为。例如，蟑螂是一种有群居习性的昆虫，通常会聚集在阴暗潮湿的地方以利于生存繁衍，而聚集的形成是由于蟑螂能分泌一种聚集信息素。“信息素”一词是由科学家彼得·卡森(Peter Karlson)与马林·路丘(Martin Lüscher)在1959年共同提出的，用来形容动物利用化学分子传递信息的沟通方式^[7]。

蟑螂可通过味觉感知到聚集信息素浓度高的地方并向之行进，而聚集蟑螂较多的区域信息素浓度会更高，进而吸引更多蟑螂，通过这一正反馈机制，蟑螂就会出现聚集性栖息^[8]。蜜蜂是变温动物，无法维持必要的体温，它们可通过身上的绒毛感知温度变化，在温度适宜地区聚集。细菌在寻找食物(如葡萄糖)的时候，趋向于有较高食物分子浓度的地方，而远离有毒(比如苯酚)的地方。上述几种生物群体的聚集行为均可称为趋化性，其在自组织系统中起重要作用^[9]。

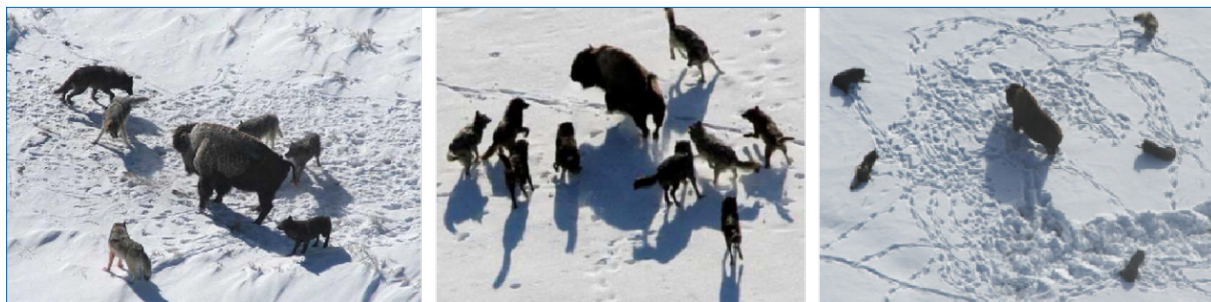


图2 狼群捕猎：狼群对猎物的追击、骚扰和包围机动

协作筑巢

单个昆虫通常行为能力有限，但昆虫集体能够执行复杂的任务，比如筑巢^[10]。协作筑巢也是生物群体为应对自然挑战衍生出的生存策略。

常见的群居性动物巢穴有蜂巢和蚁巢等。蜂巢是蜂群生活和繁殖后代的处所，由一个个排列整齐的六角形蜂房组成。蚁巢多数筑于地下或树上，蚁穴外堆土形状有圆锥形、馒头形、火山口形等，以便防风防水，保护巢穴内部结构^[11]。弗兰克斯 (Franks) 等人^[12]通过计算机图形模拟法分析了细胸蚁的筑巢行为和过程，得出其筑巢行为的自组织调节机制，指出这些蚂蚁通过把自己的建筑块推给其他个体以增添现有结构。

分工捕食

自然界中的一些群居性动物在捕猎时会分工协作、合作围捕，从而增大捕猎成功的几率，以促进生存繁衍。

狼群在捕食猎物时能够做到分工明确、团队合作，同时对猎物进行按劳分配，对种族发展实行优胜劣汰。参与捕猎的狼可分为三类：头狼、探狼和猛狼^[13]。头狼起领导作用，负责统筹安排，提高捕食效率；探狼负责打探猎物，在猎物常活动的领域根据气味浓度判定与猎物间的距离，并把信息及时传递给头狼；猛狼负责攻击猎物（见图2）。狮群没有狼群极其森严的等级制度，但在捕食较大的猎物时也存在合作狩猎现象^[14]。狮群中的分工狩猎通常为一些雌狮（“翅膀”角色）围在猎物周围，而另一些雌狮（中心角色）则负责观察猎物和“翅膀”的移动，等待猎物向它们靠近。占据“翅膀”跟踪角色的雌狮发起对猎物的攻击，处于中心角色的雌狮则在猎物逃离其他雌狮追击时捕获它。

社会交互

蜂群、蚁群和狼群等生物群体中都存在着严格的社会组织和角色分工，不同角色承担不同责任，以维持整个群体的生存。

在蜂群中，有蜂王、雄蜂、工蜂之分。蜂王负责产卵繁殖并维持蜂群秩序，雄蜂负责交

尾，工蜂负责保育、筑巢、采蜜等。蚁群中也有类似结构的社会组织，蚁后负责繁殖后代，雌蚁交尾后脱翅成为新的蚁后，雄蚁主要职能是与蚁后交配，工蚁负责建造和扩大巢穴等，兵蚁则负责粉碎坚硬食物和保卫群体。2012年纽约大学医学院、华大基因等单位联合研究，首次从全基因组单核苷酸水平上解释DNA甲基化调控影响着蚂蚁的社会等级分工^[15]。

动物间实现队列飞行或成群游动等集群行为都需要通过交互通信共享信息。根据通信范围的大小，可将动物间的通信分为全局交互与局部交互。全局交互指获取的信息涉及到全体成员。例如蚁群中作为全局信息的信息素，每个个体都可感知到区域内某一位置的信息素浓度，并据此做出行为抉择；当蜜蜂在决定换巢穴时，会出动一批侦查蜂，侦查蜂在发现合适的位置时，会回到蜂群外围跳“摇摆舞”告诉其他蜜蜂，摇摆舞的剧烈程度和持久度代表位置的质量信息。局部交互指个体只能与部分个体保持联系调节行动。例如棕鸟完成协同飞行时，每只鸟关注的不是整个集体，而是只和左右队友协调行动；鱼群游动时每条鱼也只以周围一两条同伴的身体侧线为观察标志调节自身行为^[16]。

生物群智到人工群智的映射机理

本节将结合已有仿生人工群智系统，探索由生物群智到人工群智的映射机理，主要归纳为以下六种模式，如图3所示。

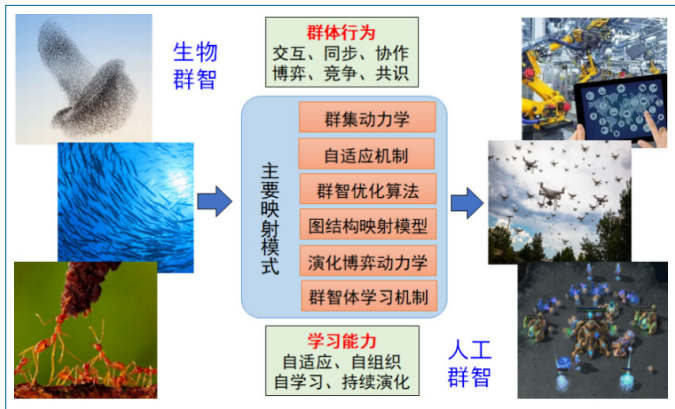


图3 生物群智到人工群智的映射机理

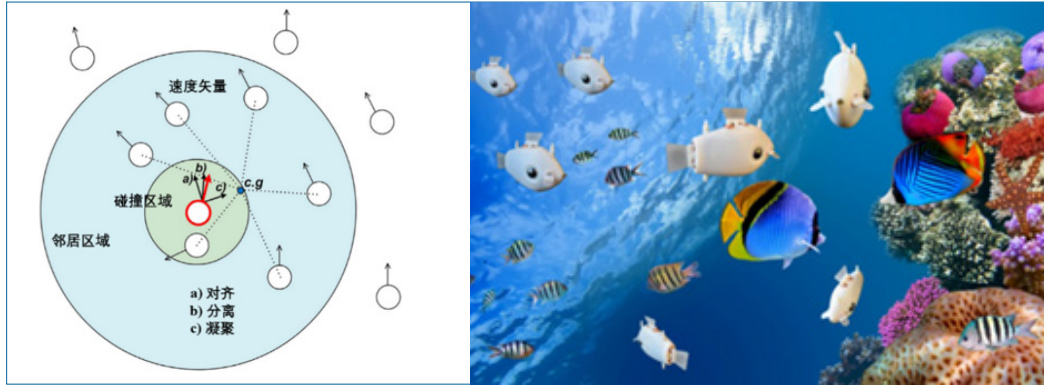


图4 Couzin模型的三个非重叠区域（左），哈佛大学研究的机器鱼群（右）

一种使用简单传感器和局部相互作用规则来实现机器鱼群控制目标的方法，仅仅依靠局部隐式视觉调控就实现了复杂的机器鱼

群集动力学

无论鸟群还是鱼群，生物群体内部协调合作的一个重要方面就是个体间实现同步运动，即在速度、方向等运动特征上实现一致。尽管生物群体中的个体具有有限的感知能力和智力水平，但是整个群体却能形成复杂而协同的运动行为，例如朝同一目标行进（食物、栖息地等），形成特殊空间结构应对紧急状况等。这种从无序杂乱的行为初始状态到有序一致的行为模式的形成是生物群智涌现的一个重要体现。群集动力学是研究生物运动行为群智涌现的基础理论，也是实现从生物群智到人工群智映射的一种重要模式。

群集动力学首先为集群中的个体建立动力学方程，以此来表示个体的运动状态，比如速度或方向，然后方程依据某些预定的公式不断迭代，这些公式代表所发掘的个体间的交互规则，迭代所达到的相对稳定状态就是群智行为的体现。雷诺兹（Reynolds）等人^[17]在1987年首次提出了Boid模型，该模型模仿鸟类等生物的集群行为总结出三个行为规则：凝聚、分离和对齐。在Boid模型的基础上，维则克（Vicsek）等人^[18]于1995年对其进行简化，从统计力学的角度研究了集群中个体运动方向达成一致的条件，提出了Vicsek模型。库赞（Couzin）等人^[19]于2002年又将Boid模型用数学模型进行了精确的描述，将三个规则对应了三个不重叠区域：排斥区、一致区和吸引区，如图4（左）所示。以上模型已经被广泛应用于分布式无人机集群协同控制和编队等领域实现人工群智系统^[20]。哈佛大学的研究人员设计出了

群三维行为^[21]，如图4（右）所示。

群体聚集行为也是群集动力学关注的重要方面。研究人员受生物聚集现象的启发，研究机器人群体的移动、聚集、图样形成与形态发生（通过物理连接形成特定结构并完成特定任务）。克恩巴赫（Kernbach）等人^[22]根据蜂群向适温区域的聚集行为提出了BE-ECLUST方法，是环境引导聚集的经典方法。费特斯（Fates）等人^[23]将趋化作用应用于一组名为ALICE的机器人上，以在动态环境中产生聚集行为。

自适应机制

自适应机制指群体完全自发地对多变环境做出动态调整以增强其对环境的适应性，根据自适应机制的差异可以从角色变换和应急避险两个方面进行阐述。

雁群的编队迁徙过程中，头雁没有同伴搅起的上升气流供其利用，会飞得很累，所以雁群在迁飞过程中会根据能量情况不时更换头雁^[24]。为了更好地实现资源的有效利用，群智能体系统也可根据情境进行角色分工调整。卡斯特洛（Castello）等人^[25]提出一种基于自适应激活阈值的角色切换机制，每个机器人根据阈值决定是否从休息状态转入搜索状态，阈值会根据集群能量状态自适应变化。Liu等人^[26]也提出了一种面向集群能量最大化的分布式任务分配策略，同时考虑自身能量获取状态、局部感知的环境信号和社会信号以自动调整机器人角色变换的时间分布。

鱼、鸟等组成大规模群体行进时，遇到袭击会

以极快的速度改变行进方向。人工群智系统借鉴此机制,在遇到攻击或障碍物时,也可通过自发性、自组织的应激反应方式化险为夷。对于应急避险映射模式来说,不只有结构变换,还有对紧急情况做出的速度/方向的调整。例如,2017年美国国防部高级研究计划署(DARPA)提出了面向未来作战的创新性构想——马赛克战(Mosaic Warfare)^[27],试图寻找一系列类似于“马赛克”的、灵活可组的标准化功能单元,将观察、判断、决策、行动等阶段分解为不同结构要素,以要素的自我聚合和快速分解的无限可能性来降低己方脆弱性、增加对手的挑战性。

群智优化算法

群智优化算法是受动物的社会行为机制启发而设计出的算法或分布式解决问题的策略。智能优化算法主要模拟了鸟群、鱼群、昆虫群或兽群等群体,为了个体利益以及集体利益,在觅食、捕猎等过程中进化出的典型群智行为。该算法应用于人工集群中的路径规划或资源调度等问题,可相应提高个体或群体效能。目前已经有非常多的群智优化算法,例如蚁群算法、粒子群算法、细菌觅食算法、人工蜂群算法、萤火虫算法和狼群算法等。

蚁群算法是借鉴蚁群信息素交流机制而构建的经典智能优化算法。在蚁群算法中,行走路径代表待优化问题的可行解,整个蚂蚁群体的所有路径构成待优化问题的解空间。蚂蚁选择下一节点的转移概率受信息素影响,以此迭代得到最佳路径。近年来,蚁群算法及其改进模型已被广泛用于解决智能制造中的柔性作业调度等复杂优化问题^[28]。

狼群算法则是根据动物分工捕食行为抽象得到,可用来解决任务分配、资源调度等优化问题。狼群搜索算法(Wolf Pack Search, WPS)最早由Yang等人^[29]提出,根据狼群对猎物的围捕和分享行为抽象出了狼群搜索算法。米尔贾利利(Mirjalili)等人^[30]提出了基于灰狼协作狩猎的灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO),设定严格社会等级制度来实现高效协作。以上群智优化算法已经在多机器人系统任务分配或制造车间作业调度等场景中有广泛的应用^[31]。

图结构映射模型

生物群体交互或协作过程体现了丰富的个体间关系。根据群体内成员间的通信关系或者社会等级结构关系,可以构建出拓扑结构图并分析其社会互动作用。生物群体所体现的多元互动在人工群智系统中也能发挥重要作用。

鸽群个体间的相互作用机制和通信网络可以通过拓扑图进行刻画。纳吉(Nagy)等人^[32]在2010年首次揭示了鸽子的层级领导网络。每只鸽子或为领导者,或为跟随者,或者在中间层扮演领导与跟随双重角色。Makoto等人^[33]利用便携式立体摄影系统分析了蒙面鸥群的时空结构,并在图上通过箭头方向来表征个体之间的“领导者-追随者”关系。这些对通信交互结构的研究有利于揭示生物群体交互机制,并为人工群智能体间通信提供支撑。例如,Zafeiris等人^[34]证明了这种层级交互结构的信息传递速度比平等交互结构效率更高。Luo等人^[35]根据鸽群分层领导机制的灵感,综合利用鸽群中观测到的速度相关性、“领导者-跟随者”交互模式和层级领导网络等优点,提出了应用于无人机集群的分布式控制框架。

图模型不仅可以表示个体间的通信关系,还可以刻画群体内的社会等级制度关系。例如灰狼优化算法^[30]对灰狼的社会等级进行了数学建模,将狼按照地位的高低分为四级,并用金字塔图的形式表现出每一等级的优势,进而在不同等级个体间建立相应的交互机制以优化群体协作效率。

演化博弈动力学

演化博弈概念源自达尔文的进化论,其研究对象是由许多个体组成的群体,是一个动态过程。演化博弈动力学所关注的是群体中的个体如何随着时间的推移,在不断的博弈过程中更新自己的策略进而不断地提升收益。演化稳定策略(Evolutionary Stable Strategy, ESS)^[36]和复制动力学(Replicator Dynamics)^[37]是演化博弈理论中一对最重要的基本概念。演化稳定策略是指群体中大部分个体所采取的策略,该策略的收益为其他策略所不及,所以该群体能抵挡少数突变策

略个体的入侵。

演化博弈是研究群体内合作演化和策略竞争的一种行之有效的办法。DeepMind 于 2019 年在《自然》(Nature) 发表论文^[38], 提出了一种多智能体强化学习方法来解决《星际争霸》游戏这一复杂环境中的 AI 挑战。针对单智能体学习能力有限问题, 该方法采用社会性动物分工合作的模式, 提出“联盟智能体”概念, 通过不断地让联盟内部的个体之间相互对抗博弈来进行强化学习训练, 使得每个个体都能得到提升。同时, 该方法借鉴生物集群演化机制, 提出群智能体演化博弈策略: 一方面主智能体自我博弈以对抗过去玩家; 另一方面主/联盟探索者按一定概率重置/复制策略参数。

6 亿多年的进化中, 动物表现出显著的具身智能(embodied intelligence), 利用进化学习复杂的任务。近期, 斯坦福大学教授李飞飞等提出新型计算框架——深度进化强化学习(Deep Evolutionary Reinforcement Learning, DERL)^[39], 构建以具身智能为背景结合不同的环境进化生成适合其环境的智能体形态。基于 DERL 创建的具身智能体可在多个复杂环境中执行不同任务。同样, 优步(Uber)人工智能实验室的斯坦利(Stanley)等人^[40]也提出了基于演化的神经网络学习策略, 能实现对网络结构、激活函数、超参数等的优化迭代。

不只是软件层面, 生物进化理论在硬件层面也有成功的应用。演化硬件(evolvable hardware)是一种硬件电路, 主要由两部分构成: 演化算法和可编程逻辑器件。它能够像生物一样根据环境的变化而改变自身的结构以适应其生存环境, 具有自组织、自适应、自修复能力^[41]。演化硬件基于演化算法对电路的结构、参数等进行进化, 进而结合演化结果对集成电路芯片中可重配置的逻辑单元进行重构, 从而在现场可编程逻辑门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)芯片基础上实现可控的“硅基进化”(对照自然界以“碳”为基的生物进化过程)。

群智能体学习机制

生物群体在长期进化过程中形成的学习、认知和理解上的强项恰是人工智能所缺少的。基于学习

机制的映射, 旨在借鉴生物的强泛化性、自适应性、协作性等学习特性提升机器智能。它包括借鉴生物举一反三学习能力得到的迁移学习能力, 借鉴生物试错能力得到的强化学习(reinforcement learning)能力, 以及借鉴生物协作增强能力得到的多智能体学习、同伴学习、联邦学习等能力。对生物学习和认知机理的映射将使现有弱人工智能向更接近人类的强人工智能演进, 下面以跨实体知识迁移和多智能体强化学习为例进行说明。

迁移学习是模拟人类举一反三的学习能力, 可以是相关任务之间的知识迁移, 也可以是不同智能体间的知识或经验迁移。元学习(meta-learning)^[42]即学会学习(learning to learn), 是迁移学习的一种, 它的目标是类似人类一样捕捉不同任务间的相似之处, 从而快速对新任务进行适应。Liu 等人^[43]提出了基于元学习的多城市知识迁移方法, 融合多个不同源城市(知识丰富实体)的差异互补知识以提升目标城市(知识缺乏实体)时空预测模型的预测能力。

强化学习灵感来源于心理学中的行为主义理论, 即人或动物为了达到某种目的, 为适应环境而进行的学习过程。在人工智能领域, 强化学习指智能体如何在环境给予的奖励或惩罚的刺激下, 逐步形成对刺激的预期, 产生能获得最大利益的习惯性行为。一般强化学习指的是单智能体的学习过程, 而实际环境中往往存在多个智能体。多智能体强化学习实现单智能体自主学习向多智能体协同学习的拓展, 它进一步借鉴生物界协作、竞争、博弈等实现群体能力的提升。《星际争霸II》游戏中中达到宗师(grandmaster)级别的AlphaStar [38] 就用到了多智能体深度强化学习框架。

群智涌现机理驱动的智能制造

群智制造智慧空间

制造业智慧空间的整体框架如图 5 所示。其中由人、机、物三个要素及其交互构成的制造群智模块是制造业智慧空间的核心, 其交互模式由生物群智模块映射得到, 并最终服务于制造任务模块。

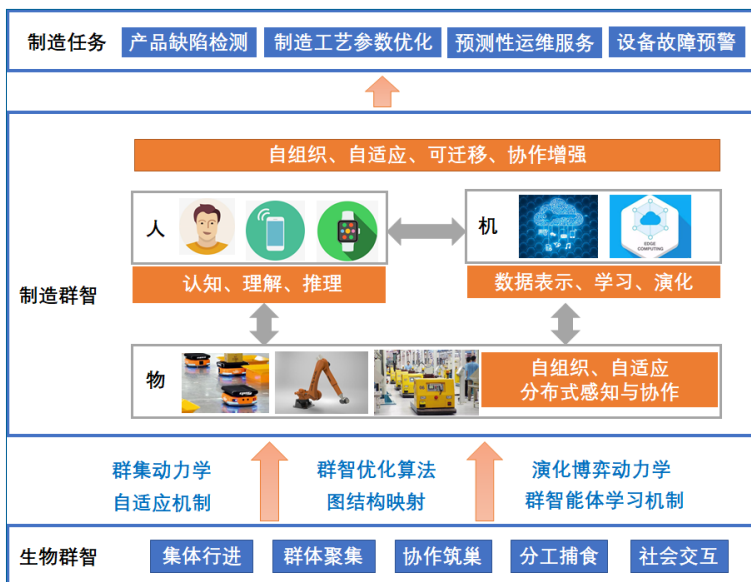


图5 制造业群智智慧空间模型

制造群智模块：人(人及其携带的移动或可穿戴终端)、机(云端、边缘端设备等)、物(工业机器人、AGV小车、机械臂等)是群智制造模块的三个核心要素。(1)人：具备认知智能，包括个人的学习、归纳、推理等能力；(2)机：具备计算智能，包括计算机的数据理解、优选、汇聚等分布式处理与存储功能，以及任务的分配、调度等决策功能；(3)物：具备感知

智能,包括终端数据分布式的感知、收集,以及本地处理或分布式协作计算,还有智能体的局部通信与决策能力。

人、机、物三类核心要素基于生物群智模块映射以进行交互融合、协同促进,实现要素内部和要素间的自组织、自适应、可迁移、协作增强。

生物群智模块：通过群集动力学、自适应机制、群智优化算法、图结构映射模型、演化博弈动力学、群智能体学习机制等映射模型,将自然界中集体行进、群体聚集、协作筑巢、分工捕食、社会交互等生物群智涌现行为映射至制造群智环境中的人机物交互模式,为制造群智模块提供支撑。

制造任务模块：在人机物制造群智模块中相关算法、模型的支撑下,为实际制造场景提供服务接口,完成产品缺陷检测、制造工艺参数优化、预测性运维服务、设备故障预警等具体制造任务。

制造业群智智慧空间关注制造业中人、机、物、环境、信息等多维因素之间的复杂关联关系。利用人机物感知能力的差异性、计算资源的互补性、节点间

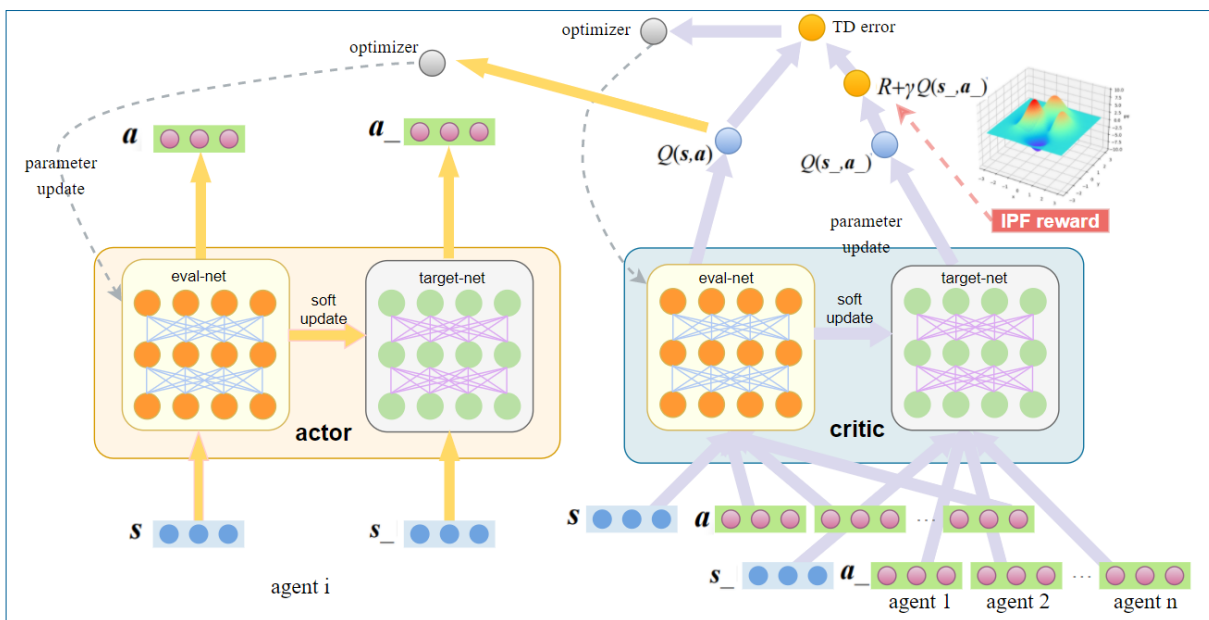


图6 MADDPG-IPF整体框架

的交互性,通过群集动力学模型、云边端协同自适应感知、群智优化算法、群智分布式学习/决策等群体智能映射模式来解决单体智能难以解决的复杂问题,最终构建具有自组织、自适应、可迁移、协作增强等能力的制造业智慧空间。

典型应用场景

群智制造智慧空间在制造业的设计、生产、制造、物流、服务等不同环节都带来了新的机遇,下面将结合两个典型场景进行介绍。

柔性制造任务分配

在新一代人工智能技术推动下,以消费者为导向的定制生产模式受到越来越多的关注。该生产模式具有大规模定制化、多品种、小批量等特点,由于产品种类繁多且工艺流程复杂,需采用柔性生产作业调度。本场景探讨如何利用多台 AGV 小车,通过小车间协同决策,实现柔性生成物料配送。目前,对于 AGV 调度的研究多为集中式任务分配,这种调度模式在抗干扰和自适应方面表现欠佳。

针对以上问题,我们提出了一种基于信息势奖励设计的多智能体强化学习方法 MADDPG-IPF。该方法从群智能体深度强化学习角度出发,对多 AGV 车间配送问题进行建模分析,改进 MADDPG 算法^[44]来实现智能体之间的有效合作,具体框架如图 6 所示。MADDPG 算法将传统的演员-评论家框架拓展到了多智能体协作领域,构建了演员和评论家两个神经网络。演员网络将策略梯度和状态-行为值函数相结合。在每一回合中,智能体获取其他智能体观察到的输入总和,通过优化神经网络参数 θ 来确定某状态下的最佳行为。而评论家网络采取集中训练、分布式执行框架。奖励函数的正确设计是强化学习算法高效运作的必要条件。针对多 AGV 配送问题,我们提出了基于信息势场 (Information Potential Field, IPF)^[45] 的奖励设计,以解决稀疏奖励导致的收敛困难问题。设置目标区域信息势值为较高值,为避免所有 AGV 都只向最高目标信息势值方向移动,将其他 AGV 所在位置信息势值设为负,迭代求解出复合信息势以进行奖励。

表1 多AGV任务分配结果

	任务响应率	订单完成率	平均用时	平均奖励值
MADDPG-greedy	88.67%	68.33%	11.85	-349
MADDPG-global	86.44%	76.00%	14.31	-303
MADDPG-IPF	95%	88.33%	11.08	-257

我们在有 3 台 AGV、3 个目标任务点的场景中对提出的 MADDPG-IPF 方法进行了实验验证,并与 MADDPG-greedy (每个智能体致力于将自身奖励最大化)、MADDPG-global (奖励函数设置为全局奖励) 两种方法进行对比。实验结果如表 1 所示,可以看出, MADDPG-IPF 算法各方面性能更加突出。

跨制造场景群智知识迁移

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性扰动难以在新环境下取得理想效果。针对该问题,我们可以综合利用元学习、多任务学习等方法实现跨制造实体/场景的群智知识迁移。下面以跨制造场景的零件表面缺陷检测为例进行说明。表面缺陷检测是制造业中一项关键性技术,它通过计算机视觉技术获取并处理零件表面照片,利用深度学习技术分析图片数据,实现零件缺陷的发现、定位和分类。近年来,基于深度学习的缺陷检测方法得到了广泛应用。这些方法虽然能够有效检测具有大量样本的常见缺陷,但是依赖大量样本数据,导致在仅具有少量样本的稀有缺陷检测上表现欠佳。

针对以上问题,我们提出了一种基于迁移学习的少样本表面缺陷检测方法 (Transfer Learning-based method for Surface Defect Detection, TL-SDD)^[46],整体框架如图 7 所示。TL-SDD 方法核心为两阶段迁移学习:第一阶段,在足量的常见缺陷样本中进行训练,学习常见缺陷的检测方法;第二阶段,基于少量的稀有缺陷样本对前一阶段得到的模型进行微调,实现常见缺陷检测方法到稀有缺陷检测方法的迁移。此外方法还对现有表面缺陷检测模型进行了改进,提出了基于度量的表面缺陷检测模型 (Metric-based Surface Defect Detection model, MSDD)。MSDD 采用特征金字

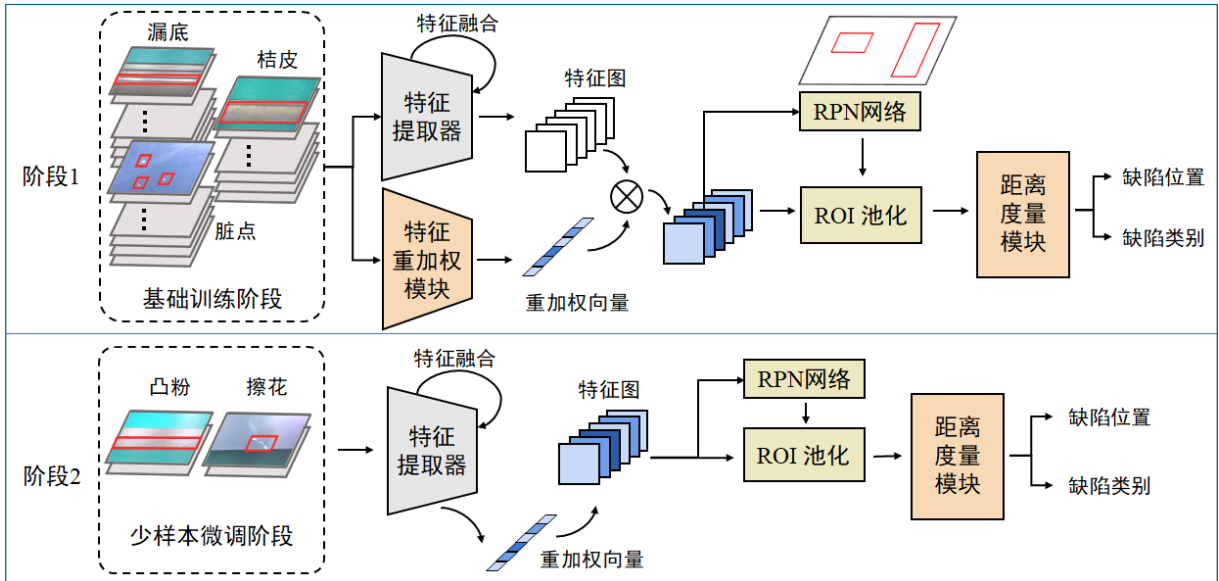


图7 TL-SDD整体框架

塔网络 (Feature Pyramid Networks, FPN) 进行特征融合和重加权以增强特征表达能力, 同时学习一个度量空间以进行缺陷分类。

我们在公开的铝材型表面缺陷数据集上对提出的 TL-SDD 方法进行了验证, 选择了四种常见缺陷: 漏底、起坑、脏点、桔皮; 两种稀有缺陷: 擦花、凸粉, 并采用 Average Precision (AP 值) 作为评价指标。除了 TL-SDD 方法, 另采用了 4 种对比算法: (1) FR-joint: 在 Faster R-CNN (快速区域卷积神经网络) 上联合训练常见缺陷和稀有缺陷; (2) FR+ff-joint: 在 FR-joint 的基础上添加了 FPN 网络进行特征融合; (3) TL-ff: 使用两阶段策略训练带有 FPN 的 Faster R-CNN 网络;

(4) TL-ff+fr: 在 TL-ff 的基础上添加了特征重加权模块。实验结果如表 2 所示, 与 4 种对比算法相比, TL-SDD 在常见缺陷上检测效果稳定, 在稀有缺陷上的检测效果具有很大的提升, 分别提高了 13.27%、11.98%、9.28%、6.36%。由此可得出结论, TL-SDD 能够有效实现缺陷检测, 在稀有缺陷的检测方面表现尤为优秀。

总结与展望

群智涌现机理的发掘和映射为制造业智慧空间构建提供了基础理论和方法支撑。本文首先对典型的生物群智涌现行为进行了分析和刻画, 在此基础上总结归纳了生物群智到人工群智系统的六种主要映射模式, 进而围绕智能制造需求提出群智制造智慧空间模型, 并结合柔性生成优化调度和零件缺陷检测两个典型场景提出了群智能体协作增强方法。未来需进一步探索从生物群智协作增强机理到制造业群智系统的映射模式发掘, 并结合制造业实际需求进行平台研发与应用验证, 推

表1 多AGV任务分配结果

AP(%)	常见缺陷				稀有缺陷	
	漏底	起坑	脏点	桔皮	凸粉	擦花
FR-joint	74.83	69.87	54.69	75.53	46.01	49.08
FR+ff-joint	76.07	72.98	62.68	76.91	46.84	50.82
TL-ff	76.11	73.02	61.97	76.85	50.23	52.83
TL-ff+fr	76.39	73.06	66.73	77.69	53.58	55.32
TL-SDD	76.96	73.09	68.17	78.02	59.78	61.84

动具有自组织、自学习、可迁移、协作增强等能力的群智制造智慧空间构建与演进进程。 ■

致谢: 本文工作得到国家重点研发计划(2019YFB1703901)、国家杰出青年科学基金(62025205)项目、国家自然科学基金(62032020、61725205)的支持。



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



刘佳琪

西北工业大学副教授。主要研究方向为群智计算和多智能体系统。
jqliu@nwpu.edu.cn



刘思聪

CCF 专业会员。西北工业大学副教授。主要研究方向为普适计算与智能物联网系统。
seliu@nwpu.edu.cn

其他作者: 王晨

参考文献

- [1] Gartner: Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020[OL], <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020/>, 2020.
- [2] Li S, Batra R, Brown D, et al. Particle robotics based on statistical mechanics of loosely coupled components[J]. *Nature*, 2019, 567(7748):361-365.
- [3] 於志文, 郭斌. 人机共融智能 [J]. 中国计算机学会通讯, 2017, 013(012):64-67.
- [4] Bialek W, Cavagna A, Giardina I, et al. Statistical mechanics for natural flocks of birds[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 2012, 109(13):4786-4791.
- [5] Weimerskirch H, Martin J, Clerquin Y, et al. Energy saving in flight formation[J]. *Nature*, 2001, 413(6857):697-8.
- [6] Sosna M, Twomey C R, Bak-Coleman J, et al. Individual and collective encoding of risk in animal groups[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 2019, 116(41): 201905585.
- [7] Karlson P, Lüscher M. Pheromones: a new term for a class of biologically active substances [J]. *Nature*, 1959, 183(4653):55-56.
- [8] Ame JM, Halloy J, Rivault C, et al. Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 2006, 103(15):5835-5840

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