大模型促进教育知识转化的逻辑与路径

——基于实施科学的视角

刘泽民　陈　鹏　余　敏　陈向东

（华东师范大学 教育信息技术学系，上海 200062）

[摘要] 当前教育知识转化面临着隐性知识难以显性化、创新成果难以规模化推广、知识系统的复杂性难以把握、跨学科知识整合困难等多重困境。大模型技术的发展为解决这些困境提供了契机。本研究系统分析了教育知识转化的核心挑战，论证了大模型在其中的适用性，借鉴实施科学的核心逻辑，构建了大模型支持的教育知识转化路径框架。该框架以证据整合、适应性转化、实施过程保障、创新扩散及伦理考量为核心要素，明确了大模型在各环节的应用方式。作为建构性的探索研究，本研究扩展了教育知识转化与大模型技术融合的理论边界，为后续研究和政策制定提供了概念基础和理论支撑。

[关键词] 教育知识转化；实施科学；大模型；适应性转化；创新扩散

[中图分类号] G434　　**[文献标识码]** A　　**[文章编号]** 1007-2179(2025)06-0068-11

一、引言

教育研究与实践之间的“知行鸿沟”长期困扰着教育发展。过去数十年来，教育研究虽然积累了大量的创新理论与实证发现，却迟迟无法转化为一线教学实践（Berliner, 2002）。这种知识转化（knowledge translation）困境不仅制约着教育研究本身价值的实现，也严重影响了教学质量提升与教育公平落地。相较于医学、工程等领域，教育知识转化难题尤为突出，这是因为教育实践具有高度的情境敏感性、多主体交互性与复杂动态性特征。换言之，教育知识无法像技术产品一样被简单地标准化复制，而需持续不断地适应复杂多变的课堂生态（Honig, 2006）。

教育界借助诸多理论视角与相应方案，尝试解决“知行鸿沟”这一普遍性问题。20 世纪末兴起的情境认知理论（situated cognition）揭示了知识应用与社会文化情境的深度耦合关系，指出教育知识转化不能依赖于线性传输模式（Brown et al., 1989）。近年的循证教育运动（evidence-based education）推动了学界对知识转化路径的再认识，主张将严谨的科学研究证据转化为具体教育决策（Slavin, 2002）。

[收稿日期] 2025-03-01　　**[修回日期]** 2025-08-24　　**[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2025.06.008

[基金项目] 2025 年全国教育科学规划博士生项目“大模型时代思想实验促进中学生科学素养发展的理论框架与技术路径”（FTA250469）。

[作者简介] 刘泽民、陈鹏，博士研究生，华东师范大学教育信息技术学系，研究方向：基于人工智能的教育研究方法、大模型教育应用、教育循证实践等；余敏，硕士研究生，华东师范大学教育信息技术学系，研究方向：人工智能教育、大模型教育应用；陈向东（通讯作者），教授，博士生导师，华东师范大学教育信息技术学系，研究方向：基于人工智能的教育研究方法、计算机支持的协作学习、教育循证实践等（xdchen@deit.ecnu.edu.cn）。

[引用信息] 刘泽民，陈鹏，余敏，陈向东（2025）. 大模型促进教育知识转化的逻辑与路径——基于实施科学的视角[J]. 开放教育研究，31(6)：68-78.

然而,循证教育研究的实施效果频频受挫:一线教师难以理解研究结论,研究结果与不同情境的适配性差,学校和课堂的复杂变量又导致实施结果的不确定性。因此,教育面临的紧迫困境不是缺乏有价值的研究,而是没能建构有效的知识转化机制。贝利纳(Berliner, 2002)指出,教育科学堪称“最难做的科学”,因为教育过程涉及认知、社会、文化、情感等复杂维度,简单的技术迁移或线性推广策略难以奏效。

人工智能技术特别是以 GPT-4o、Claude-3.5 等为代表的大模型技术迅速发展,为解决教育知识转化困境带来可能。大模型不仅展现出前所未有的知识理解、生成和推理能力,更具备涌现智能、情境感知、动态推理等特性,与教育知识转化对情境敏感、动态调整、策略再生成的核心需求契合,有望弥合教育研究成果与一线教学实践之间的断裂,推动教育知识转化走出困境,形成全新的实践模式。然而,单纯依靠技术不足以真正解决知识转化问题。实施科学(Implementation Science)专注于解决“如何有效地将研究证据转化为现实行动”,不仅关注知识转化的最终结果,还强调实施过程的动态性与复杂性,为理解和设计大模型支持的知识转化路径提供了必要的理论工具(申红霞等, 2023; 徐东等, 2024)。这种关注实施过程与策略的研究视角和教育场域的本质特征相契合,为深入理解大模型如何在知识转化环节发挥作用提供了理论支撑。

基于上述分析,本研究以实施科学为理论视角,系统分析当前教育知识转化的核心困境,阐明大模型的技术适用性,最终构建包含核心要素与实现路径的整合性框架,为教育知识转化提供富有前瞻性和实操性的理论指导与实践蓝图。

二、文献综述

(一)教育知识转化的核心困境

教育知识转化,作为连接理论与实践的关键环节,其内在逻辑与医疗、工程等领域存在根本差异。后者的知识转化可遵循标准化流程,教育知识的有效转化则深度嵌入动态、多元且充满不确定性的实践情境(Berliner, 2002)。因此,任何试图将教育知识简单复制或线性推广的尝试,都必然会遭遇其复杂性的强力反弹。这种反弹最终具体化为系列难以回避的结构性困境。

一是隐性知识的转化困境。教育场景广泛存在教师专业判断、课堂互动的即时调节、学生反应的灵活处理等隐性经验,这些经验难以通过结构化量表或标准化程序完整捕获。同时,知识的有效转化高度依赖特定情境要素的动态适配,不同学校乃至不同课堂的生态位差异显著(Greenhalgh et al., 2004),简单复制标准化方案容易导致实践异化。传统知识转化的线性范式常强调对既定方案的忠实执行,但这种方式难以有效捕捉教育实践中隐性经验的动态特性,且过度关注表面特征(如课时数、教材版本),忽视深层次的教学互动机制、认知冲突设计以及教师专业素养与组织文化等因素。

二是知识扩散的规模化困境。知识扩散不仅是简单的复制过程,更涉及深度、可持续性、广度扩散和所有权转移等多维度的复杂转化过程(Coburn, 2003)。特定教学创新的推广可能面临跨区域、跨学校乃至跨学科、跨年级、跨文化等多重障碍。教育政策和创新理念从设计到实际转化,常出现认知框架不匹配现象(Spillane et al., 2002),导致核心创新理念在不同情境中传递困难,引发显著的知识损耗和实践扭曲。这种认知框架的错位制约了知识规模化扩散。

三是复杂系统的知识适应困境。教育知识转化呈多重时间尺度的动态特征,如课堂教学互动、学校改革周期、政策代际效应的叠加等,这种动态性使得传统线性转化框架难以有效应用。经典的实施动态理论(Chambers et al., 2013)虽然强调干预措施在真实场景的演化特征,但多局限于“规划—控制”的线性思维,难以捕捉教育生态系统中的非线性反馈与延迟效应。从空间维度看,教育知识转化涉及学生个体、课堂互动、学校组织乃至社会政策等。哈威等(Hawe et al., 2009)指出,教育干预措施应理解为嵌入特定社会系统的“扰动”,效果取决于和其他要素的动态交互。虽然一些传统的知识转化框架也尝试通过多维度分析捕捉这种系统复杂性,但静态分析框架难以真正模拟系统动力学中的涌现特性(Soicher et al., 2020)。

四是跨学科知识的整合困境。教育知识转化常涉及教育学、心理学、社会学和管理学等多学科知识的整合。然而,不同学科之间存在显著的认识

论差异、话语体系壁垒以及方法论的不兼容性,严重阻碍了跨学科知识的有效整合。佩纽尔等(Penuel et al., 2015)指出,教育研究长期存在的研究—实践鸿沟很大程度上源于学科分割导致的知识碎片化。从认识论层面看,教育学强调情境理解与实践反思,心理学注重实验验证与变量控制,管理学侧重系统效能与组织变革,这些知识观差异导致同一教育干预在不同学科视角下的理解与评估标准截然不同。不同学科采用的术语则进一步加大了跨学科交流与合作的难度。例如,对于同一现象,教育学可能用“学习共同体”概念,心理学则关注“群体认知”,管理学强调“知识管理”,这种术语分化阻碍着跨学科的深度对话,使教育知识转化过程难以形成综合性解决方案。

上述四类困境相互交织,揭示了传统线性知识转化模式的内在局限性。这些沿袭已久的模式往往依赖于静态、离散化的工具,难以有效应对教育实践的复杂性与动态性,亟需一个能够系统性诊断问题、规划干预、评估过程的理论框架。实施科学可以为这一理论框架结构提供系统化的分析视角与方法论工具。

(二)实施科学:破解困境的理论视角

实施科学的诞生,根植于现代科学发展中知识生产与知识应用间的结构性断裂。20 世纪 80 年代以来,随着循证实践理念在医学、公共卫生等领域的普及,研究证据与实际行动之间的“知行鸿沟”逐渐受到关注。数据显示,医学领域从基础研究发现到临床应用的转化周期平均为 17 年,最终仅 14% 的科研成果能转化为常规诊疗方案(Bauer et al., 2020)。正是这种现实困境推动了实施科学的产生与发展,并逐渐发展成一门致力于将研究证据系统性转化为实践行动的跨学科领域。其理论根基具有双重渊源:一是埃弗里特•罗杰斯(Everett Rogers)1962 年提出的创新扩散理论,该理论突破性地将技术采纳视为社会系统内的传播过程,提出相对优势、兼容性等创新的属性,为理解实践转化提供了初始分析框架(Braithwaite et al., 2018);二是复杂适应系统理论,该理论强调系统的非线性、自组织和涌现特性(Greenhalgh et al., 2004)。这两大理论交融互鉴,推动实施科学逐步发展出系统而动态的知识转化观。

在理论发展的同时,实施科学逐步完成学科建制化。2006 年《实施科学》的创刊标志着它的学科地位的确立;2012 年,华盛顿大学全球健康系设立实施科学博士点,表明它进入系统化发展阶段(徐东等, 2024; Braithwaite et al., 2018)。在学科定位上,美国国立卫生研究院将实施科学定义为“促进循证实践在常规环境中被采用和整合的科学”(Soicher et al., 2020);奥德尼等(Odeny et al., 2015)指出其核心在于生成关于知行差距的规模、成因及其弥合策略的普适性知识,从而确立了实施科学应用导向的学科属性。

更重要的是,实施科学发展出了一系列系统性的理论框架与分析工具。其中,实施研究整合框架(consolidated framework for implementation research, CFIR)用于系统识别影响实施效果的多层级因素(Damschroder et al., 2009);覆盖度-有效性-采纳度-实施度-维持度框架(reach, effectiveness, adoption, implementation, maintenance, RE-AIM)提供评估干预措施影响公共卫生的五维度模型(Glasgow et al., 1999);探索-准备-实施-维持框架(exploration, preparation, implementation, sustainment, EPIS)描绘实施过程的四个阶段及其关键活动(Aarons et al., 2011);实施研究逻辑模型(implementation research logic model, IRLM)整合实施决定因素、策略、机制和结果的因果路径(Smith et al., 2020)。这些分析工具有助于克服经验主义局限。例如,EPIS 框架用于解构转化的阶段性特征,CFIR 模型能揭示多层级影响因素,RE-AIM 模型建立实施效果测量体系。

实施科学已在多个领域展现显著的应用价值。医疗卫生领域是实施科学的发源地,相关研究和实践最丰富。例如,澳大利亚的“在旗帜之间”(Between the Flags)项目,应用实施科学方法系统考虑实施环境、组织文化等因素,成功将快速反应系统推广到 225 家公立医院,使心脏骤停率降低 42%(Braithwaite et al., 2018)。在公共卫生领域,实施科学框架的应用显著提升了社区干预项目的可持续性,特别是在控烟、慢性病预防等领域取得明显成效(Nordstrum et al., 2017)。

相比之下,教育领域的实施科学应用进展缓慢。有研究揭示了实施科学培训对提升教育心理学家

专业能力的积极作用(Kelly et al., 2012);另一些研究则聚焦教学实践创新(如合作学习)的推广,初步揭示了领导力、组织支持等因素的重要作用(Moir, 2018)。近年来,一些大规模教育改革项目也尝试引入实施科学视角,强调校本化设计和利益相关者参与,提升改革方案的落地效果(Soicher et al., 2020)。然而,这些零散的进展难以掩盖实施科学在教育领域面临的挑战。它在医疗等领域的显著成效与其在教育场域有限收效之间形成鲜明对比。究其根源,上述四类结构性困境,不仅是知识转化本身难以逾越的障碍,更是阻碍实施科学这一理论框架在教育领域有效发挥作用的根源。

因此,尽管实施科学为破解教育知识转化困境提供了理论视角,但要使其在教育领域真正落地生根,就必须找到能有效应对上述结构性困境的突破性工具。人工智能技术的兴起,特别是大模型的发展为此带来契机。

三、适用性分析

在教育知识转化中,人工智能技术已展现一定潜力(Trinkley et al., 2024)。在适应性学习领域,人工智能技术实现了教育知识从通用理论向个性化实践的精准转化。例如,美国亚利桑那州立大学与Knewton平台合作,通过分析学生个体数据,识别学习困难并提供个性化建议,使得使用该平台学生的课程通过率显著高于对照组(Strielkowski, 2025)。在教师专业发展方面,塔梅茨等(Tammets et al., 2023)通过将教师专业发展与人工智能解决方案相结合,支持教师发展基于知识的推理技能。这种将人工智能工具开发与教师培训深度融合的方式,推动技术知识向教学实践智慧的双向转化。

从实施科学视角看,这些基于人工智能的探索大多仍停留在“点状创新”。它们能在局部情境中提高知识应用效率,却难以回应教育知识转化的系统性困境。例如,传统专家系统或推荐算法缺乏对教育情境深层结构的理解,难以有效应对教育知识的多模态、情境依赖和动态演化等特性,因此在规模化扩散和跨情境适应中显得力不从心。

以ChatGPT为代表的大模型技术标志着人工智能发展的范式性转变。与传统人工智能的“专用智能”不同,大模型展现出“通用智能”的特征:通过对海量文本数据的自监督学习,在统一的参数空间中编码跨领域、跨模态知识;通过Transformer架构的注意力机制,实现对长程依赖关系的精准捕捉;通过涌现能力(emergent abilities),在参数规模突破临界点后展现出推理、规划、创造等高阶认知能力(Wei et al., 2022)。这些技术特征使大模型具备理解教育情境复杂性、处理隐性知识、支持跨学科整合的潜在能力。

技术能力的提升固然为知识转化带来突破的可能,但其应用价值的实现并非必然。从实施科学的理论框架看,干预措施的有效性取决于其与实施情境的适配程度。教育知识转化不同于其他领域的知识应用,它要求技术不仅能处理显性的理论知识,更要理解隐含的实践智慧;不仅要实现个案的优化,更要支持大规模推广;不仅要适应静态的知识结构,更要应对动态的系统演化等。因此,大模型能否真正适用于教育知识转化,需要从实施科学视角进行适用性分析。

基于这一认识,本研究梳理出大模型的四项核心能力:世界知识(world knowledge)、知识蒸馏(knowledge distillation)、生成式仿真(generative simulation)和泛化能力(generalization ability),并系统分析其如何分别回应教育知识转化中的隐性知识转化、规模化扩散、系统适应和跨学科整合等核心转化困境(见表1)。这种适用性分析使我们不仅能理解大模型“能做什么”,还明确其“为什么能做”以及“如何做得更好”,从而避免陷入技术决定论误区,也为基于实施科学逻辑构建教育知识转化路径提供理论支撑。

(一)世界知识促进隐性知识转化

实施科学研究表明,隐性知识转化是知识转化最具挑战的。大模型凭借其丰富的世界知识为突破隐性知识转化困境提供了可能。不同于传统的知识表征,大模型的世界知识并非简单的信息存储,而是通过参数化学习在神经网络中形成分布式表征系统。在此系统中,模型参数从计算单元变为对数据分布规律的概括性编码(Bengio et al., 2013)。通过对海量参数的训练,大模型在参数空间中实现对人类知识体系的高维压缩,将离散的符号知识映射为连续向量空间的分布式表征(Vaswani et al.,

表1 大模型赋能教育知识转化的核心概念与适用性

大模型核心能力	核心概念与出处	应对的转化困境	适用性阐释
世界知识	大模型通过海量数据预训练获得的广泛知识表征,以分布式参数形式编码人类知识体系的丰富内容(Brown et al., 2020; Vaswani et al., 2017)。	隐性知识转化	通过深层语义理解和情境感知能力,识别、提取并形式化教育实践中的隐性经验与专业智慧,在保持核心理念的同时实现情境化适应。
知识蒸馏	将复杂模型的知识压缩并迁移到更精简模型中,保留关键能力的同时降低复杂度(Hinton et al., 2015)。	知识的规模化扩散	从成功的教育创新中提炼核心机制,生成适应不同资源条件的简化方案,实现从资源密集型试点向大规模推广的有效转化。
生成式仿真	基于概率推理和心理理论能力,模拟复杂系统中多主体的认知、情感与行为交互(Kosinski, 2024; Park et al., 2023)。	复杂系统的知识适应	构建教育生态的生成式仿真,预测知识在不同层级、不同主体间的传播路径与适应过程,支持动态决策与风险预判。
泛化能力	模型通过零样本或少样本学习,将已有知识迁移到新领域、新任务的能力(Brown et al., 2020; Wei et al., 2022)。	跨学科知识整合	突破学科话语壁垒,在统一的语义空间中识别不同领域知识的深层联系,生成跨学科的整合性解决方案。

2017)。这种表征方式超越传统的线性描述,能更全面地捕获教育实践中的多维关联与情境依赖性,为突破隐性知识的表征与转化瓶颈提供技术支持。大模型利用其世界知识应对隐性知识转化困境主要体现在三个维度:

首先,有效捕获隐性知识并将其显性化。通过对大规模语料的深度学习,大模型能获取蕴含在教育叙事、案例与反思中的隐性经验模式,并运用分布式表征能力为这些“难以言传”的隐性知识转化提供新的外显化路径,使深层的教学理念得以传递,而不再局限于表层特征的复制。

其次,调用情境感知与动态知识。基于注意力机制,大模型构建了能根据情境动态重构知识的系统,而非简单地存储静态知识。面对不同教育场景,大模型能自适应地调整知识元素的权重,在保留方案中核心要素的同时实现对具体情境的动态适应。这种能力弥合了知识转化过程中“保真”(fidelity)与“适应”(adaptation)的核心张力。这是实施科学框架,如EPIS模型所强调的动态平衡(Aarons et al., 2011)。

再次,支持多维度的系统性整合。大模型世界知识的多粒度、多维度整合特性,使其能处理知识转化的系统层级问题。它通过激活多维度知识,形成对转化系统的整体性认知。例如,在推广教学创新时,大模型可同时考量教师信念、学校文化、学生准备度等要素,提供整体性智能支持。这种系统性理解将知识转化的评估从表层行为核查引向深层机制把握,这对隐性知识转化至关重要。

(二)知识蒸馏推动规模化扩散

从实施科学的视角看,真正的规模化不仅是数量的扩展,更涉及深度、可持续性、扩散机制和所有权转移等维度(Coburn, 2003)。知识蒸馏是人工智能领域的重要技术路径(Hinton et al., 2015),主要用于将复杂“教师模型”中的知识转移到更精简的“学生模型”中。这一技术原理能为破解教育实施的规模化困境提供有效的技术路径。二者在逻辑上高度同构:都聚焦如何在维持核心功能的前提下,从复杂系统中提炼关键知识,并将其转化为易于规模化推广的精简形式。

从技术机理看,知识蒸馏能有效应对知识扩散面临的关键挑战。首先是核心要素的提炼与压缩,这正是实施科学“核心成分”概念的技术化体现。大模型能从复杂的创新方案中提取关键要素和核心原理,形成精简的表征,帮助实践者识别出方案中哪些元素对成效至关重要,哪些元素可以根据情境调整。其次,知识蒸馏通过软标签(soft labels)和温度参数(temperature)调节,实现知识的层次化压缩(Gou et al., 2021),这一机制为不同层次教育创新的适配提供了理论支持,使实践者能根据不同环境的承载能力分级应用复杂的创新策略。再次,知识蒸馏结合迁移学习与领域适应技术,能在确保核心知识保真度的前提下,高效适应新情境的独特性,这回应了科伯恩(Coburn, 2003)强调的规模化扩散过程中“所有权转移”这一关键挑战。

从知识转化的视角看,教育创新的扩散本身即知识迁移与蒸馏过程。它包含三个环节:核心成分

的识别与提取、新情境特征的分析与映射、知识的适应性重构。这三个环节与知识蒸馏从复杂模型中提炼精华、分析目标约束、重构知识表达的基本机理高度一致。这种深层机制的同构性,使大模型的知识蒸馏能为知识的规模化扩散提供系统性解决方案。

在实际应用中,知识蒸馏机制可以支持教育创新从资源密集型试点项目向广泛适用的普及方案转化。例如,当一项 STEM 教育创新需从资源丰富的城市学校扩展至农村学校时,大模型可通过知识蒸馏提取核心机制,生成精简但保持核心有效性的应用方案。与传统的“一刀切”式推广模式相比,这种以知识蒸馏为支撑的技术路径,更能保证教育创新在大范围复制时的灵活度与有效性,真正回应知识转化对规模化扩散的复杂需求。

(三)生成式仿真应对教育系统的复杂性

实施科学将教育系统理解为复杂适应系统,强调知识的转化与适应过程兼具时间的非线性变化与主体间交互的涌现特性。这种复杂性使传统的线性转化模式难以奏效。教育知识的转化不是简单的从 A 到 B 的传递,而是涉及教师、学生、管理者等多主体在特定情境下的动态交互。大模型凭借其生成式仿真能力,为理解和应对这种复杂性提供了新的技术工具。

大模型的生成式仿真能力建立在心智理论(Theory of Mind)上。科辛斯基等(Kosinski et al., 2024)的研究表明,大模型已展现出理解和预测人类信念、意图和情感状态的心理理论能力。基于这一能力,朴等(Park et al., 2023)构建的“生成式智能体”(generative agents)系统,由 25 个大模型驱动的智能体组成虚拟小镇,每个智能体都有独特的记忆、个性和目标,可以自主交互,并涌现出高度逼真的社会行为。这些研究不仅证明了大模型能模拟个体行为,更重要的是展示出捕捉复杂社会系统涌现特性的能力。

将这种生成式仿真能力应用于教育知识转化,能为转化过程提供启发。首先,它能模拟知识在多层级系统的传播路径。当一项教学创新需要在学校推广时,大模型可以模拟不同教师群体的接受程度、学生的反应模式以及管理层的支持策略,预测可能出现的阻力和促进因素。其次,它能够揭示非线性的动态演化过程。教育改革往往呈“慢热—暴发—稳定”轨迹,大模型仿真能帮助识别关键转折点和敏感参数。最后,它支持反事实推理。决策者可以在虚拟环境中测试不同的实施策略,评估其可能产生的连锁反应。

从方法论层面看,大模型的生成式仿真推动了实施科学研究范式的重要转变。它将实施科学所提倡的“理解以适应”原则技术化,即不是试图控制或消除复杂性,而是通过模拟理解复杂性,进而作出适应性调整。这与哈威等(Hawe et al., 2009)的观点高度契合。更重要的是,这种仿真方法动态延展了 RE-AIM 等静态评估框架,使研究者能在时间维度上追踪实施效果的演化轨迹。

更深远的意义是,大模型的生成式仿真构建了教育系统的“硅基样本”,为教育研究提供传统“碳基样本”之外的新型数据来源(刘泽民等, 2025)。这些人工生成的硅基样本,能以符合教育真实规律的方式呈现系统动态,帮助研究者在不受现实约束的情况下探索更广泛的可能性空间。这不仅能提升实施决策的科学性,也能为构建适应性强、可持续的知识转化机制奠定基础。

(四)泛化能力跨越学科边界

实施科学强调跨学科整合的重要性。教育研究与实践之间的鸿沟很大程度上源于学科分割导致的知识碎片化。实现有效的知识转化必须打破学科壁垒,促进多学科知识的深度融合。大模型的泛化能力与迁移学习机制为这一问题解决提供了突破口。特别是 GPT-4o、Claude-3.5 系列等多模态大模型,通过统一表征与处理文本、图像、音频等多模态信息,拓展这种泛化能力的应用范围与深度。

从技术机理看,大模型突破跨学科知识壁垒的能力主要体现在三个层面:一是深层表征的统一化处理,即大模型通过将不同学科领域的知识映射到高维语义空间,建立表面差异背后的深层联系。这种统一表征为理解不同学科之间的共性与差异提供了数学基础;二是情境理解的自适应性,即通过注意力机制和上下文学习,大模型能识别不同学科语境的特征并动态调整知识应用策略;三是知识重构的创生性,即大模型不仅能提取不同学科的抽象原则,还能针对跨学科应用场景进行知识重组与创新,生成新的整合性框架。

在教育知识转化过程中,这种泛化与迁移的价值尤为突出。以“积极行为干预与支持系统”为例,这项干预政策最初起源于心理学与特殊教育领域,随后在不同学科专家协作下被推广至主流教育系统(Sugai et al., 2006)。它的成功体现了实施科学所强调的跨学科知识整合原则:通过整合多领域知识,将理论快速转化为清晰的实施步骤,实现规模化应用。

基于知识图谱与语义网络,大模型可高效整合各学科术语与方法,形成统一的知识表征,并实现跨领域的智能推理,不仅能宏观重构知识网络,也能在微观层面捕捉学科间隐含的逻辑关联;借助隐式参数化知识的提取,关联不同领域看似无关的概念,形成新的转换策略;依托迁移学习,可迅速适应新教育场景,输出针对性解决方案。

这种跨学科泛化能力直接回应了教育知识转化长期存在的领域分割问题。从实施科学的视角看,有效的知识转化需要构建跨学科的“边界对象”(boundary objects),即能在不同领域间传递意义的共享概念或工具。大模型恰好能扮演这样的角色,它能使教育学、心理学、认知科学、管理学的理论与实践经验形成紧密的联系,从而构建整合的知识应用框架。

四、转化路径

教育知识转化并非孤立的技术问题,而是具有明确逻辑序列的实施过程。实施科学经过数十年发展,已形成相对成熟的知识转化逻辑。尽管CFIR、RE-AIM、EPIS等框架在具体结构上各有侧重,但它们遵循共同的底层逻辑序列:从证据的系统识别与整合出发,经过适应性调整以匹配特定情境,在实施中建立保真度与过程保障机制,最终实现创新成果的规模化扩散。这一逻辑不仅在医疗、公共卫生等领域得到验证,更揭示出知识从理论到实践转化的普遍规律,为构建教育领域的知识转化提供了理论基础。

本研究基于实施科学的逻辑框架,提出以“证据系统整合—策略适应性转化—实施过程保障—创新扩散与规模化”为中轴、以伦理与公平为基座的知识转化框架(见图1)。该框架遵守实施科学的理论基础,又嵌入大模型技术的回应潜力,可为教育知识转化提供系统化、可操作的流程设计。

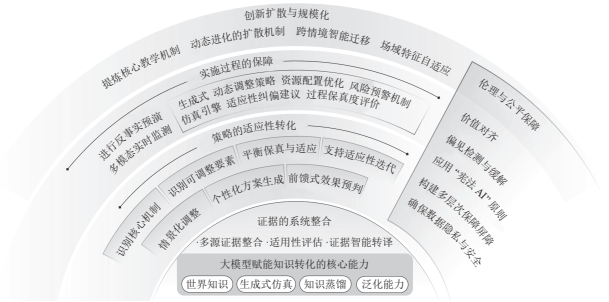

图1　大模型支持的教育知识转化路径框架

(一)证据的系统整合

证据的系统整合是知识转化路径框架的逻辑起点,旨在为后续的转化与实施提供循证基础。实施科学要求系统性整合不同来源、不同方法的研究证据,评估其质量、相关性和适用性,最终形成可应用的行动指南(Graham et al., 2006)。然而,这一环节面临三方面挑战:一是教育研究证据的异质性,它既包括基于随机对照试验的“硬”证据,又包括案例研究等“软”证据,如何有效整合并评估其价值是一大难题;二是证据的情境依赖性,因为教育干预的效果高度依赖实施情境,如何评估证据在新情境的适用性至关重要;三是从证据到行动的转译,即如何将学术化的研究发现转化为教师能理解和操作的实践指南。

传统的证据整合主要依靠系统综述和元分析等方法,但这些方法处理异质性证据和情境化知识存在明显局限。实施科学框架(如CFIR)强调证据强度和证据质量的同时,将其与特定实施情境相匹配(Damschroder et al., 2009)。这要求证据整合人员不仅要有严格的方法论知识,还需情境理解和灵活的适应能力。

大模型技术为应对这些挑战提供了革命性的解决方案。第一,大模型的世界知识使其能理解和处理多元化证据。通过海量文本的预训练,大模型不仅掌握各种研究方法的特点和局限,还能识别不同证据类型之间的互补关系。例如,整合关于“合作学习”的证据时,大模型能将实验研究的效应量数据、质性研究揭示的实施机制及实践案例的情境因素进行综合分析,形成多维度证据图谱。

第二,大模型的泛化能力使其能评估证据的跨情境适用性。通过分析证据产生的原始情境特征,并与目标实施情境进行智能比对,大模型能预测哪些证据要素可能保持稳定,哪些需要调整。这种能力直接回应了实施科学中“外部效度”评估的需求,能帮助实践者判断“什么在哪里对谁有效”。

第三,大模型的生成能力使得从学术证据到实践指南的智能转译成为可能。通过自然语言生成技术,大模型能将复杂的研究发现转化为清晰、具体、可操作的实施建议,并根据不同受众调整表达方式。例如,GPT4EBP 平台展示了如何通过对话式交互,帮助教师将循证教育研究转化为适合其具体班级的教学方案(褚乐阳等,2024)。

与此同时,教师的即时反馈又会反哺大模型,形成数据驱动与专业判断并行的双向信息。这种人机协同模式突破了传统知识转化方法周期长、覆盖面有限的局限,能以更低成本、更高频次实现证据的传递、应用与迭代(陈向东等,2025)。

(二)策略的适应性转化

实施科学认为,任何干预措施都必须适应本地情境才能有效发挥作用。钱伯斯等(Chambers et al., 2013)提出的动态可持续性框架指出,有效的实施必须在“保真”与“适应”之间找到平衡,既要保持干预的核心要素,又要根据本地条件进行必要调整。这一环节的关键挑战包括识别干预的核心要素与可调整要素、理解本地情境的独特需求和约束、在实施过程中进行持续的监测和调整等。

实施科学研究表明,有效的适应性转化需要区分干预的功能(核心机制)与形式(表现方式),即保留实现教育目标的核心机制不变,灵活调整其表现形式以适应本地环境。然而,传统的转化实践往往缺乏系统性的区分方法。虽然计划—执行—研究—行动(PDSA)循环提供了迭代改进的基本框架,但它主要依赖实施者的经验判断,常因反馈周期长、数据收集困难等,难以有效识别哪些是需要保留的功能,哪些是可以调整的形式。方法上的缺陷,正是导致许多教育创新难以实施和推广的重要原因。

大模型技术的引入,恰恰补足了这一技术短板。首先,通过对世界知识的深层语义理解,大模型能准确识别干预措施的核心要素与外围要素。当面对具体的教学创新时,大模型可以分析其背后的理论机制、关键步骤和预期结果,从而判断哪些要素是实现干预效果的必要条件,哪些要素可以根据本地资源和文化灵活调整。其次,大模型的生成式仿真能力支持快速的情境化方案生成。通过输入本地情境特征,大模型能生成多个适应性方案,供教师或实施团队选用。

更重要的是,通过参数高效微调技术(如 LoRA、Prompt-tuning 等),教育机构能以较低的计算成本,微调适合自身的专属模型。这种本地化能力使得“适应性迭代”从高难度的专家技艺,转变为人机协同下更敏捷、精准和可持续的动态优化过程。

(三)实施过程保障

确保生成的情境化方案在复杂多变的真实环境中被高质量地执行,是知识转化成功的关键。实施科学研究结果表明,许多经过验证的干预措施实践效果不佳,其原因常常是“实施失败”而非“干预失败”(Durlak et al., 2008)。这意味着决定转化成效的,不仅是干预方案本身,更是其在实际环境中能否被稳定、准确地执行。因此,实施过程保障的核心任务在于监测实施保真度、动态评估实施质量,以及预判与管理风险因素。

传统的实施过程保障主要依赖观察清单、实施日志等。但这些工具存在反馈滞后、监测维度有限、难以感知复杂情境等局限。更重要的是,传统方法难以进行充分的风险预判和方案优化。例如,EPIS 框架虽强调在准备阶段进行充分的障碍评估和资源准备,但未提供有效的预测工具(Aarons et al., 2011)。大模型为重构实施过程保障机制提供了技术基础。它能通过构建高维教育仿真系统进行“事前预演”,也能借助多模态监测等技术实现“事中导航”,将实施过程保障提升到新的范式。

(四)创新扩散与规模化

尽管教育干预在特定场域中被证明有效,但教育知识转化的任务并未结束,而是进入更具挑战性的创新扩散与规模化阶段。科伯恩(Coburn, 2003)将“真正的规模化”定义为一种不仅在数量上扩展,更在质量、持续性、扩散机制与实施主体主动性四个维度上同步推进的过程。这一从“局部有效”到“系统采纳”的扩散过程,本质上涉及社会互动、制度约束与资源配置等复杂社会行为,核心

在于构建既能保持干预策略本质,又能灵活适配不同情境的推广机制。

传统的教育创新推广方式往往陷于两种困境:一是过度强调“标准化”,忽视本土情境适配,导致方案水土不服;二是高度强调情境特异性,无法在大范围内保持干预实施的保真度。这就需要既具有结构稳定性又具备模块灵活性的实施设计,使实施方既能系统性复制策略,又能根据场域特征自适应地加以调整。

大模型技术为此提供了两大关键机制,能有效回应创新扩散与规模化的核心挑战:其一,通过知识蒸馏实现方案的轻量化迁移;其二,借助泛化能力驱动策略的跨情境再生。知识蒸馏机制能将在资源密集型环境下发展出的复杂干预方案,“浓缩”为功能完整但运行轻量的教学模型。这种蒸馏不仅是技术的简化,更是策略结构的提炼,使核心教学机制能迁移至资源有限或结构差异的教育场景中。泛化能力则可驱动跨情境的智能迁移。通过学习多个成功案例,大模型能识别跨越不同情境的共性逻辑、提炼迁移模式,并据此自动生成适配于新场域的推广策略。这种以模式识别为基础的策略重构,能提升转化效率,也能突破人为归纳的瓶颈和机械复制的弊端,实现从“人找路径”到“模型推演”的革新。

从更宏观的视角看,大模型为建立持续的创新生态系统提供了支持。通过不断收集和分析各地的实施数据,大模型能持续优化推广策略,识别新的成功路径,并将这些经验反哺整个系统,形成创新的良性循环。这种动态进化的扩散机制,为提升教育创新的可持续性,构建数据驱动、系统学习的创新生态奠定了基础。

(五)伦理与公平保障

教育知识转化本质上是价值负载的实践活动。当大模型深度介入其中,建立全面、稳健的伦理与公平保障框架至关重要,这是贯穿所有环节的价值前提与操作底线,关系到技术应用的社会信任与可持续发展。近年来,大模型伦理对齐、偏见检测与校正等方面的研究,已经为此提供了基础。

比如,偏见检测与缓解机制为伦理保障提供了持续的技术监控。大模型学习的对象是海量的真实世界文本,这些文本固有的偏见可能被其无意中习得甚至放大,从而产生歧视性的结果。因此,实施机构与开发人员必须建立持续的监控与校正流程。例如,纳迪姆等(Nadeem et al., 2020)开发的StereoSet方法已被成功用于量化评估模型中的社会刻板印象。

此外,针对性的伦理原则微调,可提升大模型输出的安全性与社会责任感。以Anthropic公司提出的“宪法人工智能”(Constitutional AI)方法为例,该方法并非依赖人工标注,而通过让大模型遵循一套明确的、由专家制定的伦理原则宪法,进行自我监督和反复微调,使其行为与社会核心伦理预期保持一致(Bai et al., 2022)。教育知识转化应用类似策略,能确保大模型提供的建议持续与社会伦理保持一致,从而系统性地降低产生负面社会效应的风险。

基于实施科学的教育知识转化框架在大模型技术深度赋能下具有高度的灵活性和适应性,而非一套规定的、固化的流程。例如,短期教学项目可重点关注证据整合与适应性转化;长期区域改革需综合考虑所有环节。各要素相互关联、动态交织,最终目标是为实践者提供可根据具体情境灵活运用的理论工具,实现更有效的教育知识转化。

五、结语

本研究识别的四重困境在大模型支持下呈现新的解决可能。隐性知识转化困境通过世界知识的语义理解得以缓解,但需警惕过度依赖技术而忽视人类经验的风险;规模化扩散困境借助知识蒸馏获得技术支撑,但如何平衡标准化与本土化仍面临关键挑战;系统复杂性通过生成式仿真得到一定程度的分解,然而教育系统的涌现特性仍超出当前技术的预测能力;跨学科整合虽有泛化能力的支持,但学科间的认识论差异仍需人类智慧的调和。这些局限与突破揭示了一个重要认识:大模型不是万能解药,而是增强人类能力的工具。

在大模型时代,教育知识转化应从三个层次理解:第一,现实困境层面,面对信息泛滥,转化的关键不在于知识的数量,而在于帮助教育实践者明辨真伪、形成价值判断与实践智慧;第二,实施逻辑层面,转化不再是单向的“研究到实践”,而需借鉴实施科学的逻辑,形成证据整合、适应性转化、

实施保障与扩散维持的动态链条;第三,未来范式层面,教育知识转化日益成为人机协同的意义建构过程,大模型的知识整合与推理能力将与教育者的价值判断相结合,共同生成有意义的学习。

本研究的局限在于:第一,作为理论建构性研究,所提出的框架尚缺乏大规模实证检验,其在不同教育情境中的适用性有待验证;第二,大模型技术仍在快速演进中,处理教育领域的价值判断和伦理决策的能力边界和潜在风险尚未完全明晰;第三,框架的实施需要相应的组织条件和技术基础设施支撑,但当前许多教育机构尚不具备这些条件。未来研究不仅需要通过实证案例检验、修正和丰富,还应构建相应的评估体系与伦理风险治理机制。更重要的议题是如何提升知识转化生态中各主体的人机协同素养。这要求未来探索不仅要关注一线实践者的应用技能,更要着眼于研究者的循证能力、管理者的决策智慧与政策制定者的系统思维,三者共同构建动态演进的知识转化新范式。

[参考文献]

[1] Aarons, G. A., Hurlburt, M., & Horwitz, S. M. (2011). Advancing a conceptual model of evidence-based practice implementation in public service sectors[J]. Administration and Policy in Mental Health and Mental Health Services Research, 38(1): 4-23.

[2] Bai, Y., Kadavath, S., Kundu, S., et al. (2022). Constitutional AI: Harmlessness from AI feedback[EB/OL]. [2025-03-27]. http://arxiv.org/abs/2212.08073.

[3] Bauer, M. S., & Kirchner, J. (2020). Implementation science: What is it and why should I care?[J]. Psychiatry Research, 283: 112376.

[4] Bengio, Y., Courville, A., & Vincent, P. (2013). Representation learning: A review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 35(8): 1798-1828.

[5] Berliner, D. C. (2002). Comment: Educational research: The hardest science of all[J]. Educational Researcher, 31(8): 18-20.

[6] Braithwaite, J., Churruca, K., Long, J. C., et al. (2018). When complexity science meets implementation science: A theoretical and empirical analysis of systems change[J]. BMC Medicine, 16(1): 63.

[7] Brown, J. S., Collins, A., & Duguid, P. (1989). Situated cognition and the culture of learning[J]. Educational Researcher, 18(1): 32-42.

[8] Brown, T., Mann, B., Ryder, N., et al. (2020). Language models are few-shot learners[C]//Advances in neural information processing systems: 1877-1901.

[9] Chambers, D. A., Glasgow, R. E., & Stange, K. C. (2013). The dynamic sustainability framework: Addressing the paradox of sustainment amid ongoing change[J]. Implementation Science, 8(1): 117.

[10] 陈向东,褚乐阳,陈鹏(2025).教师的循证实践:基于AI大模型的方法[M].上海:华东师范大学出版社:136.

[11] 褚乐阳,刘泽民,王浩,陈向东(2024).大模型支持的教师循证实践:行动框架与案例应用[J].开放教育研究,30(4):91-103.

[12] Coburn, C. E. (2003). Rethinking scale: Moving beyond numbers to deep and lasting change[J]. Educational Researcher, 32(6): 3-12.

[13] Damschroder, L. J., Aron, D. C., Keith, R. E., et al. (2009). Fostering implementation of health services research findings into practice: A consolidated framework for advancing implementation science[J]. Implementation Science, 4(1): 50.

[14] Durlak, J. A., & DuPre, E. P. (2008). Implementation matters: A review of research on the influence of implementation on program outcomes and the factors affecting implementation[J]. American Journal of Community Psychology, 41(3): 327-350.

[15] Glasgow, R. E., Vogt, T. M., & Boles, S. M. (1999). Evaluating the public health impact of health promotion interventions: The RE-AI M framework[J]. American Journal of Public Health, 89(9): 1322-1327.

[16] Gou, J., Yu, B., Maybank, S. J., et al. (2021). Knowledge distillation: A survey[J]. International Journal of Computer Vision, 129(6): 1789-1819.

[17] Graham, I. D., Logan, J., Harrison, M. B., et al. (2006). Lost in knowledge translation: Time for a map?[J]. Journal of Continuing Education in the Health Professions, 26(1): 13-24.

[18] Greenhalgh, T., Robert, G., Macfarlane, F., et al. (2004). Diffusion of innovations in service organizations: Systematic review and recommendations[J]. The Milbank Quarterly, 82(4): 581-629.

[19] Hawe, P., Shiell, A., & Riley, T. (2009). Theorising interventions as events in systems[J]. American Journal of Community Psychology, 43(3): 267-276.

[20] Hinton, G., Vinyals, O., & Dean, J. (2015). Distilling the knowledge in a neural network[EB/OL]. [2025-08-01]. http://arxiv.org/abs/1503.02531.

[21] Honig, M. I. (2006). New directions in education policy implementation[M]. Albany: State University of New York Press: 1-23.

[22] Kelly, B., & Perkins, D. F. (2012). Handbook of implementation science for psychology in education[M]. Cambridge: Cambridge University Press: 322.

[23] Kosinski, M. (2024). Evaluating large language models in theory of mind tasks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 121(45): e2405460121.

[24] 刘泽民,陈向东(2025).教育研究的硅基样本——基于大模型技术路线的分析[J].远程教育杂志,43(1):19-32+45.

[25] Moir, T. (2018). Why is implementation science important for intervention design and evaluation within educational settings?[J]. Frontiers in Education, 3: 61.

[26] Nadeem, M., Bethke, A., & Reddy, S. (2020). StereoSet: Measuring stereotypical bias in pretrained language models[EB/OL]. [2025-08-01]. http://arxiv.org/abs/2004.09456.

[27] Nordstrum, L. E., LeMahieu, P. G., & Berrena, E. (2017). Implementation science[J]. Quality Assurance in Education, 25(1): 58-73.

[28] Odeny, T. A., Padian, N., Doherty, M. C., et al. (2015). Definitions of implementation science in HIV/AI DS[J]. The Lancet HIV, 2(5): e178-e180.

[29] Park, J. S., O'Brien, J. C., Cai, C. J., et al. (2023). Generative agents: Interactive simulacra of human behavior[C]//Proceedings of the

36th annual ACM symposium on user interface software and technology. San Francisco CA USA: ACM: 1-22.

[30] Penuel, W. R., Allen, A. -R., Coburn, C. E., et al.(2015). Conceptualizing research-practice partnerships as joint work at boundaries[J]. Journal of Education for Students Placed at Risk (JESPAR), 20(1-2): 182-197.

[31] 申红霞,严斯静,黎敏仪等(2023).实施科学中实施策略的介绍 [J].中国循证医学杂志,23(6):708-714.

[32] Slavin, R. E.(2002). Evidence-based education policies: Transforming educational practice and research[J]. Educational Researcher, 31(7): 15-21.

[33] Smith, J. D., Li, D. H., & Rafferty, M. R.(2020). The implementation research logic model: A method for planning, executing, reporting, and synthesizing implementation projects[J]. Implementation Science, 15(1): 84.

[34] Soicher, R. N., Becker-Blease, K. A., & Bostwick, K. C. P.(2020). Adapting implementation science for higher education research: The systematic study of implementing evidence-based practices in college classrooms[J]. Cognitive Research: Principles and Implications, 5(1): 54.

[35] Spillane, J. P., Reiser, B. J., & Reimer, T.(2002). Policy implementation and cognition: Reframing and refocusing implementation research[J]. Review of Educational Research, 72(3): 387-431.

[36] Strielkowski, W., Grebennikova, V., Lisovskiy, A., et al.(2025). AI -driven adaptive learning for sustainable educational transformation[J]. Sustainable Development, 33(2): 1921-1947

[37] Sugai, G., & Horner, R. R.(2006). A promising approach for expanding and sustaining school-wide positive behavior support[J]. School Psychology Review, 35(2): 245-259.

[38] Tammets, K., & Ley, T.(2023). Integrating AI tools in teacher professional learning: a conceptual model and illustrative case[J]. Frontiers in Artificial Intelligence, 6: 1255089

[39] Trinkley, K. E., An, R., Maw, A. M., et al.(2024). Leveraging artificial intelligence to advance implementation science: Potential opportunities and cautions[J]. Implementation Science, 19(1): 17.

[40] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al.(2017). Attention is all you need[C]//Advances in neural information processing systems: 5998-6008.

[41] Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R., et al.(2022). Emergent abilities of large language models[EB/OL]. [2025-08-01]. http://arxiv.org/abs/2206.07682.

[42] 徐东,陈江芸,蔡毅媛(2024).实施科学的前世今生(上篇)——起源与发展 [J].协和医学杂志,15(2):442-449.

(编辑:李学书)

The Logic and Pathways for Large Models to Promote Educational Knowledge Translation: A Perspective from Implementation Science

LIU Zemin, CHEN Peng, YU Min & CHEN Xiangdong

(*Department of Educational Information Technology*, *East China Normal University*, *Shanghai* 200062, *China*)

Abstract: *Educational knowledge translation currently faces multiple challenges*: *difficulty in externalizing tacit knowledge*, *issues in scaling up innovations*, *inability to effectively manage systemic complexity*, *and obstacles to integrating interdisciplinary knowledge. The development of large model technology offers new possibilities to meet these challenges. This study systematically analyzes the core challenges of educational knowledge translation*, *demonstrates the applicability of large models*, *and*, *drawing upon the core logic of implementation science*, *constructs a pathway framework for educational knowledge translation supported by large models. This framework contains five core elements*: *evidence integration*, *adaptive transformation*, *implementation process safeguard*, *innovation diffusion*, *and ethical considerations*, *specifying the application methods for large models within each element. As an exploratory work*, *this paper expands and enriches theories for the integration of educational knowledge translation and large model technology*, *which provides a significant conceptual foundation and theoretical support for future empirical research and policy-making.*

Key words: *educational knowledge translation*; *implementation science*; *large language models*; *adaptive transformation*; *innovation diffusion*