

焦虑、依赖还是高效利用？

——人工智能使用行为对学业表现的分化影响

李 静¹ 黄淑仪¹ 刘信韬²

(1. 宁波大学 教师教育学院, 浙江宁波 315211;

2. 中国科学技术大学 公共管理学院, 安徽合肥 230026)

[摘要] 本研究以学业焦虑与学业自我效能感为中介,构建由人工智能使用焦虑、依赖、高效利用、使用频率为自变量,学业投入与学业成绩为结果变量的模型,采用结构方程模型分析5638名大学生问卷调查数据。结果显示,人工智能使用焦虑通过学业焦虑的部分中介正向预测学业投入,但对学业成绩无显著间接影响;依赖完全通过学业焦虑与学业自我效能感的中介作用影响学业投入与成绩;高效利用对学业投入与学业成绩具有直接与间接正向效应,间接效应通过学业自我效能感实现;使用频率仅直接正向预测学业成绩,无显著中介路径;学业自我效能感在影响学业成绩的中介作用上优于学业焦虑。群体差异分析表明,人文社科类学生更多依赖以学业焦虑为代表的情绪路径,自然科学类学生更多依赖以学业自我效能感为核心的认知信念路径。研究揭示了人工智能使用行为通过分化心理机制影响学习过程与结果,可为高校开展精准干预提供依据。

[关键词] 人工智能使用行为;学业焦虑;学业自我效能感;学业投入;学业成绩

[中图分类号] G420

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2026)04-0091-13

一、引言

人工智能技术的迅猛发展正深刻重塑高等教育形态。与以往技术不同,生成式人工智能可通过自然语言交互完成知识解释、学习辅助、内容生成等任务,正在改变知识获取与学习的基本方式。联合国教科文组织(UNESCO, 2023)和经济合作与发展组织(OECD, 2023)指出,生成式人工智能的教育应用潜力巨大,但也伴随着治理、伦理与心理适应

等方面的挑战。

大学生的学习行为正发生显著变化。国际调查显示,生成式人工智能的使用率迅速上升,成为大学生学习使用的高频工具(Kasneci et al., 2023; Fakhri et al., 2024)。生成式人工智能在信息检索、学习支持等方面的便利性能提升学习效率,也引发复杂的心理反应:部分学生担忧被替代;部分学生形成依赖,独立思考能力被削弱;部分学生将人工智能作为认知增强工具。这种“焦虑—依赖—高

[收稿日期] 2026-05-20

[修回日期] 2026-06-22

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2026.04.010

[基金项目] 中国高等教育学会年度规划一般课题“拔尖创新人才学习认知规律与早期识别培养的循证研究”(25XX0315)。

[作者简介] 李静,博士,副教授,硕士生导师,宁波大学教师教育学院,研究方向:学生学习心理、学生数字素养发展(lijing4@nbu.edu.cn);黄淑仪,硕士研究生,宁波大学教师教育学院,研究方向:教育政策、教育治理等;刘信韬,硕士研究生,中国科学技术大学公共管理学院,研究方向:教育管理、数智时代学生发展等。

[引用信息] 李静,黄淑仪,刘信韬(2026). 焦虑、依赖还是高效利用? ——人工智能使用行为对学业表现的分化影响[J]. 开放教育研究, 32(4): 91-103.

效利用”并存态势,构成当前大学生使用人工智能的基本图景。

然而,现有研究存在以下不足:首先,多数研究聚焦使用频率或态度,未区分焦虑、依赖、高效利用等行为;其次,虽有研究关注技术焦虑、自我效能等因素,但对人工智能使用通过何种心理机制影响学习过程与结果仍不清晰;再次,已有研究多分开考察学习投入或成绩,较少同时关注对“过程”与“结果”的差异化影响;最后,对不同学科学生的影响路径是否存在差异未得到系统探讨。本研究着重探讨以下问题:人工智能使用行为如何影响大学生的学业投入与学业成绩?这些影响通过何种心理路径传导?对人文社科类与自然科学类学生影响的路径是否存在系统性差异?

二、文献综述

(一)人工智能使用行为的多维构念

大学生的人工智能使用行为已成为重要的研究议题(Fakhri et al., 2024; Sümer-Dodur, 2025),但较少关注学生表现出的焦虑、依赖与高效利用等行为特征。不同的使用行为可能对学习带来不同影响。本文将人工智能使用行为分为四个维度。

1. 使用焦虑

人工智能使用焦虑指个体在接触、学习或使用人工智能技术过程中所产生的紧张、不安与担忧等负面情绪反应(Wang & Wang, 2022),包括四方面:一是学习压力,指使用者掌握技术过程中的认知负担;二是使用依赖与工作替代,着重指向对技术替代工作岗位的忧虑;三是人机伦理与社会技术盲点,涉及人工智能决策及道德风险;四是心理压迫与人工智能配置,着重表现为整体性的心理紧张与不适感。本研究关注人工智能使用焦虑,旨在探究学生使用技术过程中如何通过情绪路径影响学业表现。

2. 人工智能依赖

人工智能依赖指个体对人工智能工具产生过度依赖的行为倾向,表现为在信息获取、问题解决甚至思考过程中优先依赖人工智能(Huang et al., 2024)。本研究将人工智能依赖纳入分析框架,旨在揭示其产生的消极心理机制及其对学业表现的影响路径。

3. 高效利用

高效利用指个体能有目的、有策略地将人工智能工具整合到学习或工作中,以较低认知成本提升效率与效果。它强调技术使用的质量、策略与功能,而不仅是使用频率(Juuti et al., 2022; Pakdaman-Savoji et al., 2019)。其核心在于个体使用人工智能的主动性、策略性与认知参与度,具体表现为通过人工智能进行问题拓展、概念对比及多角度分析等深度学习行为。本研究将人工智能高效利用作为积极使用行为的核心维度,探究其如何通过认知信念路径提升学业表现。

4. 使用频率

人工智能使用频率指个体在特定时段内运用人工智能技术的频次,是衡量技术接触程度的基础指标。尽管这一指标能反映个体接触人工智能的程度,但人工智能对学习结果的影响并非由频率决定,而取决于使用目的、策略及具体情境(OECD, 2023; Kasneci et al., 2023)。本研究将人工智能使用频率纳入分析,旨在区分“使用多少”与“如何使用”对学业表现的影响。

综上,本研究通过区分上述四个维度,考察不同类型人工智能使用行为对学业表现的差异化影响及其心理机制,弥补现有研究对使用行为多维关注的不足。

(二)人工智能使用行为与学业表现的关系

有关人工智能使用行为与学业表现关系的研究,目前尚未达成一致结论。这反映出人工智能使用行为的多维性与学业表现概念的多层性。已有研究多从两个维度衡量学业表现:一是学习过程变量,如学习投入、学习参与度等;二是学习结果变量,如学习成绩或学业成就。区分这两个维度有助于理解人工智能技术对学习的真实影响。

1. 人工智能使用焦虑与学业表现

人工智能使用焦虑对学习的影响呈“双刃剑”特征:一方面,根据控制价值理论,适度的焦虑能提升个体的警觉性与任务投入,使学生更加关注学习任务,从而促进学业投入(Pekrun, 2006);另一方面,过高水平的焦虑可能引发回避行为,干扰认知加工过程,降低学习效率,甚至削弱学业表现(Eysenck et al., 2007)。此外,技术相关焦虑的最终效应取决于个体的认知评估与应对方式:将压力视为“挑战”

会激发积极策略,视为“威胁”则可能导致逃避行为(Lazarus & Folkman, 1984)。因此,人工智能使用焦虑与学业表现之间可能存在非线性关系或中介机制,其内在机制有待研究。

2. 人工智能依赖与学业表现

人工智能依赖的影响也具有“双刃”性:适度依赖可能提升学习效率,过度依赖则可能产生消耗效应(Zhang et al., 2024)。学生将认知任务外包给人工智能,虽可短期降低认知负荷,但长期会削弱学生深度加工与自主思考能力(Risko & Gilbert, 2016)。过度依赖还可能导致接受错误信息、降低学习质量、削弱自我调节能力,并与较低的学业自我效能感及较差的学业表现关联(Jia et al., 2025; Wang et al., 2026)。人工智能依赖主要通过占用认知资源和替代思考过程对学业投入与成绩产生负向影响,但其具体作用取决于依赖的程度与情境,其复杂机制有待厘清。

3. 人工智能高效利用与学业表现

已有研究为人工智能高效利用的学习增益效应提供了多维度的理论支持与实证研究依据。实证研究显示,生成式人工智能凭借即时反馈、个性化学习支持与认知支架功能,能显著提升学习效率与学业表现(Kasneci et al., 2023)。认知工具理论指出,具备表征、交互与分布式认知特征的教育技术能有效支持学习者的高阶认知加工、深度学习与自主学习(Pakdaman-Savoji et al., 2019);人工智能同样内蕴这一潜力。与此同时,根据社会认知理论的观点,人工智能高效利用通过增强个体的控制感与资源获取能力,正向驱动学习行为与学习结果(Bandura, 1986)。具体而言,高效使用往往伴随着更高水平的元认知参与和深度学习,这不仅可以促进学业投入,还通过深化理解间接提升学业成绩。综合上述理论与证据,人工智能高效利用对学业投入与学业成绩具有正向的预测作用。

4. 人工智能使用频率与学业表现

人工智能使用频率常被视为衡量技术接触程度的基础行为指标,其对学习结果的影响的研究尚未形成一致结论。部分研究发现,使用频率与学习满意度及学习态度正相关(Fakhri et al., 2024),但也有研究指出,单纯的技术使用频率与学业表现之间的相关关系不稳定,甚至可能不显著(Juuti et al.,

2022)。这可能源于使用频率未能区分使用质量与方式:高频率既可能反映技术与教学的深度整合,也可能反映使用者对人工智能的浅层依赖。已有研究表明,相较于使用数量,技术的使用质量与使用方式对学习结果更具强解释力(Lei, 2010; Juuti et al., 2022)。因此,频率更适合作为基础行为变量,其对学习的影响仍需结合其他维度或心理中介变量加以解释。

基于上述分析,本研究提出假设 1:人工智能高效利用对学业投入与学业成绩具有显著正向影响;人工智能依赖对学业投入与学业成绩具有显著负向影响;人工智能使用焦虑和使用频率对学业投入与学业成绩有显著影响,但影响路径有待探究。

(三)心理机制:情绪路径与认知信念路径

社会认知理论为理解人工智能使用行为影响学业表现的心理机制提供了分析框架。该理论指出,个体行为、认知因素与环境因素之间存在动态交互作用,行为表现、心理认知状态和行为结果之间相互影响(Bandura, 1986)。在教育情境中,学习行为不仅直接影响学习结果,还会通过个体的自我效能感、学习焦虑等心理认知状态间接影响学习表现(Zimmerman, 2000)。基于这一理论框架,本研究聚焦两条核心心理路径:以学业焦虑为代表的情绪路径和以学业自我效能感为代表的认知信念路径。

1. 学业焦虑:情绪压力的传导路径

学业焦虑指个体在学习过程中因任务压力、成绩评价或未来不确定性而产生的紧张与担忧情绪(Cassady & Johnson, 2002)。根据压力应对理论(Lazarus & Folkman, 1984),个体面对外部刺激会先进行认知评估,将其判断为“挑战”或“威胁”,进而产生不同的情绪与行为反应。人工智能使用情境的不确定性、复杂性及能力要求,可被学生感知为新的压力源。人工智能焦虑作为技术压力的具体表现形式,可能通过对任务难度与风险的初级判断,以及对自己能力的次级评估,转化为更广泛的学业焦虑。

学业焦虑对学习的影响具有复杂性。认知干扰理论认为,焦虑占用工作记忆资源,干扰信息加工与问题解决(Eysenck et al., 2007)。然而,成就情绪控制价值理论指出,焦虑作为一种负性情绪,也

可能激发避免失败的动机,促进学习投入,表现为“挣扎式投入”(Pekrun, 2006)。可见,焦虑既能削弱深度加工,也可能促进表层重复与努力投入,还可能影响学习动机与行为选择,如导致拖延或回避,但有时也增强任务专注度(Krispenz et al., 2019)。综上,人工智能使用行为可通过转化学业焦虑间接影响学业投入与学业成绩。

2. 学业自我效能感: 认知信念的调节路径

学业自我效能感指个体对完成学业任务能力的主观判断(Bandura, 1977),是影响努力与坚持的核心变量(Bandura, 1986)。其最重要来源是“掌握性经验”,即通过成功完成任务获得信心(Bandura, 1997)。在人工智能学习情境中,不同类型的人工智能使用行为会对学业自我效能感产生差异化影响。高效利用人工智能能帮助学生形成“技术支持下的成功体验”,增强其自我效能感;人工智能依赖则减少自主思考与任务掌控,削弱学生能力感知(Zhang et al., 2024)。人工智能使用焦虑作为一种技术压力,可能引发个体对自身能力的怀疑,从而降低学业自我效能感(Wang & Wang, 2022)。人工智能使用频率的影响则较复杂:高频使用若伴随高效策略,可能间接提升效能感;浅层依赖则可能无显著作用甚至产生消极影响。总体而言,主动、策略性使用技术能提升效能感,焦虑、被动依赖则可能降低控制感与能力感。

学业自我效能感增强有助于正向影响学业表现。高自我效能感的学生更愿设定挑战性目标,面对困难仍能坚持(Bandura, 1997),并通过增强学习动机、丰富深度学习策略(如元认知监控)、缓冲焦虑负面作用等机制,提升学业投入与成绩(Zimmerman, 2000)。大量实证研究证实,学业自我效能感显著正向预测学业投入与学业成绩(Honick & Broadbent, 2016; Richardson et al., 2012)。因此,人工智能使用行为通过塑造学业自我效能感间接影响学业表现。

综上,本研究提出假设 2: 人工智能使用行为通过学业焦虑与学业自我效能感的并行中介作用间接影响学业投入与学业成绩。

(四) 人工智能使用行为的群体差异

人工智能使用行为及其心理影响可能存在学科差异。从学科任务特征看,人文社科类学生的学

习任务以文本分析与论文写作为主,被生成式人工智能替代的可能性较高;自然科学类学生更多涉及实验操作与数学推导,人工智能主要扮演辅助工具的角色(Scherer et al., 2019)。这种任务特征的差异可能导致两类学生在人工智能使用方式及心理反应上呈现不同模式,且这种差异可能不仅体现在行为层面,更可能延伸至影响机制层面,即人工智能使用行为通过学业焦虑与学业自我效能感影响学业表现路径,在不同学科群体中可能存在强弱差异。根据认知工具理论(Salomon, 1993),技术的教育价值很大程度上取决于使用者如何将其整合进认知活动。人文社科领域依赖文本阐释与批判性表达,被人工智能“替代”可能性高,更易触发焦虑等情绪;自然科学领域依赖实验与推导,人工智能更多被作为效率工具,更可能激活认知信念,如自我效能感。从任务—技术匹配视角看,当人工智能功能与学科任务高度匹配时,如人文社科的文本生成,学生更易产生依赖或焦虑;匹配度较低时,如自然科学的实验设计,学生倾向于策略性使用。据此,本研究提出假设 3: 在人文社科群体中,学业焦虑的中介作用更突出;在自然科学群体中,学业自我效能感的中介作用占主导。本研究将通过群组分析检验这一理论预期。

三、研究方法

(一) 研究对象与数据来源

本研究采用分层随机抽样方法,依据经济发展水平将调查范围分为东、中、西三大区域,在每个区域随机抽取若干省或直辖市(上海、江苏、河北、河南、四川、新疆等),并在各区域选择具有代表性本科院校。调查覆盖 50 余所高校本科生,兼顾地理分布与经济发展差异,具有较好的代表性。在剔除无效样本后,本研究共获得 5638 份有效问卷。调查对象平均年龄为 19.780 ± 1.272 岁。其中,男生 2932 人,女生 2706 人;大一至大四学生数分别为 2645、1794、1000、199 人;人文社科类学生 2005 人,自然科学类学生 3633 人。

(二) 研究变量及测量

在确定人工智能使用焦虑、依赖、高效利用、使用频率、学业焦虑、学业自我效能感、学业投入及学业成绩为核心变量后,本研究对已有成熟量表

进行系统梳理与筛选。其中,对于人工智能使用焦虑、人工智能依赖、学业焦虑、学业自我效能感及学业投入等的调查,本研究采用经过验证的国内外量表。因现有成果缺乏直接对应的测量工具,本研究在相关理论框架基础上改编人工智能高效利用量表,并采用自编单题项测量人工智能使用频率与学业成绩。正式调查于2025年3—5月实施,研究者通过线上平台发放并回收问卷。量表情况如下:

人工智能使用焦虑量表借鉴王与王(Wang & Wang, 2022)编制的15题问卷,采用7点计分,包含学习压力、使用依赖、人机伦理、心理压迫四维度。该量表具有良好的结构效度和信度($CFI = 0.963$, $TLI = 0.953$, $SRMR = 0.033$, $RMSEA = 0.108$, $\chi^2/df = 66.335$; Cronbach's $\alpha = 0.982$)。

人工智能依赖采用黄(Huang et al., 2024)编制的5题问卷,采用4点计分。该量表具有良好的结构效度和信度($CFI = 0.933$, $TLI = 0.920$, $SRMR = 0.029$, $RMSEA = 0.127$, $\chi^2/df = 92.214$; Cronbach's $\alpha = 0.974$)。

人工智能高效利用量表的编制,以雷(Lei, 2010)和尤乌蒂(Juuti et al., 2022)关于技术高质量使用的理论框架为基础,参考刘思源(2024)对生成式人工智能绩效期望的部分测量题项,并结合研究具体情境进行修订,最终形成包含4个题项的问卷,采用5点计分。该量表具有良好的结构效度和信度($CFI = 0.999$, $TLI = 0.997$, $SRMR = 0.002$, $RMSEA = 0.046$, $\chi^2/df = 13.031$; Cronbach's $\alpha = 0.965$)。

学业焦虑量表借鉴卡萨迪等(Cassady & Johnson, 2002)编制的9题问卷,采用4点计分。该量表结构效度与信度良好($CFI = 0.978$, $TLI = 0.956$, $RMSEA = 0.138$, $SRMA = 0.021$, $\chi^2/df = 109.144$; Cronbach $\alpha = 0.95$)。

学业自我效能感量表采用陈圆圆等(2016)修订的5题问卷,采用5点计分。该量表具有良好的结构效度($CFI = 0.998$, $TLI = 0.996$, $RMSEA = 0.044$, $SRMA = 0.004$, $\chi^2/df = 12.145$)与信度(Cronbach $\alpha = 0.956$)。

学业投入量表采用拉姆等(Lam et al., 2012)编制的9题问卷,采用5点计分,包含行为投入、情感投入和认知投入三个因子。该量表具有良好的结构效度($CFI = 0.973$, $TLI = 0.959$, $RMSEA = 0.115$,

$SRMA = 0.020$, $\chi^2/df = 75.392$)与信度(Cronbach $\alpha = 0.972$)。

人工智能使用频率的测量采用单题项自陈式量表,题目为“你在学习中使用人工智能技术/应用的频率是多少”。该题项采用5点计分,其中1代表“从不”,5代表“总是”。

学业成绩依据学生自我报告的GPA被分为四类: $GPA \in [0, 2]$ 赋值为1(较差), $GPA \in (2, 3]$ 赋值为2(中等), $GPA \in (3, 4]$ 赋值为3(良好), $GPA \in (4, 5]$ 赋值为4(优秀)。

控制变量为性别(男生 = 1, 女生 = 2)、年级(大一 = 1, 大二 = 2, 大三 = 3, 大四 = 4)和学科属性(人文社科 = 1, 自然科学 = 2)。

(三)数据处理

本研究采用SPSS 26.0进行数据整理、描述统计、差异检验及相关分析,使用Mplus 8.3进行验证性因子分析、结构方程模型构建与中介效应检验。数据经清洗后完整无缺失。在结构方程模型中,主要研究变量包括人工智能使用焦虑、依赖、高效利用、学业焦虑、学业自我效能感、学业投入,它们以潜变量形式纳入,每个潜变量依据其对应的观测题目测量;人工智能使用频率、学业成绩及控制变量作为显变量。中介效应检验采用偏差校正百分位Bootstrap法,重复抽样5000次,计算间接效应的95%置信区间,若不包含0则视为显著。

四、研究发现

(一)各变量的均值、标准差及相关分析

本研究所涉及变量的均值、标准差和相关分析见表1。核心变量间,人工智能使用焦虑、使用频率、依赖、高效利用、学业自我效能感与学业投入两两显著正相关;除学业成绩外,学业焦虑与上述变量均显著正相关;人工智能依赖及学业焦虑与学业成绩相关不显著。控制变量方面,性别与人工智能使用频率、学业焦虑和学业成绩显著正相关,与学业自我效能感、学业投入显著负相关;年级与人工智能使用焦虑、依赖、学业焦虑和学业成绩显著负相关,与人工智能高效利用、学业自我效能感、学业投入显著正相关;学科属性与人工智能使用焦虑、依赖、学业焦虑和学业成绩显著负相关,与其余四个核心变量显著正相关。

表 1 变量的均值、标准差和回归系数

变量	M	SD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
性别	1.480	0.500	—									
年级	1.780	0.860	-0.129***	—								
学科属性	1.644	0.479	-0.411***	0.195***	—							
使用焦虑	4.320	1.347	0.013	-0.029*	-0.055***	—						
使用频率	3.400	0.855	0.039**	0.002	0.037**	0.072***	—					
依赖	2.266	0.734	-0.013	-0.051***	-0.048***	0.596***	0.113***	—				
高效利用	3.714	0.806	-0.013	0.032*	0.043**	0.294***	0.258***	0.149***	—			
学业焦虑	2.400	0.706	0.034**	-0.046**	-0.071***	0.507***	0.062***	0.589***	0.137***	—		
自我效能感	3.451	0.809	-0.070***	0.041**	0.063***	0.295***	0.156***	0.277***	0.543***	0.205***	—	
学业投入	3.476	0.740	-0.065***	0.035**	0.064***	0.316***	0.149***	0.258***	0.548***	0.235***	0.717***	—
学业成绩	2.817	0.769	0.142***	-0.087***	-0.111***	0.039**	0.091***	0.012	0.101***	-0.016	0.086***	0.117***

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, 下同。

(二)研究变量的人口学差异

独立样本 T 检验结果显示,性别与学科属性在各变量上存在差异。在性别方面,女性人工智能使用频率($t = -2.893, p = 0.004$)、学业焦虑($t = -2.583, p = 0.010$)和学业成绩($t = -10.804, p < 0.001$)显著高于男性;男性学业自我效能感($t = 5.298, p < 0.001$)和学业投入($t = 4.913, p < 0.001$)显著高于女性。人工智能使用焦虑、人工智能依赖及人工智能高效利用在性别上无显著差异($p > 0.05$)。

在学科方面,人文社科类学生的人工智能使用焦虑($t = 4.100, p < 0.001$)、人工智能依赖($t = 4.361, p < 0.001$)、学业焦虑($t = 5.377, p < 0.001$)及学业成绩($t = 8.350, p < 0.001$)显著高于自然科学类学生;自然科学类学生的人工智能使用频率($t = -2.785, p = 0.005$)、人工智能高效利用($t = -3.239, p = 0.001$)、学业自我效能感($t = -4.774, p < 0.001$)及学业投入($t = -4.805, p < 0.001$)显著高于人文社科类学生。

单因素方差分析结果表明,不同年级学生在人工智能依赖($F = 5.676, p = 0.001$)、人工智能高效利用($F = 5.307, p = 0.001$)、学业焦虑($F = 5.347, p = 0.001$)、学业自我效能感($F = 3.854, p = 0.009$)、学业投入($F = 4.127, p = 0.006$)和学业成绩($F = 23.393, p < 0.001$)上均存在显著差异;人工智能使用焦虑呈边缘显著($F = 2.399, p = 0.066$);仅人工智能使用频率无显著年级差异($F = 0.054, p = 0.983$)。本研究采用最小显著差异法进行事后比较发现,在人工智能依赖方面,大一、大二学生得分显著高于

大三、大四学生;在人工智能高效利用方面,大二学生得分显著低于大三、大四;大一学生得分仅显著低于大四,与大三无显著差异。在学业自我效能感方面,大一学生得分显著低于大三、大四学生;大二学生得分仅显著低于大四学生,与大三学生无显著差异。在学业投入方面,大一、大二学生得分显著低于大四学生,但与大三学生无显著差异;大三学生得分显著低于大四学生。在学业焦虑方面,大一、大二学生学业焦虑得分显著高于大三学生,但与大四学生无显著差异。在学业成绩方面,大一学生得分显著高于大二、大三学生,大二学生得分显著高于大三学生,大三学生得分显著低于大四学生。

(三)学业焦虑与学业自我效能感的中介效应

为检验人工智能使用行为对学业表现的影响机制,本研究构建了多重中介模型。模型以使用焦虑、依赖、高效利用与使用频率为自变量,学业焦虑与学业自我效能感为并行中介变量,学业投入与学业成绩为结果变量(各变量对应的指标数量依次为 15、14、4、1、5、5、9、1),性别、年级与学科属性为控制变量。模型拟合结果显示,整体拟合度良好($\chi^2/df = 24.078, CFI = 0.960, TLI = 0.953, RMSEA = 0.064, SRMR = 0.049$),具体路径见图 1。

中介机制分析结果(见表 2)表明,在学业投入方面,人工智能使用焦虑对学业投入有显著正向直接效应,同时通过学业焦虑的部分中介作用间接正向预测学业投入,但通过学业自我效能感的中介路径不成立。人工智能依赖对学业投入无显著直接

效应,完全通过学业焦虑与学业自我效能感的中介作用产生正向影响。人工智能高效利用对学业投入兼具直接与间接效应,间接效应部分经由学业自我效能感路径实现,但通过学业焦虑的中介路径不成立。人工智能使用频率对学业投入的总效应不显著,且通过学业焦虑或学业自我效能感的中介路径均未达到显著水平。

在学业成绩方面,人工智能使用焦虑、使用频率与高效利用对学业成绩具有显著的正向直接效应。就间接路径而言,学业自我效能感在人工智能

依赖与学业成绩之间、人工智能高效利用与学业成绩之间均起到显著的中介作用,但学业焦虑的中介作用不显著。此外,人工智能使用频率通过两个中介变量影响学业成绩的间接路径亦不显著。

综上所述,学业焦虑与学业自我效能感在人工智能使用行为对学业投入的影响中均扮演着重要的中介角色;在对学业成绩的影响中,学业自我效能感的中介作用更突出,学业焦虑的中介路径却未获得支持。

(四)学科背景的调节作用

为探究人工智能使用行为对学业表现的影响机制是否在不同学科群体中存在差异,本研究分别对人文社科类学生与自然科学类学生进行多重中介模型检验(见图2)。模型拟合结果显示,两组模型均有良好的拟合度(人文社科: $\chi^2/df=8.848, p<0.001, RMSEA=0.063, CFI=0.960, TLI=0.953, SRMR=0.048$;自然科学: $\chi^2/df=16.866, p<0.001, RMSEA=0.066, CFI=0.959, TLI=0.951, SRMR=0.051$)。中介效应路径的估计值与显著性见表3。

在学业投入方面,人文社科类与自然科学类学生表现出部分相似的机制,也存在关键差异。首先,人工智能依赖通过学业焦虑影响学业投入的间接路径仅在人文社科组中显著,且通过学业自我效能

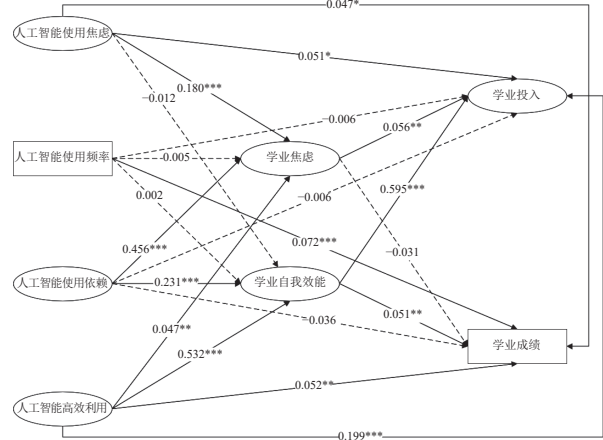


图1 全样本的中介模型

注:实线为显著路径,虚线为不显著路径。下同。

表2 学业焦虑与学业自我效能感的多重中介效应分析

中介路径	间接效应	95% 置信区间	效应占比 (%)	直接效应	总效应
使用焦虑→学业焦虑→学业投入	0.010**	[0.003, 0.017]	18.52	0.051*	0.054*
使用焦虑→自我效能感→学业投入	-0.007	[-0.037, 0.023]	12.96		
使用焦虑→学业焦虑→学业成绩	-0.006	[-0.012, 0.001]	14.63	0.047*	0.041*
使用焦虑→自我效能感→学业成绩	-0.001	[-0.003, 0.002]	2.44		
依赖→学业焦虑→学业投入	0.026**	[0.009, 0.043]	16.56	-0.006	0.157***
依赖→自我效能感→学业投入	0.137***	[0.110, 0.164]	87.26		
依赖→学业焦虑→学业成绩	-0.014	[-0.030, 0.001]	36.84	-0.036	-0.038
依赖→自我效能感→学业成绩	0.012**	[0.004, 0.020]	31.58		
高效利用→学业焦虑→学业投入	0.003	[0.000, 0.005]	0.58	0.199***	0.518***
高效利用→自我效能感→学业投入	0.316***	[0.287, 0.346]	61.00		
高效利用→学业焦虑→学业成绩	-0.001	[-0.003, 0.000]	1.30	0.052**	0.077***
高效利用→自我效能感→学业成绩	0.027**	[0.009, 0.045]	35.06		
使用频率→学业焦虑→学业投入	0.000	[-0.001, 0.002]	—	-0.006	-0.004
使用频率→自我效能感→学业投入	0.001	[-0.014, 0.016]	—		
使用频率→学业焦虑→学业成绩	0.000	[-0.001, 0.001]	—	0.072***	0.072***
使用频率→自我效能感→学业成绩	0.000	[-0.001, 0.001]	—		

注:效应量=路径效应/总效应值;效应占比=间接效应/总效应×100%。人工智能使用频率的总效应不显著,故不计算效应占比。

感的间接路径效应量更大且高度显著。这表明,学业自我效能感的损耗是人工智能依赖影响学业投入的主导心理机制,且“依赖→效能损耗→投入下降”的核心路径在不同学科群体中具有跨样本的稳定性。其次,人工智能高效利用通过学业自我效能感促进学业投入的间接效应在自然科学群体中显著强于人文社科群体,沃尔德(Wald)检验也证实这一路径存在显著组间差异,说明自然科学类学生从高效利用中获得的自我效能增益更明显。

在学业成绩方面,群体差异更明显。人工智能依赖对学业成绩的间接路径呈现差异:在人文社科群体中,依赖通过学业焦虑或学业自我效能感的中介效应均不显著;在自然科学群体中,依赖通过学业自我效能感的中介路径显著正向预测学业成绩,但通过学业焦虑的中介路径显著负向预测学业成绩。这表明,自然科学类学生若依赖人工智能,可能面临“效能感补偿”与“焦虑损耗”并存的矛盾状态。此外,人工智能高效利用通过学业自我效能感

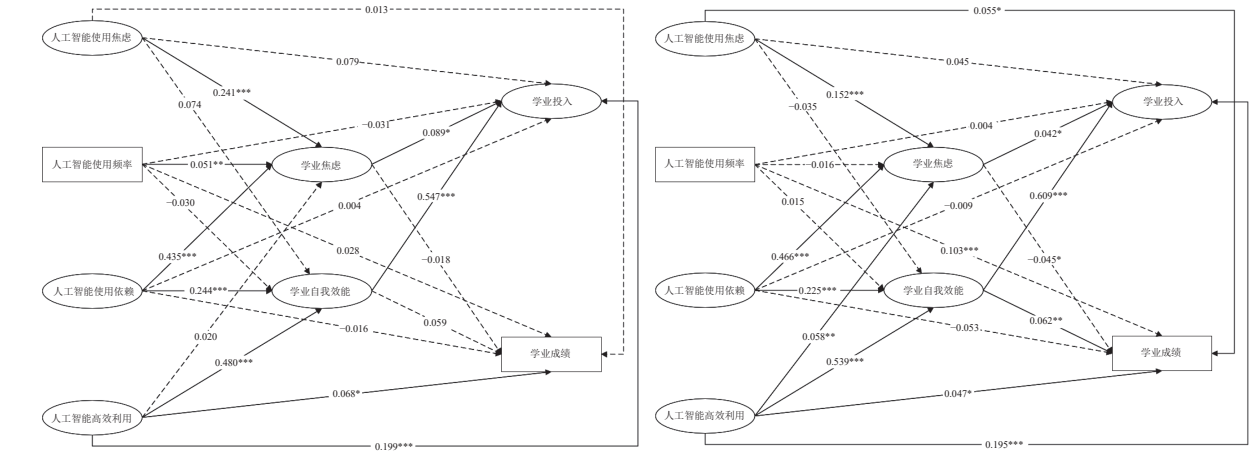


图2 人文社科和自然科学群体中介模型

注: 左图为人文社科群体, 右图为自然科学群体。

表3 人文社科和自然科学群体中介效应分析

路径	人文社科群体				自然科学群体			
	β	S.E.	p	95% 置信区间	β	S.E.	p	95% 置信区间
使用焦虑→学业焦虑→学业投入	0.021*	0.010	0.039	[0.001, 0.042]	0.006	0.004	0.065	[0.000, 0.013]
使用焦虑→自我效能感→学业投入	0.041	0.024	0.084	[-0.006, 0.087]	-0.021	0.019	0.274	[-0.059, 0.017]
使用频率→学业焦虑→学业投入	0.005	0.003	0.087	[-0.001, 0.010]	-0.001	0.001	0.402	[-0.002, 0.001]
使用频率→自我效能感→学业投入	-0.016	0.011	0.135	[-0.038, 0.005]	0.009	0.010	0.351	[-0.010, 0.029]
依赖→学业焦虑→学业投入	0.039*	0.016	0.017	[0.007, 0.070]	0.020	0.010	0.045	[0.000, 0.039]
依赖→自我效能感→学业投入	0.134***	0.019	0.000	[0.096, 0.172]	0.137***	0.018	0.000	[0.102, 0.172]
高效利用→学业焦虑→学业投入	0.002	0.003	0.491	[-0.003, 0.007]	0.002	0.002	0.109	[-0.001, 0.005]
高效利用→自我效能感→学业投入	0.263***	0.025	0.000	[0.214, 0.311]	0.328***	0.018	0.000	[0.292, 0.365]
使用焦虑→学业焦虑→学业成绩	-0.004	0.007	0.556	[-0.019, 0.010]	-0.007	0.004	0.058	[-0.014, 0.000]
使用焦虑→自我效能感→学业成绩	0.004	0.004	0.228	[-0.003, 0.011]	-0.002	0.002	0.327	[-0.007, 0.002]
使用频率→学业焦虑→学业成绩	-0.001	0.002	0.592	[-0.004, 0.002]	0.001	0.001	0.403	[-0.001, 0.002]
使用频率→自我效能感→学业成绩	-0.002	0.002	0.291	[-0.005, 0.002]	0.001	0.001	0.399	[-0.001, 0.003]
依赖→学业焦虑→学业成绩	-0.008	0.014	0.559	[-0.034, 0.019]	-0.021*	0.010	0.039	[-0.041, -0.001]
依赖→自我效能感→学业成绩	0.014	0.008	0.060	[-0.001, 0.029]	0.014**	0.005	0.006	[0.004, 0.024]
高效利用→学业焦虑→学业成绩	0.000	0.001	0.743	[-0.003, 0.002]	-0.003	0.002	0.094	[-0.006, 0.000]
高效利用→自我效能感→学业成绩	0.028	0.015	0.053	[0.000, 0.057]	0.034**	0.011	0.003	[0.012, 0.055]

间接提升学业成绩的路径在自然科学群体中显著,而在人文社科群体中仅边缘显著,支持人工智能高效利用的增益效应在自然科学类学生中更显著。

多组分析沃尔德检验(见表 4)结果表明,以下路径的组间差异达到统计学意义上的显著水平:人工智能使用焦虑→学业焦虑→学业投入、人工智能使用焦虑→学业自我效能感→学业投入、人工智能使用频率→学业焦虑→学业投入、人工智能高效利用→学业焦虑→学业投入、人工智能高效利用→学业自我效能感→学业投入和人工智能使用焦虑→学业自我效能感→学业成绩。这些差异表明,学科背景显著调节了人工智能使用行为对学业表现的心理中介机制。人文社科类学生的心理中介路径更多依赖“情绪通路”,自然科学类学生更显著地通过“认知信念通路”和“焦虑对效能感的抑制过程”传递人工智能使用行为的影响力。

五、讨论和结论

(一)讨论

1. 技术焦虑的辩证转化:从“压力感知”到“投入驱动”

本研究发现,人工智能使用焦虑对学业投入具有显著正向直接效应,且能够通过学业焦虑的部分中介作用正向预测学业投入。个体将压力源评估

为“挑战”而非“威胁”,可能激发其积极的问题聚焦应对策略,促使其更加努力(Wang & Wang, 2022)。这一发现表明,技术相关焦虑并不必然产生负向结果,其作用方向取决于个体的认知评估与应对方式。

然而,人工智能使用焦虑对学业成绩也具有显著正向直接效应预测作用有限,它通过学业自我效能感的中介路径不显著。可能的原因在于,人工智能使用焦虑虽能驱动行为投入,但这种“挣扎式投入”往往伴随着认知资源的损耗与情绪负担的累积,难以有效提升学业表现(Eysenck et al., 2007)。换言之,焦虑驱动投入可能是“量”的增加而非“质”的改善,学生在高焦虑状态下即便投入更多的时间和精力,其学习效率与知识内化程度仍可能被削弱。此外,人工智能使用焦虑与学业焦虑的高度相关性表明,对人工智能技术的焦虑可能泛化为更广泛的学业情境焦虑,进一步削弱焦虑对成绩的潜在积极作用。这一发现提示,高校关注学生人工智能使用焦虑,不应简单地将焦虑视为促进学习的动力,而需警惕其可能带来的隐性认知成本。

群体差异分析进一步揭示了该路径的学科差异性。人工智能使用焦虑通过学业焦虑影响学业投入的间接路径仅在人文社科群体中显著,而在自然科学群体中不显著。这一结果支持了人文社科类学生更依赖“情绪通路”的理论预期。人文社科领域的学习任务以文本阐释与批判性表达为主,被生成式人工智能“替代性”高,学生在使用人工智能时更容易触发对自身能力被替代的担忧,进而转化为学业焦虑,并通过焦虑驱动学习投入。这种“情绪驱动”机制虽然能增加投入,但未必能有效提升成绩。上述发现为压力应对理论提供了情境化证据,也提示教育者应将适度的技术焦虑转化为学习动力,同时警惕焦虑泛化,尤其需关注人文社科类学生的情绪疏导。

2. 认知卸载的异化风险:从“效率工具”到“能力侵蚀”

本研究发现人工智能依赖对学业投入与学业成绩的影响完全通过学业焦虑与学业自我效能感的中介作用实现,不存在显著的直接效应。其中,学业自我效能感的中介效应占比 87.26%,远超学业焦虑的 16.56%,表明依赖的核心危害在于侵蚀

表 4 沃尔德检验

路径	Wald	df	p
使用焦虑→学业焦虑→学业投入	6.785**	1	0.009
使用焦虑→自我效能感→学业投入	9.065**	1	0.003
使用频率→学业焦虑→学业投入	7.618**	1	0.006
使用频率→自我效能感→学业投入	3.580	1	0.059
依赖→学业焦虑→学业投入	0.454	1	0.501
依赖→自我效能感→学业投入	0.149	1	0.699
高效利用→学业焦虑→学业投入	36.415***	1	0.000
高效利用→自我效能感→学业投入	12.585***	1	0.000
使用焦虑→学业焦虑→学业成绩	0.546	1	0.460
使用焦虑→自我效能感→学业成绩	4.043*	1	0.044
使用频率→学业焦虑→学业成绩	1.324	1	0.250
使用频率→自我效能感→学业成绩	2.476	1	0.116
依赖→学业焦虑→学业成绩	0.214	1	0.644
依赖→自我效能感→学业成绩	0.074	1	0.786
高效利用→学业焦虑→学业成绩	0.203	1	0.652
高效利用→自我效能感→学业成绩	0.037	1	0.847

学生“我能行”的信念(Bandura, 1997)。依赖行为使学习者难以通过亲身实践获得成功体验,进而侵蚀其信念,形成“依赖—低效能感—更低投入—更深依赖”的恶性循环。与认知卸载理论(Risko & Gilbert, 2016)的预测一致,过度依赖外部工具虽可能短期内降低认知负荷,但长期可能削弱深度加工能力与自主思考能力。

此外,人工智能依赖通过学业焦虑对学业投入产生显著正向间接效应。这一“焦虑补偿”路径可能反映了依赖行为引发的元认知警觉。当学生意识到自己对人工智能的过度依赖时,可能产生内疚感或危机感,进而增加学习投入以弥补依赖带来的能力缺口。然而,这种补偿性投入效果有限,未能显著改善学业成绩,也表明依赖行为造成的效能感损耗可能难以通过简单的投入增加完全弥补。

学科差异分析显示,该双重路径在不同群体中呈现分化模式。在学业成绩层面,人工智能依赖通过学业焦虑对成绩的负向间接效应仅在自然科学群体中显著,通过学业自我效能感的正向间接效应也仅在自然科学群体中显著,说明自然科学类学生若形成依赖,将面临“效能感补偿”与“焦虑损耗”并存的矛盾状态;人文社科群体这两条路径均不显著。这一发现将认知卸载理论具体化为效能感损耗机制,也为干预指明了方向:依赖问题的核心在于重建学业自我效能感,对自然科学类学生还应关注焦虑与效能感的矛盾状态。

3. 人机协同的增益逻辑:从“工具使用”到“信念赋能”

人工智能高效利用是本研究效应最强的预测变量,对学业投入与学业成绩均具有显著正向直接与间接效应。这一发现充分验证了人工智能技术作为认知工具的潜在教育价值,同时也揭示了其积极作用的心理机制。直接效应方面,人工智能高效利用可能通过提升学习效率、拓展知识获取渠道、促进深度学习等方式直接优化学习过程与结果。当学生能够批判性地使用人工智能工具,将其作为辅助工具而非替代思考时,人工智能的认知外包功能可以释放学生的认知资源,使其能够专注于更高级的分析、综合与创造活动。

间接效应方面,人工智能高效利用通过学业自我效能感的中介作用对学业投入与学业成绩产生

显著正向影响。人工智能高效利用经验让学生通过亲身实践获得成功体验,强化了“我善用技术促进学习”的信念,这种信念进而迁移至更广泛的学习领域,整体提升学业投入与表现。相比之下,学业焦虑的中介效应较弱,表明人工智能高效利用主要激活了积极的认知信念路径,而非情绪调节路径。

该增益路径存在显著的学科差异。人工智能高效利用通过学业自我效能感促进学业投入的间接效应在自然科学群体中显著高于人文社科群体;在学业成绩层面,该路径在自然科学群体中显著,而在人文社科群体中仅边缘显著。自然科学领域的学习任务以实验操作、数学推导和编程实践为主,人工智能更多扮演效率工具而非思维替代角色,学生更倾向于将人工智能的使用体验内化为对自身能力的信心。这一结果为认知工具理论提供了实证支持,也提示教育者应系统开展人工智能素养教育,在自然科学教学中强化高效使用对效能感的提升作用,在人文社科教学中注重明确使用边界、引导学生将人工智能定位为“认知伙伴”而非“思维替代者”。

4. 技术接触的独立路径:从“频率指标”到“质量转向”

与预期不同的是,人工智能使用频率仅对学业成绩具有直接正向预测作用,而经由学业焦虑和学业自我效能感影响学业投入和学业成绩的间接路径均未达到显著水平。这一“独立工具效应”表明,人工智能使用频率作为基础性的行为指标,其影响可能更多地反映了学生的数字素养水平或技术可及性,而非特定的心理机制作用。这可能与本研究采用单题项有关,未能区分使用深度与场景。频率与焦虑、依赖、高效利用的相关性均处于中低水平,表明其与质量维度具有区分度。未来研究应细化频率测量,区分场景与深度。

群体差异方面,本研究未发现使用频率通过心理中介路径在学科群体间存在显著差异。性别差异分析显示,女生的人工智能使用频率、学业焦虑与学业成绩较高,但学业自我效能感与学业投入较低;男生则呈现相反模式。这一结果可能反映了社会性别角色期望与成就情境压力的交互作用。年级差异方面,低年级学生人工智能依赖与学业焦虑更高,高年级学生人工智能高效利用、学业自我效

能感与学业投入更高。这表明,低年级是行为塑造关键期。这一发现印证了教育技术研究中“质量优于数量”的核心观点,也提示教育管理者应超越“高频使用=积极使用”的简单认知,在入学教育阶段介入人工智能素养培养,为女生提供与学业成绩相匹配的心理赋能支持,防止依赖模式在低年级固化。未来研究可采用多组结构方程模型,系统检验性别与年级在上述中介路径中的调节作用。

(二)研究结论

人工智能正在从“辅助工具”走向“认知伙伴”,这场技术变革对高等教育的影响已非简单的效率增减问题,而是触及了“学何以发生”“人何以思考”等深层命题。本研究基于社会认知理论与技术压力应对理论,构建并检验了人工智能使用行为影响学业表现的多重中介模型,并以实证数据揭示了技术嵌入学习的心理机制与边界条件。

第一,人工智能使用行为对学业表现的影响具有路径分化特征。使用焦虑经由学业焦虑的部分中介正向驱动学业投入,呈现“压力转化”效应,但难以有效提升学业成绩;依赖完全通过学业焦虑与学业自我效能感的双重中介发挥作用,效能感损耗远大于焦虑补偿,表明依赖的核心危害在于侵蚀学习者的能力信念;高效利用兼具直接与间接增益效应,间接效应主要通过学业自我效能感实现,呈现“信念赋能”逻辑;使用频率仅能直接预测学业成绩,无中介路径,表明“量”与“质”的作用机制具有本质区别。四条路径的分化格局表明,人工智能的教育影响不能以“技术决定论”一概而论,而需区分“何种使用行为通过何种心理机制产生何种学习效果”,这正是教育技术研究从“技术中心”走向“学习者中心”的理论自觉。

第二,情绪路径与认知信念路径存在功能分化。学业焦虑主要影响学习过程,对学习结果的中介效应不显著;学业自我效能感同时影响过程与结果,在影响成绩的中介作用上显著优于学业焦虑。这一发现揭示了教育技术影响的基本逻辑:情绪可以驱动“行为的量”,但唯有信念才能决定“学习的质”。技术能否真正转化为学生的成长,取决于其是否激活了学习者对自身能力的深层确信,而非仅仅制造了焦虑驱动下的忙碌。

第三,学科背景系统调节上述中介路径,人文

社科与自然科学呈现“情绪通路”与“认知通路”的分化格局。人文社科类学生的人工智能使用焦虑更易转化为学业焦虑,通过情绪路径驱动投入,这与该领域学习任务的文本阐释性和较高的被人工智能“替代性”相关;自然科学类学生更多经由学业自我效能感的认知信念路径传导影响,通过高效使用获得的效能感增益更突出。这一发现表明,技术的教育效应不能脱离学科的知识生产特性与任务情境,人工智能在何种学科中扮演“替代者”还是“赋能者”,决定了学习者与技术之间形成何种性质的心理关联。

[参考文献]

- [1] Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change[J]. *Psychological Review*, 84(2): 191-215.
- [2] Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall: 18-25.
- [3] Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*[M]. New York: W. H. Freeman: 79-113.
- [4] Cassady, J. C., & Johnson, R. E. (2002). Cognitive test anxiety and academic performance[J]. *Contemporary Educational Psychology*, 27(2): 270-295.
- [5] 陈圆圆, 张卫, 朱键军, 喻承甫, 张一波, 卢镇辉 (2016). 同伴侵害对青少年问题性网络游戏使用的影响: 一个有调节的中介模型 [J]. *心理发展与教育*, 32(6): 733-741.
- [6] Eysenck, M. W., Derakshan, N., Santos, R., & Calvo, M. G. (2007). Anxiety and cognitive performance: Attentional control theory[J]. *Emotion*, 7(2): 336-353.
- [7] Fakhri, M. M., Ahmar, A. S., Isma, A., Rosidah, R., & Fadhillatunisa, D. (2024). Exploring generative AI tools frequency: Impacts on attitude, satisfaction, and competency in achieving higher education learning goals[J]. *EduLine Journal of Education and Learning Innovation*, 4(1): 196-208.
- [8] Honicke, T., & Broadbent, J. (2016). The influence of academic self-efficacy on academic performance: A systematic review[J]. *Educational Psychology Review*, 17(2): 63-84.
- [9] Huang, S., Lai, X., Ke, L., Li, Y., Wang, H., Zhao, X., Dai, X., & Wang, Y. (2024). AI technology panic: Longitudinal relationships with mental health problems and AI dependence among adolescents[J]. *Psychology Research and Behavior Management*, 17: 1087-1102.
- [10] Jia, W., Pan, L., & Neary, S. (2025). Effect of GenAI dependency on university students' academic achievement: The mediating role of self-efficacy and moderating role of perceived teacher caring[J]. *Behavioral Sciences*, 15(10): 1348.
- [11] Juuti, K., Lavonen, J., & Salmela-Aro, K. (2022). Quality over frequency in using digital technology: Measuring the experienced functional use[J]. *Computers & Education*, 191: 104626.

- [12] Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., . . . , & Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education[J]. *Learning and Individual Differences*, 103: 102274.
- [13] Krispenz, A., Gort, C., Schülke, L., & Dickhäuser, O. (2019). How to reduce test anxiety and academic procrastination through inquiry of cognitive appraisals: A pilot study investigating the role of academic self-efficacy[J]. *Frontiers in Psychology*, 10: 1917.
- [14] Lam, S. F., Jimerson, S., Kikas, E., Veiga, F. H., Nelson, B., Hatzichristou, C., et al. (2012). Do girls and boys perceive themselves as equally engaged in school? The results of an international study from 12 countries[J]. *Journal of School Psychology*, 50(1): 77-94.
- [15] Lazarus, R. S., & Folkman, S. (1984). *Stress, appraisal, and coping*[M]. New York: Springer: 31-54.
- [16] Lei, J. (2010). Quantity versus quality: A new approach to examine the relationship between technology use and student outcomes[J]. *British Journal of Educational Technology*, 41(3): 455-472.
- [17] 刘思源 (2024). 用户感知视角下大学生对生成式 AI 的使用意愿影响因素研究 [D]. 武汉: 华中师范大学: 20.
- [18] OECD. (2023). *OECD digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*[R]. Paris: OECD Publishing: 109-118.
- [19] Pakdaman-Savoji, A., Nesbit, J. C., & Nath, P. (2019). The conceptualisation of cognitive tools in learning and technology: A review[J]. *Australasian Journal of Educational Technology*, 35(2): 1-23.
- [20] Pekrun, R. (2006). The control-value theory of achievement emotions: Assumptions, corollaries, and implications for educational research and practice[J]. *Educational Psychology Review*, 18(4): 315-341.
- [21] Richardson, M., Abraham, C., & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis[J]. *Psychological Bulletin*, 138(2): 353-387.
- [22] Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9): 676-688.
- [23] Salomon, G. (1993). On the nature of pedagogic computer tools: The case of the writing partner[A]//Lajoie, S. P., Derry, S. J. *Computers as cognitive tools*[C]. Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates, 101-118.
- [24] Scherer, R., Siddiq, F., & Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education[J]. *Computers & Education*, 128: 13-35.
- [25] Sümer-Dodur, H. M. (2025). Special education pre-service teachers' conscientiousness and their attitudes towards artificial intelligence: The mediating role of AI literacy and AI anxiety[J]. *European Journal of Education*, 60(4): 70276.
- [26] UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*[R]. Paris: UNESCO: 7-19.
- [27] Wang, Y. Y., & Wang, Y. S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior[J]. *Interactive Learning Environments*, 30(4): 619-634.
- [28] Wang, W., Wu, Y., Fang, J., Yang, C., & Wen, L. (2026). When cognitive offloading becomes dependence: How AI dependence mediates the pathway from academic stress to burnout and anxiety[J]. *BMC Psychology*.
- [29] Zhang, S., Zhao, X., Zhou, T., & Kim, J. H. (2024). Do you have AI dependency? The roles of academic self-efficacy, academic stress, and performance expectations on problematic AI usage behavior[J]. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1): 34.
- [30] Zimmerman, B. J. (2000). Self-regulated learning: A social cognitive perspective[J]. *Theory Into Practice*, 39(2): 70-78.

(编辑: 李学书)

Anxiety, Dependence, or Efficient Utilization? The Divergent Effects of AI Usage Behaviors on Academic Performance

LI Jing¹, HUANG Shuyi¹ & LIU Xintao²

(1. *School of Teacher Education, Ningbo University, Ningbo 315211, China*; 2. *School of Public Administration, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*)

Abstract: *This study constructs a model with academic anxiety and academic self-efficacy as mediators, AI use anxiety, AI dependence, efficient utilization, and usage frequency as independent variables, and academic engagement and academic achievement as outcome variables. It analyzes survey data from 5,638 college students using structural equation modeling. The results show that: AI use anxiety positively predicts academic engagement through the partial mediation of academic anxiety, but has no significant indirect effect on academic achievement; dependence fully mediates the effects on both academic engagement and achievement through the dual pathways of academic anxiety and*

academic self-efficacy; efficient utilization exerts both direct and indirect positive effects on engagement and achievement, with the indirect effect operating through academic self-efficacy; usage frequency directly and positively predicts academic achievement only, with no significant mediating pathways; and academic self-efficacy plays a stronger mediating role than academic anxiety in predicting academic achievement. Group difference analyses reveal that students in the humanities and social sciences rely more on the emotional pathway represented by academic anxiety, whereas their counterparts in the natural sciences tend to follow the cognitive-belief pathway centered on academic self-efficacy. This study demonstrates that AI usage behaviors shape learning processes and outcomes through differentiated psychological mechanisms, offering an empirical foundation for universities to design targeted interventions.

Key words: *artificial intelligence usage behavior; academic anxiety; academic self-efficacy; academic engagement; academic performance*

(上接第 44 页)

Resonance Pedagogy: A New Interpretation of the Essence of Education

ZHANG Yaxin

(School of Education Science, Nanjing Normal University, Nanjing210097, China)

Abstract: *Resonance pedagogy interprets education as a process of gradually establishing connections between individuals and the world. The proposition, "education is resonance," reveals two core characteristics of education: first, the recognition of the uniqueness of each party's voice between the individual and the world, and second, the uncontrollability of education, due to dynamic encounters between the subject and the world, cannot be predetermined or coerced. As an ideal form of education, resonance pedagogy is undergoing alienation in modern society. The logic of growth compresses the space for educational resonance, confining human-world interactions to measurable dimensions. The logic of speed disrupts the authenticity of educational resonance, allowing instrumental rationality to erode and replace educational imagination, while the discourse of convergence dissolves the difference inherent and homogenizes educational resonance. To promote resonance pedagogy, it is necessary to reconstruct the world-based foundation of education, transcend the boundaries of the closed classroom and disciplines, and allow individuals to rediscover the meaning of education through encounters with the world. At the same time, it is essential to acknowledge the interruptibility of resonance pedagogy, free oneself from the constraints of the concept of malleability, and accept the irreducibility of the other. A genuine resonance pedagogy also requires embracing openness: students should be invited to experience, to think, and to be, through which they establish their own unique connections with knowledge, others, and nature.*

Key words: *educational resonance; Resonance; educational alienation; Resonance pedagogy*