

学习动机如何转化为学习成效？——AI 支持与人类专家指导的混合方法研究

How Does Learning Motivation Translate Into Learning Outcomes?

A Mixed-Methods Study of AI-Supported and Human Expert-Guided Contexts

许明雪¹, 张慧伦¹, 王淑文¹, 范逸洲^{1*}

北京大学教育学院教育技术系

* fyz@pku.edu.cn

【摘要】 学习动机是影响学习成效的重要个体因素，其作用机制可能受学习情境调节。本研究比较 AI 支持与人类专家指导两种环境中学习动机影响学习成效的路径。52 名大学生参与英语读写学习任务，分别接受 ChatGPT 或人类专家的修订反馈。采用混合方法分析学习动机经由认知参与影响学习成效的过程。结果表明，学习动机与学习成效的正向关系仅在 AI 支持情境中显著。在 AI 支持情境下，高动机学习者能聚焦核心任务，形成由浅入深的连续认知路径；而人类专家指导组的认知活动较为碎片化，思维深度之间缺乏有效衔接。研究凸显了学习情境在动机发挥中的关键作用，并为个性化学习支持提供启示。

【关键词】 学习动机；AI 支持学习；认知参与；个性化学习

Abstract: Learning motivation is widely regarded as a key individual factor influencing learning outcomes, yet its effects may be substantially shaped by specific learning contexts. This study examines how learning motivation translates into learning outcomes under two instructional conditions: AI-supported learning and human expert guidance. Fifty-two university students participated in an English reading and writing task and received revision feedback from either a ChatGPT system or a human expert. Using a mixed-methods approach, the study analyzed how learning motivation influenced learning outcomes through patterns of cognitive engagement. The results showed that a positive relationship between learning motivation and learning outcomes was significant only in the AI-supported condition. In this context, highly motivated learners were able to focus their cognitive resources on core tasks and construct a continuous pathway from surface-level understanding to deep application. In contrast, learners in the human expert-guided condition exhibited more fragmented cognitive activities, with limited integration across levels of cognitive depth. These findings highlight the critical role of learning context in shaping how individual motivation is enacted and offer theoretical and practical implications for personalized learning support.

Keywords: Learning Motivation, AI-Supported Learning, Cognitive Engagement, Personalized Learning

1. 研究背景

在学习分析与学习科学研究中，学习者特征被认为是理解学习过程差异与支持个性化学习的关键基础 (Shemshack et al., 2021)。其中，学习动机作为影响学习者参与程度、投入持续性与自我调节行为的核心心理变量，长期以来被视为最具解释力的学习者特征之一

(Schumacher & Ifenthaler, 2018)。成就目标理论表明，不同类型的学习动机会通过影响参与策略与认知加工方式，进而影响深度学习与学习成效 (Wolters, 2004)。大量实证研究一致发现，学习动机水平较高的学习者通常表现出更高的学习投入度，包括更频繁的参与行为、更主动的学习互动以及更深层次的认知加工 (Lei et al., 2024; Mohamed & Alsayed, 2021)。学生的学习动机通常与学习成效/学业成绩呈显著正向关系 (Lei et al., 2024)。

尽管学习动机被广泛视为促进学习成效的重要因素，越来越多的研究也指出，高水平的学习动机并不必然带来相应的学习成效。相关实证研究表明，即使学生表现出较高的学习动机，其学习成效仍可能处于较低水平，且二者之间未必存在显著正相关关系 (Afifah et al., 2023)。一方面，学习动机本身并不直接生成学习结果，其作用需通过具体的学习行为与认知过程加以实现。在缺乏有效学习策略或深层认知参与的情况下，高动机可能仅体现为努力程度的增加，而未必转化为高质量的学习成效 (Lei et al., 2024; Wei et al., 2023)。另一方面，学习环境在动机发挥作用过程中具有重要的调节功能。当学习环境未能为学习者提供清晰的任务结构、及时反馈或支持深层认知参与的机会时，即便学习者具有较高的学习动机，其投入也可能难以产生预期的学习收益 (Acosta-Gonzaga & Ramirez-Arellano, 2021)。这些发现表明，学习动机能否转化为学习成效，很大程度上取决于学习环境是否能够支持有效的认知参与过程。因此，探讨不同学习环境在其中所发挥的作用尤为关键。随着人工智能

(AI)，特别是生成式人工智能 (GenAI) 的发展，其作为一种能够重塑学习环境的重要技术，在教育中的价值日益凸显 (Mittal et al., 2024)。AI 能够为学习者提供个性化支持、及时反馈以及过程性评价，从而为学习动机的有效转化提供新的可能路径。

基于此，本研究旨在探讨学习动机在何种学习情境下、通过何种学习过程才能有效转化为学习成效。具体而言，本研究比较了 AI 支持与人类专家指导两种不同学习环境，考察其在支持学习者将动机投入到高质量认知参与过程中的差异。通过结合量化结果与过程性学习分析，本研究试图解释学习动机在不同情境中表现出的差异性效果，同时也进一步讨论不同学习环境在支持学习者特征发挥作用方面的个性化潜力及其潜在的公平性含义。

尽管既有研究已从不同角度探讨了学习动机与学习成效之间的关系，但仍存在若干关键不足。首先，关于学习动机在不同学习环境中是否以及如何发挥作用，现有研究多聚焦单一情境，较少对不同教学支持条件下动机—成效关系进行系统比较。其次，尽管动机失效的现象已被反复观察到，相关研究多停留在结果层面的检验，对学习动机未能转化为学习成效的过程机制，尤其是学习者认知参与过程的结构特征，缺乏细粒度分析。

基于上述研究空白，本研究提出以下研究问题：

研究问题 1：在不同学习环境 (AI 支持与人类专家指导) 中，学习动机与学习成效的关系是否存在差异？

在回答研究问题 1 的基础上，若发现学习动机在不同教学情境中的作用存在差异，有必要进一步从学习过程层面解释这一现象。为此，本研究在控制学习动机水平的前提下，聚焦学习动机水平较高的学习者，以减少动机差异本身对过程分析的干扰，从而更清晰地比较不同教学情境中认知参与过程的组织方式。

研究问题 2：为解释研究问题 1 中所观察到的学习动机作用差异，在高动机学习者中，AI 支持与人类专家指导情境下的认知参与过程呈现出怎样的结构特征？

2. 研究方法

2.1. 研究对象与情境

本研究共招募 52 名大学生参与实验，所有参与者均完成一项以英语读写为核心的学习任务。实验在同一教学周期内进行，所有参与者在学习目标、任务内容与评价标准方面保持一致。研究过程中采集的相关数据均在获得参与者知情同意的前提下进行。

实验采用前测—干预—后测的设计结构，整体学习流程分为两个主要阶段。在实验开始前，所有参与者首先完成前测问卷，用于测量其初始的知识水平与学习动机。阶段一为阅读与写作阶段，持续约 120 分钟。在该阶段中，所有参与者完成相同的英语阅读与写作任务。阶段二为写作修订阶段，持续约 60 分钟，也是本研究中不同学习情境的关键区分点。在该阶段中，参与者被分配至两种不同的学习支持情境之一：（1）AI 支持情境（n=31），学习者通过与 AI 系统（ChatGPT）互动获取反馈与修订建议；（2）人类专家指导情境（n=21），学习者通过与人类专家的交流获取相应的反馈与指导。两种情境仅在学习支持的提供方式上存在差异。具体而言，均采用基于对话的互动形式，由学习者主动提出问题并开展多轮交流，不同之处在于，AI 支持情境中的反馈由生成式模型即时生成，而人类专家情境中的反馈则基于专家的专业判断与经验提供。实验结束后，参与者完成后测问卷，再次测量其知识水平的变化情况。

2.2. 量化测量工具

2.2.1. 学习动机

本研究在 Pintrich 等人提出的学习动机量表（Motivated Strategies for Learning Questionnaire, MSLQ）基础上进行改编（Pintrich et al., 1991），对学习动机进行测量。为提高量表在本研究情境下的适配性，根据具体学习任务对部分题项的表述进行了情境化调整。

2.2.2. 学习成效

学习成效通过知识获得进行衡量，采用前测-后测设计。所有参与者在实验开始前与实验结束后，均完成一套关于教育领域中的人工智能的知识测验。知识获得水平通过后测得分与前测得分之差计算，用于反映学习者在实验学习活动中的学习成效。

2.3. 过程数据与编码框架

为揭示不同学习情境中学习动机如何通过学习过程得以转化，本研究进一步对学习过程中的互动数据进行分析。过程数据主要来源 AI 支持组与人类专家指导组（HE 组）在修订阶段的对话记录。为聚焦学习者的认知参与过程，本研究仅对学生的话语数据进行编码与分析。最终纳入分析的学生话语共 619 条，其中 AI 组 374 条，HE 组 245 条。

2.2.1. 编码框架构建

本研究的编码框架在 ICAP 认知参与框架（Chi & Wylie, 2014）与知识建构互动模型（Gunawardena et al., 1997）的理论基础上，结合学习者实际对话内容进行整合与改编，如表 1 所示。

表 14 编码框架

一级维度	二级维度	编码标识	核心特征
被动参与（Passive）	被动配合性提问	P-Q	无思考：学习者仅被动共享信息或按支持方要求回应，无主动加工，认知参与度最低
	被动信息共享	P-IS	
主动参与（Active）	主动确认提问	A-Q	

	主动信息共享	A-IS	浅思考：学习者对支持方输入有主动反应，但仅停留在“表层理解”，无新意义生成，认知参与度较低
建构性参与 (Constructive)	建构性探究提问	C-Q	深思考：学习者对支持方输入进行主动深度加工，生成新理解、新方案，认知参与度较高
	建构性信息重构	C-IS	
	建构性意义澄清	C-MN	
互动性参与 (Interactive)	互动性延伸提问	I-Q	共识化思考：学习者与支持方双向互动、共同推理、最终达成共识并指向“写作实践应用”，认知参与度高
	互动性信息共享	I-IS	
	互动性意义澄清	I-MN	
	互动性应用整合	I-IA	
其他 (Others)	非任务相关互动	Other	无关：与任务无关的对话，包括闲聊、礼貌性回应等

2.3. 数据分析策略

本研究采用混合方法数据分析策略，结合量化统计分析与过程性学习分析，从结果与过程层面系统探讨学习动机在不同学习环境中转化为学习成效的机制。

为回答研究问题 1，本研究结合非参数组间比较与回归分析，比较不同学习环境中学习动机与学习成效之间关系的差异。考虑到样本量较小且不同学习环境子样本规模不均衡，首先采用非参数统计方法对不同动机—情境组合下的知识获得水平进行整体比较。具体而言，学习动机水平基于学习动机总分的总体中位数进行划分，将学习者区分为高动机与低动机两类。在此基础上，结合学习环境类型（AI 支持/人类专家指导），形成 AI-高、AI-低、HE-高、HE-低四个学习者组别。随后，对四组学习者的知识获得水平采用 Kruskal–Wallis H 检验，用于检验不同动机—情境组合之间是否存在整体差异。在整体检验基础上，进一步采用 Mann–Whitney U 检验（双侧）进行两两比较。在组间比较的基础上，本研究进一步采用多元线性回归分析，检验学习动机与学习成效之间的关系是否因学习环境不同而存在差异。为提高参数估计在小样本条件下的稳健性，回归分析采用 HC3 稳健协方差估计计算标准误。

为回答研究问题 2，本研究聚焦高动机学习者子样本，对对话数据进行过程性分析。在正式编码之前，两名具有教育技术学背景的编码者共同研读编码框架，并对 75% 的样本话语进行试编码与一致性检验，Cohen’s Kappa 值为 0.792，表明编码结果具有较高可靠性。在此基础上，其余数据由两位编码者分别独立完成编码，最终编码结果用于后续的认知网络分析（ENA）。该方法将互动话语中的认知单元视为节点，并根据其共现关系构建网络结构，以揭示不同认知要素之间的组织与关联特征。通过分析网络结构特征（如节点中心性与连接模式），ENA 能够从结构层面反映学习者的认知参与过程（Shaffer et al., 2009）。

3. 研究结果

3.1. 学习动机仅在 AI 支持情境中与学习成效呈现正向关系

从描述性统计结果来看，不同组别的知识获得水平存在一定差异。AI-高动机组的平均知识获得水平最高，而 HE-高动机组的平均知识获得水平相对较低。Kruskal–Wallis H 检验

结果显示, 四组之间的差异接近但未达到传统显著性水平, 表明不同学习环境与动机水平组合下的知识获得水平可能存在差异, 但尚需进一步分析加以检验。

表 15 不同学习环境与动机水平组合下的知识获得水平及总体检验结果

组别	样本量 (n)	知识获得均值	Kruskal-Wallis H 检验 (四组间)
AI-高	16	3.13	$H = 7.298, p = 0.063$ (趋向显著)
AI-低	15	2.75	
HE-高	12	1.25	
HE-低	9	2.89	

在 Kruskal-Wallis 总体检验基础上, 进一步采用 Mann-Whitney U 检验 (双侧) 对四组之间进行两两比较, 结果如表 3 所示。在两两比较中, AI-高动机组与 HE-高动机组之间的知识获得水平差异达到显著水平 ($p = 0.012$), 且均值差为正, 表明 AI-高动机组的知识获得水平更高。其余组别之间的比较均未达到显著性水平, 其中部分对比结果接近显著阈值。

表 16 不同学习环境与动机水平组合下知识获得水平的两两比较结果

对比组别	U 统计量	p 值	均值差
AI-高 vs AI-低	140.5	0.422	0.38
AI-高 vs HE-高	141.5	0.012*	1.88
AI-高 vs HE-低	75.5	0.631	0.24
AI-低 vs HE-高	133.0	0.087	1.50
AI-低 vs HE-低	64.0	0.666	-0.14
HE-高 vs HE-低	27.0	0.054	-1.64

为进一步检验学习动机与学习成效之间的关系是否因学习环境不同而存在差异, 本研究采用多元线性回归分析, 对学习动机、学习环境及其交互效应进行检验。回归模型以学习者的后测成绩 (Post-Grade) 为因变量, 在模型中控制前测成绩 (Pre_c), 并纳入学习动机总分 (TotalMot_c)、学习环境 (Groups) 及二者的交互项。模型样本量为 $N = 52$, 模型解释度为 $R^2 \approx 0.338$ 。基于 HC3 稳健协方差估计, 对学习动机的简单斜率进行分析。在 AI 支持情境 (参考组) 中, 学习动机与后测成绩之间呈显著正向关系, 表明在控制前测成绩后, 学习动机水平较高的学习者在后测中表现出更高的成绩。在人类专家指导情境 (HE) 中, 学习动机与后测成绩之间的关系未达到显著水平, 估计方向为负, 置信区间包含零。

表 17 学习动机、学习环境及其交互作用对后测成绩的回归分析结果

预测变量	估计值 (β)	标准误 (SE, HC3)	p 值	95% 置信区间
前测成绩 (Pre_c)	正向显著	—	< 0.05	—
学习动机 (TotalMot_c)	0.09	0.044	0.046	[0.002, 0.179]
学习环境 (HE vs AI)	—	—	—	—
学习动机 $\times$ 学习环境	-0.159	0.093	0.088	[-0.345, 0.026]

3.2. 高动机学习者在 AI 支持与人类专家指导情境中呈现不同的认知参与结构

从整体网络形态来看, AI-high 与 HE-high 两组呈现出明显不同的认知参与组织特征 (见图 1)。AI-high 组的认知网络整体结构相对集中, 呈现出以少数核心节点为中心、连

接路径较为清晰的网络形态。相比之下，HE-high 组的认知网络结构相对分散，节点之间的连接更加分布化，整体网络缺乏清晰的主导路径。为进一步检验上述结构差异的统计显著性，本研究对 ENA 空间中两组质心点在不同维度上的分布进行了比较。结果显示，在 X 轴（MR1）维度上，AI-high 组（Mdn = 0.46, N = 12）与 HE-high 组（Mdn = -0.46, N = 11）之间存在显著差异（Mann-Whitney U = 130.00, $p < 0.001$, $r = -0.97$ ）；而在 Y 轴（SVD2）维度上，两组之间差异不显著（AI-high: Mdn = 0.08; HE-high: Mdn = -0.06; U = 70.00, $p = 0.83$, $r = -0.06$ ）。这一结果表明，两组认知网络结构在第一维度上存在显著区分，而在第二维度上未呈现显著差异。

在关键节点分布方面，两组高动机学习者的认知网络呈现出不同的中心化特征。在 AI-high 组中，主动确认提问（A-Q）、建构性信息重构（C-IS）以及互动性延伸提问（I-Q）等话语类型处于网络的核心位置，具有较高的连接度。这些节点不仅频繁出现，而且在不同话语类型之间起到枢纽作用，连接了主动、建构性与互动性多个认知参与层级。相较之下，HE-high 组的网络中，非任务相关话语（Other）显现为连接度较高的节点之一，并与多种话语类型存在较强连接。同时，建构性与互动性话语类型在网络中的中心性相对较低，更多处于外围位置，未形成稳定的核心枢纽。

进一步比较不同认知参与层级之间的连接模式可以发现，两组在认知路径的组织方式上存在显著差异。在 AI-high 组中，主动参与、建构性参与与互动性参与之间呈现出较为连续的连接关系。多条高权重路径显示，学习者的话语活动往往从主动层级出发，进一步过渡到建构性加工，并延伸至互动性澄清与应用整合，形成跨层级的认知参与链条。而在 HE-high 组中，不同认知参与层级之间的连接相对割裂。尽管学习者表现出一定程度的主动与互动行为，但这些话语类型之间的转换关系较弱，建构性参与未能稳定地嵌入到整体对话流程之中，跨层级的认知参与路径相对有限。

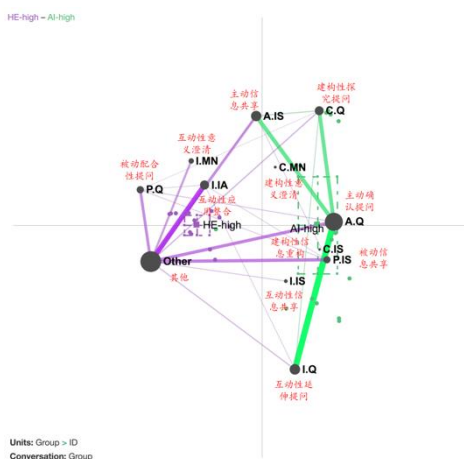


图 27 AI-high 与 HE-high 的认知网络分析

4. 讨论

综合研究结果可以发现，学习动机在不同教学情境中并非以相同方式发挥作用。量化分析结果表明，学习动机与学习成效之间的正向关系仅在 AI 支持情境中得以体现，而在人类专家指导情境中未表现出显著关联。进一步的认知网络分析显示，不同学习环境中的高动机学习者呈现出显著不同的认知参与结构特征。这表明，学习动机本身并不能自动转化为学习成效，其作用依赖于学习情境是否能够支持学习者形成高质量、跨层级的认知参与过程。

在 AI 支持情境中, 高动机学习者的认知参与过程呈现出更为集中且高度整合的结构特征, 主动、建构性与互动性认知活动之间形成了连续的跨层级连接路径。这种结构使学习者能够将其动机资源持续投入到与任务目标直接相关的认知加工中, 从而促进知识的深化理解与重组。这一发现与 ICAP 框架关于高水平认知参与需要从主动操作逐步过渡至建构性与互动性加工的理论主张高度一致 (Chi & Wylie, 2014)。相比之下, 在人类专家指导情境中, 即便学习者具备较高的学习动机, 其认知参与过程仍表现出较为分散的组织特征。建构性与互动性认知活动未能稳定地嵌入整体对话流程之中, 关键话语类型之间缺乏持续的结构性连接。此外, 相比向人类专家寻求帮助, 高动机学习者在 AI 支持情境中可能更倾向于主动使用工具进行探索与验证。这种差异一方面源于工具使用的低成本与高即时性, 使高动机学习者能够更频繁地尝试、修正与迭代其认知过程; 另一方面, 人与人互动中可能存在的评价压力与沟通成本, 可能在一定程度上抑制学习者的主动求助行为 (Ruihua et al., 2025)。由此, 高动机在 AI 情境中更容易转化为持续的认知建构活动, 而在人类专家情境中, 则未必能够同等程度地转化为高质量的认知参与。

进一步来看, 本研究所揭示的认知参与结构差异也对学习分析如何支持个性化与公平性提供了重要启示。既有研究指出, 学习环境与支持方式并非对所有学习者产生均等影响, 其设计往往会放大或抑制特定学习者特征的作用 (Do et al., 2023)。在本研究中, 当学习动机无法通过适当的认知参与过程转化为学习成效时, 其后果同样呈现出不均衡分布的特征。从学习分析的视角看, 这一发现提示, 个性化学习支持应关注学习环境是否为不同类型的学习者提供了将其特征有效转化为学习进展的条件 (Gašević et al., 2016)。

长期以来, 教育心理与学习科学领域的研究普遍将学习动机视为一种相对稳定的个体特征, 并假定更高水平的学习动机通常能够带来更高水平的学习投入与学习成效 (Lei et al., 2024)。本研究的发现表明, 学习动机并非一种能够自动转化为学习成效的内在资源, 其作用高度依赖于学习情境中所支持的认知参与结构。进一步而言, 相比于仅关注动机水平的高低, 本研究揭示了动机发挥作用所需的条件。这一视角与近年来关于元认知懒惰的研究形成了有益呼应。相关研究指出, 在某些高度支持或自动化的学习情境中, 学习者可能倾向于减少对自身认知过程的监控与调节, 从而削弱深层次的认知加工 (Fan et al., 2025)。从这一角度看, 元认知懒惰可能也反映了学习情境未能有效激活或维持高质量认知参与过程的情形。

5. 研究局限与未来展望

本研究存在若干需要谨慎对待的局限。首先, 本研究的样本量相对有限, 尤其是在分组分析与高动机学习者子样本中, 各情境下的样本规模不均衡。这一限制可能降低了统计检验的检出力。未来研究可在更大规模、更多样化的学习者群体中进行复验, 以检验其稳健性与普适性。其次, 在统计处理层面, 在组间比较过程中, 基于 Kruskal-Wallis 检验后进一步进行了多组两两比较, 但未对多重比较进行校正, 可能增加第一类错误的风险, 从而对个别显著结果 (如 AI-高动机组与 HE-高动机组之间的差异) 的稳健性产生一定影响。最后, 本研究主要关注教学情境对高动机学习者认知参与过程的影响, 而未系统考察其他学习者特征 (如先验知识、自我调节能力或情绪状态) 与教学情境之间的交互作用。未来研究可在本研究基础上, 进一步探讨不同学习者特征在何种情境下更容易被激活或受限, 以推动学习分析在支持个性化学习与促进公平性方面的理论与实践发展。

参考文献

- Afiqah, N., Rahmayumita, R., Novriandami, A., Rahmad, M., & Yennita, Y. (2023). The Correlation between Learning Motivation Level and Students Learning Outcomes on Science Subjects of Junior High School Class VII. *Prisma Sains: Jurnal Pengkajian Ilmu dan Pembelajaran Matematika dan IPA IKIP Mataram*, 11(1), 23-32.
- Acosta-Gonzaga, E., & Ramirez-Arellano, A. (2021). The influence of motivation, emotions, cognition, and metacognition on students' learning performance: A comparative study in higher education in blended and traditional contexts. *Sage Open*, 11(2), 21582440211027561.
- Chi, M. T., & Wylie, R. (2014). The ICAP framework: Linking cognitive engagement to active learning outcomes. *Educational psychologist*, 49(4), 219-243.
- Do, H. N., Do, B. N., & Nguyen, M. H. (2023). 3How do constructivism learning environments generate better motivation and learning strategies? *The Design Science Approach*. Heliyon, 9(12).
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., ... & Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 489-530.
- Gašević, D., Dawson, S., Rogers, T., & Gasevic, D. (2016). Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education*, 28, 68-84.
- Gunawardena, C. N., Lowe, C. A., & Anderson, T. (1997). Analysis of a global online debate and the development of an interaction analysis model for examining social construction of knowledge in computer conferencing. *Journal of educational computing research*, 17(4), 397-431.
- Lei, H., Chen, C., & Luo, L. (2024). The examination of the relationship between learning motivation and learning effectiveness: a mediation model of learning engagement. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1-11.
- Mohamed Mohamed Bayoumy, H., & Alsayed, S. (2021). Investigating relationship of perceived learning engagement, motivation, and academic performance among nursing students: A multisite study. *Advances in Medical Education and Practice*, 351-369.
- Mittal, U., Sai, S., Chamola, V., & Sangwan, D. (2024). A comprehensive review on generative AI for education. *Ieee Access*, 12, 142733-142759.
- Pintrich, P. R., Smith, D. A. F., Garcia, T., & McKeachie, W. J. (1991). *A Manual for the Use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)*.
- Ruihua, L., Che Hassan, N., & Saharuddin, N. (2025). Understanding academic help-seeking among first-generation college students: a phenomenological approach. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1), 56.
- Shemshack, A., Kinshuk, & Spector, J. M. (2021). A comprehensive analysis of personalized learning components. *Journal of Computers in Education*, 8(4), 485-503.
- Schumacher, C., & Ifenthaler, D. (2018). The importance of students' motivational dispositions for designing learning analytics. *Journal of Computing in Higher Education*, 30(3), 599-619.
- Shaffer, D. W., Hatfield, D., Svarovsky, G. N., Nash, P., Nulty, A., Bagley, E., ... & Mislevy, R. (2009). Epistemic network analysis: A prototype for 21st-century assessment of learning. *International Journal of Learning and Media*, 1(2), 33-53.

- Wolters, C. A. (2004). Advancing achievement goal theory: Using goal structures and goal orientations to predict students' motivation, cognition, and achievement. *Journal of educational psychology*, 96(2), 236.
- Wei, X., Saab, N., & Admiraal, W. (2023). Do learners share the same perceived learning outcomes in MOOCs? Identifying the role of motivation, perceived learning support, learning engagement, and self-regulated learning strategies. *The Internet and Higher Education*, 56, 100880.