

# 基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习模式研究

翟雪松<sup>1,2</sup> 楚肖燕<sup>1</sup> 焦丽珍<sup>3</sup> 童兆平<sup>4</sup> 李艳<sup>1</sup>

(1. 浙江大学教育学院, 浙江杭州 310058; 2. 杭州国际城市学研究中心 浙江省城市治理研究中心, 浙江杭州 311121; 3. 清华大学信息化技术中心, 北京 100084; 4. 浙江省教育技术中心 发展研究部, 浙江杭州 310012)

**【摘要】** 元宇宙与生成式人工智能的出现创新了人机协同的数字化学习环境。元宇宙的仿真性与生成式人工智能的内容理解力虽然理论上已经表现出高度的弥合性,但仍缺少实证证据。本研究自主研发了融入生成式人工智能的元宇宙智能学习平台,在创新翻转课堂人机协同学习模式的基础上,调查学习者学习绩效的变化及重用意愿,并基于人工智能—元宇宙框架、人工智能接受模型等理论,探究感知偶然性、预期绩效、预期努力和感知拟人性对重用意愿的影响机制。实验结论与部分假设一致:基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习能明显提升学习绩效,预期绩效和预期努力是感知偶然性和重用意愿的完全中介变量。与假设不一致的是,感知拟人性负向调节预期努力和重用意愿。本研究深入讨论了这些结论的发生机制与启发,以期基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习模式提供参考。

**【关键词】** 元宇宙;生成式人工智能;人机协同学习;翻转课堂

**【中图分类号】** G434 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1007-2179(2023)05-0026-11

## 一、问题提出

近年来,元宇宙和生成预训练转换器(Generative Pre-trained Transformer, GPT, 又称生成式人工智能)技术引发人们高度关注。理论界关注元宇宙和生成式人工智能融通发展的原因在于,这两项技术有

高度的弥合性。一方面,元宇宙能为师生提供高仿真的数字孪生环境,但仅能依赖既定的程序规则和数字平台实现“人人交互”。另一方面,具备对话情境理解和内容生成能力的生成式人工智能可为人机协同创建全新生态(戴岭等,2023),但与教育融合的过程缺乏真实的应用场景和过程性数据标

**【收稿日期】** 2023-08-30 **【修回日期】** 2023-09-03 **【DOI 编码】** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2023.05.003

**【基金项目】** 国家自然科学基金面上项目“融合视觉健康的在线学习资源自适应表征及关键技术研究”(62177042);国家社会科学基金重大项目“人工智能促进未来教育发展研究”(19ZDA364)子课题“人工智能支撑大规模教育的个性化实现研究”。

**【作者简介】** 翟雪松,特聘研究员,博士生导师,浙江大学教育学院,研究方向:智慧学习环境、教育信息系统、教育技术与装备(xszhai@zju.edu.cn);楚肖燕,博士研究生,浙江大学教育学院,研究方向:人工智能教育应用、学习科学与技术研究(xiaoyan@zju.edu.cn);焦丽珍,清华大学信息化技术中心,研究方向:技术促进教与学、数字素养等(jiaolz@tsinghua.edu.cn);童兆平,高级教师,浙江省教育技术中心发展研究部主任,研究方向:教育技术基本理论(442091305@qq.com);李艳(通讯作者),教授,博士生导师,浙江大学教育学院,研究方向:远程教育、数字化学习、教育创新传播等(yanli@zju.edu.cn)。

**【引用信息】** 翟雪松,楚肖燕,焦丽珍,童兆平,李艳(2023). 基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习模式研究[J]. 开放教育研究,29(5): 26-36.

注。生成式人工智能在人机协同时创新性、偶然性生成的特点能够弥补元宇宙虚拟教师交互对话内容刻板、智能性不足的问题,元宇宙虚拟教师能为基于生成式人工智能的教育应用提供切实的人机协同场景。因此,推进生成式人工智能和元宇宙在教育领域的融合应用,构建虚实相生的沉浸式、交互式人工智能学习场景,对于人机共融、推动教育的数字化转型具有深远意义(郑永和等, 2023; 杨宗凯等, 2023)。两种技术虽然在理论上已表现出融合的必要性,但实践效果有待证实。

本研究基于 94 名学习者在“生成式人工智能+元宇宙”环境中 32 节课的学习,调查生成式人工智能人机协同模式的使用效果和学生的重用意愿,构建了感知偶然性、预期绩效、预期努力、感知拟人性对学生重用意愿的影响机制模型,旨在抓住生成式人工智能产品不断涌现的机遇,探索智能技术冲击下师生如何更好地与智能技术协同,为建设智能时代的韧性教学生态提供技术路线和参考数据(翟雪松等, 2023)。

## 二、理论基础与研究假设

### (一)理论基础

元宇宙与生成式人工智能之间的关系并非相互孤立的,而是技术互构和功能弥合的。香港理工大学研究者提出了面向人机协同的人工智能生成元宇宙(AI-Generated Metaverse, AIGM)框架(见图 1),指出生成式人工智能将成为元宇宙发展的关键促进者(Lee et al., 2023)。该框架描绘了元宇宙虚拟仿真情境的使用者和人工智能模型互动交流,并在人机协同中获得灵感和启发。

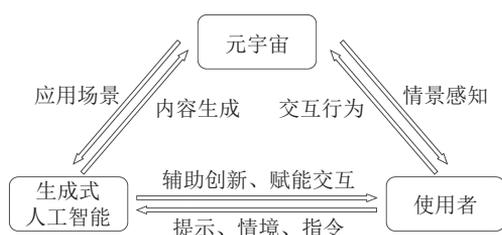


图 1 人工智能生成元宇宙框架

一方面,教育元宇宙需要生成式人工智能的融入,增加人机交互的交互感和偶然性。交互是教育元宇宙框架的核心要素,除了真实主体之间的交互,

它还包括真实主体与虚拟化身、虚拟化身与虚拟化身交互的新型映射关系(翟雪松等, 2022)。智能时代的人机协同离不开智能算法的支持。斯坦福大学研究者基于 25 个生成式智能体构建了元宇宙孪生小镇,计算驱动的智能体根据过往的经验对环境作出真实可信的反应,从而预测和仿真人类行为(Park et al., 2023)。生成式人工智能与教育元宇宙的融合,能够避免现有元宇宙中既定程序虚拟人的“操纵感”和“枯燥感”,通过智能生成内容的不确定性和偶然性给学习者带来更加仿真的学习体验。元宇宙技术架构的三维建模和渲染技术极大地提高了虚拟导师形象的拟人性与仿真性(娄方园等, 2023)。生成式人工智能接入元宇宙成为虚拟导师,可以完成学习分析、知识整合和个性化辅导,增强元宇宙中虚拟导师的角色感和互动性(Qadir, 2023)。

另一方面,生成式人工智能也需要在元宇宙场景中落地真实的交互体验和感知数据标注。生成式人工智能作为一种大语言模型,通过海量的文本数据学习和理解人类的语言和语义,基于自然语言和人类对话交流(OpenAI, 2023)。ChatGPT 在语言理解、对话交互与逻辑推理等方面都表现出独特优势,为人机协同学习提供了有力支撑(刘明等, 2023)。元宇宙积累的海量真实对话和交互数据能够为迭代和发展高度智能化、专业化、精准化的大语言模型提供必要的训练内容。在教育应用中,生成式人工智能往往也需要借助元宇宙虚拟仿真的特性,依托虚拟化身或其他元宇宙交互形式优化人机交互体验。美国佛罗里达理工大学研究者开发了基于 ChatGPT 的儿童语言学习软件,融入元宇宙的数字人和扩增现实等要素,发现该平台能有效提升低龄儿童的学习兴趣并增进师生关系(Topsakal & Topsakal, 2022)。

综上所述,生成式人工智能可以提供实时的交互内容,元宇宙能为生成式人工智能提供教育应用的数字化环境和智能体。然而,当前基于元宇宙与 ChatGPT 的应用效果尚缺乏实证研究的证据,主要是由于缺少支撑平台和理论基础,在教学模式设计和创新方面还存在缺陷。

### (二)模式创新

随着新一代人工智能技术的涌现,全球教育理

念、教学模式和技术手段发生了颠覆性变化, 人机协同学习模式也在迭代创新。特别是随着元宇宙和生成式人工智能技术的发展, 传统数字化教学场景逐步优化, 从基于平台进行人人交互的 Web2.0 模式, 走向基于语义算法的人机协同 Web3.0 模式。在 Web2.0 时代, 师生基于信息平台建立开放的虚拟教学社区, 根据知识内容、教学目标等灵活选择学习方式, 并在此过程中衍生游戏化学习等丰富的教学实践形态(王雪等, 2019)。然而, 技术只是帮助学习者将线下的互动转移到线上, 学习发生的本质仍然是一种“人人协同”。随着人工智能技术的发展, 计算机在教学过程中的角色越来越多地从“工具”向“伙伴”转化, 教学模式也逐渐从“人机交互”(human-computer interaction)走向真正的“人机协同”(human-agent collaboration)(Grudin, 2022)。人机协同涉及学习者与智能体对于共同理解学习目标、共建学习任务的管理和共享学习进度的跟踪, 人工智能支持下的计算机代理逐渐成为值得信任的合作和学习伙伴, 也将重构教学活动的组织形态(Bellamy et al., 2017)。

生成式人工智能和元宇宙共同支持的教育智能体为创新人机协同教学模式带来了可能, 将创新传统教师主导的教学组织形式。有研究者认为 GPT 和元宇宙的结合能创新翻转课堂模式, 教育智能体能为学生自主学习提供必要的支架, 如课前学习指导、学习进度跟踪以及生成自适应的教学策略, 创设人机协同学习生态下的新型翻转课堂(Wu et al., 2023)。为了将基于生成式人工智能与元宇宙的人机协同教学模式更好地运用于不同学科、不同学段, 融入生成式人工智能的虚拟智能导师的不同特征和要素对人机协同学习的影响机制有待探究。

### (三) 学习意愿影响因素与研究假设

本研究基于 AIGM 框架和文献综述, 提炼出以下关键特征并提出理论模型(见图 2)和相应的研究假设。

#### 1. 感知偶然性与预期绩效和预期努力的关系

预期违背理论(expectancy violations theory)为偶然性如何影响人机协同学习提供了解释。这一理论最早用于预测和解释人际间的社会交往活动, 认为期望以外的变化会造成生理唤起, 增加兴趣和

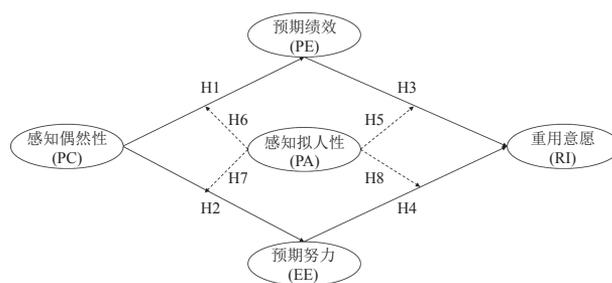


图 2 理论模型

注意力。随着“拟人化”和“类人化”智能代理的应用, 该理论已越来越多地被应用于探讨人机交互过程中的互动关系(梁哲浩等, 2023)。偶然性是人机交互过程的重要因素, 这一特性迫使学习者参与多轮人机双向传输的信息交换线程, 形成主动性、排他性(exclusive)交互过程。因此, 更高的对话偶然性会提高用户参与交互的程度, 进而影响人机交互过程中其他的认知、态度和行为结果(Sundar et al., 2016)。基于生成式人工智能的智能导师能够根据协同对话的上下文情境更好地理解更长段落的提问, 并根据学习者输入的信息生成非预设的个性化反馈(Cao et al., 2023)。

根据该理论, 学习者与智能导师开展人机协同学习出现的偶然性和不可预测性, 可能会带来不同于学习者预期的反馈, 引发学习者对智能导师的关注以及唤醒注意力, 专注且更容易地投入知识学习(Eyssel et al., 2011)。

假设 1: 在生成式人工智能+元宇宙环境中, 感知偶然性正向影响学习者的预期绩效。

假设 2: 在生成式人工智能+元宇宙环境中, 感知偶然性正向影响学习者的预期努力。

#### 2. 预期绩效和预期努力的中介效应

作为一种新兴的数字学习环境, “生成式人工智能+元宇宙”的教育应用价值和易用性仍是影响人机协同学习意愿的关键要素。根据人工智能技术接受度模型, 人工智能教育产品的易用程度及能否提升工作绩效是影响个体采纳新技术的重要因素, 并可通过预期绩效(performance expectancy)量表和预期努力(effort expectancy)量表测量。该理论被广泛应用于预测利用人工智能技术开展人机协同学习的学习者行为意向(Gansser & Reich, 2021)。生成式人工智能和元宇宙是新兴的人工智能技术, 将彻底改变 Web2.0 的混合式学习方式, 从

人人交互为中心走向人机交互为中心。学习者不仅要面对交互对象的转变,更要面对数字教师提供偶然性知识情况下的预期准备。在这种学习环境下,学习者会表现出对平台易用性的关注及对提高学习绩效的期待。

假设 3: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,预期绩效是偶然性和学习意愿的中介变量。

假设 4: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,预期努力是偶然性与学习意愿的中介变量。

### 3. 感知拟人性的调节机制

教育元宇宙中的虚拟智能导师具有丰富的三维数字形象、智能语音播报和仿真人物动作等,相较于平面的虚拟导师形象或简单问答式的对话机器人,具有更好的拟人性。根据拟人化理论,学习者与高度拟人性特征的虚拟智能导师进行交互,能够模拟真实学习活动中的师生互动,并满足学习者社会联系的需要(Baumeister & Leary, 1995)。人机交互研究强调虚拟代理的拟人化形象对使用者态度和行为的积极影响(Park et al., 2023)。拟人化形式能够减少学习者与人工智能生成内容之间的隔阂,人机交互过程中更多的社会反馈、更加积极的社会判断,有助于发挥生成式人工智能的偶然性对学习者预期绩效和预期努力的正向促进作用,并提高学习者对人机交互的接受度和使用意愿(赵瑜等, 2023; Gong, 2008; Rietz et al., 2019)。

然而,“恐怖谷效应”也指出,拟人化程度的积极影响在达到一定程度后可能会显著下降,并导致诡异和负面的互动结果(Mori et al., 2012)。对于能以人类预期外方式进行对话的生成式人工智能,拟人化程度越高反而更有可能在人机交互中威胁学习者的主体性,消解生成式人工智能的感知偶然性对预期绩效和预期努力的积极影响,甚至让学习者对技术产生负面情绪,抑制使用意愿(邢冬梅等, 2023)。

基于上述理论与研究成果,拟人化在人机协同学习中的影响还需更多的证据。因此,本研究提出以下假设:

假设 5: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,感知拟人性对感知偶然性与预期绩效的关系存在调节作用。

假设 6: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,感

知拟人性对感知偶然性与预期努力的关系存在正向调节作用。

假设 7: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,感知拟人性对预期绩效与重用意愿的关系存在正向调节作用。

假设 8: 在生成式人工智能+元宇宙环境中,感知拟人性对预期努力与重用意愿的关系存在正向调节作用。

## 三、研究方法

本研究采用准实验研究法、问卷调查法,验证“生成式人工智能+元宇宙”人机协同学习模式对学习者的学习绩效和使用意愿的影响,厘清感知拟人性、感知偶然性、感知价值、感知易用性对学习者的学习意愿的影响机制。

### (一) 研究对象和工具

本研究以 Z 大学 2022 级修读“现代教育技术发展与应用”课程的 94 名研究生为研究对象,涉及教育管理、学科教学(语文)、现代教育技术三个专业。该课程的学习者为在职教师,他们对教和学都有较丰富的经验和体会。“现代教育技术发展与应用”课程共 32 课时,分现代教育技术发展与应用概述、混合式教学及应用实例、学习分析技术与人工智能教育应用四大模块。本研究的实验工具主要包括“元宇宙+生成式人工智能”学习软件、使用意愿和影响因素调查问卷。

#### 1. 学习软件研发

本研究使用团队自主研发的 MyEduChat 平台。该平台融合了元宇宙的交互性和生成式人工智能的智能对答,包含以下功能模块:1)采用多用户协同的元宇宙场景,使学习环境有较强的社交属性,在一定程度上复制了真实教学场景;2)采集师生的个人特质等基础数据,用于后期个性化学情的追踪和服务;3)设计虚拟教师接入生成式人工智能接口,以实现人机交互的自动问答;4)将元宇宙中关键性交互行为设置为埋点,在后端能及时开展数据分析和干预。

#### 2. 使用意愿影响因素调查问卷编制

问卷借鉴 AIGM 框架、AIAM 模型和翻转课堂研究成果,各变量采用李克特五点量表进行测量,1~5 表示“非常不同意”到“非常同意”,变量选

择和来源包括:

1) 预期绩效(PE)量表。预期绩效反映学习者与虚拟智能导师进行人机协同学习所期望的有效性, 包括更少的时间投入和更多的学习收获(Zhai et al., 2017)。本研究使用的量表根据学习者对翻转课堂模式的感知价值量表(Zhai et al., 2017)改编而成。

2) 预期努力(EE)量表。预期努力反映学习者采用人机协同学习模式时对学习平台使用与交互难易程度的感知(Salloum et al., 2019; Gansser & Reich, 2021)。本研究使用的量表改编自人工智能接受度研究的预期绩效量表(Gansser et al., 2021)。

3) 感知拟人性(Perceived Anthropomorphism, PA)量表。这一变量用以描述学习者对虚拟智能导师的语言和非语言拟人化程度的感知(Seeger et al., 2021)。该量表根据人机协同场景下社交机器人的拟人化程度量表(Chung et al., 2023)改编而成。

4) 感知偶然性(perceived contingency, PC)量表。感知偶然性指学习者与虚拟智能导师进行人机协同学习时, 从交互中获得对虚拟教师预期之外偶然性、排他性回答的感知程度(Sundar et al., 2016)。该量表根据对话线索对拟人化聊天机器人的影响研究中使用的感知偶然性量表(Go et al., 2019)改编而成。

5) 重用意愿(reuse intention, RI)量表。重用意愿指学习者再次使用某种教育技术手段的意愿(Venkatesh et al., 2003)。该量表根据人机协同重用意愿心理需求研究的量表(Jahn et al., 2021)改编而成。

### (二) 实验流程

本研究采用准实验法和问卷调查法相结合的方式(实验流程见图3)。学业成绩测试题选自标准化题库, 测试内容依据教学内容确定, 但在测试难度上保持一致, 测试题经由教育技术领域三名学者审阅。

在 AIGM 框架的基础上, 本研究充分考虑教育情境, 融合教学策略开展课程设计。这包括以翻转课堂的形式授课, 学习者以数字人身份登录元宇宙平台, 与接入生成式人工智能的元宇宙数字教师进行人机协同, 完成课前知识外化工作。与传统翻转课堂不一样的是, 基于人机交互的翻转模式除了提供教师预先定制的资源, 学习者可以根据预习进度与数字老师对答。同时, 学习者在元宇宙中产生的行为数据能及时得到生成式人工智能的分析, 并帮助教师诊断学情。

实验完成后, 研究人员发放纸质问卷进行调查, 通过事前控制、事中检查和事后筛选的方式保证问卷的有效性: 一是采用成熟的量表。量表文字表

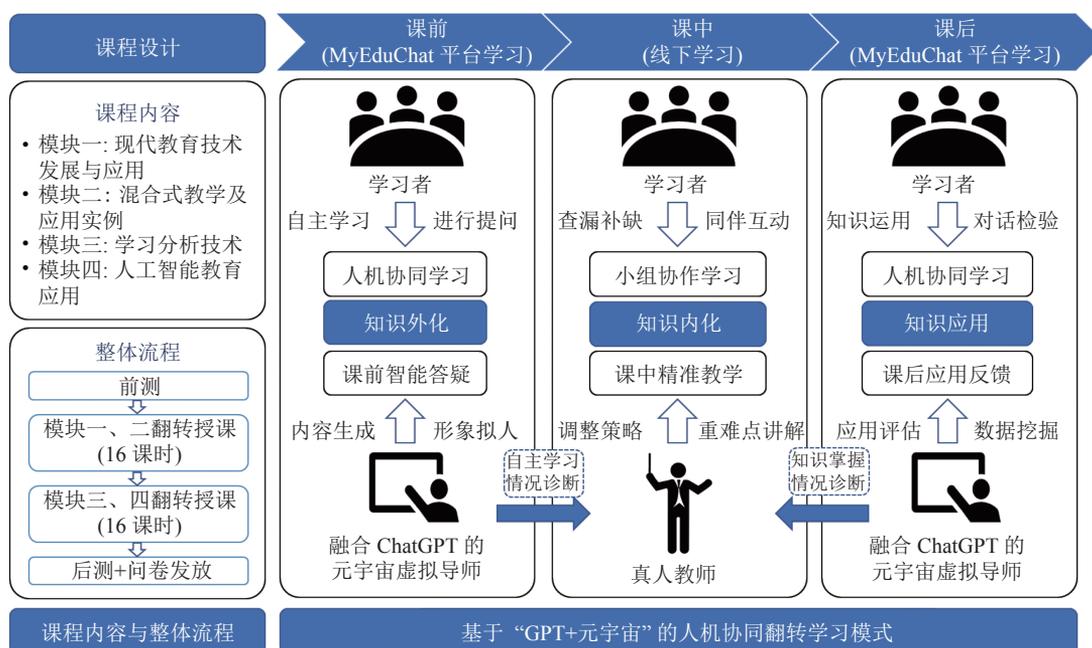


图3 准实验研究流程

达要尽量易于理解和清楚,并向调查对象解释问卷调查的目的和匿名性,消除调查对象的顾虑。二是课程助教在每次授课结束前发放随堂测验和纸质问卷,确保问卷的填写质量。三是人工筛选回收的问卷,删除有缺失项、所有选项相同的无效问卷。本研究最后收回有效问卷 86 份,问卷有效回收率为 94.49%。卡方检验结果(见表 1)表明,调查对象的性别和年龄无统计学意义上的显著差异,表明样本具有代表性。

表 1 人口统计学概况及卡方检验结果(n=86)

变量	分类	n(%)	似然比 $\chi^2$ (Sig.)
性别	男性	8(9.3)	18.35(0.106)
	女性	78(90.7)	
年龄	<25	16(18.6)	37.28(0.410)
	25-30	49(57.0)	
	30-35	16(18.6)	
	≥35	5(5.8)	

#### 四、数据统计与分析

本研究利用 SPSS 26.0 开展成绩差异性分析和信效度检验,并利用 SmartPLS 4.0 开展结构模型方程分析。

##### (一) 配对样本 t 检验

本研究对学习者在准实验前后的随堂检测数据进行配对样本 t 检验,结果表明,学生的记忆性知识(MD=0.131, t=4.694, p<0.01)和迁移性知识(MD=0.174, t=4.322, p<0.01)有显著差异,且后测成绩均高于前测(见图 4)。

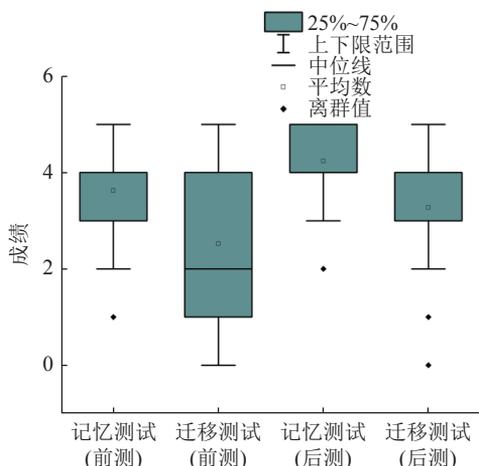


图 4 学习者前后测记忆、迁移测试成绩箱线图

##### (二) 测量模型分析

本研究采用主成分分析法进行探索性因子分析,检验测量工具的结构效度。降维结果显示,数据的 KMO 值为 0.801,大于 0.6,且通过 Bartlett 球形检验(p<0.05),适合进行因子分析。所有测量题项的因子载荷均在 0.7 以上,且大于其他潜变量间的交叉因子载荷,符合各项指标要求(见表 2)。信度分析结果显示, Cronbach's  $\alpha$  值均大于 0.7,具有良好的内部一致性(Hair et al., 2019)。

表 2 信效度分析结果

潜变量	题项	因子载荷值	Cronbach's $\alpha$	CR	AVE
预期绩效(PE)	4	0.718-0.867	0.876	0.916	0.732
预期努力(EE)	4	0.734-0.821	0.809	0.882	0.652
感知拟人性(PA)	3	0.726-0.800	0.783	0.873	0.697
感知偶然性(PC)	4	0.745-0.876	0.889	0.924	0.753
重用意愿(RI)	4	0.782-0.859	0.920	0.943	0.807

由验证性因子分析结果可知,各变量的提取方差(AVE)最小值为 0.652,大于 0.5;组合信度(CR)最小值为 0.873,大于 0.8。这表明该测量模型收敛效度较好(Hair et al., 2019)。同时,潜变量间的相关系数均小于各潜在变量 AVE 的算术平方根(见表 3),异质—单质比率(Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations, HTMT)小于 0.85(见表 4),这表明该测量模型区分效度良好(Hair et al., 2019)。

表 3 变量的描述统计与相关分析

变量	M	SD	1	2	3	4	5
1 PE	3.794	0.765	<b>0.856</b>				
2 EE	3.962	0.661	0.198	<b>0.807</b>			
3 PA	3.323	0.780	0.389**	0.203	<b>0.835</b>		
4 PC	3.616	0.751	0.416**	0.357**	0.526**	<b>0.868</b>	
5 RI	4.052	0.744	0.488**	0.361**	0.326**	0.418**	<b>0.898</b>

注:变量斜线上的数据为 AVE 的平方根;\*\*表示在 0.01 水平(双尾),相关性显著。

为检验变量间的同源误差程度,本研究进行了 Harman 单因素检验。结果显示,公因子一在未经旋转前解释的变异量为 38.042%,未达半数,即没有发生单一因子解释大部分变异量的情况。因此,本研究不存在严重的共同方法偏差(Podsakoff

表 4 异质—单质比率 (HTMT)

	变量	1	2	3	4	5
1	PE					
2	EE	0.300				
3	PA	0.469	0.352			
4	PC	0.468	0.436	0.632		
5	RI	0.543	0.483	0.382	0.464	

et al., 2003)。结构模型的多重共线性通过潜变量的方差膨胀系数 (Variance Inflation Factor, VIF) 评估, 潜变量间的 VIF 值在 1.153~1.523 之间, 均小于 3, 即不存在多重共线性问题 (Hair et al., 2019)。

### (三) 结构模型分析

本研究利用 SmartPLS4.0 建立偏最小二乘结构方程模型, 分析学习者基于生成式人工智能与元宇宙开展翻转课堂学习的重用意愿, 运用包含 5000 个子样本和 95% 置信区间的偏差修正自举法 (Bootstrapping) 评估全样本 (N=86) 结构模型假设关系 (Hair et al., 2021)。本研究进一步选用 PLSpredict 算法验证模型, 折叠 10 次且重复 10 次进行验证 (见表 5)。在  $Q^2_{predict}$  大于 0 的基础上, 该模型的均方根误差 (root Mean Squared Error, RMSE) 均小于线性回归模型 (linear regression Model, LM), 表明该模型预测能力良好 (Shmueli et al., 2019)。

数据显示, 感知偶然性对预期绩效 ( $\beta=0.290, p<0.05$ )、预期努力 ( $\beta=0.292, p<0.05$ ) 存在显著正向影响, 表明 H1、H2 成立。预期绩效 ( $\beta=0.430, p<0.005$ ) 与预期努力 ( $\beta=0.226, p\leq 0.05$ ) 对学习者重用意愿存在显著正向影响, 表明 H3、H4 成立。这说明学习者感知偶然性对重用意愿的作用受预期绩效与预期努力的中介影响。让人意外的是, 感知拟

表 5 PLSpredict 检验结果

题项	$Q^2_{predict}$	PLS-SEM_RMSE	LM_RMSE
EE1	0.082	0.985	1
EE2	0.088	0.778	0.813
EE3	0.068	0.802	0.848
EE4	0.028	0.706	0.739
PE1	0.093	0.904	1.011
PE2	0.109	0.791	0.841
PE3	0.086	0.899	0.977
PE4	0.118	0.821	0.876
RI1	0.061	0.746	0.785
RI2	0.012	0.801	0.833
RI3	0.098	0.839	0.927
RI4	0.056	0.858	0.93

人性的调节作用均不显著, 表明 H5、H6、H7 不成立。但感知拟人性在预期努力和重用意愿之间存在负向调节作用, 表明 H8 成立。重用意愿的总体解释度  $R^2$  解释值为 0.419 (见表 6 和图 5)。

## 五、讨论与启发

(一) 基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同对提升学习绩效的积极影响

无论是保留测试还是迁移测试, 学习者在“生成式人工智能+元宇宙”人机协同环境下的学习绩效均显著提升, 具体表现在:

从保留测试的角度看, 一方面, 元宇宙创设了利于学习者主动记忆的环境。保留测试主要考察学习者对知识概念的记忆和理解。艾宾浩斯的记忆理论表明, 新概念以多样态出现时, 学习者更易将知识理解从认知过程转换为感知过程。与传统的翻转学习模式相比, “生成式人工智能+元宇宙”

表 6 路径系数、显著性检验及假设判断结果

假设	路径	系数	标准偏差	p	95% 置信区间	假设判断
H1	PC→PE	0.290	0.127	0.022	[0.007, 0.507]	成立
H2	PC→EE	0.292	0.146	0.045	[-0.034, 0.543]	成立
H3	PE→RI	0.430	0.141	0.002	[0.137, 0.672]	成立
H4	EE→RI	0.226	0.115	0.050	[-0.01, 0.435]	成立
H5	PA×PC→PE	-0.036	0.090	0.692	[-0.218, 0.137]	不成立
H6	PA×PC→EE	0.211	0.114	0.065	[0.024, 0.483]	不成立
H7	PA×PE→RI	0.173	0.130	0.183	[-0.134, 0.361]	不成立
H8	PA×EE→RI	-0.253	0.117	0.031	[-0.473, -0.039]	成立

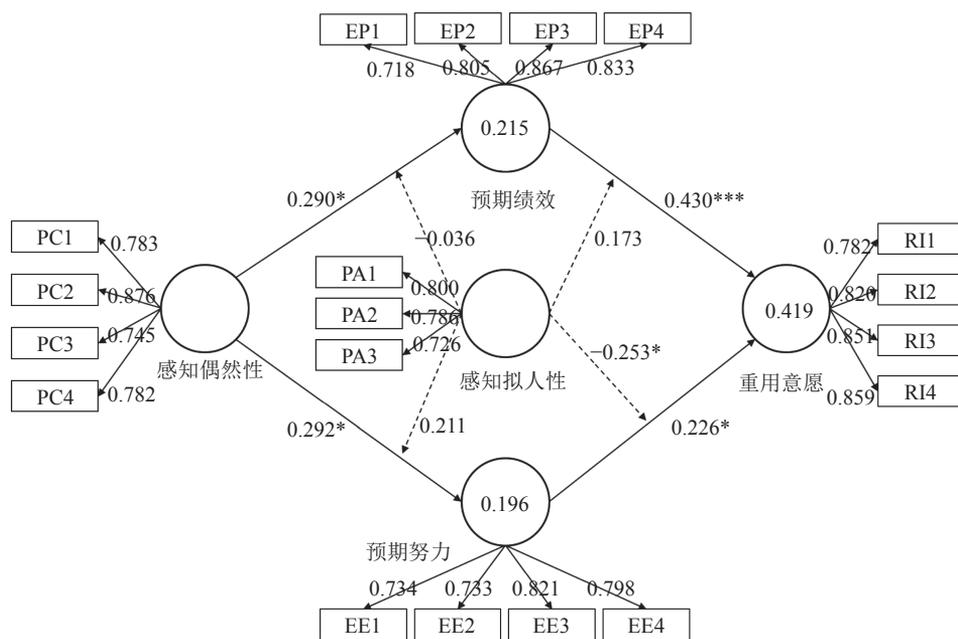


图5 “GPT+元宇宙”人机协同学习影响要素作用机制模型

环境将知识的呈现方式从单向的视频传递改为社区化传递。具有社区属性的“生成式人工智能+元宇宙”丰富了同一概念在不同社交属性下的呈现方式,让学习者沉浸在交互活动中并激发心流体验,润物细无声地完成对知识概念的记忆(刘哲雨等, 2022)。另一方面,“生成式人工智能+元宇宙”的人机交互模式反向促进学习者对知识的主动记忆。大量人机交互研究表明,当教学系统创设了可供学习者干预的学习环境(如提供弹幕等功能),学习者能主动挖掘概念内涵(王雪等, 2022)。元宇宙为学习者提供了主动活动空间,生成式人工智能接口下的虚拟教师能实时反馈学生的需求,这使得学习者主动对学习概念进行扩展、质疑、关联,促进对概念的全方位认知,从而显著提升保留测试成绩。

从迁移测试角度看,实验证明“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同环境能显著提升学习者的知识迁移能力。一方面,迁移能力体现了学习者能归纳知识点的核心架构并运用于不同应用场景。在“生成式人工智能+元宇宙”支持的翻转教学中,学习者不仅依赖教师提前预设的视频进行预习,更能便捷及时地向虚拟教师求教视频学习中存在的困惑点。当学习者的问题能及时得到回答,他们会不断提出新的问题或挑战,这些问题或挑战也会将知识点运用于多种场景,从而提升学习者的迁移能

力。另一方面,学习者在面授课堂的讨论极有可能超出教师预设的框架,向预期外领域延展。传统的翻转课堂教学,教师只提供预设的视频和任务,只能实现知识外化过程,而将知识内化完全寄托在面授课堂。但学习者的知识外化和内化过程不能完全割裂,接入生成式人工智能的智能导师能帮助学习者课前完成部分知识内化,并借助大语言模型预料的多元性提供教师难以预设的场景。MyEduChat平台在学生问答部分设置了埋点,教师能根据师生的问答反馈,在面授课堂修改教学计划和内容,从而突破知识迁移的范围。

(二)感知偶然性通过预期绩效和预期努力完全中介重用意愿

基于“生成式人工智能+元宇宙”,学习者的感知偶然性对提升学习意愿存在主效应,并通过预期绩效和预期努力达成完全中介作用。

第一,“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同模式突破了师生预设的固化框架,将传统先“学”后“习”转向先“习”后“学”,即将学习的核心任务从“发现未知”转向“挑战已知”。在传统翻转课堂模式下,学习者主要依赖搜索引擎查询未知知识,但搜索引擎的运行逻辑是根据词向量的相似度推荐内容,虽然检索到的内容高度重合,是“发现未知”的过程,但是学习者往往有心理预期,

失去获取知识的愉悦感。在“生成式人工智能+元宇宙”社群里,学习者的提问将被大语言模型替代,即通过语义算法和千亿级参数的仿真推算不同回答的概率。概率高的回答往往为了排他性而推崇多元性,因而生成式人工智能往往从多维视角呈现回复。学习者与数字教师沟通中得到的答案更多的是“挑战已知”。这种对知识获取的不可预见性和偶然性会让学习者充分体验知识背后的神秘感,激发其探究和重用的意愿。

第二,预期绩效起显著的完全中介作用。预期绩效量表主要体现在效率提升,如相同时间学习更多的内容,学习一定的内容化更少的的时间。在信息爆炸时代,学习资源唾手可得,加之移动互联技术和带宽的不断发展,学习者逐步失去搜寻知识并存储到大脑的习惯,反而倾向通过云存储等形式寄存知识,然后在必要时调用。因此,效率成为信息时代学习者追逐的目标。生成人工智能能同时满足学习者知识存储和知识搜寻的需求,并合二为一,学习者无需预先存储和分类知识,直接通过MyEduChat平台与虚拟教师交互完成信息调用。这种高效的学习模式适合互联网时代数字原住民的信息获取方式。因此,生成式人工智能提高了知识偶然性,更为学习者带来了高效的知识管理和整合策略,激发他们使用的意愿,让学习者感知更高的学习效率,激发重用意愿。

第三,预期努力同样起到了显著的完全中介作用。预期努力指标反映了学习者对“生成式人工智能+元宇宙”人机协作环境易用性的感知。先前研究提升平台易用性主要从简化操作步骤的角度开展设计。本实验的MyEduChat整合了生成式人工智能和元宇宙的功能,被试预期努力的平均分为3.962,表明学习者对平台的易用性较为认可。这说明提高平台的易用性并非一定要简化操作步骤,可以从功能互洽的角度开展设计,这与本研究先前假设一致:元宇宙为生成式人工智能的人机交互提供了数字化载体,生成式人工智能的对话机制也能在元宇宙创设的环境下无限衍生。

### (三)感知拟人性的调节机制

出乎意料的是,学习者对MyEduChat平台拟人性的感知只能显著调节预期努力和重用意愿,对其其他关系的调节均不显著。

首先,在翻转教学场景下,平台的拟人性设计不是学生必要的需求。翻转课堂是一种混合式教学方法,学习者有充足的线下学习时间,且面授课堂主要用于小组讨论,这加强了线下的人人交互。因此,学习者对数字平台的拟人性未抱较大预期,表明数字化环境不能强化偶然性与预期绩效之间的关系。其次,“生成式人工智能+元宇宙”环境的学习者获得求助的核心是提示的质量。学习者需大量优化提示文本,并比较数字教师的生成结果。因此,拟人化设计不是显著调节预期绩效和重用意愿的因素。再次,学习者要比较真实老师、数字老师的答案。如果数字教师拟人性不高,学习者也能从与真实老师的交互中得到补偿。因此,拟人性不能显著增强感知偶然性和预期努力之间的关系。最后,从元宇宙渲染技术角度看,较强的拟人性消耗的算力多,会增加生成式人工智能反馈学生提问的时间,从而降低学习者对平台易用性的感知。因而,增强数字教师的拟人化程度,可负向调节感知预期努力和重用意愿的关系。

本研究存在以下局限性:一是研究样本主要来自修读“现代教育技术发展与应用”课程的学习者,未来研究可以探索更多适合生成式人工智能与元宇宙融合教育应用的师生群体,以及编程等不同的教学内容和实验课程;二是实验平台的师生交互方式以人机文字交流为主,尚未基于具身认知理念开展人机交互,后续研究可以依托手势识别等体感交互技术,提升生成式人工智能与元宇宙融合环境学习者的沉浸感和体验感,探究这一人机协同学习模式具体的作用机制和应用策略。

### [参考文献]

- [1] Baumeister, R. F., & Leary, M. R. (1995). The need to belong: Desire for interpersonal attachments as a fundamental human motivation[J]. *Psychological Bulletin*, 117(3): 497-529.
- [2] Bellamy, R. K., Andrist, S., Bickmore, T., Churchill, E. F., & Erickson, T. (2017). Human-agent collaboration: Can an agent be a partner? [C]// the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. ACM: 1289-1294.
- [3] Cao, Y., Li, S., Liu, Y., Yan, Z., Dai, Y., Yu, P. S., & Sun, L. (2023). A comprehensive survey of ai-generated content (aigc): A history of generative ai from gan to chatgpt[J]. *arXiv preprint arXiv: 2303.04226*.
- [4] Chung, H., Kang, H., & Jun, S. (2023). Verbal anthropomorphism design of social robots: Investigating users' privacy perception[J].

Computers in Human Behavior, 142: 107640.

[5] 戴岭, 胡姣, 祝智庭(2023). ChatGPT 赋能教育数字化转型的新方略[J]. 开放教育研究, (4): 41-48.

[6] Eyssel, F., Kuchenbrandt, D., & Bobinger, S. (2011). Effects of anticipated human-robot interaction and predictability of robot behavior on perceptions of anthropomorphism [C] // the 6th international conference on Human-robot interaction. ACM: 61-68.

[7] Gansser, O. A., & Reich, C. S.(2021). A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application[J]. Technology in Society, 65: 101535.

[8] Go, E., & Sundar, S. S.(2019). Humanizing chatbots: The effects of visual, identity and conversational cues on humanness perceptions[J]. Computers in Human Behavior, 97: 304-316.

[9] Gong, L.(2008). How social is social responses to computers? The function of the degree of anthropomorphism in computer representations[J]. Computers in Human Behavior, 24(4): 1494-1509.

[10] Grudin, J. (2022). From tool to partner: The evolution of human-computer interaction[M]. Springer Nature.

[11] Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook [M]. Springer Nature.

[12] Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M.(2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM[J]. European Business Review, 31(1): 2-24.

[13] Jahn, K., Kordyaka, B., Machulska, A., Eiler, T. J., Gruenewald, A., Klucken, T., Brueck, R., Gethmann, C. F., Niehaves, B.(2021). Individualized gamification elements: The impact of avatar and feedback design on reuse intention[J]. Computers in Human Behavior, 119: 106702.

[14] Lee, L. H., Zhou, P., Zhang, C., & Hosio, S. (2023). What if we have MetaGPT? From Content Singularity to Human-Metaverse Interaction in AIGC Era[J]. arXiv preprint arXiv: 2304.07521.

[15] 梁哲浩, 陈涛(2023). 人工智能+公共服务中的决策困境——基于民众的感知视角[J]. 社会政策研究, (1): 118-136.

[16] 刘明, 吴忠明, 廖剑, 任伊玲, 苏逸飞(2023). 大语言模型的教育应用: 原理、现状与挑战——从轻量级 BERT 到对话式 ChatGPT[J]. 现代教育技术, (8): 19-28.

[17] 刘哲雨, 周继慧, 周加仙(2022). 教育神经科学视角下促进心流体验的智慧教学活动设计[J]. 现代教育技术, 32(7): 14-21.

[18] 娄方园, 齐梦娜, 王竹新, 王娟(2023). 元宇宙场域下的教育数字人及其应用[J]. 图书馆论坛, (3): 101-108.

[19] Mori, M., MacDorman, K. F., & Kageki, N.(2012). The Uncanny valley [from the field][J]. IEEE Robotics & automation magazine, 19(2): 98-100.

[20] Open AI. Introducing ChatGPT [EB/OL]. [2023-08-25]. <https://openai.com/blog/chatgpt>.

[21] Park, G., Lee, S., & Chung, J. (2023). Do Anthropomorphic Chatbots Increase Counseling Satisfaction and Reuse Intention? The Moderated Mediation of Social Rapport and Social Anxiety[J]. Cyberpsy-

chology, Behavior, and Social Networking, 26(5): 357-365.

[22] Park, J. S., O'Brien, J. C., Cai, C. J., Morris, M. R., Liang, P., & Bernstein, M. S. (2023). Generative agents: Interactive simulacra of human behavior[J]. arXiv preprint arXiv: 2304.03442.

[23] Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P.(2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies[J]. Journal of Applied Psychology, 88(5): 879-903.

[24] Qadir, J. (2023). Engineering education in the era of ChatGPT: Promise and pitfalls of generative AI for education[C]// 2023 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON). IEEE: 1-9.

[25] Rietz, T., Benke, I., & Maedche, A. (2019). The impact of anthropomorphic and functional chatbot design features in enterprise collaboration systems on user acceptance[C]// the 14th International Conference on business informatics. Bepress: 1642-1656.

[26] Salloum, S. A., Alhamad, A. Q. M., Al-Emran, M., Monem, A. A., & Shaalan, K.(2019). Exploring students' acceptance of e-learning through the development of a comprehensive technology acceptance model[J]. IEEE Access, 7: 128445-128462.

[27] Seeger, A. M., Pfeiffer, J., & Heinzl, A.(2021). Texting with humanlike conversational agents: Designing for anthropomorphism[J]. Journal of the Association for Information Systems, 22(4): 8-66.

[28] Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J. H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M.(2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict[J]. European journal of marketing, 53(11): 2322-2347.

[29] Sundar, S. S., Bellur, S., Oh, J., Jia, H., & Kim, H. S.(2016). Theoretical importance of contingency in human-computer interaction: Effects of message interactivity on user engagement[J]. Communication Research, 43(5): 595-625.

[30] Topsakal, O., & Topsakal, E.(2022). Framework for A Foreign Language Teaching Software for Children Utilizing AR, Voicebots and ChatGPT (Large Language Models) [J]. The Journal of Cognitive Systems, 7(2): 33-38.

[31] Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D.(2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view[J]. MIS quarterly, 27(3): 425-478.

[32] 王雪, 徐文文, 高泽红, 王志军(2019). 虚拟现实技术的教学应用能提升学习效果吗?——基于教学设计视角的 38 项实验和准实验的元分析[J]. 远程教育杂志, (6): 61-71.

[33] 王雪, 张蕾, 王崑羽, 乔玉飞, 李慧洋(2022). 弹幕教学视频中学习者的眼动行为模式及其作用机制研究[J]. 远程教育杂志, 40(5): 103-112.

[34] Wu, T. T., Lin, C. J., Pedaste, M., & Huang, Y. M. (2023). The Effect of Chatbot Use on Students' Expectations and Achievement in STEM Flipped Learning Activities: A Pilot Study [C]// International Conference on Innovative Technologies and Learning. Cham: 441-450.

[35] 邢冬梅, 赵艺涵(2023). AI“恐怖谷”蕴含的主体性困境及其重塑[J]. 苏州大学学报(哲学社会科学版), (3): 30-37.

[36] 杨宗凯, 王俊, 吴砥, 陈旭(2023). ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略 [J]. 华东师范大学学报(教育科学版), (7): 26-35.

[37] Zhai, X., Gu, J., Liu, H., Liang, J. C., & Tsai, C. C. (2017). An experiential learning perspective on students' satisfaction model in a flipped classroom context[J]. Journal of Educational Technology & Society, 20(1): 198-210.

[38] 翟雪松, 楚肖燕, 王敏娟, 张紫薇, 董艳(2022). 教育元宇宙: 新一代互联网教育形态的创新与挑战 [J]. 开放教育研究, (1): 34-42.

[39] 翟雪松, 许家奇, 童兆平, 陈文智, 张紫薇, 李艳(2023). 人工智能赋能高校韧性教学生态的路径研究 [J]. 中国远程教育, 43 (1): 49-

58.

[40] 翟雪松, 易龙珠, 王会军, 章欣, 钱佳钰, 董艳, 李艳(2022). Web3.0时代“互联网+教育”的发展机遇与挑战 [J]. 开放教育研究, (6): 4-11.

[41] 赵瑜, 李孟倩(2023). 拟人化趋势下的虚拟主播实践与人机情感交互 [J]. 现代传播(中国传媒大学学报), (1): 110-116.

[42] 郑永和, 周丹华, 张永和, 田雪葳, 王晶莹, 郑一(2023). 计算教育视域下的ChatGPT: 内涵、主题、反思与挑战 [J]. 华东师范大学学报(教育科学版), (7): 91-102.

(编辑: 魏志慧)

## An Empirical Study on the Effectiveness of Human-Computer Collaborative Learning Based on "Generative Artificial Intelligence + Metaverse"

ZHAI Xuesong<sup>1,2</sup>, CHU Xiaoyan<sup>1</sup>, JIAO Lizhen<sup>3</sup>, TONG Zhaoping<sup>4</sup> & LI Yan<sup>1</sup>

(1. College of Education, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China; 2. Hangzhou International Urbanology Research Center & Zhejiang Urban Governance Studies Center, Hangzhou 311121, China; 3. Information Technology Center, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 4. Department of Development and Research, Zhejiang Educational Technology Center, Hangzhou 310012, China)

**Abstract:** *The advent of the Metaverse and Generative Artificial Intelligence (GAI) has revolutionized digital human-computer collaborative learning environments. Despite theoretical connections existing between the immersive simulation capabilities of the metaverse and the content comprehension competences of GAI models like GPT, the empirical evidence of such remains sparse. The current research spearheaded the development of an intelligent metaverse learning platform, and integrated with GPT. Grounded in the Artificial Intelligent Generated Metaverse (AIGM) framework and the Artificial Intelligence Acceptance Model, The study examined alterations in learners' academic performances and their intentions to reuse the platform, predicated the effect of an original flipped classroom model fostering human-computer collaboration. Moreover, the study ventured to decipher the influence of perceived contingency, expected performance, expected effort, and perceived reuse intentions. The empirical findings corroborated certain hypotheses: human-computer collaborative learning within the "GPT+Metaverse" context exerts a significant positive influence on enhancing academic performance, and perceived reuse intention through the conduits of expected performance and expected effort. Contrary to preconceived hypotheses, perceived anthropomorphism was found to exert a negative moderating effect on expected effort and the propensity to reuse the platform. This study delves into the mechanisms and implications of these findings, aiming to provide critical practical insights and empirical references for the human-computer collaborative learning model within a "GPT+Metaverse" context.*

**Key words:** *Metaverse; generative artificial intelligence; human-computer collaborative learning; flipped classroom model*