• 科学论坛 •
DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0154

面向极端环境的物理智能系统基础研究*

王树新[1**] 杜 鑫[2**] 段慧玲[3] 于海斌[4] 笪良龙[5]
潘复生[1] 刘 合[6] 刘 宏[7] 曹华军[1] 吴 飞[1]

1. 重庆大学，重庆 400044
2. 国家自然科学基金委员会 交叉科学部，北京 100085
3. 北京大学 先进制造与机器人学院，北京 100871
4. 中国科学院 工业人工智能研究所，南京 211135
5. 中国人民解放军海军潜艇学院，青岛 266199
6. 中国石油勘探开发研究院，北京 100083
7. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室，哈尔滨 150001

[**摘 要**] 当前科学研究向极宏观拓展、向极微观深入、向极端条件迈进、向极综合交叉发力，不断突破人类认知边界。立足“四深一极”(深海、深空、深地、深腔、极地)等极端环境探索中的重大装备发展需求，围绕物理智能系统的基础科学问题开展了深入研讨。极端环境中的物理智能系统需在超高压、大温变、强干扰等苛刻条件下实现自主、协同与可靠作业。其研究涵盖物理智能体材料—结构/机构—功能协同设计、自主感知—驱动—控制—自愈机理、稀缺数据条件下的人工智能(Artificial Intelligence，AI)模型基础、可信通信与群体智能等关键内容。本文结合典型极端应用场景，系统梳理物理智能系统的研究现状、发展趋势及面临的挑战。基于极端环境物理智能体在结构可动、本体智变、环境智能解析和多体协同的技术特征，凝练提出了智变结构体耐受性、单智能体鲁棒性与协作智能体稳定性等方面的关键科学问题，并进一步探讨了极端环境物理智能系统的前沿发展方向。

[**关键词**] 极端环境；物理智能系统；人工智能；群体智能；交互

1 研究背景

极端环境(深海、深空、深腔、深地、极地)是指物理、化学参数极端化，远离人类常规生存条件，需借助特殊装备、技术及创新方法开展探索的复杂环境系统[1]。极端环境探索对拓展人类生存与发展空间、推动科技探索与进步、丰富和发展人类文明具有重大意义[2-6]。与常规环境相比，极端环境具有载荷边界显著扩大、边界条件强时变且可观测性受限等特征[7]。在压力与温度条件方面，深海马里亚纳海沟(约11 km水深)环境压力可达约110兆帕，深地数千米岩层中的地应力同样达到数十至上百兆帕[8]；深空处于近真空状态，航天器表面温度可在约−220至+220 ℃之间剧烈波动[9]，极地环境则长期处于−40 ℃以下的低温条件；人体深腔环境虽空间尺度有限，但同样具有显著极端性，如执行瓦式动作时的腹内局部压力可达数十千帕[10]，胃内具有强酸性(胃液pH约1~2)、高湿度及复杂生化介质等，均对材料生物相容性和系统稳定性提出了独特而严苛的要求[11]。此外，上述极端环境普遍存在强辐射或强腐蚀介质、感知与通信受限、能源补给困难以及人工干预成本高等问题，深海与深空环境在压力条件、能量供给与信息传输

收稿日期：2025-11-05；修回日期：2026-02-03
* 本文根据国家自然科学基金委员会第405期“双清论坛”讨论的内容整理。
** 通信作者，Email：shuxinw@cqu.edu.cn；duxin@nsfc.gov.cn
本文受到中央高校基本科研业务项目(2025CDJ-IAISZD-008)的资助。

引用格式： 王树新，杜鑫，段慧玲，等. 面向极端环境的物理智能系统基础研究. 中国科学基金，2026，40(2)：352−369.
Wang SX，Du X，Duan HL，et al. Basic research on physical intelligent system for extreme environment. Bulletin of National Natural Science Foundation of China，2026，40(2)：352−369.(in Chinese)

等方面尤为典型。极端环境显著的非结构化特征与不可预测性，对现有自主智能探索系统（机器人）的环境适应鲁棒性及决策智能水平构成了严峻挑战，当前极端环境探索以短周期、单平台为主的“点式探测”为主，尚未突破“难抵达、难适应、难测量、难作业”的多重瓶颈。为此，亟需突破传统范式，探索具备物理智能的新一代机器人系统，以实现复杂环境下的高效原位探测与精准作业。

物理智能强调将智能融合于本体材料、结构与形态之中，让本体成为自主决策的一部分，助于提升物理实体在极端环境中的适应性，其基本要素是物理智能胞元，核心载体是物理智能体，特征在于“本体智能（身体）”与“计算智能（大脑）”的多层级协同融合，被认为是一种全新的智能研究范式[12,13]。它不仅包含高层的算法规划与视觉感知，更强调将智能“具身化”—即机器人利用自身的形态结构、材料特性（如柔性、自愈合）与环境进行底层的物理交互，通过形态学计算分担中央处理器的负荷。同时，计算智能通过反馈回路精准调控本体行为，二者互为补充，共同构成了机器人在不可预测极端环境中，兼具认知决策能力与物理适应能力的综合智能系统。这种物理本体智能与作为“中枢”的计算智能构建起高效分级协作机制，有助于在结构高度不确定、资源极度受限、反馈稀疏或者噪声化的难预测极端环境中，实现从“数据感知→环境认知→协同行动”的自主演化（图1）。德国马克斯—普朗克研究所Metin Sitti等[12]明确指出，物理智能是跨越各尺度范围、应对极端环境挑战的最佳解决方案相关综述也研究表明：引入物理智能可以显著降低控制成本、提升系统响应速度，并增强机器人在极端环境下的鲁棒性[12,13]。

物理智能在不同尺度上具备不同的形态特征和行为范式，如图2所示[14-25]。微尺度物理智能系统通过结构约束与外场操控实现自组织驱动，如微型旋流取栓器依托流体优化鳍缝构型，通过高频旋转产生局部负压与剪切力场，智能压缩纤维网络并释放血细胞，完成血栓微结构重构，实现深腔精密手术极限边界可达、作业安全高效[14]。厘米级物理智能体，如太阳能飞行器通过非对称骨架构型将光能转化为静电升力，结合摩擦界面调控实现持续自主飞行[15]；而生物混合机器人依托肌肉—骨骼仿生架构将射频信号转化为可编程收缩，完成多向运动。在分米至米级尺度，物理智能体展现出对极端环境的突破性适应能力—深海软体机器利用球形外壳保护分布式电子系统，其介电弹性体鳍片通过静水压力增强模量，将万米深渊的高压劣势转化为高速拍动的动能优势[16]。万米深潜“海燕”系列水下滑翔机以海水温差驱动材料相变从而改变浮力作为自驱动的重要手段[17]，创造下潜深度10 619米的世界纪录，实现了长航时、长航程、全海深深渊勘探。陆上仿蜗牛机器人集群则通过铁磁球壳与双模连接机制[18]，使集群能在崎岖地形中重组为抗扰三足结构，实现复杂任意地形探测。

物理智能强调感知—身体—控制—环境的强耦合智能，并将“智能”视为材料、结构与形态所承载的可计算属性，重新定义智能在物质世界中的存在方式[26]。极端环境下，观测模型会漂移、控制通道会退化、通信会间歇，系统必须在信息不完整且不可靠的条件下持续工作[27]。由此，研究对象不再是“算法加执行机构”的组合，而是把感知、驱动、控制乃至部分记忆与推断能力内嵌进材料、结构与形态的“可计算物质系统”[28]。因此，极端环境物理智能研究的核心首先在融合智能、本体材料、结构与形态的统一框架。把测量与作业耦合到同一物理载体，使状态可由结构内参量（应力场、阻抗谱、声学/热输运响应、化学势梯度等）直接表达，并与驱动机制共享材料与界面，把物理本体变成控制决策的一部分；其次在于约束驱动下的自决策算法，让智能体以守恒律、接触/摩擦条件、流固耦合边界、材料本构与失效准则、能量与热预算等物理可验证的约束作为行动边界，用在体自校准与自一致性检验对抗分布漂移与环境噪

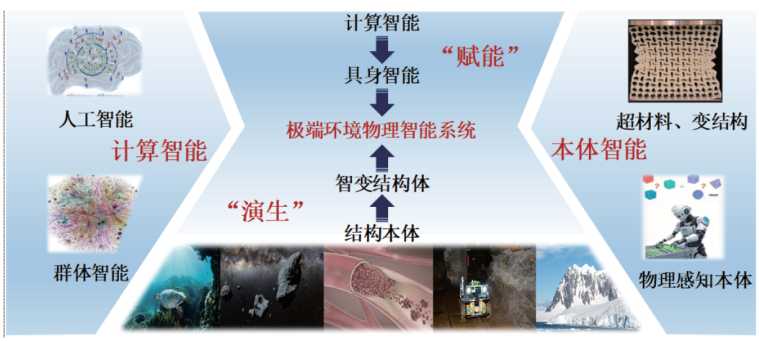


图 1　极端环境物理智能系统示意图

Fig.1　Diagram of Physical Intelligent System in Extreme Environment

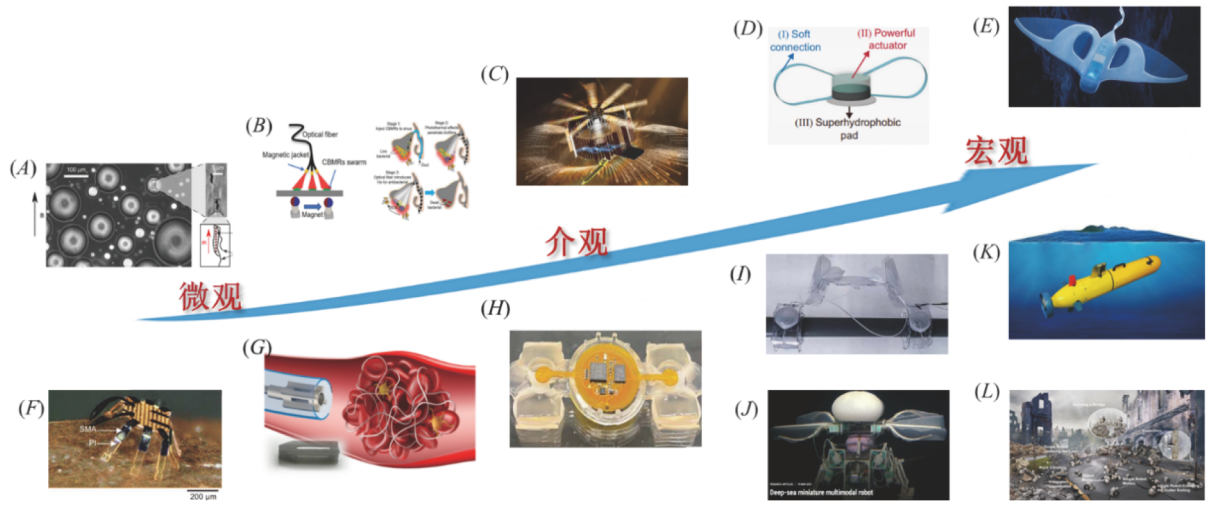


图2 不同作用尺度下的智能机器人形态特征和行为范式:(A)磁驱性细菌自组装电机[19];(B)磁光协同微型机器人[20];(C)太阳光驱动的静电飞行器[15];(D)跳跃机构+动量传输=仿生跳跃[21];(E)仿生软体智能机器人[22];(F)多材料多运动模式机器人[23];(G)微型旋流取栓器[14];(H)生物混合电子机器人[24];(I)软致动器+控制器件=仿生运动[25];(J)可变行多模态软体机器人[16];(K)自供能水下滑翔机[17];(L)物理—优化自重构模块化机器人[18]

Fig.2 Shape Characteristics and Behavior Program of Intelligent Robotic under Different Scales:(A) Magnetic Drive Bacterial Self-assembly Motor[19];(B) Magneto-optical Cooperative Micro-robot[20];(C) Solar-driven Electrostatic Aircraft[15];(D) Jumping Mechanism+Momentum Transfer=Bionic Jumping[21];(E) Bionic Soft Intelligent Robot[22];(F) Multi-material and Multi-motion Mode Robots[23];(G) Micro Cyclone Thrombectomy Device[14];(H) Bio-hybrid Electronic Robot[24]; (I) Soft actuator+Control Device=Bionic Motion[25];(J) Variable-row Multimodal Soft Robot[16];(K) Self-powered Underwater Glider[17];(L) Physical-optimized Self-reconfiguring Modular Robot[18]

声;最后则在于稀疏通信下的群体智能,高频、强耦合、强扰动的稳定与作业由本体端侧完成,低频的任务规划、策略更新与多体协调由中枢承担,并以摘要化信息进行交换,这样的结构把脆弱性局部化,使系统在链路消失、节点退化或局部损伤时仍能保持任务连续性[29]。随着“AI+”、智能制造等国家战略的纵深推进[30],AI与极端环境装备的耦合正在把智能体技术从“可用”推向“可生存、可验证、可持续”:深空需在剧烈温差循环与高能粒子辐照下保持可靠感知与自主规划,并在长时延、稀疏通信窗口中完成策略更新与单粒子效应等故障自处置;深腔作业突出几何强约束与遮挡/多径导致的低可观测与通信不确定,要求以结构自感知与触觉—力觉闭环完成精密操作与安全巡检;深海要在超高压、强腐蚀与盐度突变引发的观测漂移中实施精密作业与能量自持,将密封疲劳、推进/关节磨损等健康状态与任务执行耦合为同一闭环;深地面对高温高湿、粉尘泥浆侵蚀、冲击振动与复杂地层不确定及地质屏蔽通信,需以抗冲击可重构机构与分布式自感知保障导航、操作与自救撤离;极地则在低温导致材料脆化、润滑失效与长期无人值守条件下强调热—能量预算管理与可恢复协同。上述应用场景共同展示了以“可计算物质”为基础架构的极端环境物理智能系统的技术演进范式:即从离散的功能突破向全维度的系统级协同跃迁。该路径涵盖了从底层的材料—结构—传感深度融合设计,到中层的物理约束驱动型自主感知与控制,直至顶层面向受限通信环境的事件触发式协同与最小完备信息交互[31]。在此背景下,本文围绕“面向极端环境的物理智能系统基础研究”等基础性和前沿性问题展开研讨,凝练极端环境物理智能研究领域未来需要深入解决的关键科学问题,并就前沿发展方向进行展望。

2 研究现状与发展趋势

2.1 极端环境物理智能本体材料—结构/机构—功能设计基础研究

在不可达极端环境难以模拟、智变行为难以预测与测量等挑战背景下,通过智能超材料—可重构结构/机构—多功能协同设计,可显著提升智能体在极端服役环境中的适应与生存能力。不同于面向广域常规任务的具身智能大模型侧重于认知与控制结构设计,物理智能更加突出本体层面的可变性设计。因此,智变结构体的“材料—结构/机构—功能”一体化设计呈现出多目标、多约束、多尺度的复杂需求(图3),综合涵盖极端服役环境适应性、智能材料性能演化以及多模态功能协同调控等关键要素。

2.1.1 极端服役环境研究

开展面向极端条件的物理智能本体设计,需构建与‘四深一极’实际应用场景高度匹配的各类极端模拟环境,如深空探测所面临的月夜长时间低温环境、火面低

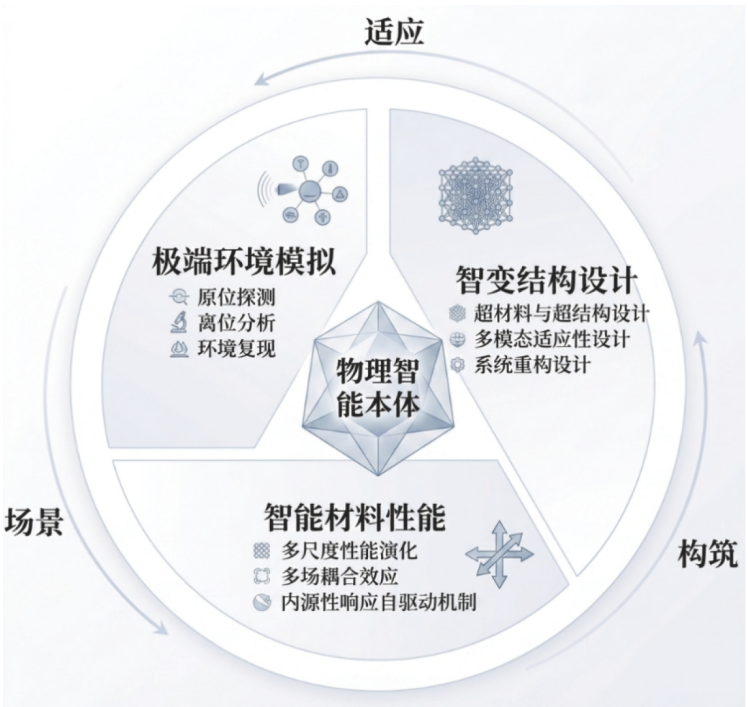


图3 极端环境物理智能本体材料—结构/机构—功能一体化设计研究

Fig.3 Research on Integrated Design of Material-structure/Mechanism-function Design of Physical Intelligent Body in Extreme Environment

气压环境、7 500 N变推力发动机工作时1 500 ℃高温壁面热辐射环境[32],深海探测的110 兆帕高压[33],极地科考的南极高原−89.2 ℃等极端低温[34]。而多场极端环境下材料蠕变、疲劳、腐蚀、氧化、脆化、新相形成和演化等都会影响材料的力/热/化/声学性能[35,36],进一步影响智能体结构/机构功能的有效实现。目前,针对极端环境的模拟与研究主要遵循三种技术路径:一是原位探测,即依托各类先进监测设备,对深海、深空、深地、深腔及极地等极端环境进行直接的现场观测与数据获取。例如美国建立的海中人系列、前苏联建立的Bentos-300等原位海底实验室系统[37]。二是离位分析,即采集岩石矿物、嗜极生物及微生物等典型样本,在实验室内开展深入的理化性质研究。例如“嫦娥”系列探测器取回的月壤样本,不仅揭示了月球演化的关键证据,更为后续载人登月及驻月计划的实施提供了关键的数据支撑[38,39]。三是环境复现,即在实验室内构建模拟环境,主要涵盖基于数值计算的理论仿真与基于物理装置的试验模拟。在深空探索应用场景下,国内外针对不同目标天体的特性和探测方式,形成了各具特色的行星环境模拟装置,例如我国为探月和探火工程研制的KM3行星大气环境模拟装置和行星多重环境模拟装置[40]。为了实现深海环境特征的探索,减少原位探测巨大的人力物力消耗,国家深海基地进行了深海超高压(90 兆帕)环境模拟系统的研制[37]。因此,对极端服役环境进行有效地面模拟,可为材料和结构性能的分析与评价提供有力保障,为物理智能本体结构的设计与验证积累地面试验数据,支撑其对极端环境的探索。

2.1.2 物理智能材料的本征响应与性能研究

在多场耦合的极端服役环境中,精准预测智变结构在力、热、化、声等多场多尺度耦合作用下的性能演变规律,是实现物理智能本体自主控制与决策的基石。智变结构的性能演化具有显著的时空多尺度特征,材料在微观尺度上通常会展现出异于宏观性能的尺寸效应(如金属屈服强度随尺寸减小而提高[41])。Huang等[42]在微尺度物理智能研究中发现,极端受限空间(如深腔)内的微尺度效应导致表界面作用力显著增强,微流体趋于粘滞力主导,范德华力及静电力成为主要驱动因素,揭示了极端极小尺度下潜在的新物理机制。充分利用这种跨尺度潜力,通过周期性、功能梯度及异构多尺度设计[43],可实现性能的跨越式提升。智能材料作为物理智能的物质载体,能够在温湿、光电、磁力等外场激励下,实现物理、化学或机械性能的可逆调控。主流体系涵盖形状记忆合金/聚合物、压电/铁电材料、磁热响应复合材料、自修复水凝胶以及4D打印可编程材料等[44]。在极端耦合场下,这些材料会表现出复杂的非线性响应特征,例如电弹性材料的力电耦合效应[45]以及集成磁性材料声学器件中的磁声耦合机制[46]。而基于外场刺激的内源性响应自驱动机制设计,可以通过在本体中集

成活性材料或无源/有源机制,实现对环境刺激的自发响应与能量转化。例如,北京航空航天大学研发的新型静电电机可利用自然光供能实现持续飞行[15];巴黎高等物理化工学院利用趋磁细菌在磁场下的自组装行为构建微型旋转电机[19]。西北工业大学利用扭曲双层超材料集成摩擦纳米发电机,通过收集冲击能量实现无人机机械能到电能的转换[47]。此外,引入非线性时滞反馈机制可使系统在恒定刺激下产生延迟响应,从而实现具备自我调节能力的自主物理智能。因此,利用具备不同响应和性能特征的响应基元或刺激响应性机制,可以不断增强智能材料在物理智能系统应用中的适用性。

2.1.3 *多模态的超结构/可动结构/机构功能研究*

当前,智变结构/机构的设计范式主要包括多稳态构型、张拉整体结构、折纸结构、功能梯度结构和可重构超结构等。为适应极端非结构化环境,其功能调控与实现方式可遵循以下三种途径:

(1)超材料与超结构设计,为智变结构提供超越传统材料和结构功能极限的力学调控自由度[48]。得益于3D/4D打印及激光选熔等增材制造技术的进步,力学超材料已实现从动态波动特性到静态弹性力学性能的精准定制[49],为运动功能的转换与控制开辟了新途径[50]。Fang等[51]利用手性胞元构建的机械超结构,实现了屈曲强度与弹性应变能的倍增。但在面对极端服役条件时,智能超材料/超结构性能的设计应结合场景需求,探索能适应极端多变环境功能调控新方法,以提升智变结构本体的极端环境抵抗能力。

(2)基于功能编码的多模态适应性设计,利用在本体中编码多功能与多运动模式,提升系统在复杂环境中的任务执行能力。在深海勘探领域,可变形多模态机器人展示了优异的生物抓取能力[16];在深腔领域,光控Ebot微型机器人集成了靶向输运与病变细胞清除功能[52]。环境适应性水凝胶微型机器人通过编程膨胀速率,结合磁推进技术,实现了药物的精准封装与释放[53]。而肠道微针机器人则利用肠道蠕动实现了载药微针的自主注射[54]。研究表明,嵌入式形变与多模态机制是提升机器人在极端环境适应性的关键[55,56]。

(3)基于高级物理属性的逻辑与系统重构设计,即在物理本体中深度融合机械计算、多稳态逻辑与模块化特性。利用折纸机械超材料的结构重构性,可定制化实现复杂的机械性能[57];基于刚性单元耦合运动学的多稳态超结构,能够构建高密度的机械记忆与计算逻辑[58]。在群体智能方面,利用梯度磁场诱导的微机器人集群策略,实现了系统的稳健重构[59]。针对深海高压环境,软体机器人利用介电弹性体的微相分离结构与机械应力分布设计,实现了无刚性外壳的自主拍动与耐压生存[22]。此外,模块化设计赋予了系统动态扩展与快速修复能力,成为智变体应对多变场景与延长服役寿命的重要解决方案[18,60]。

综上所述,物理智能系统的核心组分—从材料基元到集成系统,正逐步向按需调控与极端耐受方向演进。然而,目前构建高耐受度的物理智能系统仍面临严峻挑战。未来亟需聚焦于揭示极端环境下智变本体的跨尺度性能演化与调控机理,确立“材料—结构/机构—功能”一体化的协同设计新原理与新方法,进而突破智变结构对极端多场环境的耐受性瓶颈,为极端未知领域的科学探索提供高可靠的物理智能装备支撑。同时,物理本体将利用极端环境下的材料—结构响应特征,通过多模态结构智变自主产生适应当前环境的行为反馈,避免“大脑”计算与决策等算力消耗,从而分担部分计算压力。

2.2 极端环境下智能体自主感知、驱动与自愈控制机制研究

智变结构体通过“材料—结构/机构—功能”一体化设计,不仅显著提升了其在极端环境中的物理耐受性,更重要的是为实现更高层级的自主功能奠定了新的物理基础与技术路径。内嵌于材料与结构中的物理智能,促使感知、驱动及部分初级决策功能从传统的集中式计算单元向物理本体前端迁移并实现深度融合,从而为应对极端环境下信号衰减、模态退化与强干扰等根本性挑战提供了新的技术范式。面对低信噪比、信息缺失乃至感知模态动态失效的风险,传统基于固定传感器与集中式处理结构的体系面临显著局限。而通过将感知元件、驱动单元与可变结构进行深度集成,智变结构体有望构建具备内在韧性、能主动适应未知扰动并保障持续可靠环境交互的自主系统。本节将围绕智变结构体所提供的物理智能基础,系统探讨与之协同的感知融合、自适应控制与自愈恢复机制(图4),以全面提升智能体在极端不确定环境中的生存与作业能力。

2.2.1 *自主感知机制研究*

为应对极端环境下信号衰减与模态退化的共性难题,一种主流思路在于改变感知信息的处理与流转架构,借鉴生物系统中分布式处理的智慧,通过将部分感知计算与低级决策功能下沉至数据采集前端或智能体局部,构建分层或分布式的感知网络。其实质在于以局部计算替代远程传输,从而缓解对高带宽、低延迟通信链路的依赖。极端环境下感知系统的可靠性是智能体实现自主决策与作业的首要基础,然而复杂地形、信号衰减及多源干扰等因素导致传统感知模态极易退化。为克服上述挑战,多项研究致力于发展多源信息融合与



图4 极端环境下智能体自主感知、驱动与自愈控制机制研究

Fig.4 Research on the Autonomous Perception, Driving and Self-healing Control Mechanism of Physical Intelligent System in Extreme Environments

退化补偿方法。Khattak等[61]开发的系统创新性地采用分层融合架构,通过协方差矩阵特征值动态选择最优传感器源,在完全黑暗且存在大量空气粉尘的条件下,实现自主空中探索。针对水下复杂环境(如强洋流、低通信带宽、GPS失效等)的感知挑战,Masmitja等[62]提出基于声学测距与强化学习融合的自主感知框架。通过单信标测距技术,结合最小二乘法和粒子滤波算法,实现对水下移动目标的动态定位,通过声学通信链路中引入高斯噪声模型和通信丢失模拟,进一步验证了算法在信号不连续场景下的适应性。针对行星极端环境(如陡峭斜坡、松散土壤与非结构化地形),Tuna等[63]开发了可定位性感知的点云配准框架X-ICP,提出了“细粒度可定位性检测”与“约束优化”双模块架构:检测模块在优化特征空间分析点云对应关系对主方向的约束强度,优化模块依据检测结果施加等式约束,在无结构隧道、开阔地形等退化环境中有效抑制点云配准的漂移问题,实现了不依赖环境参数调优的鲁棒定位。Naclerio等[64]通过尖端局部气流调控与力学反馈相结合的方式,实现了对地下障碍物和介质强度的动态感知,通过内置的磁跟踪系统[65]、惯性测量单元结合长度传感器[66]以及光学纤维传感技术[67],实时获取尖端位置与姿态信息。Chen等[68]针对在未知行星洞穴环境中面临锚点稀疏、地形复杂的挑战,设计了两阶段视觉策略实现目标定位与抓握评估的自主感知系统:第一阶段,通过搭载相机远程扫描对岩石表面进行球形特征拟合,筛选符合抓握几何条件的候选区域。第二阶段,通过机械臂末端近距离扫描获取点云数据,计算局部法向量与抓取方向夹角,结合蒙特卡洛模拟生成的抓握力极限曲面,动态评估目标点的抓握可靠性。该感知系统在莫哈韦沙漠熔岩管实地测试中成功识别并抓取半球形与柱状岩石特征,验证了其对不规则地形的适应性。

综上所述,极端环境下的自主感知技术正从单一模态依赖向多源异构融合范式演进,其核心挑战在于突破异质数据在退化、遮蔽条件下的物理屏障,构建具备内在鲁棒性的环境表征体系。现有研究通过分层融合、协同标定与概率关联建模,初步实现了对声、力、热等多物理场信息的同步感知与补偿。然而,当前瓶颈集中于极端温变、介质突变等条件下感知模态间的非线性耦合效应尚缺乏定量描述,视觉纹理退化与触觉力学迟滞的跨模态协同机理仍不清晰。未来研究需着力发展“感知—物理”耦合的泛化模型,探索退化模态重建与自适应校准技术,推动智能感知从静态融合向动态自愈转型,最终实现在极端不确定条件下的连续、可靠环境理解。

2.2.2 *驱动与运动控制机制研究*

极端非结构化地形、动态扰动与能量硬约束对智能体的驱动与运动控制提出了超越常规场景的极限要求。传统基于精确建模与预设轨迹的控制方法,在面对极端环境时,因模型失配、扰动不可测及能量瓶颈而频繁失效。因此,驱动与运动控制研究的核心科学问题在于:如何在机构—环境强耦合、动力学模型高度不确定且计

算与能源资源严苛受限的条件下,实现智能体稳定、高效且自适应的运动能力。当前研究已从追求单一运动性能指标,转向探索能适应多变约束、平衡效率与鲁棒性的新型控制范式。

为应对机构—环境复杂交互带来的不确定性,基于模型与数据融合的自适应优化控制成为主流范式之一。该范式不追求建立全局精确的解析模型,而是通过在线学习或参数辨识,动态调整局部模型或控制策略以适应实时环境。其物理基础在于:尽管全局环境多变,但局部的动力学相互作用往往在有限时空内具有一定规律性,可通过数据驱动方法捕捉。Kim等[69]基于节律控制与动态模型分层架构,构建多模态鳍被动关节驱动机制,有效克服复杂地形、水流扰动与生态干扰等海洋不确定性,实现了游泳、行走、爬行三种模式的高效切换与稳定运动控制;针对陆地极端地形挑战,Arm等[70]通过改进曲率依赖能量效率模型并融合机械臂位姿实时观测,使四足机器人具备负载自补偿能力,在松散沙地—倾斜岩床复合地形中,其25°斜坡运动速度提升至0.7 m/s且能耗降低15%;另一类重要范式着眼于利用或顺应物理本体与环境相互作用的固有特性,Zhang等[71]基于模仿学习与强化学习融合框架构建了自适应低层控制器,有效克服四旋翼飞行器在质量、尺寸、执行器能力等方面高达数倍的极端参数变化与未知扰动,实现了跨平台零样本部署与鲁棒轨迹跟踪控制;在多足仿生控制方面,基于接触优先原则构建的八足支撑状态图,通过编码静力学平衡约束与关节力矩限制,成功实现了蛛形纲动物式的三维运动步态生成[68];对于可螺旋推进介质的运动控制,Richter等[72]通过建立螺旋叶片剪切应力与导程角的量化关系,发展出统一关节调节方法,使系统在松散土壤等介质中实现仅本体长度14%的最小转弯半径;在协同作业层面,Ebadi等[73]构建的多机器人优化框架整合地面机器人的高精度建图与无人机的垂直空间探索能力,通过全局位姿图优化技术达成异构数据融合,为通信受限环境下的群体协作提供了新范式。

当前,极端环境下的运动控制研究正从孤立的行为优化向“结构—驱动—环境”一体化的自适应控制范式转变。其发展脉络体现为三大趋势:一是基于深度强化学习与物理模型融合的抗干扰策略,有效平衡动态环境中的能耗与性能约束;二是结合颗粒流体力学与仿生力学的结构—介质交互优化,显著提升在非结构化介质中的运动灵活性;三是通过异构机器人协同与位姿图优化,突破单机能力与通信受限的瓶颈。亟待突破的核心问题在于极端多因素动态耦合的实时建模能力不足,以及仿生机构跨尺度动力学关联机制缺失。未来方向应聚焦于轻量化、高容错的驱动架构设计,发展嵌入物理常识的模型预测控制方法,并强化运动控制与自愈机制深度耦合,实现遭遇突发故障或地形剧变时的行为快速重构与自主恢复,从根本上提升智能体的环境生存能力。

2.2.3 自愈安全控制机制研究

在通信中断、硬件故障、环境突变等多重不确定性交织的极端环境中,维持智能体系统的持续运行能力是其完成使命的生命线。传统容错控制主要针对已知、有限的故障模式进行冗余设计与被动容错,难以应对极端环境带来的开放集、并发式异常冲击。因此,自愈安全控制的核心科学问题从“如何容忍预设故障”演变为“如何在一个持续遭受未知扰动、内部状态不断退化的系统中,实现功能的主动维持、快速恢复与任务韧性”。当前研究正从静态的冗余备份,向动态的资源重组、策略重构与任务重规划等主动自愈范式演进。

为提升系统在未知故障与扰动下的生存能力,基于动态资源重组与功能重构的弹性架构成为重要研究方向。该范式的物理与逻辑基础是通过硬件模块化、软件服务化与通信柔性化设计,使系统在部分单元失效时,能够快速重组剩余的健康资源,形成新的功能逻辑以继续执行核心任务。于登云等[32]提出基于强化学习的自愈控制策略。通过设计混合奖励函数,结合密集奖励与稀疏奖励,引导智能体在通信丢失时主动搜索目标并避免碰撞,同时在训练中引入随机海洋流和通信丢失率,增强算法对突发扰动的泛化能力。为应对极端环境下的硬件故障与通信中断,Arm等[70]提出“异构冗余任务分配”模型,系统由三台功能互补的腿式机器人(侦察型、混合型、科考型)组成,通过共享模块与专用载荷的平衡设计,实现任务级冗余。针对通信延迟与极端环境风险,一种风险感知任务规划与分层容错架构被提出[74],基于混合整数线性规划框架联合优化运动轨迹与信息获取动作,通过量化状态不确定性增长与碰撞概率约束,动态平衡路径成本与风险,实现了自主恢复与任务延续。Verma等[75]提出了一种机载规划师系统,实现了动态资源管理实现:根据执行状态(如活动耗时、温度、电池电量)动态调整计划,避免因环境波动(如低温导致电机预热延迟)中断任务。采用无回溯调度算法实现能耗降低20%,任务周期缩短25%。Polzin等[76]提出弹性耗散—主动重构双模自愈机制:球形形态下,弹性框架通过变形吸收冲击能量,保护内部载荷;遇障碍时,通过快速释放预存弹性势能或切换形态脱离困境;该机制通过物理智能将环境约束转化为运动优势,显著提升了极端环境下的生存能力与任务持续性。

极端环境下智能体的自愈控制机制已超越传统容错，向“感知—决策—执行”全链路的主动预测与快速重构范式演进。现有挑战的本质在于全链路对极端不确定性的综合抗逆能力不足，集中体现为实时决策滞后、协同效率与能耗的平衡难题以及高延迟通信下的协同可靠性。未来体系发展需深度融合跨学科方法，重点突破基于在线学习的轻量化自愈策略生成、系统资源与任务目标的动态协同优化以及“决策—物理”闭环的快速重构机制，从而实现从被动容忍到主动适应的跨越，为智能体在极端环境下的长期自主生存提供核心支撑。

2.3　少数据、低算力条件下的AI模型构建与泛化机制

“四深一极”等极端环境由于其高度复杂性、强不确定性与严苛物理约束，不仅为AI系统的学习、决策与优化带来了本质性挑战，也为“本体智能”与AI融合的智能研究范式带来了变革，尤以有效数据稀缺与算力及能耗受限两大问题最为突出[77-79]。如图5所示，与常规应用场景不同，极端环境中智能系统往往面临任务空间高维但样本极少、环境动态强但先验难以建模、决策风险高但计算资源受限的矛盾局面，其核心科学障碍不在于单一算法性能不足，而在于数据分布、模型复杂度与资源约束之间的系统性失配。一方面，极端环境区域的可达性与可驻留性受限，样本获取成本高昂且周期漫长，导致真实环境数据呈现高度非均衡与强噪声特性，有限样本难以覆盖任务空间的关键结构，严重制约模型的泛化能力与稳定性；另一方面，在深海、深空等资源受限场景中，智能系统无法依赖高性能计算基础设施，必须在严格功耗约束与紧凑计算平台条件下完成感知、推理与决策，这使得“以大规模数据与算力换性能”的主流AI范式在极端环境中难以直接适用。

极端环境下的数据稀缺性是制约AI系统性能的关键瓶颈，近年来受到国内外学者的广泛关注。针对深海探测领域，传统深度神经网络因训练样本不足而受限，Liu等[80]提出利用生成对抗网络生成合成图像以扩充数据集，有效提升了模型对深海目标的识别精度。类似地，在地震断层识别任务中，Bönke等[81]通过引入几何变换等数据增强方法，并结合超参数优化，显著提升了二维卷积神经网络在低样本条件下的识别性能。然而，研究也发现，数据质量（如噪声水平）对增强效果具有直接影响。在光谱超分辨率领域，西北工业大学Zhang等[82]提出像素感知的函数混合网络，通过对多尺度感受野及其对应映射函数进行像素级加权组合，实现了对有限标注数据的自适应特征提取。面向深空等极端传感环境下的数据稀缺挑战，研究逐步聚焦于算法架构的创新与适应性增强机制。Yang等[83]在航天器识别任务中，通过联合多源数据集构建与条件神经自适应过程，实现在任务间进行特征重采样，在无训练样本的情况下实现了98.2%的未见类别识别准确率。同时，在深空探测器任务规划中，Qi等[84]将马尔可夫决策过程与改进型近端策略优化算法相结合，引入动态学习率调整机制与正交初始化策略，在低数据量条件下仍实现了稳定的累积奖励增长，显著优于传统规划方法。在行星着陆等高风险任务中，Gaudet等[85]基于深度强化学习框架，设计了双折扣因子的奖励机制，用于权衡短期稳定性与长期燃料效率。在六自由度控制场景中，该方法实现了燃料最优轨迹生成，且策略网络对状态估计误差表现出高度鲁棒性。在非合作目标的自主导航任务中，Capra等[86]提出基于部分可观测马尔可夫决策过程建模的深度强化学习方法，通过联合优化离散与连续动作空间，在稀疏观测条件下依然成功实现了目标的三维重建，展示出神经网络架构在数据受限环境中的强适应能力。面向地下矿山等复杂地质场景，数据维度分散与采样困难成为主要瓶颈。Liang等[87]通过构建数字化网格模型作为空间统一载体，将视觉观测与插值岩体评分数据深度融合，建立了多模态稀疏数据的高维空间关联范式，



图 5　极端环境中AI应用的挑战

Fig.5　Challenges of AI Applications in Extreme Environments

为地质结构识别提供了新的解决思路。

极端环境下的计算资源受限与能耗约束,构成制约智能系统实时响应与持续运行的核心难题,也成为近年来国内外学术界关注的研究热点。在深海与深腔等典型场景中,研究者通过优化边缘计算架构,有效降低了系统能耗,为智能任务的本地化处理提供了可行路径。Guo等[88]在两栖机器人平台中,基于边缘计算芯片部署轻量级卷积神经网络,在保证救援目标识别精度的同时,将通信延迟降低超过50%,实现了计算与传输能耗的协同优化。针对微创手术机器人场景,Sun等[89]构建了双阶段轻量化语义分割网络,在维持95%分割精度的前提下,将计算成本降低了40%。该团队还提出多任务轻量化架构,通过引入特征共享机制减少30%的重复计算,进一步拓展了轻量化模型在多任务场景中的应用潜力[90]。新型神经形态计算架构为突破能耗瓶颈开辟了新路径。Orchard等[91]开发的神经形态芯片,通过仿生脉冲神经元模型在卫星通信场景中完成短时傅里叶变换任务时,将所需带宽降低为原来的1/47。其基于共振放电神经元设计的光流估计算法,相比传统深度神经网络方案,运算量减少达90%,展现出卓越的超低功耗特性。在多智能体系统协同与星载智能任务调度中,面向受限通信与算力条件的优化策略也日益关键。Mao等[92]结合深度强化学习与自适应门控机制,设计了动态剪枝方法以剔除冗余通信信息,在有限带宽下通信负载降低超过60%,同时保持系统决策性能稳定。面向分布式敏捷卫星星座,Li等[93]提出基于注意力机制的自适应动态任务优先级模型,通过智能化调整任务调度顺序,在降低30%计算开销的同时,实现了观测与数传任务的全自主协同规划。此外,在星载计算任务中,该团队基于Q网络构建了竞争式学习策略,通过决策空间压缩有效降低任务规划的计算负载达40%[94]。

在数据稀缺与算力受限条件下,单纯依赖静态数据集和离线训练的学习范式逐渐显现出适应性不足。具身智能通过引入物理或高保真模拟本体,使智能体在与环境的持续交互中不断获取反馈并更新策略,从而在有限样本条件下逐步形成有效的环境表征与决策能力。通过将感知、推理、行动与学习过程紧密耦合,该范式在一定程度上降低了对大规模标注数据的依赖。近年来,相关研究将大模型与强化学习等方法引入具身任务,推动智能体在复杂场景中的自主规划与长期执行能力。Wang等[95]利用多智能视觉大语言模型,实现高级机器人在零样本环境下的自主规划。Dai等[96]通过“链式思维”微调方法将大型语言模型应用于具身任务,高质量的任务规划生成。Mon-Williams等[97]利用GPT-4和检索增强生成技术,通过从知识库提取相关示例并生成包含力反馈和视觉反馈的动作计划,使机器人在不确定环境下完成复杂长任务。Xu等[98]将多个专用强化学习策略的知识蒸馏到一个通用模型中,从而在减少模型数量和复杂度的同时提升性能。尽管上述方法在不同程度上缓解了部分计算资源或数据依赖问题,但整体来看,当前主流方法仍依赖预定义模型结构与静态任务数据,不具备在极端环境中对动态变化场景进行快速泛化适应的能力。

随着具身任务复杂度与交互时长的持续提升,单一模型在推理能力与资源消耗之间的权衡愈发凸显,研究逐渐从单纯依赖模型规模扩展,转向探索不同尺度模型之间的协同运行机制。大小模型协同通过发挥大模型在知识表示与跨任务泛化方面的优势,以及小模型在计算效率与实时响应方面的灵活性,使系统能够根据任务复杂度和运行条件动态调配计算资源,在保证整体认知与决策能力的同时降低平均计算与能耗开销。Dennis等[99]采用自适应模型级联策略,使用小模型进行初步预测,若模型间预测不一致则调用更大模型,从而在维持或提升准确率的同时降低平均推理成本。Li等[100]通过边缘感知对比学习方法实现模型间的双向蒸馏,将小型模型的专业优势与大语言模型丰富的语义理解能力相结合,提高了在复杂信息检索任务中的准确性。Liu等[101]在大小模型间引入可训练的适配器模块和尺度平移投影机制,在中间层进行协同特征蒸馏,完成了跨模型特征对齐与双向知识传递,实现了小模型在跨域分类与检索任务中的显著泛化性能提升。Fan等[102]通过在联邦学习中设计最小编辑距离对齐和双向蒸馏机制,使服务器端大模型聚合客户端小模型的知识并反向增强小模型,完成了跨模型异构协同优化,实现了大模型与小模型在多任务场景下的共同性能提升。

综上所述,极端环境智能系统面临的根本挑战并非单一技术短板,而是小样本、强不确定性与算力受限条件下,智能体如何实现稳定学习与持续决策这一核心科学问题。突破该瓶颈,需要从系统层面重构数据、模型与资源之间的协同关系。在数据层面,应从“数据—因果—物理”协同建模的视角出发,发展融合“物理本体”与“物理规律”约束的动态样本生成与增强机制、跨模态稀疏表征学习与分层数据融合方法,以缓解数据分布失衡与不确定性带来的学习退化问题;在算法与系统层面,则亟需探索少数据、低能耗条件下的新型优化理论,结合具身交互驱动的在线学习机制与大小模型协同架构,推动智能系统在性能、能效与鲁棒性之间实现自适应平衡。未来研究有必要进一步聚焦小样本自监督学

习、能效敏感的硬件—算法协同设计以及基于群体协同与演化机制的智能体模型，推动AI从依赖大规模先验数据与算力的经验驱动范式，向具备自主学习、自主演化与环境适应能力的极端环境智能范式转型，为深空探测、深海开发等任务提供关键理论与技术支撑。

2.4 极端环境下的物理智能系统群体通信与可信协同机制

极端环境下物理智能系统群体通信与可信协同机制的研究，正面临环境极端性与系统复杂性交织的双重严峻挑战，具体体现在三个方面。一是极端通信环境的固有约束。深空、深海、极地等场景普遍存在通信基础设施薄弱、信道条件恶劣的问题，表现为信道高度非平稳（如深海多径效应、深空时延扩展）、信噪比极低（受宇宙背景辐射、海洋环境噪声影响）、传输时延高且不稳定（深海传播延迟200 ms~5 s[103]，深空通信延迟显著）；部分场景还伴随高丢包率（地下无线信道高误码率、低可靠性和通信范围严重受限[104]）、低吞吐率（衰减严重致使人体腔内有效吞吐率比体表通信效率下降20%~40%[105]）等问题，严重制约智能体间稳定、实时、高效的数据交互与协同。二是物理智能系统演进引发的可信性危机。随着智能体系统向异构化、协同复杂化方向发展，通信安全与可信性成为核心瓶颈。在工业制造、智能交通等关键领域，通信若遭受恶意欺骗、中断或隐私泄露，将引发严重后果；而传统基于静态协议和集中式信任的通信机制，对恶意节点、数据伪造、隐私窃取等新型攻击的防护能力不足，难以保障群体协同的可信基础。三是系统级协同的严苛需求。在环境与可信性的双重压力下，系统不仅需要在极端不可靠信道上实现高可靠、低时延通信，还需具备对内部故障和外部干扰的强鲁棒性与容错能力；同时，通信机制必须与任务协同深度耦合，实现从信息感知、传输到协同决策的端到端优化，对通信协议的灵活性、智能体的自主决策能力提出了更高要求。

针对上述挑战，学术界从通用可信协同框架、极端环境协同通信算法、系统级协同设计与融合三个层面展开了系统性探索，取得了阶段性进展（图6）。在通用可信协同框架构建方面，研究重心已从传统静态协议转向融合AI的动态安全机制。联邦学习被广泛用于搭建去中心化可信架构，能够在保护数据隐私（如车辆轨迹信息）的前提下实现协同模型训练[106]；结合图神经网络的分布式联邦学习框架，可进一步降低多智能体深度强化学习过程中的隐私泄露风险[107]。同时，多智能体深度强化学习已成为优化协同决策的核心工具，通过分布式信道选择、功率控制等策略，在提升通信效率（如车载网络资源利用率）的同时增强系统保密性能[108]。在极端环境协同通信算法研究方面，研究者针对不同场景的信道特性提出了差异化智能算法，尤其在深空、深海等典型极端环境中取得了多项突破性成果。在太空通信领域，为解决信道时延高、非平稳性强的问题，研究者利用多智能体价值分解网络生成动态波束跳变图，结合双深度Q网络，使智能体通过协同学习最大化系统吞吐量，并保障低轨卫星通信系统波束位置之间的延迟公平性[109]；针对多无人机协同任务调度问题，Wang等[110]提出多智能体深度确定性策略梯度算法，借助卫星的广泛覆盖特性，实现多智能体任务的“集中训练、分布式执行”，通过优化决策提升系统整体性能。在水下通信领

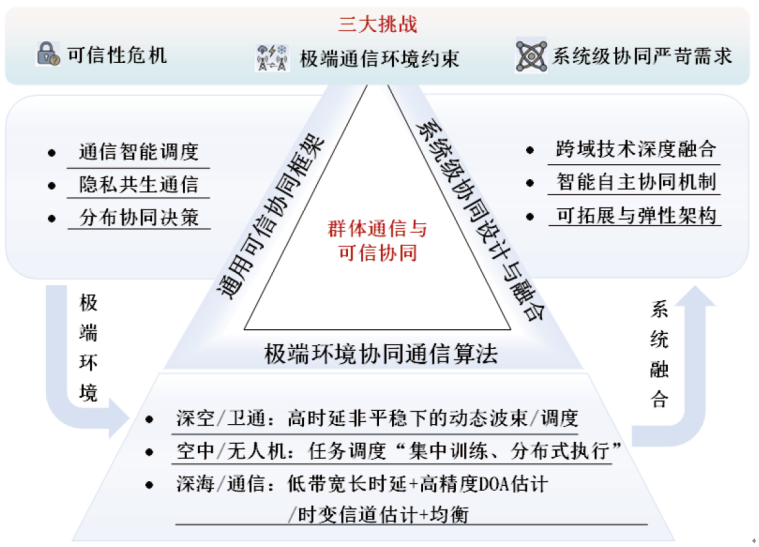


图6　面向极端环境的群体通信与可信协同机制研究

Fig.6　Research on Group Communication and Trusted Collaboration Mechanism for Extreme Environments

域,面对极低带宽、长时延、多径效应、多普勒频移及脉冲噪声等特殊信道难题,相关研究聚焦物理层与链路层技术突破。Dai等[111]采用相位分数低阶矩结合扩展互质阵列,设计多重测量向量模型和二阶离网络模型,通过外推步骤改进迭代稀疏投影算法,实现了脉冲噪声环境下的高精度欠定波达方向估计。针对远距离水声信道中的强衰减与不确定性问题,郑同辉等[112]基于自适应稀疏贝叶斯学习实现了复杂海洋环境下通信系统的可靠性与稳健性。这些研究从不同维度突破了极端水下信道的传输限制,推动了水下智能体通信技术的发展。在系统级协同设计与融合探索方面,更高层次的研究开始关注通信与协同控制的一体化设计,突出智能多媒介感知融合趋势。例如,Zhu等[113]将多智能体强化学习与软件定义网络技术相结合,有效提升了水下无人自主航行器集群的扩展性与任务追踪成功率;海洋时空基准网[114]将空间电磁导航系统、水下声学、蓝绿光和超低频电磁波无线通信,以及重力仪、磁力仪和地震仪等大地测量和地球物理传感器结合起来,构建了跨空天地海一体化的通信、导航、授时一体化网络;水下攻防对抗体系[115]通过对空间卫星、空中飞机、水面舰艇、水下阵列等各种作战资源的整合,将多种作战平台和信息节点有机联合,具备一体化、网络化的协同水下作战指挥控制能力。此类研究通过跨技术领域的融合创新,从系统架构层面为极端环境下物理智能系统的可信通信和高效协同提供了重要支撑。

综上,极端环境下物理智能系统群体通信与可信协同的研究已取得显著进展,其演进脉络清晰呈现为三个阶段:从单智能体静态通信到多智能体动态可信协同,再到面向极端环境的特异性优化与系统融合。现有工作已在通用可信框架(如联邦学习与多智能体强化学习的融合)和特定环境通信算法(如深空动态波束调度、深海高可靠水声通信)上奠定了坚实基础,为后续研究提供了重要理论与技术支撑。受制于极端环境下通信链路物理介质限制,物理智能系统中分布式多智能体在协作时交互信号弱、信息不一致、信任失效与控制稳定性退化等问题频发。需要进一步通过通信与协同机制的深层创新,推动物理智能系统具备在人类难以直接涉足的极端环境中,自主、可靠、安全完成复杂协同任务的能力,向“环境—通信—协同”一体化方向深度发展:通过发展智能跨层自适应机制,实现可实时感知信道状态、任务需求及潜在威胁的物理智能体,实现从物理层编码到应用层决策的跨层联合动态优化,提升系统对极端环境的自适应能力;以及通过推进异构群体与多模态通信融合,通过高效协同水声、光学、无线电等多物理场融合、多模态协同通信手段,实现通信方式的鲁棒互补,提升群体任务执行的可靠性。

3 关键科学问题

常规环境的物理智能研究中,通常将抽象智能(例如控制算法、逻辑推理模型等)嵌入结构本体之中,通过感知—决策—执行的闭环策略实现智能目标。而极端环境下,则需要利用具备自适应、高可靠和强鲁棒能力的反馈式智能“本体”与智能“主脑”相协同,即利用AI与群体智能“软体”和变结构与多模态感知本体“硬件”的协作,实现极端环境探索的研究目标。聚焦物理智能系统在极端环境下材料—结构/机构—感知—通信—智能的关键科学问题,需在极端环境智变结构体耐受性、单智能体鲁棒性、协作智能体可靠性等方面进行研究,以构建耐受智变体、进化智能体和协作智能体为目标的极端物理智能系统。具体科学问题为:

(1)尺度约束下的智变结构本体材料—结构/机构—功能的极端多场环境适应机制。在极端应用场景下,智变结构本体通常面临超高压、大温变、强辐射和强腐蚀等力/热/电/化等多场耦合的严酷服役环境。其次,本体的材料—结构/机构—功能一体化设计受到应用场景的尺度条件约束,例如人体深腔血管的直径通常在微米至毫米级。而智变本体宏观功能的实现也受到微观智能超材料与结构性能的影响。因此,在应用场景空间尺度与材料—结构/机构的形性尺度约束下,物理智能系统首要解决的是在极端多场环境的适应性问题。主要包括力/热/电/化极端服役环境的精确模拟和表征原理;力—热—电—化多场耦合下智能材料的本构—效能关系与跨尺度调控理论;极端服役环境下结构本体性质与行为的演变机制。

(2)信息—模型—状态三重不确定性耦合下自主系统的鲁棒认知、决策与自愈机理。环境动态且突变及本体参数摄动,导致系统动力学模型存在显著不确定性。同时,长期极端服役下硬件性能退化与随机故障,威胁系统持续运行能力。信息、模型与状态三重不确定性的深度耦合,使传统基于固定模型与集中式处理的自主架构面临失效风险。因此,亟需建立能够系统应对上述不确定性的基础理论体系,其核心包括:多模态异质感知信息在退化条件下的统一表征、物理引导的融合与重建理论;融合机理模型与数据驱动、具备在线不确定性量化与自主适应能力的决策与控制理论;支持系统健康实时评估、资源动态重组与任务弹性延续的自愈与韧性保障理论。

(3)极端环境算力与能耗严格受限条件下高效物理

智能系统数据/模型构建与自适应优化机制。当前主流AI发展路径在很大程度上依赖“以数据和算力换性能”的经验范式，通过扩大训练数据规模和模型参数量不断提升系统能力。然而，在极端环境中，算力、能耗和通信资源均受到严格限制，模型规模和计算复杂度无法无限扩展，使得现有方法的有效性和可持续性受到根本性挑战。近年来，尽管出现了轻量化模型、大小模型协同与边缘计算等探索，但相关研究多停留在工程优化层面，对数据、模型与资源之间的本质关系缺乏系统性理论认知，难以指导复杂场景下的模型构建与动态优化。特别是在具身智能系统中，数据生成方式、模型结构选择与资源分配策略相互耦合，其对整体性能的影响机制尚不清晰。因此，揭示极端环境下数据—模型—资源之间的内在作用规律，并在此基础上建立高效协同构建与优化机制，是物理智能领域亟需回答的关键科学问题。

(4)极端环境约束下物理智能系统多智能体间弱通信与稀疏知识驱动的可信协同机理。在极端环境下，通信链路受物理介质限制与强扰动影响呈现强衰减、低带宽、高时延和间歇中断特性，感知与知识高度局部化和不完备，导致物理智能系统中分布式多智能体在协作时信息不一致、信任失效与控制稳定性退化等问题频发。亟需推进通信与协同机制的深层创新，揭示弱通信与稀疏知识条件下通—感—算闭环中有效信息传递、语义一致性保持与可信协同演化的内在机理，突破依赖全局通信与完备模型的传统协作假设，构建物理智能系统的主脑智能和分布式智能在极端环境约束下的跨层智能控制/反馈与协作机制、本体智能和极端环境的多物理场(声、光、电、热)与极端环境介质耦合作用机理以及弱通信约束下分布式智能体间多模信息传输与协同协作机制，形成支撑物理智能系统在通信受限条件下实现稳定协同、自组织重构与任务连续运行的可验证理论基础。

4　结论与展望

本期论坛聚焦与国家战略和科学前沿紧密相关的极端环境物理智能系统基础研究，涵盖了机械工程、材料科学与工程、控制工程、AI、信息通信、数学物理等多个学科领域。本文首先阐释极端环境物理智能系统的基本概念与内涵，明确了三条可区分物理智能与先进机器人/具身智能的技术主线。同时系统综述物理智能系统在结构本体、感知控制、计算智能和通信交互等方面的研究现状，并提出极端环境物理智能系统聚焦于材料—结构/机构—感知—通信—智能的关键科学问题。结合本期论坛深入研讨的五个核心议题，探讨了极端环境物理智能系统基础研究的主要发展方向。

4.1　极端环境智变结构体材料—结构/机构—功能一体化设计方法

面对多场耦合极端环境模拟难与测不准等复杂情形，变构行为预示难与控不精等多变任务多重挑战，在可动结构基础上提出具有环境高度适应性物理智能的智变结构体。当前亟需通过多学科融合交叉的基础研究，系统攻克耐受智变结构本体材料—结构/机构—功能一体化的跨尺度按需设计与制造。重点研究方向为：

(1)多场耦合极端环境的精确模拟表征与预示：开展超高压、强辐照、强冲击、极狭窄、超高温、极低温和强腐蚀等多物理场耦合的极端服役环境模拟方法研究，增强环境因素对本体行为影响机制的理解。

(2)智变结构体耐受材料—结构的跨尺度性能分析与调控：开展力/热/电/化等极端多场环境的耐受智能材料/超材料/超结构跨尺度性能分析与调控方法研究。厘清微观材料性能到宏观本体功能的传递途径，探明变构型及多模态协调运动等参数对智变结构本体材料性能的影响规律，建立“材料—基元—结构/机构—本体”的全链路智变结构体调控原理，实现多任务场景驱动的智变结构体材料与结构的耐受性设计。

(3)极端多场环境下智变结构体性质和行为演变机制：研究本体在极端环境下的性质变化/退化规律与预测方法，揭示整体结构复杂宏观行为的动态演变规律。在此基础上，形成智变结构本体在力/热/电/化等多场耦合环境下的响应预测方法，使智变结构本体的动态行为响应可控可调可预示。进一步发展新一代“数智理论”探索极端未知环境下的本体新行为，为本体的智能演化与群体智能涌现提供可实现的物理基础。

(4)智变结构体的智能制造新方法：打破传统“经验+试验型”研发范式，发展基于AI分析、设计与智能制造的新方法，赋能极端环境强约束条件下智变结构本体的设计制造。同时，开发极端环境耐受的新材料、新结构和新传感模式，使得智变结构体的设计功能在有效应用场景中能够精准实现。

4.2　极端环境下智能体自主感知、驱动与自愈控制机制

由极端环境所引致的感知信息质量退化、系统动力学模型高度不确定以及软硬件可靠性下降三大共性挑战相互耦合，导致智能体面临环境认知失真、决策依据失准与本体功能失稳的叠加风险，严重限制其复杂任务执行能力与长期生存能力。因此，本方向聚焦于系统解决关键科学信息受限条件下的鲁棒环境认知与自主决策与动态损伤与退化下的系统功能维持与任务韧性，致力于构建一套能够在感知受限、模型失配及部分功能降

级条件下,保障智能体安全、有效完成作业任务的基础理论与方法体系,重点研究方向包括:

(1)多模态异质感知融合与鲁棒环境建模:研究声、光、力、热等多物理场信息在极端退化条件下的互补机理与统一表征方法;发展物理规律引导的自适应融合与信号重建技术,构建对动态干扰不敏感的环境认知模型。

(2)不确定环境下的自适应驱动与协同控制:研究模型失配与强扰动下的鲁棒、自适应控制理论;发展融合风险感知的多目标(能耗、效率、安全)动态优化框架,实现复杂地形下的稳定、高效运动与操作。

(3)系统健康管理与动态自愈机制:研究基于数字孪生与多源信息的实时健康评估与故障预测方法;探索软硬件资源的动态重构策略与任务弹性重规划理论,构建"监测—评估—重构—恢复"的闭环自愈体系。

4.3 少数据、低算力条件下的AI模型构建与泛化机制

极端环境中训练样本稀缺、感知信息高度不确定且部署平台算力与能耗受限,使得依赖大规模数据和算力支撑的传统AI方法难以直接适用。突破极端环境下AI泛化能力与可持续运行瓶颈,亟需从感知—学习—推理—演化的系统层面出发,重构数据、模型与资源之间的协同关系。围绕上述科学问题,重点研究方向包括:

(1)物理先验与小样本学习融合的泛化学习理论:针对极端环境中样本获取困难、环境机理复杂且不完全可观测的问题,研究物理先验与数据驱动方法的深度融合机制,构建具备物理一致性与可解释性的泛化学习理论框架。一方面,探索将物理规律、结构约束和因果关系引入模型表征与学习过程,缓解小样本条件下模型过拟合与泛化退化问题;另一方面,研究高效利用有限交互数据的小样本强化学习与自监督学习理论,突破基础模型在数据稀疏条件下面临的性能瓶颈,提升智能体对未知环境的适应能力与跨场景迁移能力。

(2)数据生成与增强驱动的模型稳健训练机制:针对极端环境中真实数据难以获取、样本分布高度非均衡的问题,研究模型训练过程中数据价值的量化与评估方法,揭示不同类型数据对模型性能、稳定性与鲁棒性的贡献机理。在此基础上,构建任务驱动的高价值数据生成与增强机制,系统研究基于物理建模约束的仿真数据生成、对抗学习增强以及多任务迁移生成等方法,形成可控、可评估的数据扩展策略体系。通过数据生成与增强机制弥补真实样本不足,提升模型训练过程的稳定性、泛化能力与对复杂环境扰动的鲁棒性。

(3)面向低算力平台的轻量化模型结构与边缘推理机制:针对极端环境中计算资源受限、能耗约束严格的实际需求,研究适配边缘端与嵌入式平台的轻量化模型结构与推理机制。一方面,探索模型压缩、结构重构与模块化设计方法,揭示模型复杂度、推理精度与能耗之间的内在权衡关系;另一方面,研究资源感知的弹性推理与动态任务调度机制,使智能体能够根据任务复杂度和运行条件自适应调整计算策略,实现高能效、低延迟的在线感知与决策。

(4)主动学习驱动的群体智能演化机制与自适应优化策略:面向极端环境中单体智能受限、任务复杂且动态变化的特征,研究基于主动学习与群体协同的智能演化机制。通过建模群体中个体智能体之间的交互、反馈与博弈关系,发展分布式演化学习与协同优化方法,实现智能体集群在动态环境中的结构自组织、任务分工与行为协同。进一步探索群体层面知识共享与策略演化机制,提升系统整体的鲁棒性、适应性与长期自主运行能力。

4.4 面向极端环境的群体智能与可信通信

极端环境中通信链路极易受到干扰,信道条件不稳定、延迟高发,同时存在多频段、多模式融合的复杂要求。此外,智能体间感知和知识高度局部化、信息不完备,导致协同过程中的信任易退化,协作稳定性难以保证。这些因素导致物理智能系统的协同效能提高面临严峻挑战。传统点对点的通信范式难以适应此类环境下的任务需求,亟需提出面向极端环境的物理智能系统可信交互新策略,发展以多域协同、多场融合、任务驱动、语义表达和安全可信为核心特征的新型群体智能范式。重点研究方向包括:

(1)面向极端环境的空—时—频多域协同抗扰通信机制:针对复杂场景通信挑战,构建具备频段融合处理、多域资源重构的弹性通信网络架构,提升系统在极端立体空—天—地—海场景的复杂电磁环境、超低信噪比环境下的链路稳定性与安全弹性多智能体互联的保障能力。

(2)任务导向的语义通信与自适应协同机制:针对多智能体任务协同需求,突破传统比特传输思维,发展语义压缩与意图表达模型;研究极端场景高动态条件与长时延挑战的语义特征提取和信号重构,实现"关键内容优先传输"机制,提升有限带宽下通信效率与多智能体行为一致性。

(3)通信—感知—计算融合的智能优化架构:面向资源受限和多模态任务需求,推动水声、光通信、电磁通信等多媒介融合,探索光声/光电跨域融合通信技术、电热/声电耦合信号调控方法、生物—电子融合交互感知技术,研究极端约束下生态化协作调度策略,构建通信、感知、控制、计算一体化能力的生态型物理智能系统,实现极端干扰、动态链路与计算约束下保障系统稳定性与群

体智能能力。

(4)可信通信机制与前沿安全架构探索:针对信息安全与任务可靠性需求,构建适应动态协同需求的跨层安全通信体系,融合身份认证、抗干扰加密与协同信任机制;同时探索区块链与量子通信等前沿技术,提升信息传输的安全性与可验证性。

4.5 “四深一极”极端环境下的物理智能系统验证平台与评估体系研究

物理智能系统需在极端环境中完成高强度、高精度、高复杂度任务,在解决关键科学问题的过程中,要求构建多场耦合极端环境下的物理智能系统验证平台。同时,需要对物理智能系统在极端环境下的性能与功能方面进行多维评估,推动理论研究向工程实践转化。重点研究方向包括:

(1)多场耦合极端条件的生成与模拟舱设计技术:高压、高低温、强辐射、强振动等多场耦合极端环境的营造方法,实现统一标准的环境模拟舱模块化设计平台的构建。

(2)物理智能系统综合性能评估标准体系构建:构建本体功能、环境适应、群体协作等多维评估指标,推进测试结果与方法在国家标准中的体系化落地。

(3)虚实结合的数字孪生验证平台设计:发展基于仿真—实物联动的数据反馈与作动机制,支持模型训练、参数调优与远程监测一体化操作。

(4)复杂任务场景下的系统稳定性与演化能力评估方法:探索智能体在多任务动态切换下的行为稳定性建模,构建可视化评估平台,服务于政策制定与工程部署。

参 考 文 献

[1] Wingfield JC,Kelley JP,Angelier F. What are extreme environmental conditions and how do organisms cope with them? Current Zoology,2011,57(3):363—374.

[2] Rothschild LJ,Mancinelli RL. Life in extreme environments. Nature,2001,409(6823):1092—1101.

[3] Bouman A,Ginting MF,Alatur N,et al. Autonomous spot:Long-range autonomous exploration of extreme environments with legged locomotion. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas,NV,USA. IEEE,2020:2518—2525.

[4] Hemley RJ,Crabtree GW,Buchanan MV. Materials in extreme environments. Physics Today,2009,62(11):32—37.

[5] Eswarappa Prameela S,Pollock TM,Raabe D,et al. Materials for extreme environments. Nature Reviews Materials,2023,8(2):81—88.

[6] Bell ML,Gasparrini A,Benjamin GC. Climate change,extreme heat,and health. New England Journal of Medicine,2024,390(19):1793—1801.

[7] Schreiber DK,Schwaiger R,Heilmaier M,et al. Materials properties characterization in the most extreme environments. MRS Bulletin,2022,47(11):1128—1142.

[8] Zhu GY,Huang HP. Ultradeep drilling beyond 10 km revealing new insights into earth systems and resources. Communications Earth & Environment,2026,7(1):124.

[9] Fan YR,Chen H,Liu XC,et al. Radiative cooling in outer space:Fundamentals,advances in materials and applications,and perspectives. Advanced Materials,2025,37(43):e06795.

[10] Hackett DA,Chow CM. The Valsalva maneuver:Its effect on intra-abdominal pressure and safety issues during resistance exercise. The Journal of Strength & Conditioning Research,2013,27(8):2338—2345.

[11] Mao LY,Yang P,Tian CY,et al. Magnetic steering continuum robot for transluminal procedures with programmable shape and functionalities. Nature Communications,2024,15(1):3759.

[12] Sitti M. Physical intelligence as a new paradigm. Extreme Mechanics Letters,2021,46:101340.

[13] 王世强,谢哲新,袁菲阳,等. 软体机器人的仿生物理智能. 科学通报,2022,67(10):959—975.
Wang SQ,Xie ZX,Yuan FY,et al. Bio-inspired physical intelligence for soft robotics. Chinese Science Bulletin,2022,67(10):959—975. (in Chinese)

[14] Chang YL,Wu S,Li Q,et al. Milli-spinner thrombectomy. Nature,2025,642(8067):336—342.

[15] Shen W,Peng JZ,Ma R,et al. Sunlight-powered sustained flight of an ultralight micro aerial vehicle. Nature,2024,631(8021):537—543.

[16] Pan F,Liu JQ,Zuo ZH,et al. Miniature deep-sea morphable robot with multimodal locomotion. Science Robotics,2025,10(100):eadp7821.

[17] 杨绍琼,李元昊,孙通帅,等. “海燕”号谱系化水下滑翔机技术发展与应用. 水下无人系统学报,2023,31(1):68—85.
Yan SQ,Li YH,Sun TS,et al. Development and application of petrel serialized underwater glider technologies. Journal of Unmanned Undersea Systems,2023,31(1):68—85. (in Chinese)

[18] Zhao D,Luo HB,Tu YX,et al. Snail-inspired robotic swarms:A hybrid connector drives collective adaptation in unstructured outdoor environments. Nature Communications,2024,15:3647.

[19] Vincenti B,Ramos G,Cordero ML,et al. Magnetotactic bacteria in a droplet self-assemble into a rotary motor. Nature Communications,2019,10:5082.

[20] Yu HD,Liu XR,Zhang YB,et al. Photocatalytic microrobots for treating bacterial infections deep within sinuses. Science Robotics,2025,10(103):eadt0720.

[21] Wang X,Xia N,Pan CF,et al. Beyond surface tension-dominated water surface jumping. Nature Communications,2025,16:3034.

[22] Li GR,Chen XP,Zhou FH,et al. Self-powered soft robot in the *Mariana* Trench. Nature,2021,591(7848):66—71.

[23] Han MD,Guo XG,Chen XX,et al. Submillimeter-scale multimaterial terrestrial robots. Science Robotics,2022,7(66):eabn0602.

[24] Kim Y,Yang YY,Zhang XT,et al. Remote control of muscle-driven miniature robots with battery-free wireless optoelectronics. Science Robotics,2023,8(74):eadd1053.

[25] Ching T,Lee JZW,Win SKH,et al. Crawling,climbing,perching,

and flying by FiBa soft robots. Science Robotics,2024,9(92):eadk4533.

[26] Pfeifer R,Bongard J. How the body shapes the way we think:A new view of intelligence. Cambridge,MA:MIT Press,2006.

[27] Tabuada P. Event-triggered real-time scheduling of stabilizing control tasks. IEEE Transactions on Automatic Control,2007,52(9):1680—1685.

[28] Iida F,Giardina F. On the timescales of embodied intelligence for autonomous adaptive systems. Annual Review of Control,Robotics,and Autonomous Systems,2023,6:95—122.

[29] Nowzari C,Garcia E,Cortés J. Event-triggered communication and control of networked systems for multi-agent consensus. Automatica,2019,105:1—27.

[30] 苏波,李培根,瞿国春,等. 我国智能制造发展十年回顾总结与未来展望. 中国工程科学,2026,28(1):48—57.
Su B,Li PG,Qu GC,et al. Ten-year review and future prospect of intelligent manufacturing development in China. Strategic Study of CAE,2026,28(1):48—57.(in Chinese)

[31] Kantaros Y,Zavlanos MM. Distributed intermittent connectivity control of mobile robot networks. IEEE Transactions on Automatic Control,2017,62(7):3109—3121.

[32] 于登云,邱家稳,向艳超. 深空极端热环境下热控材料研究现状与发展趋势. 深空探测学报(中英文),2021,8(5):447—453.
Yu DY,Qiu JW,Xiang YC. Research status and development trend of thermal control materials in deep space extreme thermal environment. Journal of Deep Space Exploration,2021,8(5):447—453.(in Chinese)

[33] Li GR,Shen P,Wong TW,et al. Plasticized electrohydraulic robot autopilots in the deep sea. Science Robotics,2025,10(105):eadt8054.

[34] Parro V,Lezcano MÁ,Moreno-Paz M,et al. Microbial biogeography along a 2578 km transect on the east Antarctic Plateau. Nature Communications,2025,16:775.

[35] Peters AB,Zhang DJ,Chen S,et al. Materials design for hypersonics. Nature Communications,2024,15:3328.

[36] 亢一澜,裴永茂,许峰,等. 材料内部全场力学参数精细测量技术与表征评价方法关键科学问题. 中国科学基金,2019,33(5):533—540.
Kang YL,Pei YM,Xu F,et al. Key scientific issues in the measurement technology and evaluation method of full-field mechanical parameters inside materials. Bulletin of National Natural Science Foundation of China,2019,33(5):533—540.(in Chinese)

[37] 冯景春,梁健臻,张偲,等. 深海环境生态保护装备发展研究. 中国工程科学,2020,22(6):56—66.
Feng JC,Liang JZ,Zhang S,et al. Environmental and ecological protection equipment in deep sea. Strategic Study of CAE,2020,22(6):56—66.(in Chinese)

[38] He HC,Li LX,Hu S,et al. Water abundance in the lunar farside mantle. Nature,2025,643(8071):366—370.

[39] Li QL,Zhou Q,Liu Y,et al. Two-billion-year-old volcanism on the Moon from Chang'e-5 basalts. Nature,2021,600(7887):54—58.

[40] 刘佳强,张振龙,赵班池,等. 深空探测行星环境模拟试验技术及装置研究进展. 航天器环境工程,2025,42(3):229—238.
Liu JQ,Zhang ZL,Zhao BC,et al. Progress in planetary environment simulation technologies and facilities for deep space exploration. Spacecraft Environment Engineering,2025,42(3):229—238.(in Chinese)

[41] Liu WB,Liu Y,Cheng YY,et al. Unified model for size-dependent to size-independent transition in yield strength of crystalline metallic materials. Physical Review Letters,2020,124(23):235501.

[42] Huang TY,Gu HR,Nelson BJ. Increasingly intelligent micromachines. Annual Review of Control,Robotics,and Autonomous Systems,2022,5:279—310.

[43] 陈小前,赵勇,霍森林,等. 多尺度结构拓扑优化设计方法综述. 航空学报,2023,44(15):17—52.
Zhao XQ,Zhao Y,Huo SL,et al. A review of topology optimization design methods for multi-scale structures. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2023,44(15):17—52.(in Chinese)

[44] 张文彬,杨柳林,董原辰,等. 面向未来的智能材料物质科学. 中国科学基金,2025,39(3):376—388.
Zhang WB,Yang LL,Dong YC,et al. Intelligent materials science for the future. Bulletin of National Natural Science Foundation of China,2025,39(3):376—388.(in Chinese)

[45] 伍斌,张春利,张传增,等. 力电耦合偏场理论:回顾、比较与展望. 力学进展,2016,46(0):1—94.
Wu B,Zhang CL,Zhang CZ,et al. Theory of electroelasticity accounting for biasing flelds:Retrospect,comparison and perspective. Advances in Mechanics,2016,46(0):1—94.(in Chinese)

[46] 陈崇,马铭远,潘峰,等. 磁声耦合:物理、材料与器件. 物理学报,2024,73(5):328—350.
Chen C,Ma MY,Pan F,et al. Magneto-acoustic coupling:Physics,materials,and devices. Acta Physica Sinica,2024,73(5):328—350.(in Chinese)

[47] Chao XJ,Hu HT,Lin JJ,et al. Bioinspired twist-hyperbolic metamaterial for impact buffering and self-powered real-time sensing in UAVs. Science Advances,2025,11(36):eadw6179.

[48] Qian C,Kaminer I,Chen HS. A guidance to intelligent metamaterials and metamaterials intelligence. Nature Communications,2025,16:1154.

[49] 尹剑飞,蔡力,方鑫,等. 力学超材料研究进展与减振降噪应用. 力学进展,2022,52(3):508—586.
Yin JF,Cai L,Fang X,et al. Review on research progress of mechanical metamaterials and their applications in vibration and noise control. Advances in Mechanics,2022,52(3):508—586.(in Chinese)

[50] Huang TY,Huang HW,Jin DD,et al. Four-dimensional micro-building blocks. Science Advances,2020,6(3):eaav8219.

[51] Fang X,Yu DL,Wen JH,et al. Large recoverable elastic energy in chiral metamaterials *via* twist buckling. Nature,2025,639(8055):639—645.

[52] Xiong JY,Li X,He ZY,et al. Light-controlled soft bio-microrobot. Light:Science & Applications,2024,13:55.

[53] Xin C,Jin DD,Hu YL,et al. Environmentally adaptive shape-morphing microrobots for localized cancer cell treatment. ACS Nano,2021,15(11):18048—18059.

[54] Gao XZ,Li JC,Li J,et al. Pain-free oral delivery of biologic drugs using intestinal peristalsis–actuated microneedle robots. Science Advances,2024,10:eadj7067.

[55] Sun JF,Lerner E,Tighe B,et al. Embedded shape morphing for morphologically adaptive robots. Nature Communications,2023,14:6023.

[56] Zhang MD,Liu YC,Deng CS,et al. Light-driven lattice soft microrobot with multimodal locomotion. Nature Communications,2025,16:8059.

[57] Fang HB,Chu SA,Xia YT,et al. Programmable self-locking origami mechanical metamaterials. Advanced Materials,2018,30(15):1706311.

[58] Li YB,Yu SY,Qing HT,et al. Reprogrammable and reconfigurable mechanical computing metastructures with stable and high-density memory. Science Advances,2024,10(26):eado6476.

[59] Xu ZC,Ge W,Xu QS. Reconfigurable robust microrobot collectives with large force output enabled by gradient magnetic fields. Science Advances,2025,11(26):eadv9290.

[60] Baines R,Patiballa SK,Booth J,et al. Multi-environment robotic transitions through adaptive morphogenesis. Nature,2022,610(7931):283—289.

[61] Khattak S,Nguyen H,Mascarich F,et al. Complementary multi–modal sensor fusion for resilient robot pose estimation in subterranean environments. 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Athens,Greece. IEEE,2020:1024—1029.

[62] Masmitja I,Martin M,O'Reilly T,et al. Dynamic robotic tracking of underwater targets using reinforcement learning. Science Robotics,2023,8(80):eade7811.

[63] Tuna T,Nubert J,Nava Y,et al. X-ICP:Localizability-aware LiDAR registration for robust localization in extreme environments. IEEE Transactions on Robotics,2024,40:452—471.

[64] Naclerio ND,Karsai A,Murray-Cooper M,et al. Controlling subterranean forces enables a fast,steerable,burrowing soft robot. Science Robotics,2021,6(55):eabe2922.

[65] Watson C,Morimoto TK. Permanent magnet-based localization for growing robots in medical applications. IEEE Robotics and Automation Letters,2020,5(2):2666—2673.

[66] Zhang YS,Wang SW,Fang JC. Measurement-while-drilling instrument based on predigested inertial measurement unit. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2012,61(12):3295—3302.

[67] Xu R,Yurkewich A,Patel RV. Curvature,torsion,and force sensing in continuum robots using helically wrapped FBG sensors. IEEE Robotics and Automation Letters,2016,1(2):1052—1059.

[68] Chen TG,Newdick S,Di JL,et al. Locomotion as manipulation with ReachBot. Science Robotics,2024,9(89):eadi9762.

[69] Kim T,Kim J,Yu SC. Development of bioinspired multimodal underwater robot "HERO-BLUE" for walking,swimming,and crawling. IEEE Transactions on Robotics,2024,40:1421—1438.

[70] Arm P,Waibel G,Preisig J,et al. Scientific exploration of challenging planetary analog environments with a team of legged robots. Science Robotics,2023,8(80):eade9548.

[71] Zhang DQ,Loquercio A,Tang J,et al. A learning-based quadcopter controller with extreme adaptation. IEEE Transactions on Robotics,2025,41:3948—3964.

[72] Richter F,Gavrilov PV,Lam HM,et al. ARCSnake:Reconfigurable snakelike robot with Archimedean screw propulsion for multidomain mobility. IEEE Transactions on Robotics,2022,38(2):797—809.

[73] Ebadi K,Bernreiter L,Biggie H,et al. Present and future of SLAM in extreme environments:the *DARPA* SubT challenge. IEEE Transactions on Robotics,2024,40:936—959.

[74] Vaquero TS,Daddi G,Thakker R,et al. EELS:Autonomous snake-like robot with task and motion planning capabilities for ice world exploration. Science Robotics,2024,9(88):eadh8332.

[75] Verma V,Maimone MW,Gaines DM,et al. Autonomous robotics is driving Perseverance rover's progress on Mars. Science Robotics,2023,8(80):eadi3099.

[76] Polzin M,Guan QH,Hughes J. Robotic locomotion through active and passive morphological adaptation in extreme outdoor environments. Science Robotics,2025,10(99):eadp6419.

[77] Titus TN,Wynne JJ,Malaska MJ,et al. A roadmap for planetary caves science and exploration. Nature Astronomy,2021,5(6):524—525.

[78] Cao Q,Deng RY,Pan Y,et al. Robotic wireless capsule endoscopy:Recent advances and upcoming technologies. Nature Communications,2024,15:4597.

[79] Coelho CN,Kuusela A,Li S,et al. Automatic heterogeneous quantization of deep neural networks for low-latency inference on the edge for particle detectors. Nature Machine Intelligence,2021,3(8):675—686.

[80] Liu YS,Liu LX. Deep-sea biological image augmentation:A generative adversarial networks-based application. Global Oceans 2020:Singapore – U.S. Gulf Coast. Biloxi,MS,USA. IEEE,2020:1—4.

[81] Bönke W,Alaei B,Torabi A,et al. Data augmentation for 3D seismic fault interpretation using deep learning. Marine and Petroleum Geology,2024,162:106706.

[82] Zhang L,Lang ZQ,Wang P,et al. Pixel-aware deep function-mixture network for spectral super-resolution. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2020,34(7):12821—12828.

[83] Yang X,Kong DC,Lin R,et al. Generalizing spacecraft recognition *via* diversifying few-shot datasets in a joint trained likelihood. Remote Sensing,2023,15(17):4321.

[84] Qi YH,Gu DF,Liu Y,et al. A mission planning method for deep space detectors using deep reinforcement learning. Aerospace Science and Technology,2024,153:109417.

[85] Gaudet B,Linares R,Furfaro R. Deep reinforcement learning for six degree-of-freedom planetary landing. Advances in Space Research,2020,65(7):1723—1741.

[86] Capra L,Brandonisio A,Lavagna M. Network architecture and action space analysis for deep reinforcement learning towards spacecraft autonomous guidance. Advances in Space Research,2023,71(9):3787—3802.

[87] Liang RY,Zhang CG,Huang CR,et al. Multimodal data fusion for geo-hazard prediction in underground mining operation. Computers & Industrial Engineering,2024,193:110268.

[88] Guo SX,Cheng HD,Guo J,et al. A novel target recognition system for the amphibious robot based on edge computing and neural network. 2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Beijing,China. IEEE,2020:231—236.

[89] Sun YW,Pan B,Fu YL. Lightweight deep neural network for real-time instrument semantic segmentation in robot assisted minimally

invasive surgery. IEEE Robotics and Automation Letters,2021,6(2):3870—3877.

[90] Sun YW,Pan B,Fu YL. Lightweight deep neural network for articulated joint detection of surgical instrument in minimally invasive surgical robot. Journal of Digital Imaging,2022,35(4):923—937.

[91] Orchard G,Frady EP,Ben Dayan Rubin D,et al. Efficient neuromorphic signal processing with loihi 2.2021 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS). Coimbra,Portugal. IEEE,2021:254—259.

[92] Mao HY,Zhang ZC,Xiao Z,et al. Learning agent communication under limited bandwidth by message pruning. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2020,34(4):5142—5149.

[93] Li PY,Wang HQ,Zhang YX,et al. Mission planning for distributed multiple agile Earth observing satellites by attention-based deep reinforcement learning method. Advances in Space Research,2024,74(5):2388—2404.

[94] Liu YC,Chen QF,Li CY,et al. Mission planning for Earth observation satellite with competitive learning strategy. Aerospace Science and Technology,2021,118:107047.

[95] Wang ZD,Shen R,Stadie B. Wonderful team:Zero-shot physical task planning with visual LLMs. (2024-07-26)/[2026-02-03]. https://arxiv.org/abs/2407.19094.

[96] Dai JF,Ding MY,Hu MK,et al. EmbodiedGPT:Vision-language pre-training *via* embodied chain of thought. Advances in Neural Information Processing Systems 36. New Orleans,Louisiana,USA. Neural Information Processing Systems Foundation,Inc. (NeurIPS),2023:25081—25094.

[97] Mon-Williams R,Li G,Long R,et al. Embodied large language models enable robots to complete complex tasks in unpredictable environments. Nature Machine Intelligence,2025,7(4):592—601.

[98] Xu C,Li QY,Luo JL,et al. RLDG:Robotic generalist policy distillation *via* reinforcement learning. Robotics:Science and Systems XXI. Robotics:Science and Systems Foundation,2025,doi:10.15607/rss.2025.xxi.028.

[99] Dennis DK. Efficient machine learning in dynamic environments. Carnegie Mellon University,2025.

[100] Li MZ,Xiang J,Zhang QS,et al. Flipping knowledge distillation:Leveraging small models' expertise to enhance LLMs in text matching. Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1:Long Papers). Vienna,AustriaAssociation for Computational Linguistics,2025:22218—22229.

[101] Liu ZM,Liu KJ,Guo MY,et al. CoTuning:A large-small model collaborating distillation framework for better model generalization. Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne VIC Australia. ACM,2024:10487—10496.

[102] Fan T,Ma GQ,Kang Y,et al. FedMKT:Federated mutual knowledge transfer for large and small language models. Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics. Abu Dhabi,UAEAs sociation for Computational Linguistics,2025:243—255.

[103] Akyildiz IF,Pompili D,Melodia T. Underwater acoustic sensor networks:Research challenges. Ad Hoc Networks,2005,3(3):257—279.

[104] Liu GH. Data collection in MI-assisted wireless powered underground sensor networks:Directions,recent advances,and challenges. IEEE Communications Magazine,2021,59(4):132—138.

[105] Mohamed M,Maiseli BJ,Ai Y,et al. In-body sensor communication:Trends and challenges. IEEE Electromagnetic Compatibility Magazine,2021,10(2):47—52.

[106] Maroua D. A state-of-the-art on federated learning for vehicular communications. Vehicular Communications,2024,45:100709.

[107] Liu R,Xing PW,Deng ZC,et al. Federated graph neural networks:Overview,techniques,and challenges. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2025,36(3):4279—4295.

[108] Ji BF,Dong BY,Li D,et al. Optimization of resource allocation for V2X security communication based on multi-agent reinforcement learning. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2025,74(2):1849—1861.

[109] Meng M,Hu B,Chen SZ,et al. Dynamic beam pattern based on cooperation multi-agent VDN-D3QN for LEO satellite communication system. IEEE Transactions on Green Communications and Networking,2025,9(2):725—738.

[110] Wang ZY,Sun G,Wang YH,et al. Cluster-based multi-agent task scheduling for space–air–ground integrated networks. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking,2026,12:29—42.

[111] Dai ZH,Zhang L,Wang C,et al. Enhanced second-order off-grid DOA estimation method *via* sparse reconstruction based on extended coprime array under impulsive noise. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2024,73:8500417.

[112] 郑同辉,何成兵,闫乾坤,等. 深海远程单载波水声通信交叉域信道估计与均衡. 声学学报,2025,50(3):799—815.
Zheng TH,He CB,Yan QK,et al. Cross-domain channel estimation and equalization for deep-sea long-range single-carrier underwater acoustic communication. Acta Acustica,2025,50(3):799—815. (in Chinese)

[113] Zhu SC,Han GJ,Lin C,et al. Underwater target tracking based on hierarchical software-defined multi-AUV reinforcement learning:A multi-AUV advantage-attention actor-critic approach. IEEE Transactions on Mobile Computing,2024,23(12):13639—13653.

[114] 刘经南,陈冠旭,赵建虎,等. 海洋时空基准网的进展与趋势. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(1):17—37.
Liu J,Chen G,Zhao J,et al. Development and trends of marine space-time frame network. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2019,44(1):17—37. (in Chinese)

[115] 谢伟,杨萌,龚俊斌. 水下攻防对抗体系及其未来发展. 中国工程科学,2019,21(6):71—79.
Xie W,Yang M,Gong J. Underwater attack-defense confrontation system and its future development. Strategic Study of CAE,2019,21(6):71—79. (in Chinese)

Basic Research on Physical Intelligent System for Extreme Environment

Shuxin Wang[1*] Xin Du[2*] Huiling Duan[3] Haibin Yu[4] Lianglong Da[5]
Fusheng Pan[1] He Liu[6] Hong Liu[7] Huajun Cao[1] Fei Wu[1]

1. *Chongqing University, Chongqing 400044, China*
2. *Department of Interdisciplinary Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085, China*
3. *School of Advanced Manufacturing and Robotics, Peking University, Beijing 100871, China*
4. *Institute of AI for Industries, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China*
5. *Chinese People's Liberation Army Naval Submarine Academy, Qingdao 266199, China*
6. *PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development, Beijing 100083, China*
7. *State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China*

Abstract Current research is expanding toward the extremely macroscopic, delving into the extremely microscopic, advancing toward extreme conditions, and making efforts in highly integrated and cross-disciplinary fields, continuously pushing the boundaries of human cognition. Focusing on the development needs of major equipment for exploration in extreme environments from the deep sea, deep space, deep earth, deep cavities, and polar regions named the 'Four Depths and One Pole', the forum engaged in in-depth discussions on the basic research of physical intelligent system (PIS). PISs in extreme environments need to achieve autonomous and collaborative operations under extreme conditions such as ultra-high pressure, large temperature variations, and strong interference. This involves the core content of the collaborative design of materials-structure/mechanism-function of physical intelligent structure; autonomous perception-drive-control-self-healing mechanisms; the foundation of artificial intelligence (AI) models under scarce data conditions; trusted communication and swarm intelligence; and system-level verification in extreme environments. This paper systematically reviews the status, development trends, and challenges of PIS in typical extreme application scenarios. Based on the characteristics of structural mobility, intelligence of the body, intelligent analysis of the environment, and multi-system collaboration, it further distills the key scientific issues of PIS in terms of the tolerance of intelligent structure bodies, the robustness of individual intelligent systems, and the stability of collaborative intelligent systems. This paper also explores the frontier directions of the development of PIS in extreme environments.

Keywords extreme environment; physical intelligent system; artificial intelligence (AI); collective intelligence; interaction

王树新 重庆大学党委书记,教授,中国工程院院士。长期从事柔性机构系统及其在海洋装备、医疗装备、制造装备中的工程应用研究。授权国际、国家发明专利100余件,发表学术论文100余篇。先后获国家技术发明奖二等奖2项、国家科技进步奖二等奖1项、国家教学成果奖一等奖1项。曾获美国ASME DED Leonardo da Vinci奖。

杜 鑫 博士,副教授,国家自然科学基金委员会交叉科学部二处副处长。

(责任编辑 王 磊 张 强)

* Corresponding Authors, Email: shuxinw@cqu.edu.cn; duxin@nsfc.gov.cn