

迈向人智融合的人机协同学习新范式

王一岩¹ 傅莉² 郑永和²

(1. 北京师范大学 中国教育与社会发展研究院, 北京 100875; 2. 北京师范大学 科学教育研究院, 北京 100875)

[摘要] 人机协同学习是未来学习变革的重要趋势,但泛化的大模型存在场景适配性差、推理效率低、可解释性差、感知能力弱、自主规划能力不足等问题,难以支撑人机协同学习的纵深发展。多智能体具备分布式智能、社会性协作、动态性适应等特征,可实现从“中心化决策”到“分布式智能”的机器智能跃迁、从“工具性辅助”到“社会化参与”的协作模式转型、从“一对一协商”到“群体性协同”的人机智慧融合,助力人机协同学习范式升维。多智能体拓展了“人—机”之间的分工和协作机制,催生迈向人智融合的人机协同学习新形态:基于多主体协商博弈的干预自主学习、基于多角色动态适配的协作探究学习、基于多视角灵活转换的对话协商学习。借助多智能体推动人机协同学习的范式升维和实践落地,需优化多智能体的协同决策机制、提高多智能体决策可解释性、完善多智能体风险防控机制、依托学习机理调控干预策略,以助力人机的群智融合、共创共生。

[关键词] 多智能体; 人智融合; 人机协同学习; 范式升维; 生成式人工智能

[中图分类号] G434

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2026)01-0045-09

一、引言

大模型和智能体对学习的不断渗透,使人机协同学习成为未来学习的新常态,引领数智时代的学习范式变革。人机协同学习旨在凝聚人类智慧和机器智能的核心优势,通过学习者和机器的智能交互、协同工作、对话协商和共同决策,实现人机协同的教育智慧创生,帮助学习者完成超越自身智慧和机器智能的复杂任务,强化知识建构、认知发展、思维提升和智慧养成(王一岩等, 2024a)。以往人们讨论人机协同学习多聚焦学生与大模型的交互,

期待通过协同感知、协同分析、协同决策,实现人与机器的深度协同和共创共生。但从人机协同学习视角看,泛化的大模型存在场景适配性差、推理效率低、可解释性差、感知能力弱、自主规划能力不足等问题:一是机器难以深度理解学生意图、动态适配学生需求,学生也难以理解和信任机器的应答方案,这将限制人机之间的灵活交互;二是机器多充当“工具性辅助”角色,无法支撑人机之间的深度对话协商和协同意义建构,难以实现从“人机分工”到“人机深度协作”的跨越;三是将人机协同学习局限在“一对一”的人机协作场景,难以

[收稿日期] 2025-12-17

[修回日期] 2025-12-29

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2026.01.006

[基金项目] 2025 年国家自然科学基金青年科学基金项目(C类)“人机对话式学习的动态演进规律与智能干预方法研究”(62507003), 2025 年国家资助博士后研究人员计划 B 档(GZB20250423)。

[作者简介] 王一岩, 博士后, 北京师范大学中国教育与社会发展研究院, 研究方向: 智能教育、人机协同教育、教育信息科学与技术(wangyiyan3318@163.com); 傅莉, 北京师范大学科学教育研究院在读硕士, 研究方向: 人机协同学习; 郑永和, 教授, 博士生导师, 北京师范大学科学教育研究院院长, 研究方向: 科学教育、科技与教育政策、教育信息科学与技术(zhengyonghe@bnu.edu.cn)。

[引用信息] 王一岩, 傅莉, 郑永和(2026). 迈向人智融合的人机协同学习新范式[J]. 开放教育研究, 32(1): 45-53.

将任务场景拓展至群体协作学习,实现人机协同的群体智慧涌现。多智能体具备分布式智能、社会性协作、动态性适应等特征,能通过多个智能体的精细分工和深度协同,精准理解学生意图、动态适配多元场景、高效处理复杂任务、实现多元角色扮演(黄昌勤等, 2025),推动人机协同学习向“人智融合”迈进。

多智能体是由多个智能体构成的分布式计算架构。这些智能体具备自主感知和决策能力,各自承担不同的角色和功能,通过感知环境、独立决策、动态协作与冲突消解,能完成单个智能体无法有效处理的复杂任务。多智能体源于分布式人工智能领域,应用场景涵盖自动驾驶车辆协同避堵、智能信号灯调度、多机器人分工组装、无人机群协同调度等,后拓展至生成式人工智能领域以增强大模型单智能体的能力(本研究的“多智能体”特指基于大模型的多智能体)。其核心并非简单叠加多个智能体的功能,而是构建一个具备角色分工、逻辑协同与自适应能力的有机协作网络,通过信息交互和协同决策完成复杂任务(刘石奇等, 2025)。将多智能体架构引入大模型领域是人工智能发展的重要范式跃迁,本质是将单个大模型变为由多个特定角色智能体组成的协同系统,即通过多个智能体的分工、协作、制衡和演化,助力分解复杂任务、增强系统容错性、强化动态角色扮演、拓展人机交互场域,赋予人工智能系统解决复杂问题的能力(Barfuss et al., 2025)。商业与技术洞察公司高德纳将多智能体系统纳入 2026 年十大战略技术趋势,认为其能提升效率、加快交付、降低风险,开创人类与智能体协作的新模式(Gartner, 2025)。

教育多智能体目前处于研究起步阶段,尚未有研究探讨多智能体如何赋能人机协同学习,从“人智融合”的视角研判人机协同学习的未来形态。本研究聚焦“迈向人智融合的人机协同学习新范式”,旨在深入阐释人智融合背景下多智能体助力人机协同学习范式升维的创新意蕴和关键形态,研判多智能体赋能人机协同学习的现实困境及破解路径,以期为人机协同学习的实践创新提供借鉴。

二、人机协同学习范式升维

多智能体赋能人机协同学习旨在通过多个智

能体的深度协同、协商决策、动态博弈,实现多视角意图识别、多角色动态适配、多主体群智决策,助力人机协作模式的转型、人机耦合关系的深化和人机群体智慧的融合。因此,从人机协同学习视角看,单智能体到多智能体是一种“范式升维”,是实现从“中心化决策”到“分布式认知”的机器智能跃迁、从“工具性辅助”到“社会性参与”的协作模式转型、从“一对一协商”到“群体性协同”的人机智慧融合,能推动人机协同学习从“人一机”二元交互,转变为学习主体与多智能体深度协商、动态博弈的群智协同网络,从而拓展其解决复杂问题的能力边界,也为人机协同学习提供更多想象空间。

(一)从“中心化决策”到“分布式认知”的机器智能跃迁

以往的人机协同学习,其机器的对话应答和服务供给依赖大模型和智能体的“中心化决策”,因受自身数据、算法和功能的限制,难以提供适应性的学习支持。多智能体的优势在于,系统的智能分散部署在多个独立的智能体上,每个智能体都有局部的感知、计算、决策和行动能力,且具备不同的知识基础、功能定位和任务角色(Ahmed et al, 2025)。执行任务时,多个智能体各自提供支持,共同形成覆盖更广、韧性更强的支持网络,再通过动态博弈和组合优化,实现多智能体组合决策(罗彪等, 2025),避免单智能体可能存在的误判和偏见。

其一,多视角整合分析。受预设功能与角色限制,单智能体解读学生意图、设计应答策略时,无法超越自身视角,难以形成客观真实的判断。多智能体可通过多个智能体之间的知识共享和信息整合,实现基于不同主体视角、不同感知通道、不同认知模型的全方位表征,再通过智能体之间的信息整合与对话协商,刻画学生特征、判别学生需求、实现科学决策(吴永和等, 2024),从而避免单智能体依据有限数据判断造成对学生意图的误判。比如,认知智能体和情感智能体通过博弈,判断学生是认知失衡、情感失衡还是知情双向失衡,为学生提供既满足认知需求又符合情感偏好的个性化学习决策。

其二,多主体协同决策。多智能体可解构复杂任务,由不同智能体承担不同职能从而使机器的智

能化决策从依赖单一中心化模型的“强耦合”架构,转向依赖多个智能体博弈达成共识的“松耦合、强协同”架构。各智能体可基于自身立场进行判别,再通过协商和博弈,消除智能体之间可能存在的冲突,得出科学的评判。有研究者(Hu et al., 2025)提出一种角色驱动的多智能体论证写作框架,其不同智能体被赋予不同的辩论立场和价值取向,它们通过质疑与辩论形成对抗网络,生成非线性的论证写作规划。研究表明,相较于单智能体直接生成的线性写作规划,多智能体通过群体讨论生成的文本,在观点多样性、逻辑连贯性与论证合理性等方面均表现更佳。

(二)从“工具性辅助”到“社会化参与”的协作模式转型

单智能体专注于扮演智慧教师、智能助教、智慧学伴等角色,为学生提供特定的“工具性辅助”,难以根据学生的学业表现和认知需求,动态优化服务模式、灵活调整角色定位(顾小清等, 2025)。多智能体如同人类群体,能根据环境变化、任务进展、用户意图,灵活调整单智能体的功能定位和多智能体之间的协作模式,实现多智能体的协同演进和自我优化(Hou et al., 2024)。这使得人机协作不再依赖固定的规则和脚本,能根据情境演化,实现动态的任务分配和适应性的角色转换。因此,多智能体可根据学生的学习状况和学习需求,扮演智能助教、认知工具、智慧学伴等角色,动态适配多元场景;根据学习活动的特点扮演不同知识背景、认知模式、角色定位的学习同伴,拓展人机协同学习场域,使机器逐渐从“工具性辅助”转为“社会性参与”,助力人机深度协作。

其一,适应学生认知能力的动态化角色扮演。在人机协同学习中,机器角色不能一成不变,需通过与学生的交流,不断评估学生学习意图、精准监测成长轨迹、动态调整服务策略,为学生提供适应性的学习应答。多智能体可利用多个智能体之间的分工协作,精准感知学生需求、动态调整服务策略、实现动态角色转换。比如,对知识基础薄弱、认知水平偏低、学习自主性差的学生,机器可扮演智慧导师角色,为学生提供启发式、引导式学习服务;对知识基础扎实、认知水平较高、学习自主性强的学生,机器可扮演智慧学伴角色,通过探究式、

论辩式学习,帮助学生完成知识建构和认知进阶。

其二,契合教育实践需求的多元化角色适配。多智能体可扮演教师智能体、同伴智能体、辅助智能体、督导智能体等(Yu et al., 2024)。教师智能体利用启发式对话引导学生强化知识掌握、提升高阶思维能力;辅助智能体负责完成资料收集、数据整理等重复性工作;同伴智能体负责与学生协商和论辩,商议解决方案和探究思路;督导智能体负责监督学习过程、评估探究成效。这些多智能体通过协商和博弈构建有机支持网络,为教育实践创新提供更多可能。有研究者(Shi et al., 2025)开发了基于多智能体的模拟法庭系统,设定主审法官、检察官、辩护律师等角色,定义开庭、证据出示、质证、辩论和判决等庭审状态及不同状态之间的过渡条件,任务中心负责多智能体调度,根据程序状态和交互需求,激活智能体参与交互,并控制发言顺序、维持法庭秩序,确保庭审过程的合理性和完整性。实验结果表明,基于多智能体的模拟法庭实践能显著提升学生的问题解决能力、批判性思维、创造力和观点采择能力。

(三)从“一对一协商”到“群体性协同”的人机智慧融合

多智能体助力人机协同学习变革最核心的体现就是,将人机协同的主体从人一机二元拓展至人一多智能体构成的复杂网络;人机协同学习实践场域也从人机一对一的协作式学习场景,拓展至学生与机器一对多、多对多的群体性交互。多个智能体可同时扮演智慧教师、智慧学伴、智能助教、智慧督导等角色,分别负责知识引导、协作探究、任务辅助、过程监督职责,根据不同学生的提问和应答表现,动态调度相应智能体,为学生提供更加个性化的学习支持。这使得人机协同的意义建构和问题解决不再局限于人机二元主体之间,而是通过多主体和多智能体的深度协商,构建分布式的群体协作网络,实现人机协同的群体智慧涌现。

其一,人机智慧深度融合。多智能体可通过分布式智能决策、多元化角色扮演等形成自主协作网络。比如,多个智能体分别负责学情诊断、学习决策、资源生成、学习监管,由中央智能体负责全局协调、任务调度、冲突解决和决策优化(于济凡等, 2024),提升多智能体解决复杂问题的能力。人

类负责定义多智能体的执行目标、运行规则和价值对齐方案,开展意图解读、伦理判断和动态调控,形成人在回路的动态平衡机制。在此基础上,学生与多智能体深度协商和动态博弈,促进人机之间思维碰撞、认知冲突和协商决策,实现群体智慧涌现,助力人机智慧的深度融合与螺旋上升。

其二,人机智慧协同进化。学生与多智能体的群体性协同,有助于打造学生与多智能体深度协商、动态博弈的群智协同网络。在人机深度协作、消解冲突、协商决策的过程中,多智能体可学习人类的决策模式、价值偏好和隐性经验,优化智能体的功能定位和协作机制,提升模型性能;学生可利用多智能体实现多视角、多角色、多主体的分析和干预,整合来自多元视角的信息,深化知识理解、拓展认知边界、强化思维训练、提升人机协同胜任力,促进智慧养成(Lu et al., 2025)。

三、人机协同学习新形态

多智能体为人机协同学习勾勒了一幅理想图景。本研究根据学生和机器自主性的差异,将人机协同学习分为干预—自主式学习(人的自主性<机器自主性)、协作—探究式学习(人的自主性>机器的自主性)、对话—协商式学习(人的自主性~机器的自主性)三种典型场景(王一岩等, 2024b),并结合多智能体的核心特质加以拓展和深化,将基于多智能体的人机协同学习分为基于多主体协商博弈的干预自主式学习、基于多角色动态适配的协作探究式学习、基于多视角灵活转换的对话协商式学习,勾勒人智融合的人机协同学习新形态。

(一) 基于多主体协商博弈的干预自主式学习

干预—自主式学习的核心在于既重视机器的智能诊断和精准干预,又重视发挥学生的自主性和能动性,通过学生和机器的博弈,找到机器智能干预和学生自主学习的平衡点,助力人机协同学习生态的优化(王一岩等, 2023)。多智能体可通过分布式学习任务执行、适应性学习干预调配、动态性人机关系平衡,将学习干预从基于规则的静态匹配,变为多智能体动态博弈、人机深度协商的调节过程,为推进个性化自主学习提供坚实保障。

其一,分布式学习任务执行。多智能体可由学情诊断智能体、学习决策智能体、资源生成智能体、

风险监管智能体、优化改进智能体分别负责诊断、决策、实施、监管、优化,再通过智能体之间的动态博弈和协商决策,实现学习干预的动态优化。这种分布式服务供给模式能提升机器应答的鲁棒性,提高学习干预和学生需求的适配度。有研究(Zhang et al., 2025)开发了用于评估和优化教学设计的多智能体系统(EduPlanner),可根据学生的知识背景和能力水平生成定制化教学设计。评估智能体负责评估教学设计质量,优化智能体负责改进课程内容,分析智能体负责识别教学设计的常见错误,并通过多个智能体的对抗协作,实现教学设计的定制生成和智能优化。

其二,适应性学习干预调配。多智能体能解构人机协同学习的动态过程,利用人机对话、学业表现、面部表情等数据,精准刻画学生的学习意图、思维过程和认知表现,设计个性化的干预策略和对话式的学习引导。例如,中国科学技术大学开发的基于多智能体架构的苏格拉底教育大模型,教师智能体可通过启发式提问引导学生掌握问题求解策略;学生智能体可模拟多种认知状态,差异化响应教师智能体的引导;教导主任智能体负责评估教师智能体的引导策略是否符合苏格拉底教学原则,并修正偏离规则的教学回应(Liu et al, 2024)。多主体分工能强化教学过程的持续监督与动态校准,提升学习干预适配性。

其三,动态性人机关系平衡。学生和机器自主性的博弈与权衡是人机协同学习赖以发生的前提条件(张立新等, 2023),牵涉机器究竟应扮演何种角色、采用何种策略辅助学生学习。多智能体可动态监管人机对话过程,从中评判学生的认知水平、调整机器的干预策略,实现人机自主性的动态平衡。比如,学生知识基础薄弱、认知水平较低,机器的自主性可大于人的自主性,由机器主导学习进程,提供渐进式、启发式的学习干预,帮助学生加深所学内容的理解;待学生知识基础和认知水平得到提升,机器的自主性逐渐降低,学生的自主性逐渐上升,机器转变干预策略,通过探究式、论辩式学习激发学生的自主性和能动性,助力学生思维发展。

多智能体技术为人机协同的干预自主式学习提供了保障,多主体通过协商和博弈,优化任务执行效率、调配学习干预策略、平衡人机自主度。这

既能够实现学习干预的动态调配,满足学生多样化学习需求,又能够有效平衡人机关系,激发学生的自主性和能动性。未来智能学习机、智慧教育平台、教育智能体、教育机器人等的研发,可运用多智能体技术调控干预模式、平衡人机关系,为大规模个性化学习提供保障。

(二)基于多角色动态适配的协作探究式学习

探究式学习包含发现问题、提出假设、设计实验、搜集证据、分析论证、评估结果、表达交流等学习活动,是培养学生自主学习能力、团队合作能力和探索创新精神的重要途径。在以往的探究式学习中,教师难以同时深度介入多个小组,单智能体难以提供多样化的学习支持。多智能体可实现多元角色扮演和动态角色适配,实现从“外部辅助工具”到“协同决策主体”的跃迁,将智能体转化为有特定社会身份和角色定位的“构成性成员”,改变探究共同体的内部结构与互动模式。

在人机协同的协作探究式学习中,智能体可扮演多样化角色:其一,扮演引导者角色,帮助学生设计探究主题、进行动态分组、组织学生讨论、引导学生设计合理的探究方案,保障探究式学习的有序开展(董艳等, 2025);其二,扮演监督者角色,评判探究方案的合理性,实时监测探究过程,评估学生参与度,并提供协作过程的可视化报告,帮助教师 and 小组成员及时掌握学习进度、反思探究成效;其三,扮演辅助者角色,帮助学生创设探究环境、生成探究素材、分析实验数据、评价探究结果,支持探究活动顺利开展(闫寒冰等, 2025);其四,扮演参与者角色,根据探究活动需求和小组成员特点设定多样化的虚拟探究同伴,丰富小组人员构成。有研究者(Gao et al., 2026)构建了面向 STEM 教育的多智能体,不同智能体分别承担需求分析、问题界定、创意生成、结构设计、编程支持与成果评价等任务。学生可根据任务需要调用不同智能体,以解决多学科知识储备和复杂问题解决能力不足的困境,保障 STEM 教育活动的顺利开展。

在人机协同的探究式学习中,多智能体能同时扮演引导者、监督者、辅助者、参与者等角色,构建动态支持网络,根据探究活动需求动态调配智能体角色,以解决学生知识储备不足、教师引导不到位、过程性评价难实施、教育反馈难闭环等问题,

助力协作探究学习的顺利实施;能够根据探究主题和学生特征,生成组织者、引导者、思考者、批判者、显眼包、好奇宝宝等虚拟探究同伴,并赋予其不同的知识背景、认知模式和角色定位,破解传统探究式学习中学生背景同质化和参与度不足等难题,为探究式学习提供更多可能,构建人机深度协同、共创共生的新型学习生态。有研究者(Zheng et al., 2026)构建了面向协作问题解决的多智能体,专家智能体负责知识问答、过程评估和资源推荐,助理智能体负责过程监控、思路引导和情感支持,两者通过互补性支持,为探究过程提供反馈。实验结果表明,多智能体支持模式在学习成就、知识构建和协作问题解决表现等方面,显著高于单一聊天机器人支持模式和无智能体支持模式。

(三)基于多视角灵活转换的对话协商式学习

生成式人工智能的出现,使得“对话”成为人机交互的重要方式,也使对话式学习成为人机协同学习的重要形态。人机对话式学习旨在通过人机对话强化人机二元主体的观点碰撞和思想交流,实现学习者认知图式的适应调整和思维能力的迭代升级。在对话式学习中,多智能体可通过多个智能体之间的协商决策提升机器的逻辑推理能力,精准判别学生学习意图、设计对话策略、选定对话角色、匹配对话风格,灵活扮演智慧教师、智能助教、智慧学伴等,为学生提供对话式引导和启发,提升学生思维的深刻性(赵晓伟等, 2025),使对话空间从人机“一对一”的线性交流,升维成容纳多元主体立场、模拟社会性思辨的“意义协商场域”,帮助学生实现深度学习。

其一,对话策略的适应性调整。学生的认知水平和学习意图不是一成不变的,多智能体也需要及时调整对话策略,适配学生动态变化的学习需求。对于知识基础薄弱、认知水平较低、学习自主性差的学生,多智能体可扮演苏格拉底式智能导师角色,通过讥讽、助产、归纳、定义引导学生发现内心的智慧,深化理解所学内容;对于知识基础扎实、认知水平较高、学习自主性强的学生,多智能体可扮演智能学伴角色,通过论辩的方式强化人机之间的对话协商,提升学习者的意义建构、推理想象、批判质疑、反思自省等高阶思维能力。此外,随着学习进程的推进,多智能体可根据学生知识基础、认

知能力、学习意图的演变,动态调整干预策略,给予学生更大的学习自主度(王一岩等, 2024a)。

其二,对话角色的动态整合。以往的人机对话式学习更多侧重于“一对一”的人机交互场景,机器扮演智慧导师为学生提供引导启发和论辩协商。多智能体能打破“一对一”人机对话的局限,将对话式学习拓展到多元主体参与的学习场景,多个学生和多智能体进行开放式讨论,创新人机协同学习形态。比如,多智能体可扮演意见领袖、知识权威、对话协调者、焦点维护者、逻辑挑战者等角色,根据学生表现实现动态调度和适性应答,帮助学生调动自身知识储备、逻辑思维和创造力,从多个视角审视问题,深度参与课堂讨论。在可预见的未来,这将成为人机协同学习的重要形态,为人机协同学习提供更多可能性。清华大学自主开发的 MAIC (Massive AI-empowered Courses) 平台,内置由教师智能体、助教智能体和多种学伴智能体构成的多智能体系统,教师智能体负责引导学生掌握最佳学习方法,助教智能体负责提供学习支持,学伴智能体侧重概念解释、提出问题或补充观点、增加课堂乐趣。学生可根据需要自定义智能体角色,调整其介入方式,创设沉浸式学习体验,提升学习专注度(Hao et al, 2026)。

多智能体拓展了人机对话式学习的范畴和边界,推动人机协同学习向基于人机多元主体协商的社会性交互的方向发展。未来研究可借助多智能体技术优化对话策略、拓展对话场域,以对话策略的适应性调整和对话角色的动态性整合,推动人机协同的对话协商式学习,助力学生发展深层次的知识理解和意义建构。

四、多智能体赋能人机协同学习的实践方向

多智能体为人机协同学习的范式升维和实践落地提供了新契机,但多智能体之间的任务调度和对抗博弈也增加了机器决策的不确定性和“非预期风险”,包括:其一,多智能体之间的分步执行、对话协商和冲突消解过程将增加机器决策的复杂性,引发严重的“延迟响应”,影响学生学习体验;其二,多智能体之间的对抗博弈将加重机器智能决策的不透明性,引发学生对多智能体的信任危机;

其三,多智能体的分布式决策可能造成单智能体风险的叠加,加剧责任归属风险、放大算法偏见、加重主体异化,为人机协同学习带来新的伦理危机;其四,多智能体采用何种应答策略促进学生的思维发展和认知进阶,目前还缺乏证据支持,不利于人机协同学习的深入开展。未来研究需聚焦多智能体赋能人机协同学习的现实问题,完善多智能体的协同决策机制、借助可解释性决策强化人机互信、完善教育多智能体的风险防控机制、探究人机协同学习的动态演进规律,为多智能体赋能人机协同学习提供保障。

(一)优化多智能体协同决策机制,提高机器应答质量

多智能体能精准理解学生意图、动态适配多元场景、高效处理复杂任务、实现科学决策,对于人机协同学习的纵深发展具有重要意义,但智能体之间的分工、协商、竞争,将加剧多智能体的决策风险,增加人机协同学习的不确定性。因此,完善教育多智能体的协同决策机制,对于人机协同学习的实践落地具有重要意义。

首先,完善多智能体的动态组合机制,包括采用多智能体博弈模型实现多智能体角色的动态分配和适应性调整(何杏宇等, 2025),使其能够快速适应任务变化和目標调整。其次,强化多智能体的决策优化机制,包括完善多智能体决策生成与判别的对抗博弈机制,提升多智能体决策的可行性和适用性。决策生成智能体负责集结单智能体的推理结果从而生成决策方案,决策判别智能体负责根据学生意图预演多智能体的反馈应答和人机协同学习的演进过程。再次,健全多智能体的冲突消解机制,包括正视多智能体决策冲突的必然性,通过建立协商机制、调整角色分配、修改组织结构、设定预设规则等,消解多智能体协同决策的潜在冲突(秦家虎等, 2025)。最后,强化多智能体的快速应答机制。多智能体之间的通信协商会引发人机协同学习的延迟响应,若处理不当,将严重影响学生学习体验。因此,本研究建议设计“边缘—云端”协同的分层混合架构,优化智能体的角色权限分配,简化通信协商协议,完善异步通信与并行处理机制,整合“最优化决策”和“及时化响应”设计协同决策方案,提高应答质量。

(二)提高多智能体决策可解释性,完善人机互信机制

人类与智能体的决策逻辑、知识表达、学习策略等存在根本差异:智能体依赖数据建模,人类依赖直觉经验,人类难以信任智能体的“黑箱”决策,智能体也无法理解人类的模糊意图。这会引发人机互信危机。尤其在人机协同学习场景中,学习的发生依赖学生与多智能体之间的深度协作和对话协商,而多智能体的决策依赖单智能体的建模分析和多智能体间的对话协商。在此背景下,如何实现多智能体的可解释性决策以强化人机互信,是未来人机协同学习研究需解决的关键问题:一是提升多智能体的语义理解、逻辑推理、人机对话等能力;二是在多智能体系统中加入可解释智能体,表征单智能体的推理过程和多智能体的协商机制,以弥合学生和机器之间的认知鸿沟,强化人机互信(李佩璋等, 2025);三是完善多智能体协同决策的推理过程,提升机器智能决策的透明度和可解释性(卢宇等, 2022),提高学生对多智能体决策的接受度,实现人机深度耦合。

(三)完善多智能体风险防控机制,护航学习进程安全

多智能体助力人机协同学习纵深发展和实践落地的同时,也带来系列潜在风险。其一,责任归属风险。多智能体的教育干预是多个智能体通过分布式决策和深层次对话生成的最优解,本质上是群体智慧的汇聚,但这种决策具有不确定性,可能给学生带来不利影响和引发责任归属困难。其二,放大算法偏见。多智能体的分布式决策会使数据偏差被放大,加剧算法偏见,为人机协同学习带来极大风险。其三,主体侵蚀风险。多智能体的强适配性可能导致机器主导学习进程,学生只能根据智能体的引导开展学习,学生的批判性思维、独立思考和自主决策能力有可能被严重削弱,引发数字依赖和思维惰化风险(詹泽慧等, 2023)。未来多智能体研发需关注:一是完善问题溯源机制,便于研发人员及时完善多智能体的分工和协作机制;二是加强算法偏见的检测和防范,监控多智能体协同决策可能存在的性别、地域、种族、行为习惯等隐性偏见(冯永刚等, 2022),并定期对多智能体进行公平性校准,以防范人机协同学习中的算法偏见;三是

精准监测人机协作过程,及时发现学生的依赖心理,避免学生对智能体的过度依赖。

(四)依托学习机理调控干预策略,提升人机协同效能

大模型和多智能体技术的快速发展使得人与机器之间的沟通交流和对话协商成为现实,也使得人机协同学习成为未来学习的新常态。因此,本研究建议加强人机协同学习机理的探索,明确人机协同学习对学生知识掌握、思维发展、情感涵养的影响机制,促进人机协同学习的动态优化。这包括:1)加强人机协同学习的成效验证,利用对照实验的方法,探究基于多智能体的人机协同学习相较于自主学习和基于大模型/单智能体的人机协同学习,以及机器扮演智能导师、智慧学伴、智能助教等情境下,学生知识建构和思维发展的显著性差异;2)分析人机协同学习机理,加强对人机对话过程的动态建模,利用时间序列分析、滞后序列分析、隐马尔可夫模型、图神经网络等方法探究人机对话的典型模式,挖掘不同的人机对话模式对学生元认知能力、问题解决能力、批判性思维、创造力的影响机制,判别何种对话策略对学生的思维发展更有利;3)强化人机协同学习的精准调控,识别人机协同学习的典型模式和有效序列,判定机器智能应答的有效策略,为学生提供更科学有效的反馈应答。

总之,本研究聚焦“迈向人智融合的人机协同学习新范式”这一主题,论述多智能体助力人机协同学习的创新意蕴、关键形态和实践方向,讨论多智能体何以、以何、如何助力人机协同学习变革,以期为人机协同学习的转型升级提供指引。未来研究可完善人机协同学习的理论体系,加强多智能体系统研发,深化研究多智能体的分工和协作机制,探索多智能体人机协同学习的实践模式和潜在规律,优化多智能体的感知和应答策略,助力人机协同学习的转型升级,真正实现从“人机协同学习”到“人智协同学习”的范式跃迁。

[参考文献]

- [1] Ahmed, I., Syed, M. A., Maaruf, M., & Khalid, M. (2025). Distributed computing in multi-agent systems: A survey of decentralized machine learning approaches[J]. Computing, 107(1): 2.
- [2] Barfuss, W., Flack, J., Gokhale, C. S., Hammond, L., Hilbe, C., Hughes, E., Leibo, J. Z., Lenaerts, T., Leonard, N., Levin, S., Schweg, U.

- M., Mcavoy, A., Meylahn, J. M., & Santos, F. P.(2025). Collective cooperative intelligence[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 122(25): e2319948121.
- [3] 董艳,陈辉,于浩(2025). 数智赋能跨学科主题学习的设计、实施与评价[J]. *电化教育研究*, 46(5): 78-85.
- [4] 冯永刚,赵丹丹(2022). 人工智能教育的算法风险与善治[J]. *国家教育行政学院学报*, (7): 88-95.
- [5] Gao, L., Jong, M. S. Y., Chai, C. S., & Li, K. (2026). STEM Education: Understanding Secondary Students' Epistemic Cognition in the Design Process with the Support of a Personalized Multi-Agent System[J]. *Computers & Education*: 105504.
- [6] Gartner. (2025). Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2026[EB/OL]. [2025-12-25]. <https://www.gartner.com/en/articles/top-technology-trends-2026>.
- [7] 顾小清,郝祥军(2025). 悟空的毫毛:正在重塑学习技术系统的多智能体[J]. *华东师范大学学报(教育科学版)*, 43(5): 16-29.
- [8] Hao, Z., Cao, J., Li, R., Yu, J., Liu, Z., & Zhang, Y. (2026). Mapping student-AI interaction dynamics in multi-agent learning environments: Supporting personalized learning and reducing performance gaps[J]. *Computers & Education*: 105472.
- [9] 何杏宇,高锦,杨桂松(2025). 基于博弈共识的异构多智能体分布式强化学习方法[J]. *计算机应用研究*, 42(9): 2676-2682.
- [10] Hou, Y., Sun, M., Zeng, Y., Ong, Y. -S., Jin, Y., Ge, H., & Zhang, Q.(2024). A multiagent cooperative learning system with evolution of social roles[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 28(2): 531-543.
- [11] Hu, Z., Chan, H. P., Li, J., & Yin, Y. (2025). Debate-to-Write: A persona-driven multi-agent framework for diverse argument generation [C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics*. Abu Dhabi, UAE: Association for Computational Linguistics: 4689-4703.
- [12] 黄昌勤,钟益华,王希哲,韩中美,魏同权(2025). 从单智能体到多智能体:大模型智能体支持下的激励型学习活动设计与实证研究[J]. *华东师范大学学报(教育科学版)*, 43(5): 44-56.
- [13] 李佩璋,费庆,陈振,张言军,王博(2025). 具备可解释性的决策依据自编码多智能体强化学习方法[J]. *控制与决策*, 40(9): 2748-2758.
- [14] Liu, J., Huang, Z., Xiao, T., Sha, J., Wu, J., Liu, Q., Wang, S., & Chen, E. (2024). SocraticLM: Exploring Socratic personalized teaching with large language models [C]//*Proceedings of the 38th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2024)*. Vancouver, Canada: Curran Associates, Inc. : 85693-85721.
- [15] 刘石奇,刘智,段会敏,栗柱,彭晔(2025). 大模型驱动的教育多智能体系统应用研究——技术架构、发展现状、实践路径与未来展望[J]. *远程教育杂志*, 43(1): 33-45.
- [16] Lu, J., Yan, Y., Huang, K., Yin, M., & Zhang, F.(2025). Do we learn from each other: Understanding the human-AI co-learning process embedded in human-AI collaboration[J]. *Group Decision and Negotiation*, 34(2): 235-271.
- [17] 卢宇,章志,王德亮,陈鹏鹤,余胜泉(2022). 可解释人工智能在教育中的应用模式研究[J]. *中国电化教育*, 2022, (8): 9-15+23.
- [18] 罗彪,胡天萌,周育豪,黄廷文,阳春华,桂卫华(2025). 多智能体强化学习控制与决策研究综述[J]. *自动化学报*, 51(3): 510-539.
- [19] 秦家虎,马麒麟,李曼,张聪,付维明,刘轻尘,郑卫新(2025). 多智能体协同研究进展综述:博弈和控制交叉视角[J]. *自动化学报*, 51(3): 489-509.
- [20] Shi, S. J., Cao, Y. B., Shi, Z. L., Li, J. W., & Zhang, R. (2025). Application of multi-agent systems in legal education: The impact of multi-agent mock trial exercises on student satisfaction, core skill enhancement, and cognitive development[J]. *Interactive Learning Environments*: 1-22.
- [21] 王一岩,刘淇,郑永和(2024a). 对话式人机协同学习:本质内涵与未来图景[J]. *中国电化教育*, (11): 21-27.
- [22] 王一岩,刘淇,郑永和(2024b). 人机协同学习:实践逻辑与典型模式[J]. *开放教育研究*, 30(1): 65-72.
- [23] 王一岩,郑永和(2023). 智能时代个性化学习的现实困境、意蕴重构与模型构建[J]. *电化教育研究*, 44(3): 28-35.
- [24] 吴永和,姜元昊,陈圆圆,张文轩(2024). 大语言模型支持的多智能体:技术路径、教育应用与未来展望[J]. *开放教育研究*, 30(5): 63-75.
- [25] 闫寒冰,杨淑婷,余淑珍,陈怡(2025). 生成式人工智能赋能沉浸式学习:机理、模式与应用[J]. *电化教育研究*, 46(2): 64-71.
- [26] 于济凡,李睿森,李曼丽,刘惠琴(2024). 多智能体协同交互的高临场感在线学习环境构建[J]. *现代教育技术*, 34(12): 17-26.
- [27] Yu, J., Zhang, Z., Zhang-li, D., et al. (2024). From MOOC to MAIC: Reshaping Online Teaching and Learning through LLM-driven Agents[J]. *arXiv preprint arXiv: 2409.03512*.
- [28] 张立新,陈倩倩(2023). 博弈与权衡:智能教育算法的规制性与人的自主性[J]. *现代教育技术*, 33(4): 32-39.
- [29] Zhang, X., Zhang, C., Sun, J., Xiao, J., Yang, Y., & Luo, Y.(2025). EduPlanner: LLM-based multiagent systems for customized and intelligent instructional design[J]. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 18: 416-427.
- [30] 詹泽慧,季瑜,牛世婧,吕思源,钟煊妍(2023). ChatGPT嵌入教育生态的内在机理、表征形态及风险化解[J]. *现代远距离教育*, (4): 3-13.
- [31] 赵晓伟,沈书生,祝智庭(2025). 与AI大模型对话促进深度思维:提问设计的科学与艺术[J]. *中国教育学报*, (4): 23-29.
- [32] Zheng, L., Shi, Z., & Gao, L. (2026). A generative artificial intelligence-enhanced multiagent approach to empowering collaborative problem solving across different learning domains[J]. *Computers & Education*: 105489.

(编辑:赵晓丽)

Towards a New Paradigm of Human-Machine Collaborative Learning with Human-AI Integration

WANG Yiyang¹, FU Li² & ZHENG Yonghe²

(1. China Institute of Education and Social Development, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Research Institute of Science Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Human-machine collaborative learning is an inevitable trend of learning transformation in the digital age. However, generalized large models face problems such as poor scene adaptation, low inference efficiency, poor interpretability, limited perception capabilities, and insufficient autonomous planning, which make it challenging to support the deep development of human-machine collaborative learning. And multi-agent systems have the characteristics of distributed intelligence, social collaboration, and dynamic adaptation, which can achieve the transition from "centralized decision-making" to "distributed intelligence" in machine intelligence, the transformation from "instrumental assistance" to "social participation" in collaboration mode, and the integration of human-machine intelligence from "one-on-one consultation" to "group collaboration", helping to upgrade the paradigm of human-machine collaborative learning. Multi-agents have expanded the division of labor and collaboration mechanisms between humans and machines, giving rise to new forms of human-machine collaborative learning that move towards the integration of humans and intelligence: intervention based autonomous learning based on multi-agent negotiation games, collaborative inquiry based learning based on dynamic adaptation of multiple roles, and dialogue based negotiation based learning based on flexible transformation from various perspectives. To promote the paradigm upgrade and practical implementation of human-machine collaborative learning through the use of multiple agents, it is necessary further to optimize the collaborative decision-making mechanism of multiple agents, improve the interpretability of multi-agent decisions, perfect the risk prevention and control mechanism of multiple agents, and rely on learning mechanisms to regulate intervention strategies, to facilitate the integration of collective intelligence and co creation and symbiosis between humans and machines.

Key words: multi-agent systems; human-intelligence integration; human-machine collaborative learning; paradigm upgrading; generative artificial intelligence