

泛在计算视角下的群智模块化机器人

吴磊¹, 郭斌^{1,2*}, 徐若楠¹, 刘思聪^{1,2}, 丁亚三¹, 党朝辉³

1. 西北工业大学计算机学院, 西安 710129
2. 智能感知与计算工业和信息化部重点实验室, 西安 710129
3. 航天飞行动力学技术国家级重点实验室, 西安 710072
* 通信作者. E-mail: guob@nwpu.edu.cn

收稿日期: 2022-10-06; 修回日期: 2023-01-31; 接受日期: 2023-03-13; 网络出版日期: 2023-11-13

国家杰出青年科学基金(批准号: 62025205)和国家自然科学基金(批准号: 62032020, 62102317)资助项目

摘要 模块化机器人具备鲁棒、低成本和多功能性等优势, 近年来得到研究人员的广泛关注, 并在多领域不断替代或拓展传统的单体机器人。随着模块化机器人技术的发展, 以及其与泛在计算、群体智能等前沿技术的紧密融合, 将不断拓展在太空探测、智能制造、灾难救援等领域的应用, 成为人机物三元融合空间中无处不在的新型智能终端。本文基于泛在计算新视角, 对近年来群智模块化机器人领域的工作进行了系统性研究, 构建并拓展其概念空间体系, 阐释其自重构、自组织、自适应、持续演化等六大关键技术及最新发展趋势, 进而介绍其在典型领域的创新应用。最后, 对群智模块化机器人的未来发展方向及开放性挑战进行了分析和展望。

关键词 模块化机器人, 群体智能, 泛在计算, 自重构, 自组织

1 引言

科幻电影《超能陆战队》中的磁机器人集群^[1]可以快速组合成符合使用者心意的形态, 《黑客帝国》中的粒子机器人^[2]可以创造虚拟人在现实世界的具身实体, 《神秘博士》中的城市则完全由微型机器人组建^[3], 上述科幻作品中基于“模块化”(modular)的思想内核构思了许多具有“可重构”(reconfigurable)形态特征的未来机器人, 实现这些设想也是模块化机器人领域共同的愿景。

模块化机器人的研究受如何应对非结构化环境不可预测性挑战的现实需求所驱动。检查维护受损核设施或生化泄露场所, 搜索救援地震、海啸等灾难后废墟, 探索深空、极地等生命禁区, 设计能够替代人类执行此类 4D(肮脏、危险、困难和枯燥)任务的机器人系统可以有效提升任务的效率, 降低成本和危险性。在非结构化环境中执行任务的机器人面临着艰巨的挑战: 一方面机器人系统需具备在各种复杂环境中的运动能力, 另一方面机器人在执行任务的过程中环境条件可能会发生巨大变化。传统

引用格式: 吴磊, 郭斌, 徐若楠, 等. 泛在计算视角下的群智模块化机器人. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 2107–2151, doi: 10.1360/SSI-2022-0385
Wu L, Guo B, Xu R N, et al. Emergence of crowd modular robotics: a ubiquitous computing perspective (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 2107–2151, doi: 10.1360/SSI-2022-0385

单体机器人在工厂流水线这样的结构化环境中极大提高了生产效率,但仍难以适应更普适动态的非结构化环境,环境对机器人的尺寸、计算资源产生限制,同时对运动、协作能力、抗干扰能力也都提出了更高的要求。能够改变身体结构和控制策略的模块化机器人是灵活应对复杂动态、不可预测的未知环境的创造性方案。

模块化机器人系统一般由大量同构的机器人模块所组成,早期的模块化机器人研究,例如1988年提出的CEBOT^[4,5],受细胞、黏菌等生物的启发,构建出具有重构能力的机器人系统,模块根据系统当前需要解决的任务可以重新排列形成不同的构型。其中“构型”(configuration)的含义可以概括为纳入模块连通性(该模块的连接关系,表示为邻接矩阵、链接列表等)的机器人姿态(机器人的关节角的完整集合),“重构”则表示模块连通性的变化。可重构的模块化机器人是模块化机器人领域长期研究的重点,研究人员在可重构硬件设计、任务最优构型搜索、快速重构算法等方向进行了逾三十年的探索:从笨重低效的运动单元和松散的连接器,到精密高效的驱动方式^[6]和多样可靠的连接机制^[7],模块硬件设计不断优化走向鲁棒、实用;从基于A*等搜索算法集中式规划重构最优路径^[8,9],到利用分布式的重构算法解决特定类型的模块化机器人^[10~12],重构的效率和系统可处理的模块数量都大幅提升;从手动设计的若干构型,到基于深度学习确定的最优构型^[13],模块化机器人的构型、控制与任务、环境的契合程度越来越高^[14,15]。在现在的具有可重构能力的模块化机器人研究工作及其演示中,机器人系统能够通过链接彼此相互支撑从而穿过间隙或是爬越障碍,或是通过变形减小尺寸来通过狭窄区域,甚至在空天地海多栖环境中快速运动,使其在泛在场景中得到广泛的应用(如图1^[14,16~18]所示)。模块化机器人基于系统额外的自由度,通过可重构能力改变自身构型,将行为与环境更紧密地联系起来,从而提高任务性能,增加了面对不可预测环境的适应能力。

泛在计算通过广泛部署的微型计算设备,对周围环境进行充分感知和计算,实现与环境融为一体 的计算支持和服务。在泛在计算的模式下,人们可以便捷地进行信息的获取与处理,而计算机本身从人们的视线里消失,即让计算无处不在却又无迹可寻^[19]。自三十年前马克·维瑟提出泛在计算^[20]以来,网络、传感器、移动性等技术取得了长足进步,Wi-Fi信号、声音信号、光信号等各类无线信号已广泛存在于日常环境中。利用物联网中接入的各种移动和边缘设备提供的处理和计算能力,这一领域的大量工作实现了对环境的充分感知与计算^[21~23],使人们可以便捷地获取信息并处理,而计算机本身却淡出人们的视线。模块化机器人作为集感知、计算、运动能力于一体的可编程“基本物质”,通过与泛在计算等前沿领域的深度融合,有望以一种区别于标签、便笺和板(tabs, pads 和 boards)的方式无缝融入现实世界中,提供无处不在的感知数据、开放共享的计算资源乃至随时随地的现实服务,联结人、机、物等要素,构建泛在的智能感知计算空间。然而,从现有具备可重构能力的模块化机器人发展为未来人机物三元融合空间中泛在感知计算能力的新型智能终端,模块化机器人需要具备自适应能力以应对现实开放环境复杂动态的变化,需要具备自组织能力以汇聚异构模块差异化资源并协作增强任务效能,需要具备持续演化能力以自主学习解决未知场景、变化组分等开放式泛在问题。

自然是人类最好的导师,基于仿生学的思想,研究人员通过对生态系统不同层次的模仿解决了诸多机器人设计挑战^[24~26]。自38亿年前生命诞生开始,经过数千万物种的漫长演化,生物和环境互相影响、相互制约,构建了和谐共生的自然生态系统。面对复杂动态的自然变化,生物群体表现出惊人的群体智能,如,鱼群通过简单的局部交互可以形成规模惊人的涡旋来保护自身免受捕食;蚁类可以建造自身尺度数万倍的巢穴或是链接彼此形成蚁桥跨越沟壑;雁群可以动态调整编队拓扑结构以适应不同的气流变化。简单的生物个体,通过有限的交互,涌现出复杂的自组织、自适应行为,激发研究人员构建了众多人工群智系统^[27]。从受细胞形态结构启发的具有可重构能力的模块化机器人研究开始,如今的模块化机器人领域呈现出借鉴生物群体组织协作性的发展趋势,正向具备自重构、自组织、自适

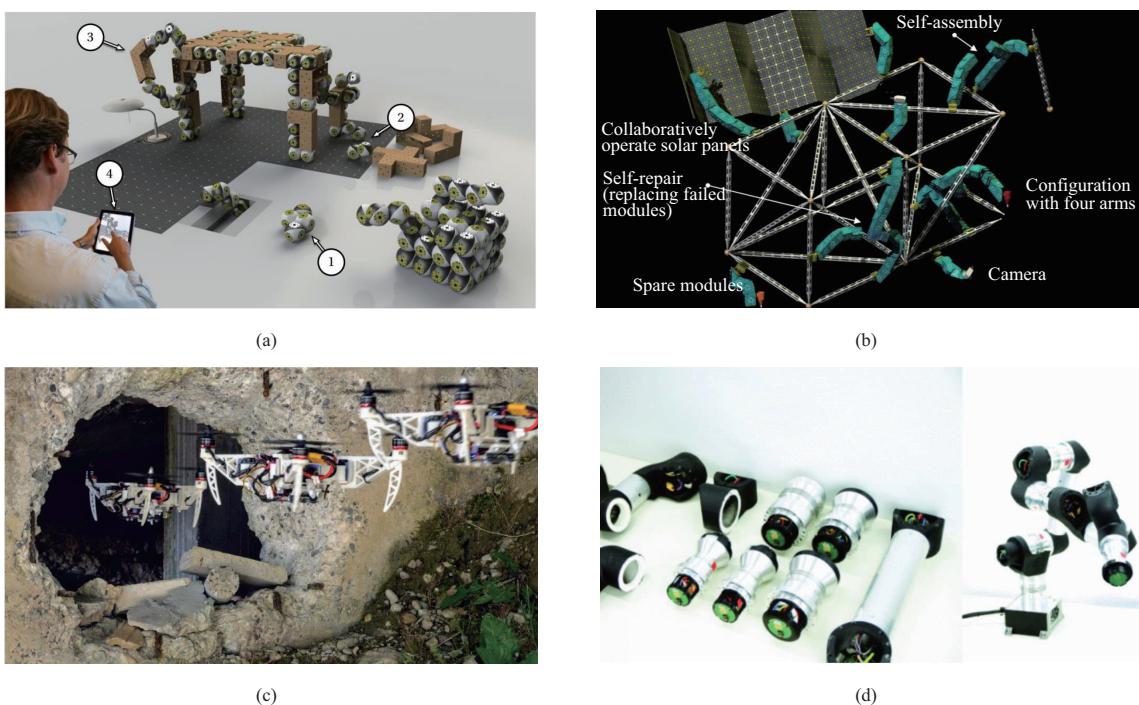


图 1 (网络版彩图) 群智模块化机器人的泛在应用. (a) 生活辅助; (b) 太空探索; (c) 灾难救援; (d) 智能制造
Figure 1 (Color online) Ubiquitous applications of crowd modular robotics. (a) Assisted living^[16]; (b) space exploration^[17]; (c) disaster rescue^[18]; (d) smart manufacturing^[14]

应、持续演化特性的“群智模块化机器人”(crowd modular robotics)方向不断探索和演进。群智模块化机器人不针对特定应用专门设计,而是通过简单模块的自组织行为涌现丰富的群体智能,适应环境的微小动态变化,根据任务和环境自主确定系统最优构型并快速适配,甚至具备自我修复、自我繁殖的能力,可以应对复杂多变的非结构化环境中各种不可预测任务。从日常家居中的智能辅助,到人类探索深空的宇航设备,群智模块化机器人将成为人机物三元融合空间中无处不在的新型智能终端和计算平台。

系统总结模块化机器人领域各项工作及挑战的文献包括 2015 年 Artificial Intelligence 上 Ahmadzadeh 等^[28]的工作以及 2020 年 Annual Reviews 上 Seo 等^[29]的工作。遗憾的是,这些文献未能关注模块化机器人群智涌现的特点,仅从硬件设计和软件工程的视角介绍了模块化机器人领域的进展。更早的 Murata^[30]、Gilpin^[31]等的工作则未能囊括这一快速发展领域的新工作。刘永进等^[32]的工作关注对模块化机器人自重构问题的介绍与分析,Pruszko 等^[33]则关注基于模块化机器人的构建可变人机交互界面方面的设计原则与挑战,Dorigo 等^[34]系统分析了集群机器人的研究进展与开放问题,但忽视了机器人系统的重构、演化等特性。综上,国内外关于群智模块化机器人的综述文章主要侧重硬件设计或单一特性。相较之下,本文从泛在计算的独特视角出发,把握群智模块化机器人的发展趋势,构建其概念空间模型,拓展了模块化机器人的分类体系,并对近年来群智模块化机器人领域的关键技术、重要应用进行了系统性回顾。

本文后续部分组织如下:第 2 节拓展模块化机器人的概念空间体系,从多个视角分类概述群智模块化机器人系统典型工作,明确了群智模块化机器人的标准定义,阐述了群智模块化机器人自重构、自组织、自适应、持续演化 4 个重要特性的内涵;第 3 节从泛在计算的视角总结群智模块化机器人领

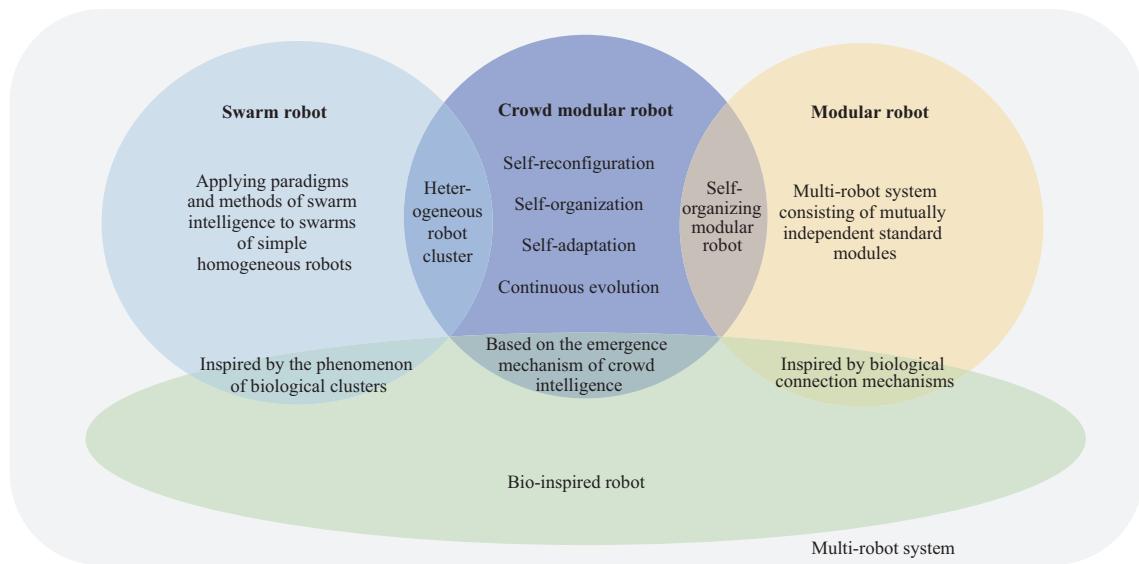


图 2 (网络版彩图) 群智模块化机器人概念图
Figure 2 (Color online) Concept definition diagram of crowd modular robotics

域最关键的研究技术,介绍、分析了各类技术的前沿进展;第4节介绍目前群智模块化机器人的五类典型应用及其未来发展潜力;第5节则基于对群智模块化机器人领域内现有问题的分析,展望了未来值得进一步探索的技术发展方向。第6节对全文进行总结。

2 群智模块化机器人

群智模块化机器人是由大量相对简单的关联机器人模块组成的具有自重构、自组织、自适应、持续演化特性的机器人系统。图2展示了群智模块化机器人与多机器人系统、集群机器人、模块化机器人等相关概念的联系与区别。集群机器人的灵感源自以昆虫为代表的生物群体涌现出的集群现象,探索个体间的简单局部交互规则并构建具有类似特性的多机器人系统^[34]。模块化机器人受细胞组织方式的启发^[4],生物体之间的自由和多样的连接方式促进了模块化机器人领域的一系列硬件设计的出现^[35,36]。本文介绍的群智模块化机器人是受生物启发设计的机器人系统典范,是基于生物群智涌现现象和群体智能范式的工程学实践。群智模块化机器人与集群机器人都是基于群体智能对传统机器人的感知、控制、运动等活动重新思考后的设计,都关注系统如何产生复杂行为,但群智模块化机器人的研究更侧重系统形状改变这一行为的涌现、控制和评估,且区别于集群机器人系统通常由大规模同质个体组成,群智模块化机器人系统中各模块可以是异构的,从而涌现更高的系统多样性;群智模块化机器人与模块化机器人都关注可重构问题的研究,但除了一般模块化机器人的集中控制式系统设计,群智模块化机器人基于分布式的模块和局部通信实现自组织和自重构,具有更高的鲁棒性,能够适应复杂的非结构环境,且具备持续演化能力以应对不断变化的现实挑战。本节将基于群智模块化机器人模块内和模块间的关键要素形式化地构建概念空间模型(2.1小节),从多维视角对群智模块化机器人系统进行分类概述和分析(2.2小节),并阐述上述4个重要特性的内涵(2.3小节)。

2.1 概念空间模型

图3展示了群智模块化机器人系统的基本架构,群智模块化机器人系统作为一种特殊的多机器人

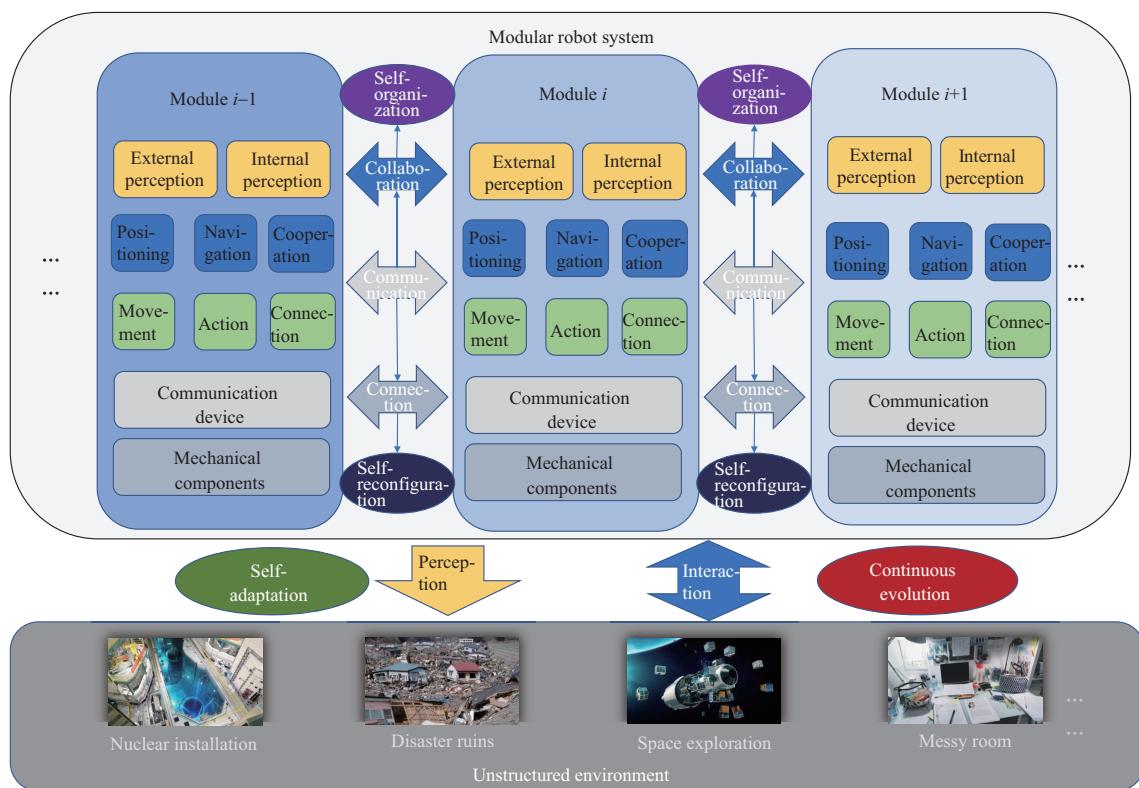


图 3 (网络版彩图) 群智模块化机器人系统基本架构
Figure 3 (Color online) Basic architecture of crowd modular robotics

集群,由大量相对简单、相互关联的机器人组成,这些机器人通常被称作机器人模块或简称为模块。

群智模块化机器人系统概念空间中的各关键要素可划分为模块内要素和模块间要素两部分,可以表示为

$$\text{System} = \left\{ \bigcup_{i=1}^N \text{module}_i, \text{communication}, \text{connection}, \text{collaboration} \right\}, \quad (1)$$

$$\text{Module} = \{\text{perception}, \text{computation}, \text{control}, \text{mechanism}\} \quad (2)$$

的形式,其中模块内基本要素通常包含感知模块、计算模块、控制模块和机械模块,对构建机器人模块不可或缺。感知模块获取模块内部、外部环境等多层次信息,计算模块基于感知和通信信息进行定位、导航、协同等计算决策,由控制模块具体执行决策,控制各机电模块力矩、扭矩,完成运动、连接等单个模块的具体任务。模块间基本要素则可抽象为通信、连接以及协同,区别于传统模块化机器人需要集中控制信号,群智模块化机器人仅通过局部通信,自发地实现模块间的协同及连接,无惧单点故障,拥有更高的鲁棒性。

从机器人集群的视角来看,群智模块化机器人基于模块分布式的架构及模块间的局部通信特征:自发实现不同模块间的连接和解连接,整体上表现为系统构型的自动变化,即自重构;自发实现模块间的协同运动和工作,整体上表现为系统通过自组织过程完成特定任务。此外,在与环境交互的过程中,群智模块化机器人可以不断优化系统形态结构、控制策略、运动方式等参数,实现持续演化,形成在现实环境中可以长期稳定运行的具有强自适应能力的自治系统。

基于概念空间中模块内和模块间的基本要素, 群智模块化机器人通过解决构型优化、重构等特殊问题实现上述系统层面的 4 个特性, 从而完成各类任务。下面给出群智模块化机器人的构型表示、构型优化和重构问题的一般数学表示。

群智模块化机器人的构型表示方法, 是优化构型设计、研发重构算法的重要数学工具。典型的模块化机器人的构型拓扑结构的数学表示方法有连接图 (connectivity graph) 和连接矩阵 (incidence matrix), 3.1.2 小节总结了更多适用于不同问题需要和硬件设计的构型表示方法, 这些方法可以形成系统构型的唯一表示。对于包含 N 个模块 M_i 的群智模块化机器人系统 S , 其可以用上述方法表示的所有互异构型 c_j 组成的集合 $C = \{c_j, j \in [1, N_C]\}$ 是系统的构型集, 其中 N_C 为系统可能的构型总数, 通常与模块数量 N 和模块连接方式的复杂程度指数相关^[37]。随模块数量指数增长的构型集规模导致群智模块化机器人的构型优化和重构问题具有很高的复杂度。

不失一般性, 群智模块化机器人的构型优化问题, 可以表示为

$$\arg \min_{c_j \in C} D_{T,j}, \quad (3)$$

where $D_T = f(\text{Task})$,

$$\text{s.t. } \begin{cases} \exists u_{ij} \in [\underline{u}_i, \bar{u}_i], \\ \exists q_{ij} \in [\underline{q}_i, \bar{q}_i], \\ \bigcap_{i=1}^N L_j(M_i) = \emptyset, \end{cases} \quad (4)$$

即在某一任务相关的度量 D_T 下, 寻找或构建某一构型 $c_j \in C$, 在满足运动学约束、能量消耗等条件的限制下, 使得该度量最优。其中, u_i 和 q_i 分别表示各模块的电机扭矩矢量和速度矢量, \bar{u}_i 和 \underline{u}_i 分别是 u_i 的上下界, \bar{q}_i 和 \underline{q}_i 分别是 q_i 的上下界, $L_j(M_i)$ 表示模块 M_i 的空间占用。 u_i 和 q_i 应满足系统当前状态下各自的运动约束, 且所有模块之间无重叠。在 D_T 的设计中, 系统需要完成的任务是重要参考, 例如, 载荷能力 $-W$ 可以作为搬运类任务的度量, 运动速度 V 、构型空间占用 O 可以作为适合大多数的一般度量, 在资源受限的长期探索类任务中, 能源消耗是能否完成任务的重要因素, 因而形如 $E_j = \int_0^{t_e} |u_j(t)|^T |q_j(t)| dt$ 可以作为目标度量。考虑到任务的复杂性, 最终优化的度量往往是简单度量的某种加权组合形式。

重构法则致力于在两个不同的构型之间寻找最优的动作序列, 使重构过程尽快完成。如下所示:

$$\arg \min_{\prod_{k=1}^n A_k} \text{Time} \left(\prod_{k=1}^n A_k \right), \quad (5)$$

$$\text{where } \text{Time} \left(\prod_{k=1}^n A_k \right) = \sum_{i=k}^n \delta(A_k), \forall t \in [0, t_e],$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \exists u_{ij}(t) \in [\underline{u}_i^t, \bar{u}_i^t], \\ \exists q_{ij}(t) \in [\underline{q}_i^t, \bar{q}_i^t], \\ \bigcap_{i=1}^N L_{jt}(M_i) = \emptyset, \end{cases} \quad (6)$$

给定当前构型 $c_{\text{start}} \in C$ 和目标构型 $c_{\text{target}} \in C$, 重构算法的目标是找到允许动作空间 A 中的一条动作序列 $\prod_{k=1}^n A_k$, 使得重构动作序列能够将 c_{start} 转化为 c_{target} , 且耗时最短. 其中, $\text{Time}(\prod_{k=1}^n A_k)$ 返回完成动作序列所消耗的总时间, 是各动作消耗时间 $\delta(A_k)$ 的总和. 在 t 时刻, \bar{u}_i^t 和 \underline{u}_i^t 分别表示此时 u_i 的上下界, \bar{q}_i^t 和 \underline{q}_i^t 分别表示 q_i 的上下界, $L_{jt}(M_i)$ 返回模块 M_i 在 t 时刻的空间占用. 重构过程中任意时刻各模块的电机扭矩矢量 $u_{ij}(t)$ 和速度矢量 $q_{ij}(t)$ 应满足运动约束, 且所得重构动作序列不应发生任何碰撞.

2.2 群智模块化机器人多视角分类体系

本文从多个视角对群智模块化机器人的系统进行概述与分析, 构建了多视角分类体系. 从泛在计算的角度来看, 群智模块化机器人的移动性、智能性和协作性会影响其在泛在场景中的应用性能. 运动能力影响群智模块化机器人系统所受到的环境的限制, 从而影响其能提供的计算支持和服务的场景和性能. 群智模块化机器人依据其机器人模块是否具有独立移动和操作能力可分为两类. 不同模块架构的群智模块化机器人系统在硬件特性、算法设计和应用场景均有不同, 根据模块的几何排列方式可以分为晶格型、链型、混合型、桁架型和集群型五类(如图 4^[38~42] 所示). 群智模块化机器人应具备更强的认知决策能力, 以适应复杂、动态、未知的泛在场景, 协作增强感知、计算、服务的效能. 依据模块化机器人系统中关注的核心认知与决策问题可分为自重构、自组装、基元任务、集体运动四类.

2.2.1 运动能力

单个模块是否具备独立移动或操作的能力, 在系统的设计方面有较大差异. 模块化移动机器人的模块自身, 可以通过轮子履带等机电模块具备运动能力, 并通过接口和连接机制, 对接模块形成一个耦合的整体系统, 并动态调整彼此的姿态以适应崎岖的地形. 这种类型的机器人在崎岖地形和面对障碍物时具有出色的运动能力^[43~45]. 相较之下, 本文后续介绍的大多数工作中, 单个模块并不具备自主移动能力, 这类群智模块化机器人, 通过重构形成不同的拓扑配置, 并具备系统级别的整体运动能力, 在非结构化环境中具有出色的能力.

2.2.2 模块架构

晶格型指模块化机器人集群中各单元紧密排列为规则的二维/三维网格, 形成如图 4 中的立方晶格式构型, 典型的工作有 M-Blocks 系列^[38,46], ATRON^[47] 等. 晶格型系统的重构算法的时间复杂度可以不随模块的数量增长, 显著区别于其他类型的模块化机器人系统需要考虑全局约束的情况. 此外, 每个模块的控制也只需要考虑提供一个模块相对于另一个模块的局部运动, 这可以简化模块的设计^[10,11]. 晶格型的模块之间通常需要连接器的点对点连接, 模块之间可以从任意角度连接自由形式的模块化机器人^[7,35], 可以形成更加多样的构型并降低连接失败的可能性.

链型的特征是单元之间连接形成如图 4 所示的串行的链状结构, 这些子链可以进一步连接形成树或闭链环, 典型工作有 PolyBot^[48] 和 ChainFORM^[39]. 链型连接的两个模块化机器人彼此可以到达空间中的任何相对位置或方向, 构型设计的自由度要比仅能紧密贴合的晶格型更高, 因此链型模块化机器人的功能更为多样. 相对而言, 链型对重构计算的表示和分析要求更高, 也更难以控制. 区别于晶格型更关注如何形成不同的构型, 链型群智模块化机器人系统通过形成蛇形、树状等构型可以执行各种传统的机器人胜任的复杂任务^[49].

桁架型的模块化机器人由如图 4 所示的包含节点和连杆两个基本元素的桁架组成, 可以进行几何层次(改变连杆长度)和拓扑层次(改变节点连接关系)的重构^[50], 典型的工作有 Stewart^[51],



图 4 (网络版彩图) 不同模块架构的典型工作. (a) 晶格型; (b) 链型; (c) 混合型; (d) 构架型; (e) 集群型

Figure 4 (Color online) Typical work of different module architectures. (a) Lattice type^[38]; (b) chain type^[39]; (c) hybrid type^[40]; (d) truss type^[41]; (e) swarm type^[42]

Tetrobot^[52]. 这种模块架构可以快速形成临时的建筑结构, 非常适合灾难救援等任务, 但是由于这类系统在重构运动中通常具有复杂的运动学约束, 因此运动规划和避免自碰撞更为困难^[41, 53].

集群型架构的模块可以与系统主体分离, 具备独立的运动、操作能力, 可以直接与环境进行交互而与系统主体或其他模块保持松散耦合的状态, 典型的工作有 Kilobots^[42], 粒子机器人^[54]等. 与其他连接架构相比, 集群型受到的运动学约束较少, 可以便捷地在新的位置连接, 以形成新的构型, 包括复杂的链或晶格, 或形成一些较小的机器人集群, 但形成的整体往往稳健性不足^[55].

混合型综合了前面提到的类型, 可以连接形成复杂的链、格并具备较强的运动能力和群体行为, 但设计制造也更为复杂. M-TRAN^[56] 和 SMORES 系统^[40] 就是典型的混合了晶格型和链型特征的群智模块化机器人.

2.2.3 认知决策

自重构问题需要规划一系列模块的动作和操作, 使系统由初始构型转化为目标构型, 是群智模块化机器人认知决策领域的一大核心问题, 得到了广泛的研究. 巨大的构型空间和严格的运动学约束, 使重构算法的设计富于挑战. 一些类型的群智模块化机器人的自重构问题已被证明是 NP 完全 (non-

deterministic polynomial-time complete) 问题^[57,58], 表明自重构问题不太可能存在多项式时间算法. 因此, 现有方法尝试得到重构问题最可能的近似解, 而不是寻找全局优化结果. 目前的研究人员致力于设计并行分布式的通用重构算法, 以实现大规模模块的快速重构. 自重构问题的形式化表示和关键研究技术进展分别在 2.1 和 3.1 小节进行了介绍.

自组装问题包含自组成 (self-assembly) 和自解体 (self-disassembly) 两个相反的子问题, 类似于自重构问题, 同样希望通过模块的运动和操作造成系统形态结构的改变, 但较自重构问题模块数量、连接性的限制较小, 模块可以由单独自由运动的状态向联合组成单一整体的状态不断变化.

基元任务是群智模块化机器人完成复杂任务的基本步骤, 包括如何覆盖一个区域、如何通过协同搬运某个物体等. 覆盖任务可以创建一个封闭的构型, 以包围目标对象, 使目标无法在不与模块碰撞的情况下, 逃离限制区域. 覆盖可以创建对多个目标物体的数量、位置限制, 在抓取、建造等复杂任务中不断使用. 较小的模块尺寸和受限的资源, 造成单个模块的功率不足以推动较重的物体, 因此, 通过协同多个模块的力、扭矩和运动来实现对物体的有效搬运对于群智模块化机器人的很多应用非常重要.

集体运动一般有流动和步态两种方式, 是模块组成物理耦合的整体后, 系统如何保持运动能力的问题. 流动的集体运动方式类似于水等液体的扩散, 群智模块化机器人通过模块的并行重构, 模拟流体的微观运动, 使系统向目标方向前进. 不同于流动通过拓扑层次的重构实现运动, 步态中系统通常保持某一构型不变, 将连接的模块视为整体, 有规律地改变某些模块间的连接角或是连接器长度 (特定于桁架型), 从而不断改变系统的关节角等几何形态, 实现整体移动.

2.3 群智模块化机器人特性

泛在计算面临场景多样、任务特征各异、时空分布拓扑复杂的挑战, 需要更高效智能的群智模块化机器人系统. 受自然界生物群智现象启发, 群智模块化机器人包含自重构、自组织、自适应、持续演化 4 个重要特性, 这些特性是群智模块化机器人与传统机器人的显著区别. 基于这些基本特性, 群智模块化机器人可以进一步发展衍生出情境感知、构型优化、自我修复等关键技术, 从而作为一种人工生命应对现实世界中非结构环境的复杂变化, 实现泛在应用.

2.3.1 自重构

泛在计算面对多样的场景和各异的任务, 群智模块化机器人通过自重构, 可以实现种类繁多的异构功能. 改变自身形态结构和组织方式是生物适应生存环境的重要策略, 细胞重排^[59] 等微观生物通过重新排列组分改变整体结构和生物性状的现象, 成为了群智模块化机器人自重构特性的灵感来源^[5]. 群智模块化机器人是一种具有重构能力的机器人系统, 模块可以根据环境和系统当前需要解决的任务重新排列形成不同的构型. 这种自重构的特性使群智模块化机器人显著区别于一般机器人, 系统不局限于单一的形态和控制策略, 而是能够在最适合当前环境和任务的形态、控制策略不同的系统结构间不断变化, 从而在复杂多变的非结构化环境中维持更高的鲁棒性, 使群智模块化机器人能够低成本地应用于现实世界的泛在任务. 相关工作将在 3.1 小节展开介绍.

2.3.2 自组织

自组织是自然界生物群智涌现现象的典范^[60,61], 具有数百万甚至数万亿个体的生物群体可以仅基于局部相互作用, 自行表现出复杂的形式. 例如, 蚂蚁可以联合起来建造桥梁或木筏以在困难的地形中前进, 白蚁可以在没有外部施工计划的情况下筑巢数米高 (数万倍于个体尺寸), 成千上万的蜜蜂

作为一个整体协同工作, 以准确决定如何觅食或建造新的巢穴。这些令人难以置信的能力是遵循相对简单行为规则的自组织过程的结果。相似的, 群智模块化机器人的自组织特性指系统在无全局信息和外部控制的条件下, 通过局部通信与协作, 自发形成复杂构型和行为, 从而完成现实任务。

群智模块化机器人的自组织特性^[62] 深刻影响了系统的自适应能力, 同时也是自组装、自修复等典型能力的基石。群智模块化机器人由大量高度耦合的模块组成, 通过设计恰当的自组织算法, 可以在没有任何集中控制的限制前提下, 自行通过局部协作快速适应新的刺激和不断变化的环境条件。由于自组织的群智模块化机器人系统由许多相对简单的个体组成, 从而具有一定的冗余, 这使得系统中的少数模块的失能并不会导致整个系统的崩溃, 较非自组织系统有更高的稳定性^[63]。正如多细胞生物学会了利用自组织原理进行自组装^[64, 65] (从单个卵细胞开始, 仅通过局部细胞相互作用, 实现胚胎发育), 群智模块化机器人的模块利用自组织原理可以实现鲁棒的自组装能力。在生物群体中, 通过自组织过程能够再生完整的身体部位或群体结构, 例如壁虎的尾巴。这种意义上的自我修复是自组织系统的一个共同特征^[66, 67]。与生物群的稳健性类似, 群智模块化机器人的自组织对扰动非常稳健^[68], 并具备基础的自我修复能力, 而不需要任何额外的过程。关于这一特性更多有趣的工作将在 3.2 小节中进行详细介绍。

2.3.3 自适应

在泛在计算环境下, 尤其是广泛存在的非结构化环境中, 各类难以预测的意外事件司空见惯, 例如障碍物的存在以及随时变化的周边环境, 都可能干扰任务的正常执行, 如何应对意外事件的发生是系统面临的重大挑战。

自适应机制^[69] 指群体完全自发地对多变的环境做出动态行为调整, 或者对群体结构进行组织变换, 以此维持甚至增强群体对环境的适应性, 是应对非结构化环境中不可预测性问题的有效解决方案。这种适应性可以在很多社会群居动物群体内观察到, 例如大雁编队拓扑变换、狼群分工捕食、鱼群或椋鸟群躲避天敌等。群智模块化机器人通过自重构改变系统构型和控制策略, 通过自组织涌现智能行为, 具备对环境变化的自适应能力^[70~72]。体现群智模块化机器人自适应特性的相关工作将在 3.3 小节详细介绍。

2.3.4 持续演化

自然界中持续数亿年的演化使生物体产生了无数性状以适应自身生存环境的不断变化, 包括差异巨大的形态结构、生理特征以及不同的行为方式和智能水平。受自然演化现象的启发, 演化的思想被引入机器人的设计制造中^[73], 通过采用基于进化任务的设计方法来取代传统的设计方法, 从而在无需人工干预的情况下自动创建机器人, 避免人类高昂的设计成本和限制, 生产出更适应环境变化的机器人。群智模块化机器人相较于固定机器人和单体机器人, 拥有更高的自由度和更低的制造成本, 从而具备更多维的演化层次, 可以在全生命周期内持续演化系统的控制能力和形态学结构。群智模块化机器人的持续演化特性能够从局部参数到整体架构自动设计组织和适应能力更强的系统, 以应对任务周期内环境中的不同挑战, 使用户能够在不知不觉之中“享用”不断迭代的服务, 最终实现“人”与“机”的共生共进化。

群智模块化机器人通过进化计算来进化机器人种群, 然后选择最适合生存的机器人以实现持续演化。即视机器人为自主的人工生物, 基于适者生存的原则(生物体通过突变、交叉和选择来增加新一代的竞争、生存和繁殖能力), 通过机器人与环境的互动发展自己的技能, 在迭代中使最适合环境需求的机器人能够生存和繁殖, 直到满足性能标准的机器人产生^[74, 75]。通过持续演化, 群智模块化机器人

不断自我调整优化运动规划、控制策略和形态结构,可以增强自重构、自组织、自适应的能力,提升了各类任务中的设计水平,从而完成复杂任务、适应环境变化,具体的工作在第 3.4 小节中详细介绍.

3 关键技术

3.1 群智模块化机器人自重构

群智模块化机器人区别于传统单体机器人最重要的特性是系统自身的可重构能力,基于这种能力可以适应复杂多变的环境,从而高效完成泛在计算场景下特征各异的任务.如何实现大规模系统的快速自重构是本领域的重要科学问题.群智模块化机器人自重构技术旨在根据当前环境及任务需要实现机器人系统构型的快速变化.这一技术有三层内涵:一是如何设计机器人系统的环境感知能力,二是如何搜索机器人系统的构型空间,三是如何实现不同构型间快速重构的算法.

3.1.1 模块环境感知能力

环境感知能力对于群智模块化机器人系统在泛在场景中执行复杂任务并实现多功能性的优势至关重要.在任务执行过程中,群智模块化机器人的不同模块需要感知环境变化以及其他模块的行为,从而和其他模块进行信息共享,为搜索算法和高效重构提供信息.需要感知的情境包括自身所处位置和状态、其他机器人的位置和状态、当前环境地形、障碍物位置及大小以及环境的温度湿度等.

目前经常被使用的感知结构包括近距离传感器、地面传感器、速度传感器、扭矩传感器、倾角传感器、光敏传感器和摄像头等.这些传感器通常为群智模块化机器人提供一些简单的环境参数或自身状态参数,用于机器人行为决策,但不能作为机器人之间相互感知或通信的工具.

表 1^[47,48,76~81] 整理了目前比较具有代表性的模块化机器人工作中所使用的传感器类型.目前群智模块化机器人用于相互交流和感知的传感器主要有 3 种,分别是磁场传感器、红外传感器和蓝牙传感器,如图 5^[81,82] 所示,图 5(a) 为霍尔传感器,图 5(b) 为机器人常用的 mini 红外传感器,图 5(c) 为 Molecules 中蓝牙通信模块^[82].模块化机器人需要感知自身此时的构型,并向其他模块传递命令,相互协作.磁场传感器使用较多的是霍尔传感器,可感知反应距离、强度、面向磁铁的方向、错位变化的磁通量,具有对磁场敏感、结构简单、体积小、频率响应宽、输出电压变化大、受环境影响小和使用寿命长等优点,可以将变化的磁场转化为输出电压的变化.红外传感器基于反射面的反射率和方向可以探测 1~15 mm 范围内物体的距离.蓝牙传感器可以同时传输语音和数据,有很好的抗干扰能力和低功耗的特点,传输距离一般是 10 cm~10 m,最大可实现 100 m 的通信距离.磁场传感器和红外传感器可以使机器人感知到彼此的位置等信息,有助于机器人完成协作任务.磁场传感器可以获得所感应物体的位置,通过在模块化机器人上部署磁场传感器可以准确感知到彼此的位置、速度等.磁场传感器也可以敏锐感应到环境中磁场的变化,可以在环境中部署变化磁场,从而引导机器人做出相应反应,实现模块化机器人的精确控制,使其能在脆弱复杂的环境中做出精确反应,如人体医疗^[83].根据机器人的运动方向在所需感知的方向或运动关节上安装磁场传感器.红外线传感器通过计算接收到光强度的大小,从而判断同伴和障碍物的距离和方位,其比磁场传感器能够探测得更加精细,因为其精确性和易受环境干扰的性质,通常在室内环境以及不太复杂的室外环境中使用,安装在机器人的边缘来进行工作.蓝牙传感器除了可以在群智模块化机器人内部传递位置信息外,还可以为机器人之间的数据、决策等信息的传递提供技术支持,进一步提升了群智模块化机器人的感知能力和协作能力.和其他传感器相比,蓝牙传感器功率更低,可以完成各种不同通信协议之间的转换和信息共享,具备同外部通信网络之间的数据交换功能,可以应用在小型或需要较远信息传递的模块化机器人上,如户外搜索.

表 1 不同模块化机器人中用于相互交流和感知的传感器类型

Table 1 Types of sensors for mutual communication and perception in different modular robots

	Magnetic field sensor	IR sensor	Bluetooth sensor	Fiber Bragg grating sensor
PolyBot [48]	✓	—	—	—
Telecubes [76]	✓	—	—	—
ATRON [47]	—	✓	—	—
SuperBot [77]	—	✓	—	—
Molecubes [78]	—	✓	✓	—
M-TRAN III [79]	—	✓	✓	—
Soldercubes [80]	—	✓	—	—
MINIR-II [81]	—	—	—	✓

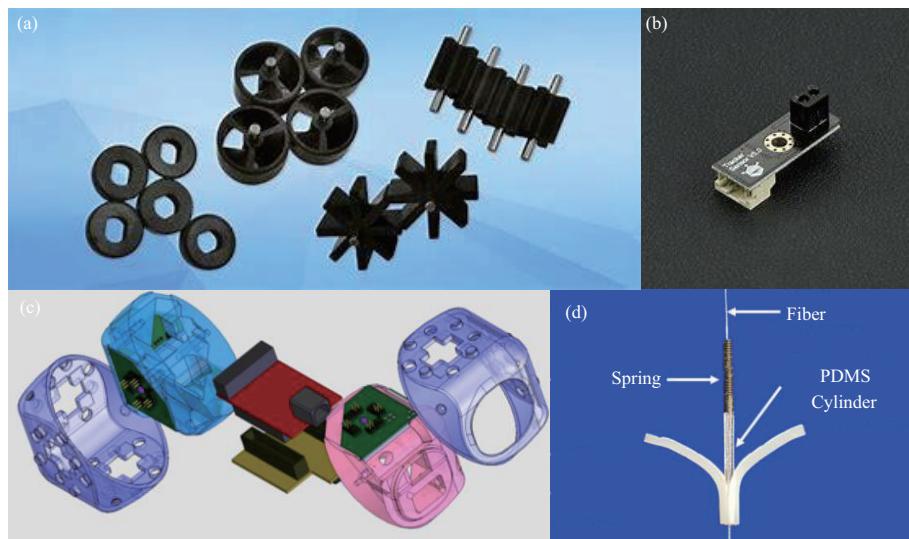


图 5 (网络版彩图) 模块化机器人常用传感器. (a) 霍尔传感器; (b) 机器人常用的 mini 红外传感器; (c) Molecubes 中蓝牙通信模块; (d) MINIR-II 中光纤传感器的结构图

Figure 5 (Color online) Sensors commonly used in modular robotics. (a) Hall sensors; (b) mini infrared sensor commonly used in robots; (c) Bluetooth communication module in Molecubes^[82]; (d) structure of the fiber optic sensor in MINIR-II^[81]

蓝牙传感器根据需求, 可安装在模块化机器人的内部.

对环境和用户等情境信息的获取, 也一直是泛在计算领域的重要研究方向, 目前泛在计算的感知方式已经从依赖传统的“狭义”传感器转变为依赖更为“广义而泛在”的无线信号. 从泛在计算的视角来看, 提升群智模块化机器人的感知能力至关重要. 除了以上的三类传感器外, 近年也出现了一些新型的传感技术, 如光纤传感器、仿生传感器等, 图 5(d) 展示了 MINIR-II 中光纤传感器的结构, 它们可以提高群智模块化机器人的内外部感知能力. 光纤拥有良好的抗电磁和原子辐射干扰的性能, 且耐水、耐高温、耐腐蚀, 能够在其他传感器达不到的高温区或核辐射区等极端区域内仍保持良好的性能. 光纤传感器将来自光源的光经过光纤送入调制器, 使待测参数与进入调制区的光相互作用后, 导致光的光学性质(如光的强度、波长、频率、相位、偏振态等)发生变化, 称为被调制的信号光. 通过测量被调制的信号光的物理特性, 得到相关的环境或自身信息, 具有灵敏度高、动态范围大、体积小、重量

轻、适合狭小空间等特点。光纤传感器可以很好地满足特殊模块化机器人的精度需求, 可应用于工业模块化机器人中。此外, 采用固定化的细胞、酶或者其他生物活性物质与换能器相配合组成仿生传感器近年也逐渐使用在电子学中, 这种传感器的特点是机能高、寿命长, 具有生物模拟性。仿生传感器可应用于军用、检测类模块化机器人。仿生传感器研发壁垒高, 目前仍处于发展初期, 其在稳定性、自我修复性、适应性、可批量生产性等方面存在明显不足, 仍需进一步研究。

模块间的通信协议较为常见的为 I²C 协议, 也有其他协议在被使用。如 ATRON^[47] 在一个半球内使用 I²C 协议, 在两个半球内使用 RS-485 协议; SuperBot^[77] 也使用 I²C 协议进行主从通信。

3.1.2 构型空间搜索算法

在进行环境感知后, 群智模块化机器人需要对当前环境进行判断, 并在构型空间内搜索最适合解决任务的构型。对于简单设计的机器人物型空间, 可以手动枚举可能的构型的总数, 并且这组机器人物型可以很容易地根据任务要求进行测试。随着模块设计变得更加复杂和通用, 机器人物型的数量不断增加。Harary^[84] 在 1967 年对于有限数量的“细胞”构成的搜索空间提出了一个 $a_n > 3.6^n/8$ 的粗略指数下界, 其中 a_n 是多边形细胞形成的不同构型的排列数量, n 是多边形细胞的数量。 a_n 的下界与 n 指数相关, 随着 n 的数量的增大, a_n 的数量会快速增多。因此, 寻找一种有效且系统的方法以在庞大的构型搜索空间内找到最优构型对于模块化机器人来说是富有挑战的。

在对搜索空间进行构建和搜索之前, 通常采取不同的建模方法来减少搜索空间的大小并加快搜索过程。用简单的方法来表示可供搜索算法实现的搜索空间是必要的。各种表示方法的优缺点对比如表 2 所示。

图表示: 目前较多使用的表示模块化机器人的拓扑结构的方法为图表示法, 如图 6(a)^[28,85] 所示。图表示法中模块化机器人的每一种构型都可以表示为一组边和顶点的集合, 其中节点表示模块, 边表示它们之间的连接^[86]。对于异构模块化机器人, 使用图表示法可能出现拓扑图相同但功能不同的情况。

连接器图表示: 为了解决不同功能的构型具有相同图表示的问题, Hou 和 Shen^[85] 引入了连接器图方法 (connector graph, 又称 C 图), 将连接端口和方向嵌入到构型的图表示中, 如图 6(b) 所示。在连接器图表示中, 每个节点都有有限数量的端口, 这些端口在内部被标记为对应于相应模块的连接器。比如模块 u 的一个连接器 i 和模块 v 的一个连接器 j 之间的连接对应于连接图中 u 和 v 之间的边 “ $i \rightarrow j$ ”, 或 v 和 u 之间的边 “ $j \rightarrow i$ ”。连接器图可以唯一表示一种构型。

连接矩阵表示: 将模块化机器人的每一面和相应关节编号, 用连接矩阵表示机器人模块中单个链接和关节的连接性, 其顶点是连接端口, 边是连接关节^[87], 可以表示为只包含 0 和 1 的点边连接矩阵^[88], 如图 6(c) 所示。连接矩阵中的列数和行数分别等于图中的边数和顶点数, 如果连接端口和关节相连, 则为 1, 否则为 0。这种表示的缺点是: 如果缺少连接端口的信息及其对接方向, 连接矩阵就不能完全表示模块化机器人的构型。为了解决这一问题, Chen 和 Yang^[89] 提出了一种考虑关节和端口标号的矩阵表示方法, 可从矩阵图中获得不同构型的表示方法并推导相同构型的等价性。Dong 和 Li^[90] 也提出了一种类似的构型耦合矩阵 (configuration coupling matrix, CCM), 可以直观、完整地描述实际构型中的连接模块和关节模块。

格连通图: 这种方法用格点表示模块, 将顶点置于格的中心, 这样两个给定顶点之间的最短路径的长度就代表了占据与这些顶点对应的格点的模块之间的距离, 便于在基于格的构型表示中测量模块之间的距离^[91]。

除此之外, 对于特定类型的模块化机器人, 不同作者提出了不同的表示方法, 如 Yim 等^[92] 为 Proteo 模块化机器人提出的 Proteo 模型, 封装了模块空间, 放松了模块的运动约束; 元模块模型^[93] 将

表 2 表示方法的优缺点对比

Table 2 Comparison of advantages and disadvantages of modeling methods

Method	Advantages	Disadvantages
Graph representation	Expressing simply and effectively	Unable to fully represent heterogeneous robots
Connector graph	Intuitively describing the configuration Able to indicate the interface of the connection	Complex when there are too many modules
Incidence matrix	Able to represent connected structures and configurations Read quickly by computer	Increasing rapidly when the number of modules increases
Lattice connectivity graph	Conveniently measuring distances between modules in a lattice-based configuration	Unable to handle other types of modular robots

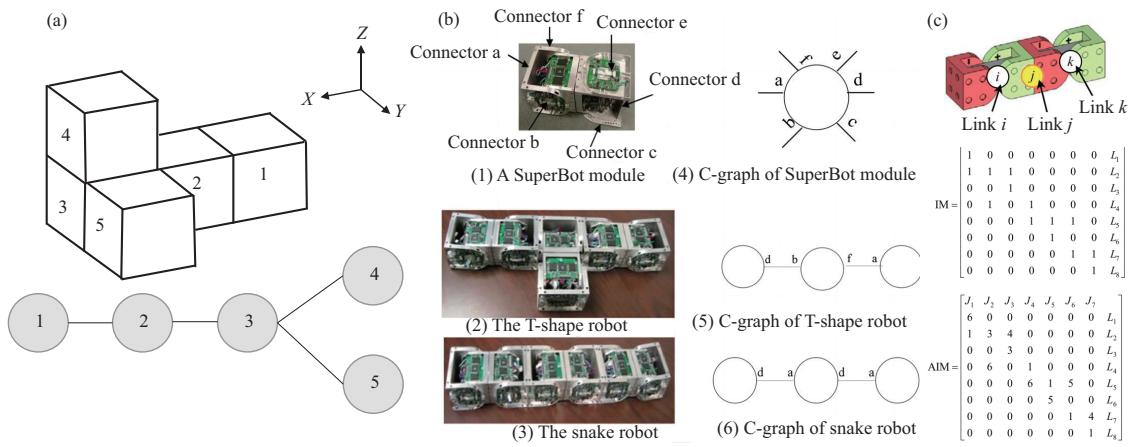


图 6 (网络版彩图) 三类搜索空间表示方法. (a) 图表示; (b) 连接器图表示; (c) 连接矩阵表示

Figure 6 (Color online) Three types of search space representation methods. (a) Connectivity graph; (b) connector graph [85]; (c) incidence matrix [28]

模块化机器人的最小单元设置为组合后的模块, 强调在更大的模块构型空间中寻找合适的构型组合, 从而减少了搜索空间的大小, 加快了搜索速度.

在对模块化机器人的构型进行表示时, 还需要考虑该方法是否能够证明构型的等价性, 以及是否区别了同构但功能不同的构型. Park 等 [94] 对不同构型的连接矩阵应用图谱 (graph spectra) 比较, 找到了将给定构型映射到已知构型的置换矩阵, 并通过分析相应连接矩阵的特征向量来检测表示中是否出现同构.

在对不同构型进行表示后, 如何通过不同算法来搜索符合任务需求的构型是模块化机器人完成任务的关键, 根据模块化机器人物型空间搜索时所需信息多少、是否具有自适应性及是否具有演化特性, 将对模块化机器人物型空间搜索算法进行介绍. 各种搜索算法的优缺点对比如表 3 所示.

无信息搜索算法: 深度优先、广度优先、迪杰斯特拉等搜索算法是传统的构型空间搜索算法. 该类方法对于目标构型信息较少, 需要对构型空间进行枚举, 不具备自适应性和演化特性, 需要根据任务进行单独设计. 随着机器人数的增多, 构型空间复杂度的提升, 这些方法难以在短时内找到能够适合当前任务的构型, 且计算成本很高. 但仍可作为辅助算法内置在模块化机器人中, 解决少量模块

表 3 搜索算法的优缺点对比

Table 3 Comparison of advantages and disadvantages of search algorithms

Algorithm	Advantages	Disadvantages
Uninformed search algorithm	Able to search the optimal results Available for a small number of modular robots	Unable to solve the search problem of a large number of modular robot configuration spaces Unable to be used for parallel search Central search
Improved search algorithm	Faster (compared to the uninformed search algorithm) Lower computational cost (compared to the uninformed search algorithm)	Unable to solve the configuration space search problem of a large number of modular robots Depending largely on the definition of the heuristic formula
Hierarchical search algorithm	Self-adaptive Lower task complexity Available for the multi-constrained target configuration search	Requiring a suitable decomposition method and a corresponding action set Dependent on expert knowledge
Evolutionary search algorithm	Self-adaptive and evolutionary Available for the configuration search for multi-objective and heterogeneous modular robots	Requiring a suitable initial configuration set and a constraint function Unable to calculate in real time (evolution takes a long time)

化机器人的构型空间搜索问题 [93, 95].

改进后的搜索算法: 包括 A* 算法、图语法算法等, 通过设置约束函数等方式帮助减少搜索空间的大小, 加速搜索过程, 该类方法所需信息比传统搜索算法更多, 根据人为设定能够引导搜索边界走向有希望的目标方向, 但其仍然不具备自适应性和演化特性, 需要根据任务进行单独设计. A* 算法利用确定性函数 (用于测量从初始构型到满足要求的目标构型的路径成本) 和启发式函数 (用于估计从该构型到目标构型的“距离”) 的组合进行剪枝 [91].

分层搜索算法: 包括层次任务网络、分治法和动态规划等算法, 该类方法将复合任务集分解为更小的子任务集进行解决. 层次任务网络 [96] 将任务分解直到达到可由规划操作符执行的原始任务再进行求解, 分治法 [97, 98] 在自己分解的子空间中局部求解每个问题, 动态规划与分治法类似, 但与分治法中各个子任务是相互独立的情况不同, 其分解得到的子空间解之间是不独立的, 具有时间、资源或其他限制 [99]. 分层搜索算法所需信息较多, 具有自适应性, 但不具有演化特性.

演化搜索算法: 包括遗传算法、图语法算法等, 通过使用不同的方法对构型进行表示, 使用一定的评价函数来约束构型的变化. 遗传算法 [100] 使用遗传串来表示构型, 在初始化时为种群中的每个个体分配一个适应度值, 随后在每次迭代中, 通过交叉、复制和突变来产生新的后代, 并通过保留更适合完成任务的父代来影响演化的方向和速度. 通过多次迭代产生最佳子代, 即最优构型. 图语法算法一般将初始图称为公理, 轨迹称为推导, 重写规则称为生成. 通过将单个机器人模块定义为点, 模块间的连接定义为边, 标签定义为机器人的状态, 从而将状态搜索问题通过上下文相关的图语法生成方法解决. Klavins 等 [101] 使用图语法生成构型空间和最优构型, 通过三元组推导的方法求得最优状态. Zhao 等 [102] 在 Klavins 等的基础上, 基于这种图语法生成方法的思想提出了一种用于模块化机器人的构型生成的图语法算法, 该算法适用于异构模块化机器人最优构型的生成, 将真实的组件映射为可生成的构型, 可以适应不断变化的组件原语. 通过图启发式搜索迭代产生巨大的搜索空间, 并学习了一个启发

式函数来逐步引导搜索最优构型. 该类方法所需信息不多, 同时具有自适应性和演化特性.

3.1.3 多模式构型约束下的快速重构

在完成构型空间的搜索后, 群智模块化机器人需要快速重构自身构型以适应多样环境并完成复杂任务. 模块化机器人的自重构可以看成是在构型空间的两个构型之间找到一条满足某种条件的最优路径 (从初始构型变换到目标构型的全部模块运动过程). 自重构问题的挑战源自模块的数量及其自由度产生的维度灾难, 需要在高维空间中分析重构运动规划的数据, 这已被证明是一个 NP 完全问题. 传统的运动规划技术在低维度上效果良好, 并确保可以找到解决方案, 但在构型空间的拓扑结构非常复杂的模块化机器人自重构问题上可能会由于自由度过大而失效.

重构算法可根据是否有中心控制器分为中心式重构算法和分布式重构算法. 中心式重构算法通过训练一个功能强大的中心控制器来完成模块化机器人的快速重构. 各模块只需接受中心控制器的命令并完成即可. 此类方法适用于任务之间不会有明显区别的情况. 由于通信成本和信息的不确定性, 重构算法往往无法准确地感知各模块的位置, 机器人也无法做到完全的互相感知, 也因此相比于基于控制中心的重构方法, 分布式的本地搜索算法可用于进行小范围内的重构, 使每个模块根据通过本地感知和通信收集的信息规划其行动. 随着人们对群智模块化机器人个体能力的需求增强, 人们希望模块化机器人的每个模块都能有自己的分析处理能力, 而不是依赖于一个控制中心, 分布式算法逐渐成为目前研究算法的主流. 根据机器人的物理结构不同, 重构算法也有多种不同, 此小节介绍有代表性的重构算法. 各种重构算法的优缺点对比如表 4 所示.

(1) 中心式重构算法. 中央网络重构: 中央网络重构算法训练复杂的神经网络作为模块化机器人的中枢模式发生器 (central pattern generators), 其神经网络由一系列神经振荡器与多重反射回路系统组成, 通过中枢模式发生器来控制模块化机器人以进行重构^[103]. 基于振荡器产生的周期性驱动模式来控制每个执行器, 根据机器人的速度来优化每个振荡器的相移, 通过训练中枢模式发生器从而做到既可以优化控制参数, 也可以在线优化机器人的物理参数, 使其能够中心式控制形态重构和步态调整.

在线规划重构: 在线规划的重构算法一般会设计一种搜索驱动函数, 对模型的重构进行逐步的计算和搜索. 模块化机器人通过和中心进行连接, 实现实时的控制和重构. 例如, UBot^[104] 使用一种将构型相似程度作为搜索驱动函数的在线重构方法, 可以在合理的时间内找到一个需要较少步长的变形路径, 并在实体机器人上完成了测试.

(2) 分布式重构算法. 预先编码重构: 预先编码重构算法对不同环境下机器人的行为进行预先编码定义, 当模块化机器人触发了预定的条件后, 采取固定的行为模式. 这种重构方式需要模块间具有良好的通信或强大的中心控制, 来避免同时活动时不同模块发生碰撞的情况出现. Wong 和 Walter^[105] 在进行六边形模块化机器人从任意构型变为直线构型的算法研究中, 将平面划分成等大小的六角形单元来表示模块化机器人, 每个模块执行相同的算法, 同时移动的模块数量受目标链方向、模块最后移动方向和目标单元位置等条件控制, 从而避免碰撞和碎片化. 每个模块在每个时间步中都需要首先检查它是否可以自由移动, 无需预处理和全局的消息通信, 也可以避免冲突的出现. 但由于机器人的行为是预先设定好的, 因此此类模块化机器人无法处理突发情况, 不具备可扩展性.

梯度下降重构: 基于梯度下降的重构算法旨在通过梯度下降的方法引导模块从初始构型到达目标构型, 梯度信息为分散的模块提供了局部移动方向. 在该方法中, 一些模块被初始化为“源”, 随后其他自由模块被源所吸引, 并计算其附近的“吸引度”(类似于信息素)的浓度, 并根据下降最快的梯度去决定行为^[106].

L- 系统重构: L- 系统 (Lindenmayer-system) 是由荷兰 Utrecht 大学的生物学和植物学家林登麦

表 4 重构算法的优缺点对比

Table 4 Comparison of advantages and disadvantages of reconstruction algorithms

	Algorithm	Advantages	Disadvantages
Central	Central network reconfiguration	Able to generate consistent patterns without feedback Self-adaptive	Parameter optimization becomes difficult when the degrees of freedom increase
	Online planning reconfiguration	Valid result	Requiring a good communication system Heavily depending on a central system, not self-adaptive
Distributed	Precoded reconfiguration	Effective	Unable to deal with emergencies Non-scalable
	Gradient descent reconfiguration	Parallel processing Faster processing speed	Not definitively optimal Close communication between modules The gradient descent function needs to be carefully selected, and the gradient descent direction may conflict with the module constraints
L-system reconfiguration		Capturing the interaction between the robot and the environment Convergent	Appropriate artificial settings are required initially Not definitively optimal Close communication between modules
	Reinforcement learning	Learning a distributed controller Self-adaptive	More suitable for isomorphic modular robots As the number of robots increases, convergence is difficult and requires a longer training time

伊尔 (Aristid Lindenmayer) 于 1968 年提出的有关生长发育中的细胞交互作用的数学模型, 被广泛应用于植物生长过程的研究中。L- 系统为简单多细胞生物体的生长提供了一种正规描述, 并且试图证明植物细胞之间的紧密关系。之后, 这个系统被扩展为用于描述具有复杂枝权结构的高等植物。L- 系统算法已被证明是一种可以应用于模块化机器人分布式自重构的实用^[107] 且收敛^[108] 的算法。在模块化机器人系统内, L- 系统根据局部规则描述一个模块的全局发展, 使通过参数再现规则成为可能, 并捕捉机器人行为和环境影响之间的相互作用。Bie 等^[109] 通过捕获局部环境特征对机器人的影响, 设计了一个针对滑动立方体模型的环境敏感自重构 L- 系统。根据机器人模块的分布特性扩展 L 系统符号和再现规则, 使模块化机器人可以完成目标构型的构造并具有一定的环境自适应性。

强化学习重构: 基于强化学习的重构通过为智能体设置惩罚和奖励函数, 引导智能体学习状态变量 s 和行为变量 a 之间的映射, 从而使每个状态 – 行动对的长期折扣奖励最大化, 最终学习到可以解决目标问题的策略 $\pi(s(a))$ 。使用强化学习算法解决重构需要部分先验知识或对状态空间进行限制, 以

解决其搜索空间较大的问题. Le 等^[110] 针对具有 4 个模块的 hRombo 菱形机器人提出了一个完整的能量感知覆盖路径规划框架, 通过强化学习解决模块化机器人重构中的最优路径规划问题, 奖励函数和动作空间是基于机器人运动学和转换、平移和定向动作等所需的能量来构建的.

随着对群智模块化机器人的深入研究, 系统的建模和算法设计逐渐从简单抽象变得复杂具体. 在这个过程中, 模块化机器人的连通、孔洞以及阻塞等问题逐渐被研究人员注意. 连通问题指的是在进行重构时要尽量避免模块的过分分割, 以确保机器人内部的连通性、核心系统的完整性, 以减少重构时间. 针对该问题, Subramanian 等^[111] 设计了一种通过在系统内部传播一个连通性令牌来检查相邻模块的可达性的算法, 从而最大限度地增加已识别的移动模块数量, 并尽可能减少查找这些模块所需的时间. 重构时可能还会碰到外部模块无法进入内部, 或内部模块被限制在某个孔洞内无法找到出口的孔洞问题. 为了避免自重构过程中出现这种问题, Pickem 等^[112] 提出了一种孔洞检测算法, 以避免在连接的模块集合中产生孔洞. 他们的算法通过计算构型邻接矩阵的图拉普拉斯算子的特征值, 并计算零特征值的数量来确定孔洞数量. 阻塞问题通常发生在分布式重构算法中, 该问题可以通过加强模块之间的交流来得到改善. Luo 等^[113] 提出了一种球形机器人跨越立方体障碍时防止阻塞和冲突的自重构算法, 通过全局的优先算法为每一个空闲模块分配目标位置. 在未来, 群智模块化机器人算法设计会逐渐完善, 更加具体且贴近现实.

3.1.4 模块化机器人协同决策

群智模块化机器人的协同决策要求每个模块既根据各自的信息和任务独立进行决策, 也可以根据整体目标与环境或其他模块进行协同决策. 和集中式方法相比, 分布式系统需要更多的时间到达所有模块的期望状态, 但同时也拥有恒定内存使用、本地通信可靠、恒定控制频率和简单等优点, 从可扩展性、鲁棒性和容错性来看更符合模块化机器人的内在特性和长期发展. 根据协同决策的对象不同, 群智模块化机器人的协同决策可以分为通信协同、博弈协同、环境协同等, 接下来我们介绍几种针对不同任务的模块化机器人协同决策方式.

基于激素的协同决策: 受生物细胞中化学信号的启发, Shen 等^[114] 在 CONRO 模块化机器人中引入了基于激素的同步方法, 其中“激素”被认为是可以触发模块不同动作的特殊信息. 激素可以用来协调在有限的通信设施和动态网络拓扑中的模块行为. Hamann 等^[115] 所提出的人工稳态激素系统 (artificial homeostatic hormone system) 中介绍了人工激素信息, 这些信息在模块化机器人内部扩散, 通过传递参数来控制每个时间步中执行器的行为. 激素在机器人体内的扩散使得各模块的运动是同步的, 每个模块的行为都是对其吸收的激素水平做出的反应, 基于这种同步, 系统对模块的添加或删除都较为鲁棒. 激素还可以被单独用于同步控制器^[116], 或与其他技术相结合. 例如 Moreno 和 Gomez^[117] 提出了一种基于激素和中枢模式发生器 (central pattern generators, CPG) 的混合步态控制策略. 其中, 中枢模式发生器负责产生运动原语, 而激素将感觉反馈信息传播给中枢模式发生器, 使中枢模式发生器网络能够完成复杂的任务, 如避障和穿越不平坦的地形.

基于联盟博奕论的协同决策: 博奕论被认为是对互动主体进行建模并解决主体之间冲突的有效工具, 可以协调多个个体的行动以达到一个共同的目标. 近年来, 博奕论在多智能体和群体机器人系统中得到了广泛的应用, 在群智模块化机器人方面也具有巨大的潜力. 联盟博奕论 (coalition game theory) 作为博奕论的一个分支, 已经被有效地用于进行合作任务的多智能体系统中: 每个智能体根据合作博奕论得到足够的奖励留在联盟中, 而不是随意离开联盟^[27]. Dutta 等^[118] 提出了一种当目前的构型不足以有效地执行给定任务时, 模块化机器人如何动态识别最适合当前环境的最优构型的方法. 该方法将模块化机器人可以变化的构型转换成联盟结构图 (coalition structure graph, CSG) 中所有可能的分

区, 并通过在该图中找到“最佳”节点来解决最佳构型的搜索问题. 同时通过分支定界搜索算法从搜索过程中消除了具有较差效用的联盟, 加快搜索速度.

基于环境的协同决策: 在基于环境的协同决策中, 环境可以向群智模块化机器人发出信号, 包括磁场、引力场等, 通过环境的引导使机器人能够获得周围的信息, 并与环境共同作出决策. Zhu 和 Baz^[119] 提出了一种基于简化永电磁 (simplified electro-permanent, SEP) 磁体的新型毫米级执行器, 通过控制 SEP 磁体的极性, 这种执行器可以实现连接和平滑运动. 采用该执行器的 DILI 模块可以在没有电源的情况下顺利移动并连接到其他模块, 其最高速度可以到达 20 mm/s.

3.2 群智模块化机器人自组织

一般来说, 机器人被设计时即带有特定的用途, 如进行巡逻的机器狗、家用扫地机器人、工业上用于组装的机械臂等. 对这些机器人来说, 任务完成的速度和质量是评价其好坏的标准. 然而近年来, 越来越多的机器人系统需要在各种动态、不可预测甚至是未知的环境中完成各种复杂的工作^[120]. 过去的预编码技术经常会导致多机器人系统表现出高度的冗余性, 并且无法提高其群体内部的组织性和资源利用率^[121].

与传统的预编码技术相比, 具有自组织性的群智模块化机器人系统在动态、未知的泛在计算环境中鲁棒和高性能. 群智模块化机器人系统在模块数量上远高于传统的机器人系统, 模块间的交流合作比普通的机器人系统更紧密. 如何提升复杂庞大的群智模块化机器人系统的自组织能力富有挑战.

自组织是一个自发的过程, 产生于正反馈 (奖励)、负反馈 (如饱和、资源耗尽等)、随机性和个体之间的多重交互^[122] 这 4 种成分的相互作用. 群智模块化机器人自组织指系统在无全局信息、外部控制的条件下, 通过局部通信与协作, 自发形成复杂构型、行为, 从而完成现实任务的过程. 其中随机性和完全分布式控制是群智模块化机器人自组织的核心^[123]. 分布式控制使群智模块化机器人系统的任务可以被分配给任何一个合适且非特定的模块, 如果部分模块不能够很好地完成任务, 其余模块可以自行补偿它们的角色, 从而保证系统任务执行的鲁棒性^[124~126]. 由于单个机器人模块不需要全局交互, 因此增加模块的数量、扩大系统的规模几乎不会影响单个机器人模块控制器的计算复杂度, 即系统具有可伸缩性^[127].

Bayindir 和 Sahin^[128] 研究了群机器人系统自组织聚集动力学问题, 他们假设这些同构的机器人只有局部的感知能力, 无法获得远处机器人的位置、场地大小和机器人总数量这些信息, 并研究了在这些约束下的一种基于概率有限状态机 (probabilistic finite state automata, PFSA) 聚合的概率模型, 可以在缺乏邻居部分信息时仍表现出较好的自组织性和一定的计算可伸缩性. Jangjou 等^[129] 针对自组织机器人系统提出了新的复杂任务划分和通信算法来提升机器人系统的性能并降低干扰. Correll 和 Martinoli^[123] 利用概率宏观模型来捕获并统计自组织机器人群的平均动力学和性能, 将机器人的行为抽象为任意概率有限状态机 (probabilistic finite state machine, PFSM), 其中状态是根据感兴趣的程度来选择的. 机器人之间或机器人与环境之间的交互由状态转换表示, 并被抽象为遇到的概率, 而在某一状态下所花费的时间则由平均交互时间得到. Yang 等^[130] 则基于细菌趋化性, 提出了一种用于目标搜索和捕获的群体机器人分散控制算法.

在实体机器人设计方面, Thandiackal 等^[131] 参考脊椎动物在游泳时的中央模式发生器和局部压力敏感受体, 设计出能够与环境进行文件交互的脊椎模块化机器人. 区别于多数自组织机器人系统在物理模型和能力上的同质性, Dorigo 等^[132] 设计了一个异构的自组织机器人系统 — Swarmanoid, 首次进行了集异构自组织机器人系统的集成、开发和控制于一体的尝试. 如图 7^[132] 所示: 图 7(a) 为 Swarmanoid 的 3 个手部机器人模块, 用于抓握的手提供了基本的操作能力并使手部机器人模块能够



图 7 (网络版彩图) Swarmanoid 的 3 种机器人模块. (a) 手部机器人模块; (b) 脚部机器人模块; (c) 眼部机器人模块

Figure 7 (Color online) Three robotic modules for Swarmanoid^[132]. (a) Hand modules; (b) foot modules; (c) eye modules

在物理上相互连接; 图 7(b) 为脚部机器人模块, 图中的两个脚部机器人模块点亮了它们的 LED 通信环, 可以被其他脚部机器人模块的机载摄像机检测到; 图 7(c) 为眼部机器人模块, 使用靶距和轴承通信装置保持联系. Dorigo 等认为同质的自组织系统忽略了在自然系统中存在的异质性 (物理、空间、性能和信息的异质性), 只研究同类型系统组件间的相同作用, 鲁棒性较差. 因此, Swarmanoid 构建了 3 种不同构型和功能的机器人模块, 包括手部机器人模块、脚部机器人模块和眼部机器人模块. 手部机器人模块能够爬上一些垂直表面, 并对小物体进行一些操作; 脚部机器人模块是专门在各种地形上移动, 能够自动组装和运输物体的小型自主机器人; 眼部机器人模块是可以自主飞行的机器人, 可以附着在天花板上, 从特殊位置分析环境. 通过结合异构模块不同的感知能力和驱动模式可以应对多种环境并实现不同任务.

基于相似的思想, Oh 等^[24] 讨论了自组织机器人的一种设计策略, 如图 8^[24] 所示, 模块可以通过被赋予的局部规则来产生所需的全局组织性, 如聚集、隔离或分类. 该文详细介绍了一些可能对群机器人系统自组织性有效的规则, 如雷诺兹行为规则^[133]、基于区域的形状控制的势能函数^[134] 等.

3.3 群智模块化机器人自适应

除了上述讨论的自重构、自组织的特点之外, 和过去设计的机器人相比, 群智模块化机器人对环境和任务变化的自适应性也很重要. 自适应体现在群智模块化机器人可以通过不同的任务要求和环境改变自身形态从而实现不同的功能, 这对具有泛在、动态、移动、开放特性的泛在计算至关重要.

Zhong 等^[135] 设计了一个由多个移动模块组成的新型移动自重构机器人 Tanbot (如图 9(a)^[135, 136] 所示). 单个模块能够通过扩展自身来进行简单的自重构. 几个模块可以通过传感器和摄像头对接, 形成一个完整的机器人. 该机器人可以用改变自身形态来通过不同地势, 具有一定的环境自适应性. 通过改进信号处理的卡尔曼 (Kalman) 滤波方法, 使其不需要获取以往所有的数据来进行估计, 只需要

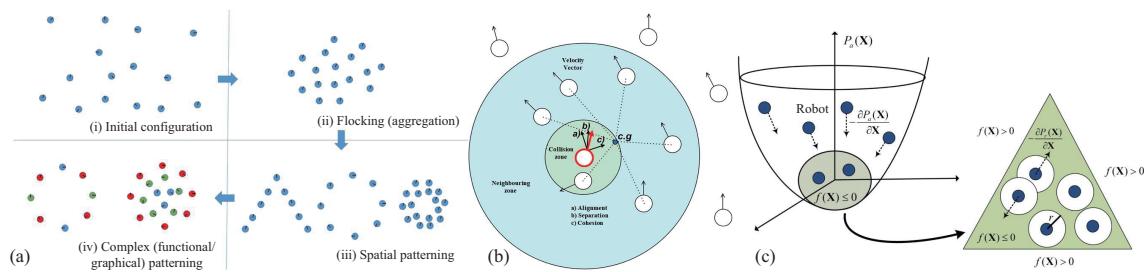


图 8 (网络版彩图) 自组织机器人设计规则. (a) 群体机器人图案形成过程; (b) 雷诺兹行为规则; (c) 基于区域的形状控制的势能函数

Figure 8 (Color online) Design rules for self-organizing robots [24]. (a) Pattern formation process of swarm robots; (b) Reynolds behavior rule; (c) potential energy function for region-based shape control

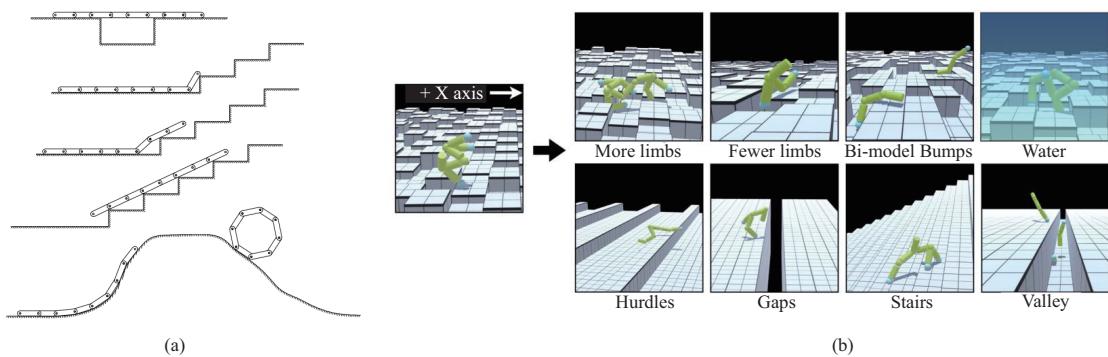


图 9 (网络版彩图) 群智模块化机器人自适应. (a) Tanbot 基本能力示意图; (b) “肢体” 在不同环境中通过改变构型完成运动任务

Figure 9 (Color online) Self-adaption of the crowd modular robotics. (a) Tanbot's basic capabilities [135]; (b) limbs complete motion tasks by changing configurations in different environments [136]

最新的估计值和观测数据来估计当前的信号值, 计算量较少, 实时性较好. 该算法只要确定了系统参数, 就可以对所有观测信号进行滤波, 使该模块化机器人系统具有一定的自适应性.

Pathak 等 [136] 研究了如何通过一个具有共享参数的公共策略网络, 实现模块化机器人的拓扑表示和信息交流. 通过在其设计的“肢体”(limb)模块化机器人中加入强化学习的训练使机器人获得根据不同任务和环境要求进行组装改变自身构型的能力, 通过这种方式使模块化机器人能够跨越不同程度的障碍, 如图 9(b) 所示.

3.4 群智模块化机器人持续演化

地球最早的生命大约出现在距今 38 亿年前, 在从 38 亿年前到 6 亿年前这长达 32 亿年的时间里, 生命缓慢演化. 直到距今 6 亿年前出现了单细胞生物, 随后演化成了不同的动物形态. 在漫长的时间中, 生物和环境互相影响、相互制约, 共同演化成为具有不同特点的生态系统. 演化使得生物和环境相互适应, 使生物具有更强的自主性和稳定性 [27]. 然而在目前的群智模块化机器人系统中, 使用机器学习来产生具有自适应能力的模块成为主流, 这种方法忽视了机器人系统的自主性. 因此一些研究学者引入了演化算法来增强机器人系统的自主性, 使其能够在与环境的作用下持续演化, 更好地适应环境并完成任务.

应用演化算法来改进群智模块化机器人的结构和行为既可以增强其个体模块或整体的行为, 同时

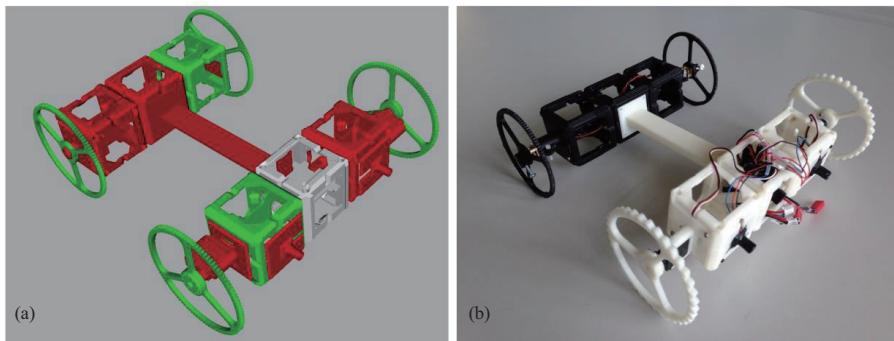


图 10 (网络版彩图) RoboGen 软件生成模块化机器人. (a) 生成的模块化机器人模型; (b) 3D 打印出的机器人实体

Figure 10 (Color online) Schematic diagram of modular robotics generation via RoboGen^[141]. (a) Generated model; (b) 3D printed robot

也避免了人类设计师在进行设计时引入的偏见和限制^[137]. 达尔文的演化理论启发了演化机器人技术, 这一理论认为, 所有的生物体都是通过突变、交叉和自然选择来持续发展的, 从而增强了新一代的竞争、生存和繁殖的能力^[138]. 基于适者选择性繁殖的原则, 机器人可以被视为自主的人工生物, 它们可以通过与环境互动而不需要人类干预来发展自己的技能. 最适合的机器人能够生存和复制, 直到产生满足性能标准的机器人子代.

除了 3.1 小节中讨论的简单的构型搜索遗传算法外, Nordmoen 等^[139] 比较了单一目标的演化算法和两种多样性促进演化算法: 多目标演化算法和 MAP-Elites 算法, 以解决模块化机器人的演化控制和演化形态的难题. 结果表明, 3 种搜索算法都能够演化出高性能的个体, 但 MAP-Elites 算法更适合模块化机器人的持续演化, 并且可以作为生成高性能解决方案库的重要手段. Lamini 等^[140] 研究了一种新的遗传算法来解决二维环境中的移动机器人路径规划问题. 该方法具有一个改进的交叉算子和一个新的适应度函数. 改进的相同邻接 (improved same adjacency, ISA) 交叉算子考虑可变长度的染色体, 以允许快速收敛和避免过早收敛, 并根据路径长度、安全性和移动机器人的能耗定义了新的适应度函数.

在单纯的算法研究基础上, 也有不少研究者在探索如何将模块化机器人的持续演化过程在现实世界中实现. Auerbach 等^[141] 提出了一个开源的软件和硬件平台 — RoboGen, 如图 10^[141] 所示, 使用 3D 打印技术打印出模拟演化得到的模块化机器人, 通过比较和算法改进来弥补虚拟和现实的差距. RoboGen 的软件组件包含了一个演化引擎和一个模拟器. 演化引擎用于产生模块化机器人, 模拟器用来评估演化机器人的适应度.

除了机器人形态学外, 还有不少研究者就如何将机器人的控制问题和遗传算法进行结合展开了研究. Floreano 等^[142] 介绍了如何使用演化算法对小轮式机器人进行控制, 通过使用简单遗传算法的神经网络来引导轮式机器人在循环迷宫内巡航. 他们的实验表明, 随着演化适应度函数的改进, 机器人的巡航速度也会加快, 在该场景下演化可以使机器人具有更好的适应性.

3.5 人机协同交互控制

迈向泛在计算追求的 “无处不在而又不可见的计算”, 群智模块化机器人的一个关键技术是人机协同交互控制, 通过构建和谐的人与机之间的互动方式, 实现向 “机器适应人” 的转变, 使群智模块化机器人渗透在人们的日常生活中, 为用户提供自然的计算与服务.

对于群智模块化机器人系统来说,除了系统内部和系统与环境的交互外,人类对系统进行监督和控制也是非常重要的一部分,尽管在目前的研究过程中这部分很容易被忽略,但对构建能够通过识别人的身体姿态、生理状态、手势、语音等,进而判断人的意图做出相应反应的泛在计算环境而言,人类与系统之间的交互是必不可少的。无论是设计群智模块化机器人的构型或算法,还是对其行为进行引导和控制,都需要人类来参与。本小节将对群智模块化机器人的人机交互(human-robot interaction, HRI)的复杂性和前沿方法进行介绍,并思考如何改善其人机协同交互控制方法。

对于群智模块化机器人系统来说,当系统中各机器人在完成不同的工作时,随着机器人数量和工作数量的增加,或者任务难度的增加,人类需要对其投入的精力和关注也会增加。因此关注人机协同交互控制方法是十分重要的。

目前对于 HRI 的研究大部分都集中在远程交互上。当人类与机器人分开进行操作时,通信往往是人机系统的主要关注点。通信网络的拓扑结构往往受到机器人活动的影响,研究人员需要远程访问机器人以获得相关信息,这是自主分布式控制算法所不会面临的问题。Hayes 和 Adams^[143] 简要讨论了当机器人系统向人类远程传递信息时所面临的一些挑战,以及当传递信息不完整时对系统产生的不确定性的影响。但当模块化机器人在执行危险任务或进入人类无法访问的领域进行探索时,远程交互是人机系统唯一的选择。人机协同交互控制是一个综合了传感器网络^[144, 145]、移动自组网^[146] 以及机器人通信算法的新型技术挑战,当前研究人员关注的问题包括如何协调模块化机器人的分布和与人类的通信控制,以及如何解决该过程中产生的延迟、带宽和异步等问题。

McLurkin 等^[147] 研究了一个由中心算子控制的分布式群网络,解决包含 112 个机器人的系统与人类之间的交互。该网络通过一个网关机器人接收新的交流软件,并将其广播到机器人群中,使系统中的机器人能够与网关机器人进行交流,并设计了集中式用户界面以允许人类从网关机器人接收关于系统状态的数据。Nunnally 等^[148] 通过探究 3 种带宽条件对同一任务的影响,证明了并非只有获得群机器人的所有位置数据才能够正确控制群机器人系统,即使带宽条件弱一些,所得的实验结果差别并不大。因此在实际环境中部署群智模块化机器人系统时,可以将更多的资源留给带宽以外的消耗项,来提升系统的整体性能。

除了远程交互外,与机器人进行近端交互也是 HRI 研究的方向之一。大多数关于近端人机交互作用的研究都集中在通过手势^[149~151]、面部和语音^[152] 的参与来实现人机交互上。在群智模块化机器人领域,困难主要是单个模块的感知和计算能力有限导致的,而分布式方法可以通过多模块传感器数据的互相交流减轻甚至解决这一困难。目前将人类操作员视为机器人系统的一部分并进行近端交互的研究常在其他机器人系统中发现,但在模块化机器人系统中相关研究还较少。

除此之外,当群智模块化机器人工作时,人类需要根据其行为进行一定的推断和控制,以预防可能出现的不利情况。这里的主要困难在于不仅需要可视化群智模块化机器人系统的状态,而且要理解其动力学模型以及控制输入的影响。无论是仿生启发模型、控制理论模型、非晶态计算模型和物理启发模型,都可以帮助人类推进相关工作的进行。然而目前在模块化机器人领域对该方向的研究也比较不足,需要未来持续进行研究。

3.6 模块化机器人评估指标体系

根据近几年模块化机器人的研究进展,我们设置了一套评估体系,来评估模块化机器人的性能,如表 5^[38, 47, 48, 56, 76, 80, 82, 95, 137, 153~155] 所示。该评估体系搜集了群智模块化机器人中典型工作的软硬件信息,其中不仅包含模块化的形状、维度、DOF(自由度),还包括每个模块的质量(g)、控制方式、在实验中能够驱动的机器人数量,以及模块所使用的 CPU(中央处理单元)、传感器和异构性。通过这些

表 5 模块化机器人评估指标
Table 5 Modular robot evaluation index

	Shape	Dimension	DOF	Weight (g)	Control	Number of robots	CPU	Sensors	Structure
Fracta ^[153]	Hexagon	2D	0	1200	Centered	10	Z80	IR sensor	Isomorphic
PolyBot ^[48]	Cube	3D	6	416	Centered	32	MPC 555	Magnetic sensor	Isomorphic
I-Cubes ^[154]	Cube	3D	3	370/20	Centered	3	HC11	—	Heterogeneous
Crystalline ^[95]	Square	2D	3	—	Centered	12	Atmel AT89C2051	—	Isomorphic
Telecubes ^[76]	Cube	3D	6	< 300	Centered	2	—	Magnetic sensor	Isomorphic
M-TRAN ^[56]	Cube	3D	2	440	Centered	10(22)	3×PIC, 1×TNPM	—	Isomorphic
ATRON ^[47]	Cube	3D	1	—	—	—	Atmel MEGA128L	IR sensor	Isomorphic
Molecubes ^[82]	Cube	3D	4	200	Centered	3	ATega324P	Bluetooth	Isomorphic
3D M-Blocks ^[38]	Cube	3D	3	150	Centered	—	Nordic nRF51422	IR sensor	Isomorphic
Soldercubes ^[80]	Cube	3D	—	120/76/138	Centered	40	Atmega1284	IR sensor	Heterogeneous
KARAKASA ^[155]	Legged	3D	3	470/190/40	Distributed	7	STM32F429	Bluetooth	Heterogeneous
EDHMoR ^[137]	Cube	3D	—	140~360	Distributed	—	pic32mx575f512	IR/Bluetooth	Heterogeneous

评估指标, 可以直观了解目前已有的模块化机器人的硬件特征和软件特征, 作为设计新型群智模块化机器人的参考.

群智模块化机器人设计中, 不同形状和维度能够带来不同的自由度, 更高的自由度意味着在连接、对齐、分离时, 机器人所能做的动作越多, 组合在一起的模块数量越多, 其能力也就越强. 此外, 特定任务与某些形状和维度更为匹配.

尽管近几十年来, 微处理器和晶体管等电子元件逐渐缩小, 但目前的模块化机器人的大小大部分仍然在厘米级别, 其质量已经在逐渐减小, 所使用的不同的 CPU、传感器、电池等使其单个模块在质量和计算能力上有所不同. 从表 5 可以看出, 更小的质量、尺寸和更高的计算资源(以 CPU 为代表)、能够装备的传感器型号和数量之间, 是存在矛盾的, 这需要研究人员根据任务要求进行精细的设计.

中心/分布式的控制方式以及模块的同/异构性, 对系统规模产生了一定的限制. 由于硬件发展和部署成本的制约, 已应用在实体模块化机器人上的分布式控制算法仍较少. 随着支持同/异构分布式模块机器人的仿真平台的研发, 依靠强大算力进行模拟部署从而研究模块化机器人的分布式控制算法成为可能^[156~158].

对模块化机器人而言, 大规模异构系统是其能够实现自重构、自组织、自适应的基础. 大规模异构模块的分布式控制系统是未来的研究热点. 目前在模拟器中已经能够实现控制超过 2000 万个模块化机器人来探索集群算法的潜力^[159], 最新的 VisibleSim^[160] 已可以实现最多 3200 万模拟机器人同时运行. 与模拟不同, 实体机器人复杂的硬件设计和环境交互能力使其目前的集群规模不超过 50, 如何缩小模拟和真实之间的差距也可能成为未来模块化机器人的研究方向之一.

4 群智模块化机器人的典型应用

群智模块化机器人基于其鲁棒性、低成本和多功能性的前景^[48], 将不断替代并拓展传统单体机器人在各领域的应用. 未来, 随着第 3 节中介绍的群智模块化机器人各关键技术的发展, 以及与群体智能、物联网等前沿技术的紧密结合, 群智模块化机器人将不断拓展在智能辅助、灾难救援、智能制造、太空探测、军事智能等场景的应用, 成为人机物三元融合空间中无处不在的新型智能终端. 本节将分别介绍群智模块化机器人在上述场景中的典型应用.



图 11 (网络版彩图) 基于群智模块化机器人的可变形人机交互界面. (a) 基于 Zoids 形成的物理散点图; (b) ChainFORM 实现的可重构显示设备; (c) ShapeBots 结合投影设备对地理信息进行直观展示

Figure 11 (Color online) Deformable human-machine interface based on crowd modular robotics. (a) Physical scatter diagram based on Zoids^[161]; (b) reconfigurable display device implemented by ChainFORM^[39]; (c) ShapeBots combines projection equipment to visually display geographic information^[162]

4.1 智能辅助

近几十年来,伴随着人工智能尤其是自然语言处理技术的迅速发展,机器人正逐渐成为人们工作和生活中不可或缺的一部分.时至今日,机器人虽然仍无法实现通用的全自动化操作,但作为人们工作和生活中的智能辅助,可以减少人们的工作量并辅助人们作出更优的决策.提高人机交互的有效性并减少人类的工作量是基于群智模块化机器人实现智能辅助的研究热点.

可变形人机交互界面是能够改变其物理形状以支持输入、输出的有形界面.这一概念综合了来自有形人机交互界面的物理性优势和来自图形界面的灵活性优势.因此,自 2004 年^[33]以来,可变形人机交互界面吸引了人机交互领域的研究兴趣.群智模块化机器人为其实现提供了一个很好的方法.基于群智模块化机器人实现的可变形人机交互界面通过分布式计算支持各类交互,例如通过重构改变机器人系统形状来提供视觉、触觉显示^[161],或感知用户的触摸位置^[39],从而可以应用到任何所需的场所.

Zoids^[161]由一组直径为 2.6 cm 的轮式微型机器人组成,并包含无线电基站、高速结构光投影仪以及一个用于应用程序开发和控制的软件框架.如图 11(a)^[39, 161, 162]所示,Zoids 能够在二维平面上进行重构,产生可重构的物理散点图用于显示信息. ChainFORM^[39]由支持线性三维重构的矩形链式模块组成. ChainFORM 基于丰富的传感和驱动能单元,具备多表面触摸检测、角度检测、视觉输出和电机驱动等丰富的输入、输出能力.如图 11(b) 所示,基于模块化可重构的能力,ChainFORM 实现了包括可重构的可穿戴式触觉显示器在内的新颖人机交互功能. ShapeBots^[162]的每个模块都可以通过小型线性致动器改变其形状,这些线性致动器很薄(2.5 cm)却在水平和垂直方向上都具有高度可扩展性(最大 20 cm).每个致动器的模块化设计可实现各种构型和几何形状的自我变化,从而产生如图 11(c) 所示的显示信息、驱动对象、充当有形控制器、可视化数据等丰富的人机交互能力.

此外,面对家庭生活中,以各式各样的清洁任务为代表的家务,群智模块化机器人已经展示出升级传统单体机器人功能、拓展其任务集合的潜力,将人们从繁琐的日常任务中解放出来.

近年来,由于市场渗透和对清洁性能的需求,清洁机器人经历了一些重大的发展.然而,考虑到平台与清洁需求产生的几何限制,以及家具和建筑的布局,大多数机器人在覆盖整个清洁区域时都存在性能问题.如图 12^[163~165]所示,基于群智模块化机器人设计的多种具有不同能力的清洁机器人,有着更强的覆盖、清洁能力. H-Trihex^[163]实现了一种拥有 3 种构型的模块化机器人,通过环境感知和构型、运动学模型的自适应变化实现了覆盖和清洁性能的提高.类似的,hTetro^[164]实现了具有 7 种

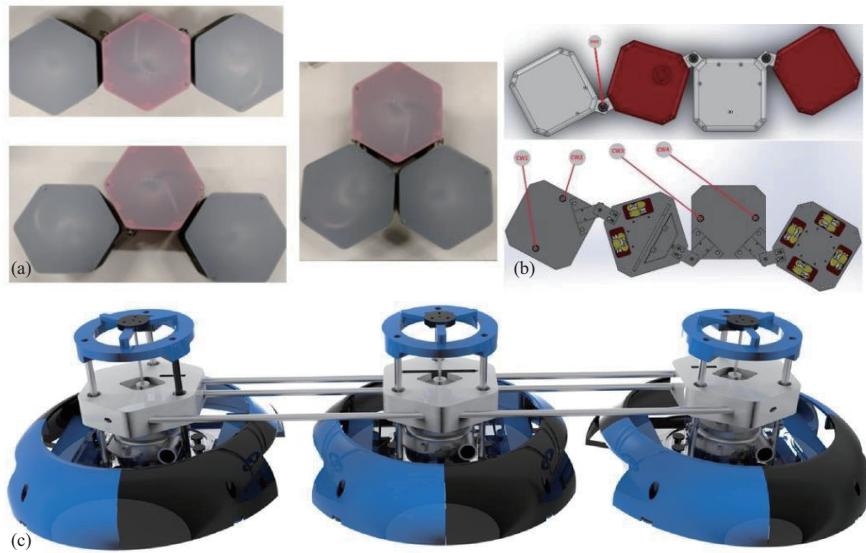


图 12 (网络版彩图) 三种清洁机器人

Figure 12 (Color online) Three cleaning robots. (a) H-Trihex^[163]; (b) hTetro^[164]; (c) Mantis^[165]

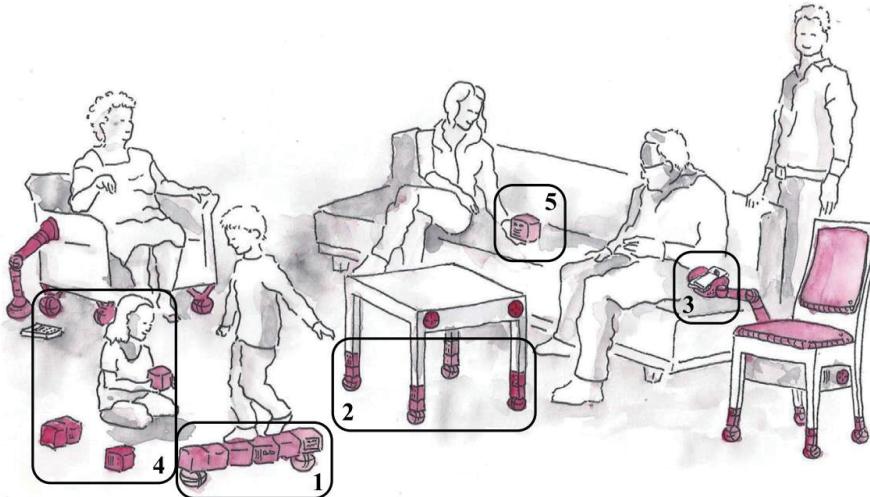


图 13 (网络版彩图) Roombots 在家居生活中的丰富应用

Figure 13 (Color online) Various applications of Roombots in home life^[166]

构型的模块化可重构扫地机器人，通过重构响应其感知到的环境，最大限度地扩大其覆盖性能。模块化窗外墙清洁机器人的设计则更具有挑战性，Mantis^[165] 通过 3 个相互部分的模块化设计，提升了清洁窗户外墙的工作范围并有能力跨越各种窗框从而在不同的窗户面板之间移动。

如图 13 所示，Roombots^[166] 展示了群智模块化机器人在智能家居领域应用的更多可能性。Roombots 由 12 个模块（36 个自由度）群智模块化机器人组成，具备以下 5 项功能：玩具、移动家具、协助完成取物任务、交互式家具和易于使用的用户界面。

4.2 灾难救援

我国每年有数千万的人受到极端天气、洪涝、地震等自然灾害的影响,灾难救援工作需要投入大量的人力物力资源。在复杂的受灾环境中进行人员搜救是保障人民生命安全的重要任务,但灾难发生后救援人员有时无法第一时间赶到受灾地点,灾难现场过于危险也导致救援人员无法深入探查,这时能够快速到达现场进行人员检测及灾难救援的机器人十分重要。

灾难环境的复杂性以及救援任务的紧迫性要求灾难救援机器人具有能够在复杂地形快速行进并在侦测到人员信息后施展及时救援的能力,具备自组织、自适应能力的群智模块化机器人能够很好地应对这一挑战。现有的模块化救援机器人较多采用链型架构以及蛇形运动方式,使其能够在复杂的地形中快速抵达救援地点。模块化的形式使其能够在到达地点后通过构型改变实现不同的救援功能,如清理现场、挖掘人员、运输物资等。蛇形模块化机器人可用于许多救援场景,如在倒塌的结构中进行搜救、对人类和传统机器无法进入的密闭空间进行检查等。

Rimassa 等^[167]设计了一种蛇形模块化机器人,如图 14(a)^[167~169]所示,由一系列负责推进的运动模块和负责弯曲的转向模块组成。基于机器人链中运动模块越短、关节角的跨度越高,则在碎石地形中的运动敏捷性越强的发现,设计了新的运动模块,该模块带有滑动轴承座和转向接头,能够相互兼容且具有高自由度,可以作为组成不同救援机器人的基本模块。

Chavan 等^[168]设计了一种基于映射和导航原理的蛇形模块化机器人,能够通过探测绘制周围地图并进行导航,从而发现人类生命信号。这一蛇形模块化机器人的设计使用了多种传感器,如超声波传感器、红外传感器等,且形状一致,易于移动。该蛇形机器人可以实现高效运动模式和灵活的运动步态切换,如侧绕、爬行、跳水和跳跃等,从而完成救援工作。图 14(b)为其工作示意图。除此之外还有 KAIRO 3^[169]等进行灾难救援的模块化蛇形机器人正在研究中,如图 14(c)所示,可以穿越有障碍物的狭窄通道。

4.3 智能制造

在传统制造业中,由人来承担复杂的工作,但随着制造业的发展,完全由人构成的工厂效率相对越来越低。自 20 世纪 50 年代以来,工业机器人逐步投入使用^[170,171],代替人类完成一些重复性较高的简单工作,如堆叠、分类物品和组件焊接等,以提高工厂的生产效率。随后出现了用摇杆控制的工业机器人,增强了人机之间的交互,并可以实现一些更复杂的行为。然而如何让工业机器人拥有自行完成不同任务的能力,仍然是制造业急需解决的问题之一。

随着人们对工业机器人的探索,近年来智能化和多功能性逐渐成为人们对工业机器人的新需求。我国提出了以工厂为载体,以关键环节的智能化为核心,以端到端数据流为基础和以网通互联为支撑的智能制造发展路径。群智模块化机器人的多功能性以及鲁棒性能够很好地满足人们对智能制造的需求。目前群智模块化机器人暂未大规模投入生产制造,但相关方面的前沿研究正在进行。图 15^[172~174]展示了自由度为 4, 5 和 7 的模块化机器人模型。

针对搬运、取放等任务,Li 等^[172]对 4 自由度的模块化工业机器人建立了拉格朗日 (Lagrange) 与凯恩 (Kane) 动力学模型,并做了相关仿真和对比实验。他们还建立了 5 自由度模块化工业机器人的凯恩动力学模型并制造了实体模型^[173]。利用关节实际输入参数和凯恩动力学方法,导出了动力学模型方程。通过比较凯恩模型与实体模型的差异,对凯恩模型的转矩 – 时间曲线进行了优化。

除了对模块化工业机器人的模型设计研究外,还有一些研究人员对于模块化工业机器人的部分零件或整体系统进行了深入研究,如 Vagaš 和 Varga^[175]讨论了基于模块化工业机器人夹具的设计。Liu



图 14 (网络版彩图) 用于灾难救援的模块化机器人. (a) 蛇形模块化机器人结构; (b) 蛇形模块化机器人用于搜救; (c) KAIRO 3

Figure 14 (Color online) Modular robots for disaster rescue. (a) Serpentine modular robot structure^[167]; (b) serpentine modular robot for search and rescue^[168]; (c) KAIRO 3^[169]

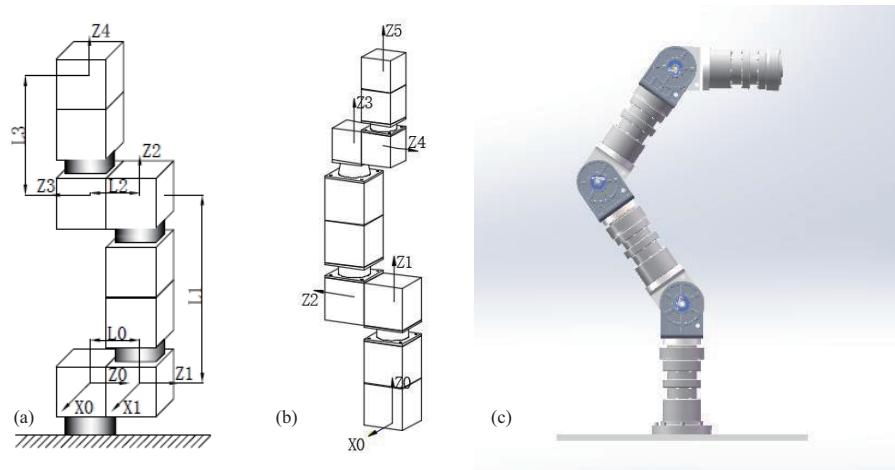


图 15 (网络版彩图) 自由度为 4 (a), 5 (b) 和 7 (c) 的模块化机器人模型

Figure 15 (Color online) Modular robot models with (a) 4, (b) 5, and (c) 7 degrees of freedom^[172~174]

等^[174]提出了一种用于一般工业应用场景的模块化机械手系统. 当应用场景改变时, 可以选择相应的机器人模块进行组装来满足要求. 这些模块可分为联合模块和连接模块两类. 考虑到传统的 6 自由度机械手难以满足非结构化工业应用的需求, 他们在机器人模块的基础上设计了一个 7 自由度的机械手原型.

Luo 等^[176]基于机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 提出以一种自主移动的工业模块化机器人系统用于自动化智能制造. 通过有限状态机来集成和管理各种模块化的功能, 使其能够很好地完成自主移动和自我控制. 并通过执行同步定位和建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 使其能够构建地图并定位自己, 在实验中已经可以完成自主材料搜集和运输任务.

4.4 太空探测

随着人们对太空探索需求的增加, 太空探测机器人成为人类在前期路线探测时的重要辅助, 能够帮助人类规划探测路线, 寻找水源、氧气、燃料等所需物资. 在一些危险的地方, 放置探测机器人以完成探测任务是目前最好的选择. 模块化机器人能够重用硬件以执行不同的任务, 可以节省大量成本, 模块化的性质使得其需要携带的备用模块较少, 可重构性还能够实现自我修复, 因此群智模块化机器人在太空探索领域有着广阔的前景.



图 16 (网络版彩图) 用于太空探测的模块化机器人原型

Figure 16 (Color online) Modular robot prototype for space exploration. (a) Quadruped walking robot using heterogeneous modules^[17]; (b) reconfigurable integrated multirobot exploration system (RIMRES)^[177]; (c) four-DOF modular self-reconfigurable robot with novel gaits^[178]

Hancher 等^[17]描述了一个应用于太空探索的模块化机器人系统,制作了其机械原型(如图 16(a)所示)并将该系统应用于一个步态优化问题。Roehr 等^[177]设计了由轮式探测器、腿式探测器和几个不可移动的模块组成的可重构集成多机器人探索系统 RIMRES,如图 16(b) 所示。该系统证明了在月球极地陨石坑探测任务中使用模块化机器人系统的可行性。Chu 等^[178]设计了一个由 4 自由度模块组成的链型模块化机器人,可以增加运动范围,同时减少每个模块的重量和尺寸,并在各个模块中提供了无线电通信和接触感知能力,以相互定位,如图 16(c) 所示。Seriani 等^[179]提出了一种可以部署在月球车上的模块化电缆驱动并联机器人 CDPR,其可以利用较大的工作空间进行检查或光操作等任务。他们还建立了机器人的伪静态模型,对机器人模块稳定性进行了分析。此外,Zykov 等^[180]设计了一种由配备电磁铁的驱动单元组成的模块化太空探测机器人,可以实现翻折移动等动作。

4.5 军事智能

随着无人战场及马赛克战等概念的提出,在新一轮科技、产业、军事革命交织演进下,战争形态发生了巨大变革。未来战争将向着作战平台无人化、海量数据信息化、空天地海立体化和群智协同体系化 4 个方向发展。群智模块化机器人所具有的低成本、多功能性、鲁棒性等优势和自重构、自组织、自适应、持续演化特性使得其可能在未来战场中发挥巨大作用,甚至可以形成能够根据战场环境和作战需求,完成个体功能形态自适应、集群规模拓扑自组织,并具备战场动态环境下的全生命周期自学与演化能力的下一代作战集群——“超级物种集群”^[27]。

Salemi 等^[77]提出了一种名为 SUPERBOT 的群智模块化机器人系统,如图 17(a)^[77,181] 所示,并制作了 6 个原型模块,解决了构建和控制可部署模块化机器人的挑战。SUPERBOT 之间可以使用红外发光二极管来共享电源以及相互通信,并以分布式的方式协调模块网络的行为。SUPERBOT 的可重构性和灵活性,使其可以作为部分感知器部署在战场应用中。

Leng 等^[181]提出了一种具有人机交互层、规划层和执行层的群智机器人系统架构—SociBuilder 系统,如图 17(b) 所示,并在此基础上建立了不同层级和个体之间的管理关系。根据任务导向的特征,SociBuilder 系统通过描述任务知识来解释任务分解与任务逻辑之间的关系,并设计了一种基于任务/变迁 Petri 网络的行为生成方法,有效地帮助系统利用简单的个体行为来构建组合行为以解决各种任务。

5 未来挑战与展望

第 3 节所述的六类关键技术对群智模块化机器人领域的发展具有奠基性意义,未来群智模块化机器人要走向人们的日常生活、满足国家重大需求,对这六类技术的研究水平提出了新的要求,环境感

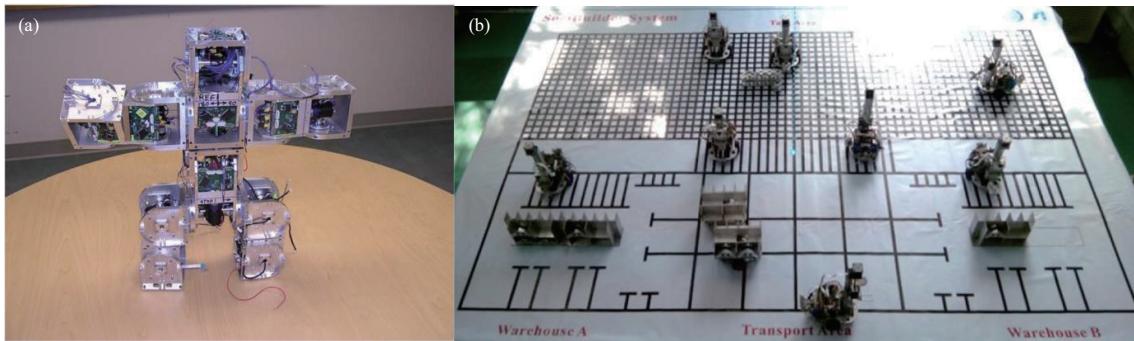


图 17 (网络版彩图) (a) SUPERBOT; (b) SociBuilder 系统工作示意图

Figure 17 (Color online) (a) SUPERBOT^[77]; (b) working diagram of SociBuilder system^[181]

知自适应、构型优化算法、快速重构算法等方面都需要取得新进展。目前,这些技术各自的研究工作均有一些新的发展趋势:如模块的环境感知能力正向集成化、多样化、轻量化的方向发展;而模块化机器人的重构算法由于需要实现快速、大规模、动态的重构能力,正向着分布式、并行的方向发展。

目前,群智模块化机器人还远未能实现在现实环境中自主高效完成各类复杂任务的目标。从第4节中在多个领域展现出巨大应用潜力的系统,到能够在各类非结构化环境中通过重构执行各类任务的共同愿景,群智模块化机器人的研究仍非常具有挑战性。作为一个涉及多学科的系统,群智模块化机器人研究的挑战源自硬件、软件、系统设计等多个方面。其中,模块的设计要足够智能、鲁棒,在面对机电设备的计算资源、传感精度、驱动功率、电池寿命等方面的局限性,以及非结构化环境和传感数据带来的不确定性时,能够保障模块之间可靠的(解)连接、通信,以支持系统各类构型的实现。群智模块化机器人的软件设计中,构型优化、自重构等问题的高效算法的实现仍是富有挑战的。此外,在重构、运动规划等研究热点的基础上,进一步融合、拓展,实现通用的机器人系统,对生物群智涌现机理、系统自重构、自组织、自适应和持续演化能力都提出了更高的需求。作为软硬协同的复杂系统,运动学约束为群智模块化机器人的系统设计产生了诸多限制,如何避免大规模群智模块化机器人系统在重构和运动过程中发生死锁、阻塞等问题,需要对模块间协作性的妥善设计进一步探索。面对上述挑战,本节将对群智模块化机器人领域富有前景的5个新兴研究方向进行展望。

5.1 自重构智能增强

人工智能通过深度神经网络等模型为群智模块化机器人“赋能”,提供更强的感知、规划和控制智能。同时,群智模块化机器人为人工智能提供了更为泛在的应用场景,使得人工智能算法能够通过微型机器人为用户提供便捷的计算与服务。

用于群智模块化机器人的机器学习方法主要有监督学习、无监督学习和强化学习三类。监督学习可用于群智模块化机器人对外界环境的感知,例如处理采集到的视觉信号^[182]、判断所处环境以选择适当的构型^[183],或是作为一些重构算法中的重要组件^[184]。无监督学习可以用于群智模块化机器人系统,通过内部感知设备实现低功耗的外部感知,如仅从伺服电机中的扭矩和电流传感器对模块化机器人的所运动的表面进行分类^[185],而无需其他外部传感器,或是根据系统内部状态的感知来稳健地识别和抓取物体^[186]。强化学习则可用于优化模块化机器人的构型^[13]、自动设计重构策略^[187]或是学习运动控制策略^[188]。

机器学习,尤其是深度学习,可以为单个机器人模块提供额外的能力,或是塑造系统群体行为。例如,基于深度神经网络,利用多个机器人观察同一场景,可能从不同的角度和不同的时间,提供更准确

和更高效的解决方案。随着人工智能技术的快速发展,有望与模块化机器人关键技术进一步结合以提升群智模块化机器人的各方面能力。

下面从人工智能技术对自重构中的视觉感知、构型优化和快速重构三方面的辅助,介绍一些目前将人工智能技术与群智模块化机器人结合起来,并赋能机器人取得较好效果的工作。

5.1.1 AI 辅助视觉感知

如第 3 节所述,模块化机器人的内、外环境感知能力是模块间进行通信、构型识别以及机器人系统完成重构、协同运动的基础。然而在群智模块化机器人系统中,多样化感知需求与系统相对受限的计算、空间、电力资源容易产生矛盾,例如很多重构算法要求模块获得精确的全局位置信息,这对传感器实际部署而言是非常困难的。群智模块化机器人系统中不同传感器可以互补地完成同一任务,相较于蓝牙(在水下等环境中无法使用)、WIFI(仅能进行内部感知通信)等方案,基于视觉的感知能力被视为较为通用的解决方案。计算机视觉是人工智能领域发展最早、最前沿的方向之一,积累了很多先进技术,有望赋能模块化机器人的视觉感知能力,用于系统的内外部环境感知。

已有一些工作指出,利用人工智能技术辅助的视觉感知,群智模块化机器人可以实现更轻量化的系统内部感知。Litman 等^[189]结合全局定位系统(GPS)和机载相对定位(视觉传感器)实现了模块化机器人自重构过程中的精确对接动作,而避免使用难以部署的高精度全局定位系统。Li 等^[190]基于计算机视觉中经典的目标检测思想,利用深度学习方法获取给定图像中机器人模块的信息,并基于最近邻搜索进行构型匹配,得到机器人系统的当前构型,从而实现了系统的内部感知。Li 等^[191]在一种具有板载计算的四旋翼模块化机器人 ModQuad-Vi 上实现了基于视觉的精准对齐和对接控制方法,相较于以往依赖于外部系统和基础设施进行相对姿态估计的方法,基于视觉感知在自重构过程中提供局部估计,从而避免对外部系统的依赖。

和计算机视觉在传统机器人中的应用类似,群智模块化机器人同样可以基于计算机视觉实现对外部环境的感知,从而完成各类任务。Kouzehgar 等^[192]提出了一种模块化外墙清洁机器人 Mantis,并引入了基于深度学习的玻璃裂纹检测方法,这种基于深度学习的视觉感知方法对玻璃裂纹这一外部环境特征实现了 90% 左右的准确率,从而可以在危险的建筑物玻璃裂纹检测中替代人工检查人员。

5.1.2 AI 辅助构型优化

如 3.1 小节所述,搜索构型空间并基于任务进行构型优化是非常困难的任务,即使对于最简单的设计,在满足模块运动学约束的构型空间中,确定最佳构型设计也有指数级的复杂度。此外,在为给定任务选择构型时,评估系统的能力是需要考虑的额外计算开销,例如,评估模块是否可以到达构型空间中的某些位置。强化学习在解决这种组合优化问题方面提供了新的思路,表明强化学习方法可以在群智模块化机器人复杂的构型空间中寻找需要的任务构型。Whitman 等^[13]使用深度强化学习来创建启发式搜索策略,能够有效地搜索模块化串行机械手的构型空间,在基于任务的机器人最佳构型设计方面,计算效率达到了 SOTA 水平。

5.1.3 AI 辅助快速重构

鉴于模块化机器人复杂的构型空间和运动学约束,如何避免手动设计重构算法和控制方法一直受到研究人员的关注,部分工作在早期便试图自动设计重构控制器^[187, 193],但受限于动作空间和样本空间有限等问题而效果不佳。

随着深度强化学习等技术的不断发展,近期一些工作在模块化机器人的自重构问题上,展示了利

用深度强化学习有望自动设计更好的重构策略, Blinov 等^[194] 提出了一种基于深度 Q 学习算法重新配置模块化机器人系统运动结构的方法, 可以有效地对系统进行缩放, 并获得系统关节位置的最完整信息, 传递给神经网络, 构建连接系统每个模块的初始位置和目标位置的轨迹. Ha 等^[195] 分别采用信任区域策略优化和深度确定性策略梯度两种深度强化学习方法, 来训练简单的划船和爬行运动的策略. 这一工作直接在模块化机器人的硬件上开发控制策略, 证明了深度强化学习算法可以有效地在高度随机硬件和环境上学习简单运动的策略. Song 等^[196, 197] 研究了一系列基于图论和深度强化学习的算法, 通过计算无向连通型图中的关节点来找到链接模块, 实现了模块化卫星的自重构.

相较于仍将重构问题视作一个集中式规划问题的深度强化学习方法, 多智能体强化学习^[198] 和分布式强化学习^[199, 200] 更适合群智模块化机器人问题分布式、模块化的特性, 有望在未来研究中取得更好的重构效果.

5.2 软硬件协同优化

仿真对于群智模块化机器人的研究非常重要, 原型设计、重构控制算法设计、自主学习与进化等工作在模拟器的帮助下可以避免高昂的硬件开发成本、支撑研究尚无法实际制造的未来系统中的一些关键技术. 然而将模拟环境中的群智模块化机器人转移到现实中会带来新的问题. 在实践中, 硬件和软件的限制阻碍了完美的转移, 需要仿真环境和硬件实体具有匹配的特性, 包括材料特性、摩擦、建模、驱动机制、形状、几何约束和运动范围等, 这对群智模块化机器人研究所使用的模拟器提出了新的要求.

目前仅有少数针对群智模块化机器人特性设计的专用模拟器. VisibleSim^[160] 是一种适用于 3D 环境中分布式晶格型模块化机器人系统进行仿真实验的模拟器. VisibleSim 通过模拟机器人模块与环境之间的交互(邻居检测、网格内的运动、用户交互等)或模块间的交互(模块之间通过消息传递进行通信)来模拟这种分布式系统, 并提供良好的交互体验与可视化结果, 很多工作采用此模拟器验证所提出的算法. VisibleSim 关注对模块化机器人行为的模拟而非精确的物理模拟, 其架构允许在一台计算机上对多达数百万个模块的机器人系统进行复杂算法的精确模拟.

Sliding-Cube 等工作采用了 SRSim^[201] 模拟晶格型模块化机器人的自重构. Roombots^[202], ATRON^[47] 和 SMORES^[40] 等非晶格型的工作则采用了更为通用的模拟器, 例如 ReMod3D^[203] 和 Rebots^[204]. 虽然一些适用于各类机器人的通用模拟器已用于模拟模块化机器人系统, 例如 YaMoR^[205] 模块化机器人使用的 Webot 模拟器^[206] 就是一种通用模拟器, 但模块化机器人研究通常还是依赖于上述专用的仿真模拟器. 这是因为 Gazebo^[207], ARGoS^[208] 这些多机器人、多智能体通用的模拟器并不是特别适合群智模块化机器人系统, 不能很好地匹配重构等问题的特殊性.

然而, 上述模块化机器人专用的模拟器均对环境进行了一定的简化模拟, 模拟器中表现优异的算法难以在实际机器人部署, 这类模拟器仅能作为算法可行性的验证平台, 而无法支撑群智模块化机器人系统的落地. 相反, 一些基于物理引擎的模拟器虽然能够对现实世界的物理特性进行更好的模拟, 但对算法的设计验证来说可能是多余的, 并且在最大模拟数量和可扩展性方面做出了牺牲. 这割裂了群智模块化机器人领域的现有工作, 这些工作一部分关注于硬件设计、系统实现方面, 另一部分则仅关注重构等算法的设计方面. 二者由于关注问题的角度不同、模拟环境的差异化, 对问题的设置、条件的假设、算法的优化往往并不互通, 对领域内的交流互联以及系统的构建群智模块化机器人应用造成了阻碍. 此外, 为了在资源有限的模块上实现低功耗、低成本的人工智能运算, 也需要通过软硬件协同优化设计来应对边端智能化带来的挑战. 为便于研究人员分享结果、复现实验, 领域内需要改进交互模拟方法, 构建较为通用的模拟环境或模拟结构, 兼具优秀的物理引擎与计算效率, 兼容模块化机

机器人的物理特性与可拓展性,作为桥梁将软硬件两方面的研究工作进展统一,推动领域内交流与发展.

5.3 未知环境演化适应

群智模块化机器人通常被设计用来在传统机器人难以胜任的多样化和非结构化的环境中工作,这种非结构化环境所带来的最大挑战源自环境的不可预测性,在模块化机器人执行任务的过程中环境条件可能会发生巨大变化,使得设计不完备的运动、重构等策略发生故障或失效.如何生成和演化构型以适应难以预测的未知环境,保持系统功能的完整性并完成既定任务是未来值得探索的问题.

一种可行的方案是通过挖掘可能出现的未知环境与已知环境特性间的关联,提升模块化机器人系统面对新环境时的适应与泛化能力. Pathak 等^[136]在训练模块动态地自组装成整体的同时还学习协调它们的行为以进行控制.这种协同进化策略使得训练出的模块化机器人的构型与控制策略,在区别于训练环境的未知场景中表现出较强的泛化能力. RoboGrammar^[102]将每个机器人设计表示为一个图形,并使用图形语法来表达物理机器人组件的可能排列,从而将构型设计空间限制在可以生成的范围内.对于新输入地形,搜索构型设计空间可以找到性能最佳的机器人结构并生成其相应的控制器,从而穿越给定的地形.

虽然群智模块化机器人相较于传统机器人具有更强的鲁棒性,但面对太空探索、灾难救援等场景中可能出现的破坏性事件,系统可能会受到不可逆损坏.如何使群智模块化机器人具备自修复、自繁殖能力对完成复杂场景下的任务具有重要意义.自修复是一种特殊类型的自重构,通过用功能模块替换损坏的模块,继续完成当前任务,通常包含检测和替换故障模块两个阶段.具有自修复能力的群智模块化机器人非常适合在未知的环境中工作.目前机器人的自修复工作^[209]主要是在材料领域的推动下发展的,通过引入各类可逆自愈高分子材料使机器人具备自修复能力,更多是基于软体机器人模块实现的^[210].具备自繁殖能力的群智模块化机器人作为一种人工生命系统,能够从原材料中自我复制以产生新的机器人模块^[211],并使其与系统的重构和运动控制兼容.自繁殖可以使群智模块化机器人更可靠有效地适应环境,有利于实现太空探索或危险环境的监测等应用.

5.4 生物群智涌现驱动

对自然界生物群智涌现机理的探索,产生了以 Kilobot^[42]、CEBOT^[4]、粒子机器人^[54]为代表的群智模块化机器人.这些机器人系统中单个机器人模块的感知能力、计算能力较弱,但在分布式控制下通过简单的局部交互自组织涌现出超越个体的集群智慧.此类群智模块化机器人的设计实现通常需要模仿自然群体(如蚂蚁和鸟类)以形成可扩展、灵活且稳健的系统,系统中的机器人之间表现出自组织、自主、合作和协调等特征.需要强调的是,为了实现类似于自然群智系统中的涌现现象,受生物启发的群智模块化机器人制造成本和设计复杂性等因素要尽可能低.随着模块数量的增加,模块化机器人在重构过程中的死锁现象、集体运动中的协作性缺失等问题愈发严重^[28],而群智现象和群智机器人在大规模运动中能够表现出惊人的协作性,基于生物群智涌现机理设计的群智模块化机器人系统有望在提高环境适应性、降低控制系统复杂度等方面表现更好.探索形态发生等生物群智涌现现象背后的机理,自组织系统的研究进展,有望提高重构算法的效率,研发更为智能可靠的群智模块化机器人.

5.5 分层异构系统设计

由于同构模块在设计上更为简单,且具备在大规模制造时通过规模效应降低成本的潜在优势,大多数群智模块化机器人的研究中,模块被设计为同构单元,即硬件上是可替换的且运行着相同的控制软件.然而,自然群体中的个体在形态上和行为上均是非常不同的,个体的个性甚至影响了对环境和

社会的反应。群智模块化机器人系统可以通过设计冗余异构单元增强系统的多功能性, 赋予系统集体行为的灵活性、对新环境的适应性和对外部扰动的鲁棒性, 例如并非所有机器人模块都需要配备摄像头, 系统中具备一定数量含摄像头的机器人模块足够保障系统的鲁棒性, 其余模块通过通信交流可以共享采集到的视觉信息, 且具备更多空间和计算资源用于提升运动能力或配备其他类型传感器。H-modquad^[212] 展示了一种可以通过组装异构模块来改变系统有效载荷和自由度的多功能模块化飞行机器人系统, 异构模块提高了系统对任务变化的适应性。这类异构模块化机器人系统是否存在通用的设计框架或设计原则, 异构系统的多功能性与低成本之间需要的权衡亦值得探索, 尽管设计异构群智模块化机器人仍然非常具有挑战性, 但有望实现整个领域的巨大进步。

现有的群智模块化机器人系统研究已覆盖了空天地海领域, 在单一空间的具体研究中表现出强大环境适应性与应用前景。然而现实中的一些复杂任务需要群智模块化机器人系统能够在多栖环境中长时间自主探索, 例如核电站废墟检查任务中需要在各种类型的碎片上移动且在浑浊的水中潜行, 模块化卫星需要同时具备在航天器上附着移动和在空间中自主移动的能力。需要将现有系统进行拓展, 设计合适的异构模块和控制策略。分层控制策略是实现多栖群智模块化机器人、增强对此类环境适应能力的可行方法。分层结构和功能在高级哺乳动物的神经系统中普遍存在^[213], 区别于最优控制策略^[214] 强调对特定的、明确定义的运动行为的分析, 分层设计可以产生一些类似自然生物系统的多样性行为^[215], 这有助于模块化机器人具备信息分解、部分自治的能力从而更好适应复杂环境。已有一些工作^[108, 216] 尝试在群智模块化机器人的重构算法设计中引入分层控制策略, 提高了系统模块数量和重构效率。

6 总结

本文从多视角对群智模块化机器人领域近期工作进行了系统性综述, 构建了群智模块化机器人的概念空间模型, 阐述其自重构、自组织、自适应、持续演化 4 个重要特性, 对群智模块化机器人的六大研究热点和关键技术进行介绍, 揭示其在多个领域的泛在应用前景, 并对未来群智模块化机器人的研究挑战进行梳理, 展望其技术发展趋势。

群智模块化机器人的研究在硬件、软件、系统设计等层面仍存在智能模块设计、通用算法实现、系统高效协作等诸多挑战, 不同学科背景的研究人员正为实现在现实环境中自主高效完成各类复杂任务的群智模块化机器人系统共同努力。本文指出本领域充满挑战和机遇的 5 个研究方向: 飞速发展的人工智能技术正在逐步融入到群智模块化机器人研究中, 并已在多个方面提升了群智模块化机器人的性能; 构建合理的评估指标体系、开发能够促进软硬协同优化的通用高性能模拟环境, 降低领域内研究人员的沟通成本对实现共同愿景是有益的; 针对群智模块化机器人需要面对的不可预测的未知环境, 本文展望了若干实现适应与演化的可行技术; 并探讨了进一步探索生物群智涌现机理对实现智能可靠的群智模块化机器人的重要意义; 展望了群智模块化机器人系统异构化、控制分层化的发展趋势。未来, 随着本文所总结的关键技术的突破, 在多学科交叉发展的推动下, 更低成本、更轻量、更智能的, 具备自重构、自组织、自适应、持续演化特性的群智模块化机器人系统将得到更广泛的应用, 不断改变工业制造和日常生活的面貌。

参考文献

- 1 Byun D J, Falt H, Frost B, et al. Procedural animation technology behind microbots in Big Hero 6. In: Proceedings of ACM Special Interest Group on Graphics and Interactive Techniques Talks, New York, 2015

- 2 Torres F R. Regreso a la madriguera del conejo “Matrix Resurrections”. *Cinemanía*, 2022, 316: 58–60
- 3 Hills M. *Triumph of a Time Lord: Regenerating Doctor Who in the Twenty-First Century*. London: Bloomsbury Publishing, 2010
- 4 Fukuda T, Nakagawa S, Kawauchi Y, et al. Self organizing robots based on cell structures-CEBOT. In: *Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Robots*, Tokyo, 1988. 145–150
- 5 Fukuda T, Nakagawa S, Kawauchi Y, et al. Structure decision method for self organising robots based on cell structures-CEBOT. In: *Proceedings of International Conference on Robotics and Automation*, Scottsdale, 1989. 695–700
- 6 Nygaard T F, Martin C P, Torresen J, et al. Real-world embodied AI through a morphologically adaptive quadruped robot. *Nat Mach Intell*, 2021, 3: 410–419
- 7 Liang G Q, Luo H B, Li M, et al. FreeBOT: a freeform modular self-reconfigurable robot with arbitrary connection point-design and implementation. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Las Vegas, 2020. 6506–6513
- 8 Chen X D, Pu H Y, Wang X J, et al. Control system of a modular and reconfigurable multilegged robot. In: *Proceedings of International Conference on Mechatronics and Automation*, Harbin, 2007. 1926–1931
- 9 Le A V, Prabakaran V, Sivanantham V, et al. Modified a-star algorithm for efficient coverage path planning in tetris inspired self-reconfigurable robot with integrated laser sensor. *Sensors*, 2018, 18: 2585
- 10 Kawano H. Parallel permutation for linear full-resolution reconfiguration of heterogeneous sliding-only cubic modular robots. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Paris, 2020. 8281–8287
- 11 Bassil J, Moussa M, Makhoul A, et al. Linear distributed clustering algorithm for modular robots based programmable matter. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Las Vegas, 2020. 3320–3325
- 12 Thalamy P, Piranda B, Bourgeois J. 3D coating self-assembly for modular robotic scaffolds. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Las Vegas, 2020. 11688–11695
- 13 Whitman J, Bhirangi R, Travers M, et al. Modular robot design synthesis with deep reinforcement learning. In: *Proceedings of Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence*, New York, 2020. 10418–10425
- 14 Liu S B, Althoff M. Optimizing performance in automation through modular robots. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Paris, 2020. 4044–4050
- 15 Romiti E, Kashiri N, Malzahn J, et al. Minimum-effort task-based design optimization of modular reconfigurable robots. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Xi'an, 2021. 9891–9897
- 16 Vespignani M. Challenges in the Locomotion of Self-Reconfigurable Modular Robots. Lausanne: École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2015
- 17 Hancher M D, Hornby G S. A modular robotic system with applications to space exploration. In: *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Space Mission Challenges for Information Technology*, Pasadena, 2006. 8–132
- 18 Falanga D, Kleber K, Mintchev S, et al. The foldable drone: a morphing quadrotor that can squeeze and fly. *IEEE Robot Autom Lett*, 2018, 4: 209–216
- 19 Mei H, Cao D G, Xie T. Ubiquitous operating system: toward the blue ocean of human-cyber-physical ternary ubiquitous computing. *Bull Chin Academy Sci*, 2022, 37: 30–37 [梅宏, 曹东刚, 谢涛. 泛在操作系统: 面向人机物融合泛在计算的新蓝海. 中国科学院院刊, 2022, 37: 30–37]
- 20 Weiser M. The computer for the 21st century. *Scientific American*, 1991, 265: 94–104
- 21 Yu Z W, Ma H D, Guo B, et al. Crowdsensing 2.0. *Commun ACM*, 2021, 64: 76–80
- 22 Liang Y J, Wang X, Yu Z W, et al. Energy-efficient collaborative sensing: learning the latent correlations of heterogeneous sensors. *ACM Trans Sen Netw*, 2021, 17: 1–28
- 23 Wang H, Zhang D Q, Ma J Y, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: do user location and body orientation matter? In: *Proceedings of ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous*

- Computing, Heidelberg, 2016. 25–36
- 24 Oh H, Shirazi A R, Sun C L, et al. Bio-inspired self-organising multi-robot pattern formation: a review. *Robot Autonom Syst*, 2017, 91: 83–100
 - 25 Coyle S, Majidi C, LeDuc P, et al. Bio-inspired soft robotics: material selection, actuation, and design. *Extreme Mech Lett*, 2018, 22: 51–59
 - 26 Husbands P, Shim Y, Garvie M, et al. Recent advances in evolutionary and bio-inspired adaptive robotics: exploiting embodied dynamics. *Appl Intell*, 2021, 51: 6467–6496
 - 27 Guo B, Liu S-C, Yu Z-W. Crowd Intelligence with the Deep Fusion of Human, Machine and Things. Beijing: Machinery Industry Press, 2022 [郭斌, 刘思聪, 於志文. 人机物融合群智计算. 北京: 机械工业出版社, 2022]
 - 28 Ahmadzadeh H, Masehian E. Modular robotic systems: methods and algorithms for abstraction, planning, control, and synchronization. *Artif Intell*, 2015, 223: 27–64
 - 29 Seo J, Paik J, Yim M. Modular reconfigurable robotics. *Annu Rev Control Robot Auton Syst*, 2019, 2: 63–88
 - 30 Murata S, Kurokawa H. Self-reconfigurable robots. *IEEE Robot Automat Mag*, 2007, 14: 71–78
 - 31 Gilpin K, Rus D. Modular robot systems from self-assembly to self-disassembly. *IEEE Robot Automat Mag*, 2010, 17: 38–55
 - 32 Liu Y J, Yu M J, Ye Z P, et al. A review of path planning methods for self-reconfiguration modular robots. *Sci Sin Inform*, 2018, 48: 143–176 [刘永进, 余曼婧, 叶子鹏, 等. 自重构模块化机器人路径规划方法综述. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 143–176]
 - 33 Pruszko L, Coutrix C, Laurillau Y, et al. Molecular HCI: structuring the cross-disciplinary space of modular shape-changing user interfaces. In: Proceedings of ACM on Human-Computer Interaction, New York, 2021. 1–33
 - 34 Dorigo M, Theraulaz G, Trianni V. Swarm robotics: past, present, and future. *Proc IEEE*, 2021, 109: 1152–1165
 - 35 Swissler P, Rubenstein M. FireAnt3D: a 3D self-climbing robot towards non-latticed robotic self-assembly. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas, 2020. 3340–3347
 - 36 Tu Y X, Liang G Q, Lam T L. FreeSN: a freeform strut-node structured modular self-reconfigurable robot-design and implementation. In: Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, Philadelphia, 2022. 4239–4245
 - 37 Klärner D A, Rivest R L. A procedure for improving the upper bound for the number of n -ominoes. *Can J Math*, 1973, 25: 585–602
 - 38 Romanishin J W, Gilpin K, Claić S, et al. 3D M-Blocks: self-reconfiguring robots capable of locomotion via pivoting in three dimensions. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Seattle, 2015. 1925–1932
 - 39 Nakagaki K, Dementyev A, Follmer S, et al. ChainFORM: a linear integrated modular hardware system for shape changing interfaces. In: Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology, Tokyo, 2016. 87–96
 - 40 Davey J, Kwok N, Yim M. Emulating self-reconfigurable robots-design of the SMORES system. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vilamoura, 2012. 4464–4469
 - 41 Spinos A, Carroll D, Kientz T, et al. Variable topology truss: design and analysis. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vancouver, 2017. 2717–2722
 - 42 Rubenstein M, Ahler C, Nagpal R. Kilobot: a low cost scalable robot system for collective behaviors. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Minneapolis, 2012. 3293–3298
 - 43 Blackburn M R, Bailey R, Lytle B. Improved mobility in a multi-degree-of-freedom unmanned ground vehicle. In: Proceedings of Unmanned Ground Vehicle Technology VI, Orlando, 2004. 124–134
 - 44 Mizunuma S, Motomura K, Hirose S. Development of the arm-wheel hybrid robot “Souki-II” (total system design and basic components). In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St. Louis, 2009. 4535–4540

- 45 Inotsume H, Sutoh M, Nagaoka K, et al. Modeling, analysis, and control of an actively reconfigurable planetary rover for traversing slopes covered with loose soil. *J Field Robotics*, 2013, 30: 875–896
- 46 Romanishin J W, Gilpin K, Rus D. M-blocks: momentum-driven, magnetic modular robots. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Tokyo, 2013. 4288–4295
- 47 Jorgensen M W, Ostergaard E H, Lund H H. Modular ATRON: modules for a self-reconfigurable robot. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, 2004. 2068–2073
- 48 Yim M, Duff D G, Roufas K D. PolyBot: a modular reconfigurable robot. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Computer Science, 2000. 514–520
- 49 Liu J D, Tong Y C, Liu J G. Review of snake robots in constrained environments. *Robot Autonom Syst*, 2021, 141: 103785
- 50 Liu C, Yu S C, Yim M. A fast configuration space algorithm for variable topology truss modular robots. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Paris, 2020. 8260–8266
- 51 Reinholtz V A, Watson L T. Enumeration and Analysis of Variable Geometry Truss Manipulators. 1990. <https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/903265>
- 52 Hamlin G J, Sanderson A C. TETROBOT: a modular approach to parallel robotics. *IEEE Robot Automat Mag*, 1997, 4: 42–50
- 53 Liu C, Yim M. Reconfiguration motion planning for variable topology truss. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Macau, 2019. 1941–1948
- 54 Li S G, Batra R, Brown D, et al. Particle robotics based on statistical mechanics of loosely coupled components. *Nature*, 2019, 567: 361–365
- 55 Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, et al. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. *Swarm Intell*, 2013, 7: 1–41
- 56 Murata S, Yoshida E, Kamimura A, et al. M-TRAN: self-reconfigurable modular robotic system. *IEEE ASME Trans Mechatron*, 2002, 7: 431–441
- 57 Ye Z P, Yu M J, Liu Y J. NP-completeness of optimal planning problem for modular robots. *Auton Robot*, 2019, 43: 2261–2270
- 58 Hou F L, Shen W M. Graph-based optimal reconfiguration planning for self-reconfigurable robots. *Robot Autonom Syst*, 2014, 62: 1047–1059
- 59 David R, Luu O, Damm E W, et al. Tissue cohesion and the mechanics of cell rearrangement. *Development*, 2014, 141: 3672–3682
- 60 Eigen M, Schuster P. A principle of natural self-organization. *Naturwissenschaften*, 1977, 64: 541–565
- 61 Camazine S, Deneubourg J L, Franks N R, et al. Self-Organization in Biological Systems. Princeton: Princeton University Press, 2001
- 62 Pfeifer R, Lungarella M, Iida F. Self-organization, embodiment, and biologically inspired robotics. *Science*, 2007, 318: 1088–1093
- 63 Dorigo M, Theraulaz G, Trianni V. Reflections on the future of swarm robotics. *Sci Robot*, 2020, 5: eabe4385
- 64 dos Santos A X S, Liberati P. From single cells to tissue self-organization. *FEBS J*, 2019, 286: 1495–1513
- 65 Sasai Y. Cytosystems dynamics in self-organization of tissue architecture. *Nature*, 2013, 493: 318–326
- 66 Montresor A, Meling H, Babaoğlu Ö. Toward self-organizing, self-repairing and resilient distributed system. In: Future Directions in Distributed Computing: Research and Position Papers. Berlin: Springer, 2003. 119–123
- 67 Landauer R. Role of relative stability in self-repair and self-maintenance. In: Self-Organizing Systems. Berlin: Springer, 1987. 435–443
- 68 Soorati M D, Heinrich M K, Ghofrani J, et al. Photomorphogenesis for robot self-assembly: adaptivity, collective decision-making, and self-repair. *Bioinspir Biomim*, 2019, 14: 056006
- 69 Macías-Escrivá F D, Haber R, del Toro R, et al. Self-adaptive systems: a survey of current approaches, research

- challenges and applications. *Expert Syst Appl*, 2013, 40: 7267–7279
- 70 Ji Y M, Gan C Y, Dai Y G, et al. Deformable ferrofluid microrobot with omnidirectional self-adaptive mobility. *J Appl Phys*, 2022, 131: 064701
- 71 Evliyaoglu K O, Elitaş M. Design and development of a self-adaptive, reconfigurable and low-cost robotic arm. In: *Mechatronics and Robotics Engineering for Advanced and Intelligent Manufacturing*. Berlin: Springer, 2017. 395–405
- 72 Meister E, Gutenkunst A. Self-adaptive framework for modular and self-reconfigurable robotic systems. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Adaptive and Self-Adaptive Systems and Applications*, Nice, 2012. 30–37
- 73 Trianni V, Nolfi S, Dorigo M. Evolution, self-organization and swarm robotics. In: *Swarm Intelligence*. Berlin: Springer, 2008. 163–191
- 74 Bonabeau E, Dorigo M, Théraulaz G. *From Natural to Artificial Swarm Intelligence*. Oxford: Oxford University Press, 1999
- 75 Nolfi S, Floreano D. *Evolutionary Robotics: the Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*. Cambridge: MIT Press, 2004
- 76 Suh J W, Homans S B, Yim M. Telecubes: mechanical design of a module for self-reconfigurable robotics. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Washington, 2002. 4095–4101
- 77 Salemi B, Moll M, Shen W M. SUPERBOT: a deployable, multi-functional, and modular self-reconfigurable robotic system. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, 2006. 3636–3641
- 78 Zykov V, Chan A, Lipson H. Molecubes: an open-source modular robotics kit. In: *Proceedings of IROS-2007 Self-Reconfigurable Robotics Workshop*, 2007. 3–6
- 79 Kurokawa H, Tomita K, Kamimura A, et al. Distributed self-reconfiguration of M-TRAN III modular robotic system. *Int J Robotics Res*, 2008, 27: 373–386
- 80 Neubert J, Lipson H. Soldercubes: a self-soldering self-reconfiguring modular robot system. *Auton Robot*, 2016, 40: 139–158
- 81 Rahman N, Deaton N J, Sheng J, et al. Modular FBG bending sensor for continuum neurosurgical robot. *IEEE Robot Autom Lett*, 2019, 4: 1424–1430
- 82 Zykov V, Phelps W, Lassabe N, et al. Molecubes extended: diversifying capabilities of open-source modular robotics. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Nice, 2008. 22–26
- 83 Mahoney A W, Abbott J J. Five-degree-of-freedom manipulation of an untethered magnetic device in fluid using a single permanent magnet with application in stomach capsule endoscopy. *Int J Robotics Res*, 2016, 35: 129–147
- 84 Harary F. *Graph Theory and Theoretical Physics*. Pittsburgh: Academic Press, 1967
- 85 Hou F L, Shen W M. On the complexity of optimal reconfiguration planning for modular reconfigurable robots. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, 2010. 2791–2796
- 86 Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L. *Introduction to Algorithms*. Cambridge: MIT Press, 1990
- 87 Dobrjanskyj L, Freudenstein F. Some applications of graph theory to the structural analysis of mechanisms. *J Eng Industry*, 1967, 89: 153–158
- 88 Deo N. *Graph Theory with Applications to Computer Science and Engineering*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc., 1974
- 89 Chen I M, Yang G. Automatic model generation for modular reconfigurable robot dynamics. *J Dynamic Syst Measurement Control*, 1998, 120: 346–352
- 90 Dong B, Li Y C. Multi-objective-based configuration generation and optimization for reconfigurable modular robot. In: *Proceedings of International Conference on Information Science and Technology*, Nanjing, 2011. 1006–1010
- 91 Pamecha A, Ebert-Uphoff I, Chirikjian G S. Useful metrics for modular robot motion planning. *IEEE Trans Robot Automat*, 1997, 13: 531–545

- 92 Yim M, Zhang Y, Lampert J, et al. Distributed control for 3D metamorphosis. *Autonomous Robots*, 2001, 10: 41–56
- 93 Kotay K D, Rus D L. Algorithms for self-reconfiguring molecule motion planning. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Takamatsu, 2000. 2184–2193
- 94 Park M, Chitta S, Teichman A, et al. Automatic configuration recognition methods in modular robots. *Int J Robotics Res*, 2008, 27: 403–421
- 95 Rus D, Vona M. Crystalline robots: self-reconfiguration with compressible unit modules. *Autonomous Robots*, 2001, 10: 107–124
- 96 Ghallab M, Nau D, Traverso P. *Automated Planning: Theory and Practice*. Amsterdam: Elsevier, 2004
- 97 Casal A, Yim M H. Self-reconfiguration planning for a class of modular robots. In: Proceedings of Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems II, Boston, 1999. 246–257
- 98 Ünsal C, Kılıçöte H, Khosla P K. A modular self-reconfigurable bipartite robotic system: implementation and motion planning. *Autonomous Robots*, 2001, 10: 23–40
- 99 Nourollah A, Razzazi M. Minimum cost open chain reconfiguration. *Discrete Appl Math*, 2011, 159: 1418–1424
- 100 Chen I M, Burdick J W. Determining task optimal modular robot assembly configurations. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Nagoya, 1995. 132–137
- 101 Klavins E, Ghrist R, Lipsky D. A grammatical approach to self-organizing robotic systems. *IEEE Trans Automat Contr*, 2006, 51: 949–962
- 102 Zhao A, Xu J, Konaković-Luković M, et al. RoboGrammar: graph grammar for terrain-optimized robot design. *ACM Trans Graph*, 2020, 39: 1–16
- 103 Christensen D J, Larsen J C, Stoy K. Fault-tolerant gait learning and morphology optimization of a polymorphic walking robot. *Evolving Syst*, 2014, 5: 21–32
- 104 Zhao J, Cui X D, Zhu Y H, et al. A new self-reconfigurable modular robotic system UBot: multi-mode locomotion and self-reconfiguration. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, 2011. 1020–1025
- 105 Wong S, Walter J. Deterministic distributed algorithm for self-reconfiguration of modular robots from arbitrary to straight chain configurations. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, 2013. 537–543
- 106 Støy K. Controlling self-reconfiguration using cellular automata and gradients. In: Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent Autonomous Systems, Amsterdam, 2004. 693–702
- 107 Bie D Y, Zhu Y H, Wang X L, et al. L-systems driven self-reconfiguration of modular robots. *Int J Adv Robotic Syst*, 2016, 13: 1729881416669349
- 108 Zhu Y H, Bie D Y, Wang X L, et al. A distributed and parallel control mechanism for self-reconfiguration of modular robots using L-systems and cellular automata. *J Parallel Distributed Computing*, 2017, 102: 80–90
- 109 Bie D Y, Wang Y L, Zhang Y, et al. Parametric L-systems-based modeling self-reconfiguration of modular robots in obstacle environments. *Int J Adv Robotic Syst*, 2018, 15: 172988141875447
- 110 Le A V, Parween R, Kyaw P T, et al. Reinforcement learning-based energy-aware area coverage for reconfigurable hrombo tiling robot. *IEEE Access*, 2020, 8: 209750–209761
- 111 Subramanian R, Masek M, Lee C S. Connectivity check for modular self reconfigurable robots. In: Proceedings of IEEE International Conference of IEEE Region 10, Xi'an, 2013. 1–4
- 112 Pickem D, Egerstedt M, Shamma J S. Complete heterogeneous self-reconfiguration: deadlock avoidance using hole-free assemblies. *IFAC Proc Volumes*, 2013, 46: 404–410
- 113 Luo H B, Li M, Liang G Q, et al. An obstacle-crossing strategy based on the fast self-reconfiguration for modular sphere robots. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas, 2020. 3296–3303
- 114 Shen W M, Lu Y M, Will P. Hormone-based control for self-reconfigurable robots. In: Proceedings of the 4th International Conference on Autonomous Agents, Barcelona, 2000. 1–8

- 115 Hamann H, Stradner J, Schmickl T, et al. A hormone-based controller for evolutionary multi-modular robotics: from single modules to gait learning. In: Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, 2010. 1–8
- 116 Shen W M, Salemi B, Will P. Hormone-inspired adaptive communication and distributed control for CONRO self-reconfigurable robots. *IEEE Trans Robot Automat*, 2002, 18: 700–712
- 117 Moreno R, Gomez J. Central pattern generators and hormone inspired messages: a hybrid control strategy to implement motor primitives on chain type modular reconfigurable robots. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, 2011. 1014–1019
- 118 Dutta A, Dasgupta P, Baca J, et al. A fast coalition structure search algorithm for modular robot reconfiguration planning under uncertainty. In: Proceedings of Distributed Autonomous Robotic Systems, Berlin, 2014. 177–191
- 119 Zhu L, Baz D E. A programmable actuator for combined motion and connection and its application to modular robot. *Mechatronics*, 2019, 58: 9–19
- 120 Meng Y, Jin Y C. Bio-Inspired Self-Organizing Robotic Systems. Berlin: Springer Science & Business Media, 2011
- 121 Ducatelle F, Caro G A D, Pincioli C, et al. Self-organized cooperation between robotic swarms. *Swarm Intell*, 2011, 5: 73–96
- 122 Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 1998, 393: 440–442
- 123 Correll N, Martinoli A. System identification of self-organizing robotic swarms. In: Proceedings of Distributed Autonomous Robotic Systems 7, Tokyo, 2006. 31–40
- 124 Mamei M, Menezes R, Tolksdorf R, et al. Case studies for self-organization in computer science. *J Syst Architecture*, 2006, 52: 443–460
- 125 Kitano H. Computational systems biology. *Nature*, 2002, 420: 206–210
- 126 Sayama H. Robust morphogenesis of robotic swarms. *IEEE Comput Intell Mag*, 2010, 5: 43–49
- 127 O’Grady R, Christensen A L, Dorigo M. SWARMORPH: multirobot morphogenesis using directional self-assembly. *IEEE Trans Robot*, 2009, 25: 738–743
- 128 Bayindir L, Sahin E. Modeling self-organized aggregation in swarm robotic systems. In: Proceedings of IEEE Swarm Intelligence Symposium, Nashville, 2009. 88–95
- 129 Jangjou M, Bagheri A, Kashani M M R, et al. Communications in computer and information science: performance improvement and interference reduction through complex task partitioning in a self-organized robotic swarm. In: Proceedings of International Conference on Software Engineering and Computer Systems, Berlin, 2011. 441–447
- 130 Yang B, Ding Y S, Jin Y C, et al. Self-organized swarm robot for target search and trapping inspired by bacterial chemotaxis. *Robotics Autonomous Syst*, 2015, 72: 83–92
- 131 Thandiackal R, Melo K, Paez L, et al. Emergence of robust self-organized undulatory swimming based on local hydrodynamic force sensing. *Sci Robot*, 2021, 6: eabf6354
- 132 Dorigo M, Floreano D, Gambardella L M, et al. Swarmanoid: a novel concept for the study of heterogeneous robotic swarms. *IEEE Robot Automat Mag*, 2013, 20: 60–71
- 133 Hou S P, Cheah C C. Multiplicative potential energy function for swarm control. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St. Louis, 2009. 4363–4368
- 134 Cheah C C, Hou S P, Slotine J J E. Region-based shape control for a swarm of robots. *Automatica*, 2009, 45: 2406–2411
- 135 Zhong M, Guo W, Li M T, et al. Tanbot: a mobile self-reconfigurable robot enhanced with embedded positioning module. In: Proceedings of IEEE Workshop on Advanced robotics and Its Social Impacts, Taipei, 2008. 1–5
- 136 Pathak D, Lu C, Darrell T, et al. Learning to control self-assembling morphologies: a study of generalization via modularity. In: Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems, Red Hook, 2019. 2295–2305
- 137 Faíña A, Bellas F, López-Peña F, et al. EDHMoR: evolutionary designer of heterogeneous modular robots. *Eng Appl*

- Artif Intelligence, 2013, 26: 2408–2423
- 138 Sofge D A, Potter M A, Bugajska M D, et al. Challenges and opportunities of evolutionary robotics. 2007. ArXiv:0706.0457
- 139 Nordmoen J, Veenstra F, Ellefsen K O, et al. Quality and diversity in evolutionary modular robotics. In: Proceedings of IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Canberra, 2020. 2109–2116
- 140 Lamini C, Benhlima S, Elbekri A. Genetic algorithm based approach for autonomous mobile robot path planning. Procedia Comput Sci, 2018, 127: 180–189
- 141 Auerbach J, Aydin D, Maesani A, et al. RoboGen: robot generation through artificial evolution. In: Proceedings of the 14th International Conference on the Synthesis and Simulation of Living Systems, New York, 2014. 136–137
- 142 Floreano D, Husbands P, Nolfi S. Evolutionary Robotics. Berlin: Springer, 2008
- 143 Hayes S T, Adams J A. Human-swarm interaction: sources of uncertainty. In: Proceedings of the 9th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, Bielefeld, 2014. 170–171
- 144 Yick J, Mukherjee B, Ghosal D. Wireless sensor network survey. Comput Networks, 2008, 52: 2292–2330
- 145 Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless sensor networks: a survey. Comput Networks, 2002, 38: 393–422
- 146 Perkins C E. Ad Hoc Networking. New York: Pearson Education India, 2008
- 147 McLurkin J, Smith J, Frankel J, et al. Speaking swarmish: human-robot interface design for large swarms of autonomous mobile robots. In: Proceedings of AAAI Spring Symposium, 2006. 72–75
- 148 Nunnally S, Walker P, Kolling A, et al. Human influence of robotic swarms with bandwidth and localization issues. In: Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Seoul, 2012. 333–338
- 149 Giusti A, Nagi J, Gambardella L M, et al. Human-swarm interaction through distributed cooperative gesture recognition. In: Proceedings of the 7th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), Boston, 2012. 401–402
- 150 Giusti A, Nagi J, Gambardella L M, et al. Distributed consensus for interaction between humans and mobile robot swarms. In: Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, Valencia, 2012. 1503–1504
- 151 Nagi J, Giusti A, Gambardella L M, et al. Human-swarm interaction using spatial gestures. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Chicago, 2014. 3834–3841
- 152 Pourmehr S, Monajjemi V M, Vaughan R, et al. “You two! Take off!”: creating, modifying and commanding groups of robots using face engagement and indirect speech in voice commands. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Tokyo, 2013. 137–142
- 153 Tomita K, Murata S, Kurokawa H, et al. Self-assembly and self-repair method for a distributed mechanical system. IEEE Trans Robot Autom, 1999, 15: 1035–1045
- 154 Unsal C, Khosla P K. Mechatronic design of a modular self-reconfiguring robotic system. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Francisco, 2000. 1742–1747
- 155 Hayakawa T, Matsuno F. Autonomous distributed system for single-legged modular robots to traverse environments by adaptive reconfiguration. Robotics Autonomous Syst, 2022, 155: 104152
- 156 Liu C, Whitzer M, Yim M. A distributed reconfiguration planning algorithm for modular robots. IEEE Robot Autom Lett, 2019, 4: 4231–4238
- 157 Lajoie P Y, Ramtoula B, Chang Y, et al. DOOR-SLAM: distributed, online, and outlier resilient SLAM for robotic teams. IEEE Robot Autom Lett, 2020, 5: 1656–1663
- 158 Zhao B, Liu D R. Event-triggered decentralized tracking control of modular reconfigurable robots through adaptive dynamic programming. IEEE Trans Ind Electron, 2020, 67: 3054–3064
- 159 Ashley-Rollman M P, Pillai P, Goodstein M L. Simulating multi-million-robot ensembles. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, 2011. 1006–1013
- 160 Thalamy P, Piranda B, Naz A, et al. VisibleSim: a behavioral simulation framework for lattice modular robots.

- Robotics Autonomous Syst, 2022, 147: 103913
- 161 Le Goc M, Kim L H, Parsaei A, et al. Zooids: building blocks for swarm user interfaces. In: Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology, Tokyo, 2016. 97–109
- 162 Suzuki R, Zheng C, Kakehi Y, et al. ShapeBots: shape-changing swarm robots. In: Proceedings of the 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, Louisiana, 2019. 493–505
- 163 Parween R, Heredia M V, Rayguru M M, et al. Autonomous self-reconfigurable floor cleaning robot. IEEE Access, 2020, 8: 114433–114442
- 164 Prabakaran V, Elara M R, Pathmakumar T, et al. Floor cleaning robot with reconfigurable mechanism. Automation Construction, 2018, 91: 155–165
- 165 Vega-Heredia M, Mohan R E, Wen T Y, et al. Design and modelling of a modular window cleaning robot. Automation Construction, 2019, 103: 268–278
- 166 Spröwitz A, Moeckel R, Vespignani M, et al. Roombots: a hardware perspective on 3D self-reconfiguration and locomotion with a homogeneous modular robot. Robotics Autonomous Syst, 2014, 62: 1016–1033
- 167 Rimassa L, Zoppi M, Molfino R. A modular serpentine rescue robot with climbing ability. Industrial Robot, 2009, 36: 370–376
- 168 Chavan P, Murugan M, Unnikannan E V V, et al. Modular snake robot with mapping and navigation: urban search and rescue (USAR) robot. In: Proceedings of International Conference on Computing Communication Control and Automation, Pune, 2015. 537–541
- 169 Pfotzer L, Ruehl S, Heppner G, et al. KAIRO 3: a modular reconfigurable robot for search and rescue field missions. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Bali, 2014. 205–210
- 170 Pan Z, Polden J, Larkin N, et al. Recent progress on programming methods for industrial robots. Robotics Comput-Integrated Manufacturing, 2012, 28: 87–94
- 171 Engelberger J F. Robotics in Practice: Management and Applications of Industrial Robots. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012
- 172 Li X, Sun H X, Liao L J, et al. Simulation and comparison research of Lagrange and Kane dynamics modeling for the 4-DOF modular industrial robot. In: Proceedings of the 5th International Conference on Advanced Design and Manufacturing Engineering, 2015. 251–254
- 173 Li X, Sun H X, Liao L J, et al. Modeling and simulation research of Kane dynamics method for the 5-DOF modular industrial robot. In: Proceedings of International Conference on Information System and Artificial Intelligence, Hong Kong, 2016. 124–128
- 174 Liu Y M, Xu H, Geng C X, et al. A modular manipulator for industrial applications: design and implement. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Robotics and Automation Engineering, Shanghai, 2017. 331–335
- 175 Vagaš M, Varga J. Design of modular gripper for industrial robot. Appl Mechanics Materials, 2013, 436: 351–357
- 176 Luo R C, Lee S L, Wen Y C, et al. Modular ROS based autonomous mobile industrial robot system for automated intelligent manufacturing applications. In: Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, Boston, 2020. 1673–1678
- 177 Roehr T M, Cordes F, Kirchner F. Reconfigurable integrated multirobot exploration system (RIMRES): heterogeneous modular reconfigurable robots for space exploration. J Field Robotics, 2014, 31: 3–34
- 178 Chu K D, Hossain S G M, Nelson C A. Design of a four-DOF modular self-reconfigurable robot with novel gaits. In: Proceedings of International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Washington, 2011. 747–754
- 179 Seriani S, Gallina P, Wedler A. A modular cable robot for inspection and light manipulation on celestial bodies. Acta Astronaut, 2016, 123: 145–153
- 180 Zykov V, Mytilinaios E, Desnoyer M, et al. Evolved and designed self-reproducing modular robotics. IEEE Trans Robot, 2007, 23: 308–319

- 181 Leng Y Q, Zhang Y, Zhang W, et al. SociBuilder: a novel task-oriented swarm robotic system. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Zhuhai, 2015. 48–53
- 182 Lan G J, Benito-Picazo J, Roijers D M, et al. Real-time robot vision on low-performance computing hardware. In: Proceedings of the 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Singapore, 2018. 1959–1965
- 183 Dutta A, Dasgupta P. Ensemble learning with weak classifiers for fast and reliable unknown terrain classification using mobile robots. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2017, 47: 2933–2944
- 184 Yin B, Liang Z N, Dai X, et al. Task-oriented configuration optimization of a lattice distortable reconfigurable robot. *Proc Institution Mech Engineers Part C-J Mech Eng Sci*, 2016, 230: 1532–1543
- 185 Flórez J, Calderón F, Parra C. Servo load analysis for the classification of surface of locomotion in a modular snake-like robot. In: Proceedings of XVII Symposium of Image, Signal Processing, and Artificial Vision, Medellin, 2012. 13–18
- 186 Homberg B S, Katschmann R K, Dogar M R, et al. Haptic identification of objects using a modular soft robotic gripper. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Hamburg, 2015. 1698–1705
- 187 Varshavskaya P, Kaelbling L P, Rus D. Automated design of adaptive controllers for modular robots using reinforcement learning. *Int J Robotics Res*, 2008, 27: 505–526
- 188 Whitman J, Travers M, Choset H. Learning modular robot control policies. 2021. ArXiv:2105.10049
- 189 Litman Y, Gandhi N, Phan L T X, et al. Vision-based self-assembly for modular multirotor structures. *IEEE Robot Autom Lett*, 2021, 6: 2202–2208
- 190 Li W C, Guan Y S, Liang Z X, et al. Visual recognition of modular robot configurations. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Sanya, 2021. 1491–1496
- 191 Li G R, Gabrich B, Saldaña D, et al. ModQuad-Vi: a vision-based self-assembling modular quadrotor. In: Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, Montreal, 2019. 346–352
- 192 Kouzehgar M, Tamilselvam Y K, Heredia M V, et al. Self-reconfigurable façade-cleaning robot equipped with deep-learning-based crack detection based on convolutional neural networks. *Automation Construction*, 2019, 108: 102959
- 193 Christensen D J, Bordignon M, Schultz U P, et al. Morphology independent learning in modular robots. In: Proceedings of Distributed Autonomous Robotic Systems, Berlin, 2009. 379–391
- 194 Blinov D, Vatamaniuk I, Saveliev A. Method for reconfiguring kinematic structure of modular robots using deep reinforcement learning. In: Proceedings of Computational Methods in Systems and Software, 2021. 443–451
- 195 Ha S, Kim J, Yamane K. Automated deep reinforcement learning environment for hardware of a modular legged robot. In: Proceedings of the 15th International Conference on Ubiquitous Robots (UR), Honolulu, 2018. 348–354
- 196 Song Q, Ye D, Sun Z, et al. Autonomous reconfiguration of homogeneous pivoting cube modular satellite by deep reinforcement learning. *Proc Institution Mech Engineers Part I-J Syst Control Eng*, 2021, 235: 1777–1786
- 197 Song Q, Ye D, Sun Z, et al. Motion planning techniques for self-configuration of homogeneous pivoting cube modular satellites. *Aerospace Sci Tech*, 2022, 120: 107249
- 198 Gronauer S, Diepold K. Multi-agent deep reinforcement learning: a survey. *Artif Intell Rev*, 2022, 55: 895–943
- 199 Czech J. Distributed methods for reinforcement learning survey. In: *Proceedings of Reinforcement Learning Algorithms: Analysis and Applications*, 2021. 151–161
- 200 Varshavskaya P. *Distributed Reinforcement Learning For Self-Reconfiguring Modular Robots*. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2007
- 201 Fitch R, Butler Z, Rus D. Reconfiguration planning for heterogeneous self-reconfiguring robots. In: Proceedings IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas, 2003. 2460–2467
- 202 Sproewitz A, Laprade P, Bonardi S, et al. Roombots-towards decentralized reconfiguration with self-reconfiguring modular robotic metamodules. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Taipei, 2010. 1126–1132

- 203 Collins T, Ranasinghe N O, Shen W M. ReMod3D: a high-performance simulator for autonomous, self-reconfigurable robots. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Tokyo, 2013. 4281–4287
- 204 Collins T, Shen W M. Rebots: A Drag-And-Drop High Performance Simulator for Modular and Self-Reconfigurable Robots. ISI Technical Reports, 2016
- 205 Möckel R, Jaquier C, Drapet K, et al. YaMoR and Bluemove—an autonomous modular robot with Bluetooth interface for exploring adaptive locomotion. In: Proceedings of Climbing and Walking Robots, Berlin, 2006. 685–692
- 206 Michel O. Cyberbotics Ltd. WebotsTM: professional mobile robot simulation. Int J Adv Robotic Syst, 2004, 1: 5
- 207 Koenig N, Howard A. Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, 2004. 2149–2154
- 208 Pincioli C, Trianni V, O’Grady R, et al. ARGoS: a modular, parallel, multi-engine simulator for multi-robot systems. Swarm Intell, 2012, 6: 271–295
- 209 Gomez E F, Wanasinghe S V, Flynn A E, et al. 3D-printed self-healing elastomers for modular soft robotics. ACS Appl Mater Interfaces, 2021, 13: 28870–28877
- 210 Tan Y J, Susanto G J, Ali H P A, et al. Progress and roadmap for intelligent self-healing materials in autonomous robotics. Adv Mater, 2021, 33: 2002800
- 211 Eiben A E, Hart E, Timmis J, et al. Towards autonomous robot evolution. In: Proceedings of Software Engineering for Robotics, 2021. 29–51
- 212 Xu J W, D’Antonio D S, Saldaña D. H-ModQuad: modular multi-rotors with 4, 5, and 6 controllable DOF. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Xi’an, 2021. 190–196
- 213 Grillner S, Wallén P, Saitoh K, et al. Neural bases of goal-directed locomotion in vertebrates—an overview. Brain Res Rev, 2008, 57: 2–12
- 214 Todorov E. Optimality principles in sensorimotor control. Nat Neurosci, 2004, 7: 907–915
- 215 Merel J, Botvinick M, Wayne G. Hierarchical motor control in mammals and machines. Nat Commun, 2019, 10: 5489
- 216 Thalamy P, Piranda B, Bourgeois J. Engineering efficient and massively parallel 3D self-reconfiguration using sandboxing, scaffolding and coating. Robotics Autonomous Syst, 2021, 146: 103875

Emergence of crowd modular robotics: a ubiquitous computing perspective

Lei WU¹, Bin GUO^{1,2*}, Ruonan XU¹, Sicong LIU^{1,2}, Yasan DING¹ & Zhaohui DANG³

1. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Key Laboratory of the Ministry of Industry and Information Technology of Intelligent Sensing and Computing, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

3. National Key Laboratory of Aerospace Flight Dynamics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

* Corresponding author. E-mail: guob@nwpu.edu.cn

Abstract With the advantages of robustness, low cost, and versatility, modular robots have recently attracted widespread attention for replacing or expanding traditional monomer robots in various fields. The development of modular robot technology and its integration with other cutting-edge technologies, such as ubiquitous computing and crowd intelligence, will continue to expand its applications in fields including space exploration, intelligent manufacturing, disaster relief, and others. Hence, this technology can become a new type of intelligent terminal ubiquitous in the ternary integration space of humans, machines, and things. Based on the new perspective of ubiquitous computing, this paper systematically studies recent works in the field of crowd modular robotics, constructs and expands its conceptual space system, explains its six key technologies and latest development trends, such as self-reconfiguration, self-organization, self-adaptation, and continuous evolution, and then introduces its innovative application in typical fields. Finally, we analyze and discuss the development directions and open challenges for crowd modular robotics.

Keywords modular robots, crowd intelligence, ubiquitous computing, self-reconfiguration, self-organizing