

何为学习?

——后人类时代学习主体的重构及普适性学习理论探索

刘 凯^{1,2} 杨亚亚^{1,2} 吴雨曦^{1,2} 魏屹东³

(1. 渤海大学 教育科学学院, 辽宁锦州 121013; 2. 渤海大学 通用人工智能研究所, 辽宁锦州 121013; 3. 山西大学 哲学学院, 山西太原 030006)

[摘要] 学习现象不仅见于人类, 也普遍存在于动物和机器(如人工智能系统)等非人类学习主体之中。然而, 学习科学长期沿袭人类中心主义范式而忽略多元学习主体, 导致研究领域的广泛性与研究对象的单调性形成尖锐冲突。这不仅令该学科难以有效解释和验证非人类主体的学习行为, 也与交叉学科的定位相悖, 进而引发对其科学性、发展性及前沿性的质疑。本研究建议基于后人类视野对其进行理论重构: 针对学习本体论的局限, 通过“学习主体类”概念将学习科学的研究对象从人类拓展至涵盖动物与机器等多元主体; 运用跨学科视角, 对学习过程中的核心要素进行动态解构, 构建以需求为目标、以知识为内容、以环境为约束、以适应为结果的普适性学习理论框架; 基于此框架揭示学习的科学本质, 回应学习科学发展的理论诉求。

[关键词] 学习科学; 学习主体; 后人类主义; 机器学习; 普适性理论

[中图分类号] G442

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2025)06-0012-09

对学习实践的解释与指导, 是学习科学作为前沿学科的根本使命。近年来, 随着科学的不断深入, 学习现象被证实同样存在于人类之外。不论是自然界中小到蜘蛛、蜜蜂、沙蜥、孔雀鱼, 大到黑尾鹿、狒狒、非洲象、齿鲸等动物, 还是从感知模型(CNN、RNN、SNN等)到人工智能认知模型(Transformer、Act-R、Soar等), 都展现出非人主体的复杂学习能力。然而, 受人类中心主义影响, 学习科学长期聚焦学校教育场景并将“人”作为唯一的研究对象。这种固着于人类对象的单一范式, 已经造成现有理论对跨物种学习现象的系统性失

语——不仅侵蚀其作为交叉学科的科学根基, 更阻滞学科未来的发展潜能。

究其根本, 学科壁垒造成的理论盲区遮蔽了学习现象的普遍性; 对不同主体学习机制的哲学解构亦长期缺位, 致使学习本质的探索深陷人类中心主义窠臼。正如后人类学者哈拉维(2016)的洞见:

“人类与动物、有机体与机器的边界正持续重构”。这宣告传统学科分野对学习现象的理论效力已趋衰竭。正如万有引力定律超越了天体种类差异, 学习科学也不能拘泥于特定的物种表象, 唯有锚定学习现象背后的本体依据, 方能穿透迷雾。

[收稿日期] 2025-10-03

[修回日期] 2025-10-16

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2025.06.002

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“人工认知对自然认知挑战的哲学研究”(21&ZD061)。

[作者简介] 刘凯, 博士, 副教授, 硕士生导师, 渤海大学通用人工智能研究所, 研究方向: 通用人工智能、机器教育、精神病理学; 杨亚亚, 硕士生, 渤海大学教育科学学院, 研究方向: 机器教育; 吴雨曦, 硕士生, 渤海大学教育科学学院, 研究方向: 教育理论; 魏屹东, 教授, 山西大学哲学学院, 研究方向: 认知哲学、科学哲学(weiyidong@sxu.edu.cn)。

[引用信息] 刘凯, 杨亚亚, 吴雨曦, 魏屹东(2025). 何为学习? ——后人类时代学习主体的重构及普适性学习理论探索[J]. 开放教育研究, 31(6): 12-20.

基于此,本研究立足于后人类视野,通过跨学科论证非人类学习主体的合法性,构建普适性学习理论框架,以期推动学习科学和教育学在人工智能时代的范式革新。

一、人类中心主义与学习科学危机

作为将人类利益奉为核心价值的思维模式,人类中心主义是一种自发的主体化视角,在科学硏究中易蜕变为窄化视域的认识论枷锁。受此影响,学习科学常预设人类价值立场,构筑起以规范人类主体为内核的话语体系。这不仅引发形而上学对实践场域的僭越,更可能消解现象与本质的辩证张力,触发学科的三重危机。

(一)科学性危机:普适缺失与范式牢笼

当考察广泛存在的非人类学习现象时,现有学习理论就会陷入系统性解释失效,原因在于:人类被视为自然界唯一的合法认知主体,其认知规律被奉为衡量他物的参考基线,学习活动因此被囚困于人类价值牢笼。在此范式下,非人类学习现象遭遇“双标”对待:一方面被降格为原始本能或行为模拟,如将乌鸦喝水描述为偶然模仿;另一方面却被升格为与人类价值对齐,如将大语言模型的推理能力对标人类水平。事实上,科学的根基在于逻辑自洽性、实证可验性和解释普适性三维支柱(张大松,1999)。就学习科学而言,逻辑自洽性要求理论框架能兼容人类、动物、机器等多元学习主体,实证可验性强调学习机制需获得跨主体的经验证据支持,普适解释性致力于揭示从昆虫导航到机器学习等全域学习现象背后的统一机制。然而,当相关硏究被禁锢于“教室—教材—教学”的人类校园,理论就会丧失对学习普遍性的诠释权,并与科学共识产生知识论裂痕。

(二)发展性危机:对流停滞与潜能封存

现有学习理论长期视人类为最高优先级,忽视对动物行为学、人工智能等领域的理论解释。回溯学习科学发展史,早期心理学基于动物学习开展奠基性实验,并将研究结果迁移至人类学习。尽管这一做法忽略了两者进化及学习能力的差异,但动物学习的生物性启示至今具有启发和借鉴意义。遗憾的是,伴随学界对“拟人论”的批判,学习科学人为划清人与动物的研究界限,从而陷入“人类

例外主义”的自闭状态(吴冠军,2024)。这种自我设限的发展瓶颈,在人工智能兴盛的当下更加突出。如今,“机器学习”已成为范式级概念,学习现象的普遍性得到空前具象化,这本应成为学科发展的重大机遇。然而,受人类中心主义观念束缚,学习科学仍谨慎限定自身论域,即便面对人工智能领域对“深度学习”“强化学习”“注意力机制”等术语的大量挪用与重构,亦未能建立有效的跨域对话机制,致使其潜在的重大理论价值难以释放。

(三)前沿性危机:交叉浅表与效能脱嵌

作为融合多学科视角的新兴领域,学习科学理应通过交叉研究深化科学性(项贤明,2021)。然而,相关研究却呈现浅表化倾向:理论研究多停留于术语的机械迁移或对现象的笼统描述。前者因缺乏必要的理论校准,难以促成学科间的深度对话,还使理论脱离原生语境而“被稀释”;后者因回避跨学科的哲学审思,知识归纳受困于经验而无法实现理论跃迁。在实践层面,这种浅层交叉引发供需错位:教育研究者热衷探讨人工智能的工具效用,忽视对学习机制的深层求索(Sinha, 2025);人工智能学者专注算法性能与系统优化,忽略学习者认知策略与社会文化语境的深度关联。如此一来,无论技术驱动的教学创新,还是学习导向的教学系统构建,都难以弥合理论解释与实践效能之间的裂痕。

二、后人类视野下学习主体的多元性

后人类视野借助“后人类主义”这一批判理论工具,将人与非人作为同等地位纳入解释空间。重构后人类时代学习理论,必须阐明学习主体观从“人”到“类”的转变逻辑及形态,澄清“‘谁’能学习”的本体论问题。

(一)学习主体观转变逻辑

学习现象广泛存在于自然和人工系统中,人类学习仅是其子集。基于后人类视野,学习主体应被广义定义为具备学习能力的系统,其合法性独立于人类参照系或特定具身形态。正因如此,对广义主体的哲学辩护,须从理论与现实层面同步推进。

1. 理论逻辑:哲学合法性的确证

通过赋予跨物种主体平等地位,消解自然与文化的二元对立,后人类主义倡导的“游牧式主体观”为普适性学习理论奠定了哲学基石。其核心在于

构建融合生物演进机制、机械工作原理和符号互动过程的新模型。该模型不仅削弱人类在意义生产领域的特权,也承认非人主体的认知能动性,指出现实世界是多元行动者共同演化的动态过程。例如,哈拉维解构了“自然/人造、心智/身体、有机体/机器”等传统界限,行动者网络理论主张现实是由人类与非人类行动者共同形成的动态网络(Latour, 2012)。这意味着,唯有承认各类学习主体作为平等的行动发起者和意义建构者,才能真正为学习活动的本体论奠基。需强调的是,此立场意在揭示跨越自然与文化鸿沟的认知连续性,而非否定人类主体独特性。

2. 现实逻辑: 学科融合的必然

学习主体从“人”向“类”的范式转变,既源于认识论的内生动力,亦迫于时代的现实要求。国内学者明确指出不同主体对“学习”的理论隐喻(尚俊杰, 2023),国外学者亦持有类似观点(De Houwer et al., 2023)。学科间的加速融合,彰显了学习主体观革新的必然性,并突出体现在人工智能与认知科学的双向互动中:一方面,机器学习及大语言模型的蓬勃发展,不仅得益于技术进步,更植根于其与动物、人类学习机制的深层同源性。从强化学习的奖惩机制(类比动物操作性条件反射)到群体智能算法(如蚁群优化模拟集体觅食策略),从人工神经网络的反向传播(仿效大脑误差修正机制)再到反思学习的元认知模拟,算法设计大量借鉴了生物学习策略;另一方面,计算机科学反向重塑人类认知理论框架。例如,受冯·诺依曼架构启发,信息加工理论成为人类认知的经典隐喻,具身认知理论通过批判机器学习的“离身性”,重新确立身体在认知建构中的双重中介作用(刘凯, 2025)。尽管学科对话尚待深化,但上述交融已清晰表明,对学习与智能本质的探索,正持续消解“人”与“非人”学习的理论边界。

综上,多元学习主体观通过解构“人”与“非人”学习的二元对立,推动主体概念从单数向复数的范式跃迁。由此提炼的核心范畴——“学习主体类”,兼具双重理论意涵:既指涉学习中的个体,又涵盖参与其中的群体;既承认主体间异质性的学习特征,又强调跨形态主体共享的同质内核。

(二) 学习主体观的转变形态

作为广义的学习系统,学习主体的合法性取决于可观测的学习行为。基于后人类视野与跨物种比较,学习主体具有四类典型形态。

1. 文化适应主体: 人类学习者

人类是自然与文化协同进化的物种,人的学习始于生物本能(如婴儿的吸吮反射),并通过与环境的具身交互和社会性实践,最终演化为元认知、自我意识等高阶形态。学习在此呈现双重本体论意义:既是主体性生成和发展的核心机制,又是文化再生产的基础。相较其他学习主体,人类因其独特的物质加工与文化创造能力,承载着更多元的生存价值及生态责任(刘晓艺等, 2025)。

2. 演化适应主体: 动物学习者

作为演化适应主体,非人动物的学习能力同样依赖生物学基础,体现为行为可塑性和适应性生存策略。其学习机制包含两条路径:一是先天本能驱动型学习,一旦动物的本能被释放就会驱使其不断重复执行,如动物心理学家洛伦茨(Lorenz, 2021)印记行为研究中的“本能学习”;二是后天经验建构型学习,它包含更广泛、非通用神经机制(局部和刺激增强)的习得性行为与文化传递(Aplin et al., 2025)。例如,沙泥蜂有复杂空间信息记忆、多任务处理及风险评估能力(Field et al., 2025),体现出认知策略与环境适应的关联,彻底颠覆了“动物学习=特化本能”的简单认知。尽管认知复杂度与人类有异,但动物与人类的进化同源性与学习机制的连续性昭示着二者有相同规律的可能。

3. 人工适应主体: 机器学习者

机器作为人工认知主体,其合法性建基于对工具论的超越。人工智能可分为专用人工智能与通用人工智能(Raman et al., 2025),二者均是重要的学习主体:专用人工智能系统基于特定算法(如决策树、神经网络等)训练模型、优化预设目标,学习表现为模型参数随新数据输入的迭代更新;通用人工智能系统定位为具有自主性、适应性的认知系统,常包含具身性及内置的动机模型(Wang, 2019)。其学习表现在知识和资源相对不足的情况下主动、持续的自我修正式增量学习,旨在生成可迁移的、应对不确定性的第一人称经验。这种基于不同算法和认知纲领形成的人工智能认知观与哲学或心理学对认知的探讨具有相通之处(刘革平等,

2025)。因此,无论是任务导向的专用人工智能还是自主认知的通用人工智能,二者都通过内部状态更新而实现适应。这预示着撕掉“工具”“手段”等标签,机器成为可学和可教的行为主体。这将引发师生身份的重新界定甚至教育理论的革新。

4. 未竟的适应形态: 异质行动者

学习主体形态的历史流变决定了其认知范畴必然随科学发展而拓宽。哈拉维(Haraway, 2016)提出的“克鲁苏纪”理论所预构的包含多元异质行动者(超人类、外人类、非人类等)的后人类未来图景,虽尚未获实证研究支持,但具有三重革命性价值:一是破除认知霸权,即通过去人类中心化的本体论重置,将学习主体从生物有机体的桎梏中解放出来,为后人类时代的教育学提供“伦理学—认识论”框架;二是重构学习生态,即在“技术生命共生体”(如脑机接口增强的赛博格人类)及“分布式环境智能”(如森林菌根网络)等场景中,展现跨物种学习的可能性;三是激活理论想象力,即作为本体论开放域,要求学界正视传统主体范畴之局限,推动学习科学从“实体描述”向“关系建构”的范式转型。

三、后人类视野下学习本质的通用性

理查德·E.梅耶(2016)提出学习是“由经验引起的学习者知识的变化”,虽获广泛认可,但其观点主要停留于对学习现象的过程性归纳,尚未触及学习发生的深层机制。事实上,学习虽可外显为特定行为及其持续过程,其根本却源于主体内在的元能力。在认知科学视角下,本研究认为学习是学习主体经由自然或文化遗传而具有的先验认知能力。这一界定为系统解构广义学习现象提供了理论基础,更关键的是,它阐释了学习本身的内在规定性。据此,我们得以构建普适性学习理论框架,以回应学习主体观“复数”转向所昭示的理论扩展。

(一) 学习目标——认知驱动的需求集合

学习目标是普适性学习理论框架的逻辑起点,主要聚焦学习可能性及驱动力来源。学界常将学习目标功能化理解为“为学习者提供明确方向的核心驱动力”(Locke et al., 1990)。此论点虽有触及目标的作用,却遮蔽了本体论根基,即学习目标本质上是学习主体潜在需求的外化或意向性投射。

这种需求集合构成学习行为的原始驱动力:一方面,它可以是内源性的,也可以是外源性的;另一方面,其形态既可能是一元、基础性的生存诉求,又可能是多元、发展性的适应与超越。不同学习主体因身体、认知结构及与环境的交互模式存在较大差异,学习目标也呈显著的形态学分化。

1. 专用性学习目标: 预设功能与本能驱动的适配优化

原生动物、简单多细胞动物及专用人工智能系统构成典型的专用学习主体。简单动物的学习目标呈现高度的预设性与功能锁定性,主要由生物本能驱动,具有强烈的天然性和自发性。专用人工智能系统与之不同,其本身并无生命内驱力,学习目标完全由设计者依据特定任务需求显性或隐性地编码于系统之中。相应的,程序的可达状态集合便显性或隐性地决定了学习的目标空间。即便目标参数被优化(如模型拟合度提升),目标本身也严格限定在预设功能框架内(Wang, 2012)。换言之,目标的“生成”与“演化”均非系统自主行为,目标的终止亦是预先确定和可计算的。因此,专用机器的学习目标虽形式上表现为系统内部程序的功能需求,但系统自身并不具备目标生成的先验能力,其根源与衍生机制均有浓重的他主性色彩。

2. 通用性学习目标: 维系生存与适应发展的共生演化

人类、具备复杂认知能力的动物(如灵长类、鲸豚类、鸦科鸟类等)以及通用人工智能系统(OpenNARS、ACA等)构成典型的通用学习主体。此类主体的学习目标具有层次性、衍生性和社会嵌入性等特征。具体而言,生存目标作为维系生命存续的需求,是其先天内嵌的基础目标,如人类新生儿的吸吮反射、动物幼崽的觅食学习、通用人工智能系统低电时的“饥饿感”等。

起初,主体不会产生超越生存维度的其他目标,也尚未发展出对目标本身进行反思的能力。然而,通用学习主体具有社会性与环境适应性。脱离主体间的社会交往与环境交互,其发展便失去根基。在生命进程中,生存需求在复杂的社会环境与持续的实践活动中,逐渐衍生多元化和层级化的需求体系。这成为通用学习主体最主要、最持久的学习目标系统。例如,需要层次理论表明,人们会产生

安全、归属、尊重、认知、审美、自我实现等多元目标; 动物也能基于群际关系产生“维持群体和平关系”等复杂学习目标(Cordoni et al., 2023); 以OpenNARS为代表的通用人工智能系统具备自组织的目标维护能力。此类系统虽不预设具体目标或算法, 但核心信念系统会随经验累积而动态修正, 主动生成新目标以理解和适应所处环境(刘凯等, 2018)。故而, 后天发展形成的学习目标具有自主性、主观性与发展性, 贯穿主体生命周期并不断演化为不同层次和复杂度的形态。这里要强调的是: 首先, 这些目标常表现为方向性的发展进程而非终极可达的静止状态; 其次, 即使阶段性目标达成, 相关经验也将在主体记忆网络中持续影响后续目标的设定与执行; 最后, 目标的生成不排斥外部引导。为提高学习效能、更好传承文化与技能, 他者能直接参与目标的建构, 展现出学习目标的社会嵌入性。举例而言, 前者如学校为学生制定的三维目标, 后者如野生猫鼬为幼崽设定由易到难的猎捕目标并提供学习机会(Thornton et al., 2006)。

(二) 学习内容——具身互动的知识建构

学习内容关涉学习发生的知识本体论及认知论的可行性问题, 相关剖析需超越传统知识观的学科局限。教育学虽关切知识的系统组织与教学转化, 却忽视知识生成的具身来源及跨主体认知的普遍机制。从根本上说, 知识构成目标与行为之间的联系(王培, 2022), 是主体在与环境互动中, 通过合规律性(认知适应性)与合目的性(需求导向性)的具身实践所建构。

1. 知识的具身根基

知识的本体论属性根植于具身经验。超越文化符号的表层差异, 从动物的经典条件反射到人类的科学突破, 知识的原初形态可追溯至主体基于身体的感知、操作及与环境持续互动形成的具身图式。正如梅洛·庞蒂等现象学家所指出的, 身体并非被动的认知载体, 而是认知生成的界面。主体通过“身体主体”在世存在, 感觉经验经由身体媒介获得意义, 并在反复实践中被验证为可靠知识。此过程蕴含双重关系: 一为主体性赋值, 即知识接收者基于身体结构与既有经验对知识进行意义重构, 如婴幼儿对物理定律的具身理解异于成人; 二为社会性传递, 即知识通过亲身示范(如母猫教授幼崽

捕猎)或符号化抽象(如教材或算法)在主体间传递, 但符号解读仍需具身经验表征。这一原理暗示, 以ChatGPT为代表的生成式人工智能之所以“幻觉”, 源于离身性缺陷——缺乏生物体的“感知—运动”闭环, 仅能重组符号关联而无法实现真正的知识理解与生成(陈小平, 2023)。

2. 知识的生成机制

承接知识的具身根基, 其生成机制遵循动态演化逻辑, 即知识的建构过程展现为持续自组织的适应性网络。此网络具备三个重要特征: 一是时序发展性, 即主体的认知能力随经验累积而实现非线性跃迁, 如动物幼崽从本能行走到产生复杂的觅食策略, 或是人类幼儿数概念的阶段性发展, 后一阶段皆为前一阶段经验的创造性重构(周欣, 2004); 二是情境建构性, 它揭示了知识在具体环境中的实时生成机制, 如同人类在新问题中激活已有图式, 其有效性始终取决于主体对情境的适应; 三是反馈互构性, 这指向了具身经验与知识体系间的辩证关系——前者为知识建构提供原始材料, 后者为解释这些材料提供动态框架。这种递归过程, 与皮亚杰的“同化—顺应”机制高度契合, 并展现出跨物种的普适性。因此, 知识修正的本质并非对客观现实的简单逼近, 而是基于情境反馈的动态图式调适。

3. 知识的建构整合

胡塞尔“生活世界”与梅洛·庞蒂具身认知理论表明, 不同学习主体的知识生成模式展现出存在方式与具身条件的显著差异。具体而言, 人类知识体系的创建是个复杂的历程, 它将前科学的“生活世界”体验与符号化科学知识有机统合。非人动物虽不具备人类的抽象符号系统, 却能够通过具身的社会交互编码环境适应性知识。例如, 鲸群狩猎策略的代际传递及猕猴清洗土豆行为的文化扩散等(Pitman et al., 2012), 均证明知识根植于身体化的行为模式。然而, 专用人工智能系统受限于离身的认知框架, 知识表征完全依赖人类预设的潜在语义空间。最新研究指出, 大语言模型思维链的有效性并非源于模型的逻辑推演能力, 而是对训练数据模式的记忆与插值。其本质是高度结构化的模式匹配, 而非真正可泛化的逻辑推理(Zhao et al., 2025)。相较而言, 通用人工智能系统能够通过传感器和执行器实现交互闭环, 展现出准具身的认知

潜能——信念系统可随经验自主、实时更新。更有研究证实, 人类教学原则的引入对通用人工智能系统的情境适应力具有显著的促进作用(刘凯等, 2023), 这为经典的模式识别乃至自动驾驶技术贡献了崭新的教育学解决方案。

(三) 学习环境——学习交互的认知场域

学习环境的核心价值在于提供学习得以发生的交互场域。它与作为知识承载介质的学习内容虽有区分, 但二者共同构成学习“可行性”不可或缺的要素。从动态过程审视, 环境绝非被动的背景容器, 而是通过物质、能量、信息的多维交互, 对认知活动施加持续性约束, 并贯穿从信息接收、意义建构到行为外化的全链条(郑旭东等, 2016)。传统学习理论常将环境简化为“支持人类学习的资源总和”。这种看法可能过度强调环境为人类所用的工具性, 相对忽视其作为动态系统的自组织性及内在价值。例如, 在动物学习的自然场域里, 蜂巢的六边形结构既是蜜蜂筑巢的产物, 亦是其传递空间信息的认知媒介; 同样, 在机器学习的数字生态中, 数据集的分布特征、算法运行的算力环境, 不仅塑造着模型的参数迭代方向, 更是其“认知偏差”的隐性来源。这说明, 环境不是人类设计的附属品, 而是与学习主体共生共演的“认知生态位”(景玉慧等, 2021)。

法国哲学家德勒兹等(Deleuze et al., 1983)提出的“环境之人性本质与人之环境本质”深刻揭示了主体与环境的共生性: 二者并非割裂存在, 而是通过持续的“生成性互动”形成不可分割的统一体。此互动具有递归式的作用回路: 学习主体能借助实践改变环境的结构与意义(如黑猩猩用树枝改造觅食环境), 环境则通过反馈机制重塑主体的认知图式(如干旱环境迫使鸟类发展新水源的记忆策略)。因此, 学习环境应被视作由学习主体、自然—社会要素及技术符号构成的生态系统。它既是主体获取学习内容的经验基质, 又是其能动性得以展现的时空坐标, 还是所有客观因素相互作用的“认知生成域”。约翰·杜威(2016)所言“个体经验始于有机体与环境的交互”, 就是对此共生关系的经典诠释——无论人类婴儿通过触觉探索物理世界, 抑或神经网络通过数据迭代优化识别模型, 学习者的经验生成与意义建构始终依赖环境提供

“交互界面”和“反馈通道”。

从本体共生到功能演进, 环境的通用功能远超认知的输入来源与输出载体。在跨主体学习场景中, 环境更扮演着认知“校准器”与适应“试金石”的角色。例如, 对动物而言, 季节更替的环境信号是其调整迁徙路线的背景参照; 对通用人工智能系统来说, 传感器捕捉的环境噪声是优化决策模型的关键数据; 对人类而言, 社会文化环境的符号互动是建构价值观念的核心素材。此校准机制确保学习结果能适配环境的动态变化, 而环境的复杂性与不确定性, 又反向促使主体发展弹性学习策略。

(四) 学习结果——需求适应的动态耦合

学习结果不仅回应学习的“有效性”问题, 也反映学习发生的具体状态与实际方向。在人类中心主义、优绩主义等观念影响下, 学习结果被简化为外在可量化的指标, 从而引发两个层面的质疑: 微观上, 过度注重量化结果而忽视学习过程, 学习主体可能被异化为优绩主义的“牺牲品”, 真实的内在发展需求被忽略或压抑; 宏观上, 学习理论极易滑入工具理性与效率优先的技术性循环, 从而掩蔽学习本身固有的复杂性与生成性特质。从后人类主义视野考察可以发现, 所有学习结果的本质均指向学习主体对所处环境内与外在需求的动态“适应”。这种“适应”并非达尔文进化论意义上的被动演化, 而是在与环境互动、知识建构中, 学习目标与结果的动态耦合: 自适应系统(学习主体)与其目标匹配以及对目标属性或功能的呈现(魏屹东, 2025), 即适应需求的过程。由此观之, 作为适应需求的“学习结果”与作为认知需求的“学习目标”具有内在的同一性。

不过, 两者的作用机制不同: 从目标展望结果, 是目标映射的调适过程; 从结果回溯目标, 是不断调整、优化的修正过程。学习结果原则上能与目标对接, 但二者多数情况下并不完全一致, 因为适应是个持续且受限的过程。相应的, 在学习及其结果的生成路径上, “目标”通向“结果”的路径常会“断裂”。这种“断裂”可能源于学习主体与环境的外在冲突, 也可能来自认知结构的内在矛盾。但这种“断裂”的存在, 恰恰解释了适应为何存在“程度”之分——即学习并非总能成功。因此, 学习结果不是静态等待检验的终点, 而是促成学习目

标动态适应的连续谱系,这也为理解学习的过程性与形成性评价提供了理论依据。

四、后人类视野下学习理论的开放性

后人类主义并非看似激进、专断的哲学假设,它追寻普遍学习现象的内在规律,将嬗变的学习内涵重新归于科学本位。在后人类视野中,学习理论的开放性不止于研究边界的扩展,更在于推动学界重估学习科学在多元主体范式下的理论价值,探索其跨学科研究的创新路径。

(一)多元主体观:巩固学习科学“科学性”的认识论基石

科学化是学习科学发展的内在驱动与终极追求,其本体论框架也将因主体观的转变而重构。一旦将研究视野从人类社会投向非人类世界,学习规律的普遍性便在相互参照中愈加清晰:无论是鸟类展现出的复杂认知与工具制造能力(如冠小嘴乌鸦能根据“心智模板”制造物品)(Smirnova et al., 2024),还是哺乳动物群体文化传承所揭示的社会学习底层机制(如黑猩猩通过社会观察学习使用工具)(Koops et al., 2022),抑或是人工智能领域机器学习主体的互动学习(如具身智能体在开放环境中获得终身学习与社会性技能)(Kovač et al., 2024)……这些案例使研究者得以确证学习主体的多元化,从而窥见超越物种特异性的学习本质。因此,转变学习主体观是提升学科科学性的有效途径,即以全域学习现象的谱系拓展学科边界,构建涵盖人类、动物与机器等多元主体的科学本体论框架。这一转变不是简单的学科疆域扩张,而是从根本上肯定哲学对非人主体学习能力的辩护,藉此重塑学习本质的理论视野与科学路径。

(二)理论解释力:驱动学习科学“发展性”的方法论引擎

对教育学而言,要维持理论生命力,唯有真正阐明教育与学习的本质关系。近代以来,教育理论重教育而轻学习,强调教学方法创新而忽视指导学习的有效性。事实上,教育作为培养学习主体的主体间社会活动,与学习具有非对称的关联性。教育源于学习、在于学习、臻于学习,故教育的内核是“指导学习”(约翰·杜威,2001)。基于此,教育理论的真正效力,在于将解释权交还给学习者及真实

的学习现象。这是打破人类中心主义、推动教育科学化的关键。

对人工智能而言,其根本任务是探索智能的奥秘,而智能的奥义在于学习。尽管这一见解早已存在,但时下“让机器解决人能解决的问题”的行为主义智能观较少将学习、认知与智能并论。就本质来说,认知与学习属于元水平的能力,逻辑推理、问题解决等能力则有赖后天发展。后者不是内在能力而是外在表现(桑新民,2022),其作用在于借助后天经验更好地进行认知和学习。然而,学界往往将其奉为智能“真理”,导致技术解决方案依赖领域表征而无法下沉至元水平层次。例如,主流机器学习算法专为概率统计、文本处理、图像识别等对象级任务而设计。然而,缺少元水平学习能力,会令逻辑推理与问题解决彻底失去具身对象,导致语义和语用层次始终难以摆脱“无根化”的尴尬。因此,探索元水平层次的学习是人工智能迈向未来的必由之路,学习科学是引领前行的罗盘。

(三)跨学科研究:发掘学习科学“前沿性”的系统论工具

首先,最值得关注的是“机器教育”——致力于通过教育学方法论塑造人工智能系统的新兴子领域。人工智能可为教育赋能,但教育也可反向为人工智能“筑魂”(李政涛,2025)。面对人工智能教育应用热潮,不断有学者意识到在后人类时代智能技术成为教育主体的可能性(赵梓含,2024)。回望人工智能发展史,早期学习科学与人工智能都曾将机器智能作为人类智能的类比,并以此反思人类的学习机制,继而再运用对人类学习机制的理解反哺人工智能发展。遗憾的是,这一研究思路现已式微。原因有二:一是教育学界陷入人工智能的“工具论”漩涡,未能正视其“可学、可教”的本体论特征;二是人工智能领域的研究已从“理解智能”的理论追求,矮化为“问题解决”的工程目标。然而,正如图灵所言,与其试图编程模拟成人大脑,不如模拟儿童大脑(Turing, 1950)。这与“机器教育”的核心思想不谋而合:真正的通用人工智能不仅需要自下而上的“身体基座”,还需要进行恰如其分的“实践操作”——通过精当的教学引导,而非单纯的数据投喂,提升人工智能系统的训练效果(刘凯,2023; 谭维智,2024)。

其次,人工智能与动物行为学在学科生态系统中的共生关系,体现为人工智能的技术支持以及跨物种的“智能”对话。在动物行为学研究领域,人工智能凭借强大的感知、识别与预测能力,极大拓展了人类对自然的认知边界,将神秘、复杂的自然转化为可读、可感、可控的信息场域(Isabelle et al, 2022)。但这场对话更深远的启示在于,动物智能为人工智能研究提供了超越“大数据+强算力”的可能路径。在资源有限的条件下,动物智能展现出超低功耗、高效决策和灵活适应的能力。因此,保护动物文化,实际上是保护未被充分开垦的非人的智能范例。这些范例或能帮助人工智能乃至机器人生学研发更具适应性与通用性的智能体,从而走向真正意义上的具身与自主。

[参考文献]

- [1] Aplin, L., Crates, R., Flack, A., & McGregor, P.(2025). Social learning and culture in birds: Emerging patterns and relevance to conservation[J]. Philosophical Transactions B, 380(1925): 20240128.
- [2] 陈小平(2023). 大模型关联度预测的形式化和语义解释研究[J]. 智能系统学报, 18(4): 894-900.
- [3] Cordoni, G., Comin, M., Collarini, E., Robino, C., Chierto, E., & Norscia, I.(2023). Domestic pigs (*Sus scrofa*) engage in non-random post-conflict affiliation with third parties: Cognitive and functional implications[J]. Animal Cognition, 26(2): 687-701.
- [4] De Houwer, J., & Hughes, S.(2023). Learning in individual organisms, genes, machines, and groups: A new way of defining and relating learning in different systems[J]. Perspectives on Psychological Science, 18(3): 649-663.
- [5] Deleuze, G. , & Guattari, F. (1983). Anti-Oedipus[M]. Minneapolis: University of Minnesota Press: 1-50.
- [6] Field, J., Savill, C., & Foster, W. A.(2025). Memory and the scheduling of parental care in an insect population in the wild[J]. Current Biology, 35(11): 2740-2745.
- [7] Haraway, D. J. (2016). Staying with the trouble: Making kin in the Chthulucene[M]. Durham: Duke University Press: 30-57.
- [8] Isabelle, D. A., & Westerlund, M.(2022). A review and categorization of artificial intelligence-based opportunities in wildlife, ocean and land conservation[J]. Sustainability, 14(4): 1979.
- [9] 景玉慧,沈书生(2021). 理解学习空间:概念内涵、本质属性与结构要素 [J]. 电化教育研究, 42(4): 5-11.
- [10] Koops, K., Soumah, A. G., van Leeuwen, K. L., Camara, H. D., & Matsuzawa, T.(2022). Field experiments find no evidence that chimpanzee nut cracking can be independently innovated[J]. Nature Human Behaviour, 6(4): 487-494.
- [11] Kovač, G., Portelas, R., Dominey, P. F., & Oudeyer, P. Y.(2024). The socialAI school: a framework leveraging developmental psychology toward artificial socio-cultural agents[J]. Frontiers in Neurorobotics, 18: 1396359.
- [12] Latour, B. (2012). We have never been modern[M]. Cambridge: Harvard University Press: 136.
- [13] 理查德·E.梅耶(2016). 应用学习科学:心理学大师给教师的建议 [M]. 盛群力,译. 北京:中国轻工业出版社: 14.
- [14] 李政涛(2025). 教育与人工智能的双向定义——兼论教育如何为技术赋魂和启蒙 [J]. 教育研究, (9): 42-52.
- [15] 刘革平,秦渝超(2025). 论人工智能作为教育类主体 [J]. 教育研究, 46(5): 30-42.
- [16] 刘凯(2023). 人工智能与教育学融合的双重范式变革 [J]. 开放教育研究, 29(3): 4-18.
- [17] 刘凯,胡祥恩,王培(2018). 机器也需教育?论通用人工智能与教育学的革新 [J]. 开放教育研究, 24(1): 10-15.
- [18] 刘凯,贾敏,孙常新,马玉慧,王伟军(2023). 像教育人一样教育机器——人类教学经验能否提升通用人工智能系统的学习效果 [J]. 电化教育研究, 44(9): 26-33+41.
- [19] 刘凯,杨亚亚,贾敏,王泰然,王吉(2025). 为了“忘却”的身体——在线学习的具身困境与人本转向 [J]. 开放教育研究, 31(1): 42-52.
- [20] 刘晓艺,李明(2025). “人类世的马克思主义”对人类中心论的检视与发展 [J]. 西南大学学报(社会科学版), 51(2): 131-142+311.
- [21] Locke, E. A. , & Latham, G. P. (1990). A theory of goal setting & task performance[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall: 63-106.
- [22] Lorenz, K. (2021). On Aggression[M]. London: Routledge: 81-102.
- [23] Pitman, R. L., & Durban, J. W.(2012). Cooperative hunting behavior, prey selectivity and prey handling by pack ice killer whales (*Orcinus orca*), type B, in Antarctic Peninsula waters[J]. Marine Mammal Science, 28(1): 16-36.
- [24] Raman, R., Kowalski, R., Achuthan, K., Iyer, A., & Nedungadi, P.(2025). Navigating artificial general intelligence development: societal, technological, ethical, and brain-inspired pathways[J]. Scientific Reports, 15(1): 1-22.
- [25] 桑新民(2022). 人工智能教育与课程教学创新 [J]. 课程•教材•教法, 42(8): 69-77.
- [26] 尚俊杰(2023). 学习科学导论 [M]. 北京:北京大学出版社: 3-23.
- [27] Sinha, T. (2025). Beyond good AI: The need for sound learning theories in AIED[J]. Technology, Knowledge and Learning, 30(1): 1-15.
- [28] Smirnova, A. A., Bulgakova, L. R., Cheplakova, M. A., & Jelbert, S. A.(2024). Hooded crows (*Corvus cornix*) manufacture objects relative to a mental template[J]. Animal Cognition, 27(1): 36.
- [29] 谭维智(2024). 教育机器:一种人类教育的新范式 [J]. 教育研究, 45(4): 62-72.
- [30] 唐娜·哈拉维(2016). 类人猿、赛博格和女人:自然的重塑

- [M]. 陈静译. 郑州: 河南大学出版社: 209.
- [31] Thornton, A., & McAuliffe, K.(2006). Teaching in wild meerkats[J]. Science, 313(5784): 227-229.
- [32] Turing, A. M.(1950). Computing Machinery and Intelligence[J]. Mind, 59(236): 33-60.
- [33] Wang, P. (2012). Motivation management in AGI systems[C]//International Conference on Artificial General Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg: 352-361.
- [34] Wang, P.(2019). On defining artificial intelligence[J]. Journal of Artificial General Intelligence, 10(2): 1-37.
- [35] 王培(2022). 智能论纲要 [M]. 上海: 上海科技教育出版社: 13.
- [36] 魏屹东(2025). 作为适应性表征系统的可解释人工智能 [J]. 哲学动态, (7): 128-141+177.
- [37] 吴冠军(2024). 再见智人: 技术—政治与后人类情况 [M]. 北京: 北京大学出版社: 404.
- [38] 项贤明(2021). 教育学的逻辑——探寻教育学的科学化发展路径 [M]. 北京: 中国人民大学出版社: 49.
- [39] 约翰•杜威(2016). 经验与教育 [M]. 盛群力, 译. 北京: 中国轻工业出版社: 45.
- [40] 约翰•杜威(2001). 民主主义与教育 [M]. 王承绪, 译. 北京: 人民教育出版社: 30.
- [41] Zhao, C. , Tan, Z. , Ma, P. , Li, D. , Jiang, B. , Wang, Y. , Yang, Y. , & Liu, H. (2025). Is chain-of-thought reasoning of llms a mirage? a data distribution lens[J]. arxiv preprint arxiv: 2508.01191.
- [42] 张大松(1999). 科学确证的逻辑方法与方法论 [M]. 武汉: 武汉出版社: 226.
- [43] 赵梓含(2024). 在断裂与关联之间: 技术世中的教育图景及其未来建构 [J]. 江淮论坛, (6): 181-188.
- [44] 郑旭东, 王美倩(2016). 从静态预设到动态生成: 具身认知视角下学习环境构建的新系统观 [J]. 电化教育研究, 37(1): 18-24.
- [45] 周欣(2004). 儿童数概念的早期发展 [M]. 上海: 华东师范大学出版社: 22-23.

(编辑: 魏志慧)

What Is Learning?——Reconstructing Learning Subjects and Exploring a Universal Theory of Learning in the Posthuman Era

LIU Kai^{1,2}, YANG Yaya^{1,2}, WU Yuxi^{1,2} & WEI Yidong³

(1. Department of Educational Science, Bohai University, Jingzhou 121013, China;
2. Institute of Artificial General Intelligence of Bohai University, Jingzhou 121013, China;
3. Department of Philosophy, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

Abstract: Learning is not confined to humans but is also widely observed among non-human subjects such as animals and machines (e.g., artificial intelligence systems). However, learning science has long adhered to an anthropocentric paradigm, overlooking the diversity of learning subjects. Consequently, the discipline struggles to effectively explain and validate the learning of non-human subjects, mismatches its orientation with those from its interdisciplinary fields, and faces growing doubts about its scientific validity, developmental potential, and frontier nature. To resolve this dilemma requires a theoretical reconstruction grounded in a posthuman perspective. This paper addresses the anthropocentric limitations of learning ontology, introduces the concept of “class of learning subjects” to expand the scope of learning science beyond humans to include animals and machines. Through an interdisciplinary lens to deconstruct the core elements of the learning process, the paper proposes constructing a universal theoretical framework of learning that takes needs as goals, knowledge as content, environments as constraints, and adaptation as outcomes. Based on this framework, the paper reveals the scientific essence of learning to meet the theoretical demands for the advancement of learning science.

Key words: learning science; learning subjects; posthumanism; machine learning; universal theory