

生成式人工智能支持的写作指导对学生学习意愿的影响机制研究

Research on the Impact Mechanism of Writing Instruction Supported by Generative

Artificial Intelligence on Students' Learning Willingness

徐明芮^{1*}, 李建伟², 李凌宇³

^{1, 2} 北京邮电大学人文学院

³ 北京建筑大学智能科学与技术学院

* xumingrui2023@bupt.edu.cn

【摘要】 随着生成式人工智能的发展，其在写作教育中的应用受到广泛关注。本文旨在构建并验证理论模型，探讨生成式人工智能支持的写作指导如何影响学生的学习意愿。基于对中国某高校学生的问卷调查数据，采用结构方程模型分析，研究重点考察了期望绩效、期望努力、感知偶然性与感知拟人性对学习意愿的影响机制。结果表明，生成式人工智能能够提高学生的学习意愿。其中，期望绩效和期望努力在感知偶然性与学习意愿之间起到中介作用；而感知拟人性对期望努力与学习意愿具有负向调节作用。基于此，研究提出相关教育启示，为人机协同学习模式提供参考。

【关键词】 生成式人工智能；写作；学习意愿；影响机制

Abstract: With the rapid development of generative AI, its role in writing education has garnered widespread attention. This study constructs and validates a theoretical model to examine how AI-supported writing instruction affects students' learning willingness. Using survey data from Chinese university students analyzed via structural equation modeling, this study investigates the impact of performance expectancy, effort expectancy, perceived randomness, and perceived anthropomorphism on learning willingness. The findings reveal that generative AI significantly enhances learning willingness, with performance and effort expectancies mediating the effect of perceived randomness, while perceived anthropomorphism negatively moderates the relationship between effort expectancy and learning willingness. Based on these findings, the study proposes relevant educational implications and offers insights for the development of human-machine collaborative learning models.

Keywords: generative artificial intelligence, writing, learning willingness, impact mechanism

1. 前言

在高等教育中，写作不仅是一项基本技能，更是培养学生批判性思维和创新能力的载体（Bai et al., 2024）。在中国的教育体系中，写作指导被视为提高学生综合素养的关键，对于提升学生写作水平与学习动力至关重要。然而，目前市面上如 Grammarly、Ginger 等写作批改工具主要聚焦于语法、拼写等基础错误的纠正，忽视了对文章结构、语篇连贯性以及情感表达等更高阶写作技能的指导（Godwin et al., 2024）。这不仅制约了学生构建逻辑清晰、内容丰富文章的能力，也在一定程度上削弱其对写作学习的兴趣和积极性。

生成式人工智能（Generative Artificial Intelligence, GAI）的不断发展和应用为写作指导注入了新的活力。借助个性化反馈、智能提示和情境模拟等功能（Pesovski et al., 2024），GAI

可以提供更为全面和精准的写作支持，不仅弥补了传统工具在高阶写作技能指导上的短板，也为激发学生的学习动机提供了全新的可能性（赵寰宇和唐文娟，2024）。

尽管已有研究探讨了 GAI 在写作教学中的应用，但关于其如何通过内在机制影响学生学习意愿的研究仍然较为匮乏。因此，本文旨在构建理论模型，探讨 GAI 支持的写作指导对学生学习意愿的影响机制，从而为高等教育写作教学的实践与理论发展提供新的视角和实证依据。

2.文献综述

近年来，GAI 在教育领域的应用日益广泛，其在写作中的应用正逐渐引起学界关注。以 ChatGPT 为代表的对话型人工智能，凭借其强大的自然语言处理能力，正逐步渗透到教学实践中。具体而言，GAI 通过对大量文本数据和专业知识的学习，已在作文教学（夏静芳和赖伊玲，2025）、写作辅导（Chan, 2025）以及作文评估（黄子芹等人，2025）等多个方面展现出较好的应用成效。此外，GAI 能够根据学生个性化需求提供定制化学习资源和实时反馈，显著提升学生的学习体验和教学效果（Pesovski et al., 2024）。

然而，尽管 GAI 在写作领域展现出巨大潜力，关于其在写作教育中系统部署与评估的研究仍较为稀缺，尤其是在探讨如何通过改善写作指导进而提升学生学习意愿的内在机制方面的探讨尚不充分。部分研究尝试借鉴人工智能技术接受模型（如 UTAUT 及其扩展模型），探讨技术易用性、绩效预期和社交影响等因素在技术采纳中的作用（Gansser & Reich, 2021）。已有研究显示，这些模型在部分教育领域成功解释了学生对新技术的接受与使用行为（Faqih & Jaradat, 2021），但将其应用于写作指导领域尚处于初步探索阶段。

因此，本研究旨在构建理论模型，探讨 GAI 支持的写作指导对学生学习意愿的影响机制，从而为高等教育写作教学提供新的视角和实证依据。

3. 研究问题与假设

本研究聚焦于写作教育，旨在探讨 GAI 支持的写作指导如何影响学生的学习意愿。基于前期文献综述，本研究构建了一个包含五个关键构念的理论模型：感知偶然性、感知拟人性、期望绩效、期望努力与学习意愿（见图 1）。

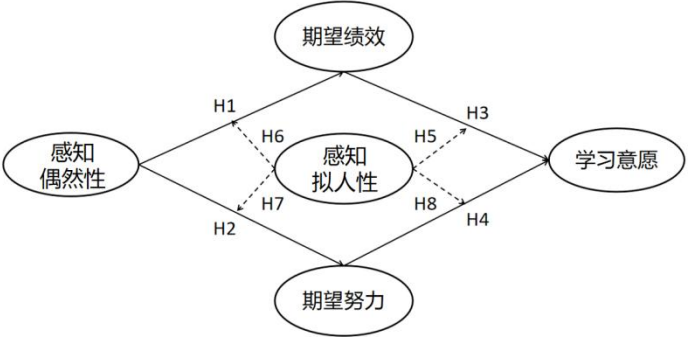


图 1 假设模型

在该模型中，感知偶然性指学习者在与系统互动过程中，对系统所提供的超出预期且具有偶然性回答的感知程度（Go & Sundar, 2019）；感知人性性用以衡量学习者对系统类人化程度的感知（Chung et al., 2023）。期望绩效反映学习者对人机协同学习系统有效性的期望，包括更高的学习成效和更少时间投入（Zhai et al., 2017）；期望努力则指学习者对系统易用

性及操作便捷性的感知（Gansser & Reich, 2021）；学习意愿则定义为学习者主动使用教育技术进行学习的意愿。

3.1. 感知偶然性与期望绩效和期望努力的关系

期望违背理论为感知偶然性对人机协同学习影响的解释提供了理论支持。该理论认为，期望之外的变化能引发生理唤醒反应，从而增强个体的兴趣和注意力（梁哲浩和陈涛，2023）。随着智能代理和聊天机器人等技术的广泛应用，偶然性在人机交互中发挥了重要作用，促使学习者参与多轮双向交流，从而形成主动互动模式（Go & Sundar, 2019）。

基于该理论，当学习者与 GAI 支持的写作指导系统互动时，感知到的偶然性可能引发不同于预期的反馈。这种反馈可能激发学习者的兴趣，增强其注意力，从而更容易投入到学习中。因此，提出以下假设：

H1：在 GAI 支持的写作指导中，感知偶然性正向影响学习者的期望绩效。

H2：在 GAI 支持的写作指导中，感知偶然性正向影响学习者的期望努力。

3.2. 期望绩效和期望努力的中介效应

根据人工智能技术接受模型（Gansser & Reich, 2021），人工智能教育产品的易用性和对学习绩效的提升作用是决定学习意愿的关键因素。GAI 的发展为教育教学创造了一个新的数字环境，系统的易用性和对学习效果的提升作用直接影响学生的学习意愿。在这一环境下，学习者更加关注系统的易用性，并期望通过使用该系统提高学习绩效。因此，提出以下假设：

H3：在 GAI 支持的写作指导中，期望绩效在感知偶然性与学习意愿之间起到中介作用。

H4：在 GAI 支持的写作指导中，期望努力在感知偶然性与学习意愿之间起到中介作用。

3.3. 感知拟人性的调节机制

根据拟人化理论，拟人化互动能够模拟真实的教学情境，满足学习者对社交互动的基本需求（Baumeister & Leary, 1995）。GAI 支持的写作指导系统通过模拟不同教学风格的教师，为学习者创造了更加类人化的学习互动体验。随着人工智能技术的不断进步，这种类人化的人机互动模式不仅提高了学习者的参与度和动力，还通过提供个性化反馈、情感支持等方式进一步增强了学习动机和学习效果。因此提出以下假设：

H5：在 GAI 支持的写作指导中，感知拟人性正向调节期望绩效与学习意愿间的关系

H6：在 GAI 支持的写作指导中，感知拟人性正向调节感知偶然性与期望绩效间的关系。

H7：在 GAI 支持的写作指导中，感知拟人性正向调节感知偶然性与期望努力间的关系。

H8：在 GAI 支持的写作指导中，感知拟人性正向调节期望努力与学习意愿间的关系。

4. 研究设计

4.1. 研究对象

本研究的研究对象为中国某高校的学生，共计 30 人，其中包含 18 名男生和 12 名女生。

4.2. 研究工具

4.2.1. GAI 支持的写作指导系统

本研究使用团队自研的 GAI 支持的写作指导系统。该系统融合 GAI 技术，通过知识库和提示工程技术的整合，为学生提供个性化且即时的写作指导与反馈。系统的设计与实现如下：

（1）知识库的构建：系统通过构建写作知识库，为学生提供丰富的写作素材与知识支持。

（2）提示工程技术：系统采用分阶段的多层次提示策略，为学生提供精准、个性化的写作指导与反馈。首先，系统模拟资深写作专家和教育工作者，根据作文内容和评分标准，利用零样本提示技术生成初步写作框架，帮助学生迅速构建写作思路；随后，系统运用思维链

提示技术将写作任务拆分为一系列启发性问题，引导学生逐步深化思考；在输出最终反馈前，系统通过自我一致性提示技术并行生成多个建议，并筛选出逻辑性和有效性最佳的方案，确保反馈的准确性和针对性。最终，在学生完成作文后，系统结合评分标准对作文进行综合评价，并提供改进建议。

4.2.2. 调查问卷

研究问卷采用李克特五点量表（1-5，表示“非常不同意”至“非常同意”），分数越高表示对应维度的程度越强。其中，学习意愿量表参考人机协同学习意愿的心理需求研究量表（Jahn et al., 2021）；期望绩效量表依据学习者对翻转课堂模式的感知价值量表（Zhai et al., 2017）编纂；期望努力量表参考人工智能接受度研究中的期望绩效量表（Gansser & Reich, 2021）设计；感知拟人性量表参考人机协同场景下社交机器人的人性化程度量表（Chung et al., 2023）；感知偶然性量表依据 Go & Sundar（2019）的感知偶发性量表编制。

4.3. 研究流程

研究主要经历了三个阶段：前测、教学实施、后测。设计流程如图 2 所示。

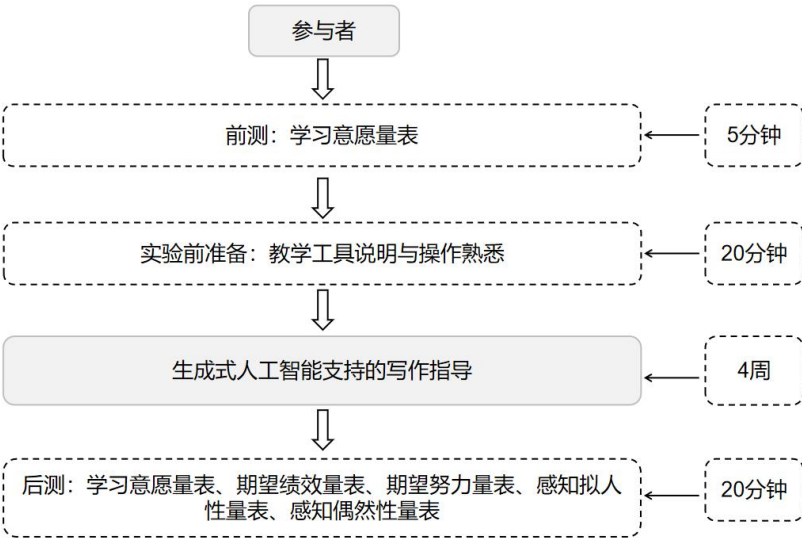


图 2 研究流程

- (1) 前测：这一阶段要求所有参与者在实验开始前完成学习意愿问卷，耗时 5 分钟。
- (2) 实验前准备：在正式实验开始之前，对本研究中使用的 GAI 支持的写作指导系统进行简要培训，介绍注册登录、获取反馈、修改、提交作文等基本操作，耗时约 10 分钟。随后给予参与者 10 分钟的自主探索和练习时间，期间研究者将现场提供技术支持与答疑。
- (3) 教学实施：教学周期为 4 周，学生使用团队自研的 GAI 支持的写作指导系统进行写作的学习与练习。
- (4) 后测：教学结束后，所有参与者需完成后测问卷，包括学习意愿量表、期望绩效量表、期望努力量表、感知拟人性量表、感知偶然性量表，共计 20 分钟。

4.4. 数据分析方法

本研究使用 SPSS v26.0 和 SmartPLS v4.0 作为数据处理与分析的主要工具。

- (1) 数据预处理：使用 SPSS 进行初始数据清理和预处理,剔除具有明显规律性且答题时间过短的问卷。
- (2) 信效度分析：信度方面，利用 Crobach’s 系数评估各量表的内部一致性；效度方面，使用 Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 值和 Bartlett 球形度检验评估数据是否适合进行因子分析。

(3) 描述性统计分析：使用 SPSS 的描述性统计分析对前测和后测中的学习意愿进行平均值及标准差的描述性统计，以了解数据的基本分布特征。

(4) 独立样本 t 检验：采用独立样本 t 检验比较指导前后学生在学习意愿上的差异。

(5) 结构模型方程分析：利用 SmartPLS 分析期望绩效、期望努力、感知拟人性、感知偶然性与学习意愿之间的关系。

5.研究结果

5.1. 信效度分析

本节对学习意愿量表、期望绩效量表、期望努力量表、感知拟人性量表与感知偶然性量表的信度与效度进行了检验，结果见表 1 和表 2。

各量表的 Cronbach's alpha 均超过 0.8，表明量表具有极高的内部一致性。量表的 KMO 值均超过 0.6，且 Bartlett 球形度检验的 p 值显著（ $p < 0.05$ ），验证了因子分析的适用性。这些结果验证了量表的结构合理性，增强了研究的可信度和普遍性。

表 1 量表的信度分析结果

量表	Cronbach's alpha	题项
学习意愿量表	0.901	4
期望绩效量表	0.836	4
期望努力量表	0.847	4
感知拟人性量表	0.883	4
感知偶然性量表	0.879	4

表 2 量表的效度分析结果

量表	KMO	Bartlett 球形度检验		
		近似卡方	自由度	显著性
期望绩效量表	0.674	39.741	6	.000
期望努力量表	0.668	27.961	6	.000
感知拟人性量表	0.787	88.689	6	.000
感知偶然性量表	0.722	69.225	6	.000
学习意愿量表	0.764	53.628	6	.000

5.2. 学习意愿

本研究采用描述性统计分析和独立样本 t 检验，对研究对象在学习意愿的前测与后测得分进行了比较，结果如表 3 所示。分析发现，学生在整体学习意愿得分上有所提升（从前测的 3.66 提高到后测的 4.34）。进一步分析发现，GAI 支持的写作指导对学生学习意愿的影响显著（ $p < 0.05$ ）。这些结果表明，GAI 支持的写作指导可以显著提高学生学习意愿。

表 3 学习意愿前后测得分情况

	前测	后测	T	P
学习意愿	3.66±0.287	4.34±0.190	-8.170	.000

5.3. 结构模型分析

本研究利用 SmartPLS 建立偏最小二乘结构方程模型，分析学生对于 GAI 支持的写作指导的学习意愿，运用包含 3000 个子样本和 95%置信区间的偏差校正自举法评估全样本（N=30）结构模型假设关系，结果见表 4。

结果显示，感知偶然性对期望绩效（ $\beta=0.285$, $p < 0.05$ ）、期望努力（ $\beta=0.288$, $p < 0.05$ ）存在显著正向影响，表明 H1、H2 成立。期望绩效（ $\beta=0.425$, $p < 0.05$ ）与期望努力

($\beta=0.230$, $p<0.05$) 对学习意愿存在显著正向影响, 表明 H3、H4 成立。这说明感知偶然性对学习意用的作用受期望绩效与期望努力的中介影响。

让人意外的是, 感知拟人性在感知偶然性与期望绩效、感知偶然性与期望努力、期望绩效与学习意愿中的调节作用均不显著 ($p>0.05$), 表明 H5、H6、H7 不成立。但感知拟人性在期望努力和学习意愿之间 ($\beta=-0.160$, $p<0.05$) 存在负向调节作用, 表明 H8 成立。

表 4 假设系数、显著性检验及假设判断结果

假设	系数	标准偏差	P	95%置信区间	假设判断
H1	0.285	0.154	0.014	[0.179, 0.391]	成立
H2	0.288	0.157	0.039	[0.179, 0.397]	成立
H3	0.425	0.063	0.018	[0.318, 0.532]	成立
H4	0.230	0.149	0.035	[0.133, 0.427]	成立
H5	0.089	0.065	0.472	[-0.038, 0.216]	不成立
H6	0.075	0.064	0.163	[0.042, 0.392]	不成立
H7	0.090	0.068	0.259	[-0.041, 0.221]	不成立
H8	-0.160	0.057	0.003	[-0.048, -0.272]	成立

6.讨论

6.1. GAI 对学习意愿的影响

研究结果表明, GAI 支持的写作指导能显著提升学生的学习意愿。这一发现与翟雪松等 (2023) 的研究结果一致。

在 GAI 支持的教学环境中, 学生可以获得更具个性化、即时化的学习支持 (Pesovski et al., 2024), 帮助他们克服写作瓶颈, 这是促进学生学习的重要动力。同时, GAI 能促进学生的自主反思, 鼓励他们根据反馈调整学习策略 (Noy & Zhang, 2023)。这种个性化、动态的学习体验增强了学生的内在动机 (Bai et al., 2024), 提升了他们的学习意愿。

6.2. 感知偶然性通过期望绩效和期望努力中介学习意愿

研究结果表明, 学习者的感知偶然性在增强学习意愿上具有显著的影响, 并通过期望绩效和期望努力起到中介作用。

首先, 期望绩效在提高学习效率方面发挥着关键作用。学习者期望在有限的时间内获取更多信息 (Zhai et al., 2017)。在信息爆炸的时代, 传统的知识搜寻显得较为低效。GAI 通过交互式的信息检索和应用, 精准地满足了学习者对高效学习的需求。因此, GAI 不仅增加了知识获取的偶然性, 还通过高效的知识管理和整合策略显著提升了学生的学习意愿, 并加强了他们对学习效率的感知。

其次, 期望努力在这一过程中也展现了显著的中介效应。期望努力反映了学习者对系统易用性的感知。当学生感知到系统的操作简便且功能互补时, 他们更有可能继续使用该系统进行学习 (Gansser & Reich, 2021)。通过提升系统的易用性和功能整合, GAI 能有效降低学习者在使用过程中的心理负担, 进一步增强其学习意愿, 激发他们主动参与学习的动力。

因此, 学习者的感知偶然性通过期望绩效和期望努力的中介作用, 促进了学生学习意愿的提高。这一机制表明, GAI 在提升学习效率和易用性方面的优势, 能够显著激发学生的学习动机, 帮助他们实现更高效的学习体验。

6.3. 感知拟人性的负向调节机制

研究表明,学习者对 GAI 的拟人化感知仅负向调节期望努力与学习意愿之间的关系,对其他关系的调节作用并不明显。

对于感知拟人性负向调节期望努力与学习意愿,这一发现与“恐怖谷效应”的理论(Mori et al., 2012)一致,即当系统的类人化程度超过一定临界点后,可能引发学习者的不适感,从而降低其对系统易用性的正向预期。因此,增强虚拟教师的类人化程度反而负向调节期望努力和学习意愿的关系。

此外,在当前教学环境中,学生可通过丰富的线下互动获得必要的情感支持,因而对数字系统的类人化需求相对较低(翟雪松等人, 2023)。这可能解释了为何拟人化在其他调节路径中未能展现出显著作用。未来研究应进一步探讨拟人化设计的最优程度,以平衡系统功能性与情感互动需求。

7. 结论

7.1. 研究结果与建议

7.1.1. 研究结果

本研究聚焦于写作教育,探讨 GAI 对学生学习意愿的影响机制。研究表明, GAI 能显著提高学习者的学习意愿。而且,期望绩效和期望努力是感知偶然性与学习意愿之间的中介变量;而感知拟人性对期望努力与学习意愿具有负向调节作用。

7.1.2. 建议

基于此,对教育工作者提出以下建议:

(1) GAI 技术在教学中的整合

教育工作者应考虑将 GAI 技术整合到课堂教学中。GAI 能够根据学生的个体需求提供个性化和即时化的反馈,帮助学生在面对挑战时保持专注,激发内在动机,从而有效提升学习意愿和学习体验。

(2) 促进 AI 与教师协同的教学模式

尽管 GAI 能提供类人化的学习支持,但过度的拟人化可能会降低学习者学习意愿。因此,教师在教育过程中仍然具有不可替代的重要作用。教育工作者应积极探索 AI 与教师有效协同的教学模式,以促进学生学习。

7.2. 研究不足与改进

本研究在探讨 GAI 支持的写作指导对学生学习意愿的影响机制方面取得了一定成果,但仍存在一定的局限性。首先,本研究作为一项探索性研究,样本规模较小且来源局限于特定地区,这可能影响结果的普适性,无法全面代表不同背景学生的情况。其次,本研究主要关注短期教学效果,未对长期效果进行深入探讨。未来的研究应扩大样本规模和范围,探索不同教育背景下的效果,并对长期影响进行更深入的分析。

参考文献

- 蔡芬、贾梟和沈文钦(2025)。生成式人工智能在我国研究生学术写作中的应用现状及其影响。中国高教研究,1,75-82。
- 梁哲浩和陈涛(2023)。人工智能+公共服务中的决策困境——基于民众的感知视角。社会政策研究,1,118-136。
- 翟雪松、楚肖燕、焦丽珍、童兆平和李艳(2023)。基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习模式研究。开放教育研究,29(5), 26-36。

- 赵寰宇和唐文娟(2024)。GenAI 赋能国际中文教育写作教学的可行性与潜在应用。《长春大学学报》,12,65-69。
- Ahmad, K., Iqbal, W., El-Hassan, A., Qadir, J., Benhaddou, D., Ayyash, M., & Al-Fuqaha, A.I.(2024). Data-driven artificial intelligence in education: A comprehensive review. *IEEE Transactions on Learning Technologies*,17,12-31.
- Allen, M., Naeem, U., & Gill, S. S. (2024). Q-Module-Bot: A generative AI-based question and answer bot for module teaching support. *IEEE Transactions on Education*, 67(5),793-802.
- Bai, S., Gonda, D.E., & Hew, K.F. (2024). Write-curate-verify: A case study of leveraging generative AI for scenario writing in scenario-based learning. *IEEE Transactions on Learning Technologies*,17,1313-1324.
- Baumeister, R. F., & Leary, M. R. (1995). The need to belong: Desire for interpersonal attachments as a fundamental human motivation. *Psychological Bulletin*,117(3),497-529.
- Cascella, M., Semeraro, F., Montomoli, J., Bellini, V., Piazza, O., & Bignami, E. (2024). The breakthrough of large language models release for medical applications: 1-year timeline and perspectives. *Journal of Medical Systems*,48(1),22.
- Chung, H., Kang, H., & Jun, S (2023). Verbal anthropomorphism design of social robots: Investigating users' privacy perception. *Computers in Human Behavior*, 142,107640.
- Cooper, M.M., & Klymkowsky, M.W. (2024). Let us not squander the affordances of LLMs for the sake of expedience: Using retrieval augmented generative AI chatbots to support and evaluate student reasoning. *Journal of Chemical Education*,101(11), 4847-4856.
- Gansser, O. A., & Reich, C. S. (2021). A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2 : An empirical study in three segments of application. *Technology in Society*,65,101535.
- Go, E., & Sundar, S. S.(2019). Humanizing chatbots : The effects of visual , identity and conversational cues on humanness perceptions. *Computers in Human Behavior*,97, 304-316.
- Jahn, K., Kordyaka, B., Machulska, A., Eiler, T.J., Grünwald, A., Klucken, T., Brück, R., Gethmann, C.F., & Niehaves, B.(2021). Individualized gamification elements: The impact of avatar and feedback design on reuse intention. *Computers in Human Behavior*,119,106702.
- Li, B., Bonk, C.J., Wang, C., & Kou, X. (2024). Reconceptualizing self-directed learning in the era of generative AI: An exploratory analysis of language learning. *IEEE Transactions on Learning Technologies*,17,1515-1529.
- Mori, M., MacDorman, K. F., & Kageki, N. (2012). The uncanny valley [from the field]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*,19(2),98-100.
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*,381(6654),187-192.
- Pesovski, I., Santos, R., Henriques, R., & Trajkovik, V. (2024). Generative AI for customizable learning experiences. *Sustainability*,16(7),3034.
- Ranalli, J., Link, S., & Chukharev-Hudilainen, E. (2016). Automated writing evaluation for formative assessment of second language writing: investigating the accuracy and usefulness of feedback as part of argument-based validation. *Educational Psychology*,37(1),8-25.

Zhai, X., Gu, J., Liu, H., Liang, J., & Tsai, C. (2017). An experiential learning perspective on students' satisfaction model in a flipped classroom context. *Journal of Educational Technology & Society*, 20, 198-210.