



智能系统学报

CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

复杂系统智能演进技术综述

张万鹏, 谭思雨, 谷学强, 王尧, 王笛咏, 朱莎莎

引用本文:

张万鹏, 谭思雨, 谷学强, 等. 复杂系统智能演进技术综述[J]. 智能系统学报, 2026, 21(5): 1084–1105.

ZHANG Wanpeng, TAN Siyu, GU Xueqiang, et al. Review of intelligent evolution technology for complex systems[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2026, 21(5): 1084–1105.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202510041>

您可能感兴趣的其他文章

面向智能教育的自适应学习关键技术与应用

Key techniques and application of intelligent education oriented adaptive learning
智能系统学报. 2021, 16(5): 886–898 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202105036>

人工智能范式的革命与通用智能理论的创生

Paradigm revolution in artificial intelligence and the birth of general theory of intelligence
智能系统学报. 2021, 16(4): 792–800 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202103042>

系统故障因果关系分析的智能驱动方式研究

Intelligent analysis of system fault data and fault causal relationship
智能系统学报. 2021, 16(1): 92–97 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202003001>

系统可靠失效模型的哲学意义与智能实现

Philosophical significance and implementation of an intelligent system based on the system reliability–failure model
智能系统学报. 2020, 15(6): 1104–1112 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202003047>

人机智能技术及系统研究进展综述

A survey of recent advances in human–robot intelligent systems
智能系统学报. 2020, 15(2): 386–398 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201912001>

基于意识情感智能三位一体的煤矿供液过程控制

Hydraulic fluid supply process control of coal mine based on consciousness, emotion, and intelligence
智能系统学报. 2018, 13(4): 640–649 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201704013>

DOI: 10.11992/tis.202510041

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20260707.1657.022>

复杂系统智能演进技术综述

张万鹏¹, 谭思雨², 谷学强¹, 王尧¹, 王笛咏², 朱莎莎²

(1. 国防科技大学 智能科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 湖南先进技术研究院, 湖南 长沙 410205)

摘要: 复杂系统作为大量局部自治系统持续集成、相互耦合关联而成的大型系统, 其智能演进的基本思想是利用智能技术实现系统持续赋能, 以人工智能为驱动、以信息大数据为支撑下的复杂系统已实现了技术迭代和场景更新的多轮演进。本文聚焦人工智能复杂系统, 首先从智能演进基础理论进行剖析, 提炼智能演进概念, 围绕复杂系统感知层、计算层、优化层提出演进技术融合框架; 其次重点对大数据决策、边缘智能、多智能体协同、自适应演进四大智能关键技术进行总结, 概述以上技术在复杂系统内部的关键支撑作用及技术发展演进路线; 最后对未来人工智能驱动下的复杂系统演进方向进行了展望。本文可为下一代人工智能复杂系统的发展路径提供理论基础。

关键词: 人工智能; 复杂系统; 智能演进; 学习优化反馈; 大数据决策; 边缘智能; 多智能体协同; 自适应演进
中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2026)05-1084-22

中文引用格式: 张万鹏, 谭思雨, 谷学强, 等. 复杂系统智能演进技术综述 [J]. 智能系统学报, 2026, 21(5): 1084-1105.

英文引用格式: ZHANG Wanpeng, TAN Siyu, GU Xueqiang, et al. Review of intelligent evolution technology for complex systems[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2026, 21(5): 1084-1105.

Review of intelligent evolution technology for complex systems

ZHANG Wanpeng¹, TAN Siyu², GU Xueqiang¹, WANG Yao¹, WANG Diyong², ZHU Shasha²

(1. College of Intelligent Sciences, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Hunan Institute of Advanced Technology, Changsha 410205, China)

Abstract: As a large-scale system that continuously integrates and couples a large number of local autonomous systems, the basic idea of intelligent evolution of complex systems is to use intelligent technology to achieve continuous empowerment of the system. The complex system driven by artificial intelligence and supported by big data has achieved multiple rounds of technological iteration and scene updates. This article focuses on complex artificial intelligence systems. Firstly, it analyzes the basic theories of intelligent evolution, refine the concept of intelligent evolution, and propose an evolution technology integration framework centered around the perception layer, computing layer, and optimization layer of complex systems. and summarizes the four key evolution technologies of big data decision-making, edge intelligence, multi-agent collaboration, and adaptive evolution, summarize the crucial supporting role of the above technologies within complex systems and the development and evolution path of these technologies. It also looks forward to the future direction of complex system evolution driven by artificial intelligence. This article can provide theoretical support for the development path of the next generation of artificial intelligence complex systems.

Keywords: artificial intelligence; complex systems; intelligent evolution; learning optimization feedback; big data decision making; edge intelligence; multi-agent collaboration; adaptive evolution

复杂系统^[1]的演进历程, 是一场从理解涌现到驾驭涌现的深刻演变。传统复杂系统的研究开始于 20 世纪中叶, 启发于自然界蚁群^[2]、蜂群^[3]、鸟群^[4]等群体, 这些群体由大量单个个体通过互动协作, 自下而上地涌现出宏观的智慧与模式,

传统复杂系统主要通过观察、数学建模和计算机仿真等方式理解并解释系统内在的规律, 传统复杂系统的研究范式是寻求基本原理的理论模型, 但在很多复杂问题中无法建立有效的理论体系。

然而, 随着人工智能, 特别是多智能体强化学习^[5]、机器学习^[6]等技术的崛起, 复杂系统的演进迈进了人工智能复杂系统新纪元。研究的焦点从

收稿日期: 2025-10-30. 网络出版日期: 2026-07-07.

通信作者: 谷学强. E-mail: xueqiang_gu@nudt.edu.cn.

©《智能系统学报》编辑部版权所有

解读自然升级到创造智能,不仅可以模拟鸟群飞舞,更能构建由数百个智能体组成的自动驾驶车队;不仅可以打通蚁群“信息素”交互机制,更能构建群体机器人完成高难度复杂工序任务。人工智能不仅成为分析和模拟复杂系统的强大工具,其本身更作为一种基本单元,被用来主动设计和构建复杂系统。

探索复杂系统相关技术的总结工作,已有部分研究者进行综述,例如,Simankov等^[7]对混合智能系统结构进行了详细阐述;Tang等^[8]对复杂系统的仿真方法进行了综述;Liu等^[9]对复杂系统中的交互网络建模进行了分析与论证;Tsarev等^[10]阐述总结了分布式智能系统的复杂特征;Ge等^[11]对复杂感知系统信息理论与构建方法进行了综述。但当前对复杂系统智能化演进的研究较少,尚无系统理论方法与总结。本文旨在提供一个全面的以人工智能驱动下的复杂系统智能演进框架与关键技术的综述视角,系统梳理了复杂系统智能演进的理论基础、关键技术与发展路径,为构建具备自适应、自进化能力的下一代人工智能系统奠定基石。

本文围绕人工智能驱动下的复杂系统智能演进关键技术进行总结。首先,详细分析了从传统复杂系统到人工智能复杂系统的演进时间线,提炼智能演进概念,并提出演进技术融合框架;然后围绕大数据决策、边缘智能、多智能体协同、自适应演进四大核心技术相关研究进行总结,并指出其在复杂系统智能演进历程中的关键作用;最后,对未来人工智能复杂系统的发展趋势进行了展望和总结。

1 复杂系统智能演进基础理论

复杂系统智能演进并非单一技术路径的延伸,而是理论认知、演进机制与工程方法深度耦合的系统性工程。本章首先将厘清人工智能复杂系统的核心内涵与基本特征,确定综述的对象本体;在此基础上,系统阐述智能演进的动态概念、内驱技术与目标指向;最终,旨在构建一个统一的演进关键技术融合框架,阐释如何通过多技术范式的有机融合,驱动并支撑前述演进过程,形成从静态认知到动态规律、再到方法集成的完整理论逻辑。

1.1 人工智能复杂系统

人工智能复杂系统是融合人工智能技术与开放复杂巨系统特性的人工系统,指由多元异构的人工智能组件、算法模块或智能体通过动态交互

形成的多层级集成体系,既继承钱学森提出的“开放性、巨量要素、复杂交互、多层级结构”核心特征^[12],又具备智能技术驱动的自主感知、协同决策与自适应优化能力,其整体行为表现出非线性耦合、自组织演化、涌现性输出等复杂系统典型属性^[13]。复杂系统研究可追溯至20世纪40年代,以系统论、控制论的兴起为标志,钱学森先生是中国该领域研究的前驱者^[14],其早期提出的工程控制论思想,将系统动态优化与反馈调节理念引入复杂工程问题,为复杂系统研究奠定了方法论基础。1990年,钱学森正式提出“开放的复杂巨系统”核心定义,明确其三大本质特征:与环境存在物质、能量、信息交换的开放性,包含成千上万种类型子系统的巨量性,以及子系统间复杂交互的多层级性^[12]。复杂系统研究经历了奠基期^[15]、深化期^[16]、跨学科拓展期^[17]和成熟发展期4个阶段。其核心共识是复杂系统的整体功能并非组件功能的简单叠加,而是通过组件间非线性交互产生涌现性特征。人工智能复杂系统是这一理论在智能技术领域的延伸与实践,既遵循复杂系统的普遍规律,又具备智能驱动的独特属性。该系统区别于一般复杂系统的核心在于以人工智能技术(如机器学习、多智能体协同等)为核心驱动,通过数据与知识的双轮赋能,实现系统在动态环境中的主动适配与性能升级,而非单纯依赖外部干预或预设规则运行。这类系统通常难以通过简单分析单个组成部分来预测其整体行为,是人工智能与复杂科学交叉融合的研究领域。典型的人工智能复杂系统包括自动驾驶车队^[18]、无人机集群^[19]、分布式能源网络^[20]、群体机器人^[21]、物流优化、医疗诊断系统、金融风控系统、物联网等,例如图森未来(TuSimple)在美国进行了自动驾驶车队货运测试,其车队在亚利桑那洲际公路上实现了“无人驾驶”长途运输,对异质环境联合感知与群体运动规划带来了巨大挑战;英特尔(Intel)的“Shooting Star”无人机集群同时操控超2000架无人机进行灯光秀,但大规模集群的集中控制架构存在单点故障风险,表演的精确管理与通信频谱协调具有巨大挑战,以上均为认知环境中典型的人工智能复杂系统。

相比自然界数以万年的演进过程而言,人工智能复杂系统的智能演进是高效快速的,有关复杂系统领域的研究已有半个世纪,传统复杂系统的研究旨在寻求基础理论模型,然而复杂系统在真实环境运作下会产生大规模数据。基于文献^[1-21]的系统梳理,绘制了复杂系统在人工智能

与信息大数据驱动下的演进时间线,如图1所示,20世纪中期人工智能和信息大数据下的复杂系统更趋于非线性、自协同和自涌现,进入21世纪后,人工智能复杂系统在理论与技术层面实现了新的突破。Yu等^[22]从架构建模等方面探讨了人工智能对复杂系统临界性和生成性的关系;Wang等^[23]从层次结构、动力学等方面探讨了人

类复杂系统内部语言理解关系;Aldoihi等^[24]进一步梳理了人工智能复杂系统在提高鲁棒性和能力的可能发展方向。因此,以人工智能为驱动、以信息大数据为支撑下的复杂系统实现了从单点突破到复合创新的技术迭代加速、从专用到泛在的应用场景扩散以及从封闭到开放生态的复杂度升级^[25]。

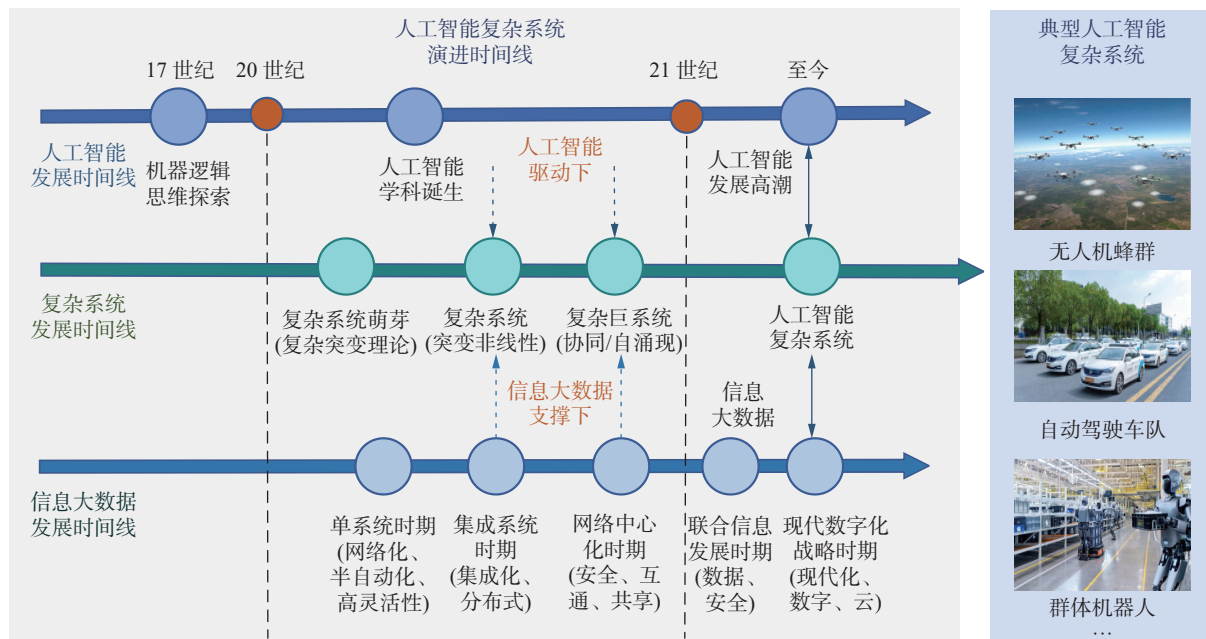


图1 复杂系统演进时间线

Fig. 1 Timeline of complex system evolution

1.2 智能演进概念

智能演进是人工智能复杂系统的核心发展模式,指系统在人工智能技术支撑下,依托大数据决策、边缘智能、多智能体协同等关键技术,通过环境感知-数据解析-策略优化-反馈迭代的闭环机制,自主调整内部结构、算法模型或交互模式,实现功能完善、效率提升或适用范围拓展的动态过程^[26]。本文从生物自然演进^[27]概念出发,将生物演进中的优胜劣汰演进逻辑迁移到复杂系统中,复杂系统的智能演进不仅依赖单一知识库的线性增长,更强调多层次、多主体的协同演进,复杂系统的智能演进表现出三大特征:

1) 自主性与动态适应性。传统复杂系统的适应性多依赖于预设的阈值规则与固定反馈回路,变化响应滞后且范围有限,体现为被动反应与稳态恢复,受固有规则与外部扰动驱动;人工智能复杂系统能够通过数据驱动决策^[28]和自适应演进机制,在无需人工干预的情况下实时感知环境变化、动态调整策略或结构(如参数优化、拓扑重构),并保持稳定运行。

2) 分布式协同与涌现智能^[29]。传统复杂系统

主要强调任务分解、分配及协作过程的可靠执行,协同行为通常依赖顶层设计和预设规则,整体呈现较强的确定性特征。相比之下,人工智能复杂系统更依赖多智能体协同、边缘智能和局部交互机制,不同智能单元可通过联邦学习^[30]、群体共识^[31]等方式实现信息共享与行动协调,并在持续交互、反馈和协作过程中形成全局层面的高阶智能,体现出非线性涌现特征。

3) 持续学习与层级跃迁。传统复杂系统的升级通常依赖人工重新设计、部署和维护,如硬件替换、软件更新或规则库调整等,其能力边界在部署阶段基本确定,后续演进空间有限。相比之下,人工智能复杂系统具备更强的持续学习能力,可通过在线强化学习^[32]、增量学习和经验积累不断优化行为,实现由低层级规则执行向高层级自主决策转变,并在新任务和新环境中利用历史经验提升适应效率,推动系统完成从固定流程执行到复杂问题求解的能力跃迁。

由此可见,智能演进并非单一技术能力的简单叠加,而是复杂系统在感知、决策、协同与学习等方面持续重构的动态过程。本文将其界定为:

复杂系统在大数据决策、边缘智能、多智能体协同和自适应演进等技术支撑下, 逐步形成自感知、自决策、自优化和自演进能力, 并通过数据驱动、分布式协作与持续学习, 不断适应环境变化、提升整体运行效能的过程^[33]。

1.3 演进关键技术融合框架

人工智能复杂系统的智能演进可从感知层、计算层和优化层 3 个层级展开理解, 通过信息传

递、任务协同和反馈调节形成闭环融合机制, 使系统能够在复杂环境中持续感知状态变化、生成决策方案并优化自身行为。各层机制之间并非简单线性衔接, 而是通过非线性交互、自适应调节和持续迭代共同推动系统演进, 为复杂系统的动态发展提供内在驱动力。基于文献 [22-33], 本文构建了人工智能复杂系统演进关键技术融合框架, 如图 2 所示。

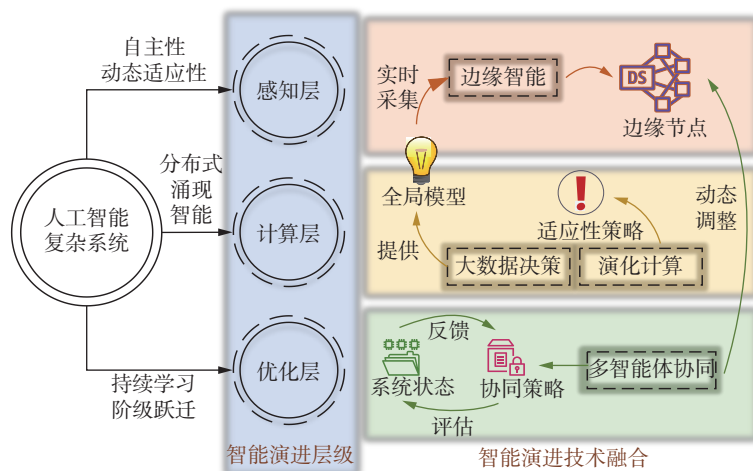


图 2 演进技术融合框架

Fig. 2 Evolutionary technology fusion framework

1) 数据驱动的边缘感知与预处理。边缘智能位于复杂系统与外部环境交互的前端, 承担环境状态感知、运行数据采集和初步处理等功能。通过部署分布式边缘节点, 系统能够实时获取多源异构数据, 并利用轻量化模型在本地完成特征提取及数据初步识别等, 提高系统对环境变化的响应速度。

2) 多模态大数据融合与决策生成。大数据决策层接收来自边缘端的预处理数据, 并依托数据湖架构完成多源异构数据的汇聚、治理与融合, 进而形成可供执行层调用的策略集合与决策方案。

3) 多智能体协同执行与博弈均衡。系统个体、功能模块或执行单元可被抽象为具有自主感知、决策和行动能力的智能体, 结合角色分配、博弈协调、知识共享和协同学习等机制, 不同智能体能够在局部信息条件下开展分布式协作。

4) 动态环境下的自适应演进。面向复杂环境中的不确定性变化, 强调通过系统级反馈调节实现持续优化, 结合在线进化、增量学习、参数自调整和结构重构等方法, 对运行状态、策略效果和环境变化进行持续评估。

综上, 人工智能复杂系统演进可概括为“感

知-计算-优化”的闭环过程。感知层依托边缘智能获取环境状态和运行数据; 计算层通过大数据分析、多模态融合与决策推理形成全局认知和候选策略; 优化层基于反馈评估运行状态与执行效果, 并动态调整节点配置、协同策略和演进参数。随着反馈积累与学习更新, 系统在持续迭代中实现从环境感知、策略生成到行为优化的自适应演进。

2 复杂系统智能演进关键技术

复杂系统的智能演进是当前人工智能领域的前沿方向, 其核心在于通过多维度技术融合实现系统整体智能水平的持续进化。复杂系统智能演进需要“边缘感知+大数据决策+多智能体协同+自适应演进”的关键内核技术, 其中大数据智能为系统提供认知基础, 通过海量异构数据的深度挖掘与知识提炼构建环境感知框架; 边缘智能赋予系统分布式决策能力, 依托终端设备的实时计算实现智能服务的场景化落地; 多智能体协同技术突破单体智能挑战, 通过群体博弈与共识机制形成全局优化的协同策略; 自适应演进计算则构成系统自我优化的内在驱动, 利用动态寻优算法实现系统架构的持续迭代升级。

2.1 大数据决策

大数据决策是复杂系统的“全局认知中枢”，通过从多源异构数据中提取关键信息、识别模式规律等，形成最优决策策略。与传统决策环境不同，复杂系统面临的环境具有高度动态性、多尺度关联和非线性作用等特征，这要求决策技术必须能够应对不确定性、演进性和涌现性等复杂系统特有的挑战^[34]。随着数据规模的爆炸式增长和决策环境的日益复杂，传统基于人工经验或简单数据分析的决策方式已难以满足实时性、准确性和自

适应性要求。现代大数据决策通过综合利用先进的信息处理技术和人工智能算法，实现对海量异构数据的深度挖掘与知识提炼，为复杂系统提供环境感知和认知推理的关键能力。大数据决策技术架构如图 3 所示。大数据决策技术经历了从简单规则应用到复杂协同智能的演进过程，决策方式从预设规则转向数据驱动再到多主体协同，基于文献 [34-61] 的系统梳理，总结大数据决策技术的演进历程可划分为 3 个关键阶段：规则驱动阶段、数据驱动阶段以及协同决策阶段，如图 4 所示。

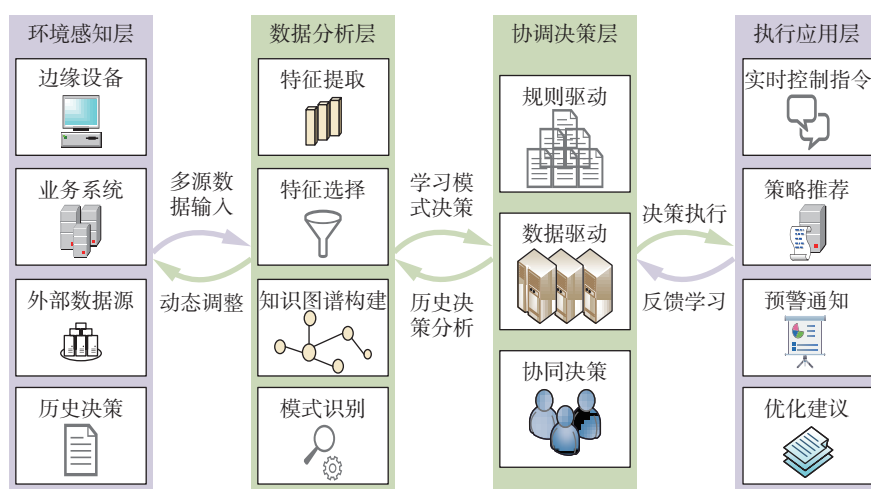


图 3 大数据决策技术框架

Fig. 3 Big data decision-making technology framework

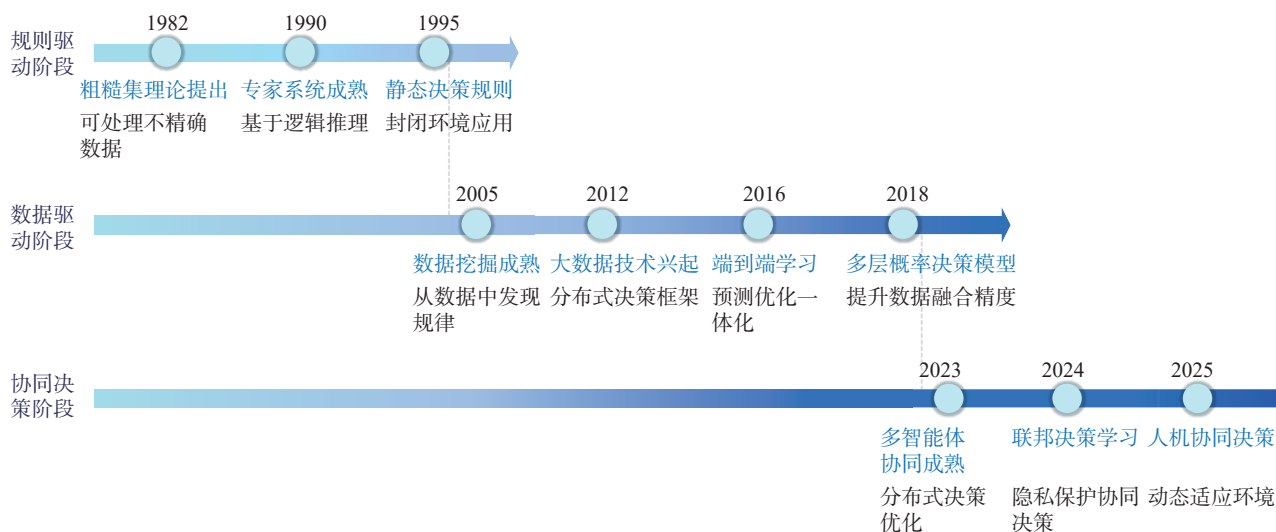


图 4 大数据决策技术发展演进

Fig. 4 Evolution of big data decision-making technology development

2.1.1 规则驱动阶段

规则驱动阶段是复杂系统大数据决策的萌芽期，此时的决策技术以专家系统和规则引擎为代表，决策过程基于严格的规则体系，需人工定义全部决策逻辑。这一阶段高度依赖先验知识，缺乏从数据中学习的能力。粗糙集理论作为一种处

理不精确与不完全数据的数学工具，被广泛应用于决策规则挖掘中。文献 [35-37] 基于粗糙集进行决策规则挖掘，获取最简决策规则集。针对大数据常见的不完备特性，Abdel-Basset 等^[38] 将中性集与粗糙集结合解决智慧城市大数据的不完备性问题。Banerjee 等^[39] 基于粗糙集和蚁群算法解

决大数据中的不确定性和最优特征抽取分析问题。针对大规模多模态数据的属性约简问题, Hu等^[40]给出了多核模糊粗糙集方法。随着专家系统的流行, Bonczek等^[41]将决策系统与专家系统相结合,用于解决定量与定性问题以及半结构化、非结构化问题。Tang等^[42]基于专家知识库将发动机燃油调节器的装配和调试过程整合到一个统一框架中。在规则驱动阶段,专家系统是典型代表,其核心在于通过规则引擎组织和调用领域知识,并借助推理引擎完成前向链式推理或后向链式推理,从而实现基于显式规则的判断与决策。作为早期决策树学习方法的代表, ID3算法(iterative dichotomiser 3)以信息增益作为属性选择标准,能够将分类过程转化为具有层级结构的决策树,为分类决策提供了较好的可解释性^[43]。在此基础上, C4.5算法对ID3进行了进一步改进,引入信息增益率以缓解属性选择偏差问题,并扩展了对连续属性和缺失值的处理能力。该算法生成的分类规则相对直观、易于理解,在中小规模数据集上通常能够取得较好的分类效果,但在面对大规模数据和复杂特征空间时,其计算效率和扩展能力仍存在一定局限^[44]。规则驱动阶段的决策系统在知识完备、边界清晰的简单系统中表现良好,但随着系统复杂性增加,暴露出知识获取瓶颈、规则冲突和适应性差等固有缺陷。无法应对不确定性和动态变化环境,促使决策技术向数据驱动方向演进。

2.1.2 数据驱动阶段

与规则驱动方法主要依赖人工构建知识和预设规则不同,数据驱动决策更加关注数据本身所蕴含的结构关系和演化规律,强调通过对大规模数据的建模、挖掘与学习,为复杂场景下的决策生成提供支撑。现有研究通常将数据驱动决策方法概括为序贯优化、端到端学习和直接学习3类典型范式^[45]。其中,序贯优化^[46]遵循“预测-优化”的两阶段流程,首先利用预测模型对不确定因素或关键状态变量进行估计,再将预测结果输入优化模型,以生成相应的决策方案;端到端学习^[47]则进一步打破预测模型与优化模型之间的割裂关系,将优化结构或决策损失嵌入模型训练过程,使预测模型能够根据最终决策效果进行调整,从而提升预测目标与决策目标之间的一致性。直接学习^[48]则不再显式构建优化问题,而是直接学习输入变量到决策变量之间的映射关系,适用于部分难以准确建模或优化过程复杂度较高的场景。在数据融合方面,多层概率决策模型^[49]针对网络大

数据协作融合问题,结合三步分解和三性融合策略,提升数据传输效率和融合精度。Huang等^[50]通过对多源大数据的知识融合,提出一种基于大数据融合的人群聚集预警方法。Zhan等^[51]引入了规范数据形式的概念,将每条样本数据分为必要的转移部分(当前状态、动作,下一状态)和可插拔的属性部分,通过空间属性筛选机制加速邻近搜索。随着深度学习技术的发展,决策系统逐步具备了自学习和自适应能力。Bukharov等^[52]采用区间神经网络来处理不确定数据,并结合遗传算法实现输入特征选择。Yu等^[53]融合粗糙集与蚁群优化算法,将其应用于属性约简及Web服务选择中。Wang等^[54]构建了智能决策支持平台,实现了在用车模式识别、能耗、电池健康与安全评估等多个场景中的数据驱动决策。此外,AlphaGo凭借强大的数据学习与策略生成能力战胜世界围棋冠军李世石,进一步验证了数据驱动方法在复杂决策任务中的通用性与突破性。数据驱动决策解决了规则驱动阶段的知识获取瓶颈,能够从历史数据中学习模式,实现对动态环境的自适应决策,然而,单一驱动决策范式在复杂系统中仍存在局限性,促使多智能体协同决策技术的发展。

2.1.3 协同决策阶段

协同决策阶段的核心在于突破单一决策主体在信息获取、计算能力和环境适应方面的局限,通过多智能体之间的协作、交互与协调,实现分布式条件下的系统级优化。与数据驱动阶段主要强调从数据中学习决策规律不同,协同决策更加关注多主体之间的信息共享、任务分解、角色协同和目标协调,其本质是在局部自主与全局一致之间建立有效平衡。围绕人机协同决策,已有研究从战略决策辅助、交互模式建模和任务委托机制等方面展开探索,Doshi等^[55]关注生成式人工智能在战略决策评估中的作用,指出其能够帮助管理者以较低的时间和资源成本获得跨领域战略洞察;Gomez等^[56]提出交互模式分类法,用于刻画决策过程中人与人工智能系统之间的交互关系,为理解人机协同决策机制提供了分析框架;Lee等^[57]研究了基于距离的不确定性评分在AI任务委托中的作用,并通过嵌入表示的可视化方式增强人机决策过程的可理解性。在多智能体协同与分布式决策方面,相关研究进一步强调主体间的隐私保护、局部更新、协作控制和博弈优化,Wang等^[58]提出了隐私保护个性化联邦学习框架,将定制化模型训练与隐私增强机制相结合,

以支持联邦环境下的协作预测与决策; Geng 等^[59]提出了基于分解的多智能体分布强化学习方法, 使各智能体能够在局部信息条件下进行分布式学习与更新; Chen 等^[60]结合独立决策机制和协作定位方法, 实现了多无人机协同条件下辐射源的高精度检测与定位; Jiao 等^[61]则提出基于多智能体强化学习的分布式无人机群协同控制算法, 并通过稀疏奖励函数设计引导无人机在对抗场景中完成协同博弈。总体来看, 协同决策技术通过资源共享、知识互补和分布式协作, 有助于克服单一决策节点在感知范围、知识储备和行动能力方面的不足, 从而提升复杂系统的整体决策效能。随

着边缘计算、物联网和多智能体学习等技术的发展, 协同决策正进一步向去中心化、实时化和自适应方向演进, 并逐渐成为复杂系统智能决策的重要发展路径。

表 1 总结了近 5 年大数据决策技术的研究热点。当前大数据决策技术的研究聚焦于人机协同、联邦学习和可解释人工智能 (artificial intelligence, AI) 等方向, 致力于平衡决策效率与透明度、个体优化与全局协同的关系。未来, 随着边缘智能与量子计算的发展, 大数据决策将向更实时、更可靠、更自适应的方向演进, 为复杂系统智能演进提供坚实支撑。

表 1 大数据决策领域代表性关键技术
Table 1 Representative key technologies for big data decision-making

年份	方法	期刊/会议	主要贡献	主要解决的问题
2020	多智能体深度强化学习模型 ^[62]	ITSC 2020	基于实时摄像头数据的多智能体深度强化学习模型, 实现多路口交通流协同优化。	分布式协同决策问题
2025	NDD-MADRL(噪声分布分解多智能体分布式强化学习) ^[59]	IEEE Transactions on Mobile Computing	通过噪声分布分解优化多智能体决策中的环境干扰抵抗能力, 并通过大量带噪声奖励的仿真实验证明有效性。	
2025	分布式无人机群协同控制算法 ^[61]	IET Control Theory & Applications	将强化学习应用于无人机群对抗场景, 构建协同决策模型, 实现集群战术动态调整。	
2021	复杂网络数据驱动控制方法 ^[63]	Nature Communications	突破传统模型依赖局限, 实现复杂系统的动态稳定控制。	复杂系统动态调控问题
2022	智能决策支持平台 ^[54]	Systems Engineering and Electronics	构建智能决策支持平台, 整合多源车况、路况数据, 提升车辆能耗优化与行驶安全决策效率。	人机协同决策优化问题
2024	理性注意力框架下人机协同决策模型 ^[64]	Management Science	建模人机协同决策, 发现机器辅助可能增加假阳性错误, 明确最优协作场景边界。	
2025	生成式AI战略决策评估框架 ^[55]	Strategic Management Journal	提出生成式AI辅助战略决策评估方法, 以较低的时间和资源投入获得跨领域战略决策见解。	
2025	AI辅助决策人机协同交互模式分类法 ^[56]	Frontiers in Computer Science	引入一种交互模式分类法来描述人机交互模式, 从而理解决策过程中与AI的交互性。	决策可信与安全保障问题
2025	P3FL(隐私保护个性化联邦学习框架) ^[58]	IEEE Internet of Things Journal	提出P3FL框架, 在联邦学习基础上融合隐私保护与个性化建模, 支撑智能家居协同预测与决策, 提高运营效率。	
2025	不确定性感知任务分配—人机协同决策框架 ^[1]	ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency	研究基于距离的不确定性评分在任务委托给AI中的效用, 并描述了如何通过嵌入表示法将评分可视化, 以实现人机决策。	

2.2 边缘智能

边缘智能是边缘计算与人工智能融合形成的技术形态, 其核心是在靠近数据源的边缘侧部署智能模型, 使数据处理、特征提取和智能决策能够在本地或近端完成。相比依赖云端计算的模式, 边缘智能可降低数据传输时延和网络带宽消耗, 提高实时任务响应能力, 并减少敏感数据远

距离传输, 从而增强数据隐私与安全性。传统人工智能模型通常以预测精度为主要优化目标, 对推理速度、模型规模和能耗开销关注不足; 而边缘场景中的实时任务对模型轻量化和快速推理提出了更高要求。同时, 边缘设备普遍存在计算、存储和能耗受限等问题, 且不同设备在硬件架构和运行环境上差异明显, 导致同一模型的部署效

果和性能表现存在差异。因此,如何在资源受限和异构环境下实现高效、可靠的智能推理,是边

缘智能发展的关键问题。边缘智能技术架构如图5所示。

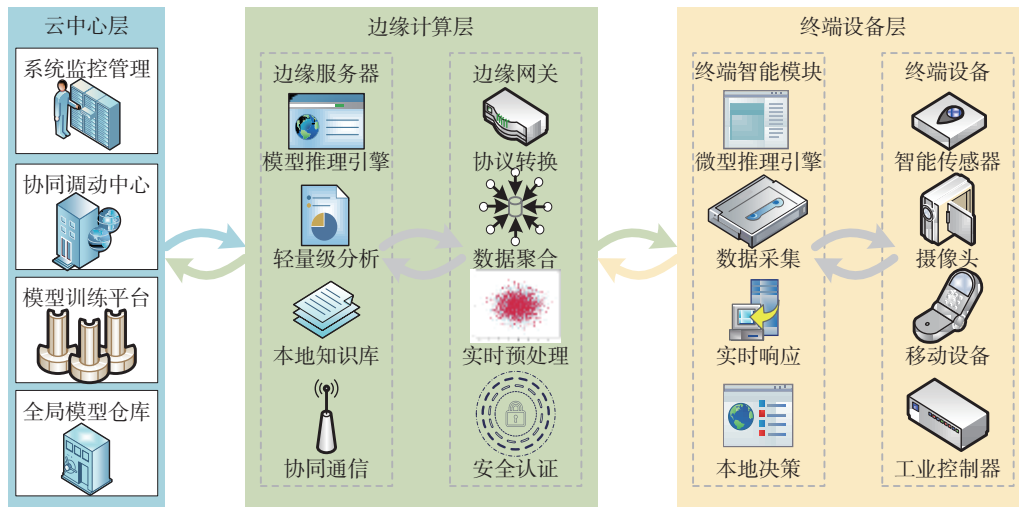


图5 边缘智能技术框架

Fig. 5 Edge intelligence technology framework

缘智能作为复杂系统智能演进的终端执行核心,其发展经历了从终端计算到端云协同的演进历程,计算模式从集中到分布、优化目标从单一到多元、技术方法从手工到智能,基

于文献[65-88]的系统梳理,边缘智能技术演进历程可划分为3个关键阶段:终端计算阶段、自动化轻量化阶段以及端云协同阶段,如图6所示。

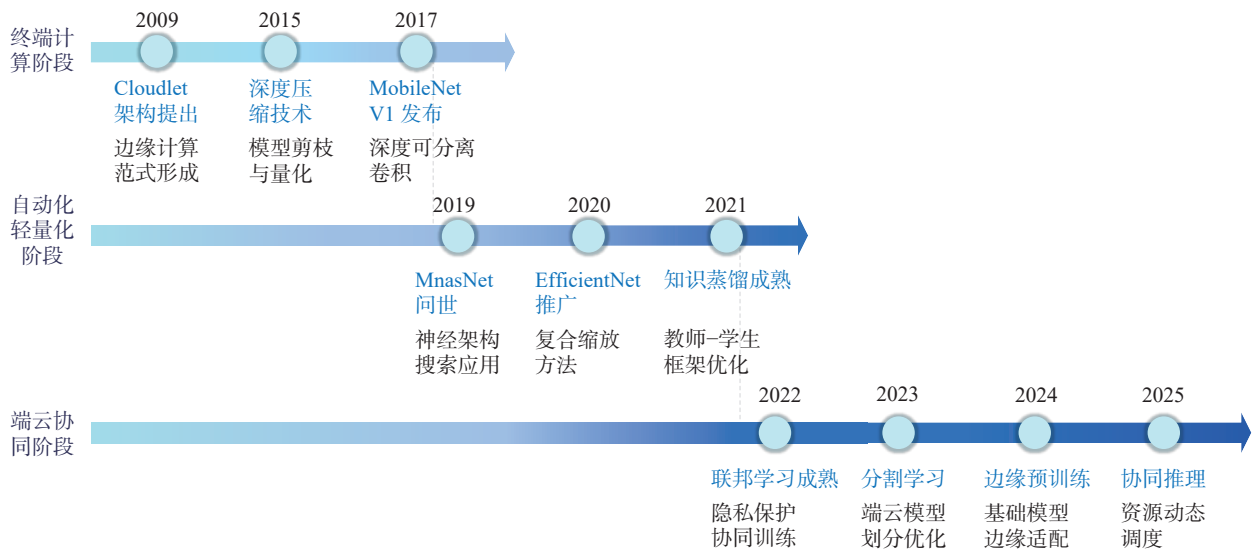


图6 边缘智能技术发展演进

Fig. 6 Evolution of edge intelligence technology development

2.2.1 终端计算阶段

在终端计算阶段,边缘智能的基本思想开始形成。该阶段的研究主要围绕分布式计算架构和端侧模型优化展开,为后续边缘智能技术的发展奠定了重要基础。Satyanarayanan等[65]提出的Cloudlet架构将云计算资源下沉至网络边缘,使终端设备能够就近获取计算服务,从而降低任务处理时延,随后,微云(Micro-Cloud)等概念进一步推动了计算资源由集中式云端向分布式边缘侧

部署。在模型优化方面,模型剪枝、权值量化等方法成为早期端侧模型轻量化的重要技术路径。Han等[66]提出的深度压缩方法通过剪枝、量化和哈夫曼编码3个步骤,在保持模型精度基本稳定的前提下显著降低神经网络的存储和计算开销。与此同时,轻量化神经网络结构的出现进一步提升了模型在资源受限设备上的部署可行性。这一阶段同时见证了轻量化神经网络架构的突破,研究者从网络结构设计入手,显著提升模型在边缘

设备上的效率。MobileNet V1^[67]引入深度可分离卷积替代标准卷积操作,通过分解卷积过程大幅减少计算量和参数数量。ShuffleNet^[68]采用通道混洗操作促进通道间信息交流,在保持精度的同时进一步提升模型效率。SqueezeNet^[69]通过“压缩-扩展”模块设计,在保持精度的同时将模型参数减少为原来的 1/50。这些方法从卷积操作分解、连接方式优化和网络结构重构等角度降低模型复杂度,使深度神经网络逐步具备端侧部署能力。此外, Han 等^[70]提出的 GhostNet 进一步关注特征图中的冗余问题,通过低成本操作生成冗余特征,在模型精度与计算效率之间取得了较好平衡。总体来看,终端计算阶段的技术进步推动了深度神经网络在资源受限设备上的应用,但边缘设备在计算能力、存储空间和能耗约束方面仍存在明显限制,模型设计与部署效率仍难以完全满足复杂场景需求。这些问题进一步推动边缘智能技术向自动化模型设计、自适应部署和边云协同方向演进。

2.2.2 轻量化自动化阶段

自动化轻量化阶段的核心特征是神经网络架构搜索 (neural architecture search, NAS) 技术在边缘场景的应用,实现模型设计的自动化与最优化。MnasNet^[71]首次将实时延迟纳入搜索目标,通过强化学习自动搜索满足特定延迟约束的模型架构。随后出现的 EfficientNet^[72]通过复合缩放方法统一优化网络深度、宽度和分辨率,在相同计算预算下达到更高精度。ProxylessNAS^[73]直接针对目标硬件搜索网络架构,避免代理任务带来的偏差,实现更准确的效率优化。这一阶段的重要方向还包括知识蒸馏,通过教师-学生网络框架将大型模型的知识转移到小型模型,提升轻量化模型的性能。Jiao 等^[74]提出的 TinyBERT 针对自然语言处理任务进行优化,将 BERT(bidirectional encoder representations from transformers) 压缩至原有尺寸的 1/7,同时保持 90% 以上的性能。专用硬件加速器的兴起为模型的自动化轻量化提供硬件支持,如 Google 的 Edge TPU 和 NVIDIA 的 Jetson 系列,显著提升边缘推理效率。自动化轻量化阶段的技术进步使边缘模型设计从依赖经验设计转向自动化优化,显著提升了开发效率。同时,动态推理技术根据输入样本难度自适应调整计算路径,进一步提升了边缘设备上的推理效率。

2.2.3 端云协同阶段

端云协同阶段聚焦于端侧设备与云端的协作机制,通过联合优化实现系统性能的最大化。联

邦学习作为典型技术,允许多个边缘设备协同训练模型而不共享原始数据,既保护隐私又利用分布式数据价值。Google 于 2016 年提出联邦学习概念,随后在 Gboard 等产品中成功应用,推动了技术标准化和工具化发展^[75]。分割学习将模型分割部署在端侧和云端,边缘设备负责前几层计算,在云端完成剩余部分,平衡计算负载与隐私保护^[76]。差异化部署根据设备能力动态分配模型版本,高性能设备运行复杂模型,低性能设备运行轻量模型,实现服务体验与资源消耗的平衡。边缘预训练是近期兴起的新范式,通过在海量边缘数据上预训练基础模型,再针对特定任务微调,提升模型泛化能力^[77]。同时,脉冲神经网络等新型计算模型在边缘智能领域展示出潜力,通过事件驱动计算进一步降低能耗^[78]。端云协同阶段的技术发展标志着边缘智能从孤立节点优化转向系统级协同,实现边缘智能生态的整体效能提升。

以智能手机为代表的移动终端,具备中等计算能力但对续航和隐私高度敏感。部署策略通常采用轻量模型本地推理以及云端增强与更新结合的模式。设备本地运行经过深度压缩的轻量级模型以满足实时性需求^[67,74];同时,通过联邦学习在云端聚合用户数据更新全局模型而不泄露隐私,或根据场景需要,将部分复杂样本以分割学习方式交由云端处理。对于物联网传感器,其极端受限的资源决定了部署必须极简。终端仅运行计算复杂度极低的模型或仅进行初步特征提取,原始数据或稀疏特征被传输至边缘网关或微云进行聚合与深度分析。此外,采用事件触发式推理而非持续运行,可大幅降低能耗^[78]。对于工业终端,其对可靠性、实时性和精度要求极高。终端利用集成 GPU 或专用 AI 加速芯片运行经过硬件感知神经网络搜索优化的高精度模型;云端则维护一个模型仓库,根据产线工况变化,通过空中下载技术动态下发或切换终端模型,或利用数字孪生技术在云端仿真验证后部署^[76]。这种基于设备画像的差异化部署策略,有效解决了边缘生态中资源与需求的匹配问题,使端云协同从理论通用框架走向了工程实用化,实现了系统整体效能与资源利用的最优平衡。

表 2 总结了近 5 年边缘智能技术的研究热点。当前研究前沿聚焦于端云协同机制、隐私保护技术和新型计算模型,致力于解决边缘环境下的资源约束、数据隐私和能效挑战。未来,随着 5G/6G 通信、算力芯片和基础模型技术的发展,边缘智能将向更高效、更安全、更自适应的方向演进。

表2 边缘智能代表性关键技术
Table 2 Representative key technologies for edge intelligence

年份	方法	期刊/会议	主要贡献	主要解决的问题
2021	强化学习多用户边缘-云协同优化模型 ^[79]	IEEE Internet of Things Journal	提出多用户边缘-云协同优化模型,在保障数据隐私的前提下实现能耗降低与延迟缩短。	端云资源协同与任务调度问题
2024	TJCCT(双时间尺度资源调度方法) ^[80]	IEEE Transactions on Mobile Computing	提出TJCCT,在系统效用、平均处理率、平均完成延迟、评价完成率等方面实现优异的性能。	
2025	多大语言模型边缘智能架构 ^[81]	IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking	提出多模态多大语言模型架构,集成它们的输出进行综合分析,解决多模态多大语言模型协同调度与信任认证问题。	
2021	MobileViT(轻量级视觉Transformer) ^[82]	arXiv	首创“卷积+Transformer”混合架构构建模型,较MobileNetv3、DeiT分别高3.2%、6.2%。	轻量高效的边缘模型架构设计问题
2023	FastViT ^[83]	ICCV	引入令牌混合算子,结合训练过参数化与大核卷积。移动设备上,较EfficientNet快4.9倍。	
2023	EiEfficientFormerV2 ^[84]	ICCV	设计低延迟高参数效率超网,提出细粒度联合搜索策略,较MobileNetV2准确率高3.5%,且延迟、参数规模相近。	
2024	RepViT(轻量级CNN家族) ^[85]	CVPR	从ViT视角增强。iPhone12上准确率超80%,推理延迟仅1.0 ms,适配移动设备视觉任务。	
2025	MicroViT ^[86]	ISCAS	提出高效单头注意力。在保证精度的同时推理速度快3.6倍、能效高40%。	边缘设备上的高效推理与执行优化问题
2023	硬件优化储层计算系统 ^[87]	Cognitive Computation	提出硬件优化储层计算系统电路设计,适配边缘智能资源约束,准确性高且所需能耗低。	
2025	Cacomp(云辅助边缘DNN编译框架) ^[88]	IEEE Transactions on Computers	自动优化边缘设备DNN执行流程,推理平均等待时间缩短30%,设备资源利用率提高20%。	

2.3 多智能体协同

多智能体协同目的是多个智能体通过感知、通信和决策共同完成单个智能体难以胜任的复杂

任务。如图7所示,多智能体协同研究的发展反映了人工智能复杂系统从规则驱动到数据驱动再到认知驱动的技术。

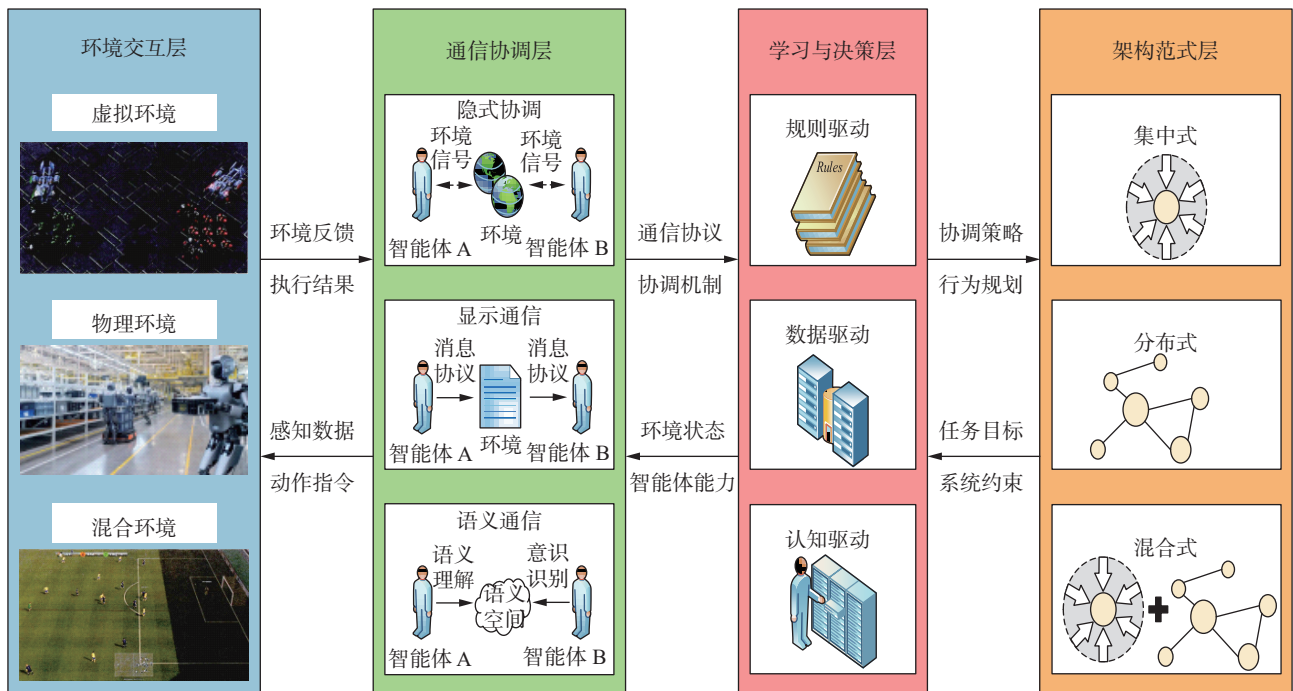


图7 多智能体协同技术框架

Fig. 7 Multi-agent collaborative technology framework

基于文献[89-111]的系统梳理,多智能体协同的技术演进过程从实现任务分配功能的传统控制到追求复杂系统适应性的学习驱动,再到

注重理解的大语言模型 (large language model, LLM) 编排。如图8所示,当前,随着LLM等技术的成熟,多智能体协同研究正逐步向具有高

入学习驱动阶段。在该阶段, 强化学习方法逐渐成为多智能体协同优化的重要技术路径。2017年多智能体近端策略优化算法 (multi-agent proximal policy optimization, MAPPO)^[97] 将 PPO 范式拓展到多智能体领域, 为分布式训练和协同控制提供了重要基准。同时, 通信学习研究取得了显著进展, 智能体不再仅依赖预设通信规则, 而是能够在交互过程中学习有效的信息编码、传递和解码方式, 从而提升协作效率与任务完成质量。从训练组织方式来看, 集中式方法通过聚合多个智能体的观测、状态或动作信息, 对系统整体行为进行统一建模, 在复杂协同任务中表现出较强的全局协调能力。2021 年 Decision Transformer^[98] 的提出进一步推动了强化学习范式的转变, 其将强化学习问题重新表述为序列建模任务, 为强化学习与大模型方法的结合提供了新的思路。2022 年 DeepMind 提出的通用智能体雏形 Gato^[99], 展示了单一模型执行多类任务的可能性, 体现出跨任务迁移与统一建模的潜力。与此同时 V2X-Sim^[100] 高质量仿真平台的出现, 为多智能体协同决策方法的训练、评估和对比验证提供了更加可靠的实验基础。然而, 集中式方法随着系统中智能体数量的增加, 状态空间和动作空间的维度会呈现指数级扩张, 这种现象直接导致了维度灾难问题的出现。CTDE^[101] 有效地整合了分散式与集中式方法的优势, 利用全局信息辅助算法训练, 同时保持执行阶段的分布式特性, 显著提升了智能体间的协同能力。在模型训练过程中, CTDE 框架支持智能体之间共享全局状态信息、梯度更新数据以及网络参数, 有助于智能体更精确地推断和预测其他智能体的行为特征, 从而提升整个系统的协同效率。全局任务分解为基于局部观测的分布式决策问题, 系统能够在保持较高决策效率的同时显著降低通信开销和计算复杂度, 确保在大规模应用场景下的可扩展性和鲁棒性, 为下一阶段的 LLM 的应用做好了准备。

2.3.3 LLM 编排阶段

LLM 凭借语言理解、知识组织和复杂推理能力, 为多智能体协同提供了新的技术支撑。LLM 驱动的智能体能够理解自然语言指令、解析任务目标并生成行动计划, 在任务分解、角色分配、协

作调度和反馈优化等方面表现出较强的自主性与适应性, 因而成为复杂任务场景中的重要研究方向。近年, CAMEL^[102]、AutoGPT^[103] 等成功展示了 LLM 驱动复杂系统的可能性, 在此类框架中, 智能体不仅能够对用户指令进行语义理解, 还能够围绕任务目标开展分工协作、信息交互和自主执行。与传统依赖固定规则或集中式控制的协同方式不同, LLM 驱动的编排式协同更加注重任务语义理解、角色动态生成和多轮交互反馈, 使复杂系统在一定程度上呈现出类似人类团队的组织协作特征。随着研究的深入, LLM 驱动的多智能体协同逐步从虚拟任务环境扩展到具身智能和物理世界场景, SMART-LLM^[104] 等框架成功将 LLM 的推理能力和机器人的物理执行能力结合, 实现了基于自然语言指令的复杂任务协同。具身智能在地面车辆、机械臂、空中无人机等多种智能体协同完成复杂任务过程中, 展现出显著的效率与灵活性。例如, 配送车与无人机可协同完成末端投递, 巡检车与机械臂可协同开展道路清障和设备运维, 车辆与路侧单元构成的混合网络^[105] 也为交通感知、协同控制和智能调度提供了新的实现路径。LLM 进一步丰富了多智能体任务编排与交互机制, 可在仿真环境中低成本验证任务规划、角色协商和协同行为, 为群体智能涌现研究提供基础, 但仍面临协同安全、通信拥塞和执行一致性等挑战。在协同安全方面, 现有研究通过明确职责边界、智能分配资源、实时校验反馈^[106], 初步解决了多智能体协同中的权限滥用、通信延迟、威胁适配不足等安全问题。在通信拥塞方面, 研究引入分层部署方法分散通信压力^[107], 通过轻量化设计和参数优化减少传输数据量^[108], 再通过智能拥塞控制算法适配网络动态^[109], 从根源上缓解多智能体协同编排中的通信堵塞问题。然而, 如何平衡 LLM 认知能力、强化学习决策能力和智能群体执行能力, 构建复杂场景中多智能体系统还有待深入研究。

如表 3 所示, 多智能体协同研究已进入 LLM 编排的新阶段, 利用 LLM 的高级认知能力进行任务分解与跨模态推理, 推动智能体从虚拟协作走向物理世界的具身智能交互, 逐步实现通用群体智能在智能制造、智慧城市等复杂场景中的规模化应用。

表 3 多智能体协同代表性关键技术
Table 3 Representative key technologies for multi-agent collaboration

关键技术	时间	阶段	学习范式	主要解决的问题
QPLEX ^[110]	2020	传统控制阶段	CTDE	通用且高效的多智能体信用分配。
G2ANet ^[96]	2020	传统控制阶段	CTDE	显式建模智能体间动态关系, 提升协作效率。

续表 3

关键技术	时间	阶段	学习范式	主要解决的问题
Decision Transformer ^[98]	2021	学习驱动阶段	CTDE	将强化学习重构为序列建模任务, 开启新范式。
MAPPO ^[97]	2022	学习驱动阶段	分布式训练 分布式执行	将PPO扩展到多智能体领域, 提供强大基线算法。
Gato ^[99]	2022	学习驱动阶段	CTDE	实现通用智能体雏形, 同一模型处理多模态任务。
SMART-LLM ^[104]	2023	LLM编排阶段	大模型编排	将LLM推理能力与机器人控制结合, 实现物理世界交互。
AutoGPT ^[103]	2025	LLM编排阶段	大模型编排	实现基于LLM的自主任务分解与自我提示执行。
Flying Toolbox ^[111]	2025	LLM编排阶段	大模型编排	克服强气流干扰, 解决近距离飞行与高精度操作难以兼顾难题。

2.4 自适应演进

自适应演进是指复杂系统根据外部环境变化和内部运行状态, 主动调整自身结构、功能与行为模式, 以维持系统稳定性并提升整体性能的能力。该概念最初源于生物学中的自然演化思想, 强调个体或群体在遗传变异、选择压力和环境约束作用下不断适应外部环境, 随后, 这一思想被引入复杂系统研究, 用于解释和支撑系统在动态、不确定和开放环境中的持续调节与能力提

升。自适应演进技术框架如图 9 所示, 研究的核心在于处理与演进过程, 系统在该过程中通过自我调整和优化以更好地实现高效、稳定、智能的运行状态。自适应演进成为了研究者关注的焦点, 本节主要介绍自适应演进的关键技术, 如图 10 所示, 基于文献 [103-115] 的系统梳理, 自适应演进技术分别从自然启发、混合智能与多策略融合、智能融合与自主系统构建 3 个阶段进行概述。

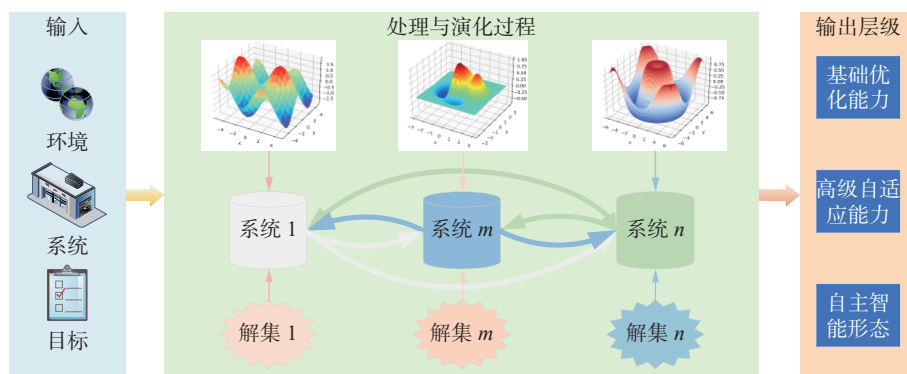


图 9 自适应演进技术框架

Fig. 9 Adaptive evolution technology framework

2.4.1 自然启发阶段

自然启发阶段是复杂系统自适应演进研究的早期形态, 其理论基础主要来源于生物进化论、群体智能和复杂系统理论。遗传算法理论 (genetic algorithm, GA)^[112] 模拟了达尔文自然选择和生物遗传机制, 通过选择、交叉和变异操作进化种群。随后, Kauffman^[113] 提出的复杂系统理论揭示了复杂系统内在的普遍规律, 表明了自适应行为是系统内部各组分非线性相互作用下的自组织必然结果。差分进化算法 (differential evolution, DE)^[114] 以简洁的向量差分变异策略, 展现了优异的全局搜索性能。21 世纪初, 头脑风暴优化算法 (brain storm optimization, BSO)^[115]、花授粉算法 (flower pollination optimization algorithm, FPA)^[116]、灰狼优化算法 (grey wolf optimization, GWO)^[117] 等多种元启发式算法被提出, 优化理论与混合算法设计成

为研究热点。总体来看, 自然启发算法丰富了复杂系统自适应演进的技术工具, 在全局搜索、非凸优化和多目标优化等问题中展现出一定优势。然而, 此类方法的性能往往依赖于参数设置、算子设计和问题特征匹配, 且算法本身对任务环境变化的主动感知和自适应调节能力仍然有限。因此, 如何突破单一启发式算法的性能瓶颈, 构建更加问题导向、可自我调整和可持续优化的演进机制, 成为后续技术发展的重要方向。

2.4.2 多策略混合智能阶段

为克服自然启发阶段单一算法在参数依赖、环境适应性和优化稳定性方面的不足, 复杂系统自适应演进研究逐步进入混合智能与多策略融合阶段。该阶段研究核心驱动力转换为追求更高的优化精度、更快的收敛速度和更强的算法鲁棒性, 以应对日益复杂的多目标、高维度

工程问题。这一阶段成果主要体现在算法组件融合、参数自适应化和框架优化3个层面。在算法组件融合层面,自适应Memetic算法^[118]将具有全局搜索能力的进化算法与具有局部精细搜索能力的启发式算法相结合,从而提高了多目标优化过程中的搜索效率和解集质量;两阶段自适应进化算法^[119]则融合遗传算法与启发式规则,并通过分阶段搜索策略提升防空资源调度问题的求解效率,体现了混合策略在复杂工程调度场景中的应用价值。在参数自适应化层面,自适应差分进化算法^[120]引入基于成功历史信息的参数更新机制,使交叉率和变异因子能够根据搜索进程动态调整,从而降低人工调参

需求并提升算法适应性;双重经验差分进化算法^[121]进一步利用个体经验与群体经验的协同反馈实现参数自适应调节,增强了算法在复杂搜索空间中的稳定性和寻优能力。在框架优化层面,多任务自适应迁移框架^[122]从机器学习的角度利用概率知识对提出的框架进行了理论分析,证实了理论框架对优化性能的积极影响;多目标进化算法^[123]将复杂的目标问题分解为一组单目标子问题并协同优化,为处理相互冲突的目标提供了标准化的解决方案。混合策略的成功标志着自适应演进研究从孤立算法竞争向协同体系构建方向发展,为后续与智能技术融合奠定了理论和方法基础。

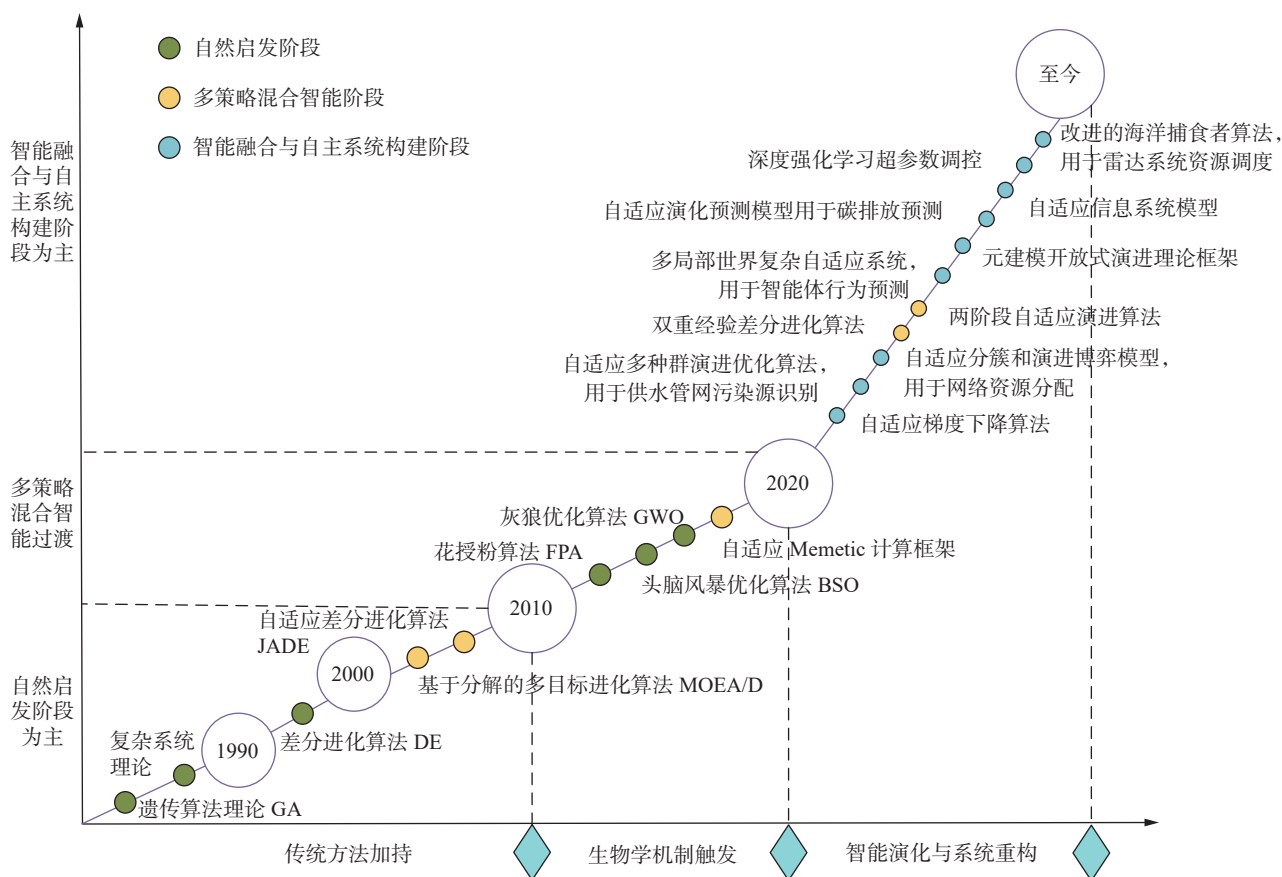


图 10 自适应演进关键技术发展

Fig. 10 Development of key technologies for adaptive evolution

2.4.3 智能融合与自主系统构建阶段

在大数据、强算力和人工智能新浪潮的推动下,自适应演进进入了智能融合与自主系统构建的新阶段。该阶段的研究重点不再局限于单一算法的性能优化,而是将自适应演进作为复杂系统智能化运行的核心机制,进一步融合机器学习、强化学习和领域知识,构建能够适应开放环境、支持持续学习并具备自主决策能力的智能系统。在算法层面,演进计算与强化学习逐渐形成深度

融合关系,深度强化学习驱动的超参数自适应算法^[124]利用 DQN 对差分进化算法的关键超参数进行动态调控,并将演进过程建模为马尔可夫决策过程,从而增强算法在复杂搜索空间中的自适应能力;自适应梯度下降算法^[125]从框架理论上将梯度优化拓展至无梯度演进策略,并通过知识迁移机制同时处理多个相关任务。在架构层面,研究转向完整的系统建模,自适应信息系统模型^[126]实现了感知层、学习层、控制层与反馈层 4 层协同,

强化了系统在动态环境中的感知-决策-执行闭环能力;元建模开放式演进框架^[127]通过定义实体及其生命周期参数等核心要素,为具有长期自适应能力的系统提供了形式化基础。在应用层面,算法深度嵌入领域知识形成解决方案,Li等^[128]将自适应多种群演进优化算法应用于供水管网污染源识别,提高了动态环境下污染溯源的精度。自适应分簇与演进博弈模型^[129]被用于5G/6G异构车载网络中的网络选择与资源分配,有助于缓解资源分布不均和网络拥塞问题,并提升网络负载均衡能力与通信效率。曲正^[130]针对电力线通信网络中信道吞吐量动态变化、带宽与数据呈博弈演进的问题,设计动态演进博弈模型,提升网络节点通信质量评估值。自适应演进预测模型^[131]引入改进的基因表达式编程算法,实现了更准确的碳排放监测。此外,动态的多局部世界复杂自

适应系统^[132]被用于刻画智能体行为收敛过程,并推导动态系统结构中最优策略不变分布所需满足的条件。Lu等^[133]面向协同干扰雷达系统设计分层调度与海洋捕食者算法,在复杂对抗环境下实现资源高效利用。这些应用实践表明,系统自适应演进已从单纯的算法优化,发展为具备环境感知、实时学习、协同决策能力的智能系统新范式,为应对复杂系统的挑战提供了有效技术路径。

如表4所示,自适应演进的研究呈现出从受自然启发的孤立算法设计,向多阶段深度融合的智能方法论演进的清晰趋势。研究的关键问题从早期的提升单一算法收敛速度,转变为解决算法与复杂现实环境的交互、超参数的自适应调控、跨领域知识的协同等系统性挑战,最终构建一个感知环境、理解任务、应用融合的持续学习与演进系统。

表 4 自适应演进代表性关键技术
Table 4 Representative key technologies of adaptive evolution

关键技术	时间	阶段	主要解决的问题
自适应梯度下降算法 ^[125]	2021	智能融合与自主系统构建阶段	加速收敛多任务协同,连接梯度法和无梯度法。
AME自适应多种群优化算法 ^[128]	2021	智能融合与自主系统构建阶段	多种群协同进化机制,解决实时性、非唯一性的动态逆问题。
ACEG自适应分簇与演进博弈 ^[129]	2023	智能融合与自主系统构建阶段	异构网络中结合分簇、博弈论,解决资源分配不均、网络拥塞和频繁切换问题。
DE-ADE双重经验差分进化算法 ^[121]	2024	混合智能与多策略融合阶段	融合个体历史经验和种群集体经验的参数自适应机制,提升DE在复杂问题中的收敛性和鲁棒性。
两阶段自适应演进算法 ^[119]	2024	混合智能与多策略融合阶段	融合遗传算法和启发式规则,减少冗余搜索,提升特定任务的优化效率。
元建模开放式演进理框架 ^[127]	2024	智能融合与自主系统构建阶段	建立开放式演进的系统化元模型和形式化描述,实现持续、无限期的自我演进。
AC-OS自适应信息系统模型 ^[126]	2024	智能融合与自主系统构建阶段	构建4层系统架构,保障信息系统对动态环境的精准、闭环响应能力。
DRL-HP-*深度强化学习超参数调控 ^[124]	2025	智能融合与自主系统构建阶段	深度强化学习动态管理进化算法的超参数,实现复杂优化过程中多维度超参数的自适应调控。

3 展望

基于当前人工智能复杂系统技术的演进脉络,未来研究将向更高层次的自主性与融合性突破,其核心发展可概括为三大方向:一是构建具备全域自适应能力的超级智能体,二是推动群体智能实现创造性涌现,三是形成人机深度融合的共生体,这些愿景的实现,既依赖于复杂系统理论、协同动力学、演进计算等基础理论的突破,也需要以自适应学习算法、分布式决策框架、人机双向接口等为代表的关键技术持续迭代。三者层层递进,共同指向人工智能复杂系统向更具生命感和共生意义的未来形态演进。

3.1 实现全域自适应的超级智能体

在大数据决策提供全局洞察、边缘智能确保局部实时响应、多智能体协同实现高效分工的基础上,系统的自适应演进能力将使其从执行预设任务的工具,升级为能够自主规划目标、发现新问题并在与环境的持续互动中不断重构自身结构与行为模式的智能生态系统。实现全域自适应超级智能体,依托于复杂适应系统理论与在线元学习理论,未来的人工智能复杂系统将不再局限于解决单一问题,而是能在强对抗、多干扰、低资源的开放环境中,具备生命系统的“新陈代谢”进化能力与长期全域的自主生存与效能提升,其最终形态将是一个具有内生动力的、持续演进的超级

有机体,从而实现从微观设备到宏观格局的全局自适应调控,有望在智慧工业系统实现全域自主调控能力。

3.2 实现群体智能的创造性涌现

实现群体智能的创造性涌现^[134-135],核心理论在于分布式共识、博弈论以及群体动力学,并依赖分布式协同决策与群体演化算法等关键技术,现有基于多智能体协同的系统,其卓越表现大多局限于在预设的目标和规则框架内寻求最优解。群体智能的威力在于汇聚众多个体的智慧,实现有效激发和度量群体智能的机制。未来,群体智能和联邦学习的结合将会促进人工智能复杂系统从集中式智能有效迈进到集体智能,从而能更有效应对动态开放环境的挑战;未来系统具备更强的自适应性,能够应对智能体的动态加入/退出、任务的变化以及数据分布的漂移,系统将进一步实现群体智能的质变:即创造性涌现。智能体群体通过交互,自发形成超越个体的知识模型与理论,有望在无人机集群协作与开放式创新平台中得到有效验证。

3.3 实现人机关系的重构共生体

人工智能技术的融合将推动复杂系统中的人机关系从“工具使用”升华为“重构共生体”,人机重构共生与虚实结合技术正推动人工智能复杂系统进入一个“人-机-物”三元融合的智能互联时代,实现人机关系重构共生体,需要建立人机双向认识理论与混合智能架构理论,突破脑机接口与意图理解等关键技术;未来发展将会从单一工具的升级,迈向一个更泛在、更智能、也更深度融合的协同体系;一是从大模型到大系统,系统内部高度互联、协同作用,可能涌现出无法预知的集体智能和行为,并持续加速演进;二是从人类增强到生态共生,构建更包容、更具韧性的共生复杂系统形态。多智能体结构将构建起一个去中心化的人机小系统,数字孪生技术将成为复杂系统中理想的测试和演进平台,引入双向虚实结合技术,不仅能实现“感知-决策-执行”的毫秒级控制闭环,还能通过模拟仿真,为人工智能复杂系统提供近乎无限的虚实交互应用场景,加速其进化过程,最终有望在智能增强医疗等场景中落地。

4 结束语

本文对人工智能复杂系统演进关键技术进行了系统综述,详细剖析了智能演进概念,提出了感知层、计算层、协同层及优化层的演进关键技术融合框架,并分别从不同演进阶段总结阐述了

大数据决策、边缘智能、多智能体协同、自适应演进四大关键演进技术的相关研究方向,希望本文能够为研究者提供一个全面了解复杂系统智能演进范式的视角,为人工智能复杂系统的发展作出贡献。

参考文献:

- [1] 丁璟韬,徐丰力,孙浩,等.人工智能驱动的复杂系统研究前沿[J]. *电子科技大学学报*, 2024, 53(3): 455-461.
DING Jingtao, XU Fengli, SUN Hao, et al. Advancements in artificial intelligence-driven complex systems research[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2024, 53(3): 455-461.
- [2] SUN Jiuxiang, YU Yanan, XIN Ling. Research on path planning of AGV based on improved ant colony optimization algorithm[C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference. Kunming: IEEE, 2021: 7567-7572.
- [3] SAHOO S, DALEI R K, RATH S K, et al. Comparative performance analysis of particle swarm optimization and artificial bee colony algorithm for optimization of missile gliding trajectory[C]//2022 OITS International Conference on Information Technology. Bhubaneswar: IEEE, 2022: 187-192.
- [4] CHIANG K K, YUAN H W. Application of drones and artificial intelligence in flocking birds[C]//2023 Asia-Pacific Microwave Conference. Taipei: IEEE, 2023: 845.
- [5] ABDULGHANI A M, ABDULGHANI M M, WALTERS W L, et al. Multi-agent reinforcement learning system using multi-agent proximal policy optimizer algorithm in SMAC environment[C]//2023 Congress in Computer Science, Computer Engineering, & Applied Computing. Las Vegas: IEEE, 2023: 357-360.
- [6] VADHER H H, ARYAN A, VAMSHI K, et al. Unveiling the potential of machine learning: harnessing machine learning for enhanced coronary heart disease detection and intervention[C]//2024 4th International Conference on Advancement in Electronics & Communication Engineering. GHAZIABAD: IEEE, 2024: 1073-1078.
- [7] SIMANKOV V S, ONISHCHENKO S V, BUCHATSKIY P Y, et al. An approach to the definition of system intelligence in the management of complex systems [C]//2023 XXVI International Conference on Soft Computing and Measurements. Saint Petersburg: IEEE, 2023: 159-162.
- [8] TANG Yiming, LI Lin, LIU Xiaoping. State-of-the-art development of complex systems and their simulation

- methods[J]. [Complex system modeling and simulation](#), 2021, 1(4): 271–290.
- [9] LIU Jianran, JI Wen. Crowd intelligence evolution based on complex network[J]. [International journal of crowd science](#), 2021, 5(3): 281–292.
- [10] TSAREV D, AVDYUSHINA A, ALODJANTS A. Opinion formation and social impact in networks with natural and artificial intelligence systems[C]//2023 16th International Conference Management of Large-Scale System Development. Moscow: IEEE, 2023: 1–5.
- [11] GE Jianjun, TANG Siqi, LI Mingqiang, et al. Information theory and construction methods of complex perception systems[J]. *Journal of radars*, 2025, 14(3): 651–663.
- [12] 钱学森, 于景元, 戴汝为. 一个科学新领域: 开放的复杂巨系统及其方法论[J]. *自然杂志*, 1990(1): 3–10, 64. QIAN Xuesen, YU Jingyuan, DAI Ruwei. A new scientific field—open complex giant systems and its methodology[J]. *Nature journal*, 1990(1): 3–10, 64.
- [13] SATORNINO C B, DU Shuili, GREWAL D. Using artificial intelligence to advance sustainable development in industrial markets: a complex adaptive systems perspective[J]. [Industrial marketing management](#), 2024, 116: 145–157.
- [14] TSIEN H S. *Engineering Cybernetics*[M]. New York; London: McGraw-Hill, 1954.
- [15] WEAVER W. Science and complexity[J]. *American scientist*, 1948, 36(4): 536–544.
- [16] ROSENBLUETH A, WIENER N. The role of models in science[J]. *Philosophy of science*, 1945, 12(4): 316–321.
- [17] PRIGOGINE I. Time, structure, and fluctuations[J]. [Science](#), 1978, 201(4358): 777–785.
- [18] PANDEY M, KUNDA N S S, KC P, et al. A reinforcement approach for fleet optimization in multi-agent autonomous cars[C]//2024 Third International Conference on Electrical, Electronics, Information and Communication Technologies. Trichirappalli: IEEE, 2024: 1–5.
- [19] ANABEZA C C, BANDALA A A. Fuzzy logic controller for autonomous environment-based drone swarm formation[C]//2023 IEEE Region 10 Symposium. Canberra: IEEE, 2023: 1–5.
- [20] SUN Shaobin, HUANG Hao, WANG Wendi, et al. Distributed energy storage with peak shaving and voltage regulation considerations[C]//2024 IEEE PES 16th Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Nanjing: IEEE, 2024: 1–5.
- [21] BEZUMNOV D N, VORONOV V I. Development of the research stand for exploration of models and algorithms for group control of ground-based mobile robots[C]//2021 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. Moscow: IEEE, 2021: 1–6.
- [22] YU Youshan, LAKEMOND N, HOLMBERG G. AI in the context of complex intelligent systems: engineering management consequences[J]. [IEEE transactions on engineering management](#), 2024, 71: 6512–6525.
- [23] WANG J, WANG S, FONG M C, et al. What can complex systems theory tell us about understanding in the human–AI communication system? [C]//2024 6th International Conference on Natural Language Processing. Xi'an: IEEE, 2024: 650–656.
- [24] ALDOIHI S, ALBLALAIHID K, ALZEMAIA F, et al. The role of system modeling on artificial intelligence: a review of emerging trends[C]//2023 IEEE International Conference on Metrology for eXtended Reality, Artificial Intelligence and Neural Engineering. Milano: IEEE, 2023: 161–165.
- [25] MA Jun, SUN Qian. Research on intelligent adaptive optimization model system of computing system based on reinforcement learning[C]//2024 IEEE 4th International Conference on Data Science and Computer Application. Dalian: IEEE, 2024: 882–887.
- [26] DODIG-CRNKOVIĆ G. The evolution of intelligence from active matter to complex intelligent systems via agent-based autopoiesis[J]. *Proceedings*, 2025, 126(1): 2.
- [27] ESHETU F B, BARNES I, NAHRUNG H F, et al. Unexpected diversity in historical biological control programs: population genetics of the nematode *deladenus siricidicola* in Australia and New Zealand[J]. [Biological control](#), 2023, 180: 105183.
- [28] XUE Min, WANG Xiaojing, FU Chao. CD-DERDM: Data-driven evidential reasoning decision-making method with concept drift[J]. [Computers & industrial engineering](#), 2025, 209: 111458.
- [29] 何冠岐, 叶茗媛. 涌现系统论: 对人工智能“灵性”的呼唤[J]. *系统科学学报*, 2025, 33(2): 58–63. HE Guanqi, YE Mingyuan. Emergent systems theory: call for “spirituality” of artificial intelligence[J]. *Chinese journal of systems science*, 2025, 33(2): 58–63.
- [30] LEE H, JIANG Ming, ZHAO Qi. FedAssist: federated learning in AI-powered prosthetics for sustainable and collaborative learning[C]//2024 46th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Orlando: IEEE, 2024: 1–5.
- [31] PU Xingcheng, YANG Hua, PENG Chunlian, et al. Group consensus of heterogeneous multi-agent systems with leader and time delay in switching networks based

- on delta operator method[C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference. Kunming: IEEE, 2021: 2162–2166.
- [32] YANG Aihui, LIN Zhiyao, LIN Ke, et al. Optimal energy scheduling of a microgrid based on offline-to-online deep reinforcement learning[C]//2024 6th International Conference on Energy Systems and Electrical Power. Wuhan: IEEE, 2024: 1088–1092.
- [33] LÜ Yali, DUAN Jingpu, LI Xiong. A survey on modeling for behaviors of complex intelligent systems based on generative adversarial networks[J]. *Computer science review*, 2024, 52: 100635.
- [34] BAR-YAM Y. From big data to important information [J]. *Complexity*, 2016, 21(S2): 73–98.
- [35] 蒋良孝, 蔡之华, 刘钊. 一种基于粗糙集的决策规则挖掘算法[J]. *微型机与应用*, 2004, 23(3): 7–9.
- JIANG Liangxiao, CAI Zhihua, LIU Zhao. an mining algorithm of decision rules based on rough sets[J]. *Micro-computer & its applications*, 2004, 23(3): 7–9.
- [36] QIAN Jin, LÜ Ping, YUE Xiaodong, et al. Hierarchical attribute reduction algorithms for big data using MapReduce[J]. *Knowledge-based systems*, 2015, 73: 18–31.
- [37] LI Shaoyong, LI Tianrui, ZHANG Zhixue, et al. Parallel computing of approximations in dominance-based rough sets approach[J]. *Knowledge-based systems*, 2015, 87: 102–111.
- [38] ABDEL-BASSET M, MOHAMED M. RETRACTED: the role of single valued neutrosophic sets and rough sets in smart city: imperfect and incomplete information systems[J]. *Measurement*, 2018, 124: 47–55.
- [39] BANERJEE S, BADR Y. Evaluating decision analytics from mobile big data using rough set based ant colony[M]// *Mobile Big Data: A Roadmap from Models to Technologies*. Cham: Springer, 2018: 217–231.
- [40] HU Qinghua, ZHANG Lingjun, ZHOU Yucan, et al. Large-scale multimodality attribute reduction with multi-kernel fuzzy rough sets[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2018, 26(1): 226–238.
- [41] BONCZEK R H, HOLSAPPLE C W, WHINSTON A B. The evolving roles of models in decision support systems[J]. *Decision sciences*, 1980, 11(2): 337–356.
- [42] TANG Mingyang, WU Yafeng, WANG J. An intelligent decision system for debugging engine fuel regulators[J]. *Expert systems with applications*, 2025, 265: 125987.
- [43] JAMUNA R. ID3 algorithm in data mining applied to diabetes database[J]. *International journal in IT engineering*, 2015, 3(3): 10–28.
- [44] LIN K W, ZHENG Yajun, CHEN J C, et al. A parallel and distributed C4.5 algorithm in cloud computing environments[J]. *Computing*, 2025, 107(2): 68.
- [45] WANG Yanzhi, WANG Jianxiao, ZHANG Haoran, et al. Bridging prediction and decision: Advances and challenges in data-driven optimization[J]. *Nexus*, 2025, 2(1): 100057.
- [46] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe: Curran Associates Inc., 2013: 1–9.
- [47] BOJARSKI M, DEL TESTA D, DWORAKOWSKI D, et al. End to end learning for self-driving cars[EB/OL]. (2016–04–25)[2025–10–30]. <https://arxiv.org/abs/1604.07316>.
- [48] ZOPH B, LE Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[C]//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. Toulon: OpenReview. net, 2017: 1–10.
- [49] 曾康铭, 吴杏. 多层概率决策的网络大数据协作融合算法[J]. *电子技术应用*, 2018, 44(6): 133–137.
- ZENG Kangming, WU Xing. The network big data cooperative fusion algorithm based on multi layer probabilistic joint decision[J]. *Application of electronic technique*, 2018, 44(6): 133–137.
- [50] HUANG Zhiren, WANG Pu, ZHANG Fan, et al. A mobility network approach to identify and anticipate large crowd gatherings[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2018, 114: 147–170.
- [51] ZHAN Guojian, ZHENG Ziang, LI S E. Canonical form of datatic description in control systems[C]//2025 American Control Conference. Denver: IEEE, 2025: 3479–3484.
- [52] BUKHAROV O E, BOGOLÜBOV D P. Development of a decision support system based on neural networks and a genetic algorithm[J]. *Expert systems with applications*, 2015, 42(15/16): 6177–6183.
- [53] YU Hong, ZHOU Qingfeng, LIU Man. A dynamic composite web services selection method with QoS-aware based on AND/OR graph[J]. *International journal of computational intelligence systems*, 2014, 7(4): 660.
- [54] WANG Zhenpo, SUN Zhenyu, LIU Peng, et al. Intelligent decision support platform of new energy vehicles[J]. *Journal of systems engineering and electronics*, 2022, 33(4): 785–791.
- [55] DOSHI A R, BELL J J, MIRZAYEV E, et al. Generative artificial intelligence and evaluating strategic decisions[J]. *Strategic management journal*, 2025, 46(3): 583–610.

- [56] GOMEZ C, CHO S M, KE Shichang, et al. Human-AI collaboration is not very collaborative yet: a taxonomy of interaction patterns in AI-assisted decision making from a systematic review[J]. *Frontiers in computer science*, 2025, 6: 1521066.
- [57] LEE M H, TOK M Z Y. Towards uncertainty aware task delegation and human-AI collaborative decision-making[C]//Proceedings of the 2025 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. Athens: ACM, 2025: 2274–2289.
- [58] WANG Ye, XU Hansong, HUA Kun, et al. P3FL: a privacy-preserving personalized federated learning framework for collaborative smart home predictions and decision-making[J]. *IEEE internet of things journal*, 2025, 12(15): 29948–29960.
- [59] GENG Wei, XIAO Baidi, LI Rongpeng, et al. Noise distribution decomposition based multi-agent distributional reinforcement learning[J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2025, 24(3): 2301–2314.
- [60] CHEN Jiteng, ZHANG Zehui, FAN Dan, et al. Distributed decision making for electromagnetic radiation source localization using multi-agent deep reinforcement learning[J]. *Drones*, 2025, 9(3): 216.
- [61] JIAO Yongkang, FU Wenxing, CAO Xinying, et al. Collaborative decision-making for UAV swarm confrontation based on reinforcement learning[J]. *IET control theory & applications*, 2025, 19: e12781.
- [62] GARG D, CHLI M, VOGIATZIS G. Multi-agent deep reinforcement learning for traffic optimization through multiple road intersections using live camera feed[C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems. Rhodes: IEEE, 2020: 1–8.
- [63] BAGGIO G, BASSETT D S, PASQUALETTI F. Data-driven control of complex networks[J]. *Nature communications*, 2021, 12: 1429.
- [64] BOYACI T, CANYAKMAZ C, DE VÉRICOURT F. Human and machine: the impact of machine input on decision making under cognitive limitations[J]. *Management science*, 2023, 70(2): 1258–1275.
- [65] SATYANARAYANAN M, BAHL P, CACERES R, et al. The case for VM-based cloudlets in mobile computing[J]. *IEEE pervasive computing*, 2009, 8(4): 14–23.
- [66] HAN Song, MAO Huizi, DALLY W J. Deep compression: compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding[C]//International Conference on Learning Representations. San Juan: OpenReview.net, 2016: 1–14.
- [67] HOWARD A G, ZHU Menglong, CHEN Bo, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017–04–17) [2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>.
- [68] ZHANG Xiangyu, ZHOU Xinyu, LIN Mengxiao, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 6848–6856.
- [69] IANDOLA F N, HAN Song, MOSKEWICZ M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and model size[EB/OL]. (2016–11–04) [2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.07360>.
- [70] HAN Kai, WANG Yunhe, TIAN Qi, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 1577–1586.
- [71] TAN Mingxing, CHEN Bo, PANG Ruoming, et al. MnasNet: platform-aware neural architecture search for mobile[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 2815–2823.
- [72] TAN Mingxing, LE Q V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International Conference on Machine Learning. Los Angeles: PMLR, 2019: 1–11.
- [73] CAI Han, ZHU Ligeng, HAN Song. ProxylessNAS: direct neural architecture search on target task and hardware[C]//International Conference on Learning Representations. New Orleans: OpenReview.net, 2019: 1–13.
- [74] JIAO Xiaoqi, YIN Yichun, SHANG Lifeng, et al. TinyBERT: distilling BERT for natural language understanding[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020. Online: Association for Computational Linguistics, 2020: 4163–4174.
- [75] MCMAHAN B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale: PMLR, 2017: 1273–1282.
- [76] YIN Benshun, CHEN Zhiyong, TAO Meixia. Predictive GAN-powered multi-objective optimization for hybrid federated split learning[J]. *IEEE transactions on communications*, 2023, 71(8): 4544–4560.
- [77] LENG Kai, ZHANG Zhijie, LIU Jie, et al. SuperEdge: towards a generalization model for self-supervised edge detection[EB/OL]. (2024–01–04) [2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.02313>.
- [78] WANG Wei, ZHOU Shibo, LI Jingxi, et al. Temporal

- pulses driven spiking neural network for time and power efficient object recognition in autonomous driving[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition. Milan: IEEE, 2021: 6359–6366.
- [79] ZHANG Guanglin, NI Sifan, ZHAO Ping. Learning-based joint optimization of energy delay and privacy in multiple-user edge-cloud collaboration MEC systems[J]. *IEEE Internet of Things journal*, 2022, 9(2): 1491–1502.
- [80] SUN Zemin, SUN Geng, WU Qingqing, et al. TJCCT: a two-timescale approach for UAV-assisted mobile edge computing[J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2025, 24(4): 3130–3147.
- [81] LUO Haoxiang, LIU Yinqiu, ZHANG Ruichen, et al. Toward edge general intelligence with multiple-large language model (multi-LLM): architecture, trust, and orchestration[J]. *IEEE transactions on cognitive communications and networking*, 2025, 11(6): 3563–3585.
- [82] MEHTA S, RASTEGARI M. MobileViT: light-weight, general-purpose, and mobile-friendly vision transformer [EB/OL]. (2022–03–04)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.02178>.
- [83] ANASOSALU VASU P K, GABRIEL J, ZHU J, et al. FastViT: a fast hybrid vision transformer using structural reparameterization[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris: IEEE, 2023: 5762–5772.
- [84] LI Yanyu, HU Ju, WEN Yang, et al. Rethinking vision transformers for MobileNet size and speed[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris: IEEE, 2023: 16843–16854.
- [85] WANG Ao, CHEN Hui, LIN Zijia, et al. Rep ViT: revisiting mobile CNN from ViT perspective[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2024: 15909–15920.
- [86] SETYAWAN N, SUN C C, HSU M H, et al. MicroViT: a vision transformer with low complexity self attention for edge device[C]//2025 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. London: IEEE, 2025: 1–5.
- [87] MOR N A, CANALS V, GALAN-PRADO F, et al. Hardware-optimized reservoir computing system for edge intelligence applications[J]. *Cognitive computation*, 2023, 15(5): 1461–1469.
- [88] LIN Weiwei, LIN Jinhui, ZHANG Haotong, et al. Cacommp: a cloud-assisted collaborative deep learning compiler framework for DNN tasks on edge[J]. *IEEE transactions on computers*, 2025, 74(8): 2663–2674.
- [89] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning[EB/OL]. (2013–12–19)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.5602>.
- [90] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. *Nature*, 2015, 518(7540): 529–533.
- [91] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning[EB/OL]. (2019–07–05)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.02971>.
- [92] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms[EB/OL]. (2017–08–28)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347>.
- [93] WANG Zuoxun, CUI Chuanyu, SUI Jinxue, et al. Improved independent Q-learning for temperature monitoring of fiber-optic temperature sensor arrays based on chaotic pulsed intense light controller and nonlinear estimation of equilibrium system[J]. *IEEE sensors journal*, 2025, 25(2): 3388–3403.
- [94] LOWE R, WU Yi, TAMAR A, et al. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: ACM, 2017: 6382–6393.
- [95] JAKOB NF, GREGORY F, TRIANTAFYLLOS A, et al. Counterfactual multi-agent policy gradients[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco: AAAI, 2017: 2974–2982.
- [96] LIU Yong, WANG Weixun, HU Yujing, et al. Multi-agent game abstraction via graph attention neural network[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York: AAAI, 2020: 7211–7218.
- [97] YU Chao, VELU A, VINITSKY E, et al. The surprising effectiveness of PPO in cooperative multi-agent games[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans: ACM, 2022: 24611–24624.
- [98] CHEN Lili, LU K, RAJESWARAN A, et al. Decision transformer: reinforcement learning via sequence modeling[EB/OL]. (2021–06–24)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.01345>.
- [99] SCOTT R, KONRAD Z, EMILIO P, et al. A generalist agent[EB/OL]. (2022–05–12)[2025–11–19]. <https://arxiv.org/abs/2205.06175>.
- [100] LI Yiming, MA Dekun, AN Ziyang, et al. V2X-sim: multi-agent collaborative perception dataset and benchmark for autonomous driving[J]. *IEEE robotics and automation letters*, 2022, 7(4): 10914–10921.
- [101] 彭俊宇, 张华缨, 高天, 等. 基于 CTDE 的多智能体的决策方法及装置: 202411925552[P]. 2025–05–27.

- PENG Junyu, ZHANG Huaying, GAO Tian, et al. Decision making method and device for multi-agent based on CDTE: 202411925552[P]. 2025-05-27.
- [102] LI Guohao, ABED AL KADER HAMMOUD H, IT-ANI H, et al. CAMEL: communicative agents for “mind” exploration of large language model society [EB/OL]. (2023-11-02)[2025-11-19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.17760>.
- [103] ZHOU Xueyang, WANG Weidong, LU Lin, et al. Automating safety enhancement for LLM-based agents with synthetic risk scenarios[EB/OL]. (2025-05-23) [2025-11-19]. <https://arxiv.org/abs/2505.17735v1>.
- [104] KANNAN S S, VENKATESH V L N, MIN B C. SMART-LLM: smart multi-agent robot task planning using large language models[C]//2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Abu Dhabi: IEEE, 2024: 12140-12147.
- [105] LIU Genjia, HU Yue, XU Chenxin, et al. Toward collaborative autonomous driving: simulation platform and end-to-end system[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2025, 47(8): 6566-6584.
- [106] CAI Zikui, SHABIHI S, AN Bang, et al. AegisLLM: scaling agentic systems for self-reflective defense in LLM security[EB/OL]. (2025-06-13)[2025-11-19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.20965>.
- [107] ZHANG Songge, CHENG Guoliang, LI Zuguang, et al. SplitLLM: hierarchical split learning for large language model over wireless network[EB/OL]. (2025-01-23) [2025-11-19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13318>.
- [108] 冯雯, 姜少杰. 一种基于大语言模型的自适应拥塞控制算法及系统: 202510937925[P]. 2025-08-05.
FENG Wen, JIANG Shaojie. An adaptive congestion control algorithm and system based on large language models: 202510937925[P]. 2025-08-05.
- [109] TANG Jian, ZHENG Wenming, YAN Fangfang, et al. APSCC: adaptive congestion control for packet-sprayed RDMA networks in AI clusters[C]//2025 IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications. Exeter: IEEE, 2025: 584-591.
- [110] WANG Jianhao, REN Zhizhou, LIU T, et al. QPLEX: duplex dueling multi-agent Q-learning[EB/OL]. (2021-10-04)[2025-11-19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.01062>.
- [111] CAO Huazi, SHEN Jiahao, ZHANG Yin, et al. Proximal cooperative aerial manipulation with vertically stacked drones[J]. *Nature*, 2025, 646(8085): 576-583.
- [112] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology[M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [113] KAUFFMAN S, LEVIN S. Towards a general theory of adaptive walks on rugged landscapes[J]. *Journal of theoretical biology*, 1987, 128(1): 11-45.
- [114] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of global optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [115] JIN Honglin, WANG Xueping, CHENG Shi, et al. Solving dynamic multimodal optimization problems via a niching-based brain storm optimization with two archives algorithm[J]. *Swarm and evolutionary computation*, 2024, 89: 101649.
- [116] JIA Yunjian, WANG Shankun, LIANG Liang, et al. A flower pollination optimization algorithm based on cosine cross-generation differential evolution[J]. *Sensors*, 2023, 23(2): 606.
- [117] PANAGANT N, BUREERAT S. Truss topology, shape and sizing optimization by fully stressed design based on hybrid grey wolf optimization and adaptive differential evolution[J]. *Engineering optimization*, 2018, 50(10): 1645-1661.
- [118] SHIM V A, TAN K C, TANG Huajin. Adaptive memetic computing for evolutionary multiobjective optimization[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2015, 45(4): 610-621.
- [119] 邢立宁, 罗天羽, 李豪, 等. 面向防空资源分配优化问题的自适应演化算法[J]. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54(9): 1707-1719.
XING Lining, LUO Tianyu, LI Hao, et al. Adaptive evolutionary algorithm for air defense resource allocation optimization[J]. *Scientia sinica (technologica)*, 2024, 54(9): 1707-1719.
- [120] ZHANG Jingqiao, SANDERSON A C. JADE: adaptive differential evolution with optional external archive[J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2009, 13(5): 945-958.
- [121] 郭肇禄, 向传娇, 杨火根, 等. 基于双重经验结合的自适应差分进化算法[J]. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2024, 52(6): 171-178.
GUO Zhaolu, XIANG Chuanjiao, YANG Huogen, et al. Adaptive differential evolution algorithm based on dual experience combination[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (natural science edition)*, 2024, 52(6): 171-178.
- [122] DA Bingshui, GUPTA A, ONG Y S. Curbing negative influences online for seamless transfer evolutionary optimization[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2019,

- 49(12): 4365–4378.
- [123] ZHANG Qingfu, LI Hui. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2007, 11(6): 712–731.
- [124] HAN Mingzhang, FAN Mingjie, ZHAO Xinchao, et al. Knowledge-based hyper-parameter adaptation of multi-stage differential evolution by deep reinforcement learning[J]. *Neurocomputing*, 2025, 648: 130633.
- [125] BAI Lu, LIN Wu, GUPTA A, et al. From multitask gradient descent to gradient-free evolutionary multitasking: a proof of faster convergence[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2022, 52(8): 8561–8573.
- [126] JIA Shian, WANG Xinbo, SONG Mingli, et al. Agent centric operating system: a comprehensive review and outlook for operating system[EB/OL]. (2024–11–15)[2025–11–19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.17710>.
- [127] CHRISTEN P. System metamodeling of open-ended evolution implemented with self-modifying code[J]. *Complex systems*, 2024, 32(4): 353–380.
- [128] LI Changhe, YANG Rui, ZHOU Li, et al. Adaptive multipopulation evolutionary algorithm for contamination source identification in water distribution systems[J]. *Journal of water resources planning and management*, 2021, 147(5): 04021014.
- [129] 聂雷, 陈美君, 吴黎兵. 基于自适应分簇和演化博弈的异构车载网络选择方法[J]. *武汉大学学报(理学版)*, 2023, 69(2): 169–177.
- NIE Lei, CHEN Meijun, WU Libing. Adaptive clustering and evolutionary game based network selection method for heterogeneous vehicular networks[J]. *Journal of Wuhan University (natural science edition)*, 2023, 69(2): 169–177.
- [130] 曲正. 动态演化博弈下电力线通信信道路径带宽自适应分配算法[J]. *电子器件*, 2025, 48(1): 50–54.
- QU Zheng. Adaptive allocation algorithm for path bandwidth of power line communication channels under dynamic evolutionary game[J]. *Chinese journal of electron devices*, 2025, 48(1): 50–54.
- [131] 李晚璐, 彭丽娟, 王子威. 面向建筑拆除碳排放的改进自适应演化预测模型设计[J]. *自动化与仪器仪表*, 2025(7): 190–194.
- LI Wanlu, PENG Lijuan, WANG Ziwei. Improved adaptive evolutionary prediction model design for building demolition carbon emission[J]. *Automation & instrumentation*, 2025(7): 190–194.
- [132] ZHANG Hebing, ZHENG Xiaojing. Invariable distribution of co-evolutionary complex adaptive systems with agent's behavior and local topological configuration[J]. *Mathematical biosciences and engineering*, 2024, 21(2): 3229–3261.
- [133] LU Dejiang, CHENG Siyi, CHEN You, et al. An adaptive parameter evolutionary marine predators algorithm for joint resource scheduling of cooperative jamming networked radar systems[J]. *Remote sensing*, 2025, 17(8): 1325.
- [134] Xiao Renbin. Four development stages of collective intelligence[J]. *Frontiers of information technology & electronic engineering*, 2024, 25(7): 903–916.
- [135] 肖人彬, 赵嘉, 崔志华, 等. 群体智能研究的范式转变[J]. *太原科技大学学报*, 2025, 46(5): 401–410.
- XIAO Renbin, ZHAO Jia, CUI Zhihua, et al. Paradigm shift in collective intelligence research[J]. *Journal of Taiyuan University of Science and Technology*, 2025, 46(5): 401–410.

作者简介:



张万鹏, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能、智能规划与决策。主持和参与重大课题研究项目 10 余项, 发表学术论文 10 余篇, 出版专著/教材 6 部。E-mail: wpzhang@nudt.edu.cn。



谭思雨, 助理研究员, 主要研究方向为人工智能、系统智能演进, 获国家发明专利授权 2 项, 发表学术论文 2 篇。E-mail: tansiyu0313@163.com。



谷学强, 副研究员, 主要研究方向为智能规划与决策、边缘智能。获国家发明专利授权 10 余项, 发表学术论文 30 余篇。E-mail: xueqiang_gu@nudt.edu.cn。