

职责分配的师生智协同模型建构：数智慕课教学模式设计与实证研究

Responsibility-Driven Teacher-Student-Intelligence Collaborative Education Modeling

Framework: Design and Empirical Study of a Smart MOOC Teaching Model

赵仪钊¹, 韩雪霞¹, 李建伟^{1,2*}, 张茹^{2,3}

¹北京邮电大学人文学院

²北邮-润尼尔虚拟现实创新技术与应用联合实验室

³北京邮电大学集成电路学院

lijianwei@bupt.edu.cn

【摘要】 本文针对慕课教学中角色模糊、学习反馈不畅和过程支持不足等问题，提出了一种面向责任分配的教师-学生-智能体三元协同模型，并构建了课前、课中、课后的全过程教学流程及“证据—诊断—干预—迭代”改进机制。在某大学研究生课程《教育人工智能》中进行了一项随机实验研究 (N=53)，数据表明，该模式能够显著提升学生的学习参与度、满意度和学习投入，访谈显示智能体作为教学过程的第三主体提供了一种新的方式来提高学生学习的连续性和主动性。本研究为智能教育背景下慕课教学改革提供了新的理论依据与实践路径。

【关键词】 师生智协同；职责分配；数智慕课；智能学习环境

Abstract: This study addresses major challenges in MOOC teaching, including ambiguous roles, ineffective learning feedback, and insufficient process support. It proposes a responsibility-driven teacher-student-intelligence collaborative model and develops a whole-process teaching framework covering the pre-class, in-class, and post-class stages, together with an evidence-diagnosis-intervention-iteration improvement mechanism. A randomized experiment (N=53) conducted in a postgraduate course showed that the proposed model significantly improved students' participation, satisfaction, and engagement compared with the traditional MOOC model. Interview findings further indicated that intelligence, as an additional instructional agent, enhanced the continuity and initiative of learning. This study provides theoretical support and practical implications for smart MOOC teaching reform.

Keywords: teacher-student-AI collaboration, responsibility allocation, AI-enhanced MOOC, smart learning environment

基金项目：北京邮电大学数智北邮融创项目“师-生-智协同基础理论研究”（项目编号：RCXM-2025-001）

1. 前言

教育行业“AI+”技术快速崛起，如今教育的数字化转型和生成式人工智能，将“智能学习环境”的关注点从资源和平台转移到数据和智能服务，从而重塑学习环境。在大学课程改革的背景下，越来越多的人关注如何实现教学模式的创新。MOOCs（大规模开放在线课程）通过开放、大规模和可重用的资源大大增加了学习机会，但也因学习持久性不足和完成率低而屡遭批评（Hew & Cheung, 2014）。面对“高注册—低完成”的结构性问题，文献中越来越多地从“内

容供给”转向“过程支持”，通过学习证据的积累、互动机制的优化和学习支持可用性的增强来提高学习者的持久性和参与度，使 MOOCs 从“资源平台”转变为“学习系统”。

然而在智能学习环境中促进 MOOC 教学创新仍面临三大挑战。首先，MOOC 学习过程通常提供简单的“教师发布—学生自学—平台记录”，但教师、学生和智能体之间的职责界限尚未建立，进而导致教师压力过大，学生操作繁琐、智能体支持不足等问题。另一方面，智能体的嵌入往往停留在功能堆砌层面。尽管可以直接向个人提供推荐、答疑和自动反馈等功能，但在实际教学中难以建立持续的过程支架。第三，智能体嵌入虽然可以记录学习数据，但没有解释和反馈机制来支持教学决策，这常常使及时干预和持续优化变得困难（Ferguson, 2012; Gašević et al., 2015）。在这种背景下，仅增加技术功能本身并不足以实现有效教学，重构“教师—学生—智能体”之间角色和职责的协作关系变得必要，以便在可控范围内转化为教学效果。

人机协作和“AI+教师”方法近年来被认为是教育智能化制度化的重要方向，以促进“AI+教师”成为教师的“增强者”而非“替代者”（余胜泉 & 王琦, 2019）。同时，教育 AI 中的以人为本的相关研究表明，智能技术的设计基于人类学习科学证据和教育背景的需求，特别强调可解释性、伦理治理、学习者主体性（Yang et al., 2021）。因此，本文基于“师生智三元协同”的理论基础，将教师、学生和智能体均视为主体，在智能教育的环境下共同执行学习任务。通过透明的职责分配实现优势互补和负荷重构，将教学从“工具堆叠”转变为“协作系统”的结构优化。

基于上述问题与理念，本文的研究工作包括构建职责分配导向的师生智协同模型；据此设计以慕课平台为核心载体、贯通“课前—课中—课后”的数智慕课教学模式；并以某高校《教育人工智能》课程为案例开展准实验研究，对比师生智协同模型下具备 AI 学伴、学习分析与智能反馈的数智慕课教学条件与传统慕课教学条件，检验该模式在学习参与度、满意度与学习投入等方面的效果。研究旨在为智能学习环境下“重塑未来学习协同方式”的教学设计提供可操作的模型与证据。

2. 相关研究与理论基础

2.1. 慕课教学模式的数智化转向

随着生成式人工智能和智能学习生态系统的兴起，我们可以清楚地看到 MOOCs 向数字智能化的过渡，平台不仅仅负责内容分发和行为记录，它们还开始以对话学习伙伴、自动反馈和学习轨迹可视化的形式提供程序性支架，并通过促进教学调控和提供个性化干预来驱动数据（Zawacki-Richter 等, 2019）。当前的数字智能方法仍然更多地关注“技术应该能够做什么”，但很少系统地定义教师、学生和智能代理之间的责任分工和协作合同，并不是从“协作系统”的角度出发。因此，可能会出现过度认知外包、教师控制或学习主体性等风险。因此，我们需要以责任分配为主线，将数字智能 MOOCs 从功能集合发展为可操作、可治理和可调整的协作系统设计。

2.2. 智能技术支持下的人机协同学习

智能学习环境强调对学习过程的感知、分析和自适应支持。教育人工智能的研究也表明智能辅导系统、对话学习伙伴和自动反馈等技术可以在一定程度上提供个性化支架和即时反馈。基于这一研究基础，我们提出“以人为中心”的人工智能教育研究，以进一步加强技术设计，关注学习科学证据，以满足教师和学习者的具体需求、可解释性和伦理治理。杨等人关于以人为中心的人工智能教育的观点（2021）也强调通过已经可见的学习行为数据“看到隐形的认知过程”，从而改善教学决策和学习支持。

现有人工智能教育研究已较系统地讨论了智能推荐、学习分析、自动反馈与对话支持等功能如何改善学习条件,但相较之下,对教师、学生与智能体之间职责边界、协作规则及责任追溯机制的讨论仍不充分。特别是在智慧慕课这类平台化、过程化特征突出的学习环境中,若只强调 AI 能力提升,而缺乏对“谁负责目标设定、谁负责任务推进、谁负责关键判断、谁负责过程支持”的清晰界定,往往会导致角色重叠、支持失焦与协作失衡(余胜泉和王琦,2019)。基于此,本文将“责任分配”作为建模起点,尝试将教师、学生与智能体之间的关系由松散的工具调用,转化为可界定、可执行、可反馈优化的协同结构。因此,有必要在理论层面构建职责分配导向的师生智协同模型,作为数智慕课实践的设计蓝图与治理框架。

2.3. 职责分配视角的理论支撑

责任分配的视角借鉴了组织和角色理论,并与工程行业中的责任驱动建模概念一致。因此,Wirfs-Brock 和 Wilkerson (1989)提出的责任驱动设计建议系统设计应首先识别“对象”的责任和协作合同,然后决定数据和实现细节。这个概念可以转移到教育领域,在复杂的智能学习环境中,教师、学生、智能代理被描述为具有不同角色的协作对象,系统可以根据责任和协作规则以系统的方式共同设计,以避免“人人都能贡献一点,但没有人对关键环节负责”。

此外,大规模在线开放学习对学习者的自我调节提出了更高的要求。Zimmerman (2002)所指出的,自我调节学习依赖于目标设定、策略使用和自我反思的迭代过程,而 MOOC 学习的低提示、高自主性条件使得这一循环更容易中断,使过程支架和反馈机制成为学习完整性的必要条件。学习分析研究强调将学习过程数据转化为可操作的反馈,以帮助教师干预和学习者自我调节(Ferguson, 2012; Gašević 等, 2015)。综上所述,关注责任分配的师生智能协作模型应满足“协作合同—学习支架—数据反馈”三条理论线,即通过协作合同明确责任链和治理边界,通过学习支架降低学习推进成本并保护学习主体性,通过数据反馈获取证据反馈和持续优化,这也是本文模型构建和数字智能 MOOC 教学模型设计的理论基础。

3. 职责分配导向的师生智协同模型构建

本文构建了一个以“职责分配”为主线的师生智三元协同模型(Responsibility-Driven Teacher-Student-Intelligence Collaborative Education Modeling,以下简称 RD-TSI 模型),以应对智能学习环境中常见的结构性问题,如环境适应延迟、角色定位不清、协同机制缺失和反馈调整延迟。以生态系统视角(Bronfenbrenner, 1979)来概念化课堂,该模型将课堂理解为一个多层嵌套和动态互构的复杂系统,将其抽象为“环境-主体-职责-目标”四层协同结构。环境层提供平台资源、工具条件和制度治理边界;主体层是教师、学生和智能体的三元协同共同体;目标层对齐教学目标、学习目标和协同目标,以确保协同行动方向的一致性和可评估性;职责层针对协同过程,明确三方之间的职责线、协同关系和职责链,形成可持续的闭环机制。

其中,职责层是模型的核心枢纽。RD-TSI 模型并不将职责描述为简单的任务清单,而是渗透“认知-行动-反馈”的操作规则。本文强调认知活动与行动落实之间的连续性,即学习目标、任务组织、过程证据与反馈干预之间应形成闭环联系。RD-TSI 模型的主要理论支撑仍来自责任驱动设计、学习分析与协同学习等相关研究。在发展更深层次的职责划分时,RD-TSI 模型通过扩展职责层以达到“可分配、可观察和可纠正”的职责改进,遵循两条同时进行的轨迹。首先,在认知维度上,对于认知因素采用布鲁姆的认知目标分类法,区分“记忆-理解-应用-分析-评价-创造”模型中的知识构建,为教师提供组织指南,学生构建活动,智能代理处理数据和策略辅助(Anderson and Krathwohl 2001),认知结构可以在多个层次上进行互补分工;在行为领域,提出活动理论,将实践视为由目标、工具、规则系统、社区和分工连接的系统,关

注组织任务、实施行动和协调投入的循环，通过过程编排和证据反馈提高协同实践的可执行性和可协商性（Engeström, 1987）。

此外，RD-TSI 模型进一步强调“核心-支持-约束”三种职责分配原则，以更好地促进有效和可控的协作。核心原则强调培养导向、以学习者为中心；支持原则要求反思驱动、启发式支持和自适应促进；约束原则要求人机协同、边界自律和可解释性；智能体始终以增益而非替代为目标，并在监督机制内进行协作（余胜泉和王琦,2019； Memarian & Doleck,2024）。图 1 为 RD-TSI 模型整体结构。



图 21 职责分配导向的师生智协同模型（RD-TSI 模型）

4. 数智慕课教学模式设计

为避免模型停留在概念层面，本文进一步将 RD-TSI 框架操作化为“职责界定—任务嵌入—证据采集—反馈干预”的实施流程。其核心不在于由人工智能替代教师开展教学，而在于将其嵌入教师主导、学生参与的教学链条中，作为过程支持与分析反馈的第三主体。在传统 MOOCs 仅将 MOOC 作为资源库的基础上，本研究中有智能体作为协同主体，通过角色分配沿 MOOC 过程划定功能边界和人机协作模式，从而实现教学从“工具堆叠”向“师生智能”协作数字智能学习生态系统的转变。课前阶段，教师负责发布学习目标、任务单与评价标准，学生完成预习、记录疑问并形成初步学习痕迹，智能体提供提示、资源建议与预诊断支持；课中阶段，教师依据预诊断结果组织讨论与协作探究，学生围绕任务开展表达、合作与问题求解，智能体承担即时答疑、讨论摘要、问题聚类与过程记录等支持功能；课后阶段，教师结合课堂证据开展总结评价与后续任务布置，学生完成反思与迁移应用，智能体生成个性化反馈、学习分析报表与延伸建议。整个过程中，教学目标、评价标准与关键判断始终由教师负责，智能体主要承担支持性与分析性职责。表 1 总结了教师、学生和智能代理的核心职责和协作方法，以便呈现 RD-TSI 模型的角色映射和功能边界。

表 9 数智慕课教学模式师—生—智职责分配

主体	角色	认知职责	行为职责
教师	引导者、设计者	基于学习数据进行预诊断；对关键概念与价值导向进行把关；优化后续任务与资源；总结与评价	发布学习目标与任务单；配置资源与评价标准；组织问题驱动活动；促

			进协作与高阶讨论；依据分析结果开展针对性辅导
学生	自主学习者、探究者	记录疑难与学习证据；完成作业与反思；根据反馈调整策略；延伸学习与迁移应用	自主观看与做题；与同伴/AI 交流；基于课前学习开展探究；小组协作解决问题；展示与互评；
智能体	协同助理、学习伙伴	生成学习轨迹；推送个性化资源与策略建议；提供实时反馈与讨论摘要；辅助分组与问题聚类；形成学习分析报表；支持教师进行个别化干预	即时答疑与提示；记录课堂互动数据；自动批改与生成反馈；

在课前，教师根据课程目标将学习要求细化为任务清单和问题清单，在数智慕课上配置资源、测验和讨论提示，明确评估标准和学习证据要求。学生完成观看、练习和讨论，收集过程证据，包括笔记、测验结果、提问、与同伴的实时交流、AI 学习伙伴等。智能体作为支架与分析，提供概念解释、示例问题提示和学习策略建议；收集学生在学习轨迹中进展和与教师互动的初始数据（收集、分析），并开发“预诊断”证据，为教师提供差异化教学准备。

在课堂中，重点是根据平台证据和预诊断结果，澄清关键概念、纠正常见误解和高阶应用。教师充当“引导和把关”角色，促进对最重要主题的讨论，帮助学生识别认知冲突，并做出专业判断。学生在探究中合作，进行配音并表达他们的想法，借助讨论日志和工作证据进行同伴评审。智能体呈现讨论总结、观点聚类和分层提示，收集课堂互动数据，这些数据随后成为课后分析的证据，旨在“促进思考和协作”的限度，而不仅仅是转移关键认知活动或直接提供答案。

课后阶段，数智慕课作为反馈和优化的主要场所。教师根据学习分析报告和学生作品为学生提供有针对性的辅导和总结，迭代后续任务和资源。学生完成作业和反思，根据反馈调整策略，并应用他们的知识进行迁移。智能体还实现自动评分、反馈生成和轨迹可视化，将学习证据转化为分析结果，以辅助分层指导和精确干预。

通过参考 RD-TSI 模型给出总结概述，数智慕课基于角色分配有效地将智能体融入“教师-学生-智能体”协同过程中。如图 2 所示，教师协调目标设定和规则，学生推进学习建构，智能体提供支架和分析等过程性支持：从而创建“证据-诊断-干预-迭代”闭环和可持续优化的学习生态系统。

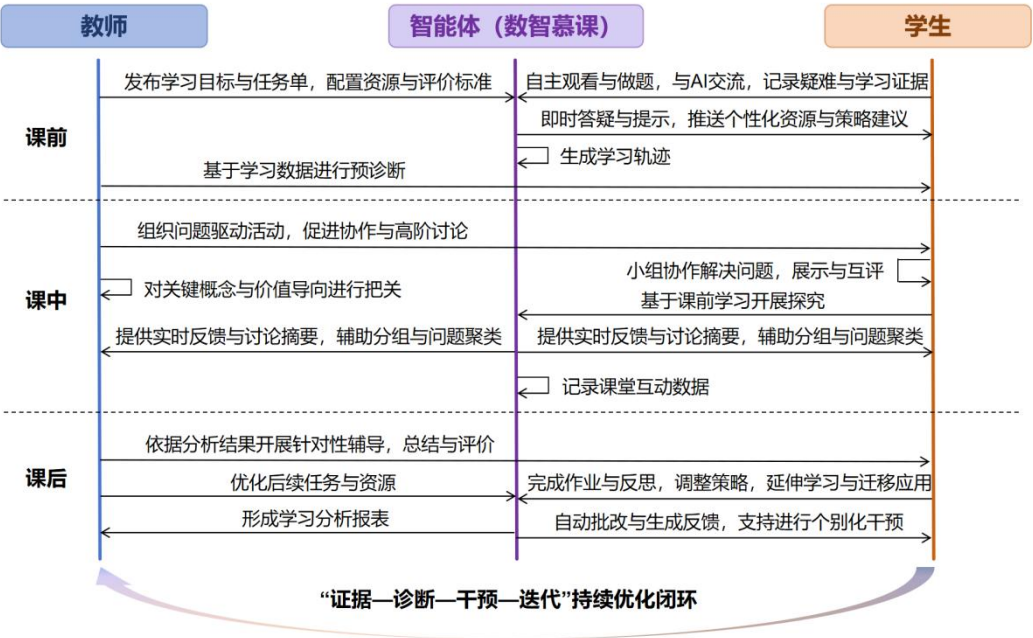


图 22 数智慕课教学顺序图

5. 教学案例实证效果

5.1. 研究设计与实施

为测试 RD-TSI 模型下的数智慕课教学模式是否有效, 本研究在某高校的研究生课程《教育人工智能》中进行了准实验研究。共有 53 名一年级研究生参与, 其中 27 人在实验组 (B 组), 26 人在对照组 (A 组)。两个小组由同一位教师授课, 内容水平、学习任务和评估要求均统一。不同之处在于, 实验组使用了具有 AI 学习伙伴、学习分析、智能反馈等功能的数智慕课, 而对照组则通过传统慕课和传统工具进行课堂活动, 但没有提供任何 AI 学习伙伴和自动化过程支架。

研究实施遵循“前测—教学干预—后测/访谈”的流程。课程开始前收集两组基本信息并进行前测, 以确认组间差异不显著; 教学干预期间, 两组均按“课前—课中—课后”环节开展学习, 但仅实验组在课前与课后获得 AI 学伴即时答疑、学习轨迹记录与学习分析反馈; 干预结束后, 通过问卷与访谈收集学习体验与过程反馈。

5.2. 评估工具与信效度检验

本研究以混合方法探讨了教学效果。在定量分析中, 开发了一份包含 17 个项目的学习体验问卷样本, 以考察学习参与度、满意度和学习投入。问卷采用 5 点李克特量表。

信度分析结果显示, 问卷整体 Cronbach α 系数为 0.959 (标准化 $\alpha=0.961$), 各题项校正项总计相关性均高于 0.55, 表明内部一致性良好。效度检验方面, KMO 值为 0.863, Bartlett 球形度检验近似卡方为 855.880 ($df=136$, $p<.001$), 适合进行结构分析, 相关结果如表 10 所示。

表 10 问卷信度与效度检验结果

指标	结果
Cronbach α (标准化 α)	0.959 (0.961)
KMO / Bartlett 球形度检验	KMO=0.863; $\chi^2=855.880$, $df=136$, $p<.001$

5.3. 数据分析与结果

该研究采用独立样本 t 检验比较了两组在学习体验上的差异。结果表明, B 组在几乎所有与学习体验相关的项目上表现得比 A 组好得多。更具体地说, B 组在互动和讨论中的参与度、遇到困难时使用课程支持渠道(如讨论论坛/AI 学习伙伴)、学习策略的使用、继续参加类似课程以及整体偏好上表现得更为突出(大多数项目 $p < 0.05$)。两组参与者在课程形式是否满足知识需求、教师态度、学习信心和花费时间上的差异并不显著($p > 0.05$)。总体而言, 研究结果显示, 组间差异主要反映在学习过程中的互动和支持行为以及继续学习的意图上, 而对教师评价和一些投入策略的影响则相当微弱。

定性访谈也对研究结果进行补充, 大多数学生认为 AI 学伴提供的即时问答和可追溯的互动记录有助于缓解课前自学的不确定性, 并能在逆境中充当“随时可用的支架”。相反, 教师能够更及时地根据学生的学习轨迹识别出常见的困惑/学习盲点, 从而在课堂上进行关键干预, 以促进围绕这些讨论的更大关注和深度。这也遵循了 RD-TSI 模型的协作路径, 即“支架和分析责任—教师关键干预—学生主动调节”。

6. 讨论

根据上述研究结果, 这两个群体之间的差异主要体现在学习过程的方面, 而不是对教师的整体评价。B 组在讨论参与、主动寻求帮助和使用支持渠道、查看互动记录以及应用学习策略方面更为积极。这表明, 这种学习条件可能降低了“寻求帮助”和“继续推进学习”的发言成本, 使学习意愿成为参与的明显标志。如果优化学习支持和互动机制(更及时的反馈、更清晰的路径、更强的陪伴感), 这可能成为研究的一个优势, 使学习者更频繁地进入“提问-澄清-验证-再学习”循环, 这往往会提高参与质量, 并激发更多的兴趣和后续参与课程的意图。

这也解释了为什么在某些维度上没有显著差异。对教师的态度相对稳定, 表明干预不会改变对教师的看法, 但会改变学习支持系统的易用性; 而学习信心和愿意投入更多时间, 这些相对“慢变量”没有显著变化, 表明改进的程度更可能在短期内首先影响过程行为; 互动、寻求帮助和策略, 而要借鉴自我效能感和投入倾向, 需要更强大的成就反馈机制和更长的周期来加强。

在理论贡献方面, 本文将职责驱动的问题作为方法论导向, 并将“职责分配”的新视角从经验原则提升为操作模型, 提供了 AI 赋能角色分配和协作机制研究的补充。事实上, 从实践角度来看, 本文提供了一张可迁移的慕课教学过程和职责映射表, 使一线教师能够在一门或多门课程上调整课堂的过程和职责分配。本研究的创新不在于开发新的算法模型或智能系统, 而在于从教学设计与协同治理的角度, 提出了一个以责任分配为主线的师生智能协同框架。该框架尝试回答的不是“AI 还能增加什么功能”, 而是“在 AI 进入课堂之后, 教师、学生与智能体如何形成边界清晰、职责互补且可反馈优化的协同关系”。

本研究也存在需要审慎看待的边界。首先, 样本来自同一高校同一课程, 且样本规模相对有限, 因此研究结论更适合解释为特定教学情境下的初步证据, 而不宜直接推广至所有学科、所有学习者群体和所有智慧教学场景。受真实课程规模、开课周期与教学组织条件限制, 本研究未能在本轮研究中进一步扩大样本。基于此, 本文在结论层面采取了较为克制的表述: 本研究支持 RD-TSI 模型在当前课程情境中的可行性与潜在有效性, 但其外部效度仍需通过跨学校、跨学科和更大样本的持续研究进一步检验。

其次, 本研究的观测重点主要集中于学习参与、满意度与学习投入等过程性结果变量, 对于高阶能力发展、长期迁移效果及持续性学习表现的检验仍较有限。因此, 本文目前更适合说明 RD-TSI 模式在促进过程支持与学习体验方面的潜在价值, 而其是否能够稳定提升复杂问题解决、批判性思维与长期学习成效, 仍有待后续纵向研究进一步验证。未来研究可进一

步在不同学科、不同学习环境与不同学习者群体中检验该模型的适用性，并细化智能体在提示生成、学习诊断、反馈适配与支持节律等方面的机制设计。

7. 结论与展望

随着智能教育和智能学习环境的发展，本文提出了一种基于职责分配的师生智三元协同模型，并基于该模型构建了数智慕课教学模式。以研究生课程为案例进行的准实验结果表明，所提出的 RD-TSI 模型下的数智慕课教学新模式在学习参与度、满意度和学习投入方面显著优于传统慕课教学模式，表明“职责驱动+智能体作为第三主体”的协作机制在实践中是有效的。

通过这种方式，未来的研究可以在三个方向上推进，1) 在更多学科和不同层次的学习者中进行跨情境验证，以确定模型的适用范围；2) 利用多源数据（课堂行为、学习作品、访谈和学习成果）进行多维建模，研究协作机制对高阶能力和迁移的影响；3) 在数字伦理和学习治理框架下，提高 AI 学习伙伴的透明度、可控性和问责性，为“重塑未来学习空间”的可持续发展提供制度和技术支持（朱永新和杨帆，2023）。

参考文献

- 朱永新、杨帆（2023）。生成式人工智能与教育创新：机遇、挑战及未来。华东师范大学学报（教育科学版），41(7)，1–14。 <https://doi.org/10.16382/j.cnki.1000-5560.2023.07.001>
- 余胜泉、王琦（2019）。“AI+教师”的协作路径发展分析。电化教育研究，40(4)，14–22。 <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2019.04.002>
- Anderson, L. W., & Krathwohl, D. R. (Eds.). (2001). A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives. Longman.
- Bronfenbrenner, U. (1979). The ecology of human development: Experiments by nature and design. Harvard University Press.
- du Boulay, B. (2019). Escape from the Skinner Box: The case for contemporary intelligent learning environments. British Journal of Educational Technology, 50(6), 2902–2919. <https://doi.org/10.1111/bjet.12860>
- Engeström, Y. (1987). Learning by expanding: An activity-theoretical approach to developmental research. Orienta-Konsultit.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. International Journal of Technology Enhanced Learning, 4(5–6), 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. TechTrends, 59(1), 64–71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
- Hew, K. F., & Cheung, W. S. (2014). Students' and instructors' use of massive open online courses (MOOCs): Motivations and challenges. Educational Research Review, 12, 45–58. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2014.05.001>
- Memarian, B., & Doleck, T. (2024). Human-in-the-loop in artificial intelligence in education: A review and entity-relationship (ER) analysis. Computers in Human Behavior: Artificial Humans, 2(1), 100053. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100053>
- Wirfs-Brock, R., & Wilkerson, B. (1989). Object-oriented design: A responsibility-driven approach. ACM SIGPLAN Notices, 24(10), 71–75. <https://doi.org/10.1145/74877.74886>

- Yang, S. J. H., Ogata, H., Matsui, T., & Chen, N.-S. (2021). Human-centered artificial intelligence in education: Seeing the invisible through the visible. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100008. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100008>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64–70.