DOI 10.15302/J-SSCAE-2025.12.012

无人集群的涌现智能可靠性研究：技术挑战与未来发展

张悦[1,2]，任羿[1,2*]，齐雨昕[1,2]，向瑞丰[1,2]，万陈酉[1,2]，杨德真[1,2]，王自力[1,2]

（1. 可靠性与环境工程技术全国重点实验室，北京 100191；2. 北京航空航天大学可靠性与系统工程学院，北京 100191）

摘要：无人集群涌现智能作为新一代人工智能的核心前沿，通过仿生自组织与局部交互实现高效协同与智能增强，在军事与民用领域展现出巨大潜力，而涌现带来的可靠性新问题仍是制约其使用效能的关键瓶颈。本文以无人集群系统从功能实现向可靠涌现演进的实际需求为导向，在系统分析跨层级耦合特性的基础上，结合复杂动态环境下的多重约束，梳理了在通信、感知和行为等层面涌现出的可靠性问题与技术挑战。基于“信息通信–感知交互–群体行为”的三层分析框架，系统构建了涌现智能可靠性的研究体系，并进一步从内在机理探索、涌现指标评估、系统可靠性分析层面逐层推进，提出了“理论建模–机制设计–评估验证”的涌现智能的可靠性系统工程新范式，为复杂任务场景下智能无人集群的规模化可靠应用提供系统性理论、技术支撑与工程解决方案参考。

关键词：无人集群；涌现智能；智能集群；可靠性系统工程；集群任务

中图分类号：TB114.3　　**文献标识码：**A

Reliability of Emergent Intelligence in Unmanned Swarms: Technical Challenges and Future Development

Zhang Yue[1,2], Ren Yi[1,2*], Qi Yuxin[1,2], Xiang Ruifeng[1,2], Wan Chenyou[1,2], Yang Dezhen[1,2], Wang Zili[1,2]

(1. National Key Laboratory of Reliability and Environmental Engineering, Beijing 100191, China; 2. School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: As a core frontier of next-generation artificial intelligence, emergent intelligence in unmanned swarms achieves efficient collaboration and intelligent enhancement through biomimetic self-organization and local interactions, demonstrating significant potentials in both military and civilian domains. However, the reliability issues arising from emergence remain a critical bottleneck limiting its operational effectiveness. Guided by the practical need for unmanned swarm systems to evolve from functional realization to reliable emergence, this study analyzes their cross-layer coupling characteristics. Considering multiple constraints in complex dynamic environments, it outlines the emergent reliability issues and technical challenges across communication, perception, and behavioral layers. Based on a three-layer analytical framework of “information communication – perceptual interaction – swarm

收稿日期：2025-12-14；**修回日期：**2026-05-12

通讯作者：*任羿，北京航空航天大学可靠性与系统工程学院教授，研究方向为可靠性系统工程、涌现智能可靠性；E-mail: renyi@buaa.edu.cn

资助项目：中国工程院咨询项目“低空经济下的电磁安全研究”(2025-JZ-11)；国家自然科学基金项目(72601001, U25B20238)

本刊网址：sscae.engineering.org.cn

behavior", this study constructs a research system for the reliability of emergent intelligence. Furthermore, it progressively advances from exploring intrinsic mechanisms and evaluating emergence metrics to analyzing system reliability, proposing a new paradigm of reliability systems engineering for emergent intelligence, characterized by "theoretical modeling–mechanism design–evaluation and verification". This provides systematic theoretical, technical support and engineering solution references for the large-scale, reliable application of intelligent unmanned swarms in complex mission scenarios.

Keywords: unmanned swarm; emergent intelligence; intelligent swarm; reliability systems engineering; swarm mission

一、前言

无人集群涌现智能作为新一代人工智能装备技术的核心前沿，正深刻重塑着军事、民用等领域的技术范式[1]。其通过局部交互实现全局协同，在搜索救援[2]、灾害响应[3]等场景中展现出超越单体能力的任务效能，具有显著的经济与战略价值[4]。这一"整体大于部分之和"的涌现特性，灵感源于蚁群、鸟群等生物自组织行为[5]，为无人智能单体的协同提供了生物启发。然而，当前研究中无人集群从实验室功能实现到复杂任务场景下的应用仍面临多智能体可靠协同的基础理论挑战。传统方法主要用于解决智能单体和群体级联的可靠性问题，但针对群体智能涌现行为的可靠性缺乏充分的认知和评价方法。核心挑战在于，系统整体的可靠性无法简单地拆解为部件可靠性的线性叠加，而是源于微观交互在宏观层面涌现出的高维不确定性。具体表现为：动态拓扑中自组织通信链路生成过程中的内生脆弱性[6]、资源约束下集体认知形成过程中的感知一致性失稳[7-8]以及"微观–宏观"行为映射间非线性动力学引发的级联传导风险[9]，这些由群体智能内在涌现特性所引发的可靠性瓶颈，严重制约了无人集群在真实复杂环境中的规模化部署。综上，当前研究多聚焦于单体和群体关联网络可靠性，对群体智能涌现出的通信、感知与行为可靠性新机制缺乏系统性探索，亟需建立群体涌现智能可靠性的理论框架与工程方法[10]。

在无人集群的涌现智能可靠性研究中，技术挑战呈现出跨层级深度耦合的复杂性。在信息通信层，高动态拓扑与受限资源下的可靠传输是基础性难题[11]，节点之间通过局部交互与自组织协同，形成系统级通信能力，其性能直接决定了上层感知与交互的实时性与准确性，构成群体智能涌现的底层基础。在感知交互层则体现为"局部感知–全局认知"的转化瓶颈，各节点在有限通信约束下完成多源异构信息的融合与共享。这一分布式过程具有典型的涌现特征：感知的局部偏差或延迟会通过通信链路迅速传播，并在交互规则的非线性作用下被放大，最终触发群体行为的突变与连锁反应[12]。群体行为层作为智能涌现的宏观体现，其去中心化控制机制[13]使得"局部–全局"因果关系难以建模，微小决策偏差经非线性迭代可导致系统级功能偏离甚至失效。上述三层形成"通信–感知–行为"的闭环依赖，任何单点不可靠性都可能在跨层传导与反馈中被复杂耦合、迭代放大，从而成为群体智能可靠性的核心挑战。

在此背景下，本文围绕无人集群系统从功能实现向智能涌现演进中的可靠性保障需求，以"信息通信–感知交互–群体行为"三层分析框架为主线，系统建构涌现智能可靠性的研究体系。首先，界定面向无人集群的涌现智能可靠性定义与特征；继而，逐层剖析当前面临的关键技术挑战；进一步，结合层级特性与交互机制，提出"机理–指标–分析"的可靠性研究发展策略；最终，融合三层保障机制，构建"理论建模–机制设计–评估验证"的一体化可靠性工程新范式，旨在为无人集群智能的工程化应用与体系化发展提供可靠性理论、技术支撑和方法指引。

二、无人集群涌现智能可靠性的定义与特征

本研究提出"信息通信–感知交互–群体行为"三层分析框架，以层次化体系解构并保障无人集群涌现智能可靠性，如图 1 所示。该框架以信息通信层为可靠性的物理基石，聚焦抗扰通信与共识优化，奠定高可靠交互基础；以感知交互层为可靠性的认知枢纽，通过跨域融合与智能协作机制，实现从不确定的原始传感数据到一致性群体认知的可靠转化[14]；以群体行为层为表征判据，关注群体行为交互和时空演化过程中的结构形成、功能实现与系统维持等系统层面的特征，是衡量整个系统涌现智能是否可靠的最终判据。基于此层级架构，发展策

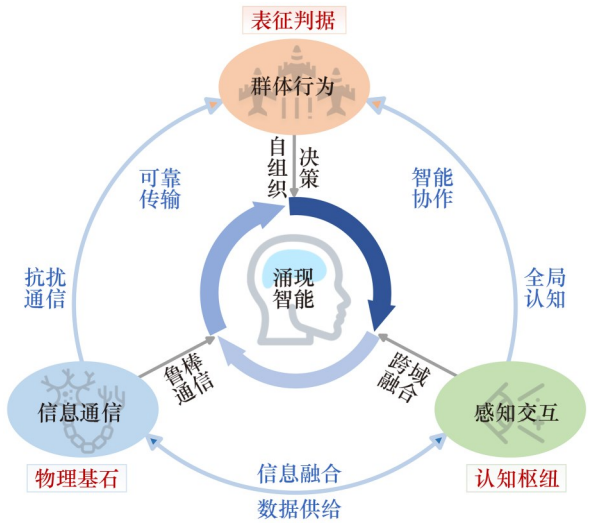

图1　“信息通信-感知交互-群体行为”分析框架

略需体系化推进，即在基底层突破高鲁棒通信，在枢纽层提升跨域融合能力，在表征层强化行为自组织决策，从而形成贯穿三层的无人集群涌现智能可靠性一体化保障机制。

（一）定义

由规定数量的，具备一定计算、通信、感知、学习和执行能力的智能体组成的群体，其智能体通过信息通信和感知交互能够涌现出群体自主行为，并通过这种行为完成单智能体不能完成的智能性功能，称为群体的涌现智能。无人集群涌现智能可靠性即在预定的任务时间范围内，群体在规定的通信能力、感知能力和内外工作条件下，实现预期的群体涌现功能且不产生非预期涌现行为的能力。

假设有（$n+s$）个智能体组成的多智能体系统，系统根据不同的任务需求，可以涌现出p个涌现功能，其中涌现智能功能M_p所需的最小智能体数量为k，其中$n\geq k\geq 2$，s为热备份智能体数量。假设：①智能体集群在同一任务期间，只能涌现出一种智能功能；②涌现智能功能M_p的成功概率为R_{M_p}；③各智能体相同/同质且故障服从指数分布，故障率为λ；④故障的智能体由系统中的热备份智能体替换，替换时间服从指数分布，替换成功率为μ；⑤热备份智能体数量有限，最大备件数为$S(S\geq 0)$，备份耗尽后不能再补充。

系统的状态由剩余正常单元数和剩余备件数共同决定。定义状态为二元组(i,j)，其中：i为当前正常工作的智能体数，满足$i\in\{k,k+1,\cdots,n\}$；j为剩余热备份智能体数，满足$j\in\{0,1,\cdots,S\}$。系统的状态空间为：$\{(i,j)|k\leq i\leq n,0\leq j\leq S\}\cup\{失效态\}$。

转移速率矩阵定义如下：从状态(i,j)转移到$(i-1,j)$，转移速率为$i\lambda$（当$i>k$）；从状态(i,j)转移到$(i+1,j-1)$，转移速率为$\min(m,S-j)\mu$（当$j>0$且$i<n$）；进入失效状态，当处于状态$(k,0)$时，若正常工作的智能体数进一步减少，则系统涌现功能丧失，进入失效状态。

通过求解平衡方程，可获得各状态稳态概率$\pi_{i,j}$。系统可靠度可表示为：

$$R(t)=R_{M_p}\sum_{i=k}^{n}\sum_{j=0}^{s}\pi_{(i,j)}(t) \tag{1}$$

上述基础数学模型基于可靠性工程的基本原理，通过马尔可夫状态转移机制对集群个体的协同与动态替换过程进行了抽象，在理论层面上初步体现了群体宏观可靠性由微观交互中“涌现”的机理。作为理解涌现智能可靠性的基础数理框架，该模型在包含基础涌现特征的同时，也具备如下理论可扩展性。

（1）针对动态演化特征的扩展：若单元故障或自组织恢复时间不服从指数分布，可将常数故障率λ和替换成功率μ扩展为与任务阶段或环境应力相关的动态函数$\lambda(t)$和$\mu(t)$，其中，t表示任务时间，并结合半马尔可夫过程或连续时间随机漫步等模型描述涌现行为的时变规律。同时，可在原有状态变量的基础上引入表示时间延迟的参量δ，将状态空间扩展为(i,j,δ)，以刻画自组织重构过程中的时间延迟与时空演化特征。

（2）针对非线性特征的扩展：集群涌现的复杂性部分源于局部扰动可能引发的宏观性能非线性变化。为刻画这一特性，状态转移速率除了基础的线性叠加（如$i\lambda$）外，可根据群体拓扑结构、局部密度和交互强度动态调制为非线性函数。通过引入状态耦合项，可将微观非线性扰动映射至宏观状态的突变与降级中。

（3）针对异质性特征的扩展：面向由多种角色或平台构成的异构集群，该模型可扩展为多维状态向量表示法$\boldsymbol{I}=(i_1,i_2,\cdots,i_k)$，结合多态系统理论与分层建模方法，建立异构单元协同能力组合与宏观涌现功能多级降级状态之间的复杂映射关系。

（二）无人集群涌现智能可靠性的特征

从系统可靠性的视角，无人集群涌现智能的可靠性呈现出多维度、交织性的复杂特征，其主要特征可归纳为以下几个方面。

（1）行为时间特性：涌现智能的群体行为在任务时间范围内具有动态演化特征，表现出多样性、不确定性和不确知性。其整体行为模式难以通过个体智能体的静态属性完全预测，且可能随时间推移产生非预期的群体行为。

（2）条件产生边界：涌现智能的实现严格依赖特定条件的满足，包括集群规模、个体能力阈值、通信拓扑结构以及感知交互规则等。当系统在规定的通信能力、感知能力与工作条件边界之外时，涌现智能可能出现性能降级或功能丧失。

（3）非预期负向涌现行为：集群系统在局部退化、微小扰动或感知偏差等条件下，可能通过交互作用的级联效应产生非预期的群体行为偏差，此类行为中即包括涌现故障现象，典型表现为因通信延迟导致的编队失控或群体决策机制失效。

（4）非预期正向涌现行为：集群系统在面临故障或环境剧烈扰动时，预期系统将丧失功能的情况下，仍能保持实现预期群体智能功能的能力，其中仿生自愈是典型的正向功能涌现行为，体现为系统通过自主重构与协同修复维持整体智能行为的完整性。

三、无人集群涌现智能可靠性面临的技术挑战

当前，无人集群技术正经历从实验室受控环境向真实复杂任务场景迈进的关键阶段，但从实验室功能实现到复杂环境可靠落地之间仍存在巨大的工程化鸿沟。为揭示这一跨越所面临的核心瓶颈，本文梳理了近年来的学术前沿理论与产业工程实践。表 1 紧扣“信息通信 – 感知交互 – 群体行为”三层分析框架，归纳了无人集群在各层级所面临的现实问题、代表性技术方法及其在实际工程应用中的局限性。

表 1 表明，现有研究已基于各层级中的典型现实问题形成了较为丰富的技术路径，但相关方法总体上仍具有较强的工程应用局限。同时，信息通信、感知交互与群体行为层的涌现智能在形成条件、作用机制及可靠性要求等方面各具特点，基于此，本文结合各层的功能特征，进一步归纳了各层的技术挑战。

（一）信息通信层

无人集群信息通信层的涌现智能体现为：在预定任务时间范围内，在动态拓扑、带宽受限等复杂约束下，各节点通过局部协议与分布式交互，自发涌现出超越个体能力与预设机制、具备全局抗毁与高效连通特性的智能网络结构。其典型表现包括动态连通性保持、自组织组网、负载均衡、干扰规避与多路径协同传输等集体通信模式的持续演化。

尽管涌现智能通信在理论层面展现出超越传统机制的潜力，但近年来的研究表明，其工程落地仍面临显著挑战。例如，研究人员指出，局部交互驱动的全局协同机理仍缺乏可解释性，导致实际部署中“被动适应”难以跃迁至“主动演化”[15]；现有通信优化方法虽能提升协作性能，但理论模型与真实工程环境的差距仍制约系统韧性[16]。华为技术有限公司的第六代移动通信愿景与美国高通公司的 AI-native 通信方案也强调，自组织蜂群网络需应对极端工况下的可靠性问题，否则难以实现高可靠集群通信系统的工程化部署。因此，无人集群信息通信层的涌现智能所面临的技术挑战可归纳如下。

1. 信息通信涌现智能的生成机理尚不清晰

集群节点在动态拓扑与非平稳信道条件下通过局部交互实现全局协同的内在机理缺乏清晰的理论研究。现有研究对非线性耦合如何驱动分布式智能的演化路径缺少系统刻画[17]，特别是在资源受限和干扰频发场景下，信息流的断续性[18]与异步性[19]对分布式学习、共识形成、意图协同等关键过程的作用机制尚不明确。因此，由于对涌现机理的理解不足，当前通信策略设计多依赖经验性调试，限制了集群智能从“被动适应”向“主动演化”的跃迁。

2. 信息通信层涌现智能的评价体系尚不健全

智能集群的通信过程普遍面临频谱、能量与计算能力的三维强耦合约束[20]，以及主动干扰、信号欺骗与物理节点摧毁等外部威胁[21]。传统通信性能指标（如吞吐量、时延、丢包率）主要反映物理 / 链路层的传输性能，难以有效度量协同认知、群体一致、共识收敛与通信自愈等高层智能特征[22]。因此，对涌现过程多维量化表征的缺乏，限制了“通

表1　涌现智能可靠性研究中的现实问题、技术方法及工程应用局限

层级	现实问题	当前技术方法	工程应用局限
信息通信层	高动态受限环境下的链路断续与协同死锁	虚拟状态预测、事件触发控制及抗饱和分布式控制协议	强依赖连通性预设或线性假设，在极度稀疏与严重异步条件下极易引发非线性发散
	高密度并发与资源强耦合引发的通信失效	启发式路由规划、图神经网络拓扑重构及局部动态阈值转发	面临算力、能耗和带宽的强耦合矛盾，过度依赖全局信息或先验阈值
	复杂外部对抗与混合威胁下的认知脱节	物理–信息误差联合建模、可解释多智能体强化学习及分布式容错观测	涌现评价指标局限于底层物理参数，防御模型多基于有界故障假设
感知交互层	资源受限条件下的协同感知计算瓶颈	动态线程调整、分布式计算与任务卸载	现有方案调节粒度粗，线程切换、任务卸载等决策带来额外计算负担
	通信约束与时空不同步引发的融合失配	发布 / 订阅机制、统一特征空间建模、稀疏化协同	稀疏化机制依赖先验知识，泛化性与鲁棒性差，可能造成漏检、虚警
	现实鸿沟与复杂环境耦合导致的认知歧义	混合现实技术、残差在线学习、基于鲁棒优化的误判剔除	模型易过拟合，泛化性差、虚拟实验算力约束与实物实验运维成本问题并存
群体行为层	异构个体协同下的群体行为模式偏离	群体动力学建模、领导–跟随协同机制、多智能体强化学习	面向特定任务背景，依赖理想交互规则假设，在动态约束与开放环境下易出现行为偏离和模式失真
	非线性扰动耦合下的行为失稳与突变	相变分析	对参数设置、临界条件和场景边界敏感，实时预警能力有限
	损伤条件下系统韧性退化与恢复迟滞	分布式自愈编队控制、柔性尺度自愈方法、基于演化博弈的重构、面向模式形成的容错算法	以损伤可识别和恢复目标明确为前提，累积损伤或复合故障条件下易出现恢复迟滞和性能回落
	复杂长周期任务条件下群体行为性能退化	集群任务可靠性建模与评估、二态 / 多态系统可靠性分析	以系统可用性和任务可靠性评估为主，非预期行为抑制能力和行为演化稳定性表征不足
	局部异常导致的级联失效与群体行为失控	反事实推理、因果建模与分析、耦合级联失效建模	失效传播链条、关键触发节点分析不充分，在线计算开销大，实时干预能力不足

信策略改进”与“群体智能提升”之间的可验证、可解释性关联。

3. 信息通信层涌现智能的可靠性分析尚不成熟

信息通信层的涌现智能可靠性，指在规定的任务时间与通信环境条件下，群体通过局部交互自发涌现出持续满足通信要求且不涌现出非预期行为的能力。群体信息通信的涌现可靠度$R_c(t)$可表示为：

$$R_c(t)=P(\boldsymbol{m}(\tau)\in\Omega_c\wedge\sum U(B_c(\tau))=0,\forall\tau\in[0,t]|C_c) \quad (2)$$

$$\boldsymbol{m}(\tau)=(m_1(\tau),m_2(\tau),\cdots,m_K(\tau)) \quad (3)$$

$$m_k(\tau)=\Phi_{c,k}(\Pi_c,D(\tau)),k=1,2,\cdots,K \quad (4)$$

其中，$\boldsymbol{m}(\tau)$表示时刻τ下无人集群通信能力状态向量，由K个通信性能指标构成，包括信息可达性、共识一致性以及传输鲁棒性等，各性能指标由信息通信层的局部交互规则$\prod_c$以及内外扰动$D(\tau)$共同决定，$\Omega_c\subset\mathbb{R}^K$为通信性能满足要求的可行域；$B_c(\tau)$用于表征系统层面观测到的涌现非预期行为（如信息泄露、广播风暴等），$U(B_c(\tau))\in\{0,1\}$为其判定函数；$C_c=\{T,E_c\}$为条件约束集合，包括任务时间要求T和通信环境E_c。

现有研究多聚焦于网络连通性或数据传输可靠性，而对智能行为的可预测性、共识过程的抗扰性以及错误信息传播的抑制性等涌现层面的可靠性问题缺乏系统性建模方法。此外，现有分析模型多聚焦静态场景，难以刻画具备时空动态特征的集群与信息通信交互耦合所引发的“自致性通信失效”，如广播风暴[23]、信道饱和[24]与同步崩溃[25]等非线性退化现象。因此，由于对复杂动态条件下涌现智能可靠性的演化规律认知不足，当前分析方法难以评估系统在极端工况下的退化路径，限制了高可靠集群通信系统的构建。

（二）感知交互层

无人集群感知交互层的涌现智能体现为：在预定任务时间范围内，面对环境和集群状态动态变

化、感知数据多源异质、采样和传输延迟等复杂情况时，各智能体基于局部感知规则进行自主交互，能够自发形成超越个体感知能力和预设协同模式的新颖感知能力与认知模式。其典型表现包括复杂动态环境自适应认知、空间覆盖增强与盲区补偿、感知精度与置信度提升等集群感知模式的实现。

当前，无人集群感知技术的工程化应用受到资源、通信与环境等多重约束。一方面，集群节点通常受限于机载算力和能源供给，难以支持依赖复杂融合计算的协同感知方法进行实际部署，另一方面，许多依赖同步假设、多轮通信迭代的协同融合机制受限于通信瓶颈难以保证稳定[26]。此外，仿真环境与真实物理环境之间存在的本质差异和迁移障碍，导致感知算法难以平滑过渡、直接复用[27-28]。相关实践进一步反映了上述工程瓶颈，具体如下。美国国防高级研究计划局（DARPA）发起的“进攻性蜂群使能战术项目”在实施过程中面临复杂环境遮挡、真实感知与仿真失配、机载算力限制等[26]多方面挑战。哈佛大学于2011年推出的Kilobot是群体机器人领域最广泛使用的经典平台之一，但因传感器噪声大、计算能力有限，仅能完成高度抽象化的实验。比利时自由大学开发的Mercator平台能够实现高度结构化环境下的群体建图与定位任务，但受算法成熟度、设备算力、视觉硬件能力、通信条件等限制，仍难以在现实环境部署[29]。综合上述工程化应用难题，当前感知交互层涌现智能面临的技术挑战总结如下。

1. 感知交互协同逻辑与动态适配机制尚不明确

目前，对局部感知数据如何通过交互融合形成全局认知、并反馈优化局部感知的作用机理，尚缺乏系统性理论阐释。针对存在采样频率差异、时间异步等特性的个体感知数据，其在交互网络中的协作模式、数据融合的权重分配、信息冲突的消解机制等如何作用于最终的群体感知结果尚不明确。此外，无人集群在应对外部环境动态变化以及感知任务调整时，如何有效调整协同策略实现自适应，其内在机理仍有待深入研究[30-31]。上述对感知交互内在规律认知的不足，制约了无人集群感知系统性能的进一步提升，也限制了更具适应性与可扩展性的协同感知架构的发展[32]。

2. 面向感知涌现特性的评价体系尚不完善

无人集群的感知过程受到个体能力局限、协同策略复杂、通信与计算资源稀缺等多重因素制约[33]。传统指标如定位误差、目标检测精度、计算时间等，虽然能够反映感知结果与真实场景的贴合程度，或能体现感知交互过程的时效性和资源利用效率等，但这些指标本质上衡量的是系统的最终性能，难以有效刻画由交互带来的“感知增益”以及系统自组织优化资源分配等涌现特性。部分研究虽引入异常值剔除率等可间接反映涌现特性的指标[34]，但仍缺乏系统的评价体系以完整评估智能集群感知交互层的涌现性。

3. 感知交互可靠性分析方法缺乏涌现性考量

感知交互层的涌现智能可靠性指集群在规定的任务工作时间内，基于当前通信状态，在环境条件与内部属性约束下，集群感知系统的涌现智能能够稳定产生、可控引导、持续维持并满足任务需求的能力，具体表现为涌现过程的鲁棒性、涌现结果的有界性以及对非预期涌现的识别与管控能力。群体感知交互的涌现可靠度$R_{\mathrm{r}}(t)$可以表示为：

$$R_{\mathrm{r}}(t)=P(\boldsymbol{o}(\tau)\in\Omega_{\mathrm{r}}\wedge\sum U(B_{\mathrm{r}}(\tau))=0,\forall\tau\in[0,t]|C_{\mathrm{r}}) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{o}(\tau)=(o_1(\tau),o_2(\tau),\cdots,o_N(\tau)) \tag{6}$$

$$o_n(\tau)=\Phi_{\mathrm{r},n}(\Pi_{\mathrm{r}},D(\tau),\boldsymbol{m}(\tau)),n=1,2,\cdots,N \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{o}(\tau)$表示时刻τ下无人集群感知性能状态向量，由N个感知性能指标构成，包括跨域信息融合能力、系统级认知的一致性与准确性、演化适应能力等，这些能力由感知交互层的数据融合机制$\prod_{\mathrm{r}}$、内外扰动$D(\tau)$和通信状态$\boldsymbol{m}(\tau)$共同决定，$\Omega_{\mathrm{r}}\subset\mathbb{R}^N$为感知性能满足要求的可行域；$B_{\mathrm{r}}(\tau)$用于表征系统层面观测到的涌现非预期行为（如感知延迟、危险度错估、空间特征误判等），$U(B_{\mathrm{r}}(\tau)\in\{0,1\})$为其判定函数；$C_{\mathrm{r}}=\{T_{\mathrm{r}},E_{\mathrm{r}}\}$为条件约束集合，包括任务时间要求$T_{\mathrm{r}}$、感知环境条件$E_{\mathrm{r}}$。

现有研究主要聚焦于通信能力、算力资源、能源供应等限制下的感知精度和完整性[35]，或关注集群在面对内部个体感知误差与故障、外部环境干扰与攻击时的容错性和鲁棒性[36-40]。尽管上述研究已涵盖多个方面，但对感知交互层涌现智能的生成与稳定维持能力尚缺乏系统性分析，且多针对预设集群类型与任务场景设计，缺乏统一的评估维度与跨场景适应能力。特别是针对因误差累积与信息瀑布效应导致融合错位引发单目标重复识别[35,41]、因环境中相似结构引发感知歧义造成的空间特征误判[34]等智能群体特有的故障模式，现有的传统分析框架

难以精确捕捉和预测。

（三）群体行为层

无人集群群体行为层的涌现智能体现为：个体遵循简单行动 / 交互规则，随着时间推移和交互累积，当个体数量、交互半径与群体密度等达到临界阈值时，在系统层面自发形成的全局复杂模式或功能。

无人集群已在多机器人协同、异构平台联动和大规模集群组织等方面取得明显进展，但在工程应用中仍面临落地瓶颈。当前，无人集群的安全关键性质难以进行形式化验证，其可信预测、可信部署与工程保证仍面临挑战[42]。相关企业实践也印证了这一观点，具体如下。护盾人工智能公司（Shield AI）将确保系统在真实环境中的安全可靠运行作为其自主系统落地的核心要求，表明涌现行为的可靠性分析已成为制约无人集群工程化部署的重要因素。广州亿航智能技术有限公司已实现超 20 000 架无人机集群表演，深圳市大疆创新科技有限公司已具备高密度无人系统协同作业能力。总体而言，国内现有无人集群应用总体仍建立在任务预设、环境可控和边界明确的条件之上，面向开放环境、复杂扰动和动态任务需求，无人集群自主协同行为仍面临稳定生成难、可靠验证难和持续运行保障难等问题。因此，技术挑战可归纳如下。

1. 群体行为涌现生成机理缺乏演化分析

从个体局部规则到群体全局模式的跨层级生成机制不清晰。群体在无集中控制和全局规划的条件下，个体仅基于局部感知与简单规则（如避碰、对齐、聚合）进行交互，通过非线性耦合与时空扩展，在宏观层面涌现出编队[43-44]、分群[45-46]、共识[47-48]等复杂行为。由于系统具有强非线性与高维度特性，宏观行为与微观规则之间的因果链难以有效追溯和建模；同时，群体行为在时空演化中呈现非线性[49]、多稳态[50]与临界突变[51]等复杂动力学特征，传统分析方法难以有效刻画。随着环境动态变化与任务阶段演进，群体行为可能在时空尺度上发生模式切换[52]、结构重组[53]或功能降级 / 退化[54]，其演化路径受网络拓扑、交互强度等多因素耦合影响[55]，导致行为预测与溯源极为困难[56-59]。

2. 群体行为涌现特性缺乏系统度量方法

群体行为的涌现智能特性，使得传统以任务完成质量和集群整体效能为目标的度量体系难以适用，目前缺乏可以覆盖其涌现特性的系统性度量方法[60]。现有研究多采用任务成功率、任务完成时间、存活率等[61-62]统计结果作为评估指标[63-65]，或借助鲁棒性、容错性、可扩展性等[66-67]宏观效能维度对群体效能进行整体评价。然而，此类指标主要反映系统外部输出或全局性能，无法有效捕捉如相位同步[68]、共识决策[69]、抗干扰自愈[70]等群体行为的涌现特性。对于“协同”[71-73]、自适应相位切换的实现机制解析[74]以及其他关键涌现特性的系统度量，目前仍缺乏统一全面、可量化的理论框架与方法支持。

3. 群体行为涌现智能可靠性缺乏分析方法

群体行为层的涌现智能可靠性指无人集群在规定的任务时间、资源条件与交互规则条件下，基于当前的通信与感知状态，面对内部故障与外部环境等扰动时，仍能持续、稳定产生预期涌现行为，而不产生非预期行为的能力。

群体行为涌现智能可靠度 $R_{\mathrm{b}}(t)$ 可表示为：

$$R_{\mathrm{b}}(t)=P(\boldsymbol{d}(\tau)\in\Omega_{\mathrm{b}}\wedge\sum U(B_{\mathrm{b}}(\tau))=0,\forall\tau\in[0,t]\,|\,C_{\mathrm{b}}) \quad (8)$$

$$\boldsymbol{d}(\tau)=(d_1(\tau),d_2(\tau),\cdots,d_L(\tau)) \quad (9)$$

$$d_l(\tau)=\Phi_{\mathrm{b},l}(\Pi_{\mathrm{b}},D(\tau),\boldsymbol{m}(\tau),\boldsymbol{o}(\tau)),l=1,2,\cdots,L \quad (10)$$

其中，向量 $\boldsymbol{d}(\tau)$ 表示时刻 τ 下无人集群行为性能状态向量，由 L 个行为性能指标构成，包括拓扑连通性、决策协调性、扰动吸收裕度等，各行为性能指标由群体行为层的个体间、个体与环境间的交互规则 $\prod_{\mathrm{b}}$、内外扰动 $D(\tau)$、通信状态 $\boldsymbol{m}(\tau)$ 和感知状态 $\boldsymbol{o}(\tau)$ 共同决定，$\Omega_{\mathrm{b}}\subset\mathbb{R}^L$ 为群体行为性能满足要求的可行域；$B_{\mathrm{b}}(\tau)$ 用于表征系统层面观测到的涌现非预期行为（如死锁停滞、行为模式振荡、内部协同冲突等），$U(B_{\mathrm{b}}(\tau))\in\{0,1\}$ 为其判定函数；$C_{\mathrm{b}}=\{T_{\mathrm{b}},E_{\mathrm{b}}\}$ 为条件约束集合，包括任务时间要求 T_{b}、资源约束条件 E_{b}。

现有研究多集中于单体 / 编队层面的可靠性分析[75]，缺乏从系统层面刻画群体智能的可靠性演化机制[76-77]。同时，当前群体行为的故障模式缺乏统一定义与分级标准，个体故障通过网络耦合引发群体功能退化 / 降级[78-79]的路径与环境不确定性对全局行为的扰动[80-81]机制，仍缺乏通用的建模与评估方法。此外，跨节点 / 网络依赖与正反馈效应可能放大级联失效风险[82]，使微小扰动触发系统崩溃，对可靠性安全边界设计与韧性调控提出更高要求。

四、无人集群涌现智能可靠性的发展策略

（一）信息通信层：抗扰通信与共识优化

首先，针对无人集群信息通信层涌现智能生成机理不清晰的问题，构建“抗扰通信–共识协同”的跨层优化架构，通过耦合鲁棒传输机制与分布式共识算法，揭示智能涌现的内在机理。具体路径可包括：引入语义通信机制，压缩交互信息（如传递方向指令而非原始坐标），以降低带宽依赖[83-84]；在一致性算法中注入可控噪声，避免协同死锁，增强决策弹性[85]；借鉴生物集群通信机制，发展基于“数字信息素”、高密度广播与环境耦合的多源异构通信模式[86]，如在无人机异构集群中，可利用图形处理器实时计算数字信息素场进行环境标记以实现间接协同，并依托分层架构支撑高密度并发通信，构建“显式传输+隐式感知”融合的多模态通信框架，提升群体在动态扰动和资源受限条件下的自组织与自恢复能力。

其次，针对其评价体系不健全的问题，可基于信息可达性[87]、传输保真度[88]与网络鲁棒性[89]等维度设计核心指标，构建融合通信效能与智能行为表现的多维动态评价体系。信息可达性关注无人集群通信接通的任意性与快速性，保证指令与状态的跨节点传播，是信息通信层涌现智能的前提，可引入随机游走模型中的马尔可夫命中时间或有界时延抵达概率来量化同步延迟。传输保真度关注信号传输的透明性与传输质量的一致性，避免群体误判与决策分裂，是维持涌现秩序的关键，可通过计算节点间交互状态分布的相对熵或设定信干噪比下界来表征信息畸变程度。网络鲁棒性关注群体通信结构的抗扰性，确保群体在干扰下维持基本通信连通，进一步实现自组织恢复，可采用图论中的Fiedler特征值λ_2量化节点失效下网络连通维持能力。综上，多维评价体系可从涌现强度、涌现秩序与涌现持续等方面构成对信息通信层涌现智能的可计算量化框架。

最后，需强化对涌现智能可靠性的系统研究，构建面向信息通信层智能涌现过程的可靠性分析框架，可通过区分并协同应对非涌现干扰与涌现干扰两类通信失效机制，保障协同过程的连续性与可控性。针对非涌现干扰（如链路物理失效、错误传播、恶意注入等故障），构建基于可信通信与拓扑自愈的弹性机制，通过形式化建模与仿真推演，识别系统在突发拥塞、时钟失配等扰动下的功能降级边界；针对涌现干扰（如虚假共识、同步震荡、通信死锁等异常），可引入基于演化轨迹的通信稳态调控机制，通过在线监测通信熵变、消息重传相关性与意图演化轨迹，识别行为偏离趋势并触发局部阻尼或参数自适应调适，抑制非预期功能的扩散与固化。

（二）感知交互层：跨域融合与智能协作

首先，针对无人集群感知交互层协同逻辑与动态适配机制不明确的问题，构建“跨域融合–智能协作”的协作架构，通过多模态、多空间尺度感知信息的深度融合与语义级交互，系统揭示感知智能涌现的内在规律[90]。具体而言，可通过跨模态预训练任务、协同注意力、对比学习等实现多源感知数据的语义对齐，基于共享Transformer架构、统一表征空间等范式完成多模态统一建模，进而实现不同维度感知信息的精准融合[91]；可发展可解释人工智能方法，通过视觉解释、数值解释与因果溯源，借助热力图可视化、特征重要性分析、概念归因分析等技术，揭示关键特征及偏差传播路径，提升系统透明度与可追溯性[92]；还可借鉴认知科学中的主动感知与具身认知机制，设计能够灵活进行资源动态重构的感知架构，提升系统对环境变化的主动适应性。

其次，面向感知涌现特性评价体系不完善这一不足，发展多元综合的感知交互涌现评价方法，建立融合微观机制、宏观效能与演化潜力的多维评价体系，以全面衡量无人集群感知的涌现水平。该体系应涵盖：① 微观行为机制，关注局部感知数据交互与整合的效果及其动力学特征，旨在揭示宏观智能得以涌现的底层自组织规律，可由局部意见无偏性、规则鲁棒性、意见更新率、信息利用率等指标评估[92-94]；② 系统性能输出，关注无人集群完成感知任务的整体效能和鲁棒性，包括系统级认知的准确性、时效性、一致性以及资源协同效率等，可借助稳定后估计值与真实环境偏差、估计值稳定的时间点、一致比例等指标进行评价[95-96]；③ 演化适应能力，评估系统在面对环境扰动、成员变动或任务调整时的学习与优化能力，衡量其稳健性与发展潜力。

最后，补强可靠性研究框架，可通过区分非涌现扰动与涌现扰动两类感知失效机制，建立可靠性评估与增强框架。针对非涌现扰动，如传感器失效、个体算法 / 模型偏差、环境干扰等，可聚焦单智能体性能，开展传感器精度与稳定性测试、算法准确性验证，并借助元学习、对比学习等方法，识别系统在电磁干扰增强、覆盖盲区扩大等条件下感知精度降级的性能边界[97]。针对涌现扰动，如局部偏差在交互中放大、模态冲突与融合异常等，可建立跨尺度异常监测与调控机制，追溯并量化个体错误在群体中传播与放大的路径。同时，可引入基于先验知识的规则约束，设定交互行为的安全边界，从而主动抑制非预期交互模式的产生。

（三）群体行为层：行为交互与时空演化

首先，针对无人集群群体行为涌现智能生成机理缺乏演化分析的问题，构建“行为交互–时空演化”的跨层级分析架构。该架构可融合群体动力学[98]、平均场理论[99]与元胞自动机[100]等方法，从离散的个体行为推导出连续的群体动力学方程，直观展现局部规则生成全局模式的演化过程。例如，可将个体的位置、速度、邻域交互强度与任务状态表示为离散变量，并结合局部更新规则与平均场近似，描述群体密度、速度场及有序参数的连续演化。对于异构集群，还可按平台能力、任务角色或机动约束进行分层建模，以分析子群耦合作用下的行为生成与模式演化过程。同时，可引入反事实分析与因果干预技术[71-73]，以量化关键规则与环境扰动对宏观行为的因果效应，增强对不确定性来源的解释力。例如，可通过比较关键个体移除、局部规则调整或外部扰动前后的群体行为变化，识别影响宏观行为稳定性的关键机制。此外，结合时空统计物理[101-102]与演化博弈论[103-104]等理论工具，可从群体有序性演化和策略收益演化等角度分析系统的相变行为与策略演化动力学。典型地，可定义有序参数如下：

$$\varphi(\tau)=\left\| \frac{1}{Q}\sum_{q=1}^{Q}\frac{\boldsymbol{v}_q(\tau)}{\left\|\boldsymbol{v}_q(\tau)\right\|} \right\| \tag{11}$$

式（11）中，$\boldsymbol{v}_q(\tau)$表示个体q在时刻τ的速度，$\varphi(\tau)$表征群体整体有序程度。当$\varphi(\tau)$随噪声强度等参数变化出现突变时，可用于描述群体行为由无序到有序、由稳定协同到失稳演化的相变过程。借助复制动态方程可描述策略在群体交互中的传播与稳定过程如下：

$$\dot{x}_q=x_q(f_q(\boldsymbol{x})-\bar{f}(\boldsymbol{x})) \tag{12}$$

式（12）中，$\boldsymbol{x}$为群体策略分布状态向量，x_q表示策略q在群体中的占比，策略q的占比变化率$\dot{x}_q$由其当前占比以及策略期望收益$f_q(\boldsymbol{x})$与群体平均收益$\bar{f}(\boldsymbol{x})$之间的差异共同决定。当某一策略的期望收益高于群体平均收益时，该策略占比将随时间演化而增加；反之则逐渐减少。该动态过程为理解行为模式的临界转换与演化路径提供了有价值的视角。

其次，针对涌现特性缺乏系统度量方法这一不足，构建面向涌现过程动态特征的多维量化指标体系。该体系需突破传统结果导向型评估框架，关注群体行为演化过程中的结构形成、功能实现与系统维持等关键动力学特征。具体而言，可考虑从3个维度建立评估基准：在结构维度上，借鉴统计物理学与信息论中的有序性测度[105-106]，量化群体组织的结构特性与信息传递效率；在功能维度上，建立刻画协同决策[107]、适应转换[108]等群体智能特征的动态指标体系，反映系统达成并维持预期功能的能力；在韧性维度上，引入动力学系统稳定性判据[109-111]与自组织恢复[112-113]测度，表征系统抵抗干扰与自我修复的潜力。此类联合评估对于低空无人机集群运行和多机器人协同探索等场景尤其重要。

最后，针对涌现智能可靠性缺乏分析方法的问题，构建应对涌现干扰与非涌现干扰的分析调控框架。非涌现干扰通常源于个体层面的执行偏差、决策错误或外部环境扰动，导致局部行为偏离预设规则；而涌现干扰则更具隐蔽性与复杂性，其典型特征为所有个体均遵循既定规则，却因群体内部的非线性耦合作用，在系统层面自发产生非预期的宏观模式，如全局拥堵[114]或同步失效等现象。针对非涌现干扰，级联失效模型等传统方法在分析个体偏差的传播与影响方面仍具参考价值；而涌现干扰，则可能需要借助多尺度建模[115]与临界分析[116]来识别其发生条件，以判定非预期行为的形成边界。在此基础之上，可进一步探索将解耦控制[117]、动态重组[118]与群体自愈[70,109-110]等机制引入系统设计，从而增强群体在面对内外扰动时的适应性与恢复力。尤其对于异构集群，分析与调控目标不应局限于形态恢

复，还应关注受扰后的角色重分配、任务接续与协同重建，以提升复杂任务场景下系统的安全性–可靠性协同保障能力[98,112]。

五、无人集群涌现智能的可靠性系统工程新范式

为系统应对无人集群涌现智能可靠性所面临的多维挑战，本文提出了一个贯穿理论、设计与验证的无人集群涌现智能的可靠性系统工程新范式（见图2），构成了从“认知理解”到“机制架构”再到“验证发现”的完整闭环。具体而言，以复杂系统理论和可靠性系统工程理论[119]为认知基础，旨在揭示智能涌现与失效的内在机理；进而以机制设计为实现桥梁，将理论规律转化为受自然启发的仿生机制，并基于可靠性系统工程理论构建高可靠智能集群系统；最终通过评估验证层，利用前沿人工智能技术在虚实融合的仿真环境中对理论与设计进行应力测试、边界探索与迭代优化。

（一）理论建模层：以复杂系统理论为驱动

理论建模层的核心在于运用复杂系统理论及其数学工具，针对对无人集群信息通信、感知交互与群体行为等层次的可靠性问题，建立从微观交互到宏观涌现的跨尺度形式化表征与临界分析框架。

在信息通信层中，应用复杂系统理论解析集群通信的涌现机制，有助于系统性识别失稳临界点并设计局部干预策略，从而保障信息通信层的涌现智能可靠性。具体而言，可借鉴复杂系统理论中的相变机制[120]，通过监测信息传播效率、节点同步偏差、簇结构熵等宏观序参量的临界前兆（如响应迟滞、波动增强），识别网络从有序通信态向失稳态跃迁的临界点，实现对通信功能退化乃至群体协作崩溃的前瞻性预警。在此基础上，可结合混沌控制思想[121]，设计低开销的局部通信反馈策略，如动态调整邻域通信强度、触发自组织重配置或引入引导性信息素，从而在系统临近混沌边缘时施加微扰，抑制同步扩散，引导其回归稳定吸引域。通过局部规则诱发全局韧性，能够减少对全局信息和中心协调的依赖，进而解决多目标耦合约束下的通信自愈、负载均衡与能效优化等关键问题。

在感知交互层中，结合复杂系统理论，可深化感知涌现智能的机理认知，动态辨识感知失效边界，从而提升群体感知的鲁棒性与环境适应性。例如，可借助非线性动力学中的分岔理论与相变分析，揭示个体数量、交互强度或环境信号强度变化，促使集群感知从分散探索转变为协同有序的临界点[93]；亦可据此分析个体误差传播导致接收方感知精度低于无协作场景[122]、传感器采样频率降低导致小型障碍物漏检[30]等现象的临界条件并实现预

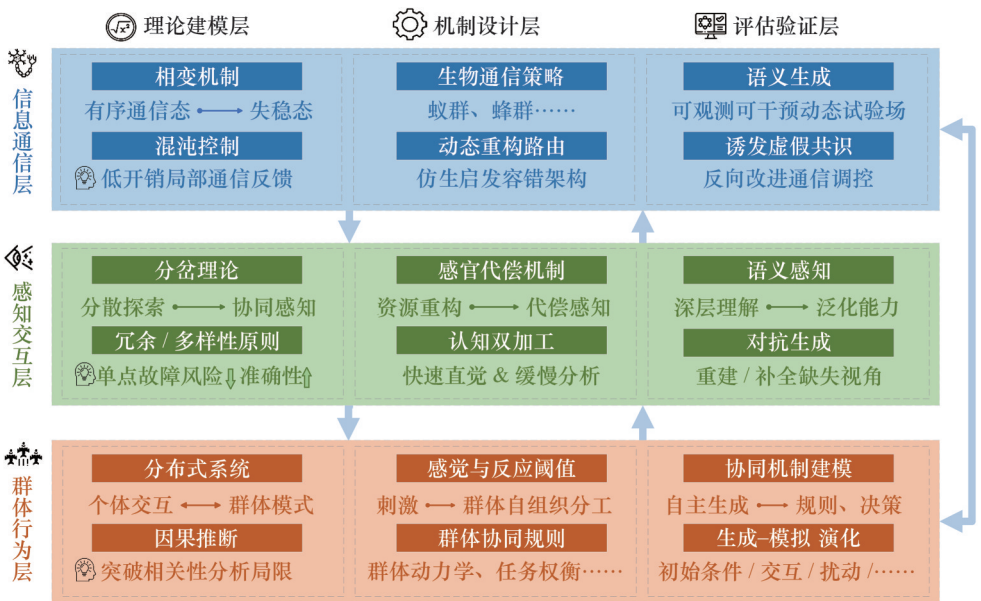

图2　无人集群涌现智能的可靠性系统工程新范式

警。可结合冗余和多样性等原则改进系统设计，通过数据融合降低感知重叠区域单点故障风险，利用冗余节点维持感知覆盖率和区域连续性；引入异构节点实现多模态感知信息采集与区域分工覆盖，提高感知的全面性和准确性[123-124]。结合分布式共识机制，利用共识算法整合多个智能体的感知结果，并建立反馈机制，利用负反馈来抑制错误信息、正反馈放大重要信息，从而提高感知结果的可靠性与一致性[125]。

在群体行为层中，通过借鉴复杂网络动力学、算子理论等数学工具[58]，有望建立能够描述个体交互与群体模式间关联的跨尺度模型。此类建模可结合动态图建模与分布式系统分析方法，揭示从局部规则到全局行为的演化路径。同时，引入因果推断与数据驱动的方法[126-131]，可能为突破传统相关性分析的局限提供新的视角。进一步地，将图神经网络[132]等智能建模手段与机理模型相结合，或可提升群体行为预测的准确性，并为系统可靠性的量化评估与主动调控开辟新的途径。

（二）机制设计层：以群体仿生智能为启发

机制设计层聚焦于方法论的转化，其要义是从生物群体的自组织、自适应与自愈合策略中抽象出普适性的仿生设计原则。在动态受扰的复杂环境中，此类仿生机制实质上是实现前文可靠性模型中“动态备份替换”与“状态平稳转移”的技术载体。基于可靠性系统工程理论，将其进一步转化为可建模、可分析、可验证的系统机制，可为智能无人集群在不确定环境中规避系统失效、保持宏观功能稳定提供工程化的实现方案。

在信息通信层中，构建去中心化、自组织的仿生容错架构，是提升信息通信层涌现智能可靠性的关键路径。可通过借鉴蚁群的信息素路径强化、蜂群的探索–开发平衡、鸟群的局部协同避障、细菌群体感应的阈值响应机制以及蝙蝠回声定位中的频率协调策略[133]，设计简单、可靠且低耗的分布式通信协议[134]。在可靠性系统工程框架下，此类协议需具备明确的故障模式与影响分析基础，并支持对通信链路退化、节点失联等典型故障的快速检测与响应。当系统受到动态扰动时，个体节点可基于局部感知自主调整通信策略[135]，通过广播轻量控制信号[136]或“数字信息素”标记[137]，激发邻域节点动态重构路由、激活备用链路或协同避扰，从而实现智能容错。此类仿生启发的容错架构能够使集群在部分功能降级的情况下，仍维持关键协同能力，能在运行过程中自发探索并涌现出新的通信模式。

在感知交互层中，借鉴生物群体的智能行为机制，可为设计具备鲁棒性的感知交互系统提供创新思路。例如，仿照生物的多感觉整合能力，进一步发展跨模态感知技术，通过冗余与多样性设计提升感知子系统在功能降级或环境扰动下的整体可靠性，增强无人集群在特定感知功能受损或者环境特征匮乏时的感知能力[138-139]。可借鉴感官代偿机制，参照“神经可塑性”“脑区功能重分配”等生物原理，在感知系统中引入动态资源重构机制，结合故障检测与功能重分配策略，实现感知资源的系统级容错调度；在某一感知功能受干扰时，调整数据融合权重，为代偿感知通道提供算力与带宽支撑；并可发展无需显式通信的感知逻辑，作为通信功能降级或无通信场景下的有效补充[140-142]。此外，可借鉴人类认知的双加工理论，构建融合“快速直觉”与“缓慢分析”的混合感知架构，在系统设计层面实现感知任务的可靠性分配与时间容错，通过分布式边缘感知满足紧急避障等实时需求，通过协同计算与联合推理实现深层集体认知的构建[143-145]。

在群体行为层中，自然界中的生物系统在长期进化中形成的协同机制，如鸟群协同飞行、昆虫协作防御、狼群协同捕猎等，为理解无中心控制下的自组织分工与适应能力提供了重要启示。感觉与反应阈值是自然界中的基本生物特性，通过设定个体对刺激的敏感度差异，实现了群体的自组织分工[132,146-147]。在系统工程视角下，此类机制可建模为一种分布式的故障容忍与行为调节策略，通过设定差异化响应阈值实现系统在扰动下的稳定过渡与功能保持。将此类机制与时间约束、个体异质性及环境耦合等现实条件相结合，有望在多机器人系统等应用场景中形成更具抗噪性与可扩展性的协同架构[148-150]。群体协同及其规则的探究始于 Reynolds、Vicsek 和 Couzin 等代表性群体动力学模型[151-154]。目前已有研究验证局部规则到全局形态的可扩展协同[155-156]，但在可靠性系统工程中，仍需对协同过程中的“有序–无序相变”进行建模与边界分析，以识别系统失稳的临界条件；同时，“速度–精度权衡”等问题也需从系统可靠性与任务完成质量的角

度予以量化研究。此外，“抑制”作为生物系统中的重要调控机制，能通过抑制信号精确调节群体活动[157]，在工程系统中可将其视为一种内置的稳定性控制机制，用于在集体决策中抑制异常节点的传播效应，虽可降低识别最佳选项的准确性，却可显著加快共识达成速度，从系统层面提升决策过程的鲁棒性与收敛可靠性。

（三）评估验证层：以生成式人工智能为探索机制

评估验证层引入生成式人工智能作为强大的探索性工具，通过其生成、模拟与推理能力，构建高保真、高覆盖度的极端场景库，从而系统性地评估前述理论与设计的可靠性边界。

在信息通信层中，生成式人工智能能够在语义生成、策略协商与协同决策中自发形成对话结构、角色分工、信任机制与协商 / 共识模式，为研究信息通信层的可靠性边界与韧性机理提供可观测、可干预的动态实验场；同时，通过主动注入环境扰动、语义噪声或模拟恶意节点等方式，可诱发虚假共识、语义歧义扩散、信任链断裂等非预期行为，系统性采集多模态极端 / 边缘场景数据，进而揭示语义失配与认知偏差在群体协同崩溃中的传导路径，并反向改进通信层的稳态调控与自愈策略。此外，多代理辩论 / 协商机制已被证明可提升一致性与推理稳健性，可作为通信层“共识稳健化”的算法基元[158]。

在感知交互层中，生成式人工智能为感知交互的评估验证与能力增强提供了强大工具。例如，可结合语义感知和生成式模型，通过统一语义框架使无人集群形成对环境的深层理解，预测环境的变化，并提升无人集群在非预设场景中的泛化能力[90,159]；可利用生成式模型重建或补全缺失的视角与数据，以应对传感器失效或数据丢失问题；可借助生成式模型结合对抗训练，优化感知资源分配策略，筛选感知精度与资源消耗的平衡点。在可靠性测试方面，可结合大语言模型、神经辐射场等技术，构建涵盖极端天气、突发障碍等边缘场景的高保真仿真环境[160-162]；也可利用生成式模型模拟传感器失效、精度衰减等异常数据，或生成恶意攻击数据，全面考察无人集群的容错能力和抗干扰能力。

在群体行为层中，生成式人工智能可使协同机制建模过程更加灵活，规则空间更加开放，通过语义交互促使智能体自主生成决策规则和行为策略，从而避免传统硬编码方法的局限性[163-164]。同时，生成式人工智能的“生成 – 模拟”一体化模式有助于在虚拟环境中系统考察不同初始条件、交互规则与外部扰动下群体行为的演化轨迹[165-167]，识别可能出现的预期与非预期涌现模式。特别是在极端工况或边界条件下的系统行为分析方面，生成式人工智能技术或可为可靠性边界的界定与验证提供新的技术手段[168-171]。

六、结语

无人集群涌现智能可靠性并非单体可靠性的简单叠加，而是信息通信、感知交互与群体行为跨层耦合的系统结果。本文界定了无人集群涌现智能可靠性的内涵与特征，构建了“信息通信 – 感知交互 – 群体行为”三层分析框架，系统梳理了各层涌现智能在生成机理、指标评估和可靠性分析方面面临的关键挑战，分别提出抗扰通信与共识优化、跨域融合与智能协作、行为交互与时空演化的发展策略，并进一步形成“理论建模 – 机制设计 – 评估验证”的可靠性系统工程新范式，为无人集群由功能涌现走向可靠涌现提供了系统化的理论思路与方法支撑。

未来，无人集群涌现智能可靠性研究应围绕核心挑战，进一步细化涌现智能及其演化边界的理论模型，完善贯通通信、感知与行为层的涌现能力评价体系，加强群体可靠协同与评估验证的闭环迭代，推动机理认知、可靠设计与工程验证协同发展，为无人集群在复杂任务环境中的可靠应用奠定基础。

利益冲突声明

本文作者在此声明不存在任何利益冲突或财务冲突。

Received date: December 14, 2025; **Revised date:** May 12, 2026

Corresponding author: Ren Yi is a professor from the School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University. His major research fileds include reliability systems engineering, and reliability of emergent intelligence. E-mail: renyi@buaa.edu.cn

Funding project: Chinese Academy of Engineering project “Research on Electromagnetic Security in the Context of Low-Altitude Economy” (2025-JZ-11); The National Natural Science Foundation of China Projects (72601001, U25B20238)

参考文献

[1] Alqudsi Y，Makaraci M. UAV swarms：Research，challenges，and future directions[J]. Journal of Engineering and Applied Science，2025，72(1)：12.

[2] Horyna J，Baca T，Walter V，et al. Decentralized swarms of unmanned aerial vehicles for search and rescue operations without explicit communication[J]. Autonomous Robots，2023，47(1)：77-93.

[3] Hu J Y，Niu H L，Carrasco J，et al. Fault-tolerant cooperative navigation of networked UAV swarms for forest fire monitoring[J]. Aerospace Science and Technology，2022，123：107494.

[4] Javed S，Hassan A，Ahmad R，et al. State-of-the-art and future research challenges in UAV swarms[J]. IEEE Internet of Things Journal，2024，11(11)：19023-19045.

[5] Doering G N，Prebus M M，Suresh S，et al. Emergent collective behavior evolves more rapidly than individual behavior among acorn ant species[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America，2024，121(48)：e2420078121.

[6] Tang J，Duan H B，Lao S Y. Swarm intelligence algorithms for multiple unmanned aerial vehicles collaboration：A comprehensive review[J]. Artificial Intelligence Review，2023，56(5)：4295-4327.

[7] Berekméri E，Zafeiris A. Optimal collective decision making：Consensus，accuracy and the effects of limited access to information[J]. Scientific Reports，2020，10(1)：16997.

[8] Liu X，Wen S H，Zhao J，et al. Edge-assisted multi-robot visual-inertial SLAM with efficient communication[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering，2025，22：2186-2198.

[9] Wang Z L. Current status and prospects of reliability systems engineering in China[J]. Frontiers of Engineering Management，2021，8(4)：492-502.

[10] Angeletti P，De Gaudenzi R. Heuristic radio resource management for massive MIMO in satellite broadband communication networks[J]. IEEE Access，2021，9：147164-147190.

[11] Luo G，Shao C，Cheng N，et al. EdgeCooper：Network-aware cooperative LiDAR perception for enhanced vehicular awareness[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications，2023，42(1)：207-222.

[12] Noinang S，Sabir Z，Asif Zahoor Raja M，et al. Numerical procedure for fractional HBV infection with impact of antibody immune[J]. Computers，Materials & Continua，2023，74(2)：2575-2588.

[13] Song Y J，Ou J W，Pedrycz W，et al. Generalized model and deep reinforcement learning-based evolutionary method for multitype satellite observation scheduling[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics：Systems，2024，54(4)：2576-2589.

[14] Gao C，Wang Z D，He X，et al. Fault-tolerant consensus control for multiagent systems：An encryption-decryption scheme[J]. IEEE Transactions on Automatic Control，2022，67(5)：2560-2567.

[15] Alkahtani H K，Galiya Y，Akbayan B，et al. Explainable multi agent reinforcement learning framework for secure and adaptive communication in UAV swarm based fanets[J]. Scientific Reports，2026，16：11830.

[16] Jade Li M，Zhu C，Zhu X Q，et al. Dynamic response and resilience of unmanned aerial vehicle swarms under electromagnetic interference[J]. Reliability Engineering & System Safety，2026，272：112516.

[17] 孙佳琛，王金龙，陈瑾，等. 群体智能协同通信：愿景、模型和关键技术[J]. 中国科学：信息科学，2020，50(3)：305-317.
Sun J C，Wang J L，Chen J，et al. Cooperative communication based on swarm intelligence：Vision，model，and key technology[J]. Scientia Sinica Informations，2020，50(3)：305-317.

[18] Wang X L，Sun Y，Ding D R. Adaptive dynamic programming for networked control systems under communication constraints：A survey of trends and techniques[J]. International Journal of Network Dynamics and Intelligence，2022，1(1)：85-98.

[19] Cao P，Lei L，Cai S S，et al. Computational intelligence algorithms for UAV swarm networking and collaboration：A comprehensive survey and future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials，2024，26(4)：2684-2728.

[20] 赵良瑾，仝昊楠，苑子杨，等. 无人机集群的干扰管理：机理、技术与挑战[J]. 航空学报，2025，46(23)：632022.
Zhao L J，Tong H N，Yuan Z Y，et al. Interference management for UAV swarms：Fundamental mechanisms，techniques，and challenges[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2025，46(23)：632022.

[21] Lv Z F，Niu G H，Xiao L，et al. Reinforcement learning based UAV swarm communications against jamming[C]// ICC 2023-IEEE International Conference on Communications，2023：5204-5209.

[22] Mou Z Y，Gao F F，Liu J，et al. Resilient UAV swarm communications with graph convolutional neural network[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications，2022，40(1)：393-411.

[23] Pires R M，Pinto A S R，Branco K R L J C. The broadcast storm problem in FANETs and the dynamic neighborhood-based algorithm as a countermeasure[J]. IEEE Access，2019，7：59737-59757.

[24] Fu J J，Wen G H，Huang T W，et al. Consensus of multi-agent systems with heterogeneous input saturation levels[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II：Express Briefs，2019，66(6)：1053-1057.

[25] Chen C，Xie K，Lewis F L，et al. Adaptive synchronization of multi-agent systems with resilience to communication link faults[J]. Automatica，2020，111：108636.

[26] Chung T H，Daniel R. DARPA OFFSET：A vision for advanced swarm systems through agile technology development and experimentation[J]. Field Robotics，2023，3：97-124.

[27] Sende M，Raffelsberger C，Bettstetter C. Bridging the reality gap in drone swarm development through mixed reality[J]. Autonomous Robots，2024，48(7)：19.

[28] Pan J H，Xing J X，Reiter R，et al. Learning on the fly：Rapid policy adaptation *via* differentiable simulation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2026，11(3)：3542-3549.

[29] Kegeleirs M，Birattari M. Towards applied swarm robotics：Current limitations and enablers[J]. Frontiers in Robotics and AI，2025，12：1607978.

[30] Zhang Q，Tang L，Chin-Hon T，et al. GCVIF：Pioneering explain-

able domain-shared representation learning for fault signal detection in multiple working states simultaneously[J]. IEEE Internet of Things Journal,2025,12(3):2775-2789.

[31] He Y. Mission-driven autonomous perception and fusion based on UAV swarm[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2020,33(11):2831-2834.

[32] Lu Y F,Hu Y,Zhong Y Q,et al. An extensible framework for open heterogeneous collaborative perception[PP/OL]. V3. arXiv(2024-04-01)[2025-12-14]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.13964.

[33] 於志文,孙卓,程岳,等. 智能无人机集群协同感知计算研究综述[J]. 航空学报,2024,45(20):630912.
Yu Z W,Sun Z,Cheng Y,et al. A review of intelligent UAV swarm collaborative perception and computation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2024,45(20):630912 .

[34] Lajoie P Y,Beltrame G. Swarm-SLAM:Sparse decentralized collaborative simultaneous localization and mapping framework for multi-robot systems[J]. IEEE Robotics and Automation Letters,2024,9(1):475-482.

[35] He S M,Shin H S,Xu S Y,et al. Distributed estimation over a low-cost sensor network:A review of state-of-the-art[J]. Information Fusion,2020,54:21-43.

[36] Wang Z Q,Li J,Li J,et al. A decentralized decision-making algorithm of UAV swarm with information fusion strategy[J]. Expert Systems with Applications,2024,237:121444.

[37] O'Keeffe J. Anticipating degradation:A predictive approach to fault tolerance in robot swarms[J]. IEEE Robotics and Automation Letters,2025,10(9):8954-8961.

[38] Yang K,Yang D K,Zhang J Y,et al. Spatio-temporal domain awareness for multi-agent collaborative perception[C]// 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV),2023:23326-23335.

[39] Guo X G,Zhang D Y,Wang J L,et al. Observer-based event-triggered composite anti-disturbance control for multi-agent systems under multiple disturbances and stochastic FDIAs[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,2023,20(1):528-540.

[40] Cao W J,Zhang D,Feng G. Resilient semi-global finite-time cooperative output regulation of heterogeneous linear multi-agent systems subject to denial-of-service attacks[J]. Automatica,2025,173:112099.

[41] Chen M X,Wang Z R,Wang Z C,et al. C2F-net:Coarse-to-fine multidrone collaborative perception network for object trajectory prediction[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2025,18:6314-6328.

[42] El Mimouni S,Bakhbakh A. Formalizing swarm intelligence:Event-B verification in robotics[C]//The 15th International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition(SoCPaR 2023),2025:144-152.

[43] Zhang Y,Feng Q,Fan D M,et al. Optimization of maritime support network with relays under uncertainty:A novel matheuristics method[J]. Reliability Engineering & System Safety,2023,232:109042.

[44] 王振威,刘凯,郭健,等. 一种基于领导–跟随策略的多无人机–多无人艇编队协同机制[J]. 航空学报,2023,44(S2):729791.
Wang Z W,Liu K,Guo J,et al. A multi-UAVs and multi-USVs formation cooperative mechanism based on leader–follower strategy[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2023,44(S2):729791.

[45] Zhang S,Lei X K,Zheng Z C,et al. Collective fission behavior in swarming systems with density-based interaction[J]. Physica A:Statistical Mechanics and its Applications,2022,603:127723.

[46] Santos V G,Pires A G,Alitappeh R J,et al. Spatial segregative behaviors in robotic swarms using differential potentials[J]. Swarm Intelligence,2020,14(4):259-284.

[47] Duan S N,Yu Z Y,Jiang H J,et al. Fixed-time cluster consensus for multi-agent systems with objective optimization on directed networks[J]. Journal of Systems Science and Complexity,2023,36(6):2325-2343.

[48] Gao R,Yang G H. Resilient cluster consensus for discrete-time high-order multi-agent systems against malicious adversaries[J]. Automatica,2024,159:111382.

[49] Hindes J,Edwards V,Hsieh M A,et al. Critical transition for colliding swarms[J]. Physical Review E,2021,103(6):062602.

[50] Hu X,Xiong Y,Zhang Z F,et al. Consensus of a new multi-agent system *via* multi-task, multi-control mechanism and multi-consensus strategy[J]. Neurocomputing,2024,584:127586.

[51] Bratsun D,Kostarev K. Phase transition in a dense swarm of self-propelled bots[J]. Fluid Dynamics & Materials Processing,2024,20(8):1785-1798.

[52] Gardi G,Ceron S,Wang W D,et al. Microrobot collectives with reconfigurable morphologies,behaviors,and functions[J]. Nature Communications,2022,13:2239.

[53] Wang L K,Wang Z,Gumma K,et al. Multi-agent cooperative swarm learning for dynamic layout optimisation of reconfigurable robotic assembly cells based on digital twin[J]. Journal of Intelligent Manufacturing,2025,36(5):2959-2982.

[54] Alkouz B,Bouguettaya A,Lakhdari A. Failure-sentient composition for swarm-based drone services[C]//2023 IEEE International Conference on Web Services(ICWS),2023:493-503.

[55] Xiao Y Y,Zhang Y,Kaku I,et al. Electric vehicle routing problem:A systematic review and a new comprehensive model with nonlinear energy recharging and consumption[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2021,151:111567.

[56] Yuan B,Zhang J,Lyu A B,et al. Emergence and causality in complex systems:A survey of causal emergence and related quantitative studies[J]. Entropy,2024,26(2):108.

[57] Zhang Y T,Li Y J,Zhao T W,et al. Achilles heel of distributed multi-agent systems[PP/OL]. arXiv(2025-04-10)[2025-10-12]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.07461.

[58] Yu L Y,Cui P,Wang F,et al. From micro to macro:Uncovering and predicting information cascading process with behavioral dynamics[C]//2015 IEEE International Conference on Data Mining,2015:559-568..

[59] Milner E,Sooriyabandara M,Hauert S. Swarm performance indicators:Metrics for robustness,fault tolerance,scalability and adaptability[PP/OL]. arXiv(2023-11-03)[2025-11-12]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.01944.

[60] Nguyen L V. Swarm intelligence-based multi-robotics:A compre-

hensive review[J]. AppliedMath，2024，4(4)：1192-1210.
[61] Bayındır L. A review of swarm robotics tasks[J]. Neurocomputing，2016，172：292-321.
[62] Hu J W，Fan L Y，Lei Y F，et al. Reinforcement learning-based low-altitude path planning for UAS swarm in diverse threat environments[J]. Drones，2023，7(9)：567.
[63] Gu S D，Grudzien Kuba J，Chen Y P，et al. Safe multi-agent reinforcement learning for multi-robot control[J]. Artificial Intelligence，2023，319：103905.
[64] Zhang Y Z，Ding M Y，Yuan Y，et al. Large-scale UAV swarm path planning based on mean-field reinforcement learning[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2025，38(9)：103484.
[65] Adajania V K，Zhou S Q，Singh A K，et al. AMSwarm：An alternating minimization approach for safe motion planning of quadrotor swarms in cluttered environments[PP/OL]. arXiv（2023-03-08)[2025-10-12]. https：//doi.org/10.48550/arXiv.2303.04856.
[66] Rakesh S K，Shrivastava M. Performance analysis of fault tolerance algorithm for pattern formation of swarm agents[J]. Knowledge-Based Systems，2022，240：108020.
[67] 沈博，马倩，张志翔，等. 无人集群协同感知鲁棒性智能评估方法[J]. 航空学报，2026，47(1)：332118.
Shen B，Ma Q，Zhang Z X，et al. Intelligent evaluation of robustness of unmanned swarms in cooperative sensing scenario[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2026，47(1)：332118.
[68] Wang D，Chen W，Qiu L. Synchronization of diverse agents *via* phase analysis[J]. Automatica，2024，159：111325.
[69] Zheng C Q，Lee K. Consensus decision-making in artificial swarms *via* entropy-based local negotiation and preference updating[J]. Swarm Intelligence，2023，17(4)：283-303.
[70] Timmis J，Ismail A R，Bjerknes J D，et al. An immune-inspired swarm aggregation algorithm for self-healing swarm robotic systems[J]. Biosystems，2016，146：60-76.
[71] Hoel E. Causal emergence 2.0：Quantifying emergent complexity[PP/OL]. V3. arXiv（2025-04-21)[2025-10-20]. https：//doi.org/10.48550/arXiv.2503.13395.
[72] Chen J M，Wang Y W，Wang J J，et al. Understanding individual agent importance in multi-agent system *via* counterfactual reasoning[C]// Proceedings of the 39th AAAI Conference on Artificial Intelligence(AAAI). Washington，D.C.：AAAI Press，2025：15785-15794.
[73] Samarasinghe D. Counterfactual learning in enhancing resilience in autonomous agent systems[J]. Frontiers in Artificial Intelligence，2023，6：1212336.
[74] Fina L，Smith D S，Carnahan J，et al. Entropy-based distributed behavior modeling for multi-agent UAVs[J]. Drones，2022，6(7)：164.
[75] Zaitseva E，Levashenko V，Mukhamediev R，et al. Review of reliability assessment methods of drone swarm（fleet）and a new importance evaluation based method of drone swarm structure analysis[J]. Mathematics，2023，11(11)：2551.
[76] Wang L Z，Zhao X J，Zhang Y，et al. Unmanned aerial vehicle swarm mission reliability modeling and evaluation method oriented to systematic and networked mission[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2021，34(2)：466-478.
[77] Zaitseva E，Mukhamediev R，Levashenko V，et al. Comparative reliability analysis of unmanned aerial vehicle swarm based on mathematical models of binary-state and multi-state systems[J]. Electronics，2024，13(22)：4509.
[78] Zhou X X，Huang Y，Bai G H，et al. The resilience evaluation of unmanned autonomous swarm with informed agents under partial failure[J]. Reliability Engineering & System Safety，2024，244：109920.
[79] Peng Y，Yang H，Cheng Y H，et al. Largest recoverable component based fault recoverability of UAV swarm with removal of faulty individuals[J]. Aerospace Science and Technology，2021，118：107059.
[80] Fu C Q，Shi Z Y，Zhang P T. Analysis of the coupled cascade failure model in complex networks with functional dependence[J]. Physica A：Statistical Mechanics and Its Applications，2025，669：130605.
[81] 严超，张泽旭，崔祜涛，等. 固定翼无人机集群预定时间仿射编队机动控制[J]. 航空学报，2025，46(22)：331824.
Yan C，Zhang Z X，Cui H T，et al. Predefined-time affine formation maneuvering control for fixed-wing UAV swarm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2025，46(22)：331824.
[82] Thelasingha N，Julius A，Humann J，et al. Iterative motion planning in multi-agent systems with opportunistic communication under disturbance[PP/OL]. arXiv（2025-03-16)[2025-10-20]. https：//doi.org/10.48550/arXiv.2503.12457.
[83] Lan Q，Wen D Z，Zhang Z Z，et al. What is semantic communication A view on conveying meaning in the era of machine intelligence[J]. Journal of Communications and Information Networks，2021，6(4)：336-371.
[84] Zhang P，Xu W J，Gao H，et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G：A new paradigm of semantic communication networks[J]. Engineering，2022，8：60-73.
[85] 高兵，张哲婕，邹启杰，等. 基于深度强化学习和信息论的多智能体通信方法[J]. 航空学报，2024，45(18)：329862.
Gao B，Zhang Z J，Zou Q J，et al. Multi-agent communication cooperation based on deep reinforcement learning and information theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2024，45(18)：329862.
[86] Campion M，Ranganathan P，Faruque S. UAV swarm communication and control architectures：A review[J]. Journal of Unmanned Vehicle Systems，2019，7(2)：93-106.
[87] Sun G，Li J H，Wang A M，et al. Collaborative beamforming for UAV networks exploiting swarm intelligence[J]. IEEE Wireless Communications，2022，29(4)：10-17.
[88] Moussa M，Beltrame G. On the robustness of consensus-based behaviors for robot swarms[J]. Swarm Intelligence，2020，14(3)：205-231.
[89] Kong L H，Wang L Z，Cao Z Z，et al. Resilience evaluation of UAV swarm considering resource supplementation[J]. Reliability Engineering & System Safety，2024，241：109673.
[90] 薛建儒，房建武，吴俊，等. 多机协同智能发展战略研究[J]. 中国工程科学，2024，26(1)：101-116.
Xue J R，Fang J W，Wu J，et al. Collaborative multiple autonomous systems[J]. Strategic Study of CAE，2024，26(1)：101-116.
[91] Manzoor M A，Albarri S，Xian Z T，et al. Multimodality representation learning：A survey on evolution，pretraining and its applica-

tions[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2024, 20(3): 1-34.

[92] Ullah N, Ali Khan J, Falco I D, et al. Explainable artificial intelligence: Importance, use domains, stages, output shapes, and challenges[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 57(4): 1-36.

[93] Salahshour M, Couzin I D. Allocentric flocking[J]. Nature Communications, 2025, 16: 9051.

[94] Morimoto D, Hiraga M, Ohkura K, et al. Evolution and extraction of decision-making mechanisms in collective perception of a robotic swarm[J]. Artificial Life and Robotics, 2026, 31(1): 90-102.

[95] Chin K Y, Khaluf Y, Pinciroli C. Minimalistic collective perception with imperfect sensors[C]//2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2023: 8862-8868.

[96] Hong S X, Liu Y, Li Z, et al. Multi-agent collaborative perception *via* motion-aware robust communication network[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2024: 15301-15310.

[97] Salhab W, Ameyed D, Mcheick H, et al. Towards robust artificial intelligence: Self-supervised learning approach for out-of-distribution detection[C]//Coppens B, Volckaert B, Naessens V, et al. Availability, Reliability and Security. Cham: Springer, 2025: 85-99.

[98] Sar G K, Ghosh D. Flocking and swarming in a multi-agent dynamical system[J]. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 2023, 33(12): 123126.

[99] Le Ménec S. Swarm guidance based on mean field game concepts [J]. International Game Theory Review, 2024, 26(2): 2440008.

[100] Samburskyi V O, Malakhov E V. Improving the survivability of a reconnaissance UAV swarm based on cellular automata[C]//The 2024 10th International Conference on Computer Technology Applications, 2024: 1-6.

[101] Pramanik R, Verstappen R W C P, Onck P R. Emergent dynamics and spatiotemporal patterns in soft robotic swarms[PP/OL]. arXiv (2024-09-30)[2025-10-20]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.20234.

[102] Kong Y X, Wu R J, Zhang Y C, et al. Utilizing statistical physics and machine learning to discover collective behavior on temporal social networks[J]. Information Processing & Management, 2023, 60(2): 103190.

[103] Gou Z Z, Deng Y S. Dynamic model of collaboration in multi-agent system based on evolutionary game theory[J]. Games, 2021, 12(4): 75.

[104] Wu C X, Deng H Z, Wu H Q, et al. Enhancing resilience of unmanned autonomous swarms through game theory-based cooperative reconfiguration[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 260: 110951.

[105] Hornischer H, Herminghaus S, Mazza M G. Intelligence of agents produces a structural phase transition in collective behaviour[PP/OL]. arXiv (2017-06-05)[2025-10-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.01458.

[106] Schranz M, Di Caro G A, Schmickl T, et al. Swarm intelligence and cyber-physical systems: Concepts, challenges and future trends[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2021, 60: 100762.

[107] Li C M, Lu S, Zhao X, et al. Kinematic and dynamic performances of artificial swarm systems: Aggregation, collision avoidance and compact formation[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2023, 157: 104390.

[108] Sun G B, Gu H B, Lü J H. Distributed swarm control for multi-robot systems inspired by shepherding behaviors[J]. Science China Technological Sciences, 2024, 67(7): 2191-2202.

[109] Liu C L, Ridgley I L D, Elwin M L, et al. Self-healing distributed swarm formation control using image moments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(7): 6216-6223.

[110] 王荪馨, 王彦明, 孔杰, 等. 一种柔性缩放的群机器人形态自修复方法[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(1): 206-214.
Wang S X, Wang Y M, Kong J, et al. A flexible scaling self-healing method for morphology of swarm robots[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, , 2022, 40(1): 206-214.

[111] 张军, 陈磊, 高智杰, 等. 低空无人机技术研究现状与展望[J]. 中国工程科学, 2025, 27(2): 73-85.
Zhang J, Chen L, Gao Z J, et al. Low-altitude unmanned aerial vehicle technology: Current status and prospects[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27(2): 73-85.

[112] Wei Z T, Wei R X. An information aggregation decision making method for UAV swarm intelligence system based on joint communication and proximal strategy[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 298: 129617.

[113] Chen W G, Jia Y J, Zhuang Y, et al. Multi-robot collaborative exploration based on adaptive sliding window and extended RRT [C]//2023 7th Chinese Conference on Swarm Intelligence and Cooperative Control, 2024: 204-215.

[114] 吕娜, 陈坤, 陈柯帆, 等. 适应拓扑变化的拥塞最小化网络更新策略[J]. 航空学报, 2020, 41(7): 323661.
Lyu N, Chen K, Chen K F, et al. Congestion-minimization network update strategy for topology changes[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(7): 323661.

[115] Krishnan V, Martínez S. A multiscale analysis of multi-agent coverage control algorithms[J]. Automatica, 2022, 145: 110516.

[116] Wu T Y, Han Z G. Blind identification of collective motion criticality using sequence model predictive entropy variance [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2026, 681: 131077.

[117] Ye H T, Li Z Q. PID neural network decoupling control based on hybrid particle swarm optimization and differential evolution[J]. International Journal of Automation and Computing, 2020, 17(6): 867-872.

[118] Meer I A, Besser K L, Ozger M, et al. Hierarchical multi-agent DRL based dynamic cluster reconfiguration for UAV mobility management[PP/OL]. V2. arXiv (2026-01-28)[2026-02-05]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.16167.

[119] 任羿, 王自力, 杨德真, 等. 基于模型的可靠性系统工程[M]. 北京: 国防工业出版社, 2021: 35-64.
Ren Y, Wang Z L, Yang D Z, et al. Model-based reliability systems engineering[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021: 35-64.

[120] Lama A, di Bernardo M, Klapp S H L. Nonreciprocal field theory for decision-making in multi-agent control systems[J]. Nature Communications, 2025, 16: 8450.

[121] Kaddoum G. Wireless chaos-based communication systems: A comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2016, 4: 2621-2648.

[122] Li J, Xu R, Liu X, et al. Learning for vehicle-to-vehicle cooperative perception under lossy communication[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(4): 2650-2660.

[123] 赵江，张璇，池沛，等. 空地无人集群自调节控制与动态路径规划方法[J]. 航空学报，2024，45(16)：329809.
Zhao J, Zhang X, Chi P, et al. Self-adaptive formation control and dynamic path planning for air-ground heterogeneous swarm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(16): 329809.

[124] 江碧涛，温广辉，周佳玲，等. 智能无人集群系统跨域协同技术研究现状与展望[J]. 中国工程科学，2024，26(1)：117-126.
Jiang B T, Wen G H, Zhou J L, et al. Cross-domain cooperative technology of intelligent unmanned swarm systems: Current status and prospects[J]. Strategic Study of CAE, 2024, 26(1): 117-126.

[125] 赵江，皮明豪，田栢苓，等. 面向多目标跟踪的集群无人机自组织共识决策方法[J]. 航空学报，2025，46(16)：331635.
Zhao J, Pi M H, Tian B L, et al. Self-organized consensus decision-making method for swarm UAV tracking multiple targets[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(16): 331635.

[126] Bongers S, Blom T, Mooij J M. Causal modeling of dynamical systems[PP/OL]. V4. arXiv (2022-03-27)[2026-02-21]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.08784.

[127] Friston K J, Harrison L, Penny W. Dynamic causal modelling[J]. NeuroImage, 2003, 19(4): 1273-1302.

[128] Stephan K E, Harrison L M, Kiebel S J, et al. Dynamic causal models of neural system dynamics: Current state and future extensions[J]. Journal of Biosciences, 2007, 32(1): 129-144.

[129] Novelli L, Friston K, Razi A. Spectral dynamic causal modeling: A didactic introduction and its relationship with functional connectivity[J]. Network Neuroscience, 2024, 8(1): 178-202.

[130] Pereira I, Frässle S, Heinzle J, et al. Conductance-based dynamic causal modeling: A mathematical review of its application to cross-power spectral densities[J]. NeuroImage, 2021, 245: 118662.

[131] Herdeanu B, Nathaniel J, Roesch C, et al. CausalDynamics: A large-scale benchmark for structural discovery of dynamical causal models[PP/OL]. V2. arXiv (2025-10-10)[2026-02-20]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.16620.

[132] Zhou J, Cui G Q, Hu S D, et al. Graph neural networks: A review of methods and applications[J]. AI Open, 2020, 1: 57-81.

[133] Beegum T R, Idris M Y I, Ayub M N B, et al. Optimized routing of UAVs using bio-inspired algorithm in FANET: A systematic review[J]. IEEE access, 2023, 11: 15588-15622.

[134] Hou Q, Dong J. Distributed dynamic event-triggered consensus control for multiagent systems with guaranteed performance and positive inter-event times[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 21(1): 746-757.

[135] Li Z, Shi J, Si J B, et al. Intelligent covert communication: Recent advances and future research trends[J]. Engineering, 2025, 44: 101-111.

[136] Hasan M, Saifullah M K, Kamal M A S, et al. Distributed broadcast control of multi-agent systems using hierarchical coordination[J]. Biomimetics, 2024, 9(7): 407.

[137] Wang C, Zhang S Y, Ma T H, et al. Swarm intelligence: A survey of model classification and applications[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2025, 38(3): 102982.

[138] Wang B, Mao C Y, Wei K X, et al. A collaborative surface target detection and localization method for an unmanned surface vehicle swarm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 139: 109679.

[139] Zhang L, Wang B, Zhao Y, et al. Collaborative multimodal fusion network for multiagent perception[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 55(1): 486-498.

[140] Zhang Y A, Hu Y, Song Y L, et al. Learning vision-based agile flight *via* differentiable physics[J]. Nature Machine Intelligence, 2025, 7(6): 954-966.

[141] Horyna J, Krátký V, Pritzl V, et al. Fast swarming of UAVs in GNSS-denied feature-poor environments without explicit communication[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(6): 5284-5291.

[142] Qi J T, Bai L, Wei Y M, et al. Emergence of adaptation of collective behavior based on visual perception[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(12): 10368-10384.

[143] Yu P, Fedeli G, Dimarogonas D V. Reactive and human-in-the-loop planning and control of multi-robot systems under LTL specifications in dynamic environments[C]//2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), 2023: 1862-1867.

[144] Vasilopoulos V, Castro S, Vega-Brown W, et al. A hierarchical deliberative-reactive system architecture for task and motion planning in partially known environments[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2022: 7342-7348.

[145] Bonabeau E, Theraulaz G, Deneubourg J L. Fixed response thresholds and the regulation of division of labor in insect societies[J]. Bulletin of Mathematical Biology, 1998, 60(4): 753-807.

[146] Charbonneau D, Sasaki T, Dornhaus A. Who needs 'lazy' workers Inactive workers act as a 'reserve' labor force replacing active workers, but inactive workers are not replaced when they are removed[J]. PLoS One, 2017, 12(9): e0184074.

[147] Gal A, Kronauer D J C. The emergence of a collective sensory response threshold in ant colonies[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2022, 119(23): e2123076119.

[148] Verma J K, Ranga V. Multi-robot coordination analysis, taxonomy, challenges and future scope[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 102(1): 10.

[149] Gerkey B P, Matarić M J. A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems[J]. The International Journal of Robotics Research, 2004, 23(9): 939-954.

[150] Quinton F, Grand C, Lesire C. Market approaches to the multi-robot task allocation problem: A survey[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2023, 107(2): 29.

[151] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model[C]//The 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1987: 25-34.

[152] Vicsek T, Czirók A, Ben-Jacob E, et al. Novel type of phase tran-

sition in a system of self-driven particles[J]. Physical Review Letters，1995，75(6)：1226-1229.

[153] Tian D X，Zhou J S，Han X，et al. Robust platoon control of mixed autonomous and human-driven vehicles for obstacle collision avoidance：A cooperative sensing-based adaptive model predictive control approach[J]. Engineering，2024，42：244-266.

[154] Couzin I D，Krause J，Franks N R，et al. Effective leadership and decision-making in animal groups on the move[J]. Nature，2005，433(7025)：513-516.

[155] Rubenstein M，Cornejo A，Nagpal R. Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm[J]. Science，2014，345(6198)：795-799.

[156] Chen G，Wang G X，Beek A V，et al. Emergence of hierarchies in multi-agent self-organizing systems pursuing a joint objective[PP/OL]. arXiv (2025-08-13)[2026-02-21]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.09541.

[157] March-Pons D，Pastor-Satorras R，Miguel M C. Non-linear inhibitory responses enhance performance in collective decision-making[J]. Communications Physics，2025，8：119.

[158] Liu Y X，Cao J，Li Z K，et al. Breaking mental set to improve reasoning through diverse multi-agent debate[C]//The Thirteenth International Conference on Learning Representations (ICLR 2025)，2025：80391-80450.

[159] Li H，Zhang D W，Dai Y L，et al. GP-NeRF：Generalized perception NeRF for context-aware 3D scene understanding[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2024：21708-21718.

[160] Chen S H，Liao Y Y，Wang F，et al. Toward the robustness of autonomous vehicles in the AI era[J]. The Innovation，2025，6(3)：100780.

[161] Wei Y X，Wang Z，Lu Y F，et al. Editable scene simulation for autonomous driving *via* collaborative LLM-agents[C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2024：15077-15087.

[162] Zhang Y，Song Y J，Ren Y，et al. Can large language models solve complex engineering issues？Practical applications in reliability systems engineering[J/OL]. Engineering，2026-01-20. https://www.engineering.org.cn/engi/EN/10.1016/j.eng.2025.07.037.

[163] Jimenez-Romero C，Yegenoglu A，Blum C. Multi-agent systems powered by large language models：Applications in swarm intelligence[J]. Frontiers in Artificial Intelligence，2025，8：1593017.

[164] Mensfelt A，Stathis K，Trencsenyi V. Generative agents for multi-agent autoformalization of interaction scenarios [PP/OL]. V3. arXiv (2025-05-29)[2020-02-23]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.08805.

[165] Wu D，Wei X，Chen G，et al. Generative multi-agent collaboration in embodied AI：A systematic review[PP/OL]. arXiv (2025-02-17)[2026-02-25]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.11518.

[166] Li G Y，Jiang B，Zhu H，et al. Generative attention networks for multi-agent behavioral modeling C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto：AAAI Press，2020：7195-7202.

[167] 杨大鹏，龚资浩，王小也，等. 基于多智能体强化学习的无人机协同截击机动决策研究[J]. 系统工程与电子技术，2025，47(9)：3076-3085.
Yang D P，Gong Z H，Wang X Y，et al. Research on UAV cooperative interception maneuver decision-making based on multi-agent reinforcement learning[J]. Systems Engineering and Electronics，2025，47(9)：3076-3085.

[168] Tian J，Sobczak M T，Patil D，et al. A multi-agent framework integrating large language models and generative AI for accelerated metamaterial design[PP/OL]. V2. arXiv (2025-04-06)[2026-03-02]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.19889.

[169] Xie Y，Jiang B W，Mallick T，et al. A RAG-based multi-agent LLM system for natural hazard resilience and adaptation[PP/OL]. arXiv (2025-04-24)[2026-03-02]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.17200.

[170] Zhang Y，Li X R，Ye J N，et al. Revisiting multi-agent world modeling from a diffusion-inspired perspective[PP/OL]. V2. arXiv (2025-10-24)[2026-03-03]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.20922.

[171] Zheng X Y. Exploring multi-agent dynamics for generative AI and large language models in mobile edge networks[J]. IEEE Wireless Communications，2025，32(6)：69-78.