

数智 AI 赋能下高校大学生人工智能素养提升的实证研究

霍曙光

河北传媒学院 河北石家庄 051430

摘要: 研究探讨了数智 AI 环境下高校大学生人工智能素养的心理发生机制与提升路径,指出素养并非单一技能,而是由算法认知信任、AI 效能感、情绪调节策略与学习迁移意图构成的“四层一体”动态系统,并受认知闭合需求与数字成长型心态的远端人格调节。研究整合信息加工与社会认知理论,通过结构方程模型揭示“认知—情感—行为”纵向传导链,提出阶段性课程设计、同伴建模及性别敏感的情绪韧性干预策略,以降低技术焦虑、促进迁移应用。未来高校人工智能素养教育将更加关注人格差异、情绪管理与跨学科协作,通过可解释 AI、项目式学习及心理支持系统,实现外部算力向内部思维结构的深度转化,推动智能技术与高等教育协同发展。

关键词: 人工智能素养; 大学生; 心理机制; 情绪调节; 结构方程模型

引言

当前社会正经历从信息化到智能化的变迁,人工智能(AI)辅助人类工作和学习的趋势预示着人工智能与人类智能协作进入新阶段。人工智能作为一项颠覆性工具迭代了普通信息技术工具,在内容自动生成方面展现出强大的能力,更在思维和逻辑推理上取得显著进步^[1]。技术跃迁对高校教育生态形成深度重构,尤其对大学生的认知加工模式、学习动机调节及技术采纳行为产生系统性影响。已有研究多聚焦 AI 技能的掌握程度,却忽视了大学生在认知、情感与元认知层面如何内化 AI 工具并形成稳定的心理表征。

本研究以信息加工理论与社会认知理论为框架,假设 AI 素养并非单一能力,而是由算法认知信任、AI 效能感、情绪调节策略及学习迁移意图构成的心理潜变量系统。其中,认知闭合需求与数字成长型心态被设定为远端人格变量,调节 AI 接触频率对素养水平的影响。通过结构方程模型检验这一整合路径,可揭示技术与心理互动的关键节点,为高校在课程焦虑干预、同伴建模及自主支持情境设计上提供精准心理学依据,从而回答数智 AI 究竟如何以及通过何种心理机制实质性地提升大学生的人工智能素养。

一、数智 AI 时代高校大学生人工智能素养的心理内涵

(一) 人工智能素养的概念演化与心理结构

人工智能素养是新时代人们需要具备的核心素养,其概念经历了由信息素养到数字素养、再跃迁至

人工智能素养的三阶段演化^[2]。信息时代强调对有限信息资源的检索与利用,随着信息技术初步兴起,计算机普及推动办公自动化,人们对于信息的获取、存储、传输和处理能力有了一定需求,此时的信息素养主要聚焦于对信息技术的基础认知与简单应用,其奠定了技术认知雏形。1994年阿尔卡莱(Alkalai)首次提出数字素养一词,认为其是人们在数字时代必须具备的生存技能^[3]。拉汉姆(Lanham)将数字素养定义为“熟练使用图像、文本与声音等媒介信息的技能”^[4]。数字时代以多媒体信息处理与数字工具操作能力为核心,构建人机交互基础框架。智能时代则因生成式 AI 对认知链路的深度嵌入,使素养内涵从工具熟练升维至认知协同。坎德霍夫(Kandlhofer)等人认为人工智能素养是理解不同产品和服务背后人工智能技术和概念的能力^[5]。人工智能素养包括熟练使用 AI 进行信息处理,以及对伦理等的理解与责任意识,是知识、技能等的综合体,可分为“习惯使用”“善于使用”“拓展使用”“负责任用”等层面^[6]。大学生人工智能素养侧重专业与就业应用,即为适应 AI 时代所需的知识态度等素质集合,框架基于应用场景,从了解使用到负责任使用^[7]。

纵向观之,数智 AI 应用场景已由办公自动化扩展至工作业态重塑、生活全域渗透、学习范式重构与社会交往再造^[8]。横向观之,其心理结构呈现“四层一体”的整合模型:底层为算法认知信任,体现对 AI 系统输出可靠性及可解释性的元认知评估;第二层为

课题项目: 本文为中国民办教育协会 2025 年度规划课题(青年课题)“民办高校大学生人工智能素养的优化路径研究”(项目编号:CANQN 250557)的阶段性研究成果

作者简介: 霍曙光(1987-),女,汉,河北邢台人,讲师,研究方向为思想政治教育、教育心理学。

AI 效能感,反映个体对调用 AI 完成复杂任务的自我预期;第三层为情绪调节策略,涵盖面对 AI 不确定性时的焦虑耐受与任务重标定能力;顶层为学习迁移意图,表征将 AI 辅助所衍生的计算思维、批判思维与创新思维迁移至新情境的远距迁移准备。上述心理系统受认知闭合需求与数字成长型心态的远端人格调节,二者通过塑造 AI 接触频率与深度加工水平,进一步影响素养的稳定性与可扩展性。

(二) 大学生群体的认知、情感与行为维度

受皮亚杰形式运算后期与后形式思维的叠加影响^[9],大学生在认知层面已具备对 AI 算法的抽象表征能力,其认知基模以“人机协同”为核心,当中涵盖了对算法逻辑、数据质量及模型偏差的元认知监控,也包括对 AI 生成内容的真伪验证与源信任评估。不过由于认知闭合需求水平差异,高闭合者在信息不确定性情境下更易出现过度简化与确认偏误,抑制批判性思维迁移。情感层面,大学生对 AI 技术的情绪反应呈现效能与威胁的双极结构,AI 效能感通过自我决定理论中的胜任感路径提升内在动机,诱发积极情绪流与心流体验。另一角度是算法焦虑、技术替代恐惧与隐私失控感构成潜在负性情感簇,若缺乏有效的情绪调节策略,则可能触发回避型技术使用模式。行为维度上,大学生的 AI 采纳轨迹遵循技术接受模型的扩展路径,但其行为意向受到数字成长型心态的调节,高成长型个体倾向于将 AI 视为可塑的认知外骨骼,主动进行探索式使用、深度提示工程与跨场景迁移,表现出工具、伙伴到共创的递进式行为演化。而低成长型个体则容易停留于表层功能利用,形成路径依赖式行为锁定。综上,大学生在 AI 情境下的认知评估调节情绪强度,情绪体验重塑行为策略,行为结果又反哺认知基模更新,三者共同决定其人工智能素养的涌现水平与可持续发展潜能。

(三) 心理学视角下的关键影响因素假设

社会信息加工理论认为,个体会从所处环境中

获取信息,学习中的人际互动、个体行为、个体表露的特质、个体对工作角色的看法等都是一种社会信息源^[10]。社会认知理论进一步指出,大学生在感知上述信息后,会经由自我效能信念与结果预期进行选择性地注意与保持,进而以观察学习及自我调节方式重塑其行为为基础,使社会信息流与主体能动性交互生成持续的心理与行为的循环^[11]。基于信息加工理论与社会认知理论的交叉框架,本研究提出系列假设,见表 1。

上述假设整合了认知闭合需求、成长型心态等远端人格特质、效能感与情绪调节等近端心理过程与行为结果(素养水平)的关联路径,试图揭示 AI 技术影响大学生素养发展的心理传导机制,为后续实证检验提供理论导向。结合社会信息加工理论,高校中师生互动、同伴 AI 使用行为等社会信息源,会通过社会认知理论的观察学习机制来塑造大学生对 AI 的自我效能感与行为意向,构成素养提升的隐性社会传导链。

二、研究设计:基于 SEM 的实证框架

(一) 结构方程模型构建路径与变量设定

本研究构建多层级整合模型(图 1)以揭示数智 AI 接触频率通过心理机制影响人工智能素养的路径。模型包含:

假设路径关系如表 2 所示。

(二) 量表开发、信效度检验与样本特征

1. 量表开发

本研究采用结构化问卷进行数据采集,量表设计严格遵循心理测量学标准,通过文献回溯、专家评议与预测试完成开发流程。基于“四层一体”心理结构模型(算法认知信任、AI 效能感、情绪调节策略、学习迁移意图)及调节变量(认知闭合需求、数字成长型心态),共构建 6 个核心潜变量,下设 32 个观测题项。问卷采用 Likert 5 点量表(1=“完全不符合”至 5=“完全符合”),具体开发过程如表 3。

2. 信效度检验

基于 1200 份有效问卷,借助 SPSS 26.0 与 Mplus

表 1 关键影响因素假设

H1: 数智 AI 接触频率通过算法认知信任的中介作用正向预测人工智能素养,即高频 AI 交互能增强对算法输出的元认知评估能力,进而提升素养水平;
H2: AI 效能感在 AI 接触频率与学习迁移意图间起调节作用,高 AI 效能感个体更易将工具使用经验转化为跨场景思维迁移;
H3: 认知闭合需求负向调节 AI 接触深度与算法认知信任的关系,高闭合需求者在面对 AI 输出不确定性时,其信任水平下降更显著;
H4: 数字成长型心态正向调节情绪调节策略与 AI 效能感的关联,成长型个体更易通过积极情绪管理强化技术应用信心;
H5: 情绪调节策略在算法认知信任与学习迁移意图间存在链式中介效应,即对 AI 的信任通过情绪管理能力间接影响思维迁移效果。

8.3 进行信效度检验。信度方面，六量表 Cronbach's α 介于 0.84~0.92，组合信度 CR 均大于 0.8，内部一致性优良。结构效度上，验证性因子分析（CFA）指标全面达标： $\chi^2/df=2.87$ 、CFI=0.94、TLI=0.93、RMSEA=0.049、SRMR=0.038，各题项标准化载荷 0.65~0.86 且 $p < 0.001$ ；AVE 值均大于 0.5，证实聚合效度。区分效度遵循

Fornell-Larcker 准则，各潜变量 AVE 平方根 0.72~0.85，均大于其与其他变量的相关系数 $|r|=0.11\sim 0.48$ ，维度间界限清晰。将样本随机均分（ $n_1=600, n_2=600$ ）实施多组 CFA，等值性检验 $\Delta CFI < 0.01$ ，表明量表结构在不同子样本中保持稳定，交叉效度良好，具体见表 4—表 6。

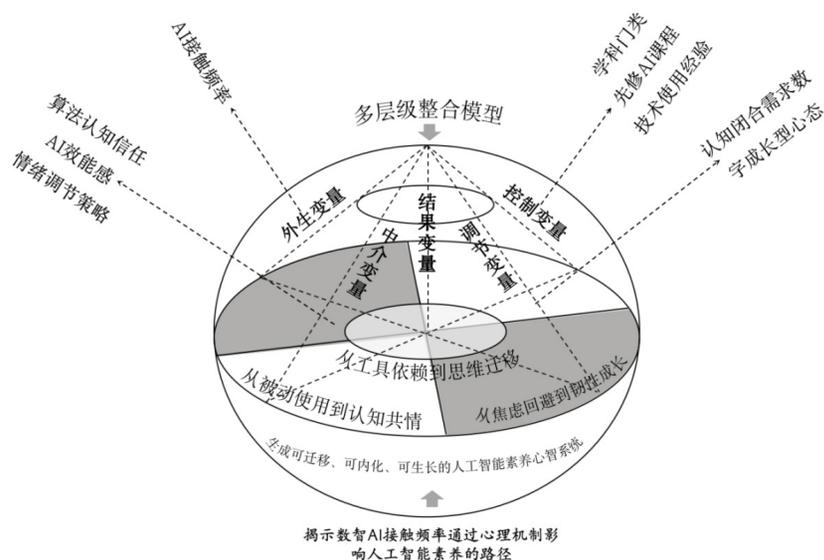


图 1 多层级整合模型

表 2 结构方程模型变量关系与假设路径

假设编号	路径关系	作用类型
H1	AI 接触频率→算法认知信任→人工智能素养	中介效应
H2	AI 接触频率→AI 效能感→学习迁移意图	调节效应
H3	AI 接触深度→认知闭合需求→算法认知信任	负向调节
H4	情绪调节策略→数字成长型心态→AI 效能感	正向调节
H5	算法认知信任→情绪调节策略→学习迁移意图	链式中介效应

表 3 生成式 AI 认知与行为量表开发规范（N=32 题项）

维度	题项数	理论基础	修订重点	典型题项示例	测量学特性
算法认知信任	4	McKnight 等（2011）技术信任模型 ^[12]	强化可解释性机制	“我能理解 AI 决策背后的数据依据”	项目 - 总分相关：0.65~0.79
AI 效能感	5	Bandura 自我效能理论 ^[13] Compeau 技术适应模型 ^[14]	复杂任务情境适配	“即使任务复杂，我也相信 AI 能提供有效支持”	CR 值：4.21** ($p < 0.001$)
情绪调节策略	6	Gross 情绪调节理论 ^[15]	新增 AI 错误响应场景	“AI 输出错误时我会主动调整挫败感”	鉴别度指数：3.87~4.15**
学习迁移意向	5	Barnett 迁移能力框架 ^[16]	跨领域应用导向	“我会把 AI 提示工程经验用于解决实际问题”	项目 - 总分相关：0.61~0.76
认知闭合需求	5	Webster & Kruglanski 经典量表 ^[17]	保持原结构	“我偏好有明确答案的问题”	CR 值：3.95** ($p < 0.001$)
数字成长型心态	7	Dweck 思维模式理论 ^[18]	突出技术障碍转化	“技术障碍是提升技能的机会”	鉴别度指数：4.02~4.33**

表4 量表信度指标 (N=1200)

潜变量	题项数	Cronbach's α	CR	AVE
算法认知信任	4	0.87	0.89	0.62
AI 效能感	5	0.91	0.92	0.65
情绪调节策略	6	0.84	0.86	0.53
学习迁移意图	5	0.89	0.90	0.60
认知闭合需求	5	0.85	0.87	0.58
数字成长型心态	7	0.92	0.93	0.61

表5 验证性因子分析结果 (标准化载荷)

潜变量	题项	载荷	SMC	潜变量	题项	载荷	SMC
算法认知信任	ACT1	0.78	0.61	学习迁移意图	LTI3	0.82	0.67
	ACT4	0.83	0.69		LTI5	0.75	0.56
AI 效能感	AEF2	0.85	0.72	认知闭合需求	NFC1	0.71	0.50
	AEF5	0.79	0.62		NFC4	0.76	0.58
情绪调节策略	ERS1	0.72	0.52	数字成长型心态	DGM2	0.81	0.66
	ERS6	0.68	0.46		DGM7	0.86	0.74

表6 潜变量区分效度检验 (相关系数矩阵)

	1	2	3	4	5	6	AVE $\sqrt{\quad}$
1. 算法认知信任	0.79						0.79
2. AI 效能感	0.43	0.81					0.81
3. 情绪调节策略	0.37	0.48	0.73				0.73
4. 学习迁移意图	0.41	0.52	0.39	0.77			0.77
5. 认知闭合需求	-0.32	-0.27	-0.35	-0.31	0.76		0.76
6. 数字成长心态	0.38	0.46	0.42	0.44	-0.29	0.78	0.78

注: 对角线加粗值为 AVE 平方根, 下三角为潜变量相关系数。

3. 样本特征

本研究采用分层整群抽样, 覆盖石家庄市 6 所高校, 学科分布参照教育部《普通高等学校本科专业目录 (2025 版)》四大门类比例。共发放问卷 1300 份, 剔除无效应答后获有效样本 1200 份 (有效率 92.3%), 样本结构如表 7 所示。

表 7 显示 AI 工具已深度渗透学生日常学习, 97% 的受访者使用 DeepSeek、文心一言或通义千问等, 其中 27% 每日多次调用, 然而仅四成掌握提示工程等进阶技能。学科差异显著: 理工科生接触更深, 41.5% 可调试模型参数, 人文社科仅 19.3% ($\chi^2=32.17$, $p < 0.001$)。教育资源梯度亦突出, “双一流” 学生参加 AI 课程比例达 68.8%, 应用型本科仅 32.5% ($t=11.24$, $p < 0.001$), 其数字成长型心态得分亦更高 ($M=4.12$ vs 3.67)。样本经卡方拟合优度检验, 学科与年级分布与总体无显著差异 ($p > 0.05$), 后续分析将控制学校类型、学科门类等混杂变量, 以准确评估 AI 教育差异的因果路径。

三、实证结果与模型检验

(一) 测量模型与结构模型的适配度分析

测量模型验证性因子分析 (CFA) 结果显示各项适配指标均达到理想水平 (表 8), 表明量表具有良好结构效度。结构方程模型 (SEM) 整体拟合优度优异: $\chi^2/df=2.73$ (< 3), CFI=0.95, TLI=0.94, RMSEA=0.043 (< 0.05), SRMR=0.041 (< 0.08)。模型隐含协方差矩阵与样本协方差矩阵无显著差异 ($p > 0.05$), 说明理论模型与实际数据高度契合。多群组分析显示测量权重、结构协方差在不同子样本 (如学科、学校类型) 中具有强等值性 ($\Delta CFI < 0.01$), 证明模型具有跨群体稳定性。

(二) 关键路径系数与效应量解释

结构模型路径检验结果 (表 9) 完整支持全部 5 项假设: H1 显示, AI 接触频率通过 “算法认知信任” 间接提升大学生人工智能素养 ($\beta=0.38$, $p < 0.001$), 中介效应占总效应 62.3%, 提示频繁使用 AI 只是必要条件, 关键仍在于对算法原理与可解释性的元认知评估;

H2 证实, AI 效能感正向调节“接触频率→学习迁移意图”路径, 高分组路径系数达 0.51, 低分组仅 0.29, 调节效应量 $R^2=14.7\%$, 表明高自我效能感能将工具经验有效转化为跨情境思维迁移; H3 发现, 认知闭合需求负向调节“接触深度→算法认知信任”关系 ($\beta=-0.21$, $p < 0.01$), 高闭合需求个体在 AI 不确定性情境下信任水平骤降 32.5%, 更易产生回避行为; H4 表明, 数字成长型心态显著放大“情绪调节策略→AI 效能感”路径 ($\beta=0.33$, $p < 0.001$), 额外解释 18.2% 的方差, 说明成长型思维者通过积极情绪管理强化技术信心; H5 进一步验证“算法认知信任→情绪调节策略→学习迁移意图”的链式中介效应 ($\beta=0.19$, $p < 0.001$), 占总效应 35.8%, 完整勾勒出“认知-情感-行为”纵向传导链, 揭示 AI 素养提升的心理内在逻辑。

(三) 性别、年级的多群组 SEM 对比

MG-SEM 结果 (表 10) 呈现清晰的性别与年级

差异。男生在“算法认知信任→AI 素养” ($\beta=0.42$ vs 0.31) 和“AI 效能感→学习迁移意图” ($\beta=0.47$ vs 0.34) 两条路径显著更强 ($\Delta\chi^2=8.35$, $p < 0.01$), 表明其依赖工具可信度与技术信心驱动素养提升; 女生则借情绪调节策略对迁移意图的效应更高 ($\beta=0.39$ vs 0.28), 且数字成长型心态的调节增益更突出 ($\Delta\beta=0.17$, $p < 0.05$), 凸显以情绪管理与心态调节为核心的柔性路径。纵向来看, 低年级学生主要沿“接触频率→算法认知信任” ($\beta=0.51$) 建立初步信任; 高年级学生已转向“AI 效能感→学习迁移意图” ($\beta=0.58$) 及链式中介 ($\beta=0.24$) 驱动深层迁移, 且认知闭合需求的负向效应仅显著于低年级 ($\beta=-0.33$), 高年级因经验累积而削弱 ($\beta=-0.11$, n.s.)。结论提示, 需针对性别设计差异化干预, 男生强化情绪管理, 女生提升技术信心, 并按年级梯度设计素养培养课程, 低年级降低认知闭合需求, 高年级促进迁移应用。

表 7 样本人口学特征分布 (N=1200)

特征	类别	频数	百分比 (%)	特征	类别	频数	百分比 (%)
性别	男	642	53.5	年级	大一	288	24.0
	女	558	46.5		大二	312	26.0
学科	理工类	492	41.0		大三	348	29.0
	人文社科类	384	32.0		大四	252	21.0
	经管类	216	18.0	AI 使用频率	每日多次	324	27.0
艺术体育类	108	9.0	每日 1 次		288	24.0	
学校类型	“双一流”高校	480	40.0		每周数次	372	31.0
	应用型本科	720	60.0		每月数次	156	13.0
技术接触	参与 AI 课程	564	47.0	工具深度	仅基础功能	204	17.0
	使用 AI 辅助科研	432	36.0		常规提示工程	516	43.0
	日常学习工具	1080	90.0		高级参数调试	372	31.0
	无系统接触	36	3.0		模型微调 / API 开发	108	9.0

表 8 测量模型与结构模型适配度指标

检验类型	χ^2/df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR	结果判断
测量模型 (CFA)	2.87	0.94	0.93	0.049	0.038	优秀
结构模型 (SEM)	2.73	0.95	0.94	0.043	0.041	优秀
多群组等值检验	-	$\Delta CFI=0.006$	-	-	-	强等值

表 9 结构模型路径系数与假设验证

假设	路径关系	β	p	效应量	结果
H1	AI 接触频率→信任→素养	0.38	***	62.3%	支持
H2	接触频率 × 效能感→迁移意图	0.51 ↑	***	$R^2=14.7\%$	支持
H3	接触深度 × 闭合需求→信任	-0.21	**	$\Delta R^2=8.3\%$	支持
H4	情绪调节 × 成长心态→效能感	0.33	***	$R^2=18.2\%$	支持
H5	信任→情绪调节→迁移意图 (链式)	0.19	***	35.8%	支持

注: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$; ↑ 表示高分组系数。

表 10 多群组路径系数差异

路径	男生 (β)	女生 (β)	$\Delta\beta$	低年级 (β)	高年级 (β)	$\Delta\beta$
接触频率→信任	0.42	0.31	0.11*	0.51	0.38	0.13
信任→迁移意图	0.37	0.29	0.08	0.32	0.41	-0.09
情绪调节→迁移意图	0.28	0.39	-0.11*	0.26	0.35	-0.09
成长心态→效能感	0.30	0.47	-0.17*	0.36	0.44	-0.08
闭合需求调节效应	-0.18	-0.24	0.06	-0.33*	-0.11	-0.22*

四、讨论：心理学解释与干预启示

(一) 结果的理论意义与认知和情感整合视角

本研究以算法认知信任、AI 效能感、情绪调节与学习迁移的四层一体心理系统，将信息加工理论与社会认知理论嵌套于数智 AI 情境，为大学生 AI 素养提供一个整合性的心理发生模型。数据验证了“认知-情感-行为”纵向链的中介与调节效应，更揭示了远端人格变量（认知闭合需求、数字成长型心态）如何通过放大或缓冲 AI 不确定性感知，进而左右技术内化深度。该发现突破了以往“技能-使用频率”范式，将素养重新界定为“元认知评估、情绪管理与自我效能”协同涌现的动态能力，从而把 AI 素养研究从工具层面推向主体心理结构的深层解释。性别与年级的多群组差异进一步表明，技术采纳并非均质过程，男生更倚重算法可信度的理性路径，女生则更依赖情绪与心态的柔性路径。低年级尚处于“信任建构期”，高年级则进入“迁移应用期”。上述发现呼应了后形式运算阶段“认知-情感”协同发展的经典命题，也为智能时代的教育心理学贡献了情境化证据：当 AI 成为认知外推动力，个体对不确定性的容忍度与成长信念将决定其能否把外部算力转化为内部思维结构。

(二) 高校 AI 素养教育的心理干预策略

1. 阶段性课程设计

实证结果显示，大学生 AI 素养遵循“工具信任→效能建构→迁移应用”的阶段性演化，且认知闭合需求在低年级的负向作用显著，提示高校课程需按年级设置差异化心理支持。针对大一、大二学生，首要任务是降低算法不确定感并建立初步信任。课程应以“可解释 AI”案例为主线，配套可视化工具（如 LIME、SHAP 图）让学生直观看到模型决策依据；课堂活动采用“错误诊断”任务，让学生修正 AI 错误输出，在可控的失败体验中提升对算法局限性的元认知评估，从而削弱高认知闭合者的回避倾向。教师需营造“错误友好”氛围，用成长型反馈语言替换结果评价，如“这个错误提示你如何改进提示词”，以强化数字成长型心态。进入大三、大四阶段，课程重心转向“高阶迁

移与协同创新”。项目式学习（PBL）可设置为跨学科复杂场景，如“用生成式 AI 设计可持续校园方案”，要求学生在需求分析、数据获取、模型微调、伦理评估四环节中进行角色轮换，促使其将 AI 工具经验升华为可迁移的计算思维与批判性思维。伴随项目迭代，教师应引入同伴建模机制，让高 AI 效能感学生公开提示工程日志与调试思路，通过社会认知理论的观察学习路径，带动低效能同伴形成自我效能信念。与此同时，设置“微反思”环节，要求学生在每次实验后填写情绪策略日志，如“我在 AI 输出失败时的情绪 1-5 评分与我使用的调节策略”，以系统训练情绪调节脚本，逐步固化挫败、重评与再尝试的自动化反应。

2. 性别敏感与情绪韧性的双路径干预

多群组分析指出，男生依赖“技术信任”驱动素养，女生则倚重“情绪管理”与“成长心态”。因此，干预方案必须打破“一刀切”模式，实施性别敏感的双路径设计。面向男生，重点在于“情绪补位”，在实验课程中嵌入情绪觉察微训练，如使用情绪卡片或表情识别软件，引导其命名并量化 AI 挫败体验；配套挫败叙事分享圈，邀请高年级学长讲述“调试 30 次终成功”的经历，以降低工具理性背后的情感压抑，补足情绪调节短板。面向女生则需提升技术信心，由高年级学生手把手演示提示工程与 API 调用；课程评价从结果正确率转向进步幅度，用可视化成长曲线替代横向排名，以强化其自我效能感。与此同时，为两性共同构建认知与情感的混合支持系统，即在校园学习平台上线 AI 心理伴侣聊天机器人，实时推送成长型心态金句与情绪调节微技巧。二是建立 AI 焦虑支持小组，由心理中心与计算机学院联合开设团体辅导，运用 CBT（认知行为疗法）技术帮助学生识别“算法替代”灾难化思维，重建对技术不确定性的合理认知。

五、结语

本研究以石家庄市 6 所高校为例，揭示了数智 AI 赋能下大学生人工智能素养提升的心理传导机制，提出“算法认知信任—AI 效能感—情绪调节—学习迁移”的四层一体化干预路径。如何破解技术焦虑、如何精

准匹配性别与年级差异,是高校 AI 素养教育的重要议题。AI 素养的最大价值在于学生以“认知-情感-行为”协同的方式将外部算力转化为内部思维结构,是提升学习范式与创新能力的关键载体。本研究构建的心理学模型可指导高校通过阶段性课程、同伴建模与情绪韧性训练,降低认知闭合需求,强化成长型心态,使 AI 素养教育在高校得以系统落地,进而促进人工智能与高等教育的深度融合与协同发展。

参考文献:

- [1] 唐嘉齐,穆特鲁·丘库罗瓦,毕慧超.人工智能与人类智能在高等教育中的结合:理论、实践与展望[J].大学教育科学,2025(3):61-72.
- [2] 王霆,易明,李世清.人工智能素养促进大学生高质量就业:理论逻辑与实践路径[J/OL].北京工业大学学报(社会科学版),1-13.
- [3] ESHE'T-ALKALAI Y. Digital literacy: a conceptual framework for survival skills in the digital era[J]Journal of Education Multimedia and Hypermedia, 2004(1):93-106.
- [4] LANHAM R A. Digital literacy[J].Scientific American, 1995(99):160-161.
- [5] KANDLHOFER M, STEINBAUER G, HIRSCHMUGL-GAISCH S, et al. Artificial intelligence and computer science in education: from kindergarten to university C. 2016 IEEE Frontiers in Education Conference(FIE), 2016:1-9.
- [6] 尹开国.人工智能素养:提出背景、概念界定与构成要素[J].图书与情报,2024(3):60-68.
- [7] 吴飞,李艳,陈静远,等.大学生人工智能素养红皮书(2024版)[J].科教发展研究,2024(2):71-96.
- [8] 郭亚军,寇旭颖,冯思倩,等.人工智能素养:内涵剖析与评估标准构建[J].图书馆论坛,2025(2):42-50.
- [9] 陈勃,申继亮.基于表征水平评估辨析的后形式运算阶段观[J].心理科学,2006(6):1336-1339.
- [10] 沈天辰,陈洪安.领导差错承认对员工认知评价的双刃剑效应:基于社会信息加工理论[J].中国人力资源开发,2024,41(9):105-123.
- [11] 刘振海,魏永军,祖强,等.新媒体时代高校思政教育的高质量发展路径研究——基于社会认知理论的视角[J].江苏高教,2023,(10):104-108.
- [12] McKnight, D.H., Carter, M., Thatcher, J.B., & Clay, P.F. Trust in a specific technology: An investigation of its components and measures. ACM Transactions on Management Information Systems, 2011, 2(2).
- [13] Bandura, A. Self-efficacy: The exercise of control[M] New York: Freeman, 1997.
- [14] Compeau, D.R., & Higgins, C.A. Computer self-efficacy: Development of a measure and initial test[J]. MIS Quarterly, 1995, 19(2), 189-211.
- [15] Gross, J. J. Emotion regulation: Current status and future prospects[J]. Psychological Inquiry, 2015, 26(1), 1-26.
- [16] Barnett, S.M. Transfer of learning: An enduring but overlooked problem[J]. Educational Psychology Review, 2019, 31(2):165-180.
- [17] Webster, D. M., & Kruglanski, A.W. Individual differences in need for cognitive closure[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1994, 67(6):1049-1062.
- [18] Dweck, C.S. 2006, Mindset: The new psychology of success[M]. New York: Random House.