

不同类型高校学生生成式人工智能素养发展差异研究

李锐¹ 梁瑜倩² 杜盼盼³ 吴荃莹¹

(1. 南京大学教育研究院, 江苏南京 210023; 2. 北京师范大学社会学院, 北京 100875;
3. 南京大学政府管理学院, 江苏南京 210023)

[摘要] 生成式人工智能鸿沟已成为数字鸿沟的时代延续和主要表征,深刻影响教育公平,然而少有研究关注不同类型高校学生生成式人工智能素养的差异。基于对941名大学生的问卷调查,本研究发现“双一流”高校学生生成式人工智能的技术熟练度、沟通能力、批判性评估、创造性应用和道德能力发展水平,显著高于非“双一流”高校学生;部分非“双一流”高校学生能主动缩小生成式人工智能素养差距;生成式人工智能支持、跨学科学习动机和跨学科学习能力显著正向影响不同类型高校学生的生成式人工智能素养;跨学科学习对非“双一流”高校学生的素养发展贡献更为突出,生成式人工智能支持对“双一流”高校学生素养提升的边际效益更高。因此,本研究建议以人为本架设生成式人工智能素养培育机制,构筑系统化均衡发展生态;完善生成式人工智能支持引导机制,建立立体化技术亲和模式;升级跨学科学习动机和能力交叉机制,深化一体化伦理技术关系。

[关键词] 生成式人工智能素养;数字鸿沟;生成式人工智能支持;跨学科学习;大学生

[中图分类号] G649.2

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2025)04-0085-12

一、问题提出

DeepSeek的横空出世坚定了高校主动融入人工智能的决心。“双一流”高校自主利用生成式人工智能的开源模型开发智能体,在短时间内率先接入和部署本地“DeepSeek满血版”,利用科技资源优势组织生成式人工智能培训、开发相关教程(陆道坤, 2025),助力师生学习提质、科研增效,

发展生成式人工智能素养。

生成式人工智能素养是个体在与人工智能对话、交互、协作过程中具备的将客观事实、理论知识、实践技能、反思辩证、道德意识结合起来的综合素养(Bartolomé & Garaizar, 2022)。它能促进大学生发展创新思维、加强深度学习和适应智能社会(Chiu et al., 2024),学会与生成式人工智能协同共生,充分挖掘自身的创造潜力,在乌卡时代实现

[收稿日期] 2025-04-10

[修回日期] 2025-06-18

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2025.04.009

[基金项目] 2024年国家社会科学基金一般项目“人工智能赋能视角下‘拔尖计划’本科生的深度学习研究:内涵再构、影响机制与提升策略”(BIA240122)。

[作者简介] 李锐,博士研究生,南京大学教育研究院,研究方向:人工智能教育、智慧教育理论(961975140@qq.com);梁瑜倩,硕士,北京师范大学社会学院,研究方向:心理健康教育;杜盼盼(通讯作者),博士研究生,南京大学政府管理学院,研究方向:人工智能教育(dupanpan1999@126.com);吴荃莹,博士研究生,南京大学教育研究院,研究方向:人工智能教育。

[引用信息] 李锐,梁瑜倩,杜盼盼,吴荃莹(2025). 不同类型高校学生生成式人工智能素养发展差异研究[J]. 开放教育研究, 31(4): 85-96.

自我超越和价值创造(Lim et al., 2023)。提升生成式人工智能素养已成为大学生适应智慧场景,融入“人工智能+”,实现人机协同的必然要求。生成式人工智能素养水平较高的大学生能把各种大模型视为“合作者”而非“规训者”,注重灵活对话的知识获取方式,自觉抵制生成式人工智能技术的风险与“幻觉”,负责任地参与智能时代的教育变革与知识变化。然而,实证研究表明,高校类型影响大学生生成式人工智能素养水平,并导致数字不平等(Vázquez-Madrigal et al., 2024)。生成式人工智能素养不足的大学生可能会对相关技术陌生疏离、一知半解或过度依赖,成为数字赤贫者或弱势群体。鉴于此,本研究试图探讨以下问题:“双一流”与非“双一流”高校学生的生成式人工智能素养是否存在差异?造成这些差异的因素有哪些?这些因素的作用效果和贡献程度如何?

二、文献回顾与分析框架

人工智能对高等教育理念、时空样态和内容模式的变革,引发人们对大学生人工智能素养的关注。人工智能支持与跨学科学习作为两个重要前因变量,影响大学生人工智能素养,不同类型高校学生的人工智能素养呈分化态势。

(一)人工智能支持、跨学科学习对大学生人工智能素养的影响

人工智能支持指大学生运用人工智能技术或工具助力自我知识学习、技能训练等。调查表明,大学生使用人工智能技术的程度、种类、频率与人工智能素养显著正相关,较少接触或低质量使用人工智能技术的学生,其相关素养发展可能受限(周琼等, 2024)。频繁使用人工智能技术能提高大学生的使用经验和熟练程度,使其更容易将理论知识转化为操作技能,增强人工智能素养(崔洪云, 2024)。纵向追踪研究发现,用数字技术进行学习、娱乐、社交等会正向影响数字素养(Hong Kong Education Bureau, 2015)。

人工智能素养本身具有跨学科属性,是在整合多学科知识基础上形成的深层次认识、思考和方法。有研究者指出跨学科的知识获取和学习可有效促进高校学生的人工智能素养发展,并建议教育工作者将多学科知识与人工智能素养结合(托雷·

霍尔等, 2022)。实证研究结果表明,跨学科学习主动性和策略性显著正向影响知识理解、交流能力等(薛仪婷等, 2024),跨学科学习能促进学生对人工智能的概念理解和应用能力(Shi et al., 2025)。系统性综述研究指出,人工智能素养与各种学科知识之间存在内在联系,其培育需要跨学科学习动机和能力(Long & Magerko, 2020)。在实践层面,美国休斯顿大学成立跨学科人工智能素养兴趣小组,引导小组成员在跨学科学习动机和能力的支撑下开展交互讨论,学会负责任地使用人工智能(University of Houston Libraries, 2024)。可见,高校学生开展跨学科学习以动机驱动为前提,依托能力的维持,二者共同作用于高校学生人工智能素养的建构与提升。

(二)不同类型高校学生的人工智能素养现状

“双一流”与非“双一流”高校在政策支持、财政投入、社会网络和数字资源等方面存在差异,学生获取和使用人工智能资源也呈现分化态势。因技术理解和应用能力的差异,生成式人工智能的普遍应用可能导致社会不平等和数字鸿沟,部分群体可能在访问、使用或创建与生成式人工智能相关的技术和内容方面遭遇障碍(Barry & Stephenson, 2025)。实证研究表明,良好的智能技术指导、数字平台建设等外部环境会影响高校学生的技术有用性与易用性感知,进而作用于其使用技术的态度、意向和行为,最终影响人工智能素养(Tuamsuk & Subramaniam, 2017)。张姝等(2024)基于对19所高校3449名学生的调查,发现“双一流”高校具有更完善的信息技术基础设施、更高素养的教师队伍和更先进的技术教学方法,学生也具有较高水平的数字素养。此外,重点大学学生的社会资本优势使其更侧重智能技术的复杂应用,而重点大学学生更倾向于网络社交互动,前者的智能素养也相应更高(赵联飞, 2015)。孙迟瑶(2023)发现高水平大学的学生善于运用人工智能开展自我发展导向的创造性活动,具有更高的智能素养和学习质量。

然而,现有研究存在以下不足:第一,主观论述多,实证分析匮乏;第二,较少从数字正义与数字鸿沟的角度分析不同类型高校学生人工智能素养,也未比较“双一流”和非“双一流”高校学生生成式人工智能素养的差异;第三,人工智能素养影响

因素的整体解析及其贡献差异尚不明晰。

(三) 研究视角与分析框架

高校学生发展理论强调内在转变的自主性发展过程, 重视心理本质、内容和结构, 认为接受高等教育就代表个体能够胜任重要的任务(陆根书等, 2017), 但该理论忽视了高校环境对学生发展的影响。院校影响力模型关注高校学生发展的整体性, 将高校学习环境与学生发展联系起来。输入—环境—产出等模型揭示了高校特征对高校学生能力发展的影响机制(Astin, 1970)。高校背景与生成式人工智能支持、跨学科学习都属“环境”变量, 会影响学生认知和非认知能力发展。生成式人工智能支持依赖大学提供的数字知识、数字设施、技术权限和智能环境, 如美国一流大学要求教师要为学生讲解 ChatGPT 的用途和局限, 技术部门要为学生提供各种技术支持(刘盛, 2023)。同时, 跨学科学习是高校学生学习投入的一种表现形式, 而学习投入在阿斯汀(Astin, 1970)看来是受其他学校环境因素影响的中间变量, 会推动学生能力发展。恰如斯莱文(Slavin, 2003)指出的, 学校环境是影响个体发展的主要因素。本研究立足高校学生生成式人工智能支持、跨学科学习组成的环境要素, 探讨不同类型高校学生生成式人工智能素养的差异与影响路径。基于院校影响力模型, 本研究试图勾勒不同类型高校学生生成式人工智能素养和能力差异化的分析框架(见图1), 并提出以下研究假设:

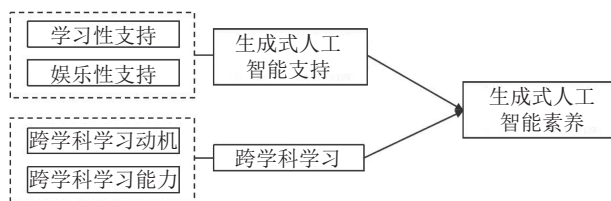


图1 不同类型高校学生生成式人工智能素养的分析框架

H1: “双一流”高校学生生成式人工智能素养发展水平高于非“双一流”高校学生。

H2: 生成式人工智能支持和跨学科学习是造成不同类型高校学生生成式人工智能素养差异的主要因素。

H3: 生成式人工智能支持与跨学科学习的学习动机和学习能力对不同类型高校学生生成式人

工智能素养的作用强度不同。

三、研究设计

(一) 数据来源

本研究基于2025年编制的“高校学生生成式人工智能素养调查问卷”, 按照目的性抽样和分层抽样原则, 向14所高校的学生发放问卷(其中, “双一流”高校6所, 非“双一流”高校8所), 共回收问卷1412份(有效问卷941份, 有效率66.64%)。其中, “双一流”高校学生609人, 占64.72%; 非“双一流”高校学生332人, 占35.28%(见表1)。

表1 不同类型高校样本分布

变量名	选项	“双一流”高校		非“双一流”高校	
		N	百分比(/%)	N	百分比(/%)
性别	男	281	46.14	118	35.54
	女	328	53.86	214	64.46
学科	人文社科类	129	21.18	120	36.14
	理工农医类	480	78.82	212	63.86
生源地	农村	195	32.02	182	54.82
	城市	414	67.98	150	45.18

(二) 研究工具

1. 生成式人工智能支持量表旨在测量高校学生运用人工智能技术或工具助力知识学习、技能训练的水平。量表改编自文卡塔斯等(Venkatesh et al., 2016)的技术接受与使用模型, 并参考王思遥等(2024)的生成式人工智能支持量表, 涉及学术性支持和娱乐性支持两个维度(10道题)。量表的Cronbach's α 为0.901, 信度较好。

2. 跨学科学习量表旨在测量高校学生学习和整合多学科知识、方法、视角的驱力和能力。量表改编自拉图卡(Lattuca, 2012)的跨学科能力量表, 包括跨学科学习动机和跨学科学习能力两个维度(共12道题, 前者7道题, 后者5道题)。跨学科学习动机和学习能力的Cronbach's α 分别为0.905和0.894, 信度较好。

3. 生成式人工智能素养量表旨在测量高校学生生成式人工智能相关知识、使用技能和伦理意识等。量表改编自生成式人工智能素养量表(Lee & Park, 2024), 包括技术熟练度、批判性评估、沟通能力、创造性应用和道德能力五个维度(25题)。

量表的 Cronbach 系数 α 值在 0.808~0.893 之间, 信度较好。

上述量表采用 1 到 5 分正向计分, 分值越高表示学生该方面能力越强或素养越高。此外, 本研究借鉴周琼等(2024)的做法, 将性别、家庭背景、年级、学科专业等因素纳入控制变量。

(三) 分析方法

1. 独立样本 t 检验

本研究利用独立样本 t 检验及效应量 Cohen's d 考察不同类型高校学生生成式人工智能素养差异。独立样本 t 检验常用于评估学生表现差异, 但无法判断差异的显著程度。本研究利用该方法探究不同类型高校学生生成式人工智能素养总分和子维度得分的平均值是否存在显著差异, 进而借用效应值 Cohen's d 揭示差异的显著程度。Cohen's d 效应量的值越大, 表示差异越显著。学界一般认为 0.2 以下为差异较小, 0.2~0.4 为中小程度差异。

2. 普通最小二乘法多元回归模型

本研究旨在建立多个自变量对因变量的影响模型。各子维度得分和为生成式人工智能素养(连续变量), 更适宜采取普通最小二乘法多元回归模型。本研究将个体先赋特征、家庭背景特征和学校专业特征作为控制变量纳入模型, 方程表达如下:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 Sup_i + \beta_2 Ilm_i + \beta_3 Ilc_i + \beta_4 SB_i + \varepsilon$$

其中, Y_i 表示高校学生生成式人工智能素养, Sup_i 表示生成式人工智能支持, Ilm_i 表示跨学科学习动机, Ilc_i 表示跨学科学习能力, SB_i 表示高校学生个体背景方面的控制变量, ε 为残差项。

3. 夏普利分解

普通最小二乘法多元回归模型估计结果能展现各变量对高校学生生成式人工智能素养的影响效应, 但无法得到不同影响因素的相对贡献率。基于回归方程的夏普利(Shapley)分解可将因变量的不平等转化为自变量的贡献, 即量化各解释变量对因变量的不同贡献(Shorrocks, 2013), 能揭示不同类型高校学生生成式人工智能素养影响机制的异同, 并比较各解释变量对结果变量的贡献率, 估算不同特征变量的相对重要性。

4. 倾向得分匹配估计

倾向得分匹配法(propensity score matching, PSM)具有准实验设计特征。它可利用观测数据构

造对照组, 使对照组和实验组对象在主要指标上没有统计差异, 从而解决自选择偏差问题和保障模型估计结果的稳健性。本研究使用倾向得分匹配时, 将样本是否为“双一流”高校学生作为分组变量, 采用近邻匹配和核匹配等方法, 度量高校背景差异带来的处理效应, 最后计算得到“平均处理效应”(average treated effect, ATT)。分析结果不仅能补充普通最小二乘法的回归结果, 还能验证夏普利分解的影响路径。

四、研究发现

(一) 不同类型高校学生生成式人工智能素养的差异

本研究通过独立样本 t 检验揭示不同类型高校学生生成式人工智能素养的分布及各分位点的差距(见图 2)。在生成式人工智能素养得分的不同分位点上, “双一流”高校学生的均值整体高于非“双一流”高校学生。从 Q10 到 Q20 分位点, 不同类型高校学生生成式人工智能素养差距呈扩大趋势; 从 Q20 到 Q40 分位点, 差距几乎不变; 从 Q40 到 Q80 分位点, 差距逐渐缩小甚至在 Q80 近乎相交; Q80 后差距又拉大。这表明, 在生成式人工智能素养的中低分位数区间, “双一流”和非“双一流”高校学生人工智能素养的分化较严重; 在中高分位数段, 非“双一流”高校学生可能凭借对数字技术的驯化(邓琬稣等, 2024)以及挖掘其他资源, 缩小与“双一流”高校学生在生成式人工智能素养方面的差距。两者在最高分位值 Q90 差距拉大可能导致“天花板效应”。独立样本 t 检验结果显示(见表 2), 非“双一流”高校学生的技术

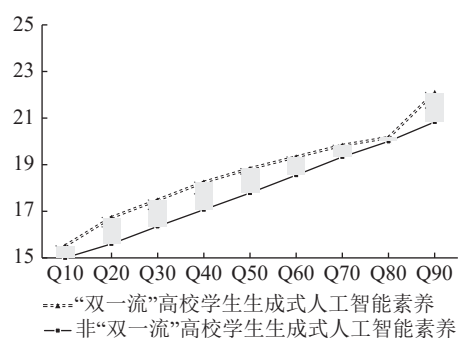


图 2 各分位点不同类型高校学生生成式人工智能素养差距

熟练度、沟通能力、批判性评估、创造性应用、道德能力值和生成式人工智能素养总值,均显著低于“双一流”高校学生。运用Cohen’s *d* 计算和分析变化幅度,本研究发现生成式人工智能素养子维度的Cohen’s *d* 大于0.2,表明组间差异有实际意义。不同类型高校学生差异度最高的是沟通能力,其差异幅度的大小排序为:沟通能力>道德能力>批判性评估>创造性应用>技术熟练度。这足以说明生成式人工智能已深度渗入高校学生生活,且“双一流”高校学生的高层次生成式人工智能素养表现更优。综上可以看出,不同类型高校学生生成式人工智能素养差异具有统计显著性和实际效应,研究假设1得到验证。

(二)不同类型高校学生生成式人工智能素养差异形成机制

本研究基于普通最小二乘法多元回归模型评估高校学生生成式人工智能素养影响因素(见表3)。模型1仅加入性别、家庭背景、年级和专业等人口学变量。逐步回归结果表明,在分别加入生成式人工

智能支持和跨学科学习变量后,模型1至模型3对高校学生生成式人工智能素养的解释力显著提升。其中,生成式人工智能支持显著正向影响高校学生生成式人工智能素养($\beta=0.267, p<0.001$);跨学科学习动机和跨学科学习能力显著正向影响高校学生生成式人工智能素养($\beta_1=0.169, \beta_2=0.207, p<0.001$),研究假设2得到验证。模型4和模型5展示了“双一流”和非“双一流”高校学生生成式人工智能素养影响因素的多元线性回归结果。对比模型4和模型5,本研究发现非“双一流”高校学生样本中,人口学变量的影响效应不显著,而“双一流”高校学生存在性别和家庭背景的异质性。同时,“双一流”高校学生生成式人工智能支持的系数高于非“双一流”高校学生($\beta=0.343>0.150$)。这表明生成式人工智能支持对提高“双一流”高校学生的生成式人工智能素养具有更高的边际效益。跨学科学习能力对非“双一流”高校学生的重要性似乎更强,其影响效应显著且高于“双一流”高校学生($\beta=0.280, p<0.001$)。总之,“双一流”高校和非“双一流”

表 2 不同类型高校学生生成式人工智能素养差异

变量	均值 ± 标准差		<i>t</i> 检验	Cohen’s <i>d</i>
	“双一流”高校学生	非“双一流”高校学生		
技术熟练度	3.588±0.696	3.436±0.686	3.214**	0.219
沟通能力	3.861±0.568	3.618±0.667	5.880***	0.401
批判性评估	3.617±0.642	3.449±0.685	3.753***	0.256
创造性应用	3.812±0.604	3.655±0.666	3.680***	0.251
道德能力	3.867±0.625	3.657±0.673	4.784***	0.326
生成式人工智能素养总值	18.745±2.512	17.816±2.952	5.095***	0.346
N	609	332	—	—

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

表 3 不同类型高校学生生成式人工智能素养影响因素普通最小二乘法回归模型

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
性别	-0.074*(0.036)	-0.090**(0.033)	-0.057(0.030)	-0.007(0.063)	-0.067*(0.032)
家庭背景	0.061**(0.021)	0.049**(0.019)	0.021(0.017)	-0.049(0.037)	0.049**(0.018)
年级	-0.013(0.019)	-0.006(0.017)	-0.004(0.016)	-0.026(0.031)	0.013(0.017)
专业	0.016(0.020)	-0.002(0.018)	0.013(0.016)	0.011(0.031)	-0.004(0.018)
生成式人工智能支持	—	0.359*** (0.024)	0.267*** (0.023)	0.150*** (0.043)	0.343*** (0.027)
跨学科学习动机	—	—	0.169*** (0.033)	0.145* (0.074)	0.150*** (0.034)
跨学科学习能力	—	—	0.207*** (0.029)	0.280*** (0.066)	0.169*** (0.030)
常数项	3.593*** (0.110)	2.296*** (0.132)	1.205*** (0.148)	1.561*** (0.305)	1.108*** (0.159)
<i>R</i> ²	0.015	0.204	0.331	0.208	0.431

高校学生的生成式人工智能支持、跨学科学习动机、跨学科学习能力均显著正向影响生成式人工智能素养发展。

(三) 不同类型高校学生生成式人工智能素养影响机制的差异分析

为探索生成式人工智能支持和跨学科学习对不同类型高校学生生成式人工智能素养的贡献,本研究利用夏普利分解方法,揭示不同类型高校学生生成式人工智能素养影响机制的异同(见表4)。在人口学变量方面,性别、家庭背景、年级和专业对生成式人工智能素养的贡献度较小,且解释力无明显差异。值得关注的是,在生成式人工智能支持、跨学科学习动机、跨学科学习能力三个自变量中,对“双一流”高校学生生成式人工智能素养解释力最强的是生成式人工智能支持,最弱的是跨学科学习动机,贡献值大小排序为:生成式人工智能支持(50.35%)>跨学科学习能力(23.57%)>跨学科学习动机(22.34%);对非“双一流”高校学生生成式人工智能素养解释力最强的为跨学科学习能力,最弱的为生成式人工智能支持,贡献值大小排序为:跨学科学习能力(47.08%)>跨学科学习动机(31.63%)>生成式人工智能支持(18.05%)。这三个自变量对不同类型高校学生生成式人工智能素养的解释力差异明显。研究假设3得到验证。此外,生成式人工智能支持可能是“双一流”高校学生和非“双一流”高校学生生成式人工智能素养差距的主要成因,这和本研究强调的“双一流”高校有丰富的人工智能资源相呼应。

表4 不同类型高校学生生成式人工智能素养的夏普利值比较

自变量	百分比(估计值)	
	“双一流” 高校学生(%)	非“双一流” 高校学生(%)
性别	1.08	0.12
家庭背景	2.47	1.78
年级	0.07	1.07
专业	0.11	0.27
生成式人工智能支持	50.35	18.05
跨学科学习动机	22.34	31.63
跨学科学习能力	23.57	47.08
累计	100	100

(四) 倾向得分匹配稳健性检验

1. 平衡性检验与共同支撑假设检验

为减少选择性偏差和混杂变量对因变量的影响,本研究利用倾向得分匹配法对前文的分析结果进行稳健性检验,分别将“双一流”高校学生和非“双一流”高校学生设定为对照组和处理组,依循基于协变量的逻辑回归模型(Logit)计算高校学生个体的倾向得分,并将处理组和对照组进行匹配,再检验匹配后的数据是否平衡,即采用近邻匹配法(k=1)和核匹配法(Kernel=0.03),检验不同类型高校学生生成式人工智能素养得分。匹配前,不少变量的标准化偏差值超过10%,甚至达到37.7%(生成式人工智能支持)、37.2%(年级)、-37.4%(性别),这表明两类高校学生之间存在较严重的样本不匹配。匹配后所有协变量的标准化偏差值大幅下降且远小于10%,所有控制变量及跨学科学习能力在匹配后接近0,且多数变量的误差消减程度在80%以上(见表5)。倾向得分匹配核密度函数图是对共同支撑假设的检验(见图3)。不同类型高校学生的倾向得分有共同取值范围,两者之间出现明显的接近与重合,这进一步表明匹配效果较好。

2. 匹配结果

倾向得分匹配结果显示(见表6),匹配前,“双一流”高校学生生成式人工智能素养高出非“双一流”高校学生0.930,且在0.1%水平下差异显著;匹配高校学生的生成式人工智能支持、跨学科学习等变量后,平均处理效应仅为0.397,且不再显著。这表明生成式人工智能支持、跨学科学习动机和跨学科学习能力自变量是解释不同类型高校学生生成式人工智能素养差异的重要因素。当“双一流”与非“双一流”高校学生在这些维度处同等水平时,他们的生成式人工智能素养的差异不具有统计学的显著性。核匹配与近邻匹配的结果一致,证实了结论的稳健性。

五、结论与讨论

本研究通过普通最小二乘法回归和夏普利分解分析不同类型高校学生生成式人工智能素养的影响机制,并结合倾向得分匹配法进行稳健性检验,发现“双一流”与非“双一流”高校学生的生成式人工智能素养及其影响机制存在显著差异。

表 5 样本匹配后的平衡性检验

匹配变量	处理效应	均值		标准偏误(%)	误差消减(%)	<i>t</i>	<i>p</i>
		处理组	对照组				
性别	匹配前	1.461	1.645	-37.4	99.2	-5.46	0.001
	匹配后	1.468	1.469	-0.3		-0.05	0.960
家庭背景	匹配前	2.796	2.542	30.5	99.6	4.40	0.001
	匹配后	2.787	2.788	-0.1		-0.02	0.981
年级	匹配前	2.865	2.524	37.2	98.2	5.55	0.001
	匹配后	2.874	2.867	0.7		0.12	0.902
专业	匹配前	1.752	1.771	-2.0	83.0	-0.30	0.767
	匹配后	1.742	1.739	0.3		0.06	0.952
生成式人工智能支持	匹配前	3.956	3.708	37.7	90.3	5.60	0.001
	匹配后	3.956	3.980	-3.7		-0.63	0.526
跨学科学习动机	匹配前	3.942	3.870	12.6	41.0	1.84	0.067
	匹配后	3.940	3.897	7.5		1.26	0.208
跨学科学习能力	匹配前	3.704	3.651	8.4	84.8	1.21	0.226
	匹配后	3.699	3.691	1.3		0.21	0.832

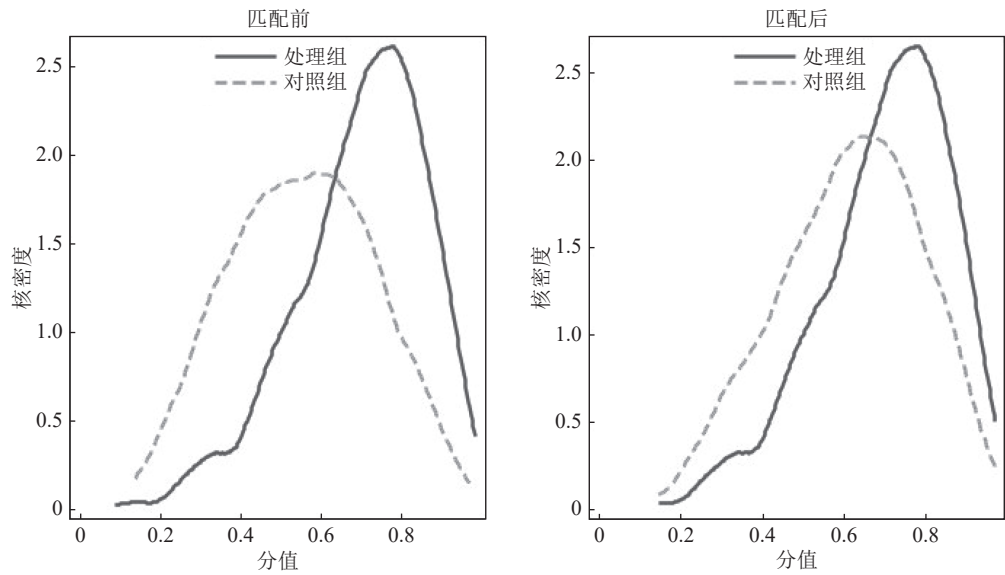


图 3 不同类型高校学生生成式人工智能素养倾向得分匹配核密度函数图

表 6 倾向得分匹配估计结果

匹配方法	近邻匹配			核匹配		
	处理组	对照组	差值	处理组	对照组	差值
未匹配	18.745	17.816	0.930*** (0.183)	18.745	17.816	0.930*** (0.183)
匹配 ATT	18.727	18.330	0.397 (0.303)	18.727	18.276	0.451 (0.244)

注：*、**、***表示分别在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

(一)不同类型高校学生生成式人工智能素养存在较大差异

1. 部分非“双一流”高校学生生成式人工智能素养可能实现“逆袭式”发展

根据 t 检验, 尽管非“双一流”高校学生生成式人工智能素养整体显著低于“双一流”高校学生, 但部分高校学生呈现“逆袭式”发展态势, 主动缩小与“双一流”高校学生生成式人工智能素养的差距。不同类型高校学生人工智能资源获取、创造、配置和运用能力不同, 会对学生的人工智能态度、知识和技能产生直接影响。依托“人工智能+X”跨学科生态、优质师资和课程资源, “双一流”高校学生更易接触和熟练使用前沿人工智能技术, 并享有人工智能相关师资的跨学科知识供给(王树国, 2023), 更可能创造性和道德性地应用人工智能。非“双一流”高校囿于师资、科研力量, 人工智能课程体系、资源平台建设滞后, 学生对人工智能伦理、实践项目的感知并不充分(李贺等, 2023), 导致其素养教育差距拉大(史佳, 2021)。但夏普利值显示, 非“双一流”高校学生跨学科学习对生成式人工智能素养的贡献率近79%, “双一流”高校学生跨学科学习解释力不足20%。这说明非“双一流”高校学生面对学习环境劣势时可能形成一种能力补偿机制。部分高校学生跳出客观环境限制, 主动钻研生成式人工智能运行逻辑和底层知识, 提高生成式人工智能素养。

2. 不同类型高校学生生成式人工智能素养存在“数字鸿沟”

非“双一流”高校学生的生成式人工智能素养水平显著低于“双一流”高校学生, 尤其是沟通能力、道德能力、批判性评估等子维度差异明显, 存在“数字鸿沟”。这与既有研究结论一致, 即高校学生之间的“数字鸿沟”更多与环境有关, 处在有利环境的个体更愿意运用数字技术获得益处(Lebeničnik & Istenič Starčič, 2020), 也会在数字技术的促进下汲取跨学科知识, 养成综合能力和创新素养(邢占军等, 2024)。尽管高校学生已可普遍接触生成式人工智能, 但环境差异仍使部分高校学生成为“数字弱势群体”(孙绍伟, 2024)。具体而言, DeepSeek 等生成式人工智能工具可辅

助高校学生提高学习效率, 搜集学习资料, 但也带来虚假信息、“幻觉”和偏见等问题。国外众多顶尖高校采取“堵不如疏”的包容政策, 支持教师引导学生恰当地使用生成式人工智能(杨逸云等, 2024)。比如, 哈佛大学、康奈尔大学、斯坦福大学等高校发布了全校性生成式人工智能使用指南和具体守则, 甚至还提供自主学习资源、咨询服务和系列课程, 通过提升学生生成式人工智能使用意愿和质量、跨学科知识, 构造“技术向善”的秩序。得克萨斯农工大学通过“如何编写提示词”栏目, 指导学生通过目标选择、场景模拟、同义词替换等方式, 提高提示词的书写技巧和能力, 为学生提供更多水平应用生成式人工智能的支持(Texas A & M University Libraries, 2024)。国内众多“双一流”高校也围绕智能理解、智能应用与创新、智能伦理等开设人工智能素养通识课程, 如北京大学的“从 ChatGPT 谈具身智能与通用人工智能”、四川大学的“ChatGPT: AI 的文艺复兴”(郭淑敬, 2024)。实证研究证实, 高校人工智能通识课程能提高学生的机器学习、监督学习、回归、分类、无监督学习和聚类等概念的认识, 促进其与人工智能有效合作, 增强人工智能素养(Kong, 2021)。相对而言, 非“双一流”高校学生不经常使用数字技术或不参与需频繁使用数字技术的项目(Lebeničnik & Istenič Starčič, 2018)。

(二)不同类型高校学生生成式人工智能素养影响因素的差异机制

1. 生成式人工智能支持对“双一流”高校学生生成式人工智能素养的促进作用更强

研究显示, 生成式人工智能支持对“双一流”与非“双一流”高校学生的生成式人工智能素养存在显著正向影响, 但作用强度有异。夏普利值表明, 生成式人工智能支持对“双一流”高校学生生成式人工智能素养的解释力超过50%, 而对非“双一流”高校学生的解释力不足20%。虽然生成式人工智能的泛在化、开源普及和高校学生数字原住民身份的勾连使生成式人工智能技术似乎“触手可得”, 高校学生业已成为“绑在界面上的人”(李锐等, 2024), 但生成式人工智能的可供性、可及性和可用性往往和高校资源紧密相连,

“双一流”高校学生凭借良好的生成式人工智能支持,具有更高水平的生成式人工智能素养。人工智能技术可帮助学生组织研究、管理项目、解决问题、选择合适的数字资源并作出理性决策。学生使用生成式人工智能技术分析信息,可通过复杂思维来应对问题和表征知识,提高高阶思维能力(李曼丽等, 2025)。已有研究表明,不同层次高校的学生通过生成式人工智能工具获益的水平差异明显,相比于“双一流”高校,非“双一流”高校学生使用生成式人工智能工具,对其自主学习能力和批判性思维的提升程度低(戚佳等, 2024)。“双一流”高校学生更有机会得到生成式人工智能的帮助,使用高质量的技术服务。

2. 跨学科学习动机和能力有助于消解高校学生生成式人工智能素养的差距

跨学科学习动机和能力是非“双一流”高校学生生成式人工智能素养发展的关键影响因素,其贡献率(分别为 31.63%、47.08%)显著高于“双一流”高校学生(分别为 22.34%、23.57%)。跨学科学习动机驱动学生主动摄取多学科知识,增强问题解决、协作与创造能力(黄玲, 2022; 周丽萍等, 2024)。跨学科学习能力强的高校学生能更好地理解 and 勾连不同学科间的知识、经验,不断生成朝向未来的素养(Kachalov et al., 2015)。这意味着高校学生能用学科交叉的视角分析复杂问题,应用多领域、多学科的知识 and 能力处理人工智能时代的难题,形成适宜的数字能力(陈国良等, 2025)。虽然非“双一流”高校的数字基础设施供给、数字资源获取与使用存在不足,学生依然能够凭借跨学科能力,增进对生成式人工智能的理解和使用,缓减数字不平等。

六、对策建议

研究已证实,生成式人工智能支持和跨学科学习对不同类型高校学生的生成式人工智能素养存在显著影响。因此,要缩小高校间学生的“数字鸿沟”,关键在于优化生成式人工智能支持的基本资源,提高使用质量,激发学生的跨学科学习动机与能力,促进知识融合与边界跨越。这需要坚持以人为本的生成式人工智能素养提升策略,规避“数字鸿沟”引发的教育性断裂、公平性湮灭和风险性

侵入。

(一) 架设生成式人工智能素养培育机制, 构筑系统化均衡发展生态

高校学生生成式人工智能素养是推动教育强国建设和教育数字化转型发展的重要基础,需要特别关注生成式人工智能素养弱势群体的发展需求:一是构建多元主体协同培育体系。政府作为高等教育规划领导者,要制定高校学生素养均衡发展政策,加大人工智能素养教育专项投入,推进共享数字平台建设,完善基础设施配置。高校要将生成式人工智能素养嵌入培养目标、教育内容、课程计划、教学实施,通过举办人工智能讲座、沙龙、工作坊,邀请技术专家、企业专业人员,普及人工智能常识与前沿技术、提示词技巧;健全学生生成式人工智能素养发展全过程监测评估体系,将评估结果纳入教师考核,并根据素养培养现状,针对性调整培养方案。社会组织要积极参与非“双一流”高校的人工智能素养教育,通过开展智能文化节、智能素养大赛等,为非“双一流”高校学生提供免费培训、经费保障、设备支持和数字资源。二是重视人文伦理关怀意识涵养。高校要遵循价值对齐原则,主动搜集、制作和宣传人工智能相关规范的文件和资源,帮助学生全面认识人工智能技术的局限性,提升其对人工智能的判断力和驾驭力;注重培养学生正确的技术价值观,防止技术应用偏离人的发展需求。非“双一流”高校要自觉挖掘“DeepSeek+教育”资源,通过内部开发与外部引进人工智能课程资源、数字教学平台、虚拟实验室等,推动学生“做中学”。三是注重素养的阶段性培养。大学生生成式人工智能素养的发展具有累积性和渐进性,高校需合理划分不同阶段素养的发展目标,采取针对性的支持措施,设置系统性、层次性和递进性的能力标准和课程形态。例如,日本高校人工智能人才培养战略分为通识素养、应用基础和行业专家三个层次,在培养目标、课程教学、实施体系和评价方式等方面呈现差异化特征,但又互相联系,共同组成了系统性的人工智能人才培养“金字塔”(牛可心等, 2025)。我国要充分明确科技创新和产业发展对不同类型高校学生人工智能素养的需求,厘清不同层次和类型高校在实施人工智能素养教育中的价值定位和角色立场,避免同质化发展。

(二)完善生成式人工智能支持引导机制,建立立体化技术亲和模式

特别是非“双一流”高校要加强人工智能基础设施建设,优化硬软件配置。这包括结合自身办学特色、发展定位,大力建设、购买或共享数字化教育教学硬件设施;设计更加真实、有用的生成式人工智能应用场景,利用趣味小程序、小游戏等娱乐场景和数字技术体验专区、智慧图书馆等学习场景,激发学生的生成式人工智能使用兴趣。非“双一流”高校还要激发学生寻求生成式人工智能支持的积极性,消除错误认知。这包括建立常态化沟通机制,通过定期座谈会了解师生对人工智能技术的真实想法和使用困惑,据此加大生成式人工智能科研经费投入、推行生成式人工智能能力认证、开展专题培训,提升师生的技术认同感和使用效能感。最后,非“双一流”高校要激活学生使用生成式人工智能的内驱力,强化数字行为,包括组织师生参观生成式人工智能示范性高校,学习其数字资源配置结构、教学模式,观察生成式人工智能使用与支持特点。

(三)升级跨学科学习动机和能力交叉机制,深化一体化伦理技术关系

生成式人工智能素养的塑造不仅需要有效的支持,还需要跨学科学习动机和能力。跨学科学习促进学生形成人本的思维方式、公民意识、伦理判断等软技能,掌握生成式人工智能技术的基础知识、算法设计、提示工程等硬技能(Chan & Hu, 2023)。高校要打破分科教学、课程壁垒,跨学科实践课程,打造立足于技术应用的人文通识课程,设计汇聚不同专业方向学生的人工智能小班研讨课、参访活动,甚至建立人工智能跨学科修读证书制度;桥接生成式人工智能与哲学、伦理学、心理学、教育学等人文社科知识,以人工智能为线索实现多学科、多课程、多价值的横纵联通;帮助学生理解生成式人工智能对伦理、法律、教育、社会、经济的影响,质疑现实世界复杂问题的技术方案,分析技术的潜在风险,从而形塑和保持使用生成式人工智能创新和学习的能

[参考文献]

[1] Astin, A. W. (1970). The methodology of research on college impact, Part one[J]. *Sociology of Education*, 43(3): 223-254.

[2] Bartolomé, J., & Garaizar, P. (2022). Design and validation of a novel tool to assess citizens' netiquette and information and data literacy using interactive simulations[J]. *Sustainability*, 14(6): 3392.

[3] Barry, I., & Stephenson, E. (2025). The gendered, epistemic injustices of generative AI[J]. *Australian Feminist Studies*: 1-21. <https://doi.org/10.1080/08164649.2025.2480927>

[4] Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: perceptions, benefits, and challenges in higher education[J]. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1): 1-18.

[5] Chiu, T. K. F., Chen, Y., Yau, K. W., Chai, C., Meng, H., King, I., Wong, S., & Yam, Y. (2024). Developing and validating measures for AI literacy tests: From self-reported to objective measures[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7(1): 1-10.

[6] 陈国良, 王志强, 方磊(2025). 人工智能时代的计算机通识教育之思考[J]. *中国大学教学*, (3): 4-9.

[7] 崔洪云(2024). 人工智能时代高校研究生数字素养教育优化研究[J]. *情报科学*, 42(9): 142-148+202.

[8] 邓琬稣, 龚思颖, 罗毅(2024). AIGC 驯化路径与反驯化趋势分析: 基于媒介技术视角[J]. *科技传播*, 16(13): 1-5.

[9] 郭淑敬(2024). 我国高校图书馆人工智能素养教育现状调研分析[J]. *高校图书馆工作*, 44(5): 64-74.

[10] Hong Kong Education Bureau(2015). Executive summary of the report on the research study on the pilot scheme on e-learning in schools. [2025-06-20]. https://www.edb.gov.hk/attachment/en/edu-system/primary-secondary/applicable-to-primary-secondary/it-in-edu/Policies/pilot_scheme_exe_sum.pdf.

[11] 黄玲(2022). 博士生跨学科学习经历、科研能力与高校跨学科培养关系探究——跨学科学习动机的中介作用[J]. *中国高教研究*, (3): 24-29+36.

[12] Kachalov, N. A., Kornienko, A. A., Kvesko, R. B., Kornienko, A. A., Kvesko, S., & Chaplinskaya, Y. (2015). Interdisciplinary competences and their status role in the system of higher professional education[C]// *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. 206: 429-433.

[13] Kong, S. C., Man, Y. C. W., & Zhang, G. (2021). Evaluation of an artificial intelligence literacy course for university students with diverse study backgrounds[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2(4): 100026.

[14] Lattuca, L. R., Knight, D. B., & Bergom, I. (2012). Developing a measure of interdisciplinary competence[J]. *International Journal of Engineering Education*, 29(3): 726-739.

[15] Lebeničnik, M., & Istenič Starčič, A. (2018). Factors related to the use of online learning resources: The perception of environmental and contextual barriers of students with special educational needs and their peers[C]// *International conference of innovative technologies in learning 2018 LNCS 11003*. Verlag Berlin, Heidelberg: Springer: 1-8.

[16] Lebeničnik, M., & Istenič Starčič, A. (2020). Examining the contemporary digital divide of university students with specific reference to students with special educational needs[J]. *British Journal of Educa-*

tional Technology, 51(6): 2422-2441.

[17] Lee, S., & Park, G. (2024). Development and validation of ChatGPT literacy scale[J]. *Current Psychology*, 43(21): 18992-19004.

[18] 李贺, 齐庆磊, 刘泉, 刘金江, 杨杨, 苑启文(2023). 新工科多方协调的人工智能人才培养模式探析[J]. *软件导刊*, 22(2): 148-153.

[19] 李曼丽, 乔伟峰, 李睿森(2025). 大语言模型工具能促进高校学生的高阶思维能力发展吗?——基于12所双一流大学学生问卷调查的实证分析[J]. *现代教育技术*, 35(1): 34-43.

[20] 李锐, 安亚伦, 傅王倩(2024). 数字化转型背景下教育生活世界的殖民化困境与教育美好生活的追求[J]. *少年儿童研究*, (1): 30-40.

[21] Lim, W. M., Gunasekara, A., Pallant, J. L., Pallant, J. I., & Pechenkina, E. (2023). Generative AI and the future of education: Ragnarök or reformation? A paradoxical perspective from management educators[J]. *The international journal of management education*, 21(2): 100790.

[22] 刘盛(2023). 美国一流大学在教育教学中应用 ChatGPT 的划界及其启示[J]. *高等教育研究*, 44(10): 89-98.

[23] Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations[C]// *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM: 1-16.

[24] 陆道坤(2025). 颠覆与重构: DeepSeek 引发的教育领域“蝴蝶效应”及应对[J]. *新疆师范大学学报(哲学社会科学版)*, 46(4): 144-152.

[25] 陆根书, 刘秀英(2017). 大学生能力发展及其影响因素分析——基于西安交通大学大学生就读经历的调查[J]. *高等教育研究*, 38(8): 60-68.

[26] 牛可心, 顾岩峰(2025). 日本高校人工智能人才培养战略及其分层体系设计研究[J]. *外国教育研究*, 52(6): 60-75.

[27] 戚佳, 徐艳茹, 刘继安, 薛凯(2024). 生成式人工智能工具使用对高校学生批判性思维与自主学习能力的影 响[J]. *电化教育研究*, 45(12): 67-74.

[28] Slavin, R. E. (2003). *Educational psychology, theory and practice* [M]. NYC: Pearson Education Inc: 43.

[29] Shorrocks, A., F. (2013). Decomposition procedures for distributional analysis: a unified framework based on the Shapley value[J]. *The Journal of Economic Inequality*, 11(1): 99-126.

[30] 孙迟瑶, 刘继安, 徐艳茹(2023). 谁从在线学习中受益更大?——基于研究生在线知识共享行为的实证研究[J]. *华东师范大学学报(教育科学版)*, 41(2): 25-37.

[31] 史佳(2021). 高校硕士研究生信息素养教育研究[D]. 太原: 山西财经大学: 46.

[32] Shi, Y., Liang, R., & Xu, Y. (2025). An Interdisciplinary approach to enhancing AI literacy in K-12 science education: curriculum integration and pedagogical framework[C]// *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 228: 230-251.

engineering and Communications Technologies. 228: 230-251.

[33] 孙绍伟(2024). 大学生数字素养调查研究[J]. *图书馆建设*, (3): 127-138+149.

[34] 托雷·霍尔, 曹梦莹, 明芷安, 袁莉(2022). 可解释人工智能的教育视角: 基于伦理和素养的思考[J]. *中国教育信息化*, 28(4): 5-13.

[35] Tuamsuk, K., & Subramaniam, M. (2017). The current state and influential factors in the development of digital literacy in Thailand's higher education[J]. *Information and Learning Science*, 118(5/6): 235-251.

[36] Texas A&M University Libraries(2024). AI-based literature review tools[EB/OL]. [2025-03-28]. <https://tamu.libguides.com/c.php?g=1289555&p=9470549>.

[37] University of Houston Libraries(2024). AI literacy interest group [EB/OL]. [2025-03-28]. <https://www.library.upenn.edu/events/ai-literacy-interest-group>.

[38] Vázquez-Madrigal, C., García-Rubio, N., & Triguero, Á. (2024). Generative artificial intelligence in education: Risks and opportunities[M]// *Teaching Innovations in Economics: Towards a Sustainable World*. Cham: Springer Nature Switzerland: 233-254.

[39] Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2016). Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead[J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5): 328-376.

[40] 王思遥, 黄亚婷(2024). 促进或抑制: 生成式人工智能对大学生创造力的影响[J]. *中国高教研究*, (11): 29-36.

[41] 王树国(2023). 新领域新赛道新征程为全面建设社会主义现代化国家贡献教育力量[J]. *国家教育行政学院学报*, (5): 3-8+37.

[42] 邢占军, 王晶心(2024). 高等教育数智化转型赋能新质生产力的内在机理与实现路径[J]. *南京社会科学*, (12): 155-162.

[43] 薛仪婷, 张红霞(2024). “大类培养”模式下本科生跨学科学习参与对学习收获的影响——跨学科认知的调节效应[J]. *中国远程教育*, 44(12): 86-94.

[44] 杨逸云, 宋时磊(2024). ChatGPT 时代国外高校学术教育的应对策略及其启示[J]. *高教探索*, (2): 98-105.

[45] 张姝, 伊继东(2024). 数字化背景下谁更喜欢混合学习?——基于19所院校3449名大学生的调查[J]. *江苏高教*, (6): 67-76.

[46] 赵联飞(2015). 中国大学生中的三道互联网鸿沟——基于全国12所高校调查数据的分析[J]. *社会学研究*, 30(6): 145-168+245.

[47] 周琼, 徐亚苹, 蔡迎春(2024). 高校学生人工智能素养能力现状及影响因素多维分析[J]. *图书情报知识*, 41(3): 38-48.

[48] 周丽萍, 孙晓哲, 岳昌君(2024). 人工智能时代 STEM 大学生核心能力发展与教育对策: 基于全国17个省市区32所高校抽样调查数据的实证分析[J]. *中国人力资源开发*, 41(7): 69-91.

(编辑: 魏志慧)

Differences in the Development of Generative Ai Literacy among Students with Different University Backgrounds

LI Rui¹, LIANG Yuqian², DU Panpan³ & WU Jinxuan¹

(1. Institute of Education, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. Faculty of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3. School of Government, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract: *The generative AI divide has become the continuation and main manifestation of the digital divide, which has a profound impact on educational justice. However, few studies have paid attention to the differences in the generative AI literacy of students with different university backgrounds. Based on a questionnaire survey of 941 college students, the study found that the technical proficiency, communication skills, critical evaluation, creative application, and moral ability development level of generative AI of students in double first-class universities (e.g., universities identified with national strategical emphasis) were significantly higher than those of non-double first-class university students. Some non-dual first-class university students can take the initiative to narrow the generative AI literacy gap. The study also found Generative AI support, interdisciplinary learning motivation and interdisciplinary learning ability will have a significant positive impact on the generative AI literacy of students in different universities. Interdisciplinary learning has a more prominent contribution to the literacy development in non-double first-class universities, and generative AI support has higher marginal benefits on the literacy improvement in double first-class universities. Based on the findings, this study proposes: (1) establishing a human-centered generative AI literacy cultivation mechanism to foster a systematic and balanced developmental ecosystem; (2) enhancing support and guidance systems for generative AI by implementing a multidimensional technology affinity framework; (3) advancing interdisciplinary learning motivation and cross-disciplinary competency development while strengthening the integration of ethical and technological dimensions.*

Key words: *generative AI literacy; digital divide; generative AI support; interdisciplinary learning; college students*