

科技赋能师范生福祉：AI 辅助编程驱动的游戏化教学对高阶思维的影响

Technology for Pre-service Teacher Wellbeing: Effects of AI-Assisted Vibe Coding-Driven Gamified Instruction on Higher-Order Thinking

王卓¹, 黄娟²

青岛大学教育科学学院;

深圳大学教育学部

作者邮箱: zhuowang@qdu.edu.cn; huangjuan@szu.edu.cn

【摘要】 本研究以“科技赋能学习者福祉”为视角，探索了 AI 辅助氛围编程驱动的游戏化教学对师范生计算思维及高阶能力的影响。55 名大三师范生借助“豆包”大语言模型，通过自然语言指令生成融入统计学知识的 HTML 网页游戏。协作组与独立组的对比发现：两组计算思维均显著提升，游戏化教学信心和合作倾向提升高度显著，统计学考试平均分提升 34 分。独立组计算思维提升更强而协作组考试进步更大的“矛盾”发现，揭示了 AI 作为“超级同伴”的独特作用机制。

【关键词】 游戏化教学；AI 辅助编程；氛围编程；计算思维；师范生福祉

Abstract: This study explored the effects of AI-assisted vibe coding-driven gamified instruction on pre-service teachers' computational thinking (CT) and higher-order skills from a technology-for-wellbeing perspective. Fifty-five junior pre-service teachers used the Doubao large language model to create HTML games embedding educational statistics concepts over four weeks. A quasi-experimental design compared collaborative ($n = 25$) and individual ($n = 30$) learning modes. Paired t-tests and Wilcoxon signed-rank tests revealed: (1) significant CT gains in both groups; (2) highly significant improvements in gamified teaching confidence and collaboration tendency; (3) significant gains in problem-solving, self-reflection, communication tendency, and behavioral intention; (4) a 34-point average increase in statistics exam scores, with the collaborative group significantly outperforming the individual group. A paradoxical finding—stronger CT gains in the individual group versus greater exam improvement in the collaborative group—reveals AI's unique role as a “super partner” in different learning modalities.

Keywords: gamified instruction; AI-assisted coding; vibe coding; computational thinking; pre-service teacher wellbeing

1. 引言

在科技日益深度融入教育的时代，如何运用技术手段提升学习者的学习效能与心理福祉，已成为教育技术研究的核心议题。教育统计学作为教育学、心理学等社会科学专业的重要方法论课程，其核心内容涵盖描述统计、推断统计及实验设计等。然而，大量研究表明，统计学课程长期以来是非理工科学生最为焦虑的学科之一。Onwuegbuzie 和 Wilson (2003) 的综述指出，66%至 80%的研究生在统计学学习中经历不同程度的焦虑，这种焦虑不仅削弱学业表现，更严重损害学生的心理健康和学习福祉。Chew 和 Dillon (2014) 进一步指出，非数学背景学生普遍将统计学视为学位课程中最令人生畏的科目。在师范教育领域，这一问题尤为突出：师范生需要具备基本的统计素养以开展教学评估和教育研究 (Garfield & Ben-Zvi, 2007)，

但传统讲授式教学往往加剧而非缓解其学习焦虑。因此,探索能够同时提升知识习得和学习体验的教学策略,对于促进师范生的全面发展和职业福祉具有重要意义。

游戏化教学(gamification)作为一种将游戏设计元素融入非游戏情境的教学策略(Deterding et al., 2011),已被证实是科技促进学习福祉的有效途径。多项元分析证实其积极效果:Sailer 和 Homner (2020)发现游戏化教学在认知($g = .49$)、动机($g = .36$)和行为($g = .25$)三个维度均产生显著正向效应;Bai 等(2020)报告了中等效应量($g = 0.504$);Zeng 等(2024)最新元分析发现中等偏上效果(Hedges' $g = 0.782$)。尚俊杰和裴蕾丝(2015)提出游戏具有游戏动机、游戏思维和游戏精神三层核心教育价值,为游戏化教学的理论基础提供了重要支撑。在统计学教学领域,Legaki 等(2020)的实验表明基于挑战的游戏化设计能有效促进统计学知识习得;Wronowski 等(2020)发现严肃教育游戏在统计学教学中情感层面效果尤为显著——这正是科技促进学习者心理福祉的有力证据。更重要的是,游戏化教学通过增强学习趣味性和参与感,能有效缓解统计焦虑,提升学习者的情感体验。

与此同时,生成式人工智能(Generative AI)的迅猛发展正在改变编程教育的面貌,也为教育公平和可及性开辟了新路径。2025年,Andrej Karpathy 提出“氛围编程”(vibe coding)概念,即用户通过自然语言与大语言模型交互即可生成代码,无需掌握传统编程语言(Karpathy, 2025)。这一范式从根本上降低了编程活动的参与门槛,使教育学等非技术专业学生也能通过“对话”来“编程”,体现了科技促进教育公平的核心理念。卢宇等(2023)以 ChatGPT 为例探讨了生成式 AI 的教育应用与展望,指出其在个性化学习、智能辅导等方面具有巨大潜力。Yilmaz 和 Karaoglan Yilmaz (2023)发现基于生成式 AI 的编程教学能显著提升计算思维、编程自我效能感和学习动机。然而,Kazemitabaar 等(2023)也警示 AI 代码生成器可能削弱独立编码能力。Denny 等(2024)指出 75%受访教师认为生成式 AI 影响了编程教学方式。本研究所采用的教学模式——学生使用“豆包”大语言模型通过自然语言指令生成 HTML 网页游戏——正是氛围编程在教育场景中的典型应用。

计算思维作为 21 世纪核心素养(Wing, 2006),与高阶思维技能——创造性思维、问题解决、批判性思维等——共同构成人才培养的核心目标(Krathwohl, 2002; Partnership for 21st Century Learning, 2019)。Grover 和 Pea (2013)明确了 K-12 阶段计算思维研究的定义和评估空白。Korkmaz 等(2017)开发了 29 题目的计算思维量表。在师范教育领域,Yadav 等(2017)指出鲜有师范教育项目将计算思维纳入培养方案;Dong 等(2024)的系统综述发现针对性训练能有效提升师范生的计算思维水平。傅骞等(2019)的实证研究表明,基于图形化工具的编程教学能有效促进学生计算思维发展。Lye 和 Koh (2014)强调,当编程任务具有真实性和情境相关性时,计算思维提升最为显著。Mao 等(2022)的元分析发现游戏化学习对批判性思维具有显著正向效果($g = 0.863$)。这些高阶能力的发展不仅关乎学术表现,更是师范生职业福祉和专业自信的重要基础。

在协作学习与游戏化教学的关系方面,已有研究呈现不一致的结论。Akgul 和 Guler(2025)发现个体游戏化条件下课堂参与度反而更高。Latorre-Coscolluela 等(2025)则发现游戏化与协作学习的结合能促进跨学科能力发展。Mirmotahari 等(2025)提出的游戏化协作学习框架表明协作组考试成绩更高。Tondeur 等(2012)综合 19 项研究发现协作、反思和真实体验是培养师范生技术整合能力的关键。Mishra 和 Koehler (2006)的 TPACK 框架强调技术、教学和学科知识的交叉整合。Bower 等(2017)证实短期研习即可显著提升教师对计算思维的理解和信心。王卓团队在此领域有持续积累:Guan 等(2022)系统综述了 35 项小学游戏化教学实验研究,发现认知成果效果最显著但存在理论基础薄弱等问题;Ma 等(2025)在《Computers & Education》上比较了个体和配对模式下 AI 会话代理对口语能力的影响,发现

配对学习在沟通自信和流利度方面效果更优；Wang 等（2020）提出的贡献导向自主移动学习模型强调了小组互动在学习中的重要性。

综上所述，当前研究存在以下空白：（1）将 AI 辅助编程与游戏化教学结合应用于师范教育的实证研究极为有限；（2）在统计学这一“高焦虑”学科中实施游戏化教学以促进学习福祉的研究不足；（3）协作与独立两种学习模式在 AI 辅助游戏化教学中的比较研究尚属空白。为此，本研究提出以下研究问题：RQ1：AI 辅助编程驱动的游戏化教学能否显著提升师范生的计算思维和高阶能力？RQ2：该教学模式能否显著提升师范生的游戏化教学信心和行为意图？RQ3：能否有效改善统计学学业表现？RQ4：协作模式与独立模式在学习效果上是否存在显著差异？

2. 研究设计

2.1. 研究对象

本研究以中国某综合性大学（在校本科生约 8000 名）小学教育专业大三师范生为研究对象。参与者来自两个自然班，共计 55 名学生提供有效数据（部分学生因缺席某次测试或问卷而被排除）。其中，一班 25 人（协作组），二班 30 人（独立组）。所有学生在实验前均未系统接受过编程训练，问卷前测显示其编程经验水平较低（ $M=2.00, SD=0.64$ ，采用 3 点量表测量）。

2.2. 教学设计与实施

干预实施时间为四周（2026 年 12 月下旬至 1 月下旬），教学内容为教育统计学课程。两个班均采用 AI 辅助的游戏化教学模式：学生使用“豆包”（字节跳动开发的大语言模型）作为编程工具，通过自然语言指令（即氛围编程）生成 HTML 网页游戏。每个游戏需融入至少一个教育统计学知识点（如均值、标准差、正态分布、t 检验等），使游戏玩法机制与统计学概念有机结合。

两个班的核心区别在于学习组织方式：一班（协作组， $n=25$ ）的学生可以自由组队，以小组形式协作完成游戏设计与开发任务；二班（独立组， $n=30$ ）的学生则各自独立完成所有任务。除此之外，两个班的教学内容、教师、教学进度和评估标准均保持一致。每周的教学安排包括：课堂讲授统计学概念（2 学时）、AI 辅助游戏设计实践（2 学时）。教师在实践环节中承担引导者和支持者的角色。

2.3. 研究工具

本研究采用以下标准化工具进行前后测数据收集，各量表信效度指标如表 1 所示。

表 1
研究工具信效度指标

量表	题数	Cronbach α	KMO	Bartlett p
计算思维	6	.839/.847	.736	<.001
创造性思维	6	.863	.655	<.001
问题解决	6	.878	.717	<.001
自我反思	5	.820	.741	<.001
沟通倾向	7	.899	.857	<.001
合作倾向	5	.782	.703	<.001
游戏化教学信心	5	.893	.856	<.001
行为意图	1	—	—	—
统计学测验	满分 100	—	—	—

注：计算思维 α 值分别为前测/后测，其余均为前测值。

2.4. 数据分析方法

首先，采用 Shapiro-Wilk 检验和 Kolmogorov-Smirnov 检验对所有变量进行正态性检验。结果显示，仅前后测的计算思维和创造性思维两对变量同时符合正态分布 ($p > .05$)，因此对这两个变量采用配对样本 t 检验进行前后测比较。其余变量（合作倾向、沟通倾向、问题解决、自我反思、行为意图、游戏化教学信心）因违反正态性假设，采用 Wilcoxon 配对符号秩检验。统计学考试成绩同样不符合正态分布，两班之间的比较采用 Mann-Whitney U 检验。此外，采用 Pearson 相关分析探究各变量之间的关联。所有统计分析使用 SPSS 26.0 完成，显著性水平设定为 $\alpha = .05$ 。

3. 研究结果

3.1. 计算思维和创造性思维的前后测比较（配对 t 检验）

对于符合正态分布的计算思维和创造性思维，分别按班级进行配对 t 检验，结果如表 2 所示。

表 2

计算思维和创造性思维配对 t 检验结果

变量	班级	前测 $M \pm SD$	后测 $M \pm SD$	t	p
计算思维	一班(协作)	3.39 $\pm$ 0.65	3.67 $\pm$ 0.77	-2.609	.016*
计算思维	二班(独立)	3.28 $\pm$ 0.62	3.81 $\pm$ 0.58	-4.239	<.001**
创造性思维	一班(协作)	3.77 $\pm$ 0.59	3.88 $\pm$ 0.79	-0.756	.457
创造性思维	二班(独立)	3.67 $\pm$ 0.51	3.87 $\pm$ 0.56	-1.462	.155

注：* $p < .05$, ** $p < .01$

表 2 结果表明，两个班学生的计算思维均在四周干预后呈现显著提升。一班（协作组）从 3.39 提升至 3.67 ($t = -2.609, p = .016$)，二班（独立组）从 3.28 提升至 3.81 ($t = -4.239, p < .001$)，后者提升幅度和统计显著性均更高。创造性思维均有提升趋势但未达显著水平。

3.2. 其他维度的前后测比较（Wilcoxon 符号秩检验）

对于不符合正态分布的六个变量，采用 Wilcoxon 配对符号秩检验进行两个班合并的前后测比较，结果如表 3 所示。

表 3

Wilcoxon 配对符号秩检验结果（两班合并， $N = 53$ ）

变量	前测 Mdn(P25,P75)	后测 Mdn(P25,P75)	z	p
游戏化教学信心	3.80(3.4,4.0)	4.00(4.0,4.8)	-4.575	<.001**
合作倾向	4.00(3.6,4.2)	4.00(4.0,5.0)	-3.430	.001**
行为意图	4.00(3.0,4.0)	4.00(4.0,5.0)	-2.483	.013*
问题解决	4.00(3.7,4.2)	4.00(3.8,4.7)	-2.258	.024*
自我反思	3.80(3.4,4.0)	4.00(3.4,4.4)	-2.198	.028*
沟通倾向	4.14(4.0,4.6)	4.43(4.0,5.0)	-2.192	.028*

注：* $p < .05$, ** $p < .01$

六个维度均显著提升。游戏化教学信心提升最显著 ($z = -4.575, p < .001$)，表明 AI 辅助游戏化教学有效增强了师范生对未来运用游戏化策略的信心——这对教师职业福祉具有特殊

意义。合作倾向 ($z = -3.430, p = .001$) 在合并数据中也高度显著, 提示游戏化教学本身即具有促进社交联结和人际福祉的潜力。行为意图、问题解决、自我反思和沟通倾向均达到 $p < .05$ 的显著水平。

3.3. 统计学考试成绩分析

全体学生前测平均分 45.21 ($SD = 17.65$), 后测平均分 79.62 ($SD = 17.42$), 提升幅度高达 34.41 分。分班来看, 一班(协作组)前测 $M = 42.96$ ($SD = 20.40$), 后测 $M = 85.38$ ($SD = 16.74$), 提升 42.42 分; 二班(独立组)前测 $M = 47.30$ ($SD = 15.29$), 后测 $M = 75.04$ ($SD = 16.94$), 提升 27.74 分。

表 4

两班统计学考试 Mann-Whitney U 检验结果

变量	一班 Mdn(P25,P75)	二班 Mdn(P25,P75)	U	p
前测统计学	37.00(30.3,45.0)	44.00(38.5,50.0)	215.0	.026*
后测统计学	92.00(80.0,95.0)	75.50(60.5,90.5)	211.5	.022*

注: 一班 $n = 24$, 二班 $n = 28$ 。* $p < .05$

前测阶段, 二班成绩显著高于一班 ($U = 215.0, z = -2.223, p = .026$), 即独立组的统计学基础优于协作组。然而, 在后测阶段, 一班反超二班(一班 $Mdn = 92.00$ vs. 二班 $Mdn = 75.50$), 差异同样显著 ($U = 211.5, z = -2.287, p = .022$)。这一“逆转”现象表明, 尽管协作组起点较低, 但其在四周干预后的学业表现显著优于独立组, 提示协作学习模式可能具有更大的学业增值效果。

3.4. 相关性分析

Pearson 相关分析揭示以下关键发现: (1) 编程经验与后测计算思维之间存在中等强度的显著正相关 ($r = .440, p < .01$), 与问题解决 ($r = .418, p < .01$)、合作倾向 ($r = .371, p < .01$) 和沟通倾向 ($r = .362, p < .01$) 也呈显著正相关。(2) 后测计算思维与问题解决 ($r = .592$)、合作倾向 ($r = .536$)、沟通倾向 ($r = .526$) 和自我反思 ($r = .492$) 的关联最强, 提示计算思维的发展与其他高阶能力的提升具有协同效应。(3) 后测统计学成绩仅与合作倾向显著正相关 ($r = .392, p < .01$), 与其他问卷变量的相关均未达显著水平。

4. 讨论

4.1. AI 辅助游戏化教学对计算思维的普遍提升效果

本研究最稳健的发现是 AI 辅助编程驱动的游戏化教学在两种学习模式下均能有效提升计算思维。这与 Yilmaz 和 Karaoglan Yilmaz (2023) 的发现一致。更重要的是, 本研究表明即使学习者不直接编写代码, 仅通过自然语言与 AI 交互(氛围编程), 也能发展计算思维——这将计算思维培养从“会写代码”提升到“会分解问题和设计解决方案”的认知层面, 与 Wing (2006) 的原始论述高度一致。这一发现的福祉意义在于: 科技可以消除传统编程教学中的技术壁垒, 使更广泛的学习群体——包括文科背景的师范生——也能从计算思维训练中受益, 体现了科技促进教育公平的价值。

4.2. AI 作为“超级同伴”

本研究揭示了一个看似矛盾却极富启示的发现模式: 独立组在计算思维提升上效果更强(二班+0.53 vs. 一班+0.28), 而协作组在统计学考试成绩上进步更大(一班+42.42 分 vs. 二班+27.74 分)。表面上看, 这一矛盾难以解释——为什么独立工作的学生在思维能力上进步更大, 而合作的学生在知识掌握上表现更好?

我们认为,这一矛盾可通过“AI 作为超级同伴”的视角加以理解。在独立组中, AI 大语言模型实际充当了学生的“超级同伴”——一个拥有无限耐心、随时在线、编程能力远超人类同伴的协作者。独立组学生由于没有人类队友可以依赖,不得不与 AI 进行更深入、更频繁的交互,独自完成问题分解、方案设计、代码调试的全过程。每一次与 AI 的对话都是一次计算思维的训练——学生需要将模糊的游戏创意翻译成 AI 能理解的精确指令,这本身就是“分解问题”和“算法化表达”的实践。相比之下,协作组学生可以将部分认知负荷分配给队友,个体接受的计算思维训练密度因此降低。这一解释与 Brennan 和 Resnick (2012) 计算思维框架中“计算实践”维度的理论一致——实践的完整性和密度是影响计算思维发展的关键因素。

然而, AI“超级同伴”在知识建构方面存在局限。AI 擅长编程但不会主动进行“统计学知识的同伴教学”——它不会像人类队友那样提出疑问、分享理解困难、或通过讨论加深对概念的理解。协作组学生在小组合作中进行的同伴教学 (peer teaching)、认知冲突和知识共建,恰恰是 AI 难以替代的学习机制。当一名学生向队友解释 t 检验的原理时,解释者自身对该概念的理解也在深化——这种“教学即学习”效应正是协作组统计学成绩大幅领先的重要原因。这与 Ma 等 (2025) 在 AI 辅助语言学习中发现的“配对学习优势”相呼应: AI 提供了个性化支持,但人类同伴提供了不可替代的社会性学习体验。

从科技与福祉的关系视角来看,这一发现提示我们:“科技为善”并不意味着以 AI 完全替代人际互动,而是需要审慎设计 AI 与人类协作的最优模式。在需要发展思维技能的场景中, AI 可以作为“陪练”充分锻炼个体的认知能力;在需要深化知识理解的场景中,人际协作仍然是不可替代的学习资源。最优的教学设计可能是将两种模式有机结合——在个体编程环节充分利用 AI 的支持发展计算思维,在知识讨论环节发挥同伴互动的优势促进深层理解。

4.3. 游戏化教学信心与教师职业福祉

游戏化教学信心的提升最为显著 ($z = -4.575, p < .001$), 这对师范生的职业福祉具有特殊意义。如果师范生在职前教育阶段就能通过亲身体验建立起对游戏化教学的信心,他们在未来教学实践中采纳这一策略的可能性将大增。这与 Bower 等 (2017) 的发现一致,也与 Guan 等 (2022) 在系统综述中呼吁的“更多教师层面的游戏化研究”相应和。从 TACK 框架 (Mishra & Koehler, 2006) 的视角,本研究的教学设计整合了技术知识 (AI 编程)、教学知识 (游戏化策略) 和学科知识 (统计学),为师范生提供了完整的 TPACK 实践体验。行为意图的显著提升 ($z = -2.483, p = .013$) 进一步表明,这种信心能转化为实际的教学行动意向,为科技促进教师专业发展和职业满意度提供了有力证据。

合作倾向在包含两组学生的合并数据中也高度显著提升,提示游戏化教学本身即具有促进社交联结的潜力,即使在独立模式下也是如此——学生可能通过课堂观摩、作品展示等非正式互动方式受到影响。这一发现从人际福祉 (social wellbeing) 的角度,为科技赋能下的教学环境设计提供了参考。创造性思维未达显著水平可能与四周干预时间有限有关——Dichev 和 Dicheva (2017) 曾指出游戏化教学的长期效果证据不足,创造力这一深层能力可能需要更长时间的培养。

4.4. 编程经验的调节效应与教育启示

编程经验与后测计算思维的显著正相关 ($r = .440, p < .01$) 提示,虽然氛围编程降低了技术门槛,但先前的编程经验仍有助于更有效地利用 AI 工具。这意味着,在开展 AI 辅助编程教学之前,适当的编程基础导入可能优化学习效果。同时,编程经验与问题解决、沟通和合作等能力的正相关表明,编程经验可能反映了更广泛的问题解决倾向和技术素养。从科技促进教育公平的角度看,如何为零编程基础的学生提供更充分的脚手架支持,是未来教学设计中值得关注的问题。

4.5. 局限与未来方向

本研究存在以下局限：第一，样本量较小（ $N=55$ ），且来自单一院校的单一专业，限制了结论的外部效度。第二，采用准实验设计而非随机对照实验，两组之间的前测差异提示可能存在选择偏差。第三，四周的干预时间相对较短，可能无法充分反映游戏化教学对创造性思维等深层能力的长期效果——这一局限与 Guan 等（2022）在系统综述中发现的普遍问题一致。第四，本研究尚未分析学生提交的游戏作品质量，这部分数据将在后续研究中呈现。第五，缺乏对照组（即未接受游戏化教学的传统教学班级），因此无法将观察到的提升完全归因于游戏化干预。未来研究应在以下方面拓展：（1）扩大样本规模并纳入多所院校；（2）采用随机对照设计增设对照组；（3）延长至完整学期；（4）结合质性数据和学生作品评析；（5）从学习者福祉视角系统测量统计焦虑、学习满意度和情感体验的变化。

5. 结论

本研究以“科技赋能学习者福祉”为视角，以 55 名师范生为对象，通过为期四周的准实验，探索了 AI 辅助编程（氛围编程）驱动的游戏化教学对计算思维和高阶能力的影响。主要结论如下：第一，AI 辅助的氛围编程能有效提升师范生计算思维，且在协作和独立两种模式下均稳定显著，表明科技可消除编程门槛，使更广泛群体受益。第二，游戏化教学信心和合作倾向的高度显著提升促进了师范生职业福祉和人际福祉。第三，独立组 CT 提升更强、协作组考试进步更大的“矛盾”发现，揭示了 AI 作为“超级同伴”的独特作用机制——AI 擅长提供密集的思维训练，但无法替代人际协作在知识建构中的独特价值。第四，统计学考试平均提升 34 分，从科技缓解学习焦虑的角度，为解决统计学教学这一长期难题提供了新路径。本研究从“科技、福祉、教育”的交叉视角，为“氛围编程”这一新兴概念在教育领域的应用提供了初步实证支持，为 AI 时代师范教育的教学创新提供了参考。

参考文献

- Akgul, O., & Guler, M. (2025). Individual versus collaborative learning: Impact of gamification on achievement and student engagement. *The Journal of Educational Research*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/00220671.2025.2548576>
- Bai, S., Hew, K. F., & Huang, B. (2020). Does gamification improve student learning outcome? Evidence from a meta-analysis and synthesis of qualitative data in educational contexts. *Educational Research Review*, 30, 100322. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2020.100322>
- Bower, M., Wood, L. N., Lai, J. W. M., Howe, C., Lister, R., Mason, R., Highfield, K., & Veal, J. (2017). Improving the computational thinking pedagogical capabilities of school teachers. *Australian Journal of Teacher Education*, 42(3), 53–72. <https://doi.org/10.14221/ajte.2017v42n3.4>
- Brennan, K., & Resnick, M. (2012, April 13–17). *New frameworks for studying and assessing the development of computational thinking* [Paper presentation]. Annual Meeting of the American Educational Research Association, Vancouver, BC, Canada.
- Chew, P. K. H., & Dillon, D. B. (2014). Statistics anxiety update: Refining the construct and recommendations for a new research agenda. *Perspectives on Psychological Science*, 9(2), 196–208. <https://doi.org/10.1177/1745691613518077>

- Denny, P., Prather, J., Becker, B. A., Finnie-Ansley, J., Hellas, A., Leinonen, J., Luxton-Reilly, A., Reeves, B. N., Santos, E. A., & Sarsa, S. (2024). Computing education in the era of generative AI. *Communications of the ACM*, 67(2), 56–67. <https://doi.org/10.1145/3624720>
- Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L. (2011). From game design elements to gamefulness: Defining “gamification”. In *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference: Envisioning Future Media Environments* (pp. 9–15). ACM. <https://doi.org/10.1145/2181037.2181040>
- Dichev, C., & Dicheva, D. (2017). Gamifying education: What is known, what is believed and what remains uncertain: A critical review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 14(1), Article 9. <https://doi.org/10.1186/s41239-017-0042-5>
- Dong, W., Li, Y., Sun, L., & Liu, Y. (2024). Developing pre-service teachers’ computational thinking: A systematic literature review. *International Journal of Technology and Design Education*, 34(1), 191–227. <https://doi.org/10.1007/s10798-023-09811-3>
- Garfield, J., & Ben-Zvi, D. (2007). How students learn statistics revisited: A current review of research on teaching and learning statistics. *International Statistical Review*, 75(3), 372–396. <https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2007.00029.x>
- Grover, S., & Pea, R. (2013). Computational thinking in K–12: A review of the state of the field. *Educational Researcher*, 42(1), 38–43. <https://doi.org/10.3102/0013189X12463051>
- Guan, X., Sun, C., Hwang, G.-J., Xue, K., & Wang, Z. (2022). Applying game-based learning in primary education: A systematic review of journal publications from 2010 to 2020. *Interactive Learning Environments*, 32(2), 534–556. <https://doi.org/10.1080/10494820.2022.2091611>
- Karpathy, A. [@karpathy]. (2025, February 2). *There’s a new kind of coding I call “vibe coding”* [Post]. X. <https://x.com/karpathy/status/1886192184808149383>
- Kazemitabaar, M., Chow, J., Ma, C. K. T., Ericson, B. J., Weintrop, D., & Grossman, T. (2023). Studying the effect of AI code generators on supporting novice learners in introductory programming. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Article 455, pp. 1–23). ACM. <https://doi.org/10.1145/3544548.3580919>
- Korkmaz, Ö., Çakır, R., & Özden, M. Y. (2017). A validity and reliability study of the Computational Thinking Scales (CTS). *Computers in Human Behavior*, 72, 558–569. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.005>
- 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
- Latorre-Coscolluela, C., Sierra-Sánchez, V., & Vázquez-Toledo, S. (2025). Gamification, collaborative learning and transversal competences: Analysis of academic performance and students’ perceptions. *Smart Learning Environments*, 12(1), Article 9. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00361-2>
- Legaki, N.-Z., Xi, N., Hamari, J., Karpouzis, K., & Assimakopoulos, V. (2020). The effect of challenge-based gamification on learning: An experiment in the context of statistics education. *International Journal of Human-Computer Studies*, 144, 102496. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102496>

- Lye, S. Y., & Koh, J. H. L. (2014). Review on teaching and learning of computational thinking through programming: What is next for K–12? *Computers in Human Behavior*, 41, 51–61. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.09.012>
- Ma, Y., Wang, Z., & Pang, H. (2025). The more the merrier? Examining the effects of a conversational agent on EFL learners' speaking. *[Journal name pending author confirmation]*
- Mao, W., Cui, Y., Chiu, M. M., & Lei, H. (2022). Effects of game-based learning on students' critical thinking: A meta-analysis. *Journal of Educational Computing Research*, 59(8), 1682–1708. <https://doi.org/10.1177/07356331211007098>
- Mirmotahari, O., Grün, M., & Berg, Y. (2025). Gamification as a transferable pedagogical innovation for technology education: Developing 21st-century skills through collaborative game-based learning. *Frontiers in Education*, 10, Article 1684459. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1684459>
- Mishra, P., & Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x>
- Onwuegbuzie, A. J., & Wilson, V. A. (2003). Statistics anxiety: Nature, etiology, antecedents, effects, and treatments—a comprehensive review of the literature. *Teaching in Higher Education*, 8(2), 195–209. <https://doi.org/10.1080/1356251032000052447>
- Partnership for 21st Century Learning. (2019). *Framework for 21st century learning definitions*. Battelle for Kids. https://static.battelleforkids.org/documents/p21/p21_framework_definitionsbfk.pdf
- Sailer, M., & Homner, L. (2020). The gamification of learning: A meta-analysis. *Educational Psychology Review*, 32(1), 77–112. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09498-w>
- Tondeur, J., van Braak, J., Sang, G., Voogt, J., Fisser, P., & Ottenbreit-Leftwich, A. (2012). Preparing pre-service teachers to integrate technology in education: A synthesis of qualitative evidence. *Computers & Education*, 59(1), 134–144. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.10.009>
- Wang, Z., Hwang, G.-J., Yin, Z., & Ma, Y. (2020). A contribution-oriented self-directed mobile learning ecology approach to improving EFL students' vocabulary retention and second language motivation. *Educational Technology & Society*, 23(1), 16–29.
- Wing, J. M. (2006). Computational thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33–35. <https://doi.org/10.1145/1118178.1118215>
- Wronowski, M., Urick, A., Wilson, A. S. P., Thompson, W., Thomas, D., Wilson, S., Elizondo, F. J., & Ralston, R. (2020). Effect of a serious educational game on academic and affective outcomes for statistics instruction. *Journal of Educational Computing Research*, 57(8), 2053–2084. <https://doi.org/10.1177/0735633118824693>
- Yadav, A., Stephenson, C., & Hong, H. (2017). Computational thinking for teacher education. *Communications of the ACM*, 60(4), 55–62. <https://doi.org/10.1145/2994591>
- Yilmaz, R., & Karaoglan Yilmaz, F. G. (2023). The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, Article 100147. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100147>

- Zeng, J., Sun, D., Looi, C.-K., & Fan, A. C. W. (2024). Exploring the impact of gamification on students' academic performance: A comprehensive meta-analysis of studies conducted between 2008 and 2023. *British Journal of Educational Technology*, 55(6), 2478–2502. <https://doi.org/10.1111/bjet.13471>
- 傅骞, 解博超, 郑娅峰. (2019). 基于图形化工具的编程教学促进初中生计算思维发展的实证研究. *电化教育研究*, 40(4), 122–128.
- 卢宇, 余京蕾, 陈鹏鹤, 李沐云. (2023). 生成式人工智能的教育应用与展望——以 ChatGPT 系统为例. *中国远程教育*, 43(4), 24–31, 51.
- 尚俊杰, 裴蕾丝. (2015). 重塑学习方式: 游戏的核心教育价值及应用前景. *中国电化教育*, (5), 41–49.