

人工智能在翻转课堂 ACTIVE 模式的智慧课程建构研究

Artificial Intelligence-Enabled Smart Course Construction in the Flipped Classroom ACTIVE Model

吴舒静, 集美大学

摘要

人工智能与高等教育的深度融合正在催生课堂教学模式的系统性变革。本研究以《教育学原理》课程为实践载体, 依托泛雅智慧课程平台, 构建了“知识图谱+AI助教+数据驱动”三位一体的智慧教学模式, 并将该模式嵌入翻转课堂 ACTIVE 框架(分析目标、协作学习、思考反思、探究实践、可视化展示、评估反馈)之中。研究采用问卷调查法, 以43名修读该课程的学生为研究对象, 运用描述性统计、配对样本t检验、独立样本t检验等方法进行数据分析。结果表明: 智慧教学模式下学生学习投入总体水平较高(线上平台 $M=3.82$, 线下课堂 $M=3.82$); 课程学习效果各维度均处于高水平(总体 $M=3.78$); AI助手使用体验良好(总体 $M=4.06$); 前后测成绩存在极显著差异($t=-13.212$, $p<0.001$, Cohen's $d=2.68$)。研究还发现, 分析型学生在线上行为投入、线上认知投入和线下课堂认知投入方面显著高于直觉型学生。本研究的实践表明, 人工智能赋能的智慧教学模式能够有效提升学生的学习投入与学习成效, 为同类人文社科课程的智慧化转型提供了可参考的实践路径。

Abstract

The deep integration of artificial intelligence and higher education is driving systematic transformation of classroom teaching models. This study takes the course Principles of Pedagogy as a practical vehicle and constructs a triadic smart teaching model of "knowledge graph + AI teaching assistant + data-driven approach," embedding this model within the flipped classroom ACTIVE framework (Analyze objectives, Collaborate learning, Think reflectively, Investigate practice, Visualize outcomes, Evaluate feedback) on the Chaoxing smart platform. Using a questionnaire survey method with 43 students enrolled in this course as research participants, the study employs descriptive statistics, paired-sample t-tests, and independent-sample t-tests for data analysis. The results indicate that under the smart teaching model, students' learning engagement is generally high (online platform $M=3.82$, offline classroom $M=3.82$); learning effectiveness across all dimensions of the ACTIVE model is at a high level (overall $M=3.78$); students' experience with the AI teaching assistant is positive (overall $M=4.06$); and there is a highly significant difference between pre-test and post-test scores ($t=-13.212$, $p<0.001$, Cohen's $d=2.68$). The study also reveals that analytic-style students significantly outperform intuitive-style students in online behavioral engagement, online cognitive engagement, and offline classroom cognitive engagement. The findings suggest that the AI-enabled smart teaching model can effectively enhance students' learning engagement and outcomes, providing a referable practical pathway for the smart transformation of similar humanities and social science courses.

关键词: 人工智能; 智慧课程; 翻转课堂; ACTIVE 模式; 知识图谱

Keywords: Artificial Intelligence; Smart Course; Flipped Classroom; ACTIVE Model; Knowledge Graph

一、引言

人工智能技术的迅猛发展正在深刻重塑高等教育的面貌。2025 年，教育部等九部门印发的《关于加快推进教育数字化的意见》（教办〔2025〕3 号）明确提出，要“将人工智能技术融入教育教学全要素全过程”，“建设一批高校智慧课程”，“探索人机协同教学”。粤港澳大湾区高校在线开放课程联盟进一步明确，智慧课程项目应“充分利用自建或联盟优质在线开放课程资源，构建起内容丰富、结构合理的课程知识图谱，创建课程知识库、问答库，应用 AI 工具实现教学智能化体验”。这些政策信号表明，智慧课程建设已成为当前高等教育改革的重要方向。

《教育学原理》是小学教育专业的专业核心必修课程，面向大一学生开设，总学时 48 学时。课程旨在帮助学生系统掌握教育的基本理论、基本规律和基本方法。然而，在长期的教学实践中，该课程面临三个突出问题：一是传统教学模式以教师讲授为主，学生学习主动性与参与度不足；二是教学内容理论性强，学生难以将理论知识应用于分析真实教育问题；三是教学评价方式单一，缺乏对学生学习过程的系统追踪与及时反馈。

翻转课堂作为一种“先学后教”的教学模式，从“被动学习”转向“主动学习”，建立在掌握学习、建构主义、认知负荷等理论基础之上（Bergmann & Sams, 2014; Sun, et al., 2019）。然而，翻转课堂在实际推行中也面临课前学习缺乏有效引导、课堂互动深度不够等现实困境。在此背景下，如何借助人工智能技术突破翻转课堂的实施瓶颈，成为本研究关注的核心问题。

本研究以《教育学原理》课程为实践载体，依托泛雅智慧课程平台，构建“知识图谱+AI 助教+数据驱动”三位一体的智慧教学模式，并将其嵌入翻转课堂 ACTIVE 框架（A=Analyze 分析目标，C=Collaborate 协作学习，T=Think 思考反思，I=Investigate 探究实践，V=Visualize 可视化展示，E=Evaluate 评估反馈）之中。研究旨在回答以下问题：（1）智慧教学模式下的学生学习投入水平如何？（2）基于 ACTIVE 模式的学生学习效果如何？（3）学生对 AI 助手的使用体验如何？（4）智慧教学模式是否显著提升了学生的学习成效？（5）不同认知风格学生在学习投入和学习效果上是否存在差异？

二、文献综述

（一）智慧课程与知识图谱

智慧课程是人工智能技术与教育教学深度融合的产物。蒋臣威等（2025）以西安交通大学大学物理课程为例，建设了以知识图谱为支撑、问题图谱为牵引、目标图谱为导向、思政图谱为内隐的智慧课程图谱体系，并打造了虚拟学习环境和智能辅导与答疑系统。蒲源等（2026）以化工专业核心课程为载体，通过在教学全流程中深度融合知识图谱与生成式人工智能技术，探索了学习个性化、教学精准化、服务智能化的有效实现路径。谭江月等（2025）将知识图谱的构建思想和方法融入高校课程改革，构建了教与学“双螺旋演进”的新模式。

知识图谱在智慧课程中的核心价值在于其结构化知识表达能力。通过将课程知识点组织为可视化的知识网络，知识图谱能够帮助学生建立知识的系统化认知结构（李振等，2019；谢幼如等，2024）。刘凤娟等（2022）研究了基于知识图谱的个性化学习模型与支持机制。杨晓文等（2026）在操作系统课程中构建了基于知识图谱的课程知识体系，结合学生画像完善了个性化教学模式。这些研究表明，知识图谱不仅能解决传统课程中知识碎片化的问题，还能为个性化学习路径的制定提供结构化基础。

（二）AI 助教与智能教学

AI 助教是智慧课程建设中实现“以智助学、以智助教”的关键工具。何海涛等（2026）构建了包含感知、决策、执行与学习等模块的闭环式 AI 助教智能体架构，研究表明 AI 助教在教学效果改善、学习者培养上具有积极影响。在普通化学原理课程中，研究者将超星泛雅平台的 AI 助教系统应用于混合式教学，探索了 AI 助教在教学内容生成、个性化学习等方面的应用。在数据结构课程中，基于大语言模型的 AI 辅助实验教学平台实现了代码语义理解、实验指导和个性化反馈（陈凯泉等，2023）。

AI 助教的应用场景涵盖了智能答疑、学习提醒、资源推荐、智能出题和学情分析等多个方面。特别是智能答疑功能,能够为学生提供 7×24 小时在线的精准化问答与学习路径引导。AI 助教的应用有效减轻了教师重复性答疑的压力,同时提升了学生的自主学习能力。

(三) 翻转课堂与主动学习

翻转课堂是信息技术与学习理论深度融合的典范 (Davis, 1989)。其核心逻辑是将知识传授环节前置到课前,将课堂时间解放出来用于深度互动与知识内化。研究表明,翻转课堂有效提高了学生的学习成绩 (Wu, et al., 2021)。然而,翻转课堂的教学效果在很大程度上取决于学生课前在线学习的质量。如果缺乏有效的引导和支持,学生的课前学习容易流于形式。

本研究设计的 ACTIVE 模式是一种以学生为中心的教学设计方法,强调通过主动学习和深度参与提升学习效果。翻转学习包含了分析、讨论、评估、创造等认知学习过程的元素。将 ACTIVE 理念融入翻转课堂,能够为学生的课前学习和课堂互动提供明确的行为框架。近年来,研究者开始探索将生成式人工智能与翻转课堂相结合,以弥补传统翻转课堂在个性化支持和即时反馈方面的不足。

(四) 认知风格与学习策略

认知风格是影响学习策略选择和学习成效的重要个体因素。Allinson 和 Hayes (1996) 将认知风格分为直觉型和分析型两类:分析型学习者偏好系统化、逻辑性的信息加工方式,而直觉型学习者则倾向于整体性、感悟式的学习模式。研究表明,认知风格和学习策略是学习过程中不可分割的两个因素 (Sun, et al., 2019)。

在翻转课堂情境下,不同认知风格学生的学习策略差异可能影响其学习投入和学习效果。研究者发现,翻转课堂教学模式对学习策略中的认知策略和社交/情感策略有显著影响。匹配学生和教师的教学方式可能改善学生的学习。因此,在智慧课程设计中考虑认知风格的差异化需求,是实现精准化教学的重要方向。

(五) 研究空白与本研究定位

综合以上文献,当前研究在以下方面仍存在拓展空间:第一,知识图谱和 AI 助教在人文社科课程中的应用研究相对不足,多数研究集中在理工科课程;第二,将人工智能技术与翻转课堂 ACTIVE 模式系统整合的实证研究较少;第三,缺乏从认知风格视角分析智慧教学模式下学生学习差异的研究。本研究以《教育学原理》这一典型的人文社科课程为载体,系统探讨人工智能赋能翻转课堂 ACTIVE 模式的智慧课程建构路径与效果,以填补上述研究空白。

三、研究方法

(一) 研究设计

本研究采用问卷调查法,以自编量表工具作为调查问卷,应用李克特五级量表对研究对象进行测试,获取量化数据后采用 SPSS 27.0 进行统计分析。研究流程包括:确定研究主题、文献分析、拟定研究设计、问卷设计与试测、正式问卷施测、数据整理与分析、总结研究结论并提出建议。

翻转课堂实验持续 6 周,如图 1 所示,包括前测 1 周、翻转学习 4 周、后测 1 周。在参加翻转课堂之前,学生先学习翻转课堂的学习程序和要求,并进行先验知识前测和认知风格前测。翻转学习阶段分为两个环节:第一环节,学生完成线上预录视频知识点的自主学习及线上作业与测试;第二环节,学生在教师指导下完成更具挑战性的任务并进行课堂讨论。最后一堂课进行学习成效后测。

(二) 研究对象

本研究采用方便抽样,以选修《教育学原理》的大一学生为调查对象,共回收有效问卷 43 份。其中,男生 9 人 (20.9%),女生 34 人 (79.1%)。常用工具方面:手机 23 人 (53.5%),笔记型电脑 10 人 (23.3%),桌上型电脑 7 人 (16.3%),平板电脑 3 人 (7.0%)。认知风格方面,采用 Allinson 和 Hayes (1996) 的认

知风格量表测量，以 52 分为界分为直觉型（16 人）和分析型（27 人）两类。

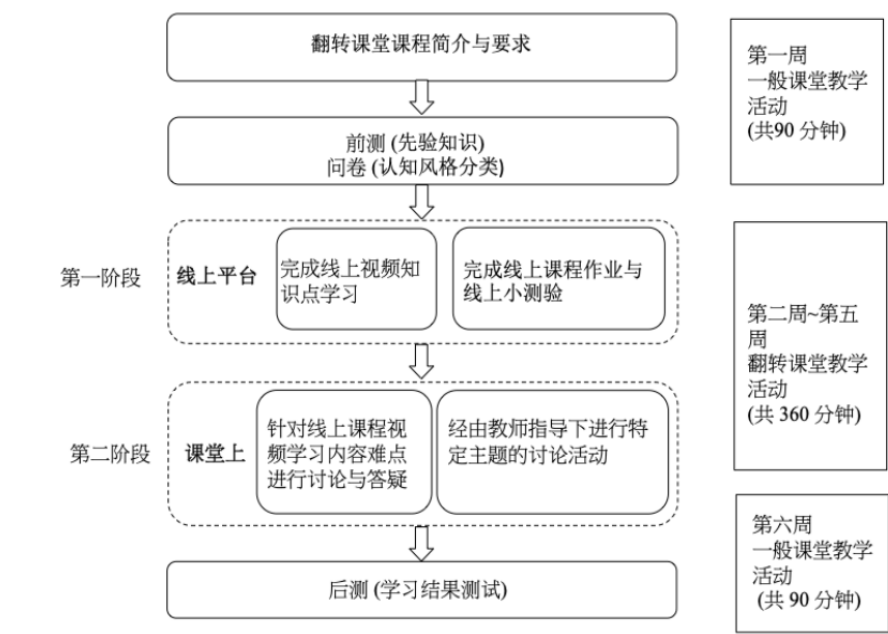


图 1. 研究设计

（三）研究工具

1. 翻转课堂学习投入问卷（线上平台、线下课堂）

问卷包含行为投入、情感投入、认知投入三个分量表，每个维度各 7 题，问卷共计 42 个题项。采用李克特五级量表（1=“完全不符合”至 5=“完全符合”）。信效度检验结果：各维度 Cronbach’s α 值介于 0.869 至 0.932 之间；线上平台 KMO 值为 0.638，线下课堂 KMO 值为 0.868；Bartlett 球形度检验结果均显著（ $p<0.001$ ）；各因子 AVE 值均大于 0.5，CR 值均大于 0.7。

2. 课程学习效果问卷（基于 ACTIVE 教学模式）

问卷基于 ACTIVE 模式的六个维度设计，每个维度各 7 题，共计 42 题。信效度检验结果：各维度 Cronbach’s α 值介于 0.842 至 0.942 之间；KMO 值介于 0.747 至 0.889 之间；Bartlett 球形度检验结果均显著（ $p<0.001$ ）；各因子 AVE 值均大于 0.5，CR 值均大于 0.7。

3. AI 助手使用体验问卷

问卷基于科技接受模型(TAM)设计,包含感知有用性(PU)、感知易用性(PEOU)、使用态度(ATU)、行为意向(BI)四个维度，每个维度各 7 题，共计 28 题。信效度检验结果：各维度 Cronbach’s α 值介于 0.839 至 0.950 之间；KMO 值为 0.774；Bartlett 球形度检验结果显著（ $p<0.001$ ）；各因子 AVE 值均大于 0.5，CR 值均大于 0.7。

（四）数据分析方法

本研究采用 SPSS 27.0 进行数据分析，具体方法包括：（1）描述性统计——分析各变量在总体与各维度的水平；（2）配对样本 t 检验——比较前后测成绩差异；（3）独立样本 t 检验——比较不同认知风格学生的差异。

四、研究结果

（一）学习投入现状

翻转课堂学习投入总体水平为高。线上平台总体 M=3.82，各维度得分依次为：行为投入（M=4.23）、认知投入（M=3.77）、情感投入（M=3.51），均处于高水平，如表 1 所示。线下课堂总体 M=3.82，各维度得分依次为：情感投入（M=3.88）、行为投入（M=3.83）、认知投入（M=3.75），均处于高水平，如表 2 所示。线上行为投入得分最高，表明学生在完成线上学习任务方面表现最为积极；线下情感投入得分最高，表明学生对课堂学习具有较高的情感认同和参与热情。上述结果表明，在智慧教学模式下，学生无论在线上自主学习还是线下课堂互动中均保持了较高的学习投入水平。

表 1. 翻转课堂学习投入（线上平台）的描述性统计表

维度	N	M	SD	分析结果
行为投入 _online	43	4.23	0.51	高
情感投入 _online	43	3.51	0.56	高
认知投入 _online	43	3.77	0.55	高
总体 _online	43	3.82	0.41	高

表 2. 翻转课堂学习投入（线下课堂）的描述性统计表

维度	N	M	SD	分析结果
行为投入 _inclass	43	3.83	0.47	高
情感投入 _inclass	43	3.88	0.56	高
认知投入 _inclass	43	3.75	0.60	高
总体 _inclass	43	3.82	0.51	高

（二）学习效果现状

课程学习效果（基于 ACTIVE 教学模式）总体水平为高（M=3.78）。各维度得分从高到低依次为：协作学习（C）M=3.94、评估反馈（E）M=3.85、探究实践（I）M=3.78、可视化展示（V）M=3.74、思考反思（T）M=3.71、分析目标（A）M=3.64。协作学习和评估反馈维度得分最高，与 ACTIVE 模式强调协作学习和即时反馈的设计理念高度吻合，如表 3 所示。

表 3. 课程学习效果（基于 ACTIVE 教学模式）的描述性统计表

维度	N	M	SD	分析结果
分析目标 (A)	43	3.64	0.52	高
协作学习 (C)	43	3.94	0.49	高
思考反思 (T)	43	3.71	0.59	高
探究实践 (I)	43	3.78	0.58	高
可视化展示 (V)	43	3.74	0.48	高
评估反馈 (E)	43	3.85	0.49	高
总体	43	3.78	0.48	高

（三）AI 助手使用体验

AI 助手使用体验总体水平为高（M=4.06）。各维度得分依次为：感知有用性（PU）M=4.14、感知易用性（PEOU）M=4.12、使用态度（ATU）M=4.03、行为意向（BI）M=3.93。感知有用性和感知易用性得分最高，表明学生对 AI 助教的功能价值给予了高度认可，如表 4 所示。

（四）学习成效提升

配对样本 t 检验结果显示：前测平均分为 58.84（SD=10.21），后测平均分为 86.80（SD=10.63），

$t=-13.212$ ($p<0.001$, Cohen's $d=2.68$)。结果表明智慧教学模式显著促进了学生的学习成就,效应量极大 ($d>2.0$),说明教学效果的提升不仅是统计上显著的,而且具有极大的实际效应量,实验结果是可靠的,如表 5 所示。

表 4. AI 助手使用体验的描述性统计表

维度	N	M	SD	分析结果
感知有用性 (PU)	43	4.14	0.51	高
感知易用性 (PEOU)	43	4.12	0.55	高
使用态度 (ATU)	43	4.03	0.56	高
行为意向 (BI)	43	3.93	0.57	高
总体	43	4.06	0.50	高

表 5. 前测和后测成绩的配对样本 t 检验结果

	N	Mean	SD	t-value	p-value	d
前测	43	58.84	10.21	-13.212***	0.000	2.68
后测	43	86.80	10.63			

*** $p<0.001$

(五) 不同认知风格学生的差异

1. 前后测成绩差异

前测中,直觉型学生 ($M=55.31$) 与分析型学生 ($M=60.93$) 无显著差异 ($t=-1.79$, $p=0.081>0.05$),两组起点行为相同。后测中,分析型学生 ($M=89.54$) 显著高于直觉型学生 ($M=82.19$, $t=-2.30$, $p=0.026<0.05$),如表 6 所示。

表 6. 不同认知风格学生成绩的独立样本 t 检验结果

	组别	N	Mean	S.D.	t-value	p-value
前测	直觉型	16	55.31	9.08	-1.79	0.081
	分析型	27	60.93	10.43		
后测	直觉型	16	82.19	11.69	-2.30*	0.026
	分析型	27	89.54	9.09		

* $p<0.05$

2. 学习投入差异

分析型学生在线上行为投入 ($M=4.35>$ 直觉型 $M=4.02$, $t=-2.141$, $p<0.05$)、线上认知投入 ($M=3.92>$ 直觉型 $M=3.51$, $t=-2.493$, $p<0.05$) 和线下课堂认知投入 ($M=3.93>$ 直觉型 $M=3.44$, $t=-2.841$, $p<0.01$) 方面均显著高于直觉型学生。表明分析型学生更善于运用系统化的学习策略,如表 7 所示。

表 7. 翻转课堂学习投入 (线上平台、线下课堂) 的认知风格差异分析表

维度	组别	N	M	SD	t	P
行为投入 _online	直觉型	16	4.02	0.59	-2.141*	0.038
	分析型	27	4.35	0.42		
情感投入 _online	直觉型	16	3.35	0.55	-1.498	0.142
	分析型	27	3.61	0.55		

认知投入 _online	直觉型	16	3.51	0.60	-2.493*	0.017
	分析型	27	3.92	0.47		
行为投入 _inclass	直觉型	16	3.65	0.43	-1.931	0.060
	分析型	27	3.93	0.47		
情感投入 _inclass	直觉型	16	3.69	0.66	-1.795	0.080
	分析型	27	3.99	0.46		
认知投入 _inclass	直觉型	16	3.44	0.60	-2.841**	0.007
	分析型	27	3.93	0.52		

* p<0.05, ** p<0.01

3. 课程学习效果差异

在 ACTIVE 模式各维度上，不同认知风格学生的差异未达显著水平（p>0.05）。这表明虽然两类学生在学习策略上存在差异，但最终达成的学习效果是多维度的，如表 8 所示。

表 8. 课程学习效果（基于 ACTIVE 教学模式）的认知风格差异分析表

维度	组别	N	M	SD	t	P
分析目标 (A)	直觉型	16	3.48	0.58	-1.582	0.121
	分析型	27	3.73	0.47		
协作学习 (C)	直觉型	16	3.84	0.58	-0.971	0.337
	分析型	27	3.99	0.43		
思考反思 (T)	直觉型	16	3.52	0.64	-1.707	0.095
	分析型	27	3.83	0.54		
探究实践 (I)	直觉型	16	3.62	0.64	-1.443	0.157
	分析型	27	3.88	0.54		
可视化展示 (V)	直觉型	16	3.64	0.57	-1.066	0.293
	分析型	27	3.80	0.42		
评估反馈 (E)	直觉型	16	3.66	0.50	-1.986	0.054
	分析型	27	3.96	0.46		

4. AI 助手使用体验的差异

各维度的认知风格差异没有达到显著标准（p>0.05）。因此，不同认知风格方面，AI 助手使用体验没有差异，如表 9 所示。

表 9. AI 助手使用体验的认知风格差异分析表

维度	组别	N	M	SD	t	P
感知有用性 (PU)	直觉型	16	4.04	0.61	-0.904	0.371
	分析型	27	4.19	0.44		
感知易用性 (PEOU)	直觉型	16	4.08	0.63	-0.385	0.702
	分析型	27	4.15	0.51		
使用态度 (ATU)	直觉型	16	3.91	0.64	-1.073	0.289
	分析型	27	4.10	0.51		
行为意向 (BI)	直觉型	16	3.89	0.65	-0.426	0.673
	分析型	27	3.96	0.53		

五、结论与建议

(一) 研究结论

本研究以《教育学原理》课程为载体，依托泛雅智慧课程平台，构建并验证了“知识图谱+AI助教+数据驱动”三位一体的智慧教学模式。主要结论如下：

第一，智慧教学模式有效提升了学生的学习投入水平。无论在线上平台还是线下课堂，学生在行为、情感、认知三个维度的投入均处于高水平。线上行为投入和线下情感投入尤为突出，表明 AI 赋能的教学设计能够同时激发学生的行为参与和情感认同。

第二，基于 ACTIVE 模式的课程设计有效促进了学生的学习效果。六个维度均达到高水平，协作学习和评估反馈表现最为突出。这与 ACTIVE 模式强调的协作探究和即时反馈理念高度一致，也验证了该模式在教育课程中的适用性。

第三，AI 助手获得了学生的普遍认可。感知有用性和感知易用性得分最高，验证了科技接受模型在智慧教学场景中的适用性。学生对 AI 助教的积极态度为其在更广泛课程中的推广提供了用户基础。

第四，智慧教学模式对学生学习成效的提升具有极显著效果。前后测成绩的极大效应量($d=2.68$)表明，该模式不仅具有统计显著性，更具有重要的实践意义。

第五，不同认知风格学生在学习策略上存在差异，但均能从智慧教学模式中获益。分析型学生在需要系统化加工的维度上表现更优，但两类学生在最终学习效果上无显著差异，说明智慧教学模式具有一定的包容性。

(二) 研究贡献与实践启示

本研究的理论贡献在于：将知识图谱、AI 助教与翻转课堂 ACTIVE 模式进行系统整合，提出了“一核三翼”的智慧教学框架——“一核”即以 ACTIVE 翻转课堂理念为核心，“三翼”即知识图谱（内容结构化）、AI 助教（学习个性化）、数据驱动（评价精准化）。这一框架为同类课程的智慧化转型提供了可操作的理论模型。

实践启示方面：第一，知识图谱的构建应注重知识点的层级关系与关联逻辑，而非简单罗列；第二，AI 助教的知识库建设应遵循“一课一库”原则，确保答疑的准确性与针对性；第三，数据驱动的评价应贯穿教学全过程，而非仅在期末集中使用。

(三) 研究局限与未来方向

本研究存在以下局限：一是样本量较小 ($N=43$)，且来自单一学校，结论的推广需进一步验证；二是研究周期为一个学期，未能考察模式的长期效果；三是 AI 助教问答库尚不完善（仅 2 题），限制了 AI 助教功能的充分发挥。

未来研究方向包括：（1）扩大样本量和应用范围，验证模式在不同教学情境下的适用性；（2）运用结构方程模型深入探究学习投入、学习效果与 AI 使用体验之间的作用机制；（3）将知识点数量扩展至 200+，完善 AI 助教问答库至 300+ 题目；（4）探索从“AI 辅助教学”走向“人机协同教学”的更深层次融合。

参考文献

何海涛, 罗霖, 刘宇等. (2026). 数智化背景下的 AI 助教建设与应用探究. 中国高校科技, (S1), 56 – 61.

陈凯泉, 胡晓松, 韩小利等. (2023). 对话式通用人工智能教育应用的机理、场景、挑战与对策. 远程教育杂志, 41(3), 36 – 42.

- 蒋臣威, 方爱平, 王兴等. (2025). 人工智能赋能大学物理智慧课程建设研究与实践. 物理与工程.
- 教育部等九部门. (2025). 关于加快推进教育数字化的意见 (教办〔2025〕3号).
- 李振, 周东岱, 王勇. (2019). “人工智能+”视域下的教育知识图谱: 内涵、技术框架与应用研究. 远程教育杂志, 37(4), 42.
- 刘凤娟, 赵蔚, 姜强等. (2022). 基于知识图谱的个性化学习模型与支持机制研究. 中国电化教育, (5), 75 - 81.
- 蒲源, 许昊翔, 吴登峰. (2026). 知识图谱与智能体驱动的化工专业智慧课程教学范式创新与实践. 中国大学教学, (5), 49 - 56.
- 谭江月, 赵丽. (2025). “金课”建设与数字化转型双轮驱动下基于知识图谱的教学范式重构. 黑龙江教育(理论与实践), (12), 20 - 24.
- 谢幼如, 陆怡, 彭志扬等. (2024). 知识图谱赋能高校课程“教—学—评”一体化的探究. 中国电化教育, (12), 1 - 7.
- 杨晓文, 张元, 熊风光等. (2026). AI 赋能教育的操作系统课程改革. 计算机教育, (6), 163 - 168.
- Allinson, C. W., & Hayes, J. (1996). The Cognitive Style Index: A measure of intuition-analysis for organizational research. *Journal of Management Studies*, 33(1), 119-135.
- Bergmann, J., & Sams, A. (2014). Flipped Learning: Gateway to Student Engagement. *International Society for Technology in Education*.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- Sun, F. R., Hu, H. Z., Wan, R. G., Fu, X., & Wu, S. J. (2019). A learning analytics approach to investigating pre-service teachers' change of concept of engagement in the flipped classroom. *Interactive Learning Environments*.
- Wu, S. J., Han, J., Sun, F. R., Wan, R. G., & Zhao, Y. Q. (2021). An integrated model for exploring college students' engagement and competence development in flipped learning using partial least squares path modeling. *Interactive Learning Environments*.

作者介绍

吴舒静, 博士。集美大学, 副教授, 主要研究方向: 教育政策分析、高等教育、翻转学习、课程设计与评价、教师专业发展、量化研究

致谢

本研究发表获得如下技术支持: 粤港澳大湾区高校在线开放课程联盟 2025 年教育教学研究和改革项目立项『人工智能在《教育学原理》翻转课堂 ACTIVE 模式的智慧课程建构研究』(项目编号: WGKM2025II109)。