

多模态大语言模型何以重构 STEM 跨学科教学

——基于人机协同与知识生成的分析

许 苏¹ 徐玲玲¹ 王 健¹ 封 玫²

(1. 上海师范大学 教育学院, 上海 200234; 2. 江西农业大学 人文与公共管理学院, 江西南昌 330045)

[摘要] STEM 跨学科教学以真实问题驱动、多重表征知识结构与设计型学习为基本特征,旨在培养学生复杂问题解决能力与创新实践素养。然而,在基础教育实践中,教师普遍面临跨学科知识难以有效联结、学习过程证据难以持续获取和教学决策缺乏动态支持等困境。多模态大语言模型的跨模态理解、语义关联与生成式推理能力为跨学科知识建构与学习支持提供了新的可能。本研究采用文献分析与理论建构方法,从 STEM 跨学科教学“问题提出—模型建构—方案设计—证据生成—迭代优化”的知识生成过程出发,构建多模态大语言模型支持 STEM 跨学科教学重构的分析框架。研究认为,多模态大语言模型并非是简单提升教学效率的工具,而是通过跨学科概念对齐、人机协同知识生成与学习证据循环三重机制,重构知识组织方式、教学协同结构与教学决策依据,并形成“教师—学生—模型—资源—任务情境”协同联动的生成性学习生态,推动 STEM 教学由线性知识传递走向以知识生成、问题解决和持续优化为特征的循证学习新形态。多模态大语言模型的教育价值并非技术能力的自然延伸,而是有赖于人机协同机制的支撑作用。

[关键词] 多模态大语言模型; STEM 跨学科教学; 人机协同; 知识生成; 教学重构

[中图分类号] G40-012

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2026)04-0072-12

一、问题提出

随着数字中国、教育强国战略的持续推进,基础教育人才培养目标正由知识传授转向核心素养发展与复杂问题解决能力培养。在这一背景下,以真实问题为导向,强调科学、技术、工程与数学深度融合的 STEM 教育,成为促进教育变革和培养创新人才的重要路径。已有研究指出,STEM 教育的核心价值不在于多学科内容的简单叠加,而是通过

跨学科知识整合促进学生复杂问题解决能力、创新思维与实践能力的发展(祝智庭等,2018)。

然而,不同于一般意义上以学科主题整合为主的跨学科教学,STEM 教学围绕真实问题展开,以工程设计作为知识整合的重要载体,具有三个基本特征:一是真实问题驱动,即学习活动围绕开放性问题展开,强调知识迁移与综合运用(Kelley & Knowles, 2016);二是多重表征知识结构(multi-representational knowledge structure),即学生需要在

[收稿日期] 2025-12-18

[修回日期] 2026-06-16

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2026.04.008

[作者简介] 许苏,博士,副教授,上海师范大学教育学院,研究方向:教师教育基本理论;徐玲玲,硕士研究生,上海师范大学教育学院,研究方向:跨学科教学;王健,博士,教授,上海师范大学教育学院,研究方向:教师教育基本理论;封玫(通讯作者),副教授,江西农业大学人文与公共管理学院,研究方向:教育管理与改革(windymay1023@163.com)。

[引用信息] 许苏,徐玲玲,王健,封玫(2026). 多模态大语言模型何以重构 STEM 跨学科教学——基于人机协同与知识生成的分析[J]. 开放教育研究,32(4): 72-83.

文本、图像、数学模型、实验数据和工程结构等知识表征之间不断转译,实现跨学科概念关联(Ainsworth, 2006);三是设计型学习(design-based learning),即学习遵循“设计—测试—改进—优化”的迭代过程,在持续反思与优化中完成知识建构(English, 2016)。

STEM 跨学科教学对教师提出了更高要求。教师不仅需要完成不同学科知识的组织与整合,还需要支持学生开展问题分析、模型建构、方案设计、实验验证和持续优化等知识建构过程(EINagdi et al., 2018)。然而,教师面临多重挑战:跨学科知识储备有限,真实问题情境下的课程设计能力不足;多模态教学资源分散,难以支撑复杂学习任务;学习过程缺乏连续证据支持,难以有效支撑过程性评价和教学反馈;教师之间的跨学科协同机制尚未形成,跨学科教学仍停留于浅层融合阶段(杜文彬, 2023)。这表明,STEM 跨学科教学的瓶颈不仅在于资源短缺,还在于缺乏能够支持知识建构、学习分析与持续优化的整体性教学支持机制。

多模态大语言模型(multimodal large language models)为破解上述难题提供了契机。它能够同时处理文本、图像、图表和视频等多模态信息,并借助语义关联与生成式推理实现跨学科知识组织、学习支持与教学决策(罗江华等, 2023; 刘泽民等, 2024)。尤其是在 STEM 教学中,它不但能够支持课程资源生成,而且可以参与跨学科概念建构、学习证据生成与教学反馈优化等(董艳, 陈辉, 2024)。需强调的是,多模态大语言模型具备的跨模态理解、知识关联和生成式推理能力,不会自动转化为教学效果,其教育潜力能否真正发挥,取决于能否通过合理的教学设计促进学生知识建构,形成相应的人机协同机制。

已有研究多关注多模态大语言模型在资源生成、课堂交互和学习支持等方面的应用,且大多聚焦技术功能或某一教学环节(Li et al., 2023; Lewis et al., 2020; Holmes et al., 2022),对于何以促进学生跨学科知识建构,何以通过人机协同实现多模态大语言模型从工具效用转向教学价值的转变,缺乏系统性的理论解释。本研究立足 STEM 跨学科教学的知识生成过程,围绕真实问题解决、跨学科概念建构、

学习证据生成与知识持续演化环节,构建多模态大语言模型支持的 STEM 跨学科重构的理论框架,揭示通过跨学科概念对齐、人机协同知识生成与学习证据闭环实现教学重构的内在机制,为 STEM 跨学科教学的理论建构与实践应用提供新的视角。

二、文献综述

(一)STEM 跨学科教学难落地的结构性困境

STEM 教育强调科学、技术、工程与数学等知识的整合应用,核心在于培养学生在真实情境中分析与解决复杂问题的能力。然而,在教育实践中,STEM 跨学科教学长期存在“理念推进快、实践落地难”的困境。问题根源并非在于某一教学环节,而涉及课程结构、资源供给、教师能力、评价体系与协同机制等。

首先,分科课程体系与知识组织方式构成了跨学科教学推进的深层障碍。当前学校课程仍以各学科为组织逻辑,教师教学与学生学习主要围绕单一学科展开。在此背景下,跨学科教学容易停留于学科内容的简单拼接,难以围绕真实问题建立不同学科知识之间的关联逻辑与认知迁移(祝智庭等, 2018)。尤其是教师缺乏科学原理、工程设计、教学建模与技术实践等能力,导致跨学科活动多为“形式融合而非意义融合”,难以真正培养学生的复杂问题解决能力。

其次,资源供给不足与教学设计能力有限,削弱了跨学科教学的实施深度。STEM 跨学科教学通常需要实验设备、探究材料、项目化学习空间及多模态学习资源等的支撑,但目前多数学校的资源建设仍主要面向单一学科,难以支持真实探究活动的开展(袁磊等, 2025)。与此同时,教师长期接受分科培养,普遍缺乏跨学科课程开发经验,教学设计往往停留于任务驱动或活动组织层面,缺少对核心概念、探究路径与学习支架的整体建构(夏亮亮等, 2025)。这一问题使学生学习易停留在任务完成层面,难以形成深层理解与知识迁移。

再次,评价机制滞后导致跨学科教学缺乏制度支持。当前学校评价体系仍以标准化测试与结果性评价为主,难以有效测量学生在问题解决、创新思维与跨学科迁移等方面的高阶能力(董艳等,

2024)。同时,过程性评价工具与学习分析机制的缺乏,教师难以持续追踪学生在探究过程中的认知变化、协作表现与思维发展,课堂反馈更多聚焦结果而非学习过程。这种评价导向不仅削弱了跨学科教学的实施动力,也使相关教学成果难以形成可持续改进的证据链。此外,教师协同机制薄弱,也在一定程度上制约了跨学科教学的持续推进。STEM 跨学科教学在本质上需要不同学科教师围绕真实问题开展协同设计与共同教学,但现实中的教研活动仍以单学科组织为主,跨学科教师共同体建设相对薄弱(孔晶等, 2024)。受限于时间安排、组织结构与评价制度,教师之间缺乏稳定的协同备课、资源共享与经验沉淀机制,跨学科教学往往依赖教师个体的零散探索,难以形成可复制、可推广的实践模式。

总体来看,STEM 跨学科教学之所以难以真正落地,并不仅仅在于资源短缺或技术不足,更深层地反映了传统分科教育体系与跨学科知识组织方式之间的结构性张力。资源供给、教学设计、评价体系与教师协同等问题相互交织,使跨学科教学长期停留于局部探索而非系统运行状态。这意味着,传统教学方式已难以满足跨学科教学对于知识整合、动态协作与持续反馈等复杂需求。

(二)多模态大语言模型能够解决什么:从工具支持到教学系统重构

多模态大语言模型凭借跨模态理解、语义关联推理与生成式交互能力,正在从教学工具逐步演化为参与知识组织、学习支持与教学决策的新型认知中介。已有研究指出,人工智能在探究式与建构主义学习环境中具有增强 STEM 教育的潜力(EI Fathi et al., 2025)。STEM 跨学科教学过程具有显著的多模态特征,既涉及文本知识,也包括图表、实验现象、工程结构、数据可视化与情境模拟等复杂信息。多模态大语言模型能够统一处理文本、图像、音频、视频等多种模态信息,可支撑跨学科知识联结与复杂教学情境建构,具有以下优势:

一是展现较强的跨学科关联能力。基于大规模跨模态数据训练形成的知识网络,能够自动联结不同学科概念,并围绕教学主题生成探究路径、学习活动与课程资源(OpenAI, 2025)。相关研究表明,

多模态大语言模型不仅能够生成与主题高度契合的教学材料,还能提供可视化解释与情境化案例,有助于增强抽象概念的表达效果和促进学生理解(Imran & Almusharraf, 2024)。

二是促进对学习过程的动态理解与精准反馈。研究显示,基于视觉模型与多模态分析技术的课堂系统,可自动识别与解释学生的行为、语言互动与学习状态,并生成针对性的教学建议(Lee et al., 2024)。同时,通过整合文本、语言与行为数据,多模态大语言模型能够综合分析学生的认知与情感状态,推动课堂评价由结果导向转向过程导向。这种基于多模态学习分析的反馈机制,有助于增强教学干预的及时性与精准性。

三是推动教学组织方式的转变。不同学科的教师可围绕多模态大语言模型生成的方案进行持续补充、修订与协商,在人机协同过程中促进跨学科教学知识的共享与共创(Gao et al., 2025; Wang et al., 2025)。同时,教学过程中生成的案例、资源、策略,能够通过语义化处理沉淀为可持续复用的知识资源,推动教师专业发展。

值得注意的是,多模态大语言模型的关键价值不只是提升某一教学环节的效率,而在于可能重构跨学科教学的运行方式。通过连接资源生成、教学设计、学习分析、反馈评价与知识更新等环节,多模态大语言模型正在推动跨学科教学由“静态知识传递”转向“动态知识生成”,并使教师、学生与教学资源之间形成持续联结与协同演化的关系网络。现有研究虽然揭示了多模态大语言模型在资源生成、课堂互动或学习支持等方面的应用潜力,但主要停留于功能层面的局部优化,对其如何深度嵌入跨学科教学运行过程、如何在人机协同中推动知识生成,以及如何形成“资源—教学—反馈—知识更新”的持续循环机制,缺乏系统性解释。此外,当前研究多关注模型性能与技术功能提升,对教育适切性、知识幻觉风险、评价公平性与数据隐私等的探讨相对不足(Holmes et al., 2022)。

综上,现有研究已初步揭示了 STEM 跨学科教学面临的结构性困境,以及多模态大语言模型在知识整合、多模态理解与学习支持等方面的应用潜力,但这些研究大多遵循“技术能力—教学效果”

的线性逻辑,多关注模型功能本身,忽视技术能力向教育价值转化的中介机制,特别是如何通过教师调控、任务设计与课堂实施提升学生的跨学科知识建构与问题解决能力,仍缺乏系统性解释。本研究从人机协同与知识生成视角出发,构建“模型能力—教学转化—教学实施—知识生成”分析框架,揭示多模态大语言模型重构 STEM 跨学科教学的内在机制。

三、核心机制

多模态大语言模型重构 STEM 跨学科教学,并非单纯将人工智能工具嵌入既有教学流程,而需要通过构建贯穿“资源获取—协同设计—教学实施—评价反馈—知识演化”的动态支持系统,重构跨学科教学的运行方式。在这一过程中,数据资源、教师协同、学习反馈与知识更新围绕“数据驱动—协同生成—反馈优化—知识演化”形成循环联动,共同构成多模态大语言模型支持 STEM 跨学科教学的生成性生态。基于此,本研究将多模态大语言模型重构 STEM 跨学科教学的核心机制概括为四个相互关联的机制(见图 1):数据采集与意识识别机制、集智协同与社群共创机制、学习评估与反馈生成机制,以及知识建构与图谱更新机制。四个机制既对应跨学科教学的关键任务环节,也共同构成跨学科教学持续迭代与动态优化的基础。

(一)数据采集与意图识别机制:面向跨学科教学的知识供给基础

跨学科教学首先面临的问题,并非教学实施,而是教师难以及时获取能够支撑真实问题探究的跨学科资源。在传统分科教学体系中,教学资源往往基于单一学科,缺乏跨学科知识之间的有效联结,这使教师开展 STEM 跨学科教学时,面临资源分散和知识整合难度高等问题。基于此,数据采集与意图识别模块的核心功能,在于构建可检索、可关联、可持续更新的跨学科知识供给体系。该模块依托检索增强生成机制,将外部知识库与模型生成能力结合,使多模态大语言模型能调用各领域知识资源,提升生成结果的专业性与情境适配性(Lewis et al., 2020)。相较于仅依赖通用语料训练的模型,这种方式能更好地满足教育场景对知识准确性与学科

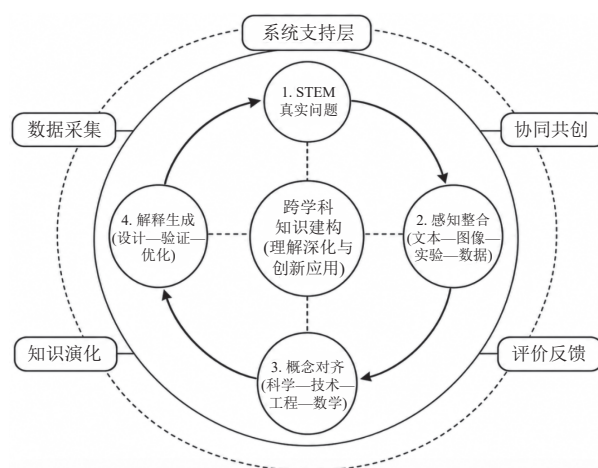


图 1 多模态大语言模型赋能 STEM 跨学科知识建构模型

適切性的要求。

在具体运作过程中,多模态大语言模型能够对文本、图像、图表、视频等多模态资源进行统一解析,并实现公共资源、学科资源与校本资源的结构化整合。教师既可以输入教学主题、问题情境或学习目标,也可以上传案例图片、实验视频与课程材料,多模态大语言模型则通过语义识别与跨模态关联,对资源进行分类、索引与匹配,从而形成面向教学任务的资源支持链条。需要指出的是,多模态资源之间往往存在语义不一致与跨模态对齐困难等问题,这会影响教学资源的跨模态调用与知识关联效果。因此,本机制强调“专家在环”(expert-in-the-loop)的人机协同,即由教师对多模态大语言模型生成的内容与资源匹配结果进行筛选、修正与语义校准,在持续交互中逐步形成具有教育適切性的高质量语料资源(Hiippala et al., 2021)。这一过程不仅可以提高资源供给质量,也使教师能够反向参与知识数据优化。

此外,通过标准化标注工具与动态更新机制,系统能够持续积累教学过程中生成的新资源与新案例,在兼顾本地知识库与数据伦理的前提下,推进跨学科知识资源持续演化,从而为后续教学设计与课堂实施提供稳定支撑。

(二)集智协同与社群共创机制:从个体经验走向群体知识生成

跨学科教学的复杂性决定了需要不同学科教师围绕真实问题持续协同。传统教研活动虽然能

够在一定程度上促进经验交流,但受时间、空间与组织方式等的限制,教师之间的知识共享往往停留于零散经验层面,难以形成动态演化的共同体知识。在此背景下,多模态大语言模型从教学辅助工具逐渐转向支撑教师共同体运行的认知中介。该机制以教师专业学习共同体为基础,通过模型连接不同学科教师、教研人员与专家学者,形成跨时空的人机协同教研网络(Brouwer et al., 2012)。在这一过程中,教师围绕教学主题开展协同设计,多模态大语言模型对讨论过程中的文本、图像、方案修改与教学案例进行语义解析,提取关键概念与关系结构,并通过知识关联与推理机制补充潜在知识链接。

这一过程的重要意义,不仅在于资源共享,更在于推动教师隐性教学知识的显性化与结构化。原本依赖教师个体经验积累的教学策略、课堂判断与跨学科整合,能够在多模态大语言模型支持下转为可组织、可传播与可持续迭代的群体知识,从而实现教学知识由“个体经验”向“集体智慧”的转变。同时,基于联通主义,知识生成不再是封闭的静态积累,而是各节点持续连接与动态重组的过程。在这一意义上,多模态大语言模型不仅参与教学设计,更逐渐嵌入教师教研活动,推动教师专业发展由集中式培训走向分布式的持续自主学习。

(三)学习评估与反馈生成机制:面向循证改进的过程性支持机制

跨学科教学强调问题解决、协同探究与知识迁移,尤其在 STEM 跨学科教学中,学生学习往往伴随复杂的探究活动、合作互动与多模态表达,传统纸笔测试难以有效捕捉学生学习的认知变化与思维发展。基于此,学习评估与反馈生成机制的核心功能,在于借助多模态学习分析构建基于证据的过程性评价。该机制通过整合文本、行为、语言、图像与课堂互动等多源学习数据,动态分析学生学习过程,并将学习行为、认知状态与任务表现之间的关系转化为可解释的教学证据。

在具体运行过程中,多模态大语言模型能够识别学生探究过程的思维路径、协作表现与知识迁移情况,并结合学习目标生成阶段性反馈建议。例如,多模态大语言模型可以分析学生提交的文本与图像,也可以结合课堂互动数据识别学生在问题理

解、方案设计与合作探究中的困难,从而为教师精确干预提供依据。需强调的是,多模态大语言模型自动生成的反馈不能替代教师专业判断,而是为教师开展精准教学调控提供数据支持。教师可以基于多模态大语言模型生成的学习分析结果,动态调整课堂任务、优化探究路径或补充学习支架,从而提升教学干预的及时性与针对性。此外,评价与反馈并非教学活动的终点,而是下一轮教学的重要起点。多模态大语言模型能将学习分析结果持续嵌入后续教学设计与资源推荐之中,形成“教学实施—学习分析—反馈优化”的动态循环,推动跨学科教学由经验驱动逐步转向数据驱动与循证改正。

(四)知识建构与图谱更新机制:推动教学经验持续演化

知识图谱不仅是资源组织工具,更是支撑跨学科教学知识持续演化的重要基础。相较传统资源库以静态知识存储为主,知识图谱强调不同知识节点之间的关系及教学经验在“实践—反馈—重构”中的动态更新。基于 TPACK 理论,本机制将学科知识、教学策略与技术资源统一纳入教师跨学科知识结构中:学科概念被映射为知识节点,教学方法、学习活动与技术工具作为关系与属性嵌入知识网络。

在运行过程中,多模态大语言模型通过自动更新与人工修正相结合的方式,实现知识图谱的持续更新。一方面,多模态大语言模型能够借助自然语言处理与多模态理解能力,对教学设计、课堂互动与学习反馈中生成的新知识进行自动提取与关联更新;另一方面,教师基于专业判断对知识内容进行筛选、修正与补充,从而保证知识图谱的教育适切性与实践价值(Lymperaiou & Stamou, 2024)。与此同时,知识图谱与检索增强生成机制的结合,使多模态大语言模型能高效地检索知识与开展跨学科关联推理,能调用已有资源,还能够基于既往教学案例与知识关系生成新的教学方案与问题解决路径。因此,知识图谱的价值不在于静态知识存储,而在于推动教学经验的不断演进。教学过程中形成的案例、策略与问题解决路径,会在多模态大语言模型与教师共同参与下不断沉淀、修正与重组,并进入后续教学实践。由此,跨学科教学不再依赖教师个体经验的积累,而是逐步形成能够持续生成、

共享与迭代的知识演化机制,进而推动教师跨学科教学能力持续提升。

四、认知机制

STEM 跨学科教学的核心目标并非简单地实现不同学科知识的叠加,而是在真实问题解决中促使学生建立跨学科概念之间的联系,形成系统性解释框架,实现知识迁移与创新应用。因此,相较于资源供给或教学支持,本研究认为首先需要关注的问题是:多模态大语言模型如何参与学生跨学科知识建构。从认知视角看,学生解决复杂 STEM 问题经历了由信息感知到概念整合,再到解释生成的过程。基于此,本研究构建了“感知整合—概念对齐—解释生成”的跨学科知识建构路径。

(一)感知整合:多模态信息的统一表征

STEM 学习涉及文本、公式、图表、实验现象、工程模型等多种知识表征形式。传统学习环境中,不同表征形式往往分散存在,学生需要依靠自身认知能力完成信息整合,容易造成理解断裂与认知负荷增加等问题(Ainsworth, 2006)。多模态大语言模型能够将文本、图像、数据图表与实验现象等异构信息映射至统一语义空间,实现跨模态信息关联与语义对齐(Li et al., 2023; Lymperaious & Stamou, 2024)。这种统一表征机制,使学生更易于发现不同表征形式之间的联系,从而形成对复杂问题的整体认知。因此,多模态大语言模型在此阶段发挥的并非知识传授功能,而是认知组织功能。

(二)概念对齐:跨学科知识的关联与迁移

跨学科教学的关键挑战并非知识获取,而是知识迁移。学生需要理解科学概念、数学模型与工程设计之间的内在联系,并将其应用于具体问题解决。已有研究指出,知识迁移往往需要学习者建立跨领域概念映射关系(Barnett & Ceci, 2002)。多模态大语言模型能通过语义推理发现不同学科概念之间的潜在联系,并以可视化解、案例生成与类比推理等方式促进概念对齐,实现由知识并列向知识联结转变(OpenAI, 2025)。

(三)解释生成:面向复杂问题的知识建构

知识建构指形成能够解释现实问题的认知模型。在设计型学习过程中,学生需要不断提出假设、

验证方案和修正解释。多模态大语言模型能够通过生成式推理支持学生开展证据整合、方案比较与因果分析,引导其形成更加完整的问题解释框架。值得注意的是,多模态大语言模型不直接替代学生掌握知识,而是通过提供认知支架促进学生完成知识建构。因此,解释生成本质上是人机协同的知识生产过程。通过持续迭代,学生逐渐形成跨学科问题解决能力。

五、运行逻辑

多模态大语言模型对 STEM 跨学科教学的支持,并非简单地作为外部工具被嵌入既有教学流程,而是通过跨模态理解、生成式推理与持续学习能力,重构教师、学生、资源与教学活动之间的互动关系,形成“人机协同”的新型教学运行机制。与传统教学以教师为中心、以知识传递为主的线性结构不同,多模态大语言模型支持的跨学科教学逐渐演变为由教师、学生、模型和资源多元主体共同参与的网络化系统,其运行过程具有开放性、动态性与生成性等特征(见图 2)。

从本质上看,多模态大语言模型不仅改变了教学资源的获取方式,更重塑了跨学科教学的知识组织方式、教师协同方式与教学反馈方式。其运行逻辑体现为:以多模态理解实现跨学科知识联结,以人机协同推动教研共创,以数据驱动实现教学持续优化,进而形成“知识生成—教学实施—反馈分析—经验沉淀”的动态循环系统。如果说前文提到的四个模块与认知机制回答的是多模态大语言模型如何被嵌入 STEM 跨学科教学和如何参与学

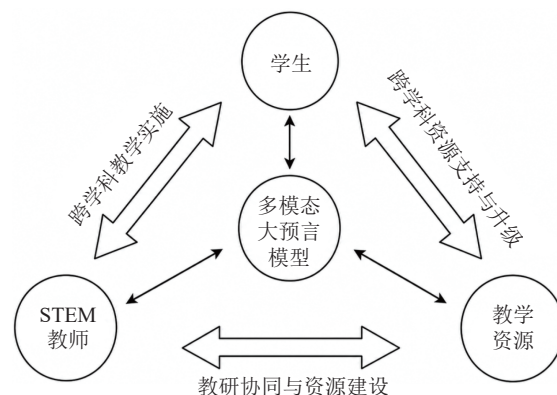


图 2 多模态大语言模型赋能 STEM 跨学科教学运行逻辑

生跨学科知识建构,那么下文关注的是“这些机制如何协同运行并推动教学系统演化”。

(一)跨学科联结与多模态理解:从认知调用到认知中介

跨学科教学的核心难点,在于不同学科知识之间的有效联结与情景化重构。传统教学情境下,教师往往受限于学科背景与知识边界,难以在短时间内完成跨学科知识整合与复杂任务设计。多模态大语言模型通过统一的多模态表征机制,能够对文本、图像、图表、视频等信息进行语义对齐与关联推理,帮助学生建立跨学科知识之间的深层联系(祝智庭等,2024)。

具体而言,多模态大语言模型基于大规模跨模态数据训练形成具有联结性的知识网络,能够围绕教师输入的教学主题或真实问题,对相关学科概念进行自动扩展与结构化重组。例如,面对教师提出的“智能温室设计”主题,多模态大语言模型不仅能够调用植物生长的科学知识,还能连接智能感知、工程设计及数据表征与分析技术平台,生成跨学科知识要素与任务链。这表明多模态大语言模型不再只是知识检索工具,开始承担“认知中介”功能,即通过语义生成与关系推理,将教师零散的教学经验外显化、结构化,并帮助教师生成可实施的教学方案。在此意义上,多模态大语言模型既是跨学科知识联结的支撑工具,也是教师教学设计的重要协作者。教师由单纯的知识传授者转向学习任务组织者与教学意义建构者,人机之间逐渐形成“模型生成—教师判断—持续优化”的协同关系。

(二)教研协同与资源动态构建:从个体实践到网络化共创

传统教研活动长期受限于学科边界、时间安排与组织结构,教师协同往往停留于经验交流层面,缺乏知识沉淀与持续共创机制。多模态大语言模型在一定程度上能改变教师专业协作的组织方式。依托多模态大语言模型的生成与交互能力,教师可以围绕教学主题开展跨时空、跨学科的持续协同,实现由“个体备课”转向“网络化共创”。一方面,多模态大语言模型作为协同媒介,能够支持不同学科教师围绕同一教学任务开展异步互动。多模态大语言模型可根据教师输入自动生成课程框

架、项目任务与评价建议,不同教师可基于自身专业背景对方案进行补充、修订与优化。由此,人机协同不仅提高了跨学科课程开发效率,也能促进教师之间教学知识的共享与融合。另一方面,多模态大语言模型能够对教学中产生的大量多模态数据进行语义化处理,并自动沉淀为可持续复用的教学资源。例如,课堂讨论、案例分析、实验过程、评价记录等,可通过多模态大语言模型转化为结构化知识节点并纳入资源系统。这种资源不再是传统意义的静态材料,而是被嵌入真实教学场景且能够持续迭代的“生成性资源”。

由此,跨学科教学资源逐渐从“孤立存储”转向“动态演化”,教师经验也不再局限于个体层面,而是在多模态大语言模型支持下形成可分享、可迁移、可积累的群体知识网络。这意味着,多模态大语言模型正在从教学辅助工具演变为支撑教师共同体运行的重要基础设施。

(三)数据驱动的迭代优化机制:从经验反思到循证改进

传统跨学科教学常缺乏过程反馈机制,教师主要依赖课堂观察与个人经验调整教学,难以系统分析学生学习过程,也难以积累可供持续改进的教学证据。多模态大语言模型支持的教学系统通过整合课堂多模态学习数据,建立“数据采集—学习分析—反馈生成—教学优化”循环机制,使跨学科教学逐渐从经验驱动走向数据驱动。

多模态大语言模型能够实时分析学生在讨论互动、项目探究、实验操作与成果展示中的行为表现,并识别学生的认知路径、学习状态与协作特征。例如,通过综合分析语言互动、图像行为与任务完成情况,多模态大语言模型可以判断学生在跨学科任务中的理解偏差与探究困难,并生成即时反馈建议,帮助教师实施动态调控与精准干预。课后,多模态大语言模型能够自动生成基于证据的课堂分析报告,系统反馈教学目标达成度、课堂互动质量、学习参与情况与任务实施效果。这种基于多模态学习分析的反馈机制,不仅提升了评价的过程性与精准性,也使教师教学经验可逐渐被转化为可解释、可积累的结构化知识。更重要的是,这些教学数据与反馈结果不会停留于单堂课,而是进入知识图谱

与资源系统,推动经验沉淀与持续更新。随着教学实践不断迭代,多模态大语言模型能逐渐形成适应不同教学情境的知识网络建构与优化策略,推动教师跨学科教学能力的持续提升。

(四)运行逻辑的整体特征:从线性教学到动态生成系统

总体来看,多模态大语言模型赋能 STEM 教师跨学科教学的运行逻辑,本质上体现为“认知中介—协同生成—数据智能”共同构成的动态生成机制。其中,多模态理解能力解决了跨学科知识联结与情境建构问题,使多模态大语言模型成为教师开展复杂教学设计的重要认知支架;协同生成机制突破了传统个体化教学模式,推动教师专业发展由封闭式经验积累转向开放式网络共创;数据驱动机制则实现了教学过程的持续反馈与知识沉淀,形成可循环、可迭代、可优化的发展路径。

在这一过程中,STEM 跨学科教学不再依赖教师个体经验的零散积累,而是在多模态大语言模型支持下逐渐成为具有自适应能力的智能教学系统。教学中的资源生成、任务设计、课堂实施、学习评价与知识更新之间不再相互割裂,而是通过多模态大语言模型持续联动与动态循环。因此,多模态大语言模型对 STEM 跨学科教学的价值,不仅体现在技术效率提升层面,更在于推动教学组织逻辑、知识生产方式与教师专业发展模式的深层重构。这也意味着,生成式人工智能正在推动跨学科教学由“技术辅助”走向“系统重构”,为破解长期存在的资源不足、教师能力受限与评价滞后等问题提供了新的路径。

六、教学重构

STEM 跨学科教学的核心不在于资源获取或教学流程优化,而在于促进学生围绕真实问题建构跨学科知识、创新设计与持续改进。因此,多模态大语言模型对 STEM 教学的重构,不应简单理解为技术工具的嵌入,而应理解为知识建构方式、问题解决过程和学习证据生成机制的系统性变革。

(一)跨学科知识建构的重构:从知识割裂走向概念对齐

跨学科知识建构是 STEM 教育区别一般学科

教学的核心特征。长期以来,学生的知识体系往往以学科边界为组织框架,不同学科知识之间缺乏有效联系。即使在跨学科教学中,学生也容易停留于知识拼接层面,难以建立科学概念、数学模型、工程设计与技术应用之间的深层关联。

从知识建构视角看,STEM 学习的关键并非掌握更多知识,而是实现不同知识表征之间的转换与整合。例如,在“智能温室设计”项目中,学生不仅要理解植物生长所需的光照、温度与湿度等知识原理,还需要运用数学方法建立环境参数模型,借助工程设计方法开发自动控制系统,并利用技术手段完成系统运行与优化。其中,知识迁移与概念对齐是跨学科学习能否发生的关键。多模态大语言模型为解决这一难题提供了可能,即可依托跨模态语义理解与知识关联能力,将原本分散于不同学科领域的知识进行语义映射与结构关联,帮助学生建立跨学科概念网络。例如,当学生围绕某一真实问题展开探究时,多模态大语言模型不仅能解释相关科学原理,还能生成对应的数学表达、工程设计方案与技术实现路径,促进不同知识表征之间的相互转化。

因此,在多模态大语言模型的支持下,跨学科学习逐渐由“知识积累”转向“概念建构”,由“学科并置”转向“知识联结”。多模态大语言模型不仅承担知识供给功能,还成为促进概念迁移、多重表征转换与跨学科意义建构的认知支架,推动学生形成完整的跨学科认知结构。

(二)问题解决过程的重构:从知识应用走向设计迭代

真实问题解决是 STEM 教育的逻辑起点,也是跨学科知识建构的重要载体。与传统课堂“知识学习—知识应用”的线性模式不同,STEM 学习强调学生围绕开放性问题的持续探究,在问题分析、方案设计、验证测试与迭代优化过程中建构知识。因此,这是一种设计型学习(design-based learning)过程。然而,在实际教学中,学生往往缺乏系统的问题分析能力与设计思维,面对复杂问题容易陷入方案单一、知识调用不足或优化迭代缺失等困境,使问题解决活动停留于表层操作层面。

多模态大语言模型为设计型学习提供了新的

认知支持环境。多模态大语言模型能够围绕问题情境协助学生开展需求分析、识别约束条件、提取关键变量及建立系统性的问题理解框架;能够基于跨学科知识网络生成备选方案,并通过对话交互引导学生比较不同方案的可行性与适用条件,进而设计方案与优化决策。更重要的是,多模态大语言模型能嵌入工程设计循环的全过程。在设计、测试与优化阶段,学生可借助多模态大语言模型分析实验数据、设计结果与运行效果,持续修正设计方案并生成新的解决路径。多模态大语言模型不仅提供知识支持,还通过提问、反馈与推理促进学生开展反思与再设计,推动形成“问题分析—知识调用—方案生成—测试验证—迭代优化”的循环。

由此,STEM 跨学科教学逐渐由知识应用导向转向设计迭代导向,学习过程也由静态执行转向动态生成。在这一过程中,多模态大语言模型不仅是信息提供者,也成为促进探究活动持续深化的重要认知伙伴。

(三)学习证据生成的重构:从结果评价走向过程循证

评价改革一直是 STEM 跨学科教学实施的难点。传统评价体系主要依据测试成绩或任务完成情况判断学习效果,难以真实反映学生问题解决过程中表现出的知识迁移能力、设计思维能力与协同创新能力。这评价方式往往导致跨学科教学的关键认知活动难以被记录与识别。事实上,STEM 学习的价值不仅体现在最终成果上,还体现在学生提出问题、修正方案、开展协作与形成解释之中。因此,如何获取和利用学习过程中的多元证据,成为提高过程性评价质量的重要前提。

多模态大语言模型能够综合处理学习过程中的文本记录、课堂对话、语音互动、实验数据、设计作品与视频行为等多源数据,识别学生在问题分析、知识整合、方案设计与优化改进等环节的表现,形成覆盖学习全过程的证据链。例如,在工程设计项目中,多模态大语言模型可以自动记录学生的问题提出、模型建构、设计修改和成果形成等过程,分析不同阶段体现的知识迁移水平与创新思维特征。与传统评价偏关注结果不同,基于多模态数据的循证评价更关注学习的动态轨迹与成长过程。

与此同时,学习证据的生成并非评价活动的终点,而是推动教学持续改进的重要依据。教师能够基于证据链开展精准反馈与针对性指导,学生也能够通过回顾学习轨迹加强反思与自我调节。评价由此不再仅仅是对教学活动结束后结果的判断,而成为贯穿学习全过程的支持机制。总之,多模态大语言模型推动 STEM 跨学科教学评价从结果测量向过程循证转型,使学习过程的隐性认知活动能持续被记录、解释与利用,为跨学科教学提供更真实、完整且可追溯的证据支持。

从实践层面看,多模态大语言模型对 STEM 跨学科教学的重构并非简单地提升教学效率,而是深刻改变了跨学科学习发生的方式:在知识层面,通过促进概念迁移与多重表征转换,实现跨学科知识建构;在学习层面,通过嵌入工程设计循环,推动问题解决过程持续迭代;在评价层面,通过生成多模态学习证据链,实现从结果评价向过程循证的转变。三者共同构成“概念建构—问题解决—证据生成”的实践重构路径,并与前文提出的“感知整合—概念对齐—解释生成”认知机制形成对应关系,揭示多模态大语言模型何以重构 STEM 教学的内在机理。

七、反思与展望

总体来看,多模态大语言模型正在推动 STEM 跨学科教学由“工具辅助”走向“系统重构”。其核心意义在于提升资源生成与教学支持的效率,改变知识组织、学习互动与教师协作的方式。从知识观层面看,多模态大语言模型支持的跨学科教学逐渐由以学科边界为中心的静态知识传递,转向以问题解决、知识联结与动态生成为特征的开放式学习。知识不再被视为预设且封闭的内容体系,而是教师、学生与智能系统持续互动、不断生成、修正与重构的动态网络。这种变化使 STEM 教育更加契合提升复杂问题能力导向的人才培养需求,也推动跨学科教学由“课程整合”走向“认知协同”与“知识共创”。与此同时,多模态大语言模型的引入也正在重塑教师专业角色与教学组织方式。在传统课堂结构中,教师主要承担知识讲授与教学控制职能,而在生成式人工智能支持下,教师逐渐向学习设计者、过程引导者与价值协调者转

变。一方面,多模态大语言模型能够承担资源检索、方案生成与过程分析等重复性工作,降低教师在跨学科教学中的认知负荷;另一方面,教师仍需在问题设计、价值判断、学习调控与教育数据伦理把关等方面发挥不可替代的主体作用。尤其在跨学科探究过程中,如何引导学生形成批判性思维、证据意识与数字伦理意识,仍需教师深度介入。因此,多模态大语言模型并未削弱教师的重要性,而是推动教师专业能力由“知识掌握”转向“智能协同”与“价值判断”。

多模态大语言模型支持的 STEM 跨学科教学,正形成“数据驱动—协同生成—持续演化”的新生态。教学设计、课堂实施、学习反馈与知识更新之间不再是割裂的线性过程,而是在大模型支持下形成的动态循环系统。教学过程产生的大量多模态数据,可以不断反馈至资源系统与知识图谱,实现教学经验的持续沉淀与结构化积累。这意味着,跨学科教学可帮助教师逐渐摆脱以个体经验为核心的零散探索,推动教师专业知识向可积累、可共享与可迭代的方向发展,为教师共同体的持续成长与教学创新提供新的可能。

不过,多模态大语言模型在教育场景的深度应用仍面临诸多挑战。首先,大模型生成的内容仍存在知识幻觉、逻辑偏差与概念不稳定等问题,若缺乏教师专业审查,可能误导学生。尤其在跨学科教学中,知识之间高度关联与复杂,一旦大模型推理链条出现偏差,容易造成概念迁移错误与认知误导。其次,多模态数据的大规模采集与分析,可能带来隐私安全、数据伦理与算法治理等问题。课堂音频、视频、学习行为与互动数据的持续记录,虽然为过程性评价提供了可能,但也意味着学生与教师的数字行为正在被高度数据化与可视化。如何在教育数据利用与隐私保护之间实现平衡,成为未来教育智能化发展必须回应的议题。最后,不同地区的算力资源、数字基础设施与教师人工智能素养等差异明显。若缺乏系统化支持,多模态大语言模型可能加剧教育数字鸿沟,使得优质教育资源向少数高资源地区集中。因此,多模态大语言模型在 STEM 跨学科教学中的落地,不仅面临技术挑战,更涉及教育公平、制度保障与公共资源配置等议题。

多模态大语言模型为 STEM 跨学科教学提供了新的技术可能,但其教育应用仍处于探索阶段。未来研究需关注大模型性能提升,还应回到教育本身:一是人机协同的边界与教师主体性。当前研究普遍强调多模态大语言模型在教学设计、资源生成与学习支持中的赋能作用,但对“人机协同边界”探讨不足。未来研究需回答:在跨学科教学中,哪些任务适合由多模态大语言模型承担,哪些任务须由教师主导?在人机共教情境下,教师专业权威是否会被重构?这些问题不仅关系生成式人工智能的教育定位,也关系着教师专业发展的未来方向。二是过程性评价的可信度。虽然多模态大语言模型能基于课堂行为、语音互动、学习轨迹等数据生成分析结果,但“可识别”不等于“可理解”,数据表征也未必能真实反映学生的认知状态与学习质量。未来研究需关注多模态行为数据能否真实表征学习发生的过程?课堂沉默、表情变化与行为轨迹能否直接对应认知投入?多模态大语言模型在行为识别与情绪分析时是否存在误判风险?不同文化背景、性别特征与学习风格的学生,是否会遭遇隐性偏见?

需强调的是,多模态大语言模型不会必然提升跨学科教学质量,其教育价值的实现有赖于人机协同转化机制:一是教师需要具备提示词设计、结果审查与教学调控能力,以保证模型输出符合学习目标与学科规范;二是课堂任务需要为学生保留充分的认知参与空间,避免人工智能替代学生思考与问题解决;三是学校应建立资源供给、协同教研与数据治理机制,为模型应用提供保障。因此,多模态大语言模型赋能 STEM 教学的关键不在于技术嵌入本身,而在于构建技术能力向教育价值转化的人机协同机制。

[参考文献]

- [1] Ainsworth, S.(2006). DeFT: A conceptual framework for considering learning with multiple representations[J]. *Learning and Instruction*, 16(3): 183-198.
- [2] Barnett, S. M., & Ceci, S. J.(2002). When and where do we apply what we learn? A taxonomy for far transfer[J]. *Psychological Bulletin*, 128(4): 612-637.
- [3] Brouwer, P., Brekelmans, M., Nieuwenhuis, L., & Simons, R. J. (2012). Fostering teacher community development: A review of design

principles and a case study of an innovative interdisciplinary team[J]. *Learning Environments Research*, 15(3): 319-344.

[4] 杜文彬(2023). 教师跨学科教学能力的关键要素与结构模型建构研究——基于混合研究方法[J]. *全球教育展望*, (8): 70-86.

[5] 董艳,陈辉(2024). 生成式人工智能赋能跨学科创新思维培养:内在机理与模式构建[J]. *现代教育技术*, 34(4): 5-15.

[6] 董艳,吴楠,夏亮亮(2024). 组织与人力视角下的 STEM 教育师资发展与新质提升[J]. *广西师范大学学报(哲学社会科学版)*, (5): 66-75.

[7] El Fathi, T., Saad, A., Larhzil, H., Lamri, D., & Al Ibrahmi, E. M.(2025). Integrating generative AI into STEM education: Enhancing conceptual understanding, addressing misconceptions, and assessing student acceptance[J]. *Disciplinary and Interdisciplinary Science Education Research*, 7(1): 6.

[8] El Nagdi, M. M., Fukuda, F. L., & Roehrig, G.(2018). Developing identities of STEM teachers at emerging STEM schools[J]. *International Journal of STEM Education*, 5(1): 36.

[9] English, L. D.(2016). STEM education K-12: Perspectives on integration[J]. *International Journal of STEM Education*, 3(1): 3.

[10] Gao, L., Liu, Y., Chernikova, O., Su, H., Li, Z., Shen, K., Shang, J., & Fischer, F. (2025). Teacher-GenAI collaboration to co-design lesson plans: theoretical framework and usability study[C]. *Proceedings of the 18th International Conference on Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL 2025)*: 1-9.

[11] Hiippala, T., Alikhani, M., Haverinen, J., Kalliokoski, T., Logacheva, E., Orekhova, S., Tuomainen, A., Stone, M., & Bateman, J. A.(2021). AI2D-RST: a multimodal corpus of 1000 primary school science diagrams[J]. *Language Resources and Evaluation*, 55(3): 661-88.

[12] Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., & Koedinger, K. R.(2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(3): 504-526.

[13] Imran, M., & Almusharraf, N.(2024). Google Gemini as a next generation AI educational tool: A review of emerging educational technology[J]. *Smart Learning Environments*, 11(1): 22.

[14] Kelley, T. R., & Knowles, J. G.(2016). A conceptual framework for integrated STEM education[J]. *International Journal of STEM*

Education, 3(1): 11.

[15] 孔晶,杨媛,廖倩,刘家亮(2024). 国内外基础教育领域跨学科学习实践研究——基于系统性文献综述法[J]. *现代教育技术*, 34(6): 63-70.

[16] 刘泽民,陈向东(2024). 人工智能科学(AI4S)引发的范式变革——大语言模型视角下教育研究的问题、方法与过程[J]. *远程教育杂志*, 42(5): 23-34.

[17] 罗江华,张玉柳(2023). 多模态大模型驱动的学科知识图谱进化及教育应用[J]. *现代教育技术*, 33(12): 76-88.

[18] Lee, J., Wang, Y., Li, J., & Zhang, M. (2024). Multimodal reasoning with multimodal knowledge graph[J]. *arXiv preprint arXiv: 240602030*.

[19] Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W. T., Rocktäschel, T., Riedel, S., & Kiela, D.(2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33: 9459-9474.

[20] Li, J., Li, D., Savarese, S., & Hoi, S. (2023). BLIP-2: Bootstrapping language-image pre-training with frozen image encoders and large language models[J]. *arXiv preprint arXiv: 2301.12597*.

[21] Lymperaiou, M., & Stamou, G.(2024). A survey on knowledge-enhanced multimodal learning[J]. *Artificial Intelligence Review*, 57(10): 284.

[22] OpenAI (2025). Introducing GPT-5[EB/OL]. <https://openai.com/zh-Hans-CN/index/introducing-gpt-5/>.

[23] Wang, H., Yang, H., Lin, H., Dong, Y., Chen, L., Xia, L., & Xu, W. (2025). TriQuest: An AI copilot-powered platform for interdisciplinary curriculum design[J]. *arXiv preprint arXiv: 2510.03369*: 1-10.

[24] 夏亮亮,姚菁晨,陈莉莉,王华珍(2025). GenAI 赋能教师跨学科教学素养的培养——以“跨科三问”智能平台为例[J]. *现代教育技术*, 35(7): 54-63.

[25] 袁磊,徐济远,梁世松(2025). 智能体赋能的人机协同跨学科主题教学支持模型[J]. *电化教育研究*, 46(3): 87-94.

[26] 祝智庭,雷云鹤(2018). STEM 教育的国策分析与实践模式[J]. *电化教育研究*, 39(1): 75-85.

[27] 祝智庭,赵晓伟,沈书生(2024). 融智课堂:融入 AI 大模型的创新课堂形态[J]. *电化教育研究*, 45(12): 5-12+36.

(编辑:魏志慧)

How Do Multimodal Large Language Models Reconstruct STEM Interdisciplinary Teaching? An Analysis from the Perspectives of Human-AI Collaboration and Knowledge Generation

XU Su¹, XU Lingling¹, WANG Jian¹ & FENG Mei²

(1. School of Education, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China; 2. School of Humanities and Public Administration, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China)

Abstract: *STEM interdisciplinary teaching, with the characteristics of real-world problem solving, multi-representational knowledge integration, and design-based learning, has become an important approach to cultivating complex problem-solving abilities and innovative competencies of students. However, in K-12 educational practice, teachers often encounter challenges in its implementation. With the rapid advancement of Multimodal Large Language Models (MLLMs), their capabilities in multimodal understanding, semantic reasoning, and generative inference offer new possibilities for supporting interdisciplinary knowledge construction and facilitating learning. Through literature analysis and theoretical modeling, this study develops an analytical framework for understanding how MLLMs reconstruct STEM interdisciplinary teaching from the perspective of knowledge generation. Centered on the knowledge-generation process of STEM learning, including problem identification, model construction, solution design, evidence generation, and iterative optimization, the framework explains the mechanisms through which MLLMs support teaching and learning. The study suggests that MLLMs should not be treated as tools for improving instructional efficiency but as cognitive mediators that facilitate interdisciplinary concept alignment, human-AI collaborative knowledge generation, and evidence-based learning cycles. Through these mechanisms, MLLMs reshape knowledge organization, collaborative teaching structures, and instructional decision-making processes, fostering a generative learning ecosystem involving teachers, students, AI models, learning resources, and authentic task contexts. Consequently, STEM teaching can move beyond linear knowledge transmission toward an evidence-informed teaching paradigm characterized by knowledge generation, problem solving, and continuous improvement. The study further argues that the educational value of MLLMs does not emerge automatically from their technical capabilities but depends on the effective pedagogical mediation of human-AI collaboration.*

Key words: *Multimodal Large Language Models; STEM interdisciplinary teaching; human-AI collaboration; knowledge generation; instructional reconstruction*