

高校学生的技术使用态度与学业浮力如何影响线上学业求助？性别与专业的调节作用

How Do College Students' Technology Usage Attitudes and Academic Buoyancy Influence Online Academic Help-Seeking? The Moderating Roles of Gender and Major

曾诚则¹, 吴筱萌^{1*}

¹ 北京大学教育学院教育技术系

* wuxm@pku.edu.cn

【摘要】 随着互联网和人工智能技术的快速发展，线上学业求助已成为高校学生解决学业问题的重要方式，为学习者提供了即时、高效的支持。研究以 400 名高校学生为研究对象，探讨技术使用态度和学业浮力对线上学业求助行为的影响，并进一步考察性别和专业类型对模型路径的调节作用。通过构建结构方程模型，研究发现技术使用态度显著正向预测信息搜索与正式询问，学业浮力是技术使用态度与正式询问、非正式询问、生成式人工智能询问的中介变量。调节分析表明，男性的技术使用态度在提升学业浮力及线上学业求助行为方面具有更显著的影响。

【关键词】 线上学业求助；技术使用态度；学业浮力；性别；SOR 模型

Abstract: With the rapid development of internet and AI technologies, online academic help-seeking has become a vital method for university students to address academic challenges, providing instant and efficient support. This study, involving 400 university students, examines the effects of technology usage attitudes and academic buoyancy on online help-seeking behaviors, while exploring the moderating roles of gender and major. Structural equation modeling reveals that technology usage attitudes positively predict information searching and formal query, with academic buoyancy mediating the relationships with formal, informal, and generative artificial intelligence-based query. Moderation analysis indicates that males show stronger effects of technology attitudes on buoyancy and help-seeking behaviors.

Keywords: online academic help-seeking, technology usage attitudes, academic buoyancy, gender, SOR model

1. 前言

随着互联网技术的不断进步，网络学习已逐渐成为高校学生日常生活中的重要组成部分。在这种学习模式下，学生不仅需要具备自主学习的能力，还必须掌握学业求助的技巧，以便在网络学习中遇到挑战时能够有效应对。根据 Newman(2002)的研究，学业求助能力是自我调节学习的一个关键环节。因此，学生需要学会利用在线平台和工具来寻求所需的帮助。2022 年 11 月，ChatGPT 发布后，生成式人工智能(Generative artificial intelligence, GAI)在自主学习中迅速崭露头角，成为推动教育模式创新的重要力量。GAI 凭借强大的内容生成和反馈机制，在学术写作、个性化学习等领域提供了显著帮助，提升学习效果和自主性。相比传统求助方式，向 GAI 寻求帮助具有即时性的优势，同时能提供个性化解决方案(Mittal et al., 2024)，并避免社会性求助中的情感压力(Vogel et al., 2007)。此外，GAI 通过更灵活的提问方式，突破了信息检索的关键词限制。总体而言，生成式 AI 是一种不同于传统学业求助途径的新型求助对象，在当今时代，学会向 GAI 求助也是线上学习的重要一环。

在影响学习者进行线上学业求助的因素中，技术使用态度和学业浮力(Academic buoyancy)是两个值得考虑的重要变量。高校学生对技术的态度可能影响他们的传统求助方式，还与使

用 ChatGPT 等人工智能技术的倾向密切相关(Strzelecki, 2024)。而学习者的学业浮力水平越高, 即学习者越擅长克服日常学业挫折与挑战(Martin & Marsh, 2008), 更倾向于在遇到困难时进行自我调节(Xu & Wang, 2024)。这两者对学习者的线上学习行为具有积极的影响, 因此在研究中被重点考虑。除此之外, 性别和专业类型是教育研究中常见的背景变量, 不同的性别和专业背景可能会调节学习者对技术的接受度、学业浮力与线上学业求助的关系。因此, 考虑这些基本特征有助于全面理解学习者在使用技术工具的过程中可能遇到的不同情况。

本研究旨在探索影响学习者进行线上学业求助的多维因素, 通过对技术使用态度、学业浮力以及基本特征的分析, 深入理解高校学生在线上自主学习中的行为机制, 为教育实践提供新的思路和指导。具体而言, 研究提出以下的研究问题:

RQ1: 高校学生的技术使用态度与学业浮力如何影响他们的线上学业求助行为?

RQ2: 上述影响模式对不同性别和不同专业类型的学生是否均适用?

RQ3: 高校学生的性别和专业类型是否对上述关系具有调节作用?

2. 理论框架与研究假设

2.1. 理论框架

研究基于 Mehrabian 与 Russell (1974)提出的刺激-有机体-反应(Stimulus - Organism -Response, SOR)模型, 探讨技术使用态度、学业浮力和线上学业求助之间的关系, 并考虑学业浮力在其中的中介作用。该模型源于环境心理学, 认为外部环境因素(刺激)会通过影响个体的心理状态(有机体)来改变其行为(反应)。该模型可以帮助我们理解学习者进行网络学习时, 他们感知的技术环境特征对心理特质与学习行为的影响。

本研究将学习者对外部技术特征的主观感知, 即技术使用态度, 视为刺激部分; 将学习者在面对日常学业困境时的心理弹性与积极应对策略, 即学业浮力, 作为学习者的有机体成分; 最后将学业求助行为视为反应部分。本研究认为技术使用态度将通过影响学业浮力, 影响他们的线上学业求助行为。此外, 技术使用态度也可能直接影响学习者利用网络途径求助。总体而言, 本研究基于 SOR 模型探讨上述变量之间的作用机制。

2.2. 线上学业求助

随着在线学习的广泛普及, 研究者开始关注学习者在网络环境中的学业求助行为。Cheng 与 Tsai (2011)将线上学业求助分为三种类型: 信息搜索、向教师或助教发起的正式求助, 以及向知识渊博的同龄人或网络上的匿名专家发起的非正式求助。然而, 随着 GAI 的兴起, 向 GAI 寻求帮助已经成为了大学生日常学习中的一种重要求助方式 (Chan & Hu, 2023)。相关研究发现, 大学生相比传统的信息检索, 更倾向于使用 ChatGPT 进行学业求助(Zhang & Yang, 2024)。学习者对将 ChatGPT 用于学业任务持积极的态度, 强调了它在提高作业完成率、帮助理解复杂概念和促进高效的资源搜索方面的作用(Adams et al., 2024)。此外, 不受时间和空间限制的即时反馈也是向 GAI 求助的优势之一(Mittal et al., 2024)。而进行社会性的求助, 例如正式或非正式求助时, 还可能受到情感压力的影响(Vogel et al., 2007), 而这在 GAI 求助中则不会发生。总体而言, 与传统学业求助方式相比, 向生成式人工智能求助具有即时性、便捷性和情感压力低等独特优势, 从而在提升学习效率和支持学习者学业发展方面展现了显著潜力。因此, 在探究学习者的线上求助时, 不仅要考虑信息检索与社会性求助等传统途径, 还要进一步考虑 GAI 在其中的角色。

2.3. 学业浮力

学业浮力源于积极心理学, 由 Martin 和 Marsh(2008)定义为学习者应对学校生活中典型的学业挫折和挑战(如成绩不佳、考试压力、截止日期)的能力。与韧性关注重大或持续困境不同, 学业浮力强调积极主动地应对困难, 而非被动适应(Xu & Wang, 2022)。在线上学习方面, 学业浮力能够促进学习者在探究性社区中的社交和认知存在(Yang & Lay, 2024a), 强化心理资本对线上学习投入的作用(Fu & Qiu, 2024)。关注学生在线上学习时的学业浮力对了解他们的认知发展与学习行为有重要的意义。

学业求助要求学生识别求助需求并付诸行动(Won et al., 2021), 这一过程与学业浮力强调的主动解决策略高度契合(Martin & Marsh, 2008)。研究发现, 学业浮力高的学生更倾向于使用多种学习策略(Collie et al., 2017), 如在二语写作课堂中采用自我调节策略(Xu & Wang, 2024)。作为自我调节的重要组成部分(Newman, 2002), 学业求助通过网络途径, 尤其是近年来兴起的 GAI, 为学习者提供有效支持。学业浮力高的学习者更可能利用网络途径解决学习挑战, 因此, 学业浮力可能正向预测学习者的线上学业求助行为。

2.4. 技术使用态度

个人对使用系统的整体反应构成了对技术使用的态度 (Venkatesh et al., 2003), 通常包含情感和认知两方面(Lee & Choi, 2017)。情感成分体现在对技术的积极或消极情绪上, 如享受被视为积极态度的重要指标 (Yilmaz et al., 2017), 而认知成分则与对技术的信念和看法相关 (Svenningsson et al., 2022)。学习者对技术工具的态度与线上求助行为可能存在潜在的关系, 但它们的具体关系尚不明确。Ding 和 Er (2018)发现, 学习者对线上求助工具的态度显著影响他们的行为意图。在 GAI 相关研究中, Shahzad et al. (2024)基于技术接受模型, 发现中国大学生对 ChatGPT 的感知易用性、有用性和智能性能够积极预测其使用意图。再者, Wang et al. (2024)基于计划行为理论, 发现中国大学生对 GAI 技术的态度显著促进了其使用行为意图。可见, 技术使用态度不仅与传统学业求助相关, 更可能影响与 GAI 相关的求助行为。基于上述结果, 本研究推断学习者的技术使用态度能够正向预测他们的线上学业求助行为。

对于技术使用态度与学业浮力的潜在关系, Pan (2020)发现技术接受程度高的学习者自主学习倾向更强。学生在线上自主学习的过程中, 不可避免地需要应用多种求助途径解决遇到的学业困境。并且, 学习者对网络社区的社交、认知的存在感知能够反映学习者对技术效益、交互性的态度, 而这些存在感知能够影响他们的学业浮力(Yang & Lay, 2024b)。尽管现有的研究尚未明确阐释二者的关系, 但现有研究表明积极的技术使用态度可能提高学业浮力水平。

3. 研究方法

3.1. 研究对象

研究以国内高校在读学生为研究对象, 于网络平台发放 400 份问卷, 问卷以匿名形式填答。其中, 男性 102 人 (25.50%)、女性 298 人 (74.50%); 人文社科专业 261 人 (65.25%)、理工科专业 139 人 (34.75%)。

3.2. 研究工具

3.2.1. 技术使用态度

研究翻译了 Lee 与 Choi (2017)的技术使用态度量表, 包括享受感 (1 题)、交互性 (2 题)、获益 (2 题), 共 5 题。量表采用 5 点计分作答, 从 1 分 (非常不同意) 至 5 分 (非常同意)。得分越高, 代表填答者对技术辅助学习持更加积极的态度。

3.2.2. 线上学业求助

研究编制了线上学业求助量表, 包括 4 个维度: 信息搜索 (4 题)、正式询问 (4 题)、非正式询问 (4 题)、生成式人工智能询问 (4 题), 共 16 题。量表采用 6 点计分作答, 从 1 分 (强烈不同意) 至 6 分 (强烈同意)。得分越高, 代表填答者越可能在遇到学业问题时, 越可能通过网络途径寻求帮助。

3.2.3. 学业浮力

研究翻译了 Martin 与 Marsh (2008)的学业浮力量表, 该量表为单向度量表, 共 4 题, 如“我认为我很擅长应对课业压力”。量表采用 7 点计分作答, 从 1 分 (强烈不同意) 至 7 分 (强烈同意)。得分越高, 代表填答者越能够有效应对学校日常课程中的挫折、挑战和压力。

3.3. 数据分析

本研究采用 R 语言进行数据分析。首先, 通过共同方法偏差检验, 评估多个量表在同一对象问卷调查中对结果可靠性的影响。随后, 采用验证性因素分析评估测量模型的拟合度, 并检验聚合效度和区分效度。通过 Bootstrap 方法进行 5000 次重抽样, 构建结构方程模型检

验结构模型拟合度与研究假设。接着，通过测量不变性检验分析模型在不同性别和专业群体中的适用性。最后，采用多组比较方法探讨模型在不同性别和专业群体间的差异。

4. 研究结果

4.1. 共同方法偏差检验

研究使用 Harman 单因素检验对技术使用态度、学业浮力和线上学业求助进行共同方法偏差检验，未旋转的因素分析结果表明，特征根大于 1 的因子共 6 个，第一个公因子的方差解释率为 25.00%，小于临界值 40%。因此数据的共同方法偏差不大，能够进行后续分析。

表 1 测量构念的聚合效度

潜变量	观察变量	因子载荷	Cronbach's α	CR	AVE
技术使用态度	Enjoyment	.69	.75	.75	.51
	Interaction	.79			
	Benefits	.64			
学业浮力	AB1	.79	.86	.86	.61
	AB2	.77			
	AB3	.82			
	AB4	.76			
信息搜索	IS1	.70	.75	.75	.50
	IS2	.72			
	IS3	.70			
正式询问	FQ1	.66	.80	.81	.51
	FQ2	.68			
	FQ3	.71			
	FQ4	.81			
非正式询问	IQ1	.54	.77	.78	.47
	IQ2	.69			
	IQ3	.73			
	IQ4	.74			

4.2. 模型检验

由于测量构念的聚合效度中，信息搜索与非正式询问的平均方差提取值(AVE)低于.50，根据题项的因子载荷量，删去因子载荷较低的题项 IS4（我会从在线知识论坛或社区中查找相关文章以解决学业问题），对于非正式询问的 IQ1（我会在即时沟通工具，如微信，上向朋友或同学求助以解决学业问题），考虑到其与该维度的契合程度，将其保留后重新进行评估。

首先，通过验证性因素分析评估测量模型，模型拟合度指标为 $CFI = .958 > .90$ 、 $TLI = .950 > .90$ 、 $SRMR = .047 < .05$ 、 $RMSEA = .043 < .05$ ，表明拟合度良好。接着评估测量构念的聚合效度与区分效度。聚合效度结果见表 1，因子载荷值均大于.50，组合信度(CR)大于.70，虽然 AVE 介于.47~.65，未满足均大于.50，但仍属于可接受范围，表明聚合效度良好。量表区分效度见表 2，各构念的 AVE 平方根均大于其与其它构念的相关性，具有足够的区分效度。

表 2 测量构念的区分效度

	ATT	AB	IS	FQ	IQ	GAIQ
技术使用态度	.71					
学业浮力	.28**	.78				
信息搜索	.26**	.13*	.71			
正式询问	.29**	.35**	.23**	.72		
非正式询问	.18**	.21**	.17**	.60**	.69	
生成式人工智能询问	.12*	.19**	.25**	.18**	.20**	.81

* $p < .05$, ** $p < .01$, 对角线为 $\sqrt{\text{AVE}}$

整体模型拟合结果为 $\text{CFI} = .958 > .95$ 、 $\text{TLI} = .951 > .95$ 、 $\text{SRMR} = .047 < .05$ 、 $\text{RMSEA} = .043 < .05$, 显示模型拟合良好。学业浮力、信息搜索、正式询问、非正式询问、GAI 询问分别被解释了 12.4%、12.5%、24.4%、10.5%、5.3% 的方差。技术使用态度能够正向预测学业浮力($\beta = .35, p < .001$)、信息搜索($\beta = .34, p < .001$)、正式询问($\beta = .27, p = .002$), 但对非正式询问($\beta = .16, p = .062$)与 GAI 询问($\beta = .10, p = .180$)的预测效果不显著。学业浮力能够正向预测正式询问($\beta = .33, p < .001$)、非正式询问($\beta = .23, p = .003$)与 GAI 询问($\beta = .18, p = .010$), 但对信息搜索的预测效果不显著($\beta = .04, p = .590$)。中介效应检验结果见表 3, 学业浮力是技术使用态度与正式询问、非正式询问、GAI 询问的中介变量。

表 3 中介效应检验

路径	t	标准化效果量	95%置信区间
技术使用态度→学业浮力→信息搜索	.525	.014	[-.034, .078]
技术使用态度→学业浮力→正式询问	3.485***	.117	[.095, .297]
技术使用态度→学业浮力→非正式询问	2.628**	.081	[.036, .180]
技术使用态度→学业浮力→GAI 询问	2.336*	.062	[.031, .206]

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

4.3. 测量不变性检验与分组比较

使用以下指标评估模型的测量不变性: (1) $\Delta\chi^2$ 不显著; (2) ΔCFI 不超过 0.02; (3) ΔTLI 不超过 0.05; (4) ΔRMSEA 和 ΔSRMR 不超过 0.01。检验结果如表 4 所示, 性别不变性检验结果显示, 形态模型与单位模型、单位模型与截距模型的 $\Delta\chi^2$ 达到显著水平。由于 χ^2 统计量对样本量非常敏感, 尽管 $\Delta\chi^2$ 达显著水平, 但其他指标均符合要求, 因此研究认为性别的测量不变性可以接受。此外, 专业变量的不变性符合测量不变性指标要求。

对性别进行分组比较分为三步, 结果如图 1。首先, 对一个不受约束的模型进行估计, 该模型除了因子载荷被限制为相等外, 其他所有参数在各组都可以自由估计。该模型具有良好的拟合度: $\chi^2 = 656.27$ 、 $df = 404$ 、 $p < .001$ 、 $\text{CFI} = .929$ 、 $\text{TLI} = .919$ 、 $\text{SRMR} = .060$ 、 $\text{RMSEA} = .056$ 。其次, 各组的所有结构系数被约束为相等, 获得了一个完全约束的模型, 模型拟合度仍属于可接受范围: $\chi^2 = 691.02$ 、 $df = 413$ 、 $p < .001$ 、 $\text{CFI} = .922$ 、 $\text{TLI} = .913$ 、 $\text{SRMR} = .077$ 、 $\text{RMSEA} = .058$ 。模型比较结果显示, 完全约束模型的拟合效果比无约束模型差($\Delta\chi^2 = 34.75$, $\Delta df = 9, p < .001$), 表明男生与女生的某些结构系数存在显著差异。

表 4 测量不变性检验结果

调节变量	模型	χ^2	df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
性别	形态模型	623.29	388	.934	.922	.055	.056
	单位模型	656.27	404	.929	.919	.056	.060
	截距模型	693.06	420	.923	.916	.057	.061
专业	形态模型	612.68	388	.937	.925	.054	.056
	单位模型	627.93	404	.937	.928	.053	.058
	截距模型	648.49	420	.936	.929	.052	.059

第三步,解除完全约束模型中修正指数最大的约束,得到部分约束模型,并与无约束模型进行比较。重复最后一步,直到所比较的模型之间没有显著的卡方检验差异。研究释放了4条路径系数的限制(技术使用态度→信息搜索、技术使用态度→非正式询问、技术使用态度→学业浮力、学业浮力→GAI 询问),最终得到的模型拟合度为: $\chi^2 = 663.57$ 、 $df = 409$ 、 $p < .001$ 、 $CFI = .929$ 、 $TLI = .920$ 、 $SRMR = .062$ 、 $RMSEA = .056$ 。男性对技术使用的积极态度更能够促使他们具有高水平的学业浮力,且更可能使他们进行信息搜索与非正式询问。此外,男性的学业浮力对 GAI 求助的影响比女性的更强。

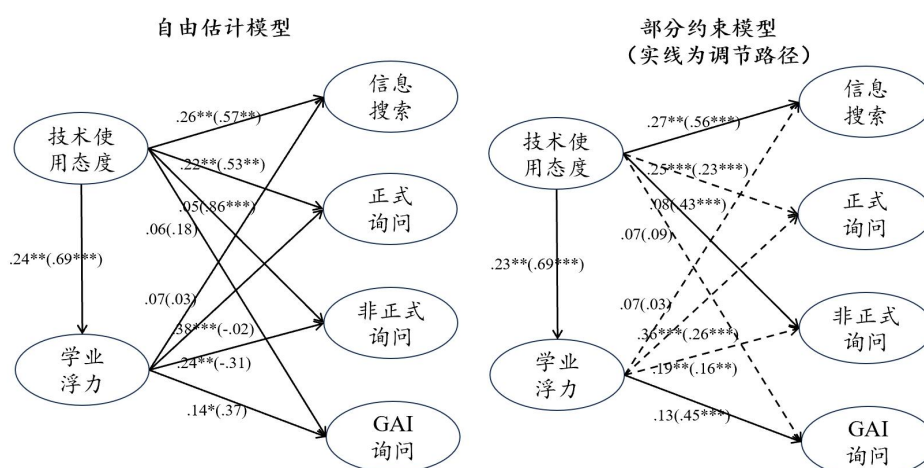


图1 性别比较的自由估计模型与部分约束模型(括号中为男性)

对专业的分组比较同样遵循上述步骤。首先,无约束模型的拟合度为: $\chi^2 = 627.93$ 、 $df = 404$ 、 $p < .001$ 、 $CFI = .937$ 、 $TLI = .929$ 、 $SRMR = .059$ 、 $RMSEA = .053$,表明模型拟合良好。其次,完全约束模型的拟合度为: $\chi^2 = 642.57$ 、 $df = 413$ 、 $p < .001$ 、 $CFI = .936$ 、 $TLI = .928$ 、 $SRMR = .063$ 、 $RMSEA = .053$,同样表明模型拟合良好。模型比较结果显示,完全约束模型的拟合效果与无约束模型无显著差异($\Delta\chi^2 = 14.64$, $\Delta df = 9$, $p = .101$),表明人文社科与理工科两组的结构系数不显著差异。

5. 讨论

本研究发现技术使用态度越积极的学习者在进行线上学习时,更可能采用信息搜索、正式与非正式询问的方式进行学业求助。这一结果与技术接受模型的核心观点一致,即使用者对技术的积极态度能够提高其技术使用意愿,进而影响其实际使用行为。不仅如此,根据可供性-实现理论,用户对技术可供性的主观感知影响着他们的技术使用行为(Zhang & Yang, 2024)。具体而言,学习者在使用技术工具时的愉悦感受、对交互性、潜在获益的感知可能促使他们使用网络广泛搜索信息或向教师、同辈询问学业难题。

不仅如此,研究还发现学习者对技术的积极态度能够促进影响他们主动解决日常学业困难的积极性,进而影响他们采用社会性的询问或向 GAI 询问,并且技术使用态度对 GAI 询问的影响必须经由学业浮力来实现。这一结果支持了学业浮力理论中强调学习者自我调节和问题解决能力的观点(Martin & Marsh, 2008; Xu & Wang, 2022),突出了学业浮力在技术驱动学习中的独特价值。然而, GAI 作为一种新型的技术工具,其使用可能对学习者提出一定的适应性要求,而具有较高学业浮力的学习者更能够积极面对这种新工具带来的学习挑战,主动探索 GAI 的功能并将其融入到学业求助中。

研究还考察了性别与专业对模型的调节作用,发现与女性相比,男性对技术使用的积极态度更能促进他们的信息搜索、非正式询问行为,同时还强化了学业浮力在技术使用态度与 GAI 求助中的积极作用。这一结果体现了男性在接受和使用科技方面更大的热情和意图,呼应了 Okazaki 和 Renda dos Santos (2012)的研究发现,即男性的使用意图与实际行为更为一致,而女性在技术支持的学习方面做出行为决策的可能性较小。此外,男性的学业浮力对其向 GAI

求助的影响也更为显著，这表明男性学习者在技术支持下更倾向于将浮力转化为实际的求助行为，进一步体现了技术工具在推动学业求助中的积极作用。

综合来看，本研究强调了技术使用态度、学业浮力与线上学业求助行为之间的内在机制，同时揭示了性别差异的调节作用。这一结果不仅丰富了学业求助与技术接受领域的理论研究，还为高校教育实践提供了重要的启示。在实际教学过程中，教育工作者可以通过培养学生对技术的积极态度，帮助他们更有效地利用信息搜索、正式询问、非正式询问以及生成式人工智能进行学业求助。此外，针对性别差异，应特别关注女性学习者的技术使用态度和学业浮力发展，通过技术培训、反馈机制优化等手段，帮助她们更好地利用技术工具进行学业求助。

参考文献

- Adams, D., Chuah, K. M., Devadason, E., & Azzis, M. S. A. (2024). From novice to navigator: Students' academic help-seeking behaviour, readiness, and perceived usefulness of ChatGPT in learning. *Education and Information Technologies*, 29(11), 13617-13634.
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 43.
- Cheng, K.-H., & Tsai, C.-C. (2011). An investigation of Taiwan University students' perceptions of online academic help seeking, and their web-based learning self-efficacy. *The Internet and Higher Education*, 14(3), 150–157.
- Collie, R. J., Ginns, P., Martin, A. J., & Papworth, B. (2017). Academic buoyancy mediates academic anxiety's effects on learning strategies: An investigation of English-and Chinese-speaking Australian students. *Educational Psychology*, 37(8), 947-964.
- Ding, L., & Er, E. (2018). Determinants of college students' use of online collaborative help-seeking tools. *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(2), 129–139.
- Lee, J., & Choi, H. (2017). What affects learner's higher-order thinking in technology-enhanced learning environments? The effects of learner factors. *Computers & Education*, 115, 143–152.
- Martin, A. J., & Marsh, H. W. (2008). Academic buoyancy: Towards an understanding of students' everyday academic resilience. *Journal of school psychology*, 46(1), 53-83.
- Mehrabian, A., and Russell, J. A. (1974). *An approach to environmental psychology*. Cambridge: the MIT Press.
- Mittal, U., Sai, S., Chamola, V., & Sangwan, D. (2024). A comprehensive review on generative AI for education. *IEEE Access*, 12, 142733–142759.
- Newman, R. S. (2002). How self-regulated learners cope with academic difficulty: The role of adaptive help seeking. *Theory into practice*, 41(2), 132-138.
- Okazaki, S., & Renda dos Santos, L. M. (2012). Understanding e-learning adoption in Brazil: Major determinants and gender effects. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 13(4), 91-106.
- Pan, X. (2020). Technology acceptance, technological self-efficacy, and attitude toward technology-based self-directed learning: learning motivation as a mediator. *Frontiers in Psychology*, 11, 564294.
- Shahzad, M. F., Xu, S., & Javed, I. (2024). ChatGPT awareness, acceptance, and adoption in higher education: the role of trust as a cornerstone. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 46.
- Strzelecki, A. (2024). Students' acceptance of ChatGPT in higher education: An extended unified theory of acceptance and use of technology. *Innovative higher education*, 49(2), 223-245.

- Svenningsson, J., Höst, G., Hultén, M., & Hallström, J. (2022). Students' attitudes toward technology: Exploring the relationship among affective, cognitive and behavioral components of the attitude construct. *International Journal of Technology and Design Education*, 32(3), 1531–1551.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- Vogel, D. L., Wester, S. R., & Larson, L. M. (2007). Avoidance of counseling: Psychological factors that inhibit seeking help. *Journal of counseling & development*, 85(4), 410-422.
- Wang, C., Wang, H., Li, Y., Dai, J., Gu, X., & Yu, T. (2024). Factors influencing university students' behavioral intention to use generative artificial intelligence: Integrating the theory of planned behavior and AI literacy. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1-23.
- Won, S., Hensley, L. C., & Wolters, C. A. (2021). Brief Research Report: Sense of Belonging and Academic Help-Seeking as Self-Regulated Learning. *The Journal of Experimental Education*, 89(1), 112–124.
- Xu, J., & Wang, Y. (2024). The impact of academic buoyancy and emotions on university students' self-regulated learning strategies in L2 writing classrooms. *Reading and writing*, 37(1), 49-67.
- Xu, X., & Wang, B. (2022). EFL students' academic buoyancy: Does academic motivation and interest matter?. *Frontiers in Psychology*, 13, 858054.
- Yang, Y., & Lay, Y. F. (2024a). What are the roles of positive psychological construct in blended learning contexts? Integrating academic buoyancy into the Community of Inquiry framework. *Frontiers in Psychology*, 15, 1354156.
- Yang, Y., & Lay, Y. F. (2024b). Academic buoyancy and learner interactions as mediators of deep learning in blended learning contexts: The role of teaching, social, and cognitive presence. *Education and Information Technologies*, 1-26.
- Yilmaz, R. M., Kucuk, S., & Goktas, Y. (2017). Are augmented reality picture books magic or real for preschool children aged five to six? *British Journal of Educational Technology*, 48(3), 824–841.
- Zhang, M., & Yang, X. (2024). Google or ChatGPT: Who is the better helper for university students. *Education and Information Technologies*, 1-22.