

从数字黑箱到思维熔炉：生成式人工智能环境下算法课程的质量分析与重构策略

李杰夫, 刘 亚

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海

收稿日期: 2026年9月9日; 录用日期: 2026年10月10日; 发布日期: 2026年10月16日

摘 要

生成式人工智能的普及对高等教育构成系统性影响, 算法设计与分析课程因与AI训练数据生态深度耦合, 面临比其他计算机课程更突出的挑战。本文旨在揭示这一结构性困境的成因、表现与应对路径。本文通过剖析LLM训练语料构成, 揭示算法课程与AI之间的“数据同源性”; 引入“数据自噬”概念解释知识生产生态失衡风险; 基于2023~2024与2024~2025两届学生的课堂追踪对比, 分析AI使用行为、知识内化效果与评价体系失效情况。通过追踪发现学生已从“审慎尝试”进入“深度嵌入”阶段, 使用率从约45%上升至85%以上, 但知识内化显著分化; 高水平学生能从AI输出中逆向学习, 大量学生陷入“理解债务”; 传统编程作业、刷题题库与知识复述类考题在AI环境下区分度明显下降。针对上述问题, 本文提出课程重构须将AI从“作弊工具”转化为“教学显微镜”, 以“作业即对话、考试即辩证、课堂即共建、AI即陪练”四维策略, 使算法课程成为培养计算思维的“思维熔炉”。

关键词

生成式人工智能, 算法设计与分析, LLM训练数据, 理解债务, 教学评价改革

From Digital Black Box to Crucible of Thought: Quality Analysis and Restructuring Strategies for Algorithm Courses in the Age of Generative AI

Jiefu Li, Ya Liu

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: September 9, 2026; accepted: October 10, 2026; published: October 16, 2026

文章引用: 李杰夫, 刘亚. 从数字黑箱到思维熔炉: 生成式人工智能环境下算法课程的质量分析与重构策略[J]. 教育进展, 2026, 16(10): 886-893. DOI: 10.12677/ae.2026.16102182

Abstract

The rapid growth of generative artificial intelligence has a systemic impact on higher education. Compared with other computer science courses, the Algorithm Design and Analysis course faces particularly acute challenges due to its deep coupling with AI training data ecosystems. This paper aims to uncover the causes, manifestations, and response pathways of this structural crisis. To this end, we deconstruct the composition of LLM training corpora to reveal the “data homology” between algorithm curricula and AI, and introduce the concept of “data autophagy” to explain the erosion of the knowledge production ecology. Through a comparative longitudinal observation of two student cohorts (2023~2024 and 2024~2025 academic years), we analyze shifts in AI usage behavior, knowledge internalization outcomes, and the failure of assessment systems. Our findings show that students have transitioned from a phase of “cautious experimentation” to one of “deep embedding”, with usage rates surging from approximately 45% to over 85%, while knowledge internalization has diverged sharply: high-performing students demonstrate reverse learning from AI outputs, whereas a substantial number of students fall into an accumulating trap of “comprehension debt”. Meanwhile, conventional programming assignments, drill-based problem bank items, and knowledge-recall examination questions have largely lost their discriminative power in the AI context. In response to these challenges, this paper proposes that curriculum restructuring must transform AI from a student “cheating tool” into a “pedagogical microscope”, and adopts a four-dimensional strategy: “assignments as dialogues, examinations as dialectics, classrooms as co-construction, and AI as a practice partner”, to enable the algorithm course to function as a genuine “crucible of thought” for cultivating computational thinking.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Algorithm Design and Analysis, LLM Training Data, Comprehension Debt, Teaching Evaluation Reform

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言：生成式人工智能对高等教育生态的系统性重构

2022 年底 ChatGPT 的发布标志着大语言模型技术革命的全面启动。此后短短三年间，GPT-4、Claude、DeepSeek 等模型快速迭代，多模态、长上下文与工具调用能力日趋成熟，AI 已从教学辅助工具演变为影响教育组织与知识生产的深层力量[1]-[3]。在计算机科学教育领域，GitHub 2026 年报告显示 AI 辅助生成的代码提交已占总量近四成[4]；Stack Overflow 2025 年调查表明 84% 的程序员日常使用 AI 编程工具。生成式 AI 不再是教学的“额外选项”，而是正在成为编程学习与开发的“默认基础设施”。

然而，与技术红利并行的，是围绕学术诚信与教学质量的持续讨论。当学生可以轻松通过 AI 获得算法作业的答案，传统评价体系面临显著挑战。课堂教学正从工具性革新转向范式性调整：这并非技术叠加，而是教育目标、过程与评价的系统性重构[2] [3]。

国际学术界对此持审慎态度。如 Chen 等人的对照实验发现，使用 AI 生成完整解决方案虽能提高任务完成效率，但并未带来一致的知识增益[5]；另一项研究揭示了 ChatGPT 的双重影响效应：编码效率提高的同时，创造力下降、协作参与度降低[6]。Ahmad 等人提出的“理解债务”概念，精准描述了学生过度依赖 AI 而忽视深层理解的认知风险[7]。

在我国, 政策响应同样迅速。2026 年教育部等五部门印发《“人工智能 + 教育”行动计划》, 明确要求“优化传统学科人才培养方案, 探索人机协同教学模式”。CCF YOCSEF 系列论坛强调人才培养应从“知识掌握”转向“人机协同创新”[8]。

在生成式 AI 的影响下, 计算机专业教育面临更为根本的结构性挑战。当数据结构、操作系统等基础理论课程被赋予“理解与校验 AI 输出的关键支撑”这一新定位时, 其重要性非但没有削弱, 反而必须以全新方式被教授和学习[3]。在这一背景下, 算法设计与分析课程因其与 AI 训练数据生态的深层纠缠, 面临一系列其他课程所不具备的特定难题。

2. 生成式 AI 与算法课程的特殊耦合：当训练数据反向塑造教学评价

算法课程在 AI 时代面临尤为尖锐的挑战, 根源在于其知识生产、传播与评价体系与大语言模型的训练数据之间存在高度关联关系。

2.1. 技术社区问答数据作为 LLM 训练语料的核心构成

大语言模型的能力建立在海量训练数据之上。GPT 系列模型的数据主要来自公开互联网信息、第三方许可内容及用户交互数据。在公开信息中, 编程问答社区占据举足轻重的地位。Stack Overflow, 全球最大的编程问答平台, 其沉淀了数百万条高质量技术问答, 构成一个庞大而精细的“人类编程知识库”。2024 年 5 月, OpenAI 与 Stack Overflow 达成合作协议, 通过 API 获取该平台 15 年间积累的数据用于模型训练[9]。事实上, 在此之前, Stack Overflow 的数据早已被广泛用于各类语言模型的训练。

这种数据构成对算法课程产生了直接影响。Stack Overflow 上大量存在的算法题目讨论、解题思路与优化点评, 均成为 LLM 训练数据的重要组成。当学生向 AI 提问算法作业时, AI 的回答很大程度上是对这些已有讨论的总结与重组。剑桥大学的研究发现, ChatGPT 发布后 Stack Overflow 活动量在 6 个月内下降 25%, 尤以主流编程语言相关帖子为甚[10]。这意味着, AI 正在依赖其赖以成长的数字公共品, 学生不再向社区贡献新知识, 而 AI 的能力恰恰源于对这些历史数据的吸收。

2.2. 计算机问题集与算法考题作为模型训练基准的普遍实践

大语言模型在编程和算法领域的评估, 长期以来依赖着一套特定的基准数据集。其中最著名的包括 HumanEval (包含 164 个 Python 编程问题的评估集) 和 MBPP (Mostly Basic Python Problems), 以及各类在线评测平台的题库, 如 LeetCode、Codeforces 等。这些基准数据集的设计初衷是评估模型的代码生成能力, 但其题目类型与算法课程中的经典练习高度重合——数组操作、字符串处理、二叉树遍历、动态规划、贪心算法等, 几乎一一对应。

这种重合带来了一种微妙的“污染”效应。研究者发现, 当使用 LeetCode Top Interview 150 问题集进行测试时, Claude 和 DeepSeek 等模型表现出较高的成功率; 但当评估转向近期举办的周赛新题时, 所有模型的平均成功率下降了 49% [11]。这一发现揭示了一个关键事实: LLM 在经典算法题目上的“优异表现”, 在很大程度上来自于对训练数据中已有解答的“记忆”和“模式匹配”, 而非真正的算法推理能力。对于新问题, 模型的理解与实现能力显著不足。

问题在于, 算法设计与分析课程的教学内容, 特别是基础阶段的练习题目, 恰恰大量落入了 LLM 训练数据“充分覆盖”的区域。分治法、动态规划、贪心策略、回溯法、图遍历等核心章节的典型例题, 在各类技术论坛和在线评测平台上被反复讨论和解答, 这些讨论早已被纳入 LLM 的训练语料。这意味着, 学生只需要用自然语言描述题目, AI 就能生成语法正确、逻辑基本合理的解答, 且这一解答的质量在经典题目上往往“足够好”。

更值得关注的是,这种“足够好”可能遮蔽深层的认知问题。ICSE 2026 上的一项研究指出,尽管 DeepSeek 在新问题上的成功率达到 70%,但其生成的代码可维护性最差;而 Claude 虽然解决率较低(50%),却生成了最易于维护的解决方案,这揭示出“正确性”与“教学价值”之间的权衡[11]。如果学生仅仅满足于获得 AI 生成的“正确代码”,而不深入理解算法设计的逻辑与权衡,那么他们在面对稍加变化的真实问题时将难以有效应对。

2.3. “数据自噬”悖论: AI 对知识生产生态的影响

上述分析揭示了一个重要悖论,可称之为“数据自噬”效应:生成式 AI 的能力来源于对人类知识社区历史数据的吸收,但 AI 的普及使用又导致人类贡献者不再在这些平台上生产新知识,从而削弱 AI 未来训练的源头。剑桥大学将这一现象描述为“再使用悖论”:为 AI 提供训练数据的人类行为,恰恰被 AI 的使用所取代[10]。

对算法课程而言,“数据自噬”的后果是双重的。一方面,学生越来越依赖 AI 获取答案,深度理解能力退化;另一方面,当新的解题思路与教学实践不再被记录到公共知识平台时,未来 AI 将失去持续进化的“营养”。这种负反馈循环不仅挑战开源知识生态的可持续性,更从根本上质疑当前算法教育模式的长期有效性。

3. 从审慎尝试到深度嵌入: 2023~2025 两届学生的课堂观察与对比分析

为更准确地把控生成式 AI 对算法课程的实际影响,本文基于对两届学生(2023~2024 与 2024~2025 学年)的连续观察,从 AI 使用行为、知识内化效果与评价体系失效等维度展开对比。两届学生恰逢 AI 从“新奇工具”向“日常基础设施”转变的关键期,其学习行为差异为理解课程挑战提供了生动的实证素材。

3.1. 2023~2024 第一学年: AI 工具的“审慎尝试”阶段

工具使用率与方式:根据课堂调查,约 45%至 55%的学生承认使用 AI 辅助算法学习,主要集中于代码调试(约 70%)、语法查询(约 65%)和概念解释(约 55%),而“直接生成完整算法解答”的比例较低(约 20%)。学生普遍将 AI 视为“高级搜索引擎”而非“替代思考的工具”,这与国际研究中学生的初始使用模式基本一致[12]。

学习效果的双向分化:高水平学生(约前 20%)开始探索性地使用 AI 验证思路、生成测试用例、批判性修改代码;而基础薄弱的学生则多停留在“获取答案”层面,并未因使用 AI 而显著提升理解。对照实验证实,初学者倾向于在未实现知识增益的情况下依赖 AI,而中级学习者采取更具选择性的策略[7]。

教师层面的认知与应对:多数教师处于“试错”阶段,尝试引入 AI 比较不同算法实现效率或要求学生解释 AI 代码,但尝试零散且实验性。部分教师因担忧学术诚信而采取“禁止使用”或“沉默”策略[13]。纸笔考试与编程作业仍是主流,但其“抗 AI 干扰”能力已开始受质疑。

3.2. 2024~2025 第一学年: AI 的“深度嵌入”与分化加剧

进入 2024~2025 学年,情况发生显著变化。GPT-4 性能提升、Claude 3.5 Sonnet 在编程任务上的突破以及 DeepSeek 等国产模型崛起,使生成式 AI 成为多数学生较为普遍的学习工具。

使用率的跃升与使用深度的增加:通过调查问卷发现“经常使用”或“几乎每天使用”AI 的比例超过 85%,较上年提升近 40 个百分点。更值得注意的是,约 60%的学生承认让 AI “直接生成算法作业的完整代码”,而上一学年仅为 20%。在部分学生中,遇到算法问题时先求助 AI 已成为常见做法,但仍有学生先自主思考或交替使用二者。

“知道”与“理解”之间的鸿沟扩大：这是本学年最令人担忧的发现。学生能“给出正确答案”的比例未降，部分题型甚至提升，但其背后多为 AI 辅助。当问题形式变化(如要求解释时间复杂度分析过程、证明贪心选择正确性或设计 AI 未曾见过的新题)时，学生表现大幅下滑。这与国际研究发现高度吻合：AI 使用与编码效率提高相关，但同时与创造力下降、对现成解决方案依赖增加相伴[6]。学生在纠正 LLM 生成代码方面比完成传统考试任务面临更大困难，说明评估和修正 AI 输出是一项独立且被忽视的能力[14]。

学生策略的演变：部分学生在使用中发展出更成熟策略：部分学生从较被动使用转向较主动使用，开发更精细的提示策略并批判性评估 AI 输出[15]。但这种演变极不均衡：这种差异呈连续分布，并受先备知识、元认知、任务情境与 AI 使用规范影响，不宜简单归为“主动/被动”或“强/弱”两类，将 AI 视为“黑箱”接受其代码、因依赖而萎缩自主能力、绕过验证环节，最终能完成任务却无法独立维护和修改[7]。

3.3. 传统评价体系的三重失效

两届学生的对比观察揭示了一个系统性挑战：传统算法课程评价体系在 AI 环境下正面临三重失效。

失效一：编程作业的“答案可获得性”消解了练习的教育价值。学生可在几分钟内通过 AI 获得完整解答，课后作业所承载的“动手实践加深理解”的功能被严重削弱。即便教师要求“解释代码逻辑”或“分析时间复杂度”，学生在 AI 生成基础上稍加修改即可应付，并未经历真正的思维过程[14]。

失效二：刷题类题库题目的区分度大幅下降。基于 LeetCode 等平台的练习与考核，在 AI 环境下几乎丧失区分学生真实能力的功能。LLM 在经典题库上的高成功率意味着学生只需输入题目描述即可获得可用解答[11]。AI 掩盖了真实能力差异，使教师难以准确判断学生学习状况。

失效三：知识复述类考题不再能有效评价理解深度。传统考试中“解释某算法原理”“比较算法异同”等题型，学生可轻松从 AI 获取标准答案，且与教材高度相似。更根本的是，这类题型评价的是“知识再现”而非“知识运用”与“创造性思维”，后者恰恰是 AI 时代最有价值、最难以被替代的人类能力[2][3]。

4. 重构路径：以 AI 为辅助，重构算法课程的教、学、评生态

生成式 AI 已然成为知识工作者的必备工具，禁止学生使用 AI 无异于“教人游泳却不许下水”。真正需要的，是一套以生成式 AI 为促进因素而非对立面的课程重构策略：借助 AI 暴露学生的思维过程，利用 AI 创设更丰富的教学场景，通过 AI 提升评价的精确性和有效性。以下从四个维度提出系统的应对策略。

4.1. “作业即对话”：从结果检查到过程呈现的范式转换

传统作业评价以“最终结果”为核心，代码能否通过测试、分析是否正确。在 AI 环境下，这种评价面临失效。重构的核心在于将焦点从“结果”转向“过程”。

策略一：明确要求“思维日志”。学生提交作业时同时提交详细思维记录，包括：初始想法、遇到的困难、AI 使用情况(含提示词与返回内容)、对 AI 输出的批判性评估与修改理由、最终方案形成过程。这不仅让教师洞察思维过程，还帮助学生养成元认知反思习惯。

策略二：设计“解释型”而非“实现型”作业。将任务焦点从“编写算法”转向“解释、比较和评估多个已有方案”。提供三个不同复杂度或设计思想的实现(可含 AI 生成)，要求学生分析优缺点、复杂度、适用场景与改进方向。这种设计使 AI 成为思考素材而非作弊工具[11]。

策略三：引入“重构型作业”。提供一段 AI 生成的、存在可读性或效率问题的代码，要求学生在不

改变功能的前提下重构, 并说明每次改动的理由。这利用 AI 代码“可维护性差”的弱点, 在实践中学习代码质量与算法优化思维。

4.2. “考试即辩证”：设计 AI 时代的有效评价工具

当 AI 能轻松解答传统试题时, 考试需根本性变革的方向不是提高难度, 而是改变题目性质。

策略一：开发“辩证型”试题。要求学生比较、批判和修正 AI 输出。例如：“指出 DeepSeek 解答中的三处逻辑或效率缺陷并解释原因”；“分析 AI 生成代码的实际时间复杂度与其声称值的差异”。这类题目培养批判性分析 AI 输出的能力, 其正是 AI 时代编程教育的核心素养之一[11][16]。

策略二：引入“面对面口试”作为重要评价环节。口试在 AI 时代的价值被重新发现。学生向教师解释算法思路、回答追问、进行白板推演, 能有效减少 AI 辅助对评价的遮蔽, 直触真实理解水平。虽受师生比限制, 但作为关键节点的形成性评价如阶段答辩、重要主题的口头论证, 具有不可替代性[16]。

策略三：设计“AI 协同型”开卷考试。与其禁止 AI, 不如主动设计允许甚至要求使用 AI 的考试场景。限定时间内, 学生借助 AI 解决开放性算法问题, 记录完整交互过程。评价重点在于“如何有效利用 AI 辅助思考”“如何判断和筛选信息”“如何整合 AI 输出”, 模拟真实工作场景[8]。

策略四：构建“新题壁垒”。LLM 在经典题目上表现优异, 但在新近出现的周赛题目上成功率骤降 49% [11]。教师可设计原创性、变式性、综合性新题：如结合教学内容、时事背景或跨学科场景, 或对经典题目进行实质性变形, 使 AI 难以从训练数据中找到完美匹配。

4.3. “课堂即共建”：以 AI 为“教学显微镜”的互动教学法

传统课堂上教师只能看到最终答案, 难以洞察思考过程中的困惑与瓶颈。AI 的介入为教师提供了一台“教学显微镜”：通过观察学生与 AI 的交互获得学习过程的丰富数据。

策略一：开展“AI 交互日志”分析教学。要求学生在课堂练习中使用 AI 并记录完整交互过程。教师分析日志, 识别普遍存在的理解盲区, 据此调整后续教学重点。

策略二：实施“AI 辅助的小组探究式学习”。分组围绕算法主题, 借助 AI 深入探究(如“贪心算法的适用条件”), 并在课堂汇报。AI 扮演“研究助理”, 提供信息、生成示例、回答问题; 学生扮演“研究者”, 提出假设、设计验证方案、分析证据。教师提供指导并在汇报环节深化[1]。

策略三：设计“AI 对比分析”教学环节。讲解经典算法时, 同时展示标准解法与 AI 生成的多个变体, 引导学生比较效率、可读性、可维护性与适用场景。这既深化对算法设计多样性的理解, 也培养批判性评估 AI 输出的能力[17]。

策略四：利用 AI 进行个性化学习支持。AI 最大的教育潜力之一在于大规模个性化教学。根据学生学习数据提供针对性练习与反馈。教师指导学生将 AI 视为“思考催化剂”而非“答案替代品”, 使用 AI 后仍需通过课堂互动、讨论或汇报巩固和验证理解[1]。

4.4. “AI 即陪练”：构建人机协同的算法能力发展框架

在上述策略基础上, 需构建系统性框架, 指导算法课程全面重构。核心思想：将生成式 AI 定位为学生算法能力的“陪练”：永不疲倦、随叫随到、知识广博但需批判性审视的练习伙伴。

能力维度一：算法识别与问题建模能力。AI 时代, 将现实问题抽象为可计算算法问题的能力更为重要。设计“从问题到模型”的练习, 让学生面对模糊、不完整描述, 练习分解、抽象与建模。AI 扮演“提问者”, 在学生提出初步模型后提出质疑或变体, 迫使其修正和完善[8]。

能力维度二：算法设计与评估能力。重新定义培养方式：从“从头编写”转向“多方案设计与比较”,

针对同一问题设计多个算法方案,系统比较在不同数据规模下的表现,培养算法评估能力与工程判断力[11]。

能力维度三: AI 协作与批判性思维。知道“如何与 AI 有效协作”本身就是核心能力。专门设计“AI 协作”模块,教授如何构建有效提示词、判断 AI 输出质量、修正整合生成代码、识别应对“幻觉”。培养对 AI 的批判性思维:永远假设 AI 可能犯错,永远需要独立验证。当学生具备这种批判性思维, AI 就从“权威”降格为“工具”,学生主体性得以保全[3]。

能力维度四: 算法伦理与责任意识。AI 普及带来新伦理议题: 算法偏见、模型公平性、能源消耗、数据隐私等。课程应融入这些讨论,让学生理解算法设计既是技术活动也是具有社会后果的价值选择。如以 AI 作为讨论素材,向 AI 提出伦理问题,批判性分析其回答,进而展开课堂辩论[18]。

5. 总结与展望

生成式 AI 对算法课程的影响,表面上是一场“如何防止作弊”的焦虑,深层上却是对“算法教育本质”的重新反思。当 AI 能轻松生成任何标准题目的答案时,若算法课程仍满足于教授“如何实现某算法”的技能层面,其存在价值必将受质疑。但恰在这一挑战中,算法教育迎来了重塑自身的契机。

本文的核心发现可概括为四个层面。第一,算法课程与生成式 AI 之间存在结构性耦合: Stack Overflow 等社区既是 AI 训练数据的核心来源,也是算法习题的天然题库,这种“数据同源性”使 AI 在算法教育场景中表现出异常的“胜任力”,也使传统评价体系面临系统性失效[9] [10]。第二,“数据自噬”效应揭示了深层悖论: AI 能力源于对人类知识的学习,但 AI 的普及又在影响这些知识社区的生产力,进而影响 AI 自身的持续进化[10]。第三,通过两届学生对比观察,学生已从“审慎尝试”进入“深度嵌入”阶段,但知识内化显著分化: 部分学生实现逆向学习,部分学生出现“理解债务”风险[5] [7] [13]。第四,传统评价体系面临“编程作业教育价值消解”“刷题区分度下降”“知识复述考题失效”三重挑战[11] [14]。

针对上述诊断,本文提出“作业即对话”“考试即辩证”“课堂即共建”“AI 即陪练”四维联动策略。其共同指向是: 将生成式 AI 从学生的“作弊工具”转化为教师的“教学显微镜”和学生的“思维陪练”。AI 的介入并非要替代教师,而是提供观察和理解思维过程的新手段,提供一个需要批判性审视的练习伙伴。

展望未来,算法课程的持续重构要求教师完成从“知识权威”到“学习设计师”的转型: 不再以“提供唯一正确答案”为己任,而是以“创设挑战性环境”“设计激发深度思考的任务”“培养批判性思维与人机协作能力”为核心使命[13] [16]。学生则需从“被动接受者”转变为“主动建构者”,学生需不止于获取正确答案,更要追问“为什么正确”“有无更好方法”“AI 的回答隐藏了什么假设” [3]。

算法教育的终极目标,从来不是培养能熟练编写代码的“程序员”,而是培养具有计算思维、能在复杂问题面前做出理性判断与创造性设计的“问题解决者”。在生成式 AI 时代,这一目标不仅没有过时,反而更加紧迫。当 AI 处理越来越多技术细节时,人类的核心价值回归到那些 AI 难以替代的能力: 定义问题的能力、判断优劣的能力、创造新方法的能力、理解深层原理的能力、将技术置于社会伦理中考量的能力[4] [8]。算法设计与分析课程,正是在这个意义上,应成为培养这些核心能力的“思维熔炉”: 在 AI 的支持下,锻造出真正懂得算法原理与设计思想,而非仅实现技巧的计算人才。

基金项目

上海高校青年教师培养资助计划。

参考文献

- [1] 郑焯. 生成式 AI 时代高校课堂教学范式重塑的逻辑与进路[EB/OL].

- http://chinateacher.jyb.cn/zgjsb/html/2026-03/18/content_648252.htm?div=-1, 2026-03-18.
- [2] Zenodo (2025) New Horizons for Higher Education: Teaching and Learning with Generative AI.
 - [3] AI 工具越强大, 越要守住“想明白”的能力[N]. 中国青年报, 2026-04-13(06).
 - [4] 第一财经. AI 开始“接管代码”: 高校计算机专业如何变革? [EB/OL]. <https://www.yicai.com/news/103123049.html>, 2026-04-08.
 - [5] Chen, R., Jiang, S., Shen, J., Moon, A.J. and Wei, L. (2025) Examining the Usage of Generative AI Models in Student Learning Activities for Software Programming. arXiv: 2511.13271.
 - [6] Stoyanova, D., Stoyanova-Petrova, S., Shotarova, S., Lyubomirov, S. and Mileva, N. (2025) ChatGPT in Programming Education: An Empirical Study on Its Impact on Student Performance, Creativity, and Teamwork. *Education Sciences*, **16**, Article 19. <https://doi.org/10.3390/educsci16010019>
 - [7] Ahmad, M.O. (2026) Comprehension Debt in GenAI-Assisted Software Engineering Projects. arXiv: 2604.13277.
 - [8] 中国计算机学会. YEF2025 专题论坛|防止大学被“替代”: 以人为本, 人机协同驱动计算机专业变革[EB/OL]. https://www.ccf.org.cn/Media_list/YEF/2025-05-29/843156.shtml, 2025-05-29.
 - [9] (2024) OpenAI's Deal with Stack Overflow Just Landed It a Goldmine of Developer Data. ITPro.
 - [10] del Rio-Chanona, M., Laurentsyeve, N. and Wachs, J. (2023) Are Large Language Models a Threat to Digital Public Goods? Evidence from Activity on Stack Overflow. <https://arxiv.org/abs/2307.07367>
 - [11] Khan, S.Z., et al. (2026) Beyond Answer Engines: LLMs as Reasoning Partners in Data Structures and Algorithms Education. *Proceedings of the IEEE/ACM 48th International Conference on Software Engineering*, Rio de Janeiro, 12-18 April 2026, 162-173.
 - [12] Alquran, H. and Banitaan, S. (2026) Human-AI Collaboration in Programming Education: Student Perspectives on Llm-Based Coding Assistants. *Computers*, **15**, Article 154. <https://doi.org/10.3390/computers15030154>
 - [13] Linden, T., Yuan, K. and Mendoza, A. (2025) The Potential and Challenges of Integrating Generative AI in Higher Education as Perceived by Teaching Staff: A Phenomenological Study. *Information Systems Education Journal*, **23**, 16-30. <https://doi.org/10.62273/ienp8578>
 - [14] Kohen-Vacs, D., Usher, M. and Jansen, M. (2025) Integrating Generative AI into Programming Education: Student Perceptions and the Challenge of Correcting AI Errors. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, **35**, 3166-3184. <https://doi.org/10.1007/s40593-025-00496-4>
 - [15] Aruleba, K., Sanusi, I.T., Obaido, G., Ogbuokiri, B. and Mienye, I.D. (2025) Beyond the Prompt: Student Strategies, Ethical Reflections, and Learning with ChatGPT in Computer Science. *Technology, Knowledge and Learning*.
 - [16] 生成式人工智能与高阶思维培养——中国高校第八届教学学术年会成功举办[EB/OL]. <https://ctld.sjtu.edu.cn/news/detail/1310>, 2026-04-17.
 - [17] Al-Khalifa, H. (2026) From Code-Centric to Concept-Centric: Teaching NLP with LLM-Assisted “Vibe Coding”. *Proceedings of the Seventh Workshop on Teaching Natural Language Processing (TeachNLP 2026)*, Rabat, March 2026, 11-18. <https://doi.org/10.18653/v1/2026.teachingnlp-1.3>
 - [18] Dhakal, S.P. (2025) A Scoping Review of Generative Artificial Intelligence (GenAI) and Pedagogy Nexus: Implications for the Higher Education Sector. *Metrics*, **2**, Article 17. <https://doi.org/10.3390/metrics2030017>