中医独立学院学生AI辅助病理学学习接受行为的机制研究

——基于技术接受模型与中介效应分析

吴艳梅[1],曹亚荣[1],张 颖[2]

1.辽宁中医药大学杏林学院,沈阳 110135;2.济宁医学院中西医结合学院,山东 济宁 272067

【摘要】目的 基于技术接受模型(technology acceptance model, TAM)与认知负荷理论(cognitive load theory, CLT),探讨中医独立学院学生AI辅助病理学学习的接受行为机制,并重点检验学习环节优化在AI辅助有效性感知与学习成效间的中介作用。**方法** 横断面研究设计,对405名中医独立学院本科生进行问卷调查,采用描述性统计、Pearson相关分析、分层回归分析及Bootstrap法,测量其对AI辅助的感知、学习环节的优化程度以及学习成效。采用Bootstrap法(5 000次抽样)检验以学习环节优化为中介变量的路径模型。**结果** AI辅助显著正向预测学习环节优化(β=0.821,95%*CI*[1.120,1.305],P<0.001)与学习成效(β=0.170,95%*CI*[0.038,0.203],P=0.004);学习环节优化对学习成效的直接影响显著(β=0.799,95%*CI*[0.331,0.438],P<0.001);学习环节优化的部分中介效应占比79.5%(95% *CI*[0.384,0.556]);本研究的直接效应为0.121(95%*CI*[0.038,0.202],P=0.004)。**结论** AI辅助有效性感知对学习成效具有直接作用,更主要通过促进学习环节优化产生间接影响,其中学习环节优化发挥显著部分中介作用(占总效应的79.5%),表明AI对学习效果的提升主要依赖其对学习流程的优化。

【关键词】人工智能;病理学教学;技术接受模型;中介效应;中医

【中图分类号】G434 **【文献标志码】**A **【文章编号】**1004-5287(2026)03-0392-06

【DOI】10.13566/j.cnki.cmet.cn61-1317/g4.202603016

Research on the mechanism of acceptance of AI-assisted pathology learning among students in independent TCM colleges

——Based on technology acceptance model and mediating effect

WU Yanmei[1], *CAO Yarong*[1], *ZHANG Ying*[2]

1. *Liaoning University of Traditional Chinese Medicine Xinglin College*, *Shenyang* 110135, *China*;

2. *College of Integrated Chinese and Western Medicine*, *Jining Medical University*, *Jining* 272067, *China*

【Abstract】Objective To explore the mechanism of acceptance of AI (artificial intelligence)-assisted pathology learning among students in independent TCM (traditional Chinese medicine) colleges on the basis of technology acceptance model (TAM) and the cognitive load theory (CLT), with particular emphasis on the mediating role of learning process optimization. **Methods** This cross-sectional study was conducted using a questionnaire survey of 405 undergraduate students from independent TCM colleges. The questionnaire assessed perceptions of AI assistance, the extent of learning process optimization, and the learning outcomes of students. The Bootstrap method (with 5 000 sampling iterations) was employed to test the path model where the optimization of learning processes served as

基金项目:辽宁省民办教育协会专家委员会2025年教育科学研究项目(2025341)

收稿日期:2025-10-05

作者简介:吴艳梅,副教授,硕士,研究方向为病理学教学与研究。

通信作者:张颖,副教授,博士,研究方向为中医基础理论教学与研究。E-mail:dingyoumami@163.com

the mediating variable. **Results** AI assistance significantly predicted learning process optimization (β=0.821, 95%*CI* [1.120, 1.305], P<0.001), with a lesser but still significant direct effect on learning outcomes (β=0.170, 95%*CI* [0.038, 0.203], P=0.004). Learning process optimization exerted a strong direct effect on learning outcomes (β=0.799, 95%*CI* [0.331, 0.438], P<0.001). The direct effect in this study was 0.121 (95%*CI* [0.038, 0.202], P=0.004). **Conclusion** Perceived effectiveness of AI assistance improves learning outcomes both directly and, more importantly, indirectly through learning process optimization, with the mediating effect accounting for 79.5% of the total effect, indicating that AI's impact on learning outcomes is primarily achieved through optimizing the learning process.

【Keywords】 artificial intelligence; pathology teaching; technology acceptance model; mediation effect; traditional Chinese medicine

随着人工智能（artificial intelligence，AI）技术的飞速发展，其在医学教育中的应用前景日益广阔[1-3]。病理学作为医学基础学科之一，具有理论性强、图像识别多、内容复杂等特点，学生常在理解与应用中面临困难[4-5]。对于中医学生而言，这种挑战尤为特殊，他们不仅需要掌握西医病理学中微观的形态结构改变（如组织切片中的炎性细胞浸润、肿瘤异型性）和发病机制（如肉芽肿形成、高血压如何导致心肌肥大），还需要同步建立中医辨证思维，理解宏观的证候演变规律（如“卫气营血”传变、“脏腑病机”转化）[6]。这种“微观形态-宏观证候”的双重认知需求，以及“西医机制—中医理论”的跨学科知识整合，给学生带来了独特的认知负荷压力[7]。作为民办高等教育学校，课程创新更加依赖外部技术的赋能以弥补传统教学资源缺口。而AI技术的引入恰好能为病理教学带来新机遇，其在中西医术语智能对照、辨证分型逻辑可视化拆解、病理-证候关联图谱构建、个性化学习路径推荐以及虚拟仿真实验等方面的潜能，正逐步改变传统学习模式，为解决上述“双重认知挑战”提供了新的可能性。

技术接受模型（technology acceptance model，TAM）是研究信息技术接受行为的经典理论模型，强调“感知有用性”与“感知易用性”对用户使用意愿的影响[8]。传统TAM局限于技术采纳意愿（如感知有用性），却未充分揭示技术如何通过降低认知负荷（如减少信息搜索成本、简化复杂概念理解）及优化内在认知加工（如促进图式构建、强化中西医知识关联）来最终影响学习成效[9]。鉴于中医院校学生病理学学习的特殊性（双重认知负荷、跨学科整合），仅关注学生对AI的“接受意愿”显然不足，更需要理解AI如何通过重构学习过程来提升学习结果。因此，本研究拟探讨AI在病理学教学中的应用机制，重点关注AI如何通过学习流程优化影响学习成效。研究假设与模型设定详见“材料与方法”部分。通过“学习环节优化”这一变量，本研究旨在打开“技术接受→学习成效”之间的黑箱，具体揭示AI如何通过改善学习过程（如优化资源获取、个性化指导、促进深度加工）来提升中医学生在病理学中兼顾西医机制与中医辨证的综合学习成效，为中医学院病理学课程改革与AI工具开发提供更具针对性的实证依据。

1　材料与方法

1.1　研究设计与人群

本研究采用横断面问卷调查设计（cross-sectional survey design），于2025年6月10日至20日在辽宁一所中医独立学院实施，研究对象为该校中西医临床医学本科在读学生。调查采取整群抽样法，共计发放问卷522份，剔除因作答时间异常（<2 min或>30 min）、逻辑不一致（如“从未使用AI”但高度评价其功能）等因素判定为无效的问卷后，最终纳入有效样本405份，问卷有效回收率为77.6%。研究对象覆盖面广、代表性强，具备较高的数字素养与医学基础知识水平，适宜用于人工智能辅助学习接受行为的研究。

1.2　变量设定与模型构建

本研究基于技术接受模型（TAM）与认知负荷理论（cognitive load theory，CLT），设定以下变量关系。自变量（independent variable）：AI辅助有效性感知，指学生在病理学学习中使用具备人工智能功能的学习工具（如智能题库、图像识别诊断系统、AI病理切片分析、虚拟仿真平台等）所获得的支持程度。该变量源于TAM模型中的“感知有用性”[10]，并在教育技术情境中被具体化。Sweller J指出，用户对系统能提升其工作绩效的信念是影响其使用意向与行为结果的关键前因[11]。中介变量（mediating variable）：AI通过减少信息搜索、自动推荐个性化资源、提供即时反馈等方式，帮助学生优化学习路径、降低认知负荷、提升学习效率的过程。此变量源于赖日生等人研究的认知负荷理论的教学设计[12]，他们认为，学习者的工作记忆容量有限，教学设计的核心目标之一是优化其认知负荷的分布。因变量（dependent variable）：学习

成效，学生在病理学学习中的知识掌握、理解应用与学习满意度的综合水平。在教育研究中，学习成效通常被操作化为知识、技能和情感态度的综合体现[13]。在TAM的相关教育应用研究中，学习成效是衡量技术应用最终价值的核心结果变量[14]。基于上述变量本研究假设，AI辅助不仅直接影响学习成效，还可通过“学习环节优化”产生间接效应。基于此，我们构建了如图1所示的中介路径关系模型框架。

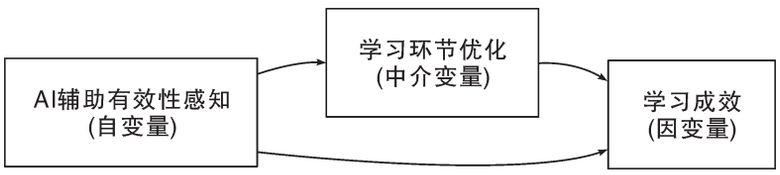


图1 中介路径关系模型框架

1.3 数据收集与质量控制

数据采集在学校的第三教学楼（实验楼）内，利用实验课课间休息15 min进行，由接受统一培训的研究团队成员按照标准化程序组织实施，调查采用现场手机APP答题方式。问卷回收后，由两名研究人员分别对数据进行初步筛查与逻辑一致性检验，剔除无效样本，确保数据的真实性和有效性。所有数据由两名独立录入人员输入SPSS数据库，并进行双重核查比对，以最大限度减少数据录入误差，提升后续分析的质量。

1.4 研究工具

研究采用自编结构式问卷作为主要测量工具，设计思路基于TAM与CLT的核心构念[15-16]。问卷包含三个核心量表：AI辅助有效性感知量表、学习环节优化量表与学习成效量表。所有条目均采用五级李克特量表（1=完全不同意，5=完全同意），得分越高表示该维度的感知程度越高。本研究同时采集了受访者的人口学特征（性别、年龄、家庭收入、是否拥有智能设备、高中文理背景等），并在中介分析中作为控制变量纳入模型，用于减少人口异质性对结果的干扰。各量表经专家评审与预测试修订后，信度良好（Cronbach's α>0.80）。

1.4.1 AI辅助有效性感知量表

用于测量学生对AI技术在病理学学习中的有效性认知，即他们认为AI是否能够实质提升学习质量，而不仅仅是“是否使用或愿意使用AI工具”。该量表共4个条目覆盖AI在病理学习中的图像识别、知识整合、个性化推送等实际效率。例如：“AI能帮助我理解中西医结合的病理机制”。量表信度良好（Cronbach's α=0.80）。

1.4.2 学习环节优化量表

用于评估AI在学习流程中的优化作用，是本研究的中介变量。共6个条目，覆盖外在认知负荷减轻（如减少信息检索时间、提高资源整合效率）与内在认知加工增强（如促进知识图式建构、加强逻辑整合能力）。典型条目如：“AI能根据我的学习情况推荐适合的病理学内容”。信度极高（Cronbach's α=0.90）。

1.4.3 学习成效量表

用于测量AI辅助学习对学生学习成果的促进效果，是研究的因变量。共3个条目，聚焦三个方面：对病理机制的理解；中西医知识整合能力；临床推理与应用能力。典型条目如：“AI辅助学习提高了我分析疾病发病机制的能力”。量表信度良好（Cronbach's α=0.83）。

1.5 数据分析

所有数据分析均使用Statistical Product and Service Solutions（SPSS）22.0软件进行。首先进行描述性统计与信度分析，其次采用Pearson相关系数分析各变量之间的关系。路径分析使用分层回归法构建结构方程模型；中介效应采用Bootstrap方法（自助抽样5 000次），以学习环节优化为中介变量，验证AI辅助有效性感知对学习成效的直接与间接影响，95%置信区间用于判断显著性，若区间不包含0则视为显著。

2 结果

2.1 受访学生的人口统计学特征

样本中的学生日常均使用智能手机，89.4%拥有笔记本电脑，表明该群体普遍具备完善的数字设备条件，且中学阶段已频繁接触智能工具；68.9%的学生家庭年收入≥20万，学生具备较高的数字素养（100.0%智能手机使用率）与较好的经济基础（68.9%家庭年收入≥20万），是研究AI深度整合的理想群体，这一经济背景支持其持续接入付费教育技术产品（如AI病理学习软件订阅服务）；70.6%的学生高中为理科背景，与医学专业所需的技术适配性倾向相符，为AI辅助工具的高接受度提供了认知基础，如表1所示。

表1　受访学生人口统计学特征　n=405

类别	人数	百分比(%)
性别		
男性	192	47.40
女性	213	52.60
年龄		
18～20岁	237	58.50
21～23岁	168	41.50
高中背景		
理科	286	70.60
文科	119	29.40
常用智能设备		
智能手机	397	98.00
笔记本电脑	362	89.40
平板电脑	128	31.60
家庭年收入		
≥20万元	279	68.90

2.2　教学评估工具的信效度检验

AI辅助有效性感知、学习环节优化与学习成效三项得分均值分别为(16.14±2.52)、(23.83±3.9)、(11.47±2.17)分，表明学生对AI辅助教学及其效果的感知总体持积极态度。各维度Cronbach's α均大于0.80，具有良好的内部一致性。三份量表进行了KMO与Bartlett球形检验及因子分析。结果显示：AI辅助有效性感知量表、学习环节优化量表与学习成效量表的KMO值分别为0.82、0.91和0.85，均大于0.80；Bartlett球形检验均显著(AI辅助有效性：χ^2=600.2，df=6，P<0.001；学习环节优化：χ^2=1 200.5，df=15，P<0.001；学习成效：χ^2=300.4，df=3，P<0.001)，表明数据适合进行因子分析。各题目因子载荷均在0.72～0.88(AI辅助有效性0.75～0.82；学习环节优化0.72～0.88；学习成效0.74～0.80)，均大于0.60，表明三份量表的题项均能有效反映所属潜变量，量表具备良好的聚合效度与结构效度，如表2所示。

表2　教学评估工具的信效度分析　n=405

变量名称	测量范围	条目	得分[($\bar{x}\pm s$)，分]	Cronbac's α	KMO值	Bartlett χ^2(df)	因子载荷范围
AI辅助有效性感知	4～20	4	16.14±2.52	0.80	0.82	600.2 (df=6)	0.75～0.82
学习环节优化	6～30	6	23.83±3.9	0.90	0.91	1 200.5 (df=15)	0.72～0.88
学习成效	3～15	3	11.47±2.17	0.83	0.85	300.4 (df=3)	0.74～0.80

2.3　教学评估变量间的Pearson相关性分析

Pearson相关分析结果显示，AI辅助有效性感知与学习环节优化之间的相关系数为r=0.79，AI辅助有效性感知与学习成效之间的相关系数为r=0.68，学习环节优化与学习成效之间的相关系数为r=0.80，均达到显著性水平(P<0.01)。这说明学生对AI工具的积极使用与学习流程的优化程度及学习成效呈显著正相关，尤其是学习环节优化与学习成效之间的强相关(r=0.80)表明，学习环节优化在促进学习结果方面具有关键作用，如表3所示。

2.4　AI辅助病理学学习接受行为的路径回归系数

AI辅助有效性感知→学习环节优化的标准化系数β=0.821(P<0.001)，表明AI解释学习环节优化62.2%的变异(R^2=0.622)。此路径的强效应印证：AI通过结构化学习资源(如病理知识图谱、推送个性化学习内容等方式)与即时反馈机制，能极大程度地改善学生的学习流程。AI辅助对学习成效的影响，这条直接效应路径虽然显著，但系数远小于前两条路径，标准化系数为β=0.170(P=0.004)。表明即使不考虑学习环节优化的中介作用，AI辅助本身(如提供信息、工具便利性等)对学习成效也有一定但较小的直接提升的作用，如表4所示。

表3　教学评估变量间的Pearson相关性分析　n=405

变量名称	AI辅助有效性感知	学习环节优化	学习成效
AI辅助有效性感知	1.00		
学习环节优化	0.79*	1.00	
学习成效	0.68*	0.80*	1.00

注：*代表P<0.01。

表4　路径回归系数　n=405

路径分析	原始系数(B)	标准误(SE)	标准化系数(β)	t	R^2	F	P	95% CI
AI辅助有效性感知→学习环节优化	1.213	0.047	0.821	25.757	0.622	663.44	<0.001	[1.120，1.305]
学习环节优化→学习成效	0.385	0.027	0.799	14.143	0.635	700.45	<0.001	[0.331，0.438]
AI辅助有效性感知→学习成效	0.121	0.042	0.170	2.882	0.646	349.05	0.004	[0.038，0.203]

2.5 AI辅助病理学学习接受行为的中介效应分析

Bootstrap法(5 000次)结果表明:总效应为0.587($P<0.001$);其中直接效应为0.121;间接效应为0.466,占比79.5%;Bootstrap置信区间[0.384,0.556]不包含0,表明学习环节优化在AI辅助与学习成效间具有显著部分中介作用,如表5所示。

表5 AI辅助病理学学习接受行为的中介效应分析 $n=405$

分析类型	效应量	*SE*	标准效应量	95% *CI*	*P*	效应比
总效应	0.587	0.031	-	-	<0.001	100.0
直接效应	0.121	0.042	0.171	[0.038,0.202]	0.004	20.5
间接效应	0.466	0.044	0.541	[0.384,0.556]	<0.001	79.5

注:Bootstrap抽样5 000次,置信区间为偏差校正百分位数估计。

3 讨论

3.1 AI在医学教育中的应用价值与病理学教学挑战

人工智能(AI)技术在医学领域的应用正快速拓展,从临床决策的支持系统、医学影像识别、智能导诊,到虚拟仿真教学与个性化学习推荐[17-18],AI正逐步参与到医学教育、科研与临床实践的各个环节,尤其是在医学教育中,AI的引入不仅解决了传统教学资源不足的问题,也推动了教学模式的个性化变革[19-20]。病理学作为一门基础医学课程,内容体系庞杂,涵盖大量图像、组织学结构、病因机制与临床联系,是学生普遍感到认知负荷较重的课程类型[21]。当前多数医学院校的病理学教学主要采用如TBL、BOPPS、课堂讲授与静态PPT等教学模式[22-23],实验环节依赖实体切片与显微镜观察,存在教学资源局限、动态交互缺失和学习效率低下等瓶颈,尤其对于中医学院的学生而言,既需要掌握西医学的病理机制,又需要融合中医辨证思想,学习任务具有跨学科整合的复杂性。这种双重认知挑战,加之传统教学手段在可视化与个性化支持方面的不足,导致学生在理解病理机制、建立系统知识框架方面存在较大困难[24]。

3.2 AI辅助学习对学习环节优化的作用机制

本研究以技术接受模型(TAM)为理论基础,融合认知负荷理论(CLT),构建了"AI辅助有效性感知→学习环节优化→学习成效"的中介路径模型,深入探讨了中医独立学院学生在AI辅助病理学学习中的接受行为机制。研究发现,AI辅助对学习环节优化的直接预测效应最为显著($\beta=0.821$,$P<0.001$),解释了62.2%的变异量($R^2=0.622$)。这一强效应有力地支持了认知负荷理论的核心观点。AI技术通过整合丰富的病理图像资源库、结构化地推送符合个体需求的学习内容(如重点、难点、薄弱环节)、提供及时且个性化的反馈,显著降低了学生的"外在认知负荷"如减少信息搜索和筛选成本,并优化了"内在认知负荷",如通过知识图谱、逻辑拆解等方式帮助构建清晰的知识结构[25-26]。这种"流程重构"使学生能够将有限的认知资源更有效地集中于核心病理概念的理解、机制推理以及中西医关联思维的构建上,从而提升了学习过程的效率和质量。在病理学这类高度依赖图像识别、逻辑推理和跨学科知识整合的课程中,AI的这种优化作用尤为关键。

3.3 学习环节优化的中介效应与理论贡献

学习环节优化对学习成效的预测效应同样显著($\beta=0.799$,$P<0.001$),其解释力($R^2=0.635$),表明学习过程的质量是决定最终学习成果的核心因素。这一发现将研究视角从技术本身的"接受意愿"(TAM的传统焦点)延伸至技术如何"中介"和"重塑"学习过程本身,丰富了TAM模型在教育技术应用中的内涵。它清晰地表明,AI技术对学习的价值,不仅仅在于被学生感知为"有用"和"易用",更在于它能否深度嵌入学习流程,成为促进学生认知加工的有效"催化剂"。

虽然AI辅助有效性感知对学习成效存在显著的直接效应($\beta=0.170$,$P=0.004$),但其效应量远小于通过学习环节优化的间接路径(占总效应的79.5%)。这一结果具有重要的理论和实践启示:AI技术对学习效果的提升"主要依赖于它对学习过程的结构性优化和深度融入"即学习流程再造,而非仅仅是技术功能的叠加或信息的单向提供。即使AI工具功能强大,如果未能有效切入学生认知链条的关键节点(例如诊断性反馈的精准度、内容推送的时机、对学生知识状态的动态分析),那么它对最终学习成效的直接影响将是有限的。

3.4 中医独立学院学生的学习特征与AI教学适配性

独立学院学生作为我国高等教育体系中一类相对特殊的群体[27],他们具备较高的数字素养与经济基础,大多数学生日常使用智能手机与笔记本电脑,具备接触和使用AI技术的便利条件;且多数为理科背景学生,对AI所涉及的数据分析与图像识别功能有较好的理解基础。这些客观条件为AI技术在教学中的顺利落地提供了现实支撑。AI技术通过减少学生的信息检索负担、提高资源获取效率、提供实时反馈以及实现个性化内容推送等手段,实质性地减轻了学

生在学习过程中的外在与内在认知负荷。这些功能恰好契合了中医独立学院学生“双重学习任务”，既要理解西医病理学的微观病理机制，又要建立中医辨证的宏观证候体系。相较于综合性大学医学生，他们在知识结构、思维方式与课程体系上都具有独特性。因此，AI在此类院校中发挥的作用不仅是降低认知负荷，更重要的是帮助学生在“病理结构变化→中医辨证推演”之间建立连接。从变量间的相关性来看，AI辅助有效性感知与学习环节优化、学习成效均呈高度正相关（$r=0.79$，$r=0.68$，$r=0.80$，均$P<0.01$），表明学生对AI工具的积极接受态度确实与其学习质量密切相关；AI辅助有效性感知→学习流程优化（$\beta=0.821$），学习流程优化→学习成效（$\beta=0.799$），说明AI的作用不是给学生“更多信息”，而是帮助他们在两套知识体系之间建立联系，从而解决中医独立学院学生特有的学习痛点。因此，本研究不仅探讨AI是否“有用”，更验证AI是否能有效降低中医教育情境下的特定认知负荷。

3.5　研究局限与未来展望

尽管本研究已验证了AI辅助有效性感知对学习成效的显著作用，但仍存在一定局限性。首先，研究采用横断面设计，仅能反映特定时间点的关系，尚无法捕捉学生对AI接受行为随时间变化的动态过程；其次，所测变量均基于学生自评，可能存在主观偏差；此外，研究样本集中于特定地区的一所中医独立学院，该群体具有较为典型的“中西医双轨学习任务”，因此研究结论有可能不适用于综合类医学院校或公立医学院。然而，这种样本局限恰恰体现本研究的特色与贡献：为探索AI在中医特色教育中的应用提供了实证证据。

未来研究可考虑采用纵向追踪设计，结合客观成绩评价指标（如标准化测试成绩、临床案例分析表现），并将研究结论推广至其他中医院校，扩大样本范围，以进一步增强研究结论的普适性与解释力。

4　结论

综上所述，本研究通过整合TAM与CLT，构建并验证了“AI辅助有效性感知→学习环节优化（认知负荷降低/学习流程重构）→学习成效”的中介路径模型。核心发现表明，AI辅助对中医独立学院学生病理学学习成效的提升，主要通过深度优化学习环节实现（间接效应占比达79.5%），而非主要依赖直接效应或单纯的技术接受意愿。学习环节优化，特别是其对降低独特认知负荷（中西医双重挑战）和重构高效认知路径的作用，是AI发挥教育价值的关键机制。这为在中医教育领域设计和应用AI工具提供了关键的理论依据与实践指导：未来的AI教育技术创新，应超越技术接受层面，致力于成为深度融入学科特点、系统性重构学习流程、有效支持复杂认知整合的智能催化剂，从而切实推动病理学教学乃至中医药人才培养模式的智能化转型与高质量发展。

参考文献

[1] 钟金晶，钱竞予，杨妍瑾，等. ChatGPT在病理学本科教学中的应用与挑战[J]. 基础医学教育，2024，26(11)：986-990.

[2] 杜江，赵金铭. DeepSeek辅助病理学教学改革探索[J]. 中国医学教育技术，2025，39(5)：568-572.

[3] 马春辉，李洋. 人工智能背景下关于病理学教学的探讨[J]. 继续医学教育，2025，39(3)：130-133.

[4] 李晟. 关于改进病理学教学的一些思考[J]. 西北医学教育，2007，15(4)：699-700.

[5] 王萍. 病理学教学方法改革之探索[J]. 山西医科大学学报(基础医学教育版)，2008(5)：522-523.

[6] 王聪慧，朱晗玉，冯哲，等. 人工智能在中西医结合教育中的应用[J]. 中国中西医结合杂志，2025，45(6)：645-648.

[7] 朱晓松，孟卓然，石安华，等. 基于中西医结合的智慧教学模式在病理学教学中的应用[J]. 科学咨询，2025(7)：220-223.

[8] Davis F D. Perceived usefulness，perceived ease of use，and user acceptance of information technology[J]. MIS Quarterly. 1989，13(3)：319-340.

[9] 张山，吴瑛. 认知负荷理论在医学教育领域中的应用进展[J]. 中华护理教育，2023，20(2)：240-244.

[10] 张敏. 基于TAM模型民办高校教师技术赋能的机理与路径探析[J]. 教育教学论坛，2022，1(23)：65-68.

[11] Sweller J，van Merriënboer J G，Paas F. Cognitive architecture and instructional design：20 years later[J]. Educational Psychology Review. 2019，31(2)：261-292.

[12] 赖日生，曾晓青，陈美荣. 从认知负荷理论看教学设计[J]. 江西教育学院学报(社会科学)，2005(1)：52-55.

[13] 沈忠华，邬大光. 大学生在线学习成效及满意度的影响因素探究：基于结构方程模型的实证分析[J]. 教育发展研究，2020，40(11)：25-36.

[14] 张爽，梁旭方. 人工智能赋能环境设计专业教学改革的实证研究：项目驱动法对学生学习成效与创新力的影响[J]. 黑龙江国土资源，2025，23(1)：61-70.

[15] 鲁佼佼，孙剑斌. 国内技术接受模型的实证研究综述[J]. 赣南师范学院学报，2013，34(6)：89-93.

（下转第426页）