

生成式人工智能对学生学习成果的影响

魏传佳

(泉州轻工职业学院 福建 泉州 362200)

[摘要]:自 2022 年末 ChatGPT 推出以来,生成式人工智能已对各行各业产生重大影响。当前高等教育领域的现有研究多聚焦于生成式人工智能对教师和院校的影响,相比之下,关于该技术对学生影响的研究则较为有限。本研究旨在探究生成式人工智能如何影响高等教育阶段学生的学习成果。研究采用准实验视角,对 192 份学生反思报告的定性数据进行分析,并运用定量内容分析(QCA)方法。结果表明:当学生使用生成式人工智能进行知识构建与扩充时(掌握式方法),其学习层次更高;反之,若仅以项目式方式使用生成式人工智能而不进行知识扩充(项目式方法),则学生的学习成果层次较低。从实践角度来看,课程大纲可融入生成式人工智能相关设计,为学生搭建从基础知识构建任务到复杂知识扩充的学习支架。评估设计可调整为强化掌握目标结构,鼓励学生对生成式人工智能的输出结果进行批判性思考,而非简单复述,从而实现最优学习成果。

[关键词]:学习成果;生成式人工智能;高等教育;目标结构;定量内容分析

The Impact of Generative Artificial Intelligence on Students' Learning Outcomes

Chuanjia Wei

Quanzhou College of Technology, Quanzhou, Fujian 362200, P. R. China

E-mail: 15080406979@163.com; weichuanjia1983@gmail.com

[Abstract] Since the launch of ChatGPT at the end of 2022, generative artificial intelligence (GenAI) has exerted profound impacts across all industries. Extant research in higher education predominantly focuses on the implications of generative AI for instructors and institutions, while studies examining its effects on students remain relatively scarce. This study explores how generative artificial intelligence shapes undergraduate learning outcomes. Adopting a quasi-experimental framework, the research analyzes qualitative data from 192 student reflective reports via Quantitative Content Analysis (QCA). The results reveal that students achieve higher-order learning outcomes when they employ generative AI for knowledge construction and expansion (mastery-oriented approach). In contrast, students who utilize generative AI merely for task completion without subsequent knowledge elaboration (project-oriented approach) demonstrate low-level learning performance. Practically, syllabi can integrate GenAI-oriented instructional design to scaffold students' learning progression from foundational knowledge-building tasks to advanced knowledge expansion activities. Assessment frameworks can be restructured to prioritize mastery goal structures, prompting students to engage in critical evaluation rather than passive replication of AI-generated outputs, thereby optimizing their learning achievements.

[Keywords]: learning outcomes; generative artificial intelligence; higher education; goal structure; Quantitative Content Analysis (QCA)

作者简介:

魏传佳,男,1983-,博士,中国科学院公派访问学者,福建省省级专业带头人,省双师型教师(高级),泉州轻工职业学院教授,研究方向:统计数据分析,算法分析。

1 引言:2022 年 11 月,OpenAI 推出 ChatGPT-3 后,生成式人工智能(GenAI)在教育领域受到广泛关注。该平台上线五天内吸引了 100 万用户,仅三个月后用户数便达到 1 亿,创下科技领域前所未有的普及速度(Imran & Almusharraf, 2023)。人工智能本身并非新生事物,但生成式人工智能与传统人工智能的核心区别在于其生成情境化响应的能力:传统人工智能虽具备策略性和高效性,却受限于已习得的规则体系(如语法表达、下棋);而在教育场景中,生成式人工智能“生成新内容”的能力尤为关键,这一特性也使其可能替代学生的原创性成果。生成式人工智能的快速普及催生了大量教育领域相关研究(Baidoo-Anu & Ansah, 2023; Lim 等人, 2023)。

早期研究主要关注生成式人工智能完成作业任务的能力(Cotton, Cotton & Shipway, 2023; Dehouche, 2021),探讨其在论文撰写与提交中可能引发的剽窃问题,以及由此导致的学位贬值等高等教育领域风险。另有研究聚焦于与生成式人工智能协作的最佳实践,提出不同学习阶段的应用机遇(Kasneji 等人, 2023),并调查学生对该技术的接受度(Strzelecki, 2024)。部分研究还探讨了生成式人工智能的悖论,分析其对教育影响的两极化领域(Lim 等人, 2023)。然而,生成式人工智能的独特性与复杂性,及其对学生学习体验的潜在影响和对学习成果的意义,目前仍存在大量未知。

当前教育领域关于生成式人工智能的争论核心在于:其对学习的积极作用(如打造个性化学习体验、根据学生多样化学习偏好调整内容、提供实时辅助与反馈)是否超过负面影响(如人工智能生成内容的准确性与质量存疑、数据使用与隐私相关伦理问题、教育获取与成果方面的社会不平等加剧风险)。

高校已迅速采取应对措施,如修订剽窃准则、更新学术诚信模块,或为学生开发“受控版”生成式人工智能工具。微观层面上,教师则重点关注剽窃检测及生成式人工智能对学生学习的辅助作用。例如,ChatGPT 存在严重的引用错误问题,其响应中高达 39% 的数字对象标识符(DOI)无效(Salamin, Russo & Rueger, 2023)。尽管这些举措是应对生成式人工智能教育影响的必要快速反应,但缺乏实证支撑,且未能从学术层面深入揭示生成式人工智能如何影响学习过程、学习成果及整体学生体验。

生成式人工智能相关研究正快速发展,焦点逐渐转向其对学生学习成果与参与度的影响(Nguyen 等人, 2024b)。例如,近期研究发现,生成式人工智能可提升批判性思维能力,尤其在理解、应用等低认知层次任务中效果显著(Essien 等人, 2024)。但该研究基于学生对自身人工智能使用体验的主观感知,尚未深入探究生成式人工智能使用对学习过程及学习成果达成的实际影响。因此,有必要进一步开展学术研究,以明确生成式人工智能在高等教育中的利弊。

本研究旨在基于成就目标框架(Achievement Goals Framework)(Elliot, 2005; Nicholls, 1984),通过实证分析揭示生成式人工智能如何影响学生学习与体验。研究聚焦生成式人工智能使用对学生体验的影响,探究学生如何感知人工智能对其教育体验的促进或阻碍作用。研究以目标结构(表现目标与掌握目标)为理论基础,解释学生对生成式人工智能使用态度的差异,并深入理解其对学生学习的影响—目标结构以展示能力、超越他人为核心,而掌握目标结构则以提升能力、追求精通为首要目标。

从院校视角来看,当前高等教育领域多数关于生成式人工智能使用的教育政策,均将人工智能视为独立于学生个人努力与智力贡献的外部因素(罗杰, 2024)。这种视角导致人们将人工智能与学生视为对立的两极,而非关注二者协作的影响。此外,随着高等教育格局的变化,批判性推理、信息素养等学习成果日益受到重视(邱健丰, 2024),学界也在积极探索生成式人工智能场景下需重点评估的高阶学习成果(张永奇, 2026)。

本研究选择以目标结构为核心视角,原因在于生成式人工智能可能影响学生的最近发展区 (Zone of Proximal Development, ZPD)(Vygotsky, 1978)—即学生独立获取新技能与知识的能力,而这种影响很大程度上取决于学生所采用的目标结构。基于此,本研究提出以下研究问题:

研究问题(RQ): 目标结构如何影响学生使用生成式人工智能构建知识成果及达成学习成果的方式。

为解答该问题,研究设定两大核心目标:(1)探究学生的目标导向是否影响其生成式人工智能使用行为;(2)分析学生使用生成式人工智能的方式如何影响其学习成果。

鉴于生成式人工智能的变革潜力,本研究不仅具有时效性,更对教师、政策制定者及研究者塑造人工智能

时代教育的未来方向具有重要意义。

2 文献综述

任何现象的研究都存在多重视角。该领域的一篇开创性论文提出了生成式人工智能在教育中的四大悖论(Lim 等人,2023),并从不同角度分析其利弊。本研究重点关注其中与主题相关的两大悖论:

第一,生成式人工智能的“亦友亦敌”悖论(Lim 等人,2023)。生成式人工智能能以类人方式生成响应,帮助学生填补知识空白;但研究者同时指出,它也可能成为学生逃避学习的工具(Lim 等人,2023),而这将直接影响学生学习成果。

第二,生成式人工智能的“亦能亦赖”悖论(Lim 等人,2023)。尽管生成式人工智能工具在多个主题领域生成响应的效率日益提升,但仍高度依赖输入的提示词(prompt)及前期训练数据。因此,这类工具可能输出错误信息或虚假内容,例如编造参考文献(Chatterjee & Dethlefs,2023;Terwiesch,2023)。尽管生成式人工智能能快速提供简洁答案,但需警惕其内容可能并非完全真实。出于这一考量,越来越多的生成式人工智能工具会添加免责声明。例如,Claude.ai 会在所有生成文本下方标注:“Claude 可能出错,请仔细核对响应内容”(Anthropic,2024)。这一提示表明人工智能输出可能包含虚假或错误信息,将信息解读的责任直接转移给用户。

现有教育领域生成式人工智能研究多聚焦于人工智能工具或平台的使用,探讨院校与教师如何将其最佳融入课程大纲或教学法。然而,通过收集学生数据以理解人工智能技术对学习体验影响的研究仍较为有限。罗杰等人(2024)曾对人工智能在学习成绩与学习感知方面的有效性进行元分析,但该研究的文献覆盖时段为2001-2020年,未能涵盖生成式人工智能的独特意义——其指数级普及速度、在教育领域的颠覆性扩散,以及现代学习环境中的教育案例。

陈凯越和周文心(2023)探究了学生对生成式人工智能的感知,发现学生对技术价值的认知与其使用意愿存在相关性。但该研究仅关注学生对生成式人工智能的总体态度及使用意愿,未考察学生完成评估任务后技术使用对学习成果的影响,因此无法揭示态度与学习成果的关联。Nguyen 等人(2024a)通过建模发现,高绩效研究生会利用生成式人工智能丰富写作过程,而低绩效学生则要么未充分利用该工具,要么仅将其视为额外资源。但作者也承认,研究聚焦于对学科内容有较高经验的博士生,无法完全代表更广泛学生群体的体验。Crawford 等人(2024)指出,现有关于人工智能对学生成绩影响的研究结果存在差异,强调需进一步深入探究。

以往研究尚未涉及以下三个方面:(1)在刻意设计的结构化场景中,与生成式人工智能协作的教育影响;(2)生成式人工智能工具对学生顺利完成评估任务能力的影响;(3)生成式人工智能使用对学生学习体验与成果的影响。

2.1 生成式人工智能与学习

早期研究主要关注生成式人工智能对学术诚信的影响(如作弊与剽窃)(Cotton、Cotton & Shipway,2023),以及数据隐私与安全问题(如个人身份信息保护)(Adiguzel、Kaya & Cansu,2023;Crawford、Cowling & Allen,2023;Lodge、Thompson & Corrin,2023)。在教育场景中使用生成式人工智能引发了关于作弊与学术诚信的担忧,因为ChatGPT 等人工智能模型可能被学生滥用,用于完成作业或生成内容,而学生自身并未参与学习过程(Cotton、Cotton & Shipway,2023)。

尽管学生学术作弊的方式多样,但总体可定义为“违反学术规则以获取学术优势的行为”(Waltzer & Dahl,2022)。研究显示,高达90%的学生在学业生涯中至少有过一次作弊行为(Curtis & Vardanega,2016;McCabe、Butterfield & Trevino,2012;Waltzer & Dahl,2022)。值得关注的是,学生的学术作弊行为与其职场不诚信行为存在相关性(Evans、Oldroyd & Bingham,2022)。在生成式人工智能背景下,人工智能工具的易获取性可能为学生提供作弊机会,而学术压力或个人压力则可能成为其作弊的动机。

信息获取的便捷性是推动生成式人工智能积极影响教育领域讨论的重要因素。生成式人工智能技术有望为具有多样化学习需求与偏好的学生实现信息获取民主化(Watters,2023),还可能通过提供个性化、富有趣味性和互动性的教育体验,提升学生对核心概念的学习与理解。例如,生成式人工智能工具能检索并总结相关信息(Cascella 等人,2023),帮助学生及时获取精炼信息。从教学法角度看,这意味着学生可节省信息获取时间,将更

多精力投入信息阅读与批判性反思。研究还表明,生成式人工智能能动态生成符合学生个体需求、优势与不足的内容,提供个性化学习体验,进而提升学生参与度与学习成果(Cho、Kim & Han, 2019; Xu 等人, 2023)。

对教师而言,生成式人工智能工具可辅助识别与创建相关教学材料,还能在特定参数与约束下生成课程计划(Krathwohl, 2022)。可以预见,生成式人工智能有望通过生成课程计划、作业与评分标准等方式减轻教师工作量,使其能将更多时间与精力投入内容设计、教学法开发与教学实施。

2.2 成就目标结构

成就目标结构(Elliot, 2005; Nicholls, 1984)是教育领域广泛应用的理论,既用于解释作弊行为,也用于分析积极学习成果的达成机制,因此与生成式人工智能教育应用场景高度相关。该理论认为,学生在学习过程中会采用表现目标和 / 或掌握目标:

表现目标结构:以展示能力、超越他人为核心。持表现导向的学生更关注成绩与外部认可。尽管表现目标可能在短期内产生激励作用,但可能阻碍深度学习,并使学生不愿承担风险或突破舒适区(Alhadabi & Karpinski, 2020; Huang, 2011; Katz-Vago & Benita, 2024; Matos 等人, 2017)。

掌握目标结构:以提升能力、精通特定学科或技能为首要目标。持掌握导向的学生将挑战视为成长与学习的机会。掌握目标能激发内在动机,促进对知识的深度理解,进而实现长期学术成功(Ames, 1992; Bieg、Reindl & Dresel, 2017; Huang, 2011; Katz-Vago & Benita, 2024; Matos 等人, 2017)。

尽管该理论在教育研究中应用广泛,但需注意,将学生动机简单归为掌握目标或表现目标存在局限性。更准确地说,该理论有助于理解目标结构如何以不同方式引导、影响和调节行为。例如, Katz-Vago 与 Benita (2024)研究发现,个人学术目标对学生学习也有重要影响(尽管影响程度低于掌握目标与表现目标),且掌握目标与表现目标会调节个人学术目标对学习成果的影响。本研究认为,学生将生成式人工智能融入学习体验的过程中,也存在类似调节效应。

研究表明,与表现目标结构环境相比,在学生感知为掌握目标结构的环境中,作弊行为发生的可能性更低(Anderman & Won, 2019):当学生认为课程的核心目标是掌握知识内容时,其作弊倾向远低于以表现目标为导向的情况。相反,当学生在支持建设性学习的环境(如协作活动式环境)中采用掌握目标结构时,学习体验会更优(Kwan & Wong, 2015; Svinicki, 2010)。Kwan 与 Wong(2015)及 Svinicki(2010)的研究均发现,采用掌握目标的学生比采用表现目标的学生展现出更强的批判性思维与知识扩充能力。

基于此,本研究探究学生对生成式人工智能的态度与使用行为是否与其目标结构相关:采用表现目标结构的学生可能依赖生成式人工智能复述知识,而不进行批判性分析,进而更倾向于将其用于作弊;相反,采用掌握目标结构的学生更可能自主评估并扩充知识,对生成式人工智能工具的准确性依赖较低,且会基于自身学习体验而非“相对优势”(即比他人更高效)评估生成式人工智能。

学生的认知导向与生成式人工智能使用策略会影响其目标、表现与学习成果。无论学生采用掌握目标还是表现目标,其利用生成式人工智能及其他人工智能技术扩充学习的方式都会存在显著差异。

2.3 填补学生知识空白

生成式人工智能教育应用的担忧与机遇是教育实践发展的重要考量,但这需要教师与院校的主动参与。只有理解学生对生成式人工智能的态度及使用机制,才能明确如何应对相关担忧、利用潜在机遇。

在高等教育中,建构主义方法对打造高效的学生中心型学习环境至关重要(Baeten 等人, 2010)。这类方法以“知识由学习者主动构建而非被动接收”为核心哲学,与最近发展区(ZPD)概念高度契合。最近发展区指“学习者独立完成任务的能力与在更有知识者指导下完成任务的能力之间的差距”(Vygotsky, 1978)。这一“区域”具有动态性,会随学习者技能与知识的获取而变化:其下限是学习者独立可达的技能或知识水平,上限则是在教师、同伴等更有知识者的帮助下可达成的水平(Ferguson、van den Broek & van Oostendorp, 2022)。该理论强调协作学习与指导性教学对推动学习者突破现有能力、实现最优发展的重要性。

建构主义教学法强调让学生参与真实且具协作性的学习体验,在其最近发展区内挑战自我。通过设计促进主动探索、批判性思维与问题解决的活动,教师可打造这样一种环境:学生能填补现有认知与深度理解之间的

差距(Schnotz & Kürschner, 2007)。这一理念对高等教育中生成式人工智能的应用具有重要意义—生成式人工智能可替代教师,在多个学习维度为学生提供支持(Fink, 2013),并通过更个性化的实时反馈,帮助学生在接触新知识时填补知识空白。

此外,生成式人工智能能根据输入的提示词实时调整,因此可随学生最近发展区的变化而动态适配。从建构主义学习理论视角看,生成式人工智能能满足学生的个性化需求,帮助学生自主构建知识并在此基础上逐步深化理解,且这种深化程度与其初始认知水平相匹配。正如布鲁姆修订版分类法所指出的,学生的认知过程通常会从基础理解逐步发展到知识创造与评估(Krathwohl, 2002)。由于生成式人工智能可根据输入实时调整,学生能从其个性化学习旅程的特定阶段起步:在布鲁姆分类法的“理解”阶段,生成式人工智能可根据学生当前理解水平提供定制化解释与示例;随着学生在学习中不断进阶、达到更高认知层次,生成式人工智能可帮助其测试想法、获取反馈并完善自身成果。

这种进阶过程与建构主义原则一致:学生在最近发展区内获得支架式支持,同时主动构建知识。这不仅能帮助基础薄弱的学生跟上学习进度、避免掉队,也能为知识基础较好的学生提供拓展空间,无需等待其他同学跟上。

由此可见,成就目标结构为理解学生使用生成式人工智能的动机导向(将其视为掌握知识与理解的工具,还是展示表现的手段)提供了框架;而最近发展区理论则有助于理解这些目标导向如何在生成式人工智能的实际使用中体现:采用掌握目标的学生更可能将生成式人工智能作为拓展能力的工具,主动构建知识并突破现有能力边界;相反,采用表现目标的学生可能仅将生成式人工智能用于复述内容,始终停留在现有能力范围内。

教师有机会在教育实践中接纳生成式人工智能,使其发挥两大作用:(1)作为“更有知识者”提供支持;(2)为学生自主构建理解提供基础。此外,可通过多个框架(如布鲁姆分类法、芬克分类法)评估接纳生成式人工智能对学习成果的潜在影响,尤其关注其对各认知层次发展的支持或阻碍作用。但同时需注意生成式人工智能回答的准确性,尽管其输出往往显得自信,但仍存在错误风险(Lim 等人, 2023)。本研究以动机目标结构理论为潜在机制,解释学生如何使用生成式人工智能,以及这种使用方式是否会带来积极或消极的学习成果。

3 研究方法

本研究评估学生对表现目标与掌握目标的态度,及其与学习过程、学习成果的关联。

研究调查了 3 所大学学生使用生成式人工智能对其学习成果与学习过程的影响。结合最近发展区理论,研究评估了学生使用生成式人工智能扩充知识、填补知识空白的程度,分析了其批判性深度反思能力的表现,并探究了学生生成式人工智能使用方式的差异与掌握 / 表现目标结构的关联。

研究采用定性准实验视角。出于伦理考量及现实情况(生成式人工智能已广泛普及),无法设置“使用生成式人工智能组”与“不使用生成式人工智能组”进行对照。此外,直接询问学生的目标结构可能导致社会期望偏差(尤其考虑到师生间的权力差异)。因此,研究采用定性方法,通过对掌握目标结构与表现目标结构进行编码,以获取更深入的洞察。

3.1 生成式人工智能使用情境化

研究通过前测调查收集数据,以实现生成式人工智能使用的情境化分析。调查对象为福建 2 所大学两门课程的学生,旨在了解这些学生群体对生成式人工智能的感知。调查在学期开始前、学生参与生成式人工智能相关任务前发放,共回收 61 份有效问卷,其中 32 份来自第一所大学的本科生,29 份来自第二所大学的研究生,所有参与者均攻读市场营销专业。

调查包含一道开放题:“你认为 ChatGPT 等生成式人工智能是否可能被用于大学评估中的作弊行为?”

对开放题回答的分析显示,部分学生关注生成式人工智能的项目式应用,强调其可能为他人带来相对于自身的优势。这种对竞争与结果的关注可通过以下学生评论体现:“我认为,将自己的作业与使用生成式人工智能完成的作业进行比较是不公平的。”

另一部分学生则认可生成式人工智能对自身知识的扩充潜力,如下述评论所示:“我不这么认为。大学作业的复杂度更高,完成评估需要充分理解特定主题、具备批判性思维与创造力。”

这些回答有助于理解学生对高等教育场景中生成式人工智能的认可与接受程度,也凸显了目标结构在生

成式人工智能研究中的相关性。尽管前测结果初步揭示了学生的生成式人工智能使用倾向,但未能反映生成式人工智能实际使用对学习过程与成果的影响。本研究旨在探究在评估任务融入生成式人工智能的场景下,学生对生成式人工智能的使用方式及动机目标结构如何影响其学习与成果。

4 研究方法

研究设计如下:首先,让大学生使用生成式人工智能为某一课程概念下定义;随后,在 12 周学期结束后,让学生自主为同一概念下定义,并将两者进行对比;最后,要求学生将这一学习体验反思作为正式书面评估任务的一部分提交。2023 年第一学期,共 192 名学生提交了反思报告,阐述其对课程主题的理解在学期内的演变,并与 ChatGPT-3 最初生成的定义进行对比。

研究采用混合研究方法,具体为定量内容分析(QCA)——整合定性与定量方法的优势,以实现广度与深度兼具的理解(Poldner 等人,2012;Yesilbursa,2011)。研究步骤如下:首先,基于理论构建编码框架,对反思报告进行编码;随后,对编码数据进行定量分析。选择该方法的原因在于,它能深入探究参与者体验的复杂性与深度,助力理解学生如何在学习中运用生成式人工智能,并识别相关利弊。

研究样本涵盖三门课程:两门本科课程(分别有 56 名和 84 名学生注册)和一门专业课程(58 名学生注册)。6 名学生未完成评估任务,最终 192 份反思报告纳入分析。所有课程中,学生需在第 1 周使用生成式人工智能为课程相关概念下定义;12 周课程结束后,学生需自主下定义,并与人工智能生成的定义进行对比分析,同时反思自身学习过程。最终用于分析的文本总量约 7.5 万字。

遵循标准的演绎式定性数据分析方法(Miles & Huberman,1994),研究在分析学生生成式人工智能使用反思报告前,基于理论预先构建了编码框架。该框架旨在捕捉学生运用生成式人工智能反思课程核心概念知识与理解的不同方式,以及学生展现的学习成果。

研究将编码(详见附录 2)归为更宽泛的主题,并由研究团队进行完善与审核。编码需区分学生使用生成式人工智能的方式是否符合掌握目标结构(体现为建设性、扩充性使用)或表现目标结构(体现为复述性、项目式使用),同时需识别不同类型的学习成果(信息素养、知识水平、学科知识)与思维能力(批判性思维、应用知识、学习自主性)。编码设计以文献为依据,所有研究者在分析前均熟悉编码规则。

分析流程如下:首先,由两名研究者对数据进行编码,并根据“低、中、高”三级标准,对每份反思报告在各编码维度(过程、学习、能力)的表现进行评分;随后,由另外两名研究者核查编码与评分结果;若存在解读分歧,研究团队通过共识性编码讨论达成一致。参与编码的研究者均具备各课程相关的专业知识,确保编码过程的准确性与洞察力。研究选择共识性编码方法(而非 Cohen's Kappa 等统计性编码一致性方法),原因在于定性数据的复杂性可能扭曲信度测量结果(Friese,2020),且各课程的学习成果存在独特性(Cascio 等人,2019)。此外,研究者还深入理解学生在评估任务中如何展现学习成果与技能,进一步保障编码准确性。研究使用 NVivo 软件进行数据管理与分析。同时,研究还收集了学生的课程总成绩(百分比)与作业成绩(百分比),将其作为学生单项任务表现与整体课程学习成果的衡量指标。

5 研究结果

研究通过 t 检验分析学生运用生成式人工智能反思知识与理解的方式是否能解释其作业成绩与课程总成绩的差异,表 1 呈现了显著结果。研究发现:采用建构式方法使用生成式人工智能进行反思的学生,其课程总成绩与作业成绩均显著更高;相反,采用项目式方法进行反思的学生,其成绩显著低于非项目式方法使用者。此外,采用扩充式方法反思的学生,其课程总成绩显著高于非扩充式方法使用者,但这种差异在作业成绩中未体现;而采用复述式方法反思的学生,其课程总成绩显著低于非复述式方法使用者。成绩仅能在一定程度上反映学习成果的达成情况。为更深入理解学生的学习类型,研究进一步分析了生成式人工智能不同使用方式与学习成果(一般知识获取:学科知识、信息素养;思维能力:应用知识、批判性思维、学习自主性)的关联。需说明的是,在 192 名学生中,仅 6 人未展现出学科知识,8 人未展现出信息素养,样本方差过小,因此无法分析这两类学习成果的差异。通过逻辑回归分析,研究发现:学生使用生成式人工智能扩充知识时,对应用知识、学习自主性与批判性思维的展现具有积极影响(如表 2 所示)。

表 1 学习方法差异对比

指标	均值(M)	标准差(S.D.)	均值(M)	标准差(S.D.)	t 值
	建构式方法		非建构式方法		
课程总成绩	76	7.88	69.8	11.5	-4.24**
作业成绩	74.3	9.55	68.8	12.8	-3.34**
	项目式方法		非项目式方法		
课程总成绩	69.8	11.4	76	7.95	4.25**
作业成绩	68.8	12.8	74.4	9.5	3.35**
	扩充式方法		非扩充式方法		
课程总成绩	74.4	11.1	71	9.69	-2.26*
	复述式方法		非复述式方法		
课程总成绩	71	10.2	74.6	10.55	2.37*

注:**p<0.01,*p<0.05

研究发现,学生使用生成式人工智能复述知识时,结果则相反,对应用知识、学习自主性与批判性思维的展现具有消极影响。此外,分析显示:学生使用生成式人工智能构建知识时,对应用知识与批判性思维的展现具有积极影响,但对学习自主性的展现无显著影响(原因在于所有采用建构式方法使用生成式人工智能的学生均展现出学习自主性,导致结果无显著性)。学生使用生成式人工智能的项目式方法也呈现类似的反向结果:该方法对应用知识、学习自主性与批判性思维的展现均具有消极影响。

6 讨论

本研究表明,使用生成式人工智能构建与扩充人类知识,与学生更高的学习成果(体现为成绩与学习能力)相关,但与一般知识获取(因学生间差异小、知识展现水平高)无显著关联。相反,若学生以项目式、复述式方式使用生成式人工智能(即直接接纳生成内容而不结合自身理解进行扩充),则其学习成果(以成绩与学习能力衡量)更低。当学生采用与掌握目标结构一致的学习方式(利用人工智能构建与扩充知识),并通过生成式人工智能填补知识空白以实现深度理解时,能达成更优学习成果;反之,若学生采用与表现目标结构一致的学习方式(复述人工智能输出、以项目式方式答题),则学习成果较差。本研究的发现拓展了对生成式人工智能如何影响学生学习成果的理解,并为高等教育中生成式人工智能的有效应用提供了参考。结果表明,采用掌握目标结构(利用人工智能构建与扩充知识)的学生,其学习层次更高,展现出应用能力、自主学习能力与批判性思维——这与最近发展区理论一致,即当学习者积极利用支持资源跨越当前能力与潜在能力的差距时,学习效果最佳(Vygotsky, 1978)。相反,以项目式、复述式方式使用生成式人工智能(直接接纳生成内容而不结合自身理解扩充)的学生,其学习成果更低,始终停留在现有能力范围内。

这一结果表明,学生与生成式人工智能的互动方式(将其作为知识构建与扩充工具,还是作为复述素材来源)会影响学习成果。本研究同时呈现了生成式人工智能在高等教育中的感知影响与实际影响,强调学生的目标结构与学习方式对该技术教育价值的决定性作用。

这些发现对教师如何将生成式人工智能融入学生评估具有重要启示:不应将生成式人工智能视为学术诚信的威胁或作弊工具,而应抓住机遇,鼓励学生对人工智能生成内容进行批判与扩充,而非简单复述。通过引导学生利用生成式人工智能提升理解与知识构建能力,教师可充分发挥该技术的潜力,帮助学生突破现有能力边界。

此外,研究还凸显了培养学生高阶技能的重要性。随着生成式人工智能在学术与职业场景中的普及,学生需具备批判性评估、情境化解读及基于人工智能生成内容进行创新的能力。这不仅要求学生掌握技术技能,还需能批判性反思自身学习过程,识别生成式人工智能可填补的知识空白。

表 2 成果对比分析

指标	增广	非增广	对数似然值(Ln)	优势比(Odds ratio)	Z 值	p 值	置信区间
应用知识	0.966	0.667	2.639	14.000	4.236	<0.01	1.418–3.860
学习自主性	0.966	0.619	2.847	17.231	4.584	<0.01	1.630–4.064
批判性思维	0.943	0.314	3.577	35.782	7.065	<0.001	2.585–4.570
	可逆	非可逆	对数似然值(Ln)	优势比(Odds ratio)	Z 值	p 值	置信区间
应用知识	0.679	0.975	-2.916	0.054	-3.919	<0.001	-4.375–1.458
学习自主性	0.634	0.975	-3.114	0.044	-4.195	<0.001	-4.570–1.659
批判性思维	0.339	0.963	-3.912	0.020	-6.295	<0.001	-5.130–2.6794
	知识构建	非构建	对数似然值(Ln)	优势比(Odds ratio)	Z 值	p 值	置信区间
应用知识	0.953	0.682	2.244	9.432	4.061	<0.001	1.161–3.327
学习自主性	1.00	0.598	19.168	2.112	4.484	–	-2267–2305
批判性思维	0.953	0.381	3.772	43.478	6.826	<0.001	2.689–4.855
	过程式	非过程式	对数似然值(Ln)	优势比(Odds ratio)	Z 值	p 值	置信区间
应用知识	0.706	0.928	-1.674	0.188	-3.538	<0.001	-2.601–0.747
学习自主性	0.624	0.976	-3.195	0.041	-4.303	<0.001	-4.65–1.740
批判性思维	0.349	0.928	-3.177	0.042	-6.773	<0.001	-4.097–2.258

6.1 理论意义

本研究以生成式人工智能为视角,结合现有学习框架与理论,评估了这一新技术对学生学习方式的影响,丰富了相关理论研究。现有研究已证实掌握目标结构能带来更高学习成果,而本研究进一步在生成式人工智能使用场景中验证了这一结论。

正如研究开篇所提出的,生成式人工智能有望成为课程中的支架机制,帮助学生在最近发展区内学习。采用掌握目标结构、利用生成式人工智能扩充与构建知识的学生,其应用知识、批判性思维与学习自主性均得到积极提升,进而能够应对初始超出自身能力范围的问题与概念。从这一视角看,生成式人工智能可被视为一种支持性工具,为学生填补当前发展水平与潜在发展水平之间的差距提供必要帮助,最终实现更高的整体学习成果。

研究结果还可结合芬克分类法(Fink's Taxonomy)进行解读。该分类法包含六大维度:基础知识、应用技能、整合能力、人文维度、关怀意识与学习能力(Fink, 2013)。研究发现,所有学生均展现出扎实的基础知识,但只有那些将人工智能作为构建与扩充工具(而非复述工具)的学生,才能达到“应用 – 整合 – 学习能力”等深度学习层次。

研究结果也与布鲁姆修订版分类法强调的高阶认知技能一致。该分类法将学习分为“记忆、理解、应用、分析、评价、创造”六个层次(Krathwohl, 2002)。采用掌握式学习方法的学生能达到“应用、分析、评价、创造”等高阶学习层次——他们会分析人工智能输出结果,并结合自身概念学习创造原创成果;相反,未以这种方式使用人工智能、仅复述给定信息的学生,其学习仍停留在“记忆、理解”等低阶层次,仅关注事实性信息的记忆与理解。

这表明,对于采用表现目标结构的学生,生成式人工智能可能成为学习成果达成的障碍,尤其在批判性思维方面。由于研究未直接测量布鲁姆分类法中的各学习类型,无法明确采用掌握式方法的学生具体达到了哪些层次。但基于观察到的批判性思维、应用学习与学习自主性提升,可推断他们已达到“应用、分析、评价”层次;而学生在评估中能为术语构建新的原创定义,这一事实也暗示他们可能达到了“创造”层次。未来研究可进一步探究“人工智能 + 掌握式动机”是否能帮助学生达到布鲁姆分类法的最高学习层次。

6.2 实践意义

本研究结果对高等教育学习设计具有重要启示:可将生成式人工智能以积极方式融入课程大纲,助力知识构建。例如,课程大纲可设计学习框架,引导学生从基础知识构建任务逐步过渡到复杂知识扩充任务。这一过程可通过评估或活动设计实现,例如要求学生对比人工智能响应与自身成果,或让学生阐述如何与人工智能协作得出答案(如说明用于生成答案的提示词步骤、展示思考过程)。这类要求能促使学生将人工智能输出与课程内容关联,提升逻辑推理能力,同时帮助学生认识到人工智能可作为最近发展区内的“更有知识者”发挥作用。

在设计学习活动时,教师应考虑活动与评估的结构,以支持学生在课程学习及整个学位攻读过程中逐步实现掌握式学习。例如,活动可从基础人工智能互动开始,帮助学生建立信心,再逐步过渡到需批判性评估人工智能输出的复杂任务。为进一步强化掌握目标导向,教师可提供明确指导,帮助学生优化人工智能提示词使用,并设计评估量规,对学生与人工智能互动中的批判性思维给予奖励。

研究结果也为课程开发提供了启示,尤其是在培养学生应对现代职场能力方面——通过高等教育阶段的生成式人工智能接触,学生可了解该技术在所属学科领域的应用方式(Samala 等人,2024)。本研究为课程场景中生成式人工智能的应用提供了参考框架,表明若引入得当,其融入课程大纲可支持终身学习策略;若实施不当,则可能阻碍学习。例如,将生成式人工智能作为学习辅助工具,可加速学生对学科内容的理解,助力其更高效地掌握知识。此外,研究还表明,若学生以项目式方式使用生成式人工智能(如复述知识),则其学习效果不佳;但将其用于实现学科精通,则能提供高效学习模式。

6.3 局限性与未来研究方向

本研究以扩充式、建构式学习方法作为掌握目标采纳的代理指标,以复述式、项目式学习方法作为表现目标采纳的代理指标,但出于伦理考虑,未直接测量或操纵目标结构,这限制了对目标结构与学习成果直接关联的检验能力。

此外,尽管研究数据来自三门市场营销课程,能提供丰富且具有一定普适性的见解,但无法控制混淆变量以检验因果关系,因此本研究本质上属于探索性研究。未来研究可在单一课程中采用准实验设计,严格控制人工智能使用,对比被引导采用掌握目标结构与被引导采用表现目标结构的学生群体的学习成果。

本研究探究了生成式人工智能对学生能力与素养的影响,但未涉及其对知识获取的积极影响——样本中所有学生均展现出较高的基础知识与素养水平。所有学生均具备基础知识这一结果并不意外,因为进入学位课程学习的学生本就需达到一定的知识基础。未来研究可直接探究生成式人工智能对基础知识与素养获取的影响,采用纵向设计追踪学生从首次接触学科特定内容到掌握高级概念的全过程。

有观点推测,生成式人工智能仅对已有一定基础知识的学生具有积极作用,而对学科新手可能产生消极影响。未来类似研究可进一步验证这一推测,明确生成式人工智能的有效性是否因学生先验知识水平而异,以及其益处是否会随学生学科知识的积累而持续或减弱。

更广泛地说,本研究开展时,ChatGPT-3 是最常用的生成式人工智能模型。但生成式人工智能技术正快速发展,其能力与可及性不断提升。未来可开展纵向研究,追踪生成式人工智能技术的演进(包括测试不同模型)及其对高等教育的影响,探究人工智能发展是否会塑造教育的未来形态。

7 结论

本研究旨在理解学生对生成式人工智能的感知,探究其目标导向是否影响对生成式人工智能工具、平台的使用,并分析这种使用对学习成果的潜在影响。研究前期调查发现,本科生与研究生对生成式人工智能的看法存在差异:本科生更关注公平性问题,研究生则更认可其知识构建潜力。

研究的实证结果表明,在最近发展区内,采用掌握目标结构、利用生成式人工智能构建与扩充知识的学生,能取得更高的学习成果(以成绩与学习能力衡量)。

这些发现对理解生成式人工智能在教育中的作用具有多方面贡献:第一,揭示了生成式人工智能的教育价值与学生目标结构的关联;第二,证实当学生以掌握导向使用生成式人工智能时,其可作为最近发展区内的有效支架工具;第三,为生成式人工智能融入高等教育需充分考虑学生目标结构与学习方式提供了实证依据。

研究建议,教育机构应将关注点从生成式人工智能的潜在滥用转向培养学生的掌握目标导向,以指导其使用生成式人工智能。尽管生成式人工智能的发展为教育研究与实践带来持续挑战,但本研究初步揭示了学生目标结构在生成式人工智能使用与学习成果之间的调节作用。

随着人工智能技术的不断演进,需进一步研究生成式人工智能对教育的长期影响,并制定负责任、高效使用该技术的最佳实践。在本研究撰写之际,生成式人工智能技术已取得进一步发展,且这一演进仍在持续。生成式人工智能是一个不断发展的研究领域,其对学生学习体验的影响也将持续显现。

参考文献

- Adiguzel, T., Kaya, M. H., & Cansu, F. K. (2023). Revolutionizing education with AI: Exploring the transformative potential of ChatGPT. *Contemporary Educational Technology*, 15(3), ep429.
- Alhadabi, A., & Karpinski, A. C. (2020). Grit, self-efficacy, achievement orientation goals, and academic performance approach in university students. *International Journal of Adolescence and Youth*, 25(1), 519 – 535.

- Ames, C. (1992). Classrooms: Goals, structures, and student motivation. *Journal of Educational Psychology*, 84 (3), 261 – 271. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.84.3.261>
- Anderman, E. M., & Won, S. (2019). Academic cheating in disliked classes. *Ethics and Behavior*, 29(1), 1 – 22.
- Anthropic. (2024). Claude [Computer software]. Retrieved May 29, 2024, from <https://claude.ai/chats>
- Baeten, M., Kyndt, E., Struyven, K., & Dochy, F. (2010). Using student-centered learning environments to stimulate deep approaches to learning: Factors encouraging or discouraging their effectiveness. *Educational Research Review*, 5(3), 243 – 260.
- Baidoo-Anu, D., & Ansah, L. O. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning. *Journal of AI*, 7(1), 52 – 62.
- Bereiter, C., & Scardamalia, M. (2014). Knowledge building and knowledge creation: One concept, two hills to climb. In S. C. Tan, H. J. So, & J. Yeo (Eds.), *Knowledge creation in education* (pp. 35 – 52). Springer.
- Bieg, S., Reindl, M., & Dresel, M. (2017). The relation between mastery goals and intrinsic motivation among university students: A longitudinal study. *Educational Psychology*, 37(6), 666 – 679. <https://doi.org/10.1080/01443410.2016.1202403>
- Cascella, M., Montomoli, J., Bellini, V., & Bignami, E. (2023). Evaluating the feasibility of ChatGPT in healthcare: An analysis of multiple clinical and research scenarios. *Journal of Medical Systems*, 47(1), 33. <https://doi.org/10.1007/s10916-023-01925-4>
- Cascio, M. A., Lee, E., Vaudrin, N., & Freedman, D. A. (2019). A team-based approach to open coding: Considerations for creating intercoder consensus. *Field Methods*, 31(2), 116 – 130. <https://doi.org/10.1177/1525822X19838237>
- Ceylan, N. O. (2015). Fostering learner autonomy. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 199, 85 – 93. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.07.491>
- 陈凯越, 周文心. (2023). 基于期望价值理论的工具解构学生对生成式人工智能的认知 [预印本]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.01186>
- Chatterjee, J., & Dethlefs, N. (2023). This new conversational AI model can be your friend, philosopher, and guide... and even your worst enemy. *Pattern*, 4(1), Article 100676. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100676>
- 邱健丰. (2024). 利用生成式人工智能重塑高等教育的未来研究建议. 《计算机与教育: 人工智能》, 6, 100197. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100197>
- Cho, Y. H., Kim, K. H., & Han, J. Y. (2019). Student perception of adaptive collaborative learning support through learning analytics. *The Journal of Educational Information and Media*, 25(1), 25 – 57.
- Cooperstein, S. E., & Kocevar-Weidinger, E. (2004). Beyond active learning: A constructivist approach to learning. *Reference Services Review*, 32(2), 141 – 148. <https://doi.org/10.1108/00907320410537658>
- Corbett, T., & Anderson, J. (1995). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4(4), 253 – 278. <https://doi.org/10.1007/BF01099821>
- Cotton, D. R., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2023). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(2), 228 – 239. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148>
- Crawford, J., Allen, K. A., Pani, B., & Cowling, M. (2024). When artificial intelligence substitutes humans in higher education: The cost of loneliness, student success, and retention. *Studies in Higher Education*, 49(5), 883 – 897.
- Crawford, J., Cowling, M., & Allen, K. A. (2023). Leadership is needed for ethical ChatGPT: Character, assessment, and learning using artificial intelligence (AI). *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 20(3), 02. <https://doi.org/10.53761/1.20.3.02>
- Curtis, G. J., & Vardanega, L. (2016). Is plagiarism changing over time? A 10-year time-lag study with three points of measurement. *Higher Education Research and Development*, 35(6), 1167 – 1179. <https://doi.org/10.1080/07294360.2016.1161602>
- Dehouche, N. (2021). Plagiarism in the age of massive generative pre-trained transformers (GPT-3). *Ethics in Science and Environmental Politics*, 2, 17 – 23. <https://doi.org/10.3354/esep00195>
- Eiriksdottir, E., & Catrambone, R. (2011). Procedural instructions, principles, and examples: How to structure instructions for procedural tasks to enhance performance, learning, and transfer. *Human Factors*, 53 (6), 749 – 770. <https://doi.org/10.1177/0018720811419154>
- Elliot, A. J. (2005). A conceptual history of the achievement goal construct. In *Handbook of competence and motivation* (pp. 52 – 72).
- Essien, A., Bukoye, O. T., O'Dea, X., & Kremantzis, M. (2024). The influence of AI text generators on critical thinking skills in UK business schools. *Studies in Higher Education*, 49(5), 865 – 882.
- Evans, J. M., Oldroyd, J., & Bingham, J. B. (2022). Student cheating gone international: The role of social networks and cultural intelligence in affecting the fate of the deviant. *Academy of Management Learning and Education*, 21 (4), 580 – 597. <https://doi.org/10.5465/amle.2020.0557>

- Ferguson, C., van den Broek, E. L., & van Oostendorp, H. (2022). AI-induced guidance: Preserving the optimal zone of proximal development. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100089. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100089>
- Fink, L. D. (2013). *Creating significant learning outcomes: An integrated approach to designing college courses*. Jossey-Bass.
- Friese, S. (2020). Measuring inter-coder agreement - Why Cohen's Kappa is not a good choice. *ATLAS.ti Qualitative Data Analysis*.
- Hong, K.-S., & Lee, J. A. C. (2008). Postgraduate students' knowledge construction during asynchronous computer conferences in a blended learning environment: A Malaysian experience. *Australasian Journal of Educational Technology*, 24 (1), 91 - 107.
- Huang, C. (2011). Achievement goals and achievement emotions: A meta-analysis. *Educational Psychology Review*, 23(3), 359 - 388. <https://doi.org/10.1007/s10648-011-9155-x>
- Imran, M., & Almusharraf, N. (2023). Analyzing the role of ChatGPT as a writing assistant at higher education level: A systematic review of the literature. *Contemporary Educational Technology*, 15(4), ep464. <https://doi.org/10.30935/cedtech/13605>
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Katz-Vago, I., & Benita, M. (2024). Mastery-approach and performance-approach goals predict distinct outcomes during personal academic goal pursuit. *British Journal of Educational Psychology*, 94(2), 309 - 327. <https://doi.org/10.1111/bjep.12645>
- Krathwohl, D. R. (2002). A revision of Bloom's taxonomy: An overview. *Theory Into Practice*, 41 (4), 212 - 218. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4104_2
- Kwan, Y. W., & Wong, A. F. (2015). Effects of the constructivist learning environment on students' critical thinking ability: Cognitive and motivational variables as mediators. *International Journal of Educational Research*, 70, 68 - 79. <https://doi.org/10.1016/j.ijer.2015.02.006>
- Lee, A. V. Y., Tan, S. C., & Teo, C. L. (2023). Designs and practices using generative AI for sustainable student discourse and knowledge creation. *Smart Learning Environments*, 10(1), 59. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00279-1>
- Levy, S., Aiton, R., Doig, J., Dow, J. P., Brown, S., Hunter, L., & McNeil, R. (2019). Outcomes-focused user involvement in social work education: Applying knowledge to practice. In H. McLaughlin, J. Duffy, B. McKeever, & J. Sadd (Eds.), *Service user involvement in social work education* (pp. 7 - 18). Routledge.
- Lim, W. M., Gunasekara, A., Pallant, J. L., Pallant, J. I., & Pechenkina, E. (2023). Generative AI and the future of education: Ragnar k or reformation? A paradoxical perspective from management educators. *The International Journal of Management Education*, 21(2), 100790. <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100790>
- Lodge, J. M., Thompson, K., & Corrin, L. (2023). Mapping out a research agenda for generative artificial intelligence in tertiary education. *Australasian Journal of Educational Technology*, 39(1), 1 - 8. <https://doi.org/10.14742/ajet.8695>
- 罗杰. (2024). 高等教育评估中生成式人工智能政策的批判性综述:呼吁重新审视学生作品的“原创性”. *高等教育评估与评价*, 49(5), 651 - 664. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2309963>
- Matos, L., Lens, W., Vansteenkiste, M., & Mouratidis, A. (2017). Optimal motivation in Peruvian high schools: Should learners pursue mastery goals and teachers promote performance-approach goals, or both? *Learning and Individual Differences*, 55, 87 - 96. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2017.02.003>
- McCabe, D. L., Butterfield, K. D., & Trevino, L. K. (2012). *Cheating in college: Why students do it and what educators can do about it*. Johns Hopkins University Press.
- McCormick, R. (1997). Conceptual and procedural knowledge. *International Journal of Technology and Design Education*, 7(1 - 2), 141 - 159. <https://doi.org/10.1023/A:1008819912213>
- McKay, J., & Kember, D. (1997). Spoon-feeding leads to regurgitation: A better diet can yield more digestible learning outcomes. *Higher Education Research and Development*, 16(1), 55 - 67. <https://doi.org/10.1080/0729436970160105>
- Miles, M. B., & Huberman, A. M. (1994). *Qualitative data analysis: An expanded sourcebook* (2nd ed.). Sage Publications.
- Nguyen, A., Hong, Y., Dang, B., & Huang, X. (2024a). Human-AI collaboration patterns in AI-assisted academic writing. *Studies in Higher Education*, 49(5), 1 - 18. <https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2416492>
- Nguyen, A., Kremantzis, M., Essien, A., Petrounias, I., & Hosseini, S. (2024b). Enhancing student engagement through artificial intelligence (AI): Understanding the basics, opportunities, and challenges. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 21(6), 1 - 13. <https://doi.org/10.53761/caraaq92>
- Nicholls, J. G. (1984). Achievement motivation: Conceptions of ability, subjective experience, task choice, and performance.

Psychological Review, 91(3), 328. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.91.3.328>

Poldner, E., Simons, P. R. J., Wijngaards, G., & Van der Schaaf, M. F. (2012). Quantitative content analysis procedures to analyse students' reflective essays: A methodological review of psychometric and edumetric aspects. *Educational Research Review*, 7(1), 19 – 37. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2011.11.002>

张永奇. 生成式人工智能背景下文化数字化内容创作的逻辑理路、发展方向与路径选择. *云南大学学报(社会科学版)*, 1–12. <https://doi.org/10.19833/j.cnki.jyu.20260427.008>.

附录 编码框架

编码类别	一级编码项	编码定义	评分标准(低 / 中 / 高)	学生反思报告示例
过程编码	1. 建构式方法	学生以生成式人工智能输出为基础,结合课程知识进行拓展、补充或深化,形成个性化解理解	低:仅提及 AI 输出;中:关联 1–2 个课程概念;高:整合多个课程理论,提出原创观点	我以 ChatGPT 提供的消费者行为定义为基础,结合课堂讲的‘认知偏差理论’,补充了 AI 未提及的锚定效应应用场景
	2. 项目式方法	学生直接使用生成式人工智能输出内容,未结合自身知识进行调整或补充,仅做形式化应用	低:完全复制 AI 内容;中:少量修改表述;高:调整结构但核心观点未变化	ChatGPT 生成的品牌忠诚度定义稍作改写,用于作业的概念部分,未添加其他内容
	3. 扩充式方法	学生对生成式人工智能输出进行批判性审视,补充新案例、数据或理论依据,完善知识体系	低:补充 1 个基础案例;中:补充案例 + 简单分析;高:补充案例、数据及跨学科理论关联	ChatGPT 对数字营销的定义缺乏实证支持,我补充了 2024 年某电商平台的用户增长数据,并结合 4P 理论分析其策略匹配度
	4. 复述式方法	学生仅重复生成式人工智能输出的核心观点,无额外知识补充或批判性思考	低:完全复述;中:提炼 AI 核心观点但无拓展;高:重组 AI 表述但无新信息	我整理了 ChatGPT 对市场细分的定义,将其分点列出,未添加其他内容
学习成果编码	1. 学科知识	学生展现对课程核心概念、理论框架或专业术语的理解程度	低:理解基础概念;中:掌握理论逻辑;高:灵活运用理论解释复杂问题	通过对比 AI 定义与课程内容,我更清晰理解了服务蓝图理论中顾客接触点与后台支持流程的联动关系
	2. 信息素养	学生对生成式人工智能输出的信息准确性、相关性进行评估与筛选的能力	低:未评估信息有效性;中:识别 1 处信息偏差;高:系统验证信息并修正多处偏差	我发现 ChatGPT 提及的营销 ROI 计算方法‘存在公式错误,通过查阅《营销研究杂志》2024 年论文,修正了计算逻辑”
思维能力编码	1. 应用知识	学生将生成式人工智能辅助构建的知识应用于具体问题解决或场景分析的能力	低:应用于简单场景;中:应用于中等复杂度场景;高:应用于跨场景综合问题	基于 AI 与课程知识的整合,我为某初创品牌设计了包含社交媒体营销 + 线下体验的整合传播方案
	2. 批判性思维	学生对生成式人工智能输出的逻辑性、完整性进行质疑,并提出改进或补充建议的能力	低:指出 1 处逻辑漏洞;中:分析漏洞原因;高:提出系统性改进方案	ChatGPT 对消费者决策模型的阐述忽略了文化因素的影响,我不仅指出这一漏洞,还基于霍夫斯泰德文化维度理论,补充了不同文化背景下的模型调整建议
	3. 学习自主性	学生主动规划生成式人工智能使用流程,明确学习目标并评估学习效果的能力	低:被动使用 AI;中:设定基础学习目标;高:制定完整学习计划并迭代优化	我先明确用 AI 辅助理解定价策略的目标,再分三步使用 ChatGPT:1. 生成基础定义;2. 请求案例;3. 验证理论适用性,最后通过作业反馈调整了 AI 使用重点

注:

编码过程中采用共识性编码法,由 4 名研究者独立编码后通过小组讨论解决分歧,确保编码一致性;所有示例均来自 192 份学生反思报告的真实表述,已做匿名化处理。