人工智能时代学习科学研究新进展

赵建华

（南方科技大学 未来教育研究中心，广东深圳 518055）

[摘要] 以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能将人类带入人工智能时代，也使学习科学站在新的历史起点。本文围绕学习的本质、学习如何发生、如何取得更好的学习效果三个基本问题，结合国际学术共同体的最新研究动向及国内外典型实践，系统梳理人工智能时代学习科学的新进展。研究发现，人工智能的深度介入使学习从个体认知走向人机协同的分布式认知，对四大学习理论的核心假设构成系统性挑战，催生了生成主义、生成式学习等新理论主张；学习的本质也从知识获取转向人机协同的问题解决、从掌握答案转向监控理解与独立判断。在研究层面，学习科学正经历从基于设计的研究向人工智能赋能的研究范式跃迁。这些变化既有利于提升学习效能，也潜藏认知卸载与元认知外包风险，要求学习科学在继承传统范式的同时，也要回应人机协同学习的新命题。

[关键词] 学习科学；人工智能时代；学习真谛；人机协同；生成主义；研究范式

[中图分类号] G442 [文献标识码] A [文章编号] 1007-2179(2026)06-0040-15

一、引 言

学习科学作为一个术语及研究领域诞生于 20 世纪 80 年代末，其标志性事件是 1991 年《学习科学期刊》创刊与首届学习科学国际会议召开（Fischer et al., 2018）。在学习科学知识演化过程中，美国国家科学院推出的《人是如何学习的》系列研究著作占奠基性位置。1999 年，布兰斯福德等编辑出版的《人是如何学习的：大脑、心理、经验及学校》系统整合了教育与学习领域的研究发现，凝练出学习者带着前概念进入课堂、能力发展依赖概念框架支撑、元认知有助于学习者掌控自身学习三大核心原则，并据此提出学习者中心、知识中心、评价中心与共同体中心四位一体的学习环境设计框架（Bransford et al., 1999）。同年出版的《人是如何学习的：研究与实践的桥梁》进一步追问学习研究成果如何进入课堂，把教师视为研究转化为实践的关键中介，并确立了“研究—实践伙伴关系”这一延续至今的学习科学转化机制（Donovan et al., 1999）。2005 年问世的《学生如何学习：课堂中的历史、数学与科学》把上述原则落实为历史、数学与科学学科在小学、初中与高中的教学案例，完成了学习科学认识从一般原理向学科教学的落地（Donovan & Bransford, 2005）。2006 年，索耶主编的《剑桥学习科学手册》第 1 版正式发行，系统界定了学习科学的研究领域；2014 年，该手册第 2 版面

[收稿日期]2026-10-06 [修回日期]2026-11-17 [DOI编码]10.13966/j.cnki.kfjyyj.2026.06.003

[基金项目] 深圳市人文社会科学重点研究基地，广东省社科联决策咨询基地，广东省教学质量与教学改革工程建设项目南方科技大学“国优计划”科产教融合实践教学基地”（SJZLGC202412），广东省教学质量与教学改革工程建设项目“AI 赋能通识课程教学模式与评价机制研究”（SJZLGC202509）。

[作者简介] 赵建华，教授，博士生导师，南方科技大学未来教育研究中心，研究方向：教育人工智能、学习科学与技术、教师专业发展、教育技术等（zhaojh@sustech.edu.cn）。

[引用信息] 赵建华(2026). 人工智能时代学习科学研究新进展[J]. 开放教育研究，32(6)：40-53, 93.

世,推动学习科学的研究版图进一步扩展(Sawyer, 2014)。2018 年,费舍尔、赫梅洛-西尔弗、戈德曼和赖曼共同主编的《国际学习科学手册》出版,由来自不同国家的 110 余位研究者共同撰写,从国际视角呈现学习科学的历史基础与理论取向、学习环境的设计研究评估及研究评价分析方法,堪称学习科学研究的集大成之作(Fischer et al., 2018)。同年,美国国家科学院(National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, 2018)再度推出《人是如何学习Ⅱ:学习者、情境与文化》,把学习者、情境与文化置于学习研究的核心,系统更新了对学习机制与学习环境的新认识。由此,学习科学围绕人如何学习这一根本问题,形成了稳定而成熟的知识版图。

当前,学习科学所面对的世界正发生根本性变化。2022 年,人类迈入人工智能时代(OpenAI, 2022)。它的出现从根基上改变了学习的条件、过程与目标。当机器能够承担信息检索、内容生成乃至推理判断等认知任务时,学习的边界被重新划定,学习科学的既有理论假设也面临重新检验。在这一背景下,学习科学近四年间取得了深刻且而系统的进展,学习的本质亦随之发生变化。

学习科学的一切进展,最终都汇聚于对学习的本质是什么、学习如何发生、如何取得更好的学习效果这三个基本问题展开,分别对应学习科学在理论、机制与应用三个层面,构成学习科学区别于其他学科的独特问题域,也是贯穿本文的分析线索。进入人工智能时代,这三个问题的变化最剧烈,尤其当机器介入学习后,学习的本质是否仍是人脑内的事件,学习的发生是否仍遵循传统的认知加工路径,学习成效的提升是否仍取决于学习者的认知投入等问题,都面临重新审视。

本文以学习科学的演进脉络为线索,在系统回顾其学科内涵、学科定位与研究版图的基础上,剖析人工智能对学习理论、学习规律与研究范式的深刻影响,并以三个基本问题为依据,对照呈现传统学习科学与人工智能时代学习科学对这三个问题回答的差异,揭示学习的新内涵,把握人工智能时代学习科学的新进展。

二、基本内涵、学科定位与演进

(一)学习科学的界定与基本特征

学习科学仅有 30 余年历史,不同研究者对其内涵有不同的界定。霍德利(Hoadley, 2018)指出,学习科学是研究人如何学习及如何支持学习的学科,其历史反映了人类学、教育学、心理学、哲学等对学习及其支持方式的影响,因而是一门实证的、跨学科的、情境化的、以行动为导向的学科。索耶(Sawyer, 2006)认为,学习科学是研究教与学的跨学科领域,既研究学校课堂里的正式学习,也研究发生在家庭、工作场所及同伴之间的非正式学习,其目标是理解认知过程与社会过程以促进最有效的学习,并据此重新设计学习环境。《国际学习科学手册》把学习科学定义为跨学科研究领域,着重探讨人如何学习、什么对学习重要、为什么重要,以及如何创建学习环境、如何判定学习是否发生(Fischer, et al., 2018)。综合诸多界定,本研究认为学习科学具有跨学科性、情境性、行动性与实证性等特点,它以探讨学习的本质和提升学习成效为目的,并将其用于指导教与学的学问。

学习科学把学习看作系统的、复杂的现象,认为其同时受生物本能、社会文化与技术工具的共同作用。学习的这一特性,可以通过波普尔的三个世界理论加以理解。波普尔(Popper, 1979)把世界分为物理实体构成的第一世界、主观意识与心理过程构成的第二世界,以及语言、科学理论与艺术作品构成的第三世界,即客观知识世界。学校教育传递的主要是第三世界中前人探索积累的间接知识,它使后人不必重复前人的探索。学习科学对学习的研究,正是把第三世界的客观知识转化为学习者的主观理解,进而培养学习者创造新知识的能力。

(二)学习科学与心理学、教育心理学的异同

准确理解学习科学的学科定位,需要区分其和心理学、教育心理学的关系。学习科学植根于心理学尤其是认知科学、发展心理学与教育心理学的理论传统。内森和阿利巴利(Nathan & Alibali, 2010)曾把学习科学界定为一个研究领域与学者联盟,其成员主要来自心理学(包括认知、发展与教育心理学)、教育学、计算机科学与神经科学,同时吸纳人类学、社会语言学与社会学等领域的研究者。这一界定揭示了学习科学的多学科特性及其与心理学之间的关系。

学习科学既不是心理学,也不是应用认知科学。内森等(Nathan & Alibali, 2010)指出,不能把学习

科学视为应用认知科学，因为学习科学既研究学习与学习者、社会情境与文化的作用、设计过程本身的性质等基础问题，也研究干预的实施过程与成果推广中的社会政策问题。二者的区别在于研究路径的不同：认知科学传统上采取元素性的研究路径，在受控的实验室条件下研究孤立的心智成分，再把结果放大以解释真实情境中的复杂行为；学习科学则采取系统性的研究路径，在真实的社会与文化情境中研究学习的整体样貌，并把基于设计的研究作为其专用的方法论（Nathan & Alibali, 2010）。概括说来，认知科学在微观层面解析心智部件，学习科学则在宏观层面把握学习整体，二者结合构成学习科学方法论的独特优势。

学习科学与教育心理学既高度重叠又存在实质差异。教育心理学的起源可以追溯到一个多世纪以前，实质上是心理学转向教育学、用心理学改造教育学的产物。桑新民等（2020）回顾这段历史时指出，教育心理学的基本逻辑是把教育学的科学化简化为教育学的心理学化，其结果是倾向于用心理学取代教育学，而这一点直到 20 世纪 80 年代才逐渐为人们所认识，并由此促成了学习研究范式的改变，最终开辟了学习科学这一新的多学科交叉研究领域。就研究对象而言，教育心理学关注注意、记忆、动机、认知发展等心理过程在教育情境中的应用，其知识单元仍以个体心理过程为基本分析单位；学习科学则从一开始就把学习置于社会文化情境中，把学习环境设计与学习过程分析一并纳入研究视野，因而更强调情境性、设计性与实践性（Fischer et al., 2018; Nathan & Alibali, 2010）。就研究目的而言，教育心理学侧重于描述与解释学习的心理机制，学习科学则追问如何设计环境以促进学习，把理论建构与实践改进视为同等重要的双重使命（Nathan & Alibali, 2010）。教育心理学为学习科学提供了学习心理机制的深厚积累，学习科学则在多学科融合、真实情境研究与设计取向维度上超越了传统的教育心理学，二者是继承、互补与超越的关系，而非彼此取代。

本研究通过辨析三者的定位，认为心理学、教育心理学与学习科学构成从基础到应用的连续谱系。心理学关注人类心智与行为的一般规律，其研究对象不局限于学习，学习只是众多议题之一；教育心理学把心理学的一般规律投射到教育情境，聚焦学习与教学中的心理过程，旨在描述与解释个体心理机制；学习科学则超越单一学科视角，把认知科学、神经科学、计算机科学、教育学乃至人类学与社会学融为一体，以设计为取向，直面真实情境的学习问题。学习科学关于学习的基础研究强调的是真实情境的复杂性（Nathan & Alibali, 2010）。由三者关系的辨析可以看出，学习科学在学科谱系中具有独特位置，既不能把学习科学等同于心理学或教育心理学的简单延伸，也不能忽视学习科学对心理学理论的依赖。

（三）三次研究转向

为了说明学习科学的演进逻辑，本研究将三次研究转向作为分析主线。第一次转向是走向课堂。在学科确立初，学习科学即有意与仅在实验室中研究抽象学习的行为形成对照，主张在真实的社会与教育情境中研究学习，基于设计的研究由此成为其标志性方法论，学习科学也从实验室走向真实课堂。这一转向在思想上可以追溯到 20 世纪学习研究的三部曲，即从行为主义以动物为隐喻，到认知主义以机器为隐喻，再到学习科学以真实的生命为隐喻，研究对象从动物和机器回归到真实情境中的人，研究纲领最终被确立为人是如何学习的（桑新民等，2020）。第二次转向是走向脑科学。随着认知神经科学的发展，学习科学从对行为的观察走向对神经机制的测量与理解，教育的本质被重新表述为对大脑的建构、开发与塑造，学习的生物学基础得到系统揭示（Fischer et al., 2018）。第三次转向是走向人工智能时代。生成式人工智能的兴起，使学习从个体认知走向人机协同的分布式认知，学习科学的研究对象、理论假设与研究范式随之发生历史性变化，《剑桥学习科学手册》（第 3 版）反映了技术深度嵌入学习科学的新特点（Sawyer, 2022）。三次研究转向并非相互替代，而是层层叠加，共同构成学习科学不断深化与拓展的发展图景（见图 1）。

（四）学科构成

经过三十余年的发展，学习科学形成了理论基础、学习环境设计与研究方法三位一体的基本构成。就理论基础而言，学习科学集成认识论与认知发展、认知神经科学、具身认知、动机参与与兴趣、认知观与社会文化观、集体知识建构与复杂系统

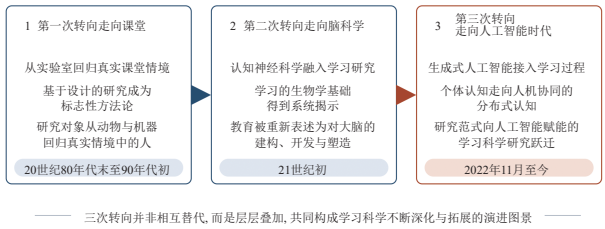


图 1 学习科学三次研究转向

等视角，回答学习是什么及学习如何发生的基本问题（Fischer et al., 2018）。就学习环境设计而言，学习科学将学习机制转化为可操作的教学实践，涵盖问题解决学习、探究学习、智能导师系统、知识建构、计算机支持的协作学习、移动学习与大规模开放在线课程等形态（Fischer et al., 2018）。就研究方法而言，学习科学发展出基于设计的研究、学习分析与认知网络分析、参与式设计、互动民族志等一套与其理论相匹配的研究、评价与分析方法（Fischeret al., 2018; Sawyer, 2022）。三者相互支撑、循环迭代，这一体系化特征是学习科学区别于一般教育研究的重要标志。学习科学的这一基本构成已得到国际组织的认可与推广，联合国教科文组织 2024 年发布的《学习科学对教育的启示》报告，系统阐述了学习科学赋能教育的理论框架与实践方向，标志着学习科学正从学术研究领域走向面向教育决策与教学实践的知识基础设施（范文翔等，2026）。

（五）研究版图拓展

学习科学的成熟不仅体现为理论体系与研究方法的完善，也体现在学术共同体的组织化与期刊平台的专业化。2002 年，国际学习科学学会正式成立，成为学习科学领域最具代表性的学术组织，拥有《学习科学期刊》与《国际计算机支持协作学习期刊》（ijCSCL），并从 2021 年起把学习科学国际会议与计算机支持协作学习国际会议合并为一年一度的 ISLS 年会（ISLS, 2025）。这一组织化进程，标志着学习科学从零散的跨学科研究力量凝聚为建制化、可持续的知识共同体。

ISLS 年会的主题演变可以反映学习科学前沿研究进展。2025 年，赫尔辛基年会以“为创世而教育：构想并践行全球危机的可持续解决方案”（educating for world-making）为主题，把学习者、教师与研究者视为积极的世界缔造者，主张学习科学应直面全球环境与社会危机，利用知识创建方式协同设计生态社会创新类探究项目回应真实世界的问题（ISLS, 2025）。2026 年与 2027 年的会议主题“带着目的结伴”（Partnering with Purpose）与“立足本地、思考全球”（Act Local, Think Global），进一步凸显了两个方向：一是研究—实践伙伴关系制度化；二是学习科学向全球南方与多元文化情境拓展（ISLS, 2025）。值得注意的是，自 2023 年起，年会正式设立“实践导向论文”（practice-oriented papers），这一新的投稿类型，要求由实践者担任第一作者，聚焦实施过程与有效设计原则，涵盖研究—实践伙伴关系、学校系统实施与本土知识生产方式等议题（ISLS, 2025）。这一制度设计的意义在于，从学术共同体层面确认实践者同样是知识的合法生产者，而不仅仅是研究的参与者，从而把学习科学“以行动为导向”的学科特性落实为具体的学术规范。

期刊动向同样反映了学习科学自我更新的活力。《学习科学期刊》第七任联合主编伯兰和霍尔沃森（Berland & Halverson, 2025）在就职演讲中提出“拓展学习科学关注问题”的办刊主张，强调学习科学是建立在认识论与本体论基础上的异质共同体，刊物应为新颖的方法论、陌生的问题与来自其他学科的理论留出探索空间，以丰富学习理论和增强情境对学习的实际影响。《国际计算机支持协作学习期刊》联合主编贝克和瑞曼（Baker & Reimann, 2025）把协作如何呈现并得以维系、共同基础模型的建构、社会—情感—认知维度的交织、群体构建与群体绩效等视为计算机支持合作学习研究的核心议题，指出随着机器学习技术与合作学习工具在高等教育的普及，这些经典问题正获得新的研究可能。这两本期刊旨在推动学习科学保持理论深度的同时，不断加强对实践的影响、方法创新及对多元文化情境的关注。

如果说学术组织与期刊动向反映了学习科学的研究版图，那么《人是如何学习的 II：学习者、情境与文化》从知识综合的视角更新了该版图的认识论基础。该报告在 1999 年首版的基础上，把学习者、情境与文化置于核心位置，系统归纳了影响学习的先验知识、概念框架、元认知、文化与动机因

素，强调学习与大脑发展之间的双向塑造关系（National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, 2018）。就学习技术而言，该报告提出一个极其重要的判断：已有证据能支持学习技术的有效性，但不存在放之四海而皆准的理想学习技术，技术的成效取决于学习者特征、学习目标类型、社会文化情境与教师的支持程度（National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, 2018）。这一结论对于人工智能时代学习科学的发展方向具有前瞻性意义。它提示我们，不能脱离学习者、情境与文化而孤立地评判技术的教育价值。

（六）典型实践与本土化探索

学习科学的理论特性最终要通过实践检验，其以设计为导向、以真实情境为依托的学科传统，在国际与本土层面都孕育了一批典型实践案例。加州大学伯克利分校团队开发的 WISE 平台，把知识整合的框架转化为面向中小学的在线科学探究环境；多伦多大学斯卡达玛利亚团队开发的知识论坛，把集体知识建构理论落实为可操作的协作探究工具。这些平台既是理论的应用，又反过来成为检验与修正理论的实验场，体现了学习科学“设计—实施—再设计”的迭代逻辑（Fischer et al., 2018）。

中国的学习科学研究起步稍晚，却在短短二十余年间形成了鲜明的本土特征和路径。2002 年成立的东南大学学习科学研究中心是国内第一个学习科学研究机构。它以生物医学工程为核心，把基因组学与脑科学成果应用于教育科学，构建起分子、生理、心理与行为多层级的研究平台；2005 年成立的北京师范大学认知神经科学与学习国家重点实验室，把学习界定为大脑改变的过程，围绕学习与脑的可塑性开展基础研究，并注重把成果转化为心理与学习评价、脑与学习资源开发等教育实践（桑新民等, 2020）。近年来，该实验室的系列超扫描研究揭示了自然课堂情景中师生之间的脑同步程度与教学效果显著正相关，当教师能准确预测学生的知识水平并据此组织问答时，师生脑活动的同步性更高、教学效果更好，从而为“教学即人际互动”这一学习科学命题提供了神经科学的证据。2006 年成立的华东师范大学学习科学研究中心，把建构主义教育思潮、社会文化历史观及活动理论引入教学研究，对美国的抛锚式教学、WISE 平台等开展本土配对实验，并在场馆学习等非正式学习领域形成系统学术积累（桑新民等, 2020）。此外，南京大学学者率先倡导以学习科学的理念改革大学教学，清华大学、华南师范大学、香港大学等的学者分别在建构性学习、计算机支持的协作学习与技术支持的教师专业发展等领域作出了早期探索（桑新民等, 2020）。

纵观本土实践，我们可以发现一条主线，即中国的学习科学始终在引进与创生之间寻求平衡：一方面，系统地翻译国际学习科学的经典文献与研究范式，通过配对实验等方式检验其在本土情境中的适用性；另一方面，立足中国教育现实，把脑科学、学习分析与人工智能等前沿手段同大规模基础教育改革实践结合起来，形成一批可复制、可推广的实践样本。引进来与走出去结合，使中国的学习科学既保持与国际学术共同体的对话能力，又发展出回应本土问题的独特价值。在人工智能时代，这一本土化探索的意义愈发凸显，因为人机协同学习的伦理边界、认知卸载风险的防控等问题，都需要结合具体的文化与制度情境加以回答，而不能简单地移植他国的结论。

三、实践转向

（一）人工智能作为认知伙伴介入学习过程

人工智能时代学习科学最根本的变化，在于人工智能作为认知伙伴介入学习过程。在传统学习科学看来，认知发生在学习者个体头脑之中，学习是学习者主动建构意义的过程。生成式人工智能的出现改变了这一前提，因为它不仅能够存储信息，还能承担信息检索、内容生成、推理等原本由人类个体完成的认知任务。当学习者与人工智能协同工作时，认知不再封闭于个体头脑之中，而是分布在学习者、人工智能与各类工具之间，学习主体也随之从单一个体扩展为学习者与人工智能系统构成的联合体。这一变化在课堂教学中已得到验证。有研究指出，生成式人工智能凭借其智能性、交互性与生成性深度介入课堂教学，使教学主体从传统的主客二元结构转向师、生、机三元共在的新格局（张缨斌等, 2025）。典型的课堂场景是学生借助人工智能生成研究方案初稿，再批判性地核对资料、修改论证，最终形成的方案既包含人工智能生成的

内容，也凝结着学生的判断，认知就在人与人工智能之间实现了分布与迭代。

（二）从个体认知到分布式认知

人工智能介入学习过程的变化在理论上集中体现为从个体认知向分布式认知跃迁。分布式认知理论指出，认知活动并不局限于个体大脑内部，而分布于个体、他人、工具与表征系统构成的整体之中（Hutchins, 1995）。人工智能将这种分布推向新的高度，因为它作为主动的、能够生成与推理的认知参与者，与传统认知工具存在质的区别。笔记、计算器等工具只能被动地承担认知负荷，而生成式人工智能能够主动参与意义的生成与问题解决。因此，学习不再是个体对外部知识的单向输入与内部加工，而是学习者与人工智能通过提问、生成、批判与优化的循环所进行的迭代共建。金涛等（2026）的实证研究为此提供了直接证据，即人机协同学习能显著影响个体的生成式意义建构。当学习者与人工智能以恰当的方式协同工作时，其意义建构的深度与质量较之独立学习有明显变化。这要求学习科学重新审视学习的主体、过程与边界（见图 2）。

（三）人工智能对学习理论的影响

人工智能的介入，对既有学习理论构成了系统而深刻的冲击。行为主义、认知主义、建构主义与联通主义学习理论，都是人工智能出现前形成的，生成式人工智能的可供性对其核心假设构成了系统性挑战（Siemens, 2005）。

在行为主义看来，学习是刺激与反应之间形成联结，人工智能作为中介能够重塑刺激与反应的链条，使强化方式从人工走向算法驱动的精准化，学习的反馈循环可以不再依赖教师的即时干预，智能系统可以依据学习者的微行为数据提供非侵入式精准强化。在认知主义看来，学习是个体内部的信息加工，人工智能的出现使信息加工不再只发生在个体认知系统中，人与机器的协同加工成为常态；工作记忆与长时记忆的经典划分需被重新审视，因为外部智能系统已承担了相当部分的记忆与加工功能。在建构主义看来，知识建构的主体是学习者，人工智能则把这一主体从人扩展为人与人工智能，知识从个体的主动建构走向人机协同的迭代共建，建构的场所也从学习者的大脑延伸到人与智能工具之间的交互界面。在联通主义看来，学习是网络节点的连接，人工智能则使网络节点从人扩展为人与人工智能系统，知识网络成为人与智能体交织的混合网络，学习者既要维护与人的连接，又要管理与智能体的连接（Siemens, 2005）。这四大理论并非被人工智能简单地否定，而是其核心假设被部分改写。因此，理论的解释力需要在新的人机协同境脉中重新检验与拓展。面对被重新书写的四大学习理论核心假设，学习科学有必要发展出能够回应人机协同学习的新理论。

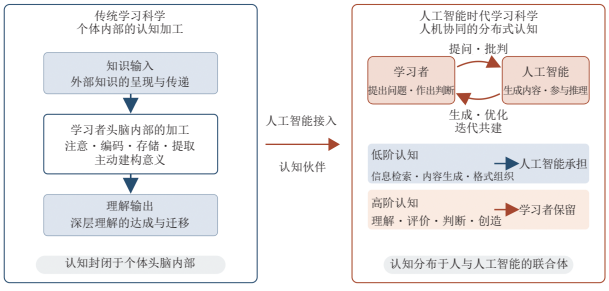


图 2　从个体认知到人机协同的分布式认知

人工智能对学习理论的影响并非单向取代，而是双向塑造。一方面，学习科学理论为人工智能教育技术的设计提供了可操作化的依据。卢金和库库罗瓦（Luckin & Cukurova, 2019）的研究表明，将学习理论嵌入人工智能算法，教育人工智能才能真正发挥促进学习的作用，且人工智能开发者、教育工作者与研究者需要建立跨利益相关者的合作关系。另一方面，人工智能实践也反过来检验与拓展学习理论，认知卸载研究的兴起正是这种反向塑造的例证。认知卸载指个体借助外部工具降低内部认知需求的行为，它本是人类认知的普遍特征，但生成式人工智能把认知卸载推进到前所未有的程度，因为它不仅能够存储信息，还能够替代学习者完成生成、推理乃至判断的认知工作（Risko & Gilbert, 2016）。卸载本身具有适应性，它能够加快问题解决、释放工作记忆、防止认知过载，但个体对外部记忆的依赖可能会削弱后续的无辅助回忆与迁移（Risko & Gilbert, 2016）。这一结论构成人工智能时代学习理论必须正面回答的核心议题。

面对人工智能造成的不确定性与理论真空，我国学者也在理论层面作出了原创性回应。祝智庭（2026）提出，生成式人工智能在重塑教育形态的同

时，通过不确定性的重新分配深刻动摇了教育的规范性根基，为此我们需要以意义主义学习理论为基点，把学习的一阶公理表述为学习即消弭不确定性，并由此区分认知、价值、行动与存在等多重维度。

（四）生成主义与生成式学习新理论建构

在上述变化的进程中，一种新的学习理论正在形成，即生成主义。这一概念最早由普拉奇克（Pratschke, 2023）提出，用以描述与生成式人工智能协作开展学习的设计、实施与评价，主张把社会建构主义、联通主义等理论传统与生成式人工智能的可供性相结合，在人机协同中实现知识建构。普拉奇克（Pratschke, 2024）在系统阐述这一理论的专著中，把生成主义确立为一种面向生成式人工智能的数字教育学，主张学习应从聚焦产出转向聚焦过程，并把人工智能定位为学习建构的合作者。李和郑（Li & Zheng, 2026）对生成主义作了更为系统的理论建构，他们批评传统学习理论无法解释学习者与半自主、非人类智能体之间的动态互动，提出生成主义，将学习理解为人类学习者与人工智能系统之间通过迭代交互所进行的刻意协同知识建构，并围绕认识论伙伴、分布式能动性、生成式素养与适应性元认知等核心原则展开论述。

与生成主义的探索相呼应，我国学者叶浩生等（2025）提出生成式学习的新学习范式。他们认为，在生成式人工智能深度介入教育的时代，学习的本质正在发生决定性转向，它不再是对既有知识的掌握与再现，而是在人机协同关系中不断生成意义的活动。生成式学习的核心不在于人工智能提供答案的能力，而在于学习者与人工智能多轮互动，通过比较、判断与修正，使理解在不确定性与开放性中不断涌现。这一理论从现象学中获得本体论基础，意向性说明学习的结果是形成具有意义指向的结构，并在特定情境中揭示学习的意义。身体现象学表明意义可以在身体与环境的交互中显现；具身认知则提供了生成机制的心理学解释，即学习并非脑内加工，而是身体、工具与情境的动态耦合；人工智能独具的生成性输出成为认知外化与再组织的通道，使生成、反思、再生成的循环得以发生。这一理论与西方理论呼应，共同表明人工智能时代的学习理论正在从解释个体认知的旧范式，走向解释人机协同生成意义的新范式。

与传统学习理论相比，生成主义在五个维度上发生了转变：在学习主体上，从个体学习者转向学习者与人工智能系统的联合体；在知识来源上，从外部输入或个体建构转向人与人工智能的迭代共建；在认知过程上，从个体内部的信息加工转向分布式的人机协同认知；在学习目标上，从知识获取与能力发展转向知识共建与人机协同能力培养；在元认知上，从对自身认知的监控转向对人机协同过程的监控。生成主义并非对既有理论的否定，而是把建构主义关于主动建构的核心洞见扩展到人机协同这一新的学习境脉。

（五）四大突破性新范式

在生成主义的总体取向下，人工智能时代的学习呈现四大突破性新范式：1）人机协同认知把人工智能从工具转向认知伙伴，由人工智能承担信息筛选、内容拆分等低阶认知，让人的高阶思维得以释放，学习者在与人工智能的提问、生成、批判、优化循环中共同完成意义建构。2）生成式学习将学习目标从继承知识转向创造知识，即理解为何、探索如何、判断应为的过程，学习成果从标准答案转向可落地作品。3）跨界织网学习，它指学习在人机、虚实、校社、学科等之间穿梭，通过创造接口实现跨场景知识迁移，将课堂学习与真实世界的问题解决连接起来。4）持续进化学习，它指借鉴人工智能的持续学习技术，帮助学习者建立抗遗忘、能迁移的动态知识体系，以应对知识快速迭代的挑战。四大范式表明，人工智能时代的有效学习依赖于学习者能否在人机协同中保持高阶思维主动投入，而非被动地让人工智能代劳一切。

四、基本研究问题

学习科学的理论建构，最终都服务于对学习的本质、发生机制与成效提升三个基本问题的回答。人工智能的深度介入，使这三个基本问题有了新的答案。这并非是对已有认识的否定，而是在继承其合理内核的基础上，对人机协同新境脉的发展与深化（见表 1）。

（一）学习的本质是什么

传统学习科学认为学习的本质是学习者主动建构意义的过程，这一观点继承了建构主义的核心思想，同时被学习科学赋予了跨学科的内涵。从认

表 1 学习科学基本问题对照

基本问题	传统学习科学	人工智能时代的学习科学
学习的本质是什么	个体主动建构意义，认知、社会文化与具身视角的综合	人机协同建构，认知在人与智能体之间分布，聚焦不可外包的高阶思维
学习如何发生	神经、信息加工与社会文化三层机制	人机对话、协同推理与共建生成，认知负荷分布式管理，动态个性化路径
如何取得更好的学习效果	降低认知负荷、元认知调节、支架、反馈与分散练习	赋能与风险的辩证，智能分担负荷与元认知懒惰、认知外包并存
学习内涵	主动建构、深层理解与可迁移	人机协同问题解决、监控理解与独立判断、人机协同建构

知主义的视角看，学习是学习者运用已有知识对新信息进行加工、组织与整合，从而改变内部认知结构的过程，概念转变研究正是对这一机制的集中刻画，它揭示了学习者并非被动接收信息，而是带着既有的朴素概念与先入之见进入学习，真正的学习往往表现为旧概念被更科学的新概念取代或重构（Fischer et al., 2018）。从社会文化视角看，学习发生于社会互动与文化工具的中介之中，知识建构、协作学习与认知学徒制等的研究成果一再表明，学习本质上是社会性的意义协商，学习者通过参与实践共同体、经由合法的边缘参与，逐步内化共同体的知识、技能与规范（Sawyer, 2022）。从具身视角看，学习离不开身体与环境的作用，学习者的行动、观察与手势都是达成理解的重要途径（Fischer et al., 2018）。因此，学习科学把学习的本质理解为主动的、情境化的、社会性的、具身的且依赖元认知监控的意义建构过程；学习的最终成果不是信息的堆积，而是深层理解的达成与迁移能力的形成，这一理解构成了对学习科学理论内核的基本共识。

人工智能时代，学习的本质从个体主动建构转向人机协同建构。这一转变并不否定主动建构的重要性，而是重新界定了建构的主体与边界。当人工智能成为学习过程的参与者时，学习不再仅仅是学习者内部的认知事件，而是学习者、同伴与智能工具共同参与的社会技术过程（Hutchins, 1995）。知识也不再只是从外部输入或由个体内部建构，而是通过人与人工智能之间的提问、生成、批判与优化循环实现迭代共建（Luckin & Cukurova, 2019）。实证研究表明，人机协同学习能够影响个体的生成式意义建构过程，学习者的意义建构不再封闭于头脑之中，而是在与智能体的交互中被共同塑造（金涛等, 2026）。这一变化带来的深刻后果是，衡量学习是否发生的标准随之改变。学习的发生不再仅仅表现为学习者内部认知结构的改变，也表现为学习者能否有效地组织人机协同过程、对人工智能的输出作出独立判断、把工具的生成转化为自身的理解与创造。因此，协作能力的内涵也从人与人之间的协作，拓展为人与人工智能之间的有效协同，人机协同成为人工智能时代学习本质的核心。

人机协同对学习本质的影响，还可以从认知劳动分工的角度加以理解。当学习被理解为人机协同建构时，学习者的认知角色会被重新配置。之前，学习者承担着从信息获取、加工、组织到判断与创造的全链条认知劳动；人工智能时代，部分低阶认知劳动，如信息检索、内容生成、格式组织，被转移给智能系统，学习者的认知劳动集中到理解、评价、判断与创造等高阶环节。这种分工本身并无好坏之分，其价值取决于分工方式。如果分工把学习者从繁重的低阶劳动中解放出来、专注于高阶思维，那么人机协同就真正提升了学习的质量；如果分工变为学习者把高阶思维一并外包出去，那么学习的本质就遭到侵蚀。因此，人机协同对学习本质的影响，最终归结为针对规范性问题的回答，即在人机协同学习中，学习者应保留哪些不可外包的认知与元认知活动。对这一问题的回答，构成人工智能时代学习科学理论建构的核心关切。

（二）学习如何发生

关于学习如何发生的问题，传统学习科学从认知神经科学、认知过程与社会文化三个层面给出答案。在神经科学层面，学习对应着大脑神经联结的建立与重构。认知神经科学研究发现，学习的发生具有可观测的神经基础，不同内容的学习对应不同脑区与神经通路：陈述性记忆与程序性记忆分属不同的神经系统，前者习得迅速却易被遗忘，后者习得缓慢却能长期保持（Fischer et al., 2018）。这一区分对理解学习发生具有重要的实践价值，它提示我们：语法、技能等程序性知识的掌握与事实性知识的记忆遵循不同规律，混用二者往往导致教学错位。在认知层面，学习通过注意、编码、存储与提取的信息加工过程实现，工作记忆的有限容量与长

时记忆的组织方式是理解学习发生的关键变量，有效学习需要把有限的注意资源导向关键信息，并通过精细加工与组织把新信息整合进长时记忆的结构中（Fischer et al., 2018）。在社会文化层面，学习发生在临近发展区内，发生在合法边缘参与过程，也发生在学习者与更有能力的他人之间的互动中（Sawyer, 2022）。这三个层面并非彼此独立，而是共同指向一个判断：学习是多层级、多尺度的复杂过程，从神经元的突触可塑性到社会文化实践中参与，任何单一层面的解释都难以完整地刻画它（见图 3）。

人工智能时代的学习发生方式的变化，集中体现在学习过程、认知负荷与学习路径三个层面。其一，学习过程从输入、加工、输出转向人机对话、协同推理、共建生成，学习者不再只是信息的接收与加工者，而是与人工智能共同完成意义建构的参与者。其二，认知负荷从个体独自承担转向人机之间的分布式管理，人工智能分担信息检索、内容拆分等低阶认知负荷，学习者把认知资源集中于理解、评价与判断等高阶认知活动（Sweller et al., 2011）。其三，学习路径从标准化转向动态个性化，系统依据学习者的实时表现动态调整内容与节奏，推动实现按需施教的自适应学习。这三个层面的变化表明，人工智能时代学习的发生，越来越多地嵌入学习者与智能系统之间的持续交互中，学习发生的机制从个体信息加工机制，扩展为人机协同的社会技术机制。

（三）如何取得更好的学习效果

认知负荷理论指出，有效学习的条件在于把工作记忆的有限资源合理地配置到与学习目标相关的信息加工上，因此教学设计应设法降低无关认知负荷、优化内在认知负荷（Sweller et al., 2011）。元

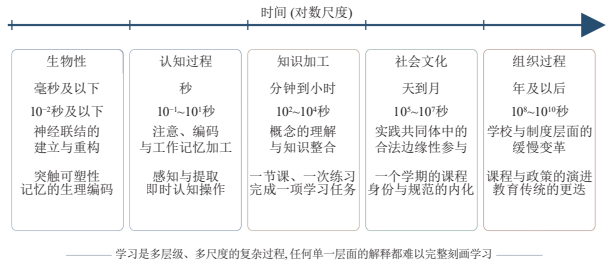


图 3 人类学习多尺度时间框架（改编：Nathan & Alibali, 2010）

认知与自我调节学习的研究表明，学习者对自身认知过程的监控与调节是高效学习的关键，能够规划、监控与评估自己学习过程的学习者，其学习成效显著优于被动接受知识的学习者（Nelson & Narens, 1990; Zimmerman, 2002）。支架、认知学徒制与基于实例的学习等的研究进一步表明，在临近发展区内提供适时的支持，并随学习者能力提升逐步撤除这种支持，是促进深层理解与迁移的有效途径（Sawyer, 2022）。此外，动机、参与与兴趣的激发，反思与元对话的引导，以及协作中的共同建构，都被证明具有显著促进学习成效的作用（Fischer et al., 2018）。

除上述机制外，学习科学还揭示了若干提升学习成效的重要规律：清晰、及时且有针对性的反馈被证明对学习至关重要，它使学习者能及时察觉理解上的偏差并加以修正；分散练习与交错练习优于集中练习，因为分散与交错迫使学习者在不同的时间与情境反复提取信息，从而巩固长时记忆并促进迁移；测试本身具有促进学习的作用，提取练习的效应表明，主动从记忆中提取信息比被动地反复阅读更能强化记忆的保持（Fischer et al., 2018）。这些规律共同揭示了一个反直觉的判断，即学习中的适度困难往往是有益的，因为正是这些困难迫使学习者开展更深层次的认知加工，带来更持久的保持与更广泛的迁移。这些认识的共同指向是，好的学习效果并非来自知识的单向传递，而是来自学习者主动认知加工与社会性互动的充分展开，来自在学习过程中保持适度的认知投入而非追求表面的轻松。

这些散布于不同研究传统之中的认识，经过教育心理学的系统凝练，最终沉淀为一套面向教学实践的顶层原则。美国心理学会支持组建的学校与教育心理学联盟 2015 年发布了《K-12 心理学 20 条顶级教学原则》，把思维与学习、动机、社会情感学习、课堂管理与评估五方面的心理学研究成果凝练为 20 条可操作的教学原则（American Psychological Association, 2015）。这套原则是将学习科学理论转化为教学实践的典型体现，其中关于学生带着前概念进入学习、深层理解需要概念框架支撑、自我调节技能可以教授、清晰及时的反馈至关重要等主张，与《人是如何学习的》系列研究所确立的核心学习原则一脉相承，将学习科学的认识论立场落实

为教师可以直接参照的实践准则。这也再次印证，学习科学的理论价值正在于穿越学术边界，转化为可操作的实践智慧。

如何取得更好的学习效果，在人工智能时代成为更加复杂而辩证的问题。就赋能而言，依据认知负荷理论，人工智能能够承担外在认知负荷，引导学习者将认知资源集中于与目标相关的认知加工过程中（Sweller et al., 2011），智能辅导、即时反馈、个性化支架与教育智能体的认知与情感支持均体现了此类价值（刘清堂等，2019）。研究者（魏非等，2025）据此构建了以协同与探究为核心特征、以学习与创新深度融合为取向的学习新模式，主张通过人工智能质询等环节促进学习者主动提问、深度对话与知识建构。就风险而言，若学习者把本应由自身承担的认知与元认知活动转交给人工智能，学习便可能陷入表面繁荣的假象结果。认知卸载研究反复提示，对外部记忆的依赖可能削弱后续的无辅助回忆与迁移（Risko & Gilbert, 2016）。相关随机实验提供了直接证据。使用 ChatGPT 能提升学习者的作文得分，但知识增益与迁移并无显著改善，反而诱发研究者所称的元认知懒惰（Fan et al., 2025）。经济合作与发展组织（OECD, 2026）在《数字教育展望》中也指出，当人工智能被移除后，学生成绩明显下降，这揭示了即时表现与持久能力之间的背离。这一背离的实质在于，学习的收益被外部工具暂时承接，学习者的独立认知能力并未同步增长。张缨斌等（2025）从权力视角揭示了赋权不当可能引发的技术代劳教学、操控互动乃至监控规训师生等伦理风险，建议必须坚持有意义的人类控制原则。

认知卸载并非必然导致学习的削弱，其后果取决于学习者是否保留了主动的元认知参与。伊克巴尔等（Iqbal et al., 2025）发现，当学习者以共享元认知的方式使用人工智能，即主动质疑、核对并讨论其输出时，认知卸载反而有助于学业成就。这一发现与教育智能体研究的结论相互佐证，即只有当智能体能够精准识别学习者的认知与情绪状态并在恰当的时机给予干预时，其促进作用才能实现，否则预设的、缺乏针对性的干预可能会增加额外的认知负荷（刘清堂等，2019）。综合而言，人工智能时代取得更好学习效果的关键，不在于是否使用人工智能，而在于任务设计与使用方式能否把学习者的监控和判断保持在认知活动的核心位置，能否让人工智能承担负荷而不替代思维。

（四）学习内涵的三重转向

在传统学习科学看来，学习的本质表现为学习者的主动建构，即通过认知加工与社会互动实现深层理解，发展能够迁移到新情境的知识与能力（Fischer et al., 2018）。这一理解在人工智能时代并未失效，但其重心发生了三重转移：其一，学习的真谛从知识获取转向人机协同解决问题。当知识可以随时获取时，学习的核心价值不再停留于记忆与复现，而在于学习者能否在人工智能辅助下识别问题、组织信息、作出判断，能否把工具的输出转化为自身的理解与创造。其二，学习的本质从掌握答案转向监控理解与独立判断。元认知在人工智能时代上升为比知识本身更关键的学习目标。学习者能觉察自己真正理解知识、判断人工智能输出的正误、在无辅助情境下独立运用所学，成为衡量学习质量的核心尺度（Nelson & Narens, 1990）。其三，学习的本质从个体建构转向人机协同建构，学习不再仅仅是学习者内部的认知事件，而是学习者、同伴与智能工具共同参与的社会技术过程（Hutchins, 1995）。祝智庭（2026）从意义主义学习的角度对这一内涵作了精辟概括：在不确定性被重新分配的人工智能时代，学习的核心在于通过意义建构来消弭不确定性，从而在教育自觉中实现认知、价值、行动与存在的统整。就教育整体转型而言，有研究者指出，生成式人工智能正在倒逼育人理念、育人模式与育人路径的系统性革新，未来学习者的核心价值不在于掌握多少可由机器生成的知识，而在于是否具有跨界整合、人机协同、创意创新与自主决策等机器难以替代的能力（严奕峰等，2024）。学习的本质不在于信息的获取，而在于学习者自身认知与元认知的持续投入。人工智能可以帮助其减少认知负荷，但不能替代学习者的思维与判断。

五、研究范式跃迁

人工智能介入学习过程从根本上改变了学习的本质，人工智能介入研究过程也正在改变学习科学研究的本质。学习科学的标志性方法——基于设计的研究，采用巴斯德象限中应用驱动的基础理

论研究，主张在自然情境中通过设计、实施、评估与再设计的迭代循环，推进理论建构与实践改进（Fischer et al., 2018; Sawyer, 2022）。这一范式以研究者作为实践者、人工采集小样本与人工分析为基本特征，长周期而重深度。随着人工智能的加入，学习科学研究正经历从基于设计的研究向人工智能赋能的学习科学研究的历史性跃迁。孙建文（2025）把这一新范式概括为学习科学智能，即人工智能赋能的学习科学研究，其本质是在教育大模型基座基础上，结合大数据感知与融合、深度学习算法创新、多智能体仿真技术与循证教学辅助系统，构建人机协同的学习科学研究共同体。在这一跃迁中，人工智能的角色发生了根本转变，它不再只是被研究的技术，而是参与研究过程的合作者。

人工智能赋能的学习科学研究呈现递进的三重形态（孙建文，2025）。第一重形态是研究工具，即人工智能作为数据分析与建模的工具，承担自动化的计算任务，如深度知识追踪模型依据学习记录预测学习者后续表现；第二重形态是研究助手，即人工智能辅助研究设计、文献综述与假设生成，人类研究者进行判断、实施与验证；第三重形态是研究同伴，即人工智能作为平等的认知伙伴参与研究的全过程。随着人工智能能力的迭代，学习科学研究沿着从工具到助手、再到同伴的路径逐步进化。与之相应，研究范式在多维度上发生了系统变化，在数据基础上从小样本人工采集转向大数据、多模态与无扰感知，在分析方式上从人工质性分析与统计检验转向深度学习算法驱动的自动挖掘，在迭代方式上从人工线性循环转向人工智能辅助的实时动态迭代，在理论建构上从基于少量案例的归纳转向数据驱动的规律发现，在研究主体上从人类研究者转向人机协同的研究共同体，在时间尺度上从长周期的数月到数年转向可实时持续追踪。这一跃迁并不否定基于设计的研究的价值，而是在保持真实情境与设计迭代内核的同时，借助人工智能拓展研究的规模、速度与视野（见图 4）。

在范式跃迁的背景下，学习科学的研究热点呈现若干新方向：计算机支持的协作学习持续聚焦协作活动设计、支架与脚本干预及自我调节与社会调节学习；知识建构研究从固定小组走向基于兴趣随时重组的际遇性小组，并通过元对话与反思性评

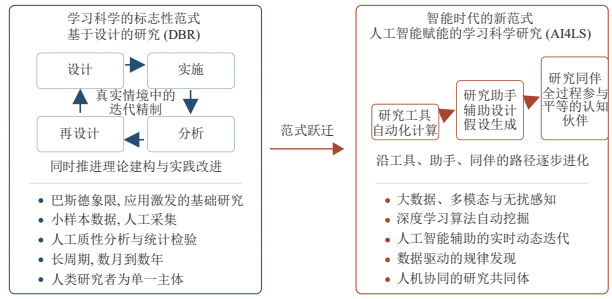


图 4　人工智能赋能的学习科学研究范式跃迁

注：根据索耶（Sawyer, 2022）和孙建文（2025）相关内容整理。

价推动社区知识发展；学习分析借助学习仪表盘、情感数据分析与神经网络预测，实现学习的个性化与自适应（Sawyer, 2022）；学习设计把教学设计原理与人工智能的生成能力相结合；具身认知与空间计算借助虚拟现实、增强现实与空间计算设备开拓沉浸式学习的新疆域；教育神经科学则把学习研究推进到大脑机制层面（Fischer et al., 2018）。这些热点共同指向一个趋势，即学习科学研究正在走向跨界、智能与伦理的深度融合。

从基于设计的研究到人工智能赋能的学习科学研究，这一范式跃迁的深层意义不仅仅在于研究工具与技术的升级，更在于研究主体与研究关系的重构。当人工智能以研究助手乃至研究同伴的身份参与研究过程时，研究者与研究对象、研究者与研究工具之间的传统边界变得模糊，研究的认识论基础也有待重整。一方面，人工智能带来的大数据与多模态分析能力，使研究者能以前所未有的精度追踪学习过程的细微轨迹；另一方面，研究者也必须警惕算法偏见、数据隐私与解释性不足等新风险。学习科学在数据、规律与应用等维度仍面临挑战，唯有合理应对，方能推动这一新范式健康发展（孙建文，2025）。因此，人工智能时代的学习科学研究，需在拥抱技术赋能的同时保持方法论上的审慎，既充分发挥人工智能的分析能力，又保持研究者对研究问题、研究设计与研究结论的主体责任。这种审慎的态度，本身就是学习科学以学习机制为中心、以真实情境为依托的学科研究传统的延续。

六、挑战与趋势

人工智能在赋能学习的同时，也把伦理与安全问题推到前沿。学习数据的采集与使用需要公开

透明，数据的所有权与使用权有待明确界定，算法公平需要得到保障，以避免算法偏见对教育公平的侵蚀，研究者与设计者亦须承担相应的社会责任。当人工智能深度介入学习过程，学习者对人工智能的知情权、数据隐私保护意识与算法偏见识别能力，就成为人工智能时代素养教育的新维度。脑科学为学习科学提供了更深层的证据基础，教育实质上是对大脑的建构、开发与塑造，学习设计应顺应脑发育规律，而非超前或延迟学习的窗口。例如，阅读障碍往往源于负责形音联系的脑区功能不足，形音联系训练能显著提升此类学习者的阅读能力。这表明，学习设计需要建立在对大脑机制的科学理解之上（Fischer et al., 2018）。人工智能时代晶体智力的相对作用逐渐减弱，认知能力与情绪动机能力对个体发展的影响凸显，这一判断进一步说明了脑科学与学习科学融合的价值。

就研究主题的最新动向而言，多模态学习分析正在成为学习科学领域快速成长的方向。传统学习分析多依赖点击流、答题记录等结构化行为数据，多模态学习分析整合眼动、脑电、面部表情、语音与生理信号等数据，借助大语言模型把多模态数据转化为可解读的学习洞察，从而形成对学习过程的整体刻画（Blikstein, 2013）。这一方向在计算机支持的协作学习中已得到具体展开，例如在船舶驾驶模拟协作训练中，研究者利用民族志方法整合多模态数据，刻画个体与团队在真实任务情境中的协作过程，使多模态学习分析从实验室走向高保真的专业训练现场（Sellberg & Sharma, 2025）。协作任务设计研究则表明，决定协作知识建构质量的往往不是技术本身，而是任务的设计方式。概念性任务与动手操作任务会诱发不同的协作认知与情绪调节模式（Zabolotna et al., 2025）。与此同时，教育具身智能作为具身认知传统在人工智能时代的延续，正把学习从人机对话推向人与具身智能体在真实环境中的交互。随着生成式人工智能从虚拟空间走向物理世界，人工智能开始以机器人等具身实体的形态参与学习过程，通过多模态感知、复杂任务规划与灵巧运动控制，在与真实世界的交互中学习和进化；神经符号融合作为具身智能的重要技术路径，试图把神经网络的感知学习与符号系统的推理能力相结合，为学习科学理解人机协同的认知机制提供新的技术视角。这些新主题的共同特征，在于把针对学习的分析从认知的单一维度拓展到身体、情感与环境交织的多维空间，从而呼应学习科学一以贯之的具身性、情境性与系统性的理论追求。

教师正经历角色转型。教师从知识传授者转变为学习体验的设计师、认知的教练与伦理的引导者，需要优先发展批判性思维、人工智能增强型元认知、复杂问题解决及情感与伦理判断四项能力，并掌握提示词设计、学习数据分析与多模态素材生成等新素养。与此同时，技术边界需要得到把控，人工智能应辅助而非替代人际互动，情感支持与深度对话仍应以教师为主，以防止技术消解人际温度。就总体趋势而言，人工智能时代的学习科学研究呈现若干清晰走向。学习分析趋向多种技术与方法的融合，并借助眼动、脑电、皮肤电等实现多模态数据的常态化分析，同时突破学科边界实现跨学科合作（Fischer et al., 2018; Luckin & Cukurova, 2019）。知识建构研究从课堂走向全球化协作，通过知识建构元空间连接跨文化、跨学科的研究者、教师与学生。与学习科学的内部演进相呼应，其母学科也在发生相似的转向。国际认知科学学会2025年年会把“跨心智与机器推理”列为重要议题，并专门组织“学校中的心智”专题研讨，倡导通过原位测量与人类学习建模来推进认知科学发展，这表明认知科学正从实验室的元素分析走向真实课堂情境的学习研究（Cognitive Science Society, 2025）；教育心理学界则围绕生成式人工智能何时有助于学习、何时会削弱学习展开持续讨论，强调工具的使用应服务于学习目标而非替代认知投入（Amercian Psychological Association, Division 15, 2025）。学习作为复杂系统受到越来越多的关注，自适应技术支持下的个性化学习、社会公正与公平议题也逐步被纳入学习科学的研究视野。与此同时，学习科学的影响力正从学术圈向教育政策与实践层面扩展，联合国教科文组织关于学习科学对教育的启示报告，就是这种影响力外溢的最新例证（范文翔等, 2026）。

归根结底，人工智能时代学习科学面临的核心挑战，是如何在技术赋能与人的发展之间保持平衡。人工智能可以极大地提升学习效率与扩展教育规模，但如果技术的使用阻碍了学习者独立思考与判

断能力的发展,那么这种效率的提升就失去了教育的意义。学习科学对这一挑战的回应,恰恰体现在它对学习的本质、发生机制与成效提升三个基本问题的持续追问之中。学习科学不会因为人工智能的出现而放弃对学习本质的追问,相反,人工智能的介入使这一追问变得更迫切。学习的核心不在于技术能够在多大程度上替代学习者的认知劳动,而在于学习者在人机协同中能否始终主动投入。可以预见,人工智能与学习科学的深度融合将持续深化,学习科学的核心使命将始终在于回答人如何学习这一根本问题,并在新的技术条件下守护学习的本质。

七、结 语

本文以学习科学的演进脉络为线索,围绕学习的本质、学习的发生机制与学习成效的提升三个基本问题,系统梳理了人工智能时代学习科学的新进展。学习科学植根于心理学尤其是教育心理学的深厚传统,却以其多学科融合、真实情境研究与设计取向超越了传统心理学的边界,形成独立的学科品格。人工智能的深度介入使学习从个体认知走向人机协同的分布式认知,对四大学习理论的核心假设构成系统性挑战,催生了生成主义、生成式学习等新的理论主张,并推动学习规律在学习过程、认知负荷与学习路径三个层面上发生演化。由此,三个基本问题获得了新的回答:学习的本质从个体主动建构转向人机协同建构,学习的发生从个体信息加工扩展为人机协同的社会技术过程,学习的成效提升则取决于能否在赋能与风险之间实现平衡。学习的本质从知识获取转向人机协同的问题解决,从掌握答案转向监控理解与独立判断,从个体建构转向人机协同建构。在研究层面,学习科学正经历从基于设计的研究向人工智能赋能的学习科学研究的范式跃迁,多模态学习分析与教育具身智能等新主题拓展了研究的疆域。这一系列变化既带来学习效能的提升,也潜藏着认知卸载与元认知外包的风险。学习科学需要在继承既有传统的基础上,回应人工智能时代学习在本质上发生的深刻变化,让技术真正服务于学习者独立思考能力与判断能力的发展,这正是学习科学在人工智能时代应坚守的初心与使命。

[参考文献]

[1] American Psychological Association (2015). Top 20 principles from psychology for preK-12 teaching and learning[R/OL]. Washington, DC: American Psychological Association. [2026-10-07]. https://www.apa.org/ed/schools/teaching-learning/top-twenty-principles.pdf.

[2] American Psychological Association, Division 15 (2025). Learning with GenAI: Shortcuts versus cutting yourself short[EB/OL]. [2026-10-07]. https://apadiv15.org/.

[3] Baker, M, & Reimann, P.(2025). Editorial notes: Core issues in CSCL research[J]. International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning, 20(2): 165-170.

[4] Berland, L., & Halverson, E.(2025). Note from the new co-editors: Expanding "what counts" in the learning sciences[J]. Journal of the Learning Sciences, 34(5): 84-90.

[5] Blikstein, P. (2013). Multimodal learning analytics[C]. Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge. New York: ACM: 102-106.

[6] Bransford, J. D, Brown, A. L, Cocking, R. R. (1999). How People Learn: Brain, Mind, Experience, and School[M]. Washington, DC: National Academy Press:10-19.

[7] Cognitive Science Society (2025). The 47th Annual Meeting of the Cognitive Science Society[EB/OL]. [2026-10-07]. https://cognitivesciencesociety.org/.

[8] Donovan, M. S. , Bransford, J. D. , & Pellegrino, J. W. (1999). How People Learn: Bridging Research and Practice[M]. Washington, DC: National Academy Press:1-20.

[9] Donovan, S. , & Bransford, J. D. (2005). How Students Learn: History, Mathematics, and Science in the Classroom[M]. Washington, DC: The National Academies Press:1-28.

[10] Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gasevic, D.(2025). Beware of metacognitive laziness: effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance[J]. British Journal of Educational Technology, 56(2): 489-530.

[11] 范文翔, 陆成钢(2026). 学习科学赋能教育: 理论框架与实践方向——UNESCO《学习科学对教育的启示》报告要点与思考 [J]. 开放教育研究, 32(2): 28-35.

[12] Fischer, F. , Hmelo-Silver, C. E. , Goldman, S. R. , & Reimann, P. (2018). 国际学习科学手册 [M]. 赵建华, 等译. 上海: 华东师范大学出版社:1-10.

[13] Hoadley, C. (2018). 学习科学的简史 [M]. FISCHER F, HMELO-SILVER C E, GOLDMAN S R, et al. 国际学习科学手册. 任友群, 等译. 上海: 华东师范大学出版社:11-23.

[14] Hutchins, E. (1995). Cognition in the Wild[M]. Cambridge, MA: MIT Press:49-50.

[15] International Society of the Learning Sciences (2025). ISLS Annual Meeting 2025[EB/OL]. [2026-10-07]. https://2025.isls.org/.

[16] Iqbal, J., Hashmi, Z. F., Asghar, M. Z., & Abid, M. N.(2025). Generative AI tool use enhances academic achievement in sustainable

education through shared metacognition and cognitive offloading among preservice teachers[J]. Scientific Reports, 15: 16610.

[17] 金涛, 吴天生(2026). 人机协同学习对个体生成式意义建构影响研究 [J]. 开放教育研究, 32(2): 76-88.

[18] Li, S. , & Zheng, J. (2026). Generativism: Toward a learning theory for the age of generative artificial intelligence[J/OL]. arXiv: 2606.12441.

[19] 刘清堂, 巴深, 罗磊, 张翼恒, 吴林静(2019). 教育智能体对认知学习的作用机制研究述评 [J]. 远程教育杂志, 37(5): 35-44.

[20] Luckin, R., &Cukurova, M.(2019). Designing educational technologies in the age of AI: a learning sciences-driven approach[J]. British Journal of Educational Technology, 50(6): 2824-2838.

[21] Nathan, M. J., & Alibali, M. W.(2010). Learning sciences[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science, 1(3): 329-345.

[22] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine (2018). How People Learn II: Learners, Contexts, and Cultures[M]. Washington, DC: The National Academies Press:2-7.

[23] Nelson, T. O. , & Narens, L. (1990). Metamemory: a theoretical framework and new findings[M]. BOWER G H. The Psychology of Learning and Motivation: Vol 26. New York: Academic Press: 125-173.

[24] OECD(2026). Digital Education Outlook 2026[R]. Paris: OECD Publishing:3.

[25] OpenAI(2022). Introducing ChatGPT[EB/OL]. (2022-11-30) [2026-10-07]. https://openai.com/blog/chatgpt.

[26] Popper, K. R. (1979). Objective knowledge: An evolutionary approach[M]. Oxford: Clarendon Press.

[27] Pratschke, B. M. (2023). Generativism: The new hybrid[J/OL]. arXiv: 2309.12468.

[28] Pratschke, B. M. (2024). Generative AI and Education: Digital Pedagogies, Teaching Innovation and Learning Design[M]. Cham: Springer:57-72.

[29] Risko, E. F., & Gilbert, S. J.(2016). Cognitive offloading[J]. Trends in Cognitive Sciences, 20(9): 676-688.

[30] 桑新民, 朱德全, 吕林海, 李艳, 郑旭东, 江丰光, 等(2020). 学习科学与未来教育 [J]. 教学研究, 43(1): 1-21.

[31] Sawyer, R. K. (2006). The Cambridge Handbook of the Learning Sciences[M]. Cambridge: Cambridge University Press:1-18.

[32] Sawyer, R. K. (2014). The Cambridge Handbook of the Learning Sciences[M]. 2nd ed. New York: Cambridge University Press:1-18.

[33] Sawyer, R. K. (2022). The Cambridge Handbook of the Learning Sciences[M]. 3rd ed. New York: Cambridge University Press:1-26.

[34] Sellberg, C., & Sharma, A.(2025). Toward multimodal learning analytics in simulation-based collaborative learning: a design ethnography of maritime training[J]. International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning, 20(2): 201-221.

[35] Siemens, G.(2005). Connectivism: a learning theory for the digital age[J]. International Journal of Instructional Technology and Distance Learning, 2(1): 3-10.

[36] 孙建文(2025). AI4LS: 智能时代学习科学研究新范式 [J]. 华中师范大学学报(人文社会科学版), 64(3): 154-162.

[37] Sweller, J. , Ayres, P. , & Kalyuga, S. (2011). Cognitive Load Theory[M]. New York: Springer:57-69.

[38] 魏非, 杨可欣, 祝智庭(2025). 协同探究智创: 生成式人工智能时代的学习新模式 [J]. 开放教育研究, 31(2): 14-23.

[39] 严奕峰, 丁杰, 高赢, 戴岭(2024). 生成式人工智能赋能数字时代育人转型 [J]. 开放教育研究, 30(2): 42-48.

[40] 叶浩生, 苏佳佳(2025). 生成式学习: 人工智能时代的学习新范式 [J]. 教育研究, 46(12): 66-78.

[41] Zabolotna, K., Nohr, L., Iwata, M., Spikol, D., Malmberg, J., & Jarvenoja, H.(2025). How does collaborative task design shape collaborative knowledge construction and group-level regulation of learning? A study of secondary school students' interactions in two varied tasks[J]. International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning, 20(2): 171-199.

[42] 张缨斌, 郑艺妍, 张星语, 郭红杰, 胡小勇(2025). 重新认识课堂: 生成式人工智能的赋能与赋权 [J]. 开放教育研究, 31(4): 44-52.

[43] 祝智庭(2026). 人工智能时代的不确定性与教育自觉: 从意义主义到意识开发的理论进路 [J]. 开放教育研究, 32(2): 13-27.

[44] Zimmerman, B. J.(2002). Becoming a self-regulated learner: an overview[J]. Theory Into Practice, 41(2): 64-70.

(编辑: 魏志慧)

New Advances in Learning Sciences Research in the AI Era

ZHAO Jianhua

(*Center of Studies for Future Education*, *Southern University of Science and Technology*, *Shenzhen* 518055, *China*)

Abstract: *Learning sciences is a young, interdisciplinary field that emerged in the early 1990s. The explosion of generative artificial intelligence, marked by ChatGPT at the end of 2022, has brought*

(下转第 93 页)