

仿生智能机器人技术：从形态结构到具身智能

董金成, 周 垒, 孙琦钰, 许 璟, 唐 漾

华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237

基金项目: 国家自然科学基金项目(U25B6002, 62503177, 62573197, 62333006); 2025 年促进产业高质量发展专项科学智能“百团百项”第二批(RZ-RGZN-01-25-0951)

通信作者: 唐漾, yangtang@ecust.edu.cn 收稿/录用/修回: 2025-10-30/2026-01-15/2026-01-22

摘要

相较于传统机器人, 仿生机器人通过借鉴自然界生物的形态结构与行为机制, 在适应性、交互性与能效等方面具有优势。近年来, 随着具身智能的发展, 依托多模态大模型、模仿学习与世界模型等方法, 仿人形、仿犬类等机器人在感知、决策与持续学习等核心能力上取得显著进展。因此, 未来推动具身智能在多样化仿生平台上的应用将成为关键趋势。本文首先围绕仿生硬件展开, 综述了当前仿生机器人在形态结构、感知硬件、计算机制与驱动层面的关键技术。其次, 进一步梳理了从仿生形态向仿生智能演进的技术路径。最后, 总结了当前研究所面临的核心挑战, 并对未来可能的研究方向进行了展望, 旨在为仿生机器人智能化的理论探索与技术实践提供参考与启示。

关键词

仿生机器人
具身智能
多层次协同
形态计算
生物混合机器人
中图法分类号: TP242.6
文献标志码: A

Biomimetic Intelligent Robot Technology: From Morphological Structure to Embodied Intelligence

DONG Jincheng, ZHOU Lei, SUN Qiyu, XU Jing, TANG Yang

School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China

Abstract

Compared with traditional robots, biomimetic robots, by drawing inspiration from the morphological structure and behavioral mechanisms of natural organisms, exhibit advantages in adaptability, interactivity, and energy efficiency. In recent years, with the development of embodied intelligence, humanoid, canine-like, and other robots have made significant progress in core capabilities such as perception, decision-making, and continuous learning by leveraging methods including multimodal large models, imitation learning, and world models. Therefore, promoting the application of embodied intelligence across diversified biomimetic platforms will become a key trend in the future. Firstly, we focus on biomimetic hardware and provides an overview of the key technologies of current biomimetic robots in terms of morphological structure, sensing hardware, computational mechanisms, and actuation. Secondly, we outline the technological path from biomimetic morphology to biomimetic intelligence. Finally, we summarize the core challenges faced by current research and outline the possible future research directions, aiming to provide a reference and inspiration for theoretical exploration and technical practice of intelligent biomimetic robots.

Keywords

biomimetic robot;
embodied intelligence;
multi-level collaboration;
morphological computation;
biohybrid robot

0 引言

仿生机器人是指受自然界生物的形态结构、感知、行为机制启发^[1-2], 通过工程技术构建的机器人系统, 其核心目标旨在突破传统刚性机器人在复杂环境中适应性差、能耗高、交互弱等局限^[3], 以提升机器人在动态、非结构化环境中的智能水平。

如图 1 所示, 仿生机器人的发展大致可以划分为 3 个典型阶段: 第 1 阶段聚焦于模仿生物的外形与基本的运动模式, 如四足机器人^[4]、仿鱼机器人^[5]、扑翼机器人^[6]等。其控制多依赖预设的动作与开环驱动, 缺乏环境感知与自适应能力, 本质上仍然是“有体无智”的机电装置, 与实际的生物智能体相差甚远。该阶段的主要目标是验证其是否能像生物一样运动, 但缺乏对仿生智能的关注。第 2 阶段进入模块化功能的集成与优化。研究者聚焦高性能仿生模块的开发与集成, 致力于提升机器人在特定维度上的环境适应性、运动性能与能量效率。例如, 人工肌肉驱动^[7]、仿生传感器^[8]等技术的持续突破, 显著提升了机器人的执行能力与感知能力。此类系统虽然带来超越传统模块的性能表现, 但整体架构仍然是模块拼接式的思路, 无法有效地集成在完整的仿生机器人实体上。第 3 阶段是在具身智能理念兴起背景下的仿生具身智能阶段。具身智能的核心在于开发具备物理形态的自主智能系统, 并通过在持续交互中, 实现感知-决策-控制的协同^[9]。具体而言, 该范式包括 4 大核心特征: 身体嵌入性、感知耦合性、实时交互性和自主学习

性^[10-12]。因此, 受具身理论和仿生启发的双重影响, 仿生机器人不再局限于单一的形态模仿和功能实现, 而是强调形态结构、感知机制与控制策略在与环境的交互中协同涌现智能行为。这一阶段的代表集中体现在人形^[13]、四足机器人上, 通过多模态感知^[14]、大模型^[15]及强化学习^[16]等策略, 这些平台逐步展现出在复杂环境中的自主交互与适应能力。然而, 需要指出的是, 仿生的范畴不止于这些平台, 自然界多样化的生物机制不断为机器人提供新的启示, 正持续拓展仿生机器人的设计空间与智能潜力。从仿生形态到仿生智能的进程, 必须深入思考两个核心问题: 其一, 现有仿生机器人智能为何受限? 尽管许多系统在形态结构上高度仿生, 但在未知环境中仍然依赖离线的规划, 缺乏类生物的自适应能力和泛化能力, 这一差距揭示了一个关键认知——单纯的形态模仿不足以催生真正的智能。其二, 如何构建仿生智能体? 生物体在同自然环境交互演化的过程中形成了适应性的行为能力。仿生机器人通过形态模仿获得基础的运动能力, 应在此基础上考虑算法和硬件的协同设计, 进一步实现感知、决策、控制技术的融合, 在与环境的持续交互中积累经验, 形成形态-感知-决策-控制的紧耦合闭环。

近年来, 相关综述系统阐述了具身智能的发展脉络, 总结了面向人形、四足^[17]及软体机器人^[18]的具身智能系统构建方法, 并提出了“形态-感知-行为-学习”协同的通用架构^[19], 但尚未系统性地

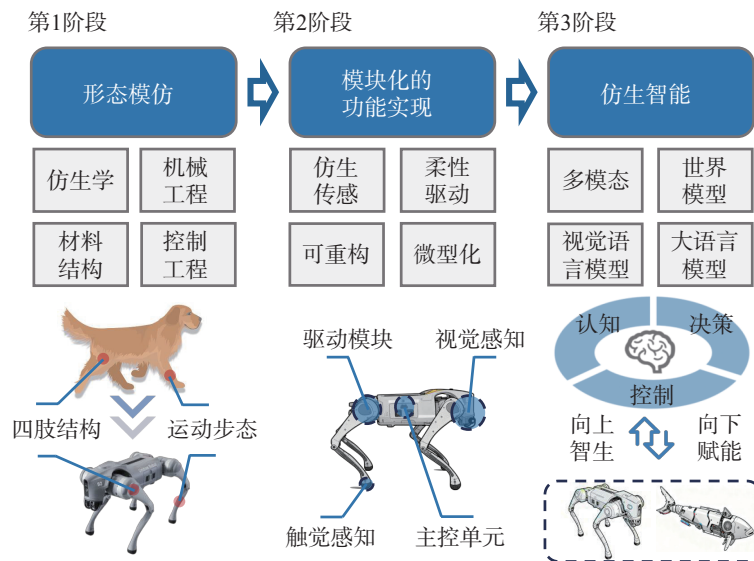


图 1 仿生机器人的发展阶段

Fig.1 Development stages of biomimetic robots

剖析仿生机器人与具身智能的深度耦合机制，以支持多样化的仿生平台在形态、感知、决策、控制方面的协同优化。本文针对这一交叉前沿，深入揭示仿生机器人从形态结构向仿生具身智能转变的新范式。

本文首先从仿生机器人的物理基础出发，系统阐述仿生形态结构、感知硬件、计算架构与驱动的协同设计；进而分析如何从仿生形态走向深度仿生智能，涵盖感知理解能力的深入化、学习与适应机制的持续化以及行为生成与控制策略的智能化；在此基础上，指出当前在制造工艺、多模态感知融合、策略泛化与硬件适配等方面的关键瓶颈；最终，提出面向未来的研究方向。

1 仿生智能的物理基础

与传统机器人相比，仿生机器人的独特性首先源于其对生物体形态结构的系统性借鉴。这种借鉴不仅体现在外形模仿，更深入到形态结构、感知硬件、计算机制与驱动等多个方面。如图 2 所示，仿生形态结构的材料属性、柔顺特性与动力学规律共同决定了系统的基本运动能力；仿生感知硬件模拟了生物感官系统，将原始的物理刺激转化为可用的感知信号，这些感知信号作为计算单元的输入，用于生成驱动指令；仿生计算机机制通过具有类脑动力

学特性的物理器件，在硬件层面实现低功耗、低延迟的信息处理，一方面生成用于驱动的行为指令，另一方面基于主动感知策略向感知层发送调控信号，动态优化感知过程；仿生驱动器基于柔性驱动机制，根据相应的行为指令执行动作，并进一步将运动过程中的本体反馈输入计算单元，形成感知-计算-驱动的紧耦合闭环。本节将从上述 4 个层面，系统梳理仿生机器人的物理组成与关键技术，相关内容归纳于表 1。

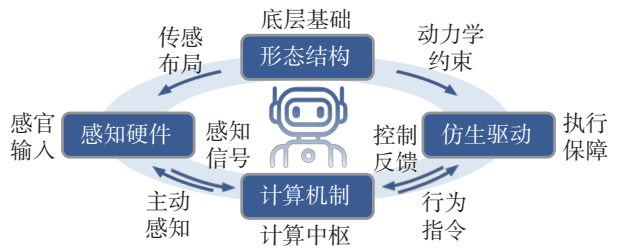


图 2 仿生硬件基础
Fig.2 Biomimetic hardware foundation

1.1 仿生形态结构

形态计算指出可以将部分计算任务内嵌于机器人的物理形态之中^[37]，通过结构设计、材料选型与动力学优化，机器人的形态结构本身即可完成稳定、适应的基础功能，显著降低对高层控制的依赖。

表 1 仿生机器人的一些关键技术分析
Tab.1 Analysis of some key technologies of biomimetic robots

仿生机制	生物原型	关键技术	代表工作	特点与优势	应用平台
仿生形态	鸟类	柔性扑翼与气动变形	文[20-21]	高气动效率与机动性	扑翼机器人
	甲虫	自适应折叠机构	文[22]	紧凑、兼具高刚度与轻量化	扑翼机器人
	壁虎	高黏性材料、混合结构	文[23]	干式可逆附着	仿壁虎机器人
仿生感知	昆虫	仿生复眼感知	文[24-25]	大视场、运动敏感	复眼相机
	鱼类	人工侧线感知技术	文[26-27]	高精度抗扰流速感知	仿鱼机器人
	生物嗅觉系统	碳纳米管传感阵列	文[28]	高集成度、高灵敏度	四足机器人
仿生计算	视觉神经系统	有机光电突触器件	文[29]	感-存-算一体，低功耗	昆虫机器人
	生物突触	双层忆阻器、存内计算	文[30]	存算一体，支持在线策略更新	微型机器人
	生物神经元	脉冲神经网络	文[31]	低功耗，时序信息处理能力强	软体机器人
仿生驱动	生物肌肉	形状记忆合金、介电弹性体、离子聚合物-金属复合材料	文[32-34]	柔顺输出、高能量密度	仿鱼、微型机器人
	骨骼肌	复合结构、压力柔性驱动器	文[35]	高柔顺、输出力大	可穿戴设备
	软体动物	光驱液晶弹性体	文[36]	高能量转换效率、多模态运动	软体机器人

不同任务环境对机器人形态提出差异化需求, 如图 3 所示, 仿生机器人大致可以分为空中、水下、地面和跨域机器人。空中仿生机器人主要模仿鸟类^[21]、昆虫^[39]等飞行生物, 基于仿生学的飞行原理, 利用扑翼^[40]、折翼^[21]、变结构^[22]等方式实现高效灵活的飞行。与传统的旋翼和固定翼无人机相比, 这类机器人在机动性、能耗及隐蔽性等方面具有显著优势。水下仿生机器人主要模仿鱼类的尾鳍与鱼鳍结构^[38], 通过波动推进模式产生推进力^[41], 实现水下仿生机器人的高效性、机动性及动态稳定性。地面机器人可以进一步分为人形^[42]、多足^[43]、软

体类^[44]和微纳型机器人^[45], 呈现出多样化的运动机制。其中, 足式机器人通过模仿人类或动物的肢体结构与运动步态, 展现出自主行走^[46]和动态跳跃^[47]的能力。进一步地, 轮腿机器人^[48]结合轮式和腿式的优点, 通过模态切换显著提升了对复杂地形的适应能力, 借鉴壁虎^[23,49]和蜗牛^[50]的黏附特性的材料创新, 进一步拓展了仿生机器人的环境适应性。跨域机器人需在不同介质环境中切换, 其形态智能体现为可重构结构与多功能集成^[51-53], 相比传统单介质平台在环境适应性、任务灵活性及突发情况应对能力等方面具有显著优势。

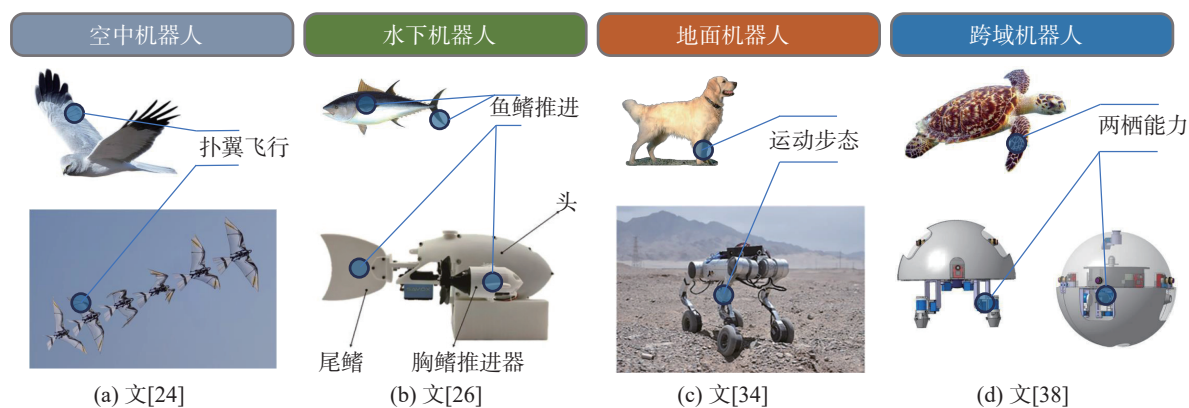


图 3 仿生机器人的典型类型

Fig.3 Typical types of biomimetic robots

1.2 仿生感知硬件

仿生感知借鉴了自然界生物的感觉器官与感知机理, 通过对视觉^[24]、触觉^[54]等多种感官系统的仿生设计, 为智能体提供了多通道、高维度的感知方式。这类传感器不仅在性能上具备大视场、高灵敏度与低功耗等优点, 其空间布局与工作模式更深度依赖于本体几何形态。因此, 仿生感知硬件并非通用的信息采集装置, 而是与形态结构协同演化、面向特定交互任务而设计的感知系统。

在视觉感知层面, 事件相机的应用^[55]进一步拓展了视觉系统的动态适应能力。仿生复眼相机通过模仿昆虫复眼的结构布局, 实现大视角甚至全景成像^[25], 并具备高速运动响应能力, 适用于动态环境中的快速避障; 受墨鱼等头足类动物在低照度下仍能清晰成像的眼部结构启发, 仿生视觉系统显著提升了机器人在弱光或水下环境中的视觉性能^[56]。在触觉感知层面, 受章鱼触手启发, 发展出高密度柔性阵列传感器^[54], 可实现多点接触力的分布检测, 为非结构化环境下的精细操作与自适应抓取提供关键反馈。受鱼类侧线系统启发, 人工侧线技术^[26-27]

通过集成微尺度压力梯度传感器实时感知水流速度。在听觉感知层面, 受人类耳蜗结构启发, 融合仿生压电纳米纤维结构与深度学习算法, 构建出能实现高精度 3 维声源定位、语音识别和高保真音频还原的智能人工听觉系统^[57]。在嗅觉感知层面, 仿生嗅觉芯片集成万级纳米传感器, 结合 AI 可识别 24 种气味及混合气体, 并成功应用于机器人多模态感知系统^[55]。这些仿生感知技术不仅拓展了机器人的感官边界, 更为机器人快速、稳定且自适应的行为奠定感知基础。

1.3 仿生计算

面向微型化仿生机器人对低功耗、小体积与高实时性的需求, 传统的集中式计算系统面临能效瓶颈与通信延迟挑战。受人脑以极低功耗高效处理多模态信息的启发, 仿生计算硬件正从结构与器件层面寻求突破, 其核心在于将计算功能内嵌于神经元与突触的物理动力学之中。例如, 忆阻器利用离子迁移模拟突触可塑性^[58], 光电突触通过光生载流子调控实现光控学习^[59], 而有机或 2 维材料则进一步实现了膜电位积分、脉冲发放等神经元功能^[60]。这

些器件的共同之处在于：输入信号触发内部状态演化，输出即为计算结果，在物理层面实现事件驱动、存算一体与超低功耗的信息处理。

在此基础上，研究已从单一器件迈向功能集成与闭环验证：一方面，感内计算架构将感知与突触功能合二为一，如宽光谱有机光突触可在低能耗下完成视觉特征提取^[29]。另一方面，系统级集成实现了从计算到行为的贯通，基于忆阻器的强化学习硬件可驱动微型机器人完成迷宫导航^[30]，脉冲神经网络结合真实软体机器人可通过环境交互学习爬行策略^[31]，而光控神经形态视觉系统甚至成功通过神经

接口引导活体甲虫执行避障和转向^[29]，展现了生物混合机器人中人工智能硬件与生物体神经系统的深度融合。这表明，计算也可以作为物理系统的一部分，与形态、感知、驱动协同演化，为具身智能提供不可或缺的硬件根基。

1.4 仿生驱动

驱动系统是将控制指令转化为物理动作的最终执行环节，如表 2 所示，根据能量输入形式不同，仿生驱动器可以分为电驱动、压力驱动和外部刺激驱动^[61]，相较于传统的电机和舵机驱动，具备柔性输出的优势，且适配微型、柔性机器人系统。

表 2 仿生驱动器件特性对比
Tab.2 Performance comparison of biomimetic actuators

驱动机制	典型驱动器类型	驱动能源	主要特点
电驱	形状记忆合金	电流	功率密度高；循环寿命有限
	介电弹性驱动	高压电场	超大应变、快速响应；需高压
	离子聚合物-金属复合材料	低电压	水下兼容；长期稳定性差
压力驱动	气动人工肌肉	气体	结构简单；需气源与管道
	液压驱动	液体	力密度大，响应快；密封性要求高
外部刺激驱动	磁性复合材料	外部磁场	无线驱动；穿透性强；力输出受限
	液晶弹性体	光	无线光驱动；效率依赖材料
	刺激响应水凝胶	温度、pH、湿度等	生物兼容；响应慢

电驱方式通过电流或电场激发材料形变。例如，形状记忆合金通过热致相变实现收缩，模拟肌肉单向发力^[32]；介电弹性驱动器利用静电场诱导薄膜面内收缩，具备高能量密度与快速响应^[33]；离子聚合物-金属复合材料则在低电压下通过离子迁移产生弯曲形变，适合仿鱼形机器人的驱动^[34]。压力驱动方式通过调控封闭腔体内的气体或液体压力，驱动柔性结构产生可控的形变，如气动人工肌肉通过类肌肉式的柔顺收缩特性，实现外骨骼辅助运动^[35]。外部刺激驱动则通过磁、光、热等环境刺激直接触发材料响应，如磁性复合材料在外加可控磁场作用下驱动软体机器人实现导航^[62]，利用液晶弹性体在光照条件下发生可逆相变的特性，驱动软体机器人实现多种仿生运动^[36]，此外，水凝胶可通过感知湿度、pH 或离子浓度等化学梯度，触发本体形变或可控溶解，从而驱动微尺度软体结构完成自适应形变、靶向递送或自我清除^[63]。这些驱动器无需齿轮、连杆等中间传动机构，输出力或位移直接由材

料的物理或化学效应产生，以模拟生物肌肉的收缩与弹性特性，从而实现更高功率密度、更好的柔顺性及更自然的运动形态。

仿生驱动器不仅是动力来源，更是形态-驱动协同设计的关键组成部分，其材料特性、布局方式与结构集成共同定义了机器人的基本运动能力，尤其在一些微型、软体机器人中，柔性、轻质的仿生驱动器提供了坚实的执行基础。

2 从仿生形态到仿生智能

仿生形态结构、感知、计算、驱动为仿生机器人提供了必要的硬件基础，而仿生智能是指仿生机器人在与环境持续交互过程中，通过感知、决策与控制的协同设计，实现对多模态信息的高效处理，并生成自适应行为的能力，具体表现为感知理解能力的深入化、学习与适应机制的持续化以及行为生成与控制策略的智能化。因此，具身智能与仿生机器人的融合是一种深度协同的范式转变，如图 4 所

示, 传统仿生机器人通常遵循“感知-决策-控制”三段式架构, 各模块相对独立, 仿生智能系统则强调身体结构、感知系统、控制策略的深度耦合, 在与环境的持续交互中不断积累经验、涌现智能。本节先从多层次协同的仿生具身范式出发, 然后聚焦这一融合过程的三大核心方向, 深入探讨仿生具身智能体的关键技术路径。

2.1 多层次协同的仿生具身范式

仿生具身智能机器人是以生物机制为灵感, 将形态与智能策略深度融合, 在持续的环境交互中实现高效、自适应且鲁棒行为的智能系统。其智能并非源于孤立的感知、控制或学习算法, 而是根植于具身系统与环境之间的感知-行为闭环。如图 5 所示, 形态结构作为物理载体, 决定了机器人的基本运动能力, 通过质量分布、驱动能力和传感器布局等设定了机器人的动力学约束, 同时仿生设计将部分智能“编码”于硬件之中, 这种由结构赋予的被动稳定、抗扰等能力, 构成了形态智能基础。环境是机器人行动的真实物理世界, 机器人通过形态结构

与环境发生接触、受力、运动等物理交互, 同时, 交互所产生的多模态感知数据由集成在机器人结构上的传感器捕获, 并进一步传递至认知系统。

在此基础上, 感知理解层融合多模态信号, 主动构建对自身状态与环境语义的统一时空表征; 持续学习与适应层则通过积累真实的交互经验和数据, 不断优化感知能力和控制策略; 行为生成与控制策略层产生稳定高效的运动指令, 通过执行器驱动身体结构与环境交互。这一框架的核心在于以形态-环境交互为枢纽的闭环机制, 感知依赖形态上的传感器获取环境信息, 控制通过驱动形态与环境实现交互, 环境的反馈又驱动学习系统更新策略, 而更新后的策略又作用于下一轮交互。因此, 仿生具身智能机器人设计, 应以形态智能为设计起点, 考虑算法与硬件的协同, 明确特定形态的机器人能够实现哪些行为, 并据此协同优化感知、决策和控制, 从而实现鲁棒、高效的仿生具身智能。

2.2 感知理解能力的深入化

当前, 大部分仿生机器人虽然在形态上接近自

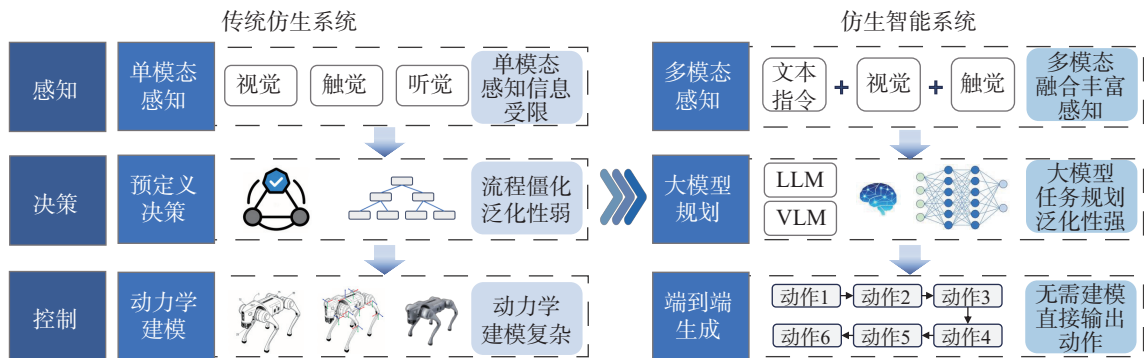


图 4 范式转变示意图

Fig.4 Schematic illustration of the paradigm shift

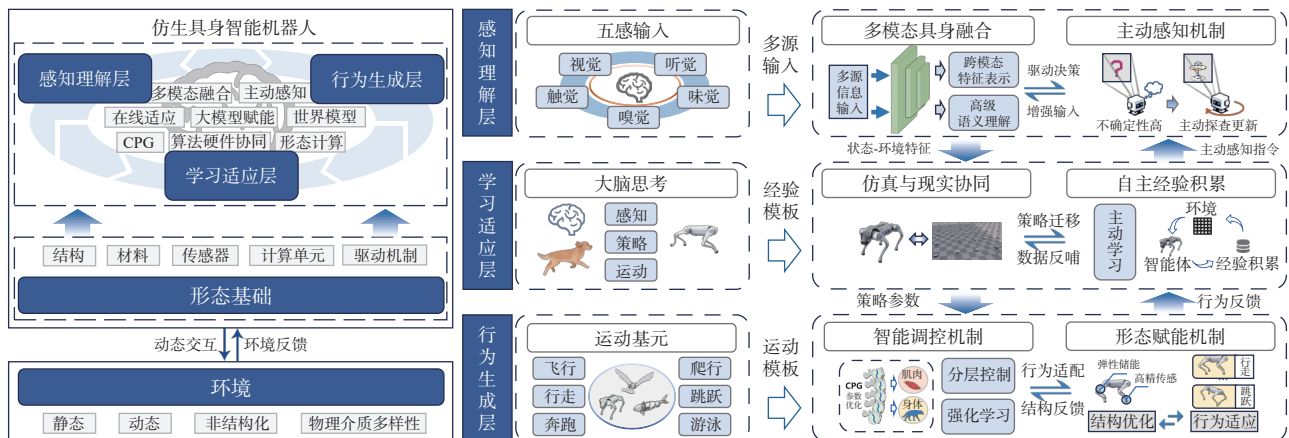


图 5 仿生具身智能机器人架构

Fig.5 Architecture of biomimetic embodied intelligent robot

然生物,但其感知系统仍主要停留在低层次的信号处理与初步特征提取阶段,缺乏高层次的语义理解与跨模态信息的深度融合。这种局限使得机器人在复杂动态环境下的环境感知、语义推理和自适应决策能力相对薄弱,难以支撑类似生物体的灵活感知与智能交互。同时,现有感知系统多采用被动、开环的数据采集范式,即感知数据向后端算法的单向传递,而未将感知行为本身纳入决策闭环,这与生物体通过眼动、头部转动、肢体探索等主动策略引导信息获取的机制形成鲜明对比。针对上述感知的局限,亟须强化机器人对环境的深度感知与语义理解。一方面,通过多模态具身融合,整合视觉、语言、触觉等异构感知通道,在统一语义空间中实现跨模态对齐与互补;另一方面,构建主动感知机制,使机器人能够基于任务目标与不确定性评估,自主规划感知行为,从而高效获取关键信息。

2.2.1 多模态具身融合

单一模态的感知信息难以充分应对复杂多变的环境与任务需求。为实现更高层次的智能行为,仿生机器人需要通过跨模态耦合实现信息互补与语义增强。该机制强调将视觉、触觉、听觉及文本等多源信号在统一的时空与语义表征框架下进行融合,从而提升系统的感知鲁棒性、场景理解能力与决策可靠性。

在通用具身智能研究中,RT-2^[64]将视觉-语言模型引入机器人系统,通过多模态预训练学习视觉观测与自然语言指令之间的深层语义关联,从而构建具有任务上下文理解能力的联合感知表征;PaLM-E^[65]将语言模型嵌入机器人感知与控制回路中,使机器人能够在开放环境中进行多任务操作;SayCan^[66]通过将语言模型的高层规划结果与强化学习策略的低层控制结合,实现了“语言驱动行为”;RoboFleming^[67]等工作进一步通过多模态对齐与动作语义嵌入,使机器人能够在自然语言引导下实现多阶段物体操作与环境交互。此外,其他模态的感知信息也逐步被多模态算法引入,文^[68]和文^[69]将视觉与触觉两种模态信息相结合,在接触性强的任务中表现出优异的性能。文^[70]融合视觉与听觉构建深度强化学习网络,优化机器人导航策略。

在仿生机器人领域,这类方法同样展现出广阔的应用前景。将视觉-语言模型作为高层认知和规划模块,机器狗能够理解自然指令,再结合视觉感知进行长周期的复杂任务^[71]。通过将视觉-语言模型的跨模态语义对齐能力与通用导航模型的运动执行能

力解耦融合,可以实现机器狗在真实环境中基于自然语言指令的自主导航^[72]。

2.2.2 构建主动感知机制

现有系统仍多局限于被动感知模式,即依赖外部输入信号进行状态估计与场景识别,缺乏主动探索未知环境的意识与能力。这种被动模式在动态、遮挡或不确定场景下往往导致感知不完整、信息滞后或任务失败。相比之下,生物体在自然交互中普遍展现出“主动感知”机制,例如,当视觉线索不足时,通过移动视野或主动与环境的交互来补充信息^[73],从而构建更完整的环境表征。这一机制体现了感知与行为的双向耦合关系,不仅提升了信息获取效率,更推动了感知从“数据接收”向“认知构建”的跃迁。

在机器人研究中,主动感知已逐渐成为推动智能系统认知进化的关键方向。BAJCSY等^[74]系统地阐述了主动感知的核心思想:感知并非被动地接受外界刺激,而是通过有目的的行动来获取最有助于理解世界的信息。这一思想强调智能体应根据当前任务需求与不确定性评估,自主选择最优的观测视角、传感模态或交互方式,以高效获取感知信息。近年来,随着强化学习与具身认知的发展,主动感知技术广泛应用于机器人探索、导航与操作任务中。例如,RAMIREZ-AMARO等^[75]提出一种基于语义驱动的主动探索导航算法,通过构建语义地图并利用语义先验引导机器人的感知与路径规划。

此外,结合大语言模型与视觉模型的主动感知框架也开始出现。Alfred^[76]与SayCan^[66]等系统通过语言提示和环境反馈实现任务驱动的动态感知策略;EmbodiedGPT^[77]进一步将感知、语言与决策融为一体,使机器人在任务执行中具备主动提问与自主探索的能力,从而实现从被动数据接收向主动认知构建的跃迁。这一趋势标志着具身智能系统正从单纯的感知执行体,演化为能够自主构建世界模型与策略知识的认知实体。

2.3 学习与适应机制的持续化

尽管在仿真环境中引入闭环控制、端到端策略学习等方法已显著提升行为生成的自主性与多样性,但绝大多数方法仍然依赖于离线训练或特定任务的数据集,缺乏对长期在线适应能力和跨场景泛化能力的真正支持。机器人若不能在部署后持续获取新经验、调整策略并兼顾对既有能力的保持,就难以应对环境变化、任务切换与未知干扰。因此,构建具备持续学习或终身学习能力的智能体,是实

现其在非结构化环境中自主演化与稳健运动的关键。更重要的是, 这种长期适应机制不仅局限于个体智能的进化, 更应延伸至多机器人系统的群体层级——通过共享经验、协同探索与分布式优化, 构建出具备自组织与自适应能力的群体智能系统。

2.3.1 基于主动学习的自主经验积累

生物体在适应环境的过程中, 并非被动接收环境刺激, 而是通过主动探索不断积累经验。受此启发, 结合主动学习策略^[78], 机器人可以在与环境交互过程中主动选择最具信息量或最具挑战性的样本或任务情境^[79], 从而显著提升数据利用效率与学习收敛速度。在机器人领域, 主动学习已被用于路径探索、几何建模、环境地图构建等任务, 其核心在于将信息增益、模型不确定性或代表性作为查询标准, 引导机器人向未知或模糊区域发起探索^[80]。这种主动决策机制使机器人能够优先聚焦于那些最能减少模型不确定性或提升策略性能的交互体验, 从而在有限交互成本下更快获得高效经验。

该机制本质上是要构建一种无需人工干预的持续认知机制: 机器人通过主动探索获取高信息量交互数据, 并利用数据内在结构进行自监督建模, 在与环境的持续交互中自主识别状态、调整行为并积累经验, 实现在线自主学习^[81]。

2.3.2 基于数据驱动的生物行为模仿学习

仿生机器人正从对生物形态的静态模仿转向对生物行为策略的动态复现, 通过模仿生物的运动^[82]和策略, 可将生物在长期进化过程中形成的高效、鲁棒的行为范式融入机器人的控制与学习框架, 使仿生机器人在步态生成与任务规划^[83]等方面具备更强的鲁棒性与泛化能力。在此基础上, 机器人可进

一步借助模仿学习^[84-85]、逆强化学习^[86]和运动重定向^[87]等方法, 从多源观测数据中自动提取潜在的行为策略, 实现跨形态、跨尺度的迁移与协同控制。

如表 3 所示, 不同的方法在适配各类生物行为数据源时, 展现出各异的性能特性和适用边界。研究表明, 通过 Wasserstein 对抗模仿、运动重定向与骨架映射等方法, 机器人能在外形结构差异较大的情况下较好地重现人类的自然运动模式^[88]。此外, 对抗运动先验将生成对抗网络与强化学习相结合, 使智能体在执行复杂任务的同时, 能够自然、逼真地复现参考动作数据集中的运动风格, 展现出优异的泛化能力与稳定性^[89]。在四足机器人领域, 通过将真实动物的动捕数据重定向到四足机器人, 并结合强化学习与域自适应技术, 可合成多样化、灵活的运动策略^[90]。文^[91]进一步提出一种 3 阶段的分层强化学习框架, 包含基础动作层、环境交互层和策略决策层, 通过向量量化潜在空间实现了逼真动作模仿、复杂地形导航以及多智能体博弈的零样本策略迁移。

通过上述方法, 仿生机器人不再局限于单一路径规划或预定义步态, 而是能够从生物运动示范中不断学习与跨域迁移, 自主生成具有高适应性及泛化能力的新行为策略, 从而有效应对非结构化、动态变化的真实环境挑战。

2.3.3 仿真-现实协同的生成式迁移学习

仿真环境虽能提供大规模、低成本的训练数据, 且动力学模型支持可微分计算, 但其与真实世界在系统动力学、感知信息和环境噪声等方面存在显著差异, 严重制约了仿真中习得的策略向现实机器人的有效迁移^[92]。

表 3 模仿学习方法对比
Tab.3 Comparison of imitation learning methods

数据来源	代表工作	使用方法	优势
鱼类视频数据	文 ^[82]	基于深度确定性策略梯度的两阶段迁移学习	显著提升加速能力和高速巡航稳定性
小鼠迷宫轨迹	文 ^[86]	动态逆强化学习	优于静态奖励假设, 提升行为可解释性
真实动物视频	文 ^[87]	时空运动重定向	仅需四肢关节点即可生成稳定步态, 跨平台泛化
人类动捕数据	文 ^[88]	Wasserstein对抗模仿学习	实现无标注步态无缝切换, 动作自然流畅
人类动捕数据	文 ^[89]	对抗运动先验	生成自然多样化动作, 泛化性好且训练稳定
犬类动捕数据	文 ^[90]	3阶段分层学习	生成高度拟真、多样化且敏捷的运动行为
犬类动捕数据	文 ^[91]	逆运动学重定向、轨迹引导强化学习、隐空间域自适应	复现多种敏捷行为, 仿真到实物迁移高效、稳定

近年来，通过生成式建模机制，提供了仿真-现实协同的新路径，如在四足机器人的导航与控制任务中，基于条件变分自编码器构建地图生成模型，在仿真中广泛训练并动态生成逼近策略能力边界的高难度离散地形，有效弥补了仿真与现实之间的差距，实现了高效且鲁棒的迁移^[93]；在人形机器人中，通过扩散模型利用真实人类运动数据，在仿真中生成符合人体运动规律的参考轨迹，再结合强化学习策略进行训练，显著提升策略在真实机器人上的迁移性能^[94]。

2.4 行为生成与控制策略的智能化

随着仿生机器人研究从“形似”向“神似”转变，传统基于机械结构与运动规划的控制范式正逐渐暴露其局限性。当前多数仿生机器人仍依赖人工设定的控制逻辑或模型驱动的分层策略，这种方法在明确任务和稳定环境中能够实现可控与可预测的运动，但其行为模式高度固化，缺乏对动态环境扰动的实时响应能力。当面对复杂地形变化、外部干扰或任务目标突变时，系统往往难以脱离既定的任务模板，无法自主生成新的协调动作，遭遇明显的适应性瓶颈。因此，发展智能化的行为生成与控制策略，成为提升仿生机器人在非结构化环境中自主行为的关键路径。

2.4.1 构建感知-行为闭环的控制系统

在复杂动态环境中，仿生机器人必须建立感知-行为闭环的反馈机制，使动作在执行过程中持续根据本体感知与环境反馈进行调节。表 4 展示了根据不同感知模态建立感知-行为闭环系统的代表方法，与传统“先感知-再规划-后执行”的架构不同，这种方法强调连续感知驱动下的在线决策与运动生成，即机器人通过感知自主生成协调的行为^[99]，此类响应无需高层重新规划，而是在感知与动作之间形成低时延的直接映射关系，显著提升系统在非结构化环境中的鲁棒性与时效性。

在这样的闭环架构中，动作不再是离散的预设序列，而是被视为一个随感知变化不断被“更新”的轨迹^[100]。更具体地说，根据实时的视觉、惯性、触觉、关节力觉等多模态感知输入，系统在控制周期内动态调整速度、方向、步幅或躯干姿态，实现稳定性与适应性的权衡。这样的机制可以显著降低因动态环境（如地形起伏、障碍物突现、倾斜面、滑动表面等）导致的行为失稳或任务失败的风险。文 [95] 展示了通过观察单目视觉变化进行自监督训练，建立从像素空间到控制命令的映射，实现了对

表 4 感知-行为闭环典型方法

Tab.4 Typical perception-action loop approaches

感知模态	代表工作	使用方法	应用平台
视觉	文[95]	神经隐式场建模、视觉伺服控制	仿生手等异构平台
视觉	文[96]	基于生物神经回路建模	仿生鱼
视觉	文[97]	基于强化学习的全身视觉运动策略	四足机器狗
多模态	文[98]	嵌入式传感-驱动一体化	软体机器人

材料、结构各异的机器人的通用控制。进一步地，闭环系统的智能不仅源于算法，更根植于身体与环境的交互之中。文 [96] 复现了斑马鱼视动反应的完整神经回路，通过感知由水流产生的视觉信息，直接驱动尾鳍摆动产生反向推进力，实现姿态稳定与逆流定向，整个过程形成了一个高效的、基于感知-运动映射的闭环控制回路。文 [97] 利用立体相机预测羽毛球轨迹，通过在强化学习中嵌入真实相机噪声模型与状态估计器，实现四足机器人主动感知和步态自适应的运动能力。

值得注意的是，感知-行为的闭环正延伸到形态结构本体之中，如文 [98] 开发的基于形态、传感与驱动一体化设计的软体机器人，可以基于多模态感知信息（如压力、应变与温度）实时触发相应的调控动作，这种策略为构建面向生命系统的仿生机器人闭环系统提供了重要的启示。

2.4.2 引入生物启发的控制器

中枢模式发生器(CPG)是一种受生物脊髓中节律性神经回路启发的仿生控制器，能在无外部周期输入的情况下自主生成稳定、协调的周期性运动模式，并通过局部感知反馈实现步态的动态调整与环境适应^[101]。得益于其结构简单、鲁棒性强且易于与感知系统耦合的优点，CPG 已成为仿生机器人运动控制中的主流方法之一。

CPG 的设计理念与具身智能的核心思想高度契合，其不依赖复杂的高层规划，而是将部分“智能”嵌入到低层控制结构中，通过感知-动作闭环与被动动力学的协同，实现自然、流畅的运动生成^[102]。将 CPG 融入仿生机器人，不仅显著降低了对精确建模与中央控制器的依赖，更促进了机器人形态结构与控制的深度融合。

这种范式通过将基本运动控制内嵌于神经振荡

器结构, 并基于机体与环境交互的实时反馈, 实现行为的自适应调控, 已在多类仿生平台验证其有效性, 例如, 基于 CPG 的控制系统能够支持机器人在复杂地形中实现自适应步态生成、外部扰动下的快速恢复以及多模态步态间的平滑切换^[103-104]。因此, 引入生物启发的控制器为智能行为的自然涌现提供了关键支撑, 也为构建高适应性的自主机器人系统指明了重要技术路径。

2.4.3 行为与结构协同设计

仿生机器人的智能化不应局限于控制算法的优化, 而应迈向行为与结构的协同设计——将策略与身体形态联合优化, 实现形态与行为的深度耦合。

在仿生跳跃机器人中, 协同设计不仅包括对弹簧刚度与储能结构的参数优化以提升能量利用效率^[105], 同时引入基于强化学习的起跳-着陆控制策略^[106], 以适应不同地形条件下的动态响应需求; 在仿生壁虎机器人中, 足端采用可自主吸附-脱离的智能材料, 并结合柔性结构设计, 与机器人仿生步态进行一体协同优化^[107], 有助于实现攀爬过程中的高效附着、稳定运动与可控脱附; 在可重构机器人中, 形态-行为的协同设计显得尤为重要, 文^[108]提出了一种分层深度强化学习的框架, 使得机器人能够根据环境自主动态地调整其模块的数量, 并同步生成最优的运动控制策略。在此过程中, 结构设计为控制提供被动动力学优势, 降低主动能耗与控制复杂度, 而控制策略则充分利用形态特性, 实现高动态、鲁棒的复杂行为, 二者在优化过程中相互耦合, 协同演进, 最终涌现出单一维度无法实现的整体性能增益。进一步地, 这一协同理念正从单个系统向多机器人群体延伸, 实现群体级形态重构与功能协同, 在模块化机器人集群中, 多个单元可以通过物理拼接组成多样化的拓扑结构^[109], 各个模块作为独立的智能体, 具备局部感知、决策能力, 应用去中心化强化学习^[110], 实现分布式的协同优化。

3 核心挑战

尽管仿生机器人在硬件基础、感知能力、学习机制与行为控制等方面取得了显著进展, 但向真正类生物智能体的演进仍然面临诸多深层次的挑战。图 6 列举了本节要探讨的几个核心挑战。这些不仅源于技术本身的局限性, 更根植于仿生机器人在物理硬件层面上的性能瓶颈。

3.1 仿生形态的多样性与制造工艺的复杂性

仿生机器人旨在复现自然界中丰富多样的生物

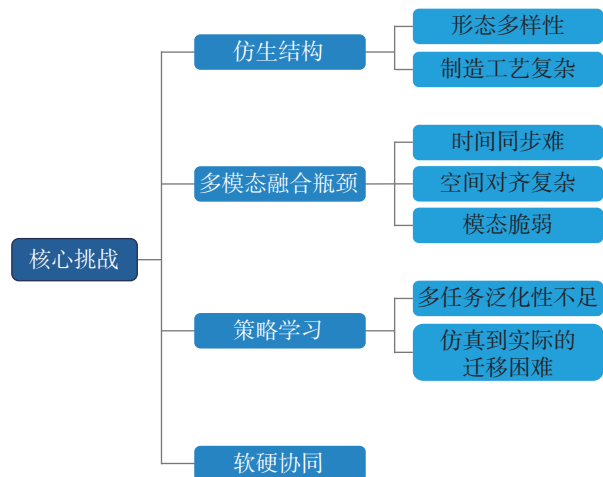


图 6 核心挑战

Fig.6 Core challenges

形态和功能特性, 不同的形态在适应性、能效和环境交互方式上展现出显著差异, 这种多样性为机器人在跨领域任务中的灵活部署提供了可能。但高度特化的仿生形态也带来了严峻的工程技术挑战。例如, 仿生壁虎机器人的垂直攀爬能力高度依赖足端可逆干黏附材料(如微柱阵列、碳纳米管)的仿生设计, 但此类材料在实际应用中面临环境适应性差、循环耐久性低, 以及制造成本高昂等问题^[111]; 仿生扑翼机器人凭借低能耗、高机动和隐蔽性, 在微小空中平台展现优势, 然而, 其工程实现仍面临严峻挑战, 微型化(翼展<10 cm, 质量<10 g)不仅对结构与驱动系统的精密设计提出极高要求, 更从根本上制约了具身智能所需的关键能力。一方面, 传统电磁驱动器在厘米尺度下效率急剧下降, 难以支撑高频扑翼所需的高功率密度; 另一方面, 有限的载荷与空间也使得多模态传感器难以集成, 导致感知信息匮乏, 无法满足具身智能的高效实时感知需求^[112]; 软体机器人因其柔韧性、适应性和安全性, 在医疗、人机交互等领域具有巨大潜力, 但智能软体材料(如介电弹性体、水凝胶)普遍存在驱动应力低、响应速度慢、循环寿命低等问题。同时, 高效嵌入式驱动与本体结构难以实现一体化集成, 其中气动方案依赖外置泵阀, 降低了系统的紧凑性, 电驱方案则受限于高压电源与微纳制造工艺^[113]。

总体而言, 仿生形态的多样化为仿生机器人提供了丰富的生物学启示, 但在向智能化、实用化方向发展的过程中, 仍然受限于精细的制造工艺和多材料集成困难等关键技术瓶颈。

3.2 多模态感知融合困难

当前多模态感知融合的瓶颈, 不仅源于算法层

面的异构信息整合等难题,也根植于传感器硬件本身的物理与工程限制。视觉、触觉、惯性等多源信息的深度融合面临三大核心挑战^[14]。

首先,机器人搭载的传感器通常具有显著差异的采样频率与响应延迟,这种异构性导致数据在时间轴上难以对齐,尤其在高速运动或接触瞬变过程中,微小的时间偏差即可引发感知误判。其次,多模态数据通常分布在不同的坐标系,如视觉信息位于像素坐标系或相机坐标系,触觉信号绑定于末端坐标系,而关节角度、姿态信息则属于机器人机体坐标系。如何实现在线、自适应的空间对齐,仍是开放挑战。尤为关键的是,仿生传感器的性能受限于材料稳定性(如水凝胶易干裂)、环境敏感性(温湿度干扰大)以及循环耐久性,在真实场景中易出现信号衰减、失效或漂移,导致模态信息缺失或不可靠。

因此,实现高质量的多模态感知融合,既依赖底层硬件输出可靠、同步且一致的原始信号,也需要上层算法对不确定性与异构性的鲁棒建模能力。

3.3 策略学习泛化性不足及迁移挑战

仿生机器人通常具有高自由度、非线性动力学或柔性等复杂特性,为降低实物实验成本并加速算法迭代,通常借助仿真环境开展强化学习、模仿学习等策略的训练。然而,这类针对特定任务的策略普遍存在泛化能力不足的问题,一旦面对新环境、新任务或结构微调,策略难以有效迁移或在线适应。

更严峻的挑战在于从仿真到现实的迁移,尽管生成式迁移学习展现出显著潜力,但在真实复杂场景中的泛化能力仍然有限,其根本原因在于现有策略在面对域外分布场景时缺乏鲁棒性。首先,仿真场景无法覆盖真实场景中的非结构化因素,如地面非均匀摩擦、物体的弹性形变及外部干扰等。其次,策略学习过程高度依赖仿真中理想化的状态预测与动力学假设,而实际机器人通常受未建模动态与环境扰动影响,从而难以维持稳定和可靠的运动。因此,策略泛化能力薄弱与迁移能力不足构成了当前仿生具身智能在实际部署中的核心挑战。

3.4 智能算法复杂性与微型化硬件资源的失配

随着仿生机器人向微型化、轻量化的方向发展(如厘米级的扑翼机器人、毫米级软体爬行机器人等),其在复杂环境中执行精细探测、狭域巡检等任务的潜力日益凸显,但这类平台通常受限于计算能力、内存容量和功耗,难以承载一些智能算法对算力与存储的需求,形成“高智能需求”与“低资源

供给”之间的矛盾。

以轻量级视觉模型 MobileNetV2 (mobile network version 2)^[15]为例,其原始模型大小为 5.3 MB,内存需求为 1.5 MB,即使经过量化压缩^[16],在高性能嵌入式平台(如 STM32H 系列芯片)中的推理时间仍需要 379 ms,而扑翼机器人所配备的微型控制单元(如 STM32F446)的片上 Flash 仅有 512 KB, RAM 仅有 192 KB,这种资源约束不仅导致算法被迫简化,更直接削弱了系统的语义理解能力与跨场景泛化能力,也无法实现具身智能所要求的实时交互与在线适应。

这一矛盾揭示了微型仿生机器人智能瓶颈不在算法创新,而在算法与硬件的协同适配。如何设计轻量化算法在资源受限的微型平台上进行部署仍是一个关键挑战。因此,嵌入式具身智能^[17]指出:算法必须从设计之初就考虑硬件约束。

4 未来研究方向

针对仿生结构多样性与制造复杂性、多模态感知融合瓶颈、策略学习泛化性不足与迁移困难及智能算法与微型化硬件资源失配等核心挑战,未来研究可分别从形态、感知与控制的具身统一、神经形态驱动的一体化多模态感知、面向集体学习的仿生群体智能协同以及微型仿生机器人的算法与硬件协同设计等方向寻求突破,推动仿生具身智能在结构功能性、感知鲁棒性、策略泛化性与部署可行性四个维度上实现系统性提升。

4.1 形态、感知与控制的具身统一

面对仿生形态多样性与制造工艺复杂性所带来的挑战,未来应聚焦形态、感知与控制的协同设计,以实现结构功能一体化,降低集成复杂度并提升环境适应性。在形态上,仿生机器人将更加注重结构的功能性和适应性,而非仅仅追求外形的相似性。通过引入柔性材料、可重构构型等,机器人可在不同任务场景中自主调节身体特性,实现“形态即功能”的智能表达。例如,轮腿式机器人结构结合了轮式的高效移动能力与腿式结构的越障能力^[46],展现了多形态协同带来的灵活性与任务泛化能力。

在感知系统方面,传统机器人常用独立的外置传感模块。面向未来,仿生智能机器人将致力于把传感器内嵌于结构材料中,以实现“结构即传感器”的类生物感知能力。这种设计范式不仅轻量紧凑,更实现了感知与本体结构的紧密联系,为具身智能提供高保真、低延迟的反馈基础。

在控制策略层面, 未来仿生机器人将更加重视本体形态的主动作用, 推动从“全由控制器计算”向“形态计算”范式转变, 通过设计结构的被动动力学特性或材料非线性响应, 使本体在与环境交互过程中自主完成部分行为生成, 从而将控制逻辑前置于物理结构之中。这种机制显著降低了高层控制器的计算负担, 使系统在资源受限条件下仍能实现高效鲁棒运动。

4.2 神经形态驱动的一体化多模态感知

多模态感知融合面临时间异步、空间坐标对齐复杂与模态脆弱等瓶颈, 而以神经形态计算赋能的一体化多模态感知为此提供了事件化、本地化的融合新范式。神经形态计算^[118]的核心在于模仿人脑的神经网络, 以人工突触为核心元件, 在硬件层面模拟神经元与突触可塑性, 实现低功耗、高时效、强鲁棒性和高并发的智能计算。如受人类皮肤中多模态感受器与周围神经协同机制的启发, 电子仿生皮肤可集成力、温度、应变等多种感知功能, 并通过忆阻器等神经形态器件与柔性传感器在材料层面深度融合, 实现刺激的脉冲编码与突触的可塑性, 从而构建具备“感-存-算”一体化能力的电子皮肤^[119]。此类系统强调通过神经形态计算完成对多模态信号的实时感知与原位处理, 实现类生物的感知能力。

同时, 神经形态计算的感知与学习性能取决于忆阻器、突触晶体管等神经形态器件的关键特性, 包括开关比、能耗、响应线性度等。因此, 未来研究需同步推进高性能仿生材料的开发与神经形态器件的高密度集成, 尤其关注多模态传感器材料与神经形态电路的一体化兼容性制造, 实现从“单点感知”向“系统级感知阵列”的跨越。

4.3 面向集体学习的仿生群体智能协同

为突破单体策略在新场景中泛化能力不足与跨平台迁移困难的局限, 可构建基于分布式交互与知识经验共享的集体学习机制。PROROK^[120]指出: “应将机器人群体视为一个可共同学习与演化的认知整体”, 即通过集体学习, 使多个特化个体在交互中共享经验、组合能力, 从而在系统层面涌现出超越个体总和的智能表现。

这一思想的核心在于构建分布式、模块化、可重组的群体协同架构。在此框架下, 每个机器人均为面向特定任务的专用单元, 其形态结构与行为能力被协同设计以实现功能互补, 系统通过组合不同单元的能力, 可以完成更复杂的任务。同时, 学习过程是通过个体经验的交互式整合, 在群体层面持

续优化协作策略, 即系统通过通信、交互、组合与学习, 形成动态智能网络。例如, 基于 MARL-MHSA 分布式学习架构^[121], 群体可在训练中动态聚合多源经验, 结合集中训练-分布执行范式, 可在保留个体自主决策能力的同时, 实现全局经验的高效压缩与策略泛化。

因此, 面向集体学习的仿生群体智能协同, 其本质是将智能从算法层移动到具身交互层, 并通过可扩展的学习架构, 支持群体对个体经验的聚合、迁移与持续复用。这一范式不仅契合生物群体分布式认知和持续适应的自然智慧, 也为突破当前仿生机器人在开放环境中的性能瓶颈提供了新路径, 实现经验共享、共同学习的群体协同智能。

4.4 微型仿生智能机器人的探索

面向未来, 对微型仿生智能机器人的探索将开辟具身智能在微型尺度下的新维度。如扑翼机器人模仿飞行昆虫的肌肉耦合机制实现高效的悬停与机动飞行, 软体机器人凭借本体变形能力穿越狭窄或非结构化空间。这些能力并非依赖复杂的算法, 而是源于形态、材料与控制协同设计所带来的本体智能。然而, 其发展仍受制于微型结构复杂性 with 算法在资源受限平台上的部署难题, 为此, 应聚焦于数字化一体成型与软硬件协同设计的深度融合, 以实现复杂结构的快速集成与智能算法的高效嵌入。

一方面, 随着数字化设计与先进制造技术的深度融合, 过去难以实现的复杂仿生结构正逐步走向现实。如基于生物 CT 数据建立高保真的数字模型^[122], 并结合 3D 打印技术, 实现从机器人形态建模到实体制造的无缝衔接^[123], 推动仿生机器人制造向高精度、快速原型化方向发展。另一方面, 针对资源受限的微型平台, 应当发展软硬件深度协同范式, 即通过硬件本体与智能策略的协同设计, 将感知、决策与控制深度内嵌于机器人身体之中, 而非依赖外部智能算法。该范式不仅考虑微型平台的物理限制, 也为具身智能提供更本质、更高效的实现方式。

5 总结

本文系统探讨了仿生机器人与具身智能融合的硬件基础、技术路径、核心挑战与未来研究方向。在迈向具身智能的进程中, 仿生机器人凭借其特有的形态结构, 在与环境的交互过程中展现出良好的适应性, 一些设计甚至将感知与响应功能深度集成于本体之中, 减轻了高层计算负担。在此基础上,

依托多模态大模型、模仿学习、世界模型等具身技术,发展同硬件特性相匹配的智能算法,有助于提升仿生机器人在感知理解、行为决策与运动控制方面的能力。因此,仿生机器人与具身智能的融合,不仅是技术层面的互补,更代表了“形态-感知-决

策-控制”协同优化的新范式。未来,仿生机器人或将超越对生物外形的简单复现,逐步演化为具备在线学习与环境自适应能力的智能体,这一跃迁不仅将推动机器人技术的发展,也为探索生命智能演化规律提供科学启示。

参考文献

- [1] ZOU W, MA E, CHEN H, et al. Locomotion for insect-scale robots with bionic strategies: A review[J]. *Journal of Field Robotics*, 2025, 42(5): 1586-1616.
- [2] 龚哲峰, 郑能干, 陆豪健. 全软体动物运动控制对仿生机器人设计的启发[J]. *中国科学: 生命科学*, 2024, 54(2): 308-324.
GONG Z F, ZHENG N G, LU H J. Soft-body animal motion control and its inspiration for designing biomimetic robots[J]. *Scientia Sinica Vitae*, 2024, 54(2): 308-324.
- [3] YANG Z, YANG J, HU B, et al. A land-air amphibious bionic robot design[C]//4th International Conference on Computer Science, Electronic Information Engineering and Intelligent Control Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 488-491.
- [4] FAN Y, PEI Z, WANG C, et al. A review of quadruped robots: Structure, control, and autonomous motion[J/OL]. *Advanced Intelligent Systems*, 2024, 6(6) [2025-10-20]. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/aisy.202300783>. DOI: 10.1002/aisy.202300783.
- [5] KOIRI M K, SHARMA A K, JHA A, et al. A comprehensive review of bio-inspired swimming in robotic fishes[J/OL]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2025 [2025-10-10]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924424725007198>. DOI: 10.1016/j.sna.2025.116913.
- [6] NEKOO S R, RASHAD R, DE WAGTER C, et al. A review on flapping-wing robots: Recent progress and challenges[J/OL]. *The International Journal of Robotics Research* [2025-10-12]. <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/02783649251343638>. DOI: 10.1177/02783649251343638.
- [7] WANG R, ZHANG C, ZHANG Y, et al. Fast-swimming soft robotic fish actuated by bionic muscle[J]. *Soft Robotics*, 2024, 11(5): 845-856.
- [8] ZHOU Y, YAN Z, YANG Y, et al. Bioinspired sensors and applications in intelligent robots: A review[J]. *Robotic Intelligence and Automation*, 2024, 44(2): 215-228.
- [9] LIANG W, ZHOU R, MA Y, et al. Large model empowered embodied AI: A survey on decision-making and embodied learning[EB/OL]. (2025-08-14) [2025-12-17]. <https://arxiv.org/abs/2508.10399>. DOI: 10.48550/arXiv:2508.10399.
- [10] CHEN Y, WEI M, WANG X, et al. Embodied AI: A survey on the evolution from perceptive to behavioral intelligence[J/OL]. *SmartBot*, 2025, 1(3) [2025-12-17]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/smb2.70003>. DOI: 10.1002/smb2.70003.
- [11] XU J, SUN Q, HAN Q L, et al. When embodied AI meets Industry 5.0: Human-centered smart manufacturing[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2025, 12(3): 485-501.
- [12] KHAN W, ISHRAT M. Embracing the future: Navigating the challenges and solutions in embodied artificial intelligence[M]// *Building Embodied AI Systems: The Agents, the Architecture Principles, Challenges, and Application Domains*. Berlin, Germany: Springer, 2025: 281-299.
- [13] 曾凯, 王耀南, 谭浩然, 等. AI大模型驱动的具身智能人形机器人技术与展望[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(5): 967-992.
ZENG K, WANG Y N, TAN H R, et al. Prospects and technology of embodied intelligent humanoid robots driven by AI large models[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2025, 55(5): 967-992.
- [14] LYKOV A, LITVINOV M, KONENKOV M, et al. CognitiveDog: Large multimodal model based system to translate vision and language into action of quadruped robot[C]//ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. New York, USA: ACM, 2024: 712-716.
- [15] ZHANG X, HE R, TONG K, et al. Complex motion planning for quadruped robots using large language models[C/OL]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2024 [2025-12-08]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10558349>. DOI: 10.1109/ISCAS58744.2024.10558349.
- [16] QI J, GAO H B, SU H L, et al. Reinforcement learning-based stable jump control method for asteroid-exploration quadruped

- robots[J/OL]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 142 [2025-10-12]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1270963823005850>. DOI: 10.1016/j.ast.2023.108689.
- [17] LIU Y, CHEN W, BAI Y, et al. Aligning cyber space with physical world: A comprehensive survey on embodied AI[J/OL]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025 [2025-12-17]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11098567>. DOI: 10.1109/TMECH.2025.3574943.
- [18] ZHAO Z, WU Q, WANG J, et al. Exploring embodied intelligence in soft robotics: A review[J/OL]. *Biomimetics*, 2024, 9(4) [2025-10-09]. <https://www.mdpi.com/2313-7673/9/4/248>. DOI: 10.3390/biomimetics9040248.
- [19] LIU H, GUO D, CANGELOSI A. Embodied intelligence: A synergy of morphology, action, perception and learning[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 57(7): 1-36.
- [20] CHEN A, SONG B, WANG Z, et al. A novel actuation strategy for an agile bioinspired FWAV performing a morphing-coupled wingbeat pattern[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 39(1): 452-469.
- [21] CHEN A, SONG B, LIU K, et al. Flapping-wing robot achieves bird-style self-takeoff by adopting reconfigurable mechanisms[J/OL]. *Science Advances*, 2025, 11(36) [2025-10-19]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/sciadv.adx0465>. DOI: 10.1126/sciadv.adx0465.
- [22] PHAN H V, PARK H C, FLOREANO D. Passive wing deployment and retraction in beetles and flapping microrobots[J]. *Nature*, 2024, 632(8027): 1067-1072.
- [23] SHAO D, CHEN J, JI A, et al. Hybrid soft-rigid foot with dry adhesive material designed for a gecko-inspired climbing robot[C/OL]//3rd IEEE International Conference on Soft Robotics. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 578-585.
- [24] ZHOU Y, SUN Z B, DING Y H, et al. An ultrawide field-of-view pinhole compound eye using hemispherical nanowire array for robot vision[J/OL]. *Science Robotics*, 2024, 9 [2025-09-30]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adi8666>. DOI: 10.1126/scirobotics.adi8666.
- [25] LONG Y, DAI B, CHANG C L, et al. Seeing through arthropod eyes: An AI-assisted, biomimetic approach for high-resolution, multi-task imaging[J/OL]. *Science Advances*, 2025, 11(21) [2025-10-19]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/sciadv.adt3505>. DOI: 10.1126/sciadv.adt3505.
- [26] HE J, ZHOU Y, ZHANG C, et al. Online velocity estimation of a robotic fish using artificial lateral line system with velocity-decoupling sensing ability[J/OL]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025 [2025-12-17]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11130919>. DOI: 10.1109/LRA.2025.3601030.
- [27] ZHAI Y F, ZHENG X W, CHAO L M, et al. An interpretable approach to estimate the self-motion in fish-like robots using mode decomposition analysis[J/OL]. *Nature Communications*, 2025, 16(1) [2025-10-17]. <https://www.nature.com/articles/s41467-025-58880-6>. DOI: 10.1038/s41467-025-58880-6.
- [28] WANG C, CHEN Z, CHAN C L J, et al. Biomimetic olfactory chips based on large-scale monolithically integrated nanotube sensor arrays[J]. *Nature Electronics*, 2024, 7(2): 157-167.
- [29] LIAN H, DOU Z T, QIN Z T, et al. A polychromatic neuromorphic visual system inspired by biomimetics for miniature insect robots[J/OL]. *Advanced Materials*, 2025 [2025-10-10]. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/adma.202416649>. DOI: 10.1002/adma.202416649.
- [30] PORTNER K, ZELLWEGER T, MARTINELLI F, et al. Actor-critic networks with analogue memristors mimicking reward-based learning[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2025, 7: 1939-1953.
- [31] YOSHIOKA S K, IWATA T, MARUYAMA Y, et al. Spiking neural networks-based generation of caterpillar-like soft robot crawling motions[J]. *Artificial Life and Robotics*, 2024, 29(4): 519-527.
- [32] RAMIREZ SERRANO F, HYUN N P, STEINHARDT E, et al. A springtail-inspired multimodal walking-jumping microrobot[J/OL]. *Science Robotics*, 2025, 10 [2025-10-18]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adp7854>. DOI: 10.1126/scirobotics.adp7854.
- [33] CHEN Y, ZHAO H, MAO J, et al. Controlled flight of a microrobot powered by soft artificial muscles[J]. *Nature*, 2019, 575 (7782): 324-329.
- [34] KARELIN A M, OREKHOV Y D, KHMELNITSKIY I K, et al. Biomimetic stingray-like robotic fish with propulsors based on IPMC actuators[C]//IEEE Conference Of Russian Young Researchers In Electrical And Electronic Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 922-925.

- [35] YANG D Z, FENG M, GU G Y. High-stroke, high-output-force, fabric-lattice artificial muscles for soft robots[J/OL]. *Advanced Materials*, 2024, 36(2) [2025-10-07]. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/adma.202306928>. DOI: 10.1002/adma.202306928.
- [36] ZHU C, ZHANG L, YANG Y, et al. Light-driven liquid crystal elastomer actuators based on surface plasmon resonance for soft robots[J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2024, 16(50): 69858-69869.
- [37] 沈甜雨, 陶子锐, 王亚东, 等. 具身智能研究的关键问题: 自主感知、行动与进化[J]. *自动化学报*, 2025, 51(1): 43-71.
SHEN T Y, TAO Z R, WANG Y D, et al. Key problems of embodied intelligence research: Autonomous perception, action, and evolution[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(1): 43-71.
- [38] HUANG H Y, XIAN S, XIONG C Y, et al. Design and dynamics modeling of a hybrid drive bionic robotic fish[J/OL]. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 2025, 5(4) [2025-10-07]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667379725000385>. DOI: 10.1016/j.birob.2025.100247.
- [39] LIU C, SHEN T, SHEN H, et al. Mimicking nature's insects: A review of bio-inspired flapping-wing micro robots (FWMRs) [J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2025, 22(2): 458-479.
- [40] DHINGRA D, KAHAMAN K, FULLER S B. Modeling and LQR control of insect sized flapping wing robot[J/OL]. *NPI Robotics*, 2025, 3 [2025-10-16]. <https://www.nature.com/articles/s44182-025-00022-7>. DOI: 10.1038/s44182-025-00022-7.
- [41] WANG H Q. The application of bionic fish robotics in various fields[C]//2nd International Conference on Mechatronic Automation and Electrical Engineering. Stevenage, UK: The Institution of Engineering and Technology, 2024: 48-52.
- [42] 徐程浩, 王耀南, 莫洋, 等. 人形机器人技术与产业发展研究[J]. *中国工程科学*, 2025, 27(1): 150-167.
XU C H, WANG Y N, MO Y, et al. Humanoid robot technology and industry development[J]. *Strategic Study of Chinese Academy of Engineering*, 2025, 27(1): 150-167.
- [43] LI X, SUO Z, LIU D, et al. Bionic multi-legged robots with flexible bodies: Design, motion, and control[J/OL]. *Biomimetics*, 2024, 9(10) [2025-10-09]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11506302/>. DOI: 10.3390/biomimetics9100628.
- [44] ZHU H, LI T, FU L, et al. A proprioceptive Janus fiber with controllable multistage segments for bionic soft robots[J]. *ACS Nano*, 2024, 18(46): 32023-32037.
- [45] YU H, LIU X, ZHANG Y, et al. Photocatalytic microrobots for treating bacterial infections deep within sinuses[J]. *Science Robotics*, 2025, 10(103) [2025-10-11]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adt0720>. DOI: 10.1126/scirobotics.adt0720.
- [46] YAN C, JIANG Y, LIU Q, et al. Constraint-aware adaptation: Bridging model-based control with reinforcement learning for quadruped versatility[J/OL]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025 [2025-10-21]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11206433>. DOI: 10.1109/TMECH.2025.3616641.
- [47] YANG Y, FENG Z, MA S, et al. The continuous jump control of a locust-inspired robot with omnidirectional trajectory adjustment[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(3): 2040-2047.
- [48] WANG K, HOU J, ZHOU S, et al. Wheeled-legged robots for multi-terrain locomotion in plateau environments[J/OL]. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 2025, 5(3) [2025-09-28]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667379725000476>. DOI: 10.1016/j.birob.2025.100256.
- [49] LINGHU C, LIU Y, YANG X, et al. Fibrillar adhesives with unprecedented adhesion strength, switchability and scalability[J/OL]. *National Science Review*, 2024 [2025-10-20]. <https://academic.oup.com/nsr/article/11/10/nwae106/7632771?login=false>. DOI: 10.1093/nsr/nwae106.
- [50] YUE T Q, BLOOMFIELD-GADÉLHA H, ROSSITER J. Snail-inspired water-enhanced soft sliding suction for climbing robots [J/OL]. *Nature Communications*, 2024, 15(1) [2025-09-28]. <https://www.nature.com/articles/s41467-024-48293-2>. DOI: 10.1038/s41467-024-48293-2.
- [51] ZHENG L, MA Y K, YU H, et al. Multicooperation of turtle-inspired amphibious spherical robots[J/OL]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1) [2025-10-11]. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-85423-2>. DOI: 10.1038/s41598-025-85423-2.
- [52] KIM T, KIM J, YU S C. Development of bioinspired multimodal underwater robot "hero-blue" for walking, swimming, and crawling[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, 40: 1421-1438.
- [53] BAINES R, PATIBALLA S K, BOOTH J, et al. Multi-environment robotic transitions through adaptive morphogenesis[J]. *Nature*, 2022, 610(7931): 283-289.

- [54] CHEN X L, LUO Y Z, CHEN Y, et al. Biomimetic contact behavior inspired tactile sensing array with programmable microdomes pattern by scalable and consistent fabrication[J/OL]. *Advanced Science*, 2024, 11(43) [2025-10-10]. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/advs.202408082>. DOI: 10.1002/advs.202408082.
- [55] CHEN L, ZHANG Z, XIAO Y, et al. EGST: An efficient solution for human gaits recognition using neuromorphic vision sensor[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2024, 19: 6144-6154.
- [56] KIM M, CHANG S H, KIM M S, et al. Cuttlefish eye-inspired artificial vision for high-quality imaging under uneven illumination conditions[J/OL]. *Science robotics*, 2023, 8(75) [2025-10-17]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.ade4698>. DOI: 10.1126/scirobotics.ade4698.
- [57] CHANG J K, MALTBY T, MOINEDDINI A, et al. Piezoelectric nanofiber-based intelligent hearing system[J/OL]. *Science Advances*, 2025, 11(19) [2025-10-11]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/sciadv.adl2741>. DOI: 10.1126/sciadv.adl2741.
- [58] SHOOSHTARI M, SERRANO-GOTARREDONA T, LINARES-BARRANCO B. Review of memristors for in-memory computing and spiking neural networks[J/OL]. *Advanced Intelligent Systems* [2025-10-17]. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/aisy.202500806>. DOI: 10.1002/aisy.202500806.
- [59] YANG S, TANG Z, JIANG X, et al. An optoelectronic artificial synapse based on CuIn_{0.7}Ga_{0.3}Se₂/Al-doped ZnO p-n heterojunction for bioinspired neuromorphic computing[J/OL]. *Small*, 2025, 21(40) [2025-10-17]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/sml.202507129>. DOI: 10.1002/sml.202507129.
- [60] WANG Y, GOU S, DONG X, et al. A biologically inspired artificial neuron with intrinsic plasticity based on monolayer molybdenum disulfide[J]. *Nature Electronics*, 2025, 8(8): 680-688.
- [61] ZHOU S, LI Y H, WANG Q Q, et al. Integrated actuation and sensing: Toward intelligent soft robots[J/OL]. *Cyborg and Bionic Systems*, 2024, 5 [2025-10-19]. <https://spj.science.org/doi/full/10.34133/cbsystems.0105>. DOI: 10.34133/cbsystems.0105.
- [62] XU C Y, CAO Y J, ZHAO J Y, et al. Muscle-inspired elasto-electromagnetic mechanism in autonomous insect robots[J/OL]. *Nature Communications*, 2025, 16(1) [2025-10-12]. <https://www.nature.com/articles/s41467-025-62182-2>. DOI: 10.1038/s41467-025-62182-2.
- [63] ZHENG Z, DEMIR S O, WU A, et al. Ultrasoft hydrogel immune millirobot with multimodal locomotion[J/OL]. *Science Advances*, 2025, 11(49) [2025-10-17]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/sciadv.adw9133>. DOI: 10.1126/sciadv.adw9133.
- [64] ZITKOVICH B, YU T, XU S, et al. RT-2: Vision-language-action models transfer web knowledge to robotic control[C]// *Conference on Robot Learning*. New York, USA: PMLR, 2023: 2165-2183.
- [65] DRIESSE D, XIANG W, SIMEONOV A, et al. PaLM-E: An embodied multimodal language model[C]// *International Conference on Machine Learning*. New York, USA: PMLR, 2023: 8469-8488.
- [66] ICHTER B, BROHAN A, CHEBOTAR Y, et al. Do as i can, not as i say: Grounding language in robotic affordances[C]// *6th Conference on Robot Learning*. New York, USA: PMLR, 2023: 287-318.
- [67] LI X H, LIU M H, ZHANG H B, et al. Vision-language foundation models as effective robot imitators[EB/OL]. (2024-02-05) [2025-10-15]. <https://openreview.net/forum?id=99cMgevvYD>. DOI: 10.48550/arXiv.2311.01378.
- [68] XUE H, REN J, CHEN W, et al. Reactive diffusion policy: Slow-fast visual-tactile policy learning for contact-rich manipulation[C/OL]// *Robotics: Science and Systems*. Cambridge, USA: Robotics: Science and Systems Foundation, 2025 [2025-10-15]. <https://www.roboticsproceedings.org/rss21/p052.html>. DOI: 10.15607/RSS.2025.XXI.052.
- [69] MICHELLE A L, ZHU Y, ZACHARES P, et al. Making sense of vision and touch: Learning multimodal representations for contact-rich tasks[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019, 36(3): 582-596.
- [70] CHEN C, JAIN U, SCHISLER C, et al. Soundspaces: Audio-visual navigation in 3D environments[C]// *European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany: Springer, 2020: 17-36.
- [71] WANG K, LU L, LIU M, et al. Odyssey: Open-world quadrupeds exploration and manipulation for long-horizon tasks[EB/OL]. (2025-08-11) [2026-10-15]. <https://arxiv.org/abs/2508.08240>. DOI: 10.48550/arXiv.2508.08240.
- [72] SHAH D, OSINSKI B, LEVINE S. LM-Nav: Robotic navigation with large pre-trained models of language, vision, and action[C]// *Conference on Robot Learning*. New York, USA: PMLR, 2023: 492-504.
- [73] XIONG H, XU X, WU J, et al. Vision in action: Learning active perception from human demonstrations[EB/OL]. (2025-06-18) [2025-10-12]. <https://arxiv.org/abs/2506.15666>. DOI: 10.48550/arXiv.2506.15666.
- [74] BAJCSY R, ALOIMONOS Y, TSOTSOS J K. Revisiting active perception[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 42(2): 177-196.

- [75] CHAPLOT D S, GANDHI D, GUPTA A, et al. Object goal navigation using goal-oriented semantic exploration[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 12312-12323.
- [76] SHRIDHAR M, THOMASON J, GORDON D, et al. Alfred: A benchmark for interpreting grounded instructions for everyday tasks[C]//*IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 10740-10749.
- [77] MU Y, ZHANG Q, HU M, et al. EmbodiedGPT: Vision-language pre-training via embodied chain of thought[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023, 36: 25081-25094.
- [78] FENG T, WANG X, JIANG Y G, et al. Embodied AI: From LLMs to world models feature[J]. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 2025, 25(4): 14-37.
- [79] TAMKIN A, NGUYEN D, DESHPANDE S, et al. Active learning helps pretrained models learn the intended task[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 28140-28153.
- [80] TAYLOR A T, BERRUETA T A, MURPHEY T D. Active learning in robotics: A review of control principles[J/OL]. *Mechatronics*, 2021, 77 [2025-10-14]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957415821000659>. DOI: 10.1016/j.mechatronics.2021.102576.
- [81] LI J F, XU Z Y, LI N P, et al. AI-embodied multi-modal flexible electronic robots with programmable sensing, actuating and self-learning[J/OL]. *Nature Communications*, 2025, 16(1) [2025-10-20]. <https://www.nature.com/articles/s41467-025-63881-6>. DOI: 10.1038/s41467-025-63881-6.
- [82] YU F, WU Z, WANG J, et al. Learning from fish: A two-stage transfer learning method for a bionic robotic fish[J/OL]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025 [2025-12-17]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11087558>. DOI: 10.1109/TASE.2025.3591314.
- [83] ZHAO D, SONG S, SU J, et al. Learning bionic motions by imitating animals[C]//*IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 872-879.
- [84] WU J, XIN G, QI C, et al. Learning robust and agile legged locomotion using adversarial motion priors[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8: 4975-4982.
- [85] LI T, ZHANG Y, ZHANG C, et al. Learning terrain-adaptive locomotion with agile behaviors by imitating animals[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 339-345.
- [86] ASHWOOD Z, JHA A, PILLOW J W. Dynamic inverse reinforcement learning for characterizing animal behavior[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 29663-29676.
- [87] YOON T, KANG D, KIM S, et al. Spatio-temporal motion retargeting for quadruped robots[J/OL]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2025 [2025-10-08]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11129931>. DOI: 10.1109/TRO.2025.3600123.
- [88] TANG A, HIRAOKA T, HIRAOKA N, et al. Humanmimic: Learning natural locomotion and transitions for humanoid robot via Wasserstein adversarial imitation[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 13107-13114.
- [89] PENG X B, MA Z, ABBEEL P, et al. AMP: Adversarial motion priors for stylized physics-based character control[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2021, 40(4): 1-20.
- [90] PENG X B, COUMANS E, ZHANG T, et al. Learning agile robotic locomotion skills by imitating animals[EB/OL]. (2020-07-21)[2025-10-20]. <https://arxiv.org/abs/2004.00784>. DOI: 10.48550/arXiv.2004.00784.
- [91] HAN L, ZHU Q, SHENG J, et al. Lifelike agility and play in quadrupedal robots using reinforcement learning and generative pre-trained models[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2024, 6(7): 787-798.
- [92] HÖFER S, BEKRIS K, HANDA A, et al. Sim2real in robotics and automation: Applications and challenges[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, 18(2): 398-400.
- [93] KIM H, OH H, PARK J, et al. High-speed control and navigation for quadrupedal robots on complex and discrete terrain[J/OL]. *Science Robotics*, 2025, 10(102) [2025-10-20]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.ads6192>. DOI: 10.1126/scirobotics.ads6192.
- [94] KALARIA D, HARITHAS S S, KATARA P, et al. Dreamcontrol: Human-inspired whole-body humanoid control for scene interaction via guided diffusion[EB/OL]. (2025-09-30)[2025-12-17]. <https://arxiv.org/abs/2509.14353>. DOI: 10.48550/arXiv.2509.14353.
- [95] LI S L, ZHANG A N, CHEN B Y, et al. Controlling diverse robots by inferring Jacobian fields with deep networks[J]. *Nature*,

- 2025, 643: 89-95.
- [96] LIU X X, LORING M D, ZUNINO L C, et al. Artificial embodied circuits uncover neural architectures of vertebrate visuomotor behaviors[J/OL]. *Science Robotics*, 2025, 10(107) [2025-10-08]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adv4408>. DOI: 10.1126/scirobotics.adv4408.
- [97] MA Y T, CRAMARIUC A, FARSHIDIAN F, et al. Learning coordinated badminton skills for legged manipulators[J/OL]. *Science Robotics*, 2025, 10(102) [2025-10-15]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adu3922>. DOI: 10.1126/scirobotics.adu3922.
- [98] ZHANG L, XING S, YIN H, et al. Skin-inspired, sensory robots for electronic implants[J/OL]. *Nature Communications*, 2024, 15(1) [2025-10-10]. <https://www.nature.com/articles/s41467-024-48903-z>. DOI: 10.1038/s41467-024-48903-z.
- [99] LI T, ZHANG C, ZHANG G, et al. Conducting eco-hydraulic simulation experiments using embodied intelligent fish[J/OL]. *Physics of Fluids*, 2025, 37(3) [2025-10-08]. <https://pubs.aip.org/aip/pof/article-abstract/37/3/031910/3339144>. DOI: 10.1063/5.0259251.
- [100] KAPPLER D, MEIER F, ISSAC J, et al. Real-time perception meets reactive motion generation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(3): 1864-1871.
- [101] LIU Y, LIU X, WANG D, et al. An eight-neuron network for quadruped locomotion with hip-knee joint control[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2024, 25(3): 243-259.
- [102] WANG J, HU C, ZHU Y. CPG-based hierarchical locomotion control for modular quadrupedal robots using deep reinforcement learning[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 7193-7200.
- [103] 胡逸然, 蒋刚, 胡川妹, 等. 基于改进 CPG 的六足机器人足端姿态稳定控制[J]. *控制工程*, 2025, 32(7): 1225-1232.
- HU Y R, JIANG G, HU C M, et al. Control for stabilizing the foot-end attitude of a hexapod robot based on improved CPG[J]. *Control Engineering of China*, 2025, 32(7): 1225-1232.
- [104] 刘成菊, 耿焯东, 张长柱, 等. 基于自学习中枢模式发生器的仿人机器人适应性行走控制[J]. *自动化学报*, 2021, 47(9): 2170-2181.
- LIU C J, GENG W D, ZHANG C Z, et al. Adaptive locomotion control of humanoid robot based on self-learning CPG[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(9): 2170-2181.
- [105] 宋荆洲, 宫兴龙, 段嘉辰, 等. 可跳跃移动机器人机构设计与跳跃过程控制研究综述[J]. *机械工程学报*, 2024, 60(15): 1-17.
- SONG J Z, GONG X L, DUAN J C, et al. Review on mechanism design and jumping process control of jumpable mobile robots[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(15): 1-17.
- [106] XU Y, ZHANG W, PENG L, et al. A locust-inspired robot capable of continuous crawl-jump-gliding locomotion with optimized transitional control[J/OL]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024 [2025-10-08]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10758220>. DOI: 10.1109/TRO.2024.3502192.
- [107] XIANG W, HONARVAR SHAKIBAEI ASLI B. Advances in gecko-inspired climbing robots: From biology to robotics: A review[J]. *Electronics*, 2025, 14(14) [2025-10-16]. <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/14/2810>. DOI: 10.3390/electronics14142810.
- [108] SUN J, YAO M, XIAO X, et al. Co-optimization of morphology and behavior of modular robots via hierarchical deep reinforcement learning[C/OL]//Robotics: Science and Systems. Cambridge, USA: Robotics: Science and Systems Foundation, 2023 [2025-10-20]. <https://www.roboticsproceedings.org/rss19/p096.html>. DOI: 10.15607/RSS.2023.XIX.096.
- [109] LIU Y, ZHAO D, CHEN Y, et al. BioARS: Designing adaptive and reconfigurable bionic assembly robotic system with inchworm modules[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 11681-11687.
- [110] MISHRA A, SANTRA S, NEPPEL E, et al. Multi-modal decentralized reinforcement learning for modular reconfigurable lunar robots[C/OL]//IEEE International Symposium on Space Robotics. Piscataway, USA: IEEE, 2025 [2025-10-26]. <https://arxiv.org/abs/2510.20347>. DOI: 10.48550/arXiv.2510.20347.
- [111] 周建伟, 姚燕生, 阚宏林. 仿生智能黏附界面的研究现状[J]. *中国胶粘剂*, 2025, 34(6): 10-17.
- ZHOU J W, YAO Y S, KAN H L. Research status of biomimetic intelligent adhesion interface[J]. *China Adhesives*, 2025, 34(6): 10-17.
- [112] 王嘉鑫, 宣建林, 杨晓君, 等. 具备多模态运动能力的扑翼飞行器研究进展[J]. *航空学报*, 2024, 45(18): 6-32.

- WANG J X, XUAN J L, YANG X J, et al. Research progress of flapping wing aircraft with multimodal motion ability[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(18): 6-32.
- [113] BLIAH O, HEGDE C, TAN J M R, et al. Fabrication of soft robotics by additive manufacturing: From materials to applications [J]. *Chemical Reviews*, 2025, 125(16): 7275-7320.
- [114] RUAN S L, WANG R W, SHEN X C, et al. A survey of multi-sensor fusion perception for embodied AI: Background, methods, challenges and prospects[EB/OL]. (2025-06-24)[2025-10-09]. <https://arxiv.org/abs/2506.19769>. DOI: 10.48550/arXiv.2506.19769.
- [115] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [116] LAZZARONI L, BELLOTTI F, DABBOUS A, et al. Quantization of MobileNetV2 for resource-constrained microcontrollers [C]//International Conference on Applications in Electronics Pervading Industry, Environment and Society. Berlin, Germany: Springer, 2024: 497-504.
- [117] SENG K P, ANG L M. Embedded intelligence: State-of-the-art and research challenges[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 59236-59258.
- [118] LI C, IMAM N, MANOHAR R. A deterministic neuromorphic architecture with scalable time synchronization[J/OL]. *Nature Communications*, 2025, 16(1) [2025-10-14]. <https://www.nature.com/articles/s41467-025-65268-z>. DOI: 10.1038/s41467-025-65268-z.
- [119] SUN J, ZHANG C, YANG C, et al. Human skin-inspired neuromorphic sensors[J/OL]. *Soft Science*, 2025, 5(2) [2025-12-17]. <https://www.oapublish.com/articles/ss.2024.77?to=comment>. DOI: 10.20517/ss.2024.77.
- [120] PROROK A. Extending robot minds through collective learning[J/OL]. *Science Robotics*, 2025, 10(106) [2025-12-17]. <https://www.science.org/doi/full/10.1126/scirobotics.adv4049>. DOI: 10.1126/scirobotics.adv4049.
- [121] 冯育凯, 吴正兴, 谭民. 基于 MARL-MHSA 架构的水下仿生机器人协同围捕策略: 数据驱动建模与分布式策略优化[J]. *自动化学报*, 2025, 51(10): 2269-2282.
- FENG Y K, WU Z X, TAN M. Cooperative pursuit policy for bionic underwater robot based on MARL-MHSA architecture: Data-driven modeling and distributed strategy optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(10): 2269-2282.
- [122] WANG X C, CHO C, ZHANG P, et al. Medical imaging-based kinematic modeling for biomimetic finger joints and hand exoskeleton validation[J]. *Biomimetics*, 2025, 10(10) [2025-12-05]. <https://www.mdpi.com/2313-7673/10/10/652>. DOI: 10.3390/biomimetics10100652.
- [123] XIA D L, ZHANG L Y, NONG W H, et al. 3D-printed soft bionic inchworm robot powered by magnetic force[J/OL]. *Biomimetics*, 2025, 10(4) [2025-10-15]. <https://www.mdpi.com/2313-7673/10/4/202>. DOI: 10.3390/biomimetics10040202.

作者简介

董金成(2000—), 男, 硕士生。研究领域为机器人规划与控制。

周 垒(2001—), 男, 博士生。研究领域为具身智能, 计算机视觉。

孙琦钰(1997—), 女, 博士后。研究领域为深度学习, 计算机视觉, 具身智能。