

生成式AI在计算机专业教学中的融合模式与伦理挑战研究

——以数据结构课程为例

蒋松冬, 韦金琼, 李春青, 莫洁安

广西民族师范学院数学与计算机科学学院, 广西 崇左

收稿日期: 2025年12月25日; 录用日期: 2026年1月22日; 发布日期: 2026年1月29日

摘要

生成式人工智能的迅速发展正引发计算机专业教育的范式重构。本文以计算机学科核心基础课数据结构为研究对象, 深入剖析了该课程“高抽象、强逻辑、重实践”的教学特点及其长期存在的“学生理解困难、教师因材施教难、理论与实践脱节”等问题。在此基础上, 系统构建了一个生成式AI深度融入数据结构课程教学的“三维四阶”融合模式框架, 涵盖教学内容、教学过程与教学评价三个维度, 以及从工具辅助到思维重构的四个进阶阶段。本文结合二叉树旋转、图算法优化等典型案例, 详细阐述了基于生成式AI的启发式教学设计、个性化学习路径生成及智能实践环境构建等具体实践方案。同时, 本文还讨论了融合过程中衍生的学术诚信边界模糊、模型“幻觉”误导认知、数据隐私与算法偏见、以及学生批判性思维与元认知能力弱化四大伦理挑战。最终, 提出了以“人机协同、智能增强”为核心, 涵盖“教学范式重塑、师生数字素养提升、制度与技术保障”的综合性应对策略。本研究旨在为人工智能时代计算机专业核心课程的教学改革提供系统的理论参考、可操作的实践路径与系统性的伦理审视。

关键词

生成式人工智能, 数据结构, 教学改革, 融合模式, 伦理挑战, 人机协同

Research on the Integration Model and Ethical Challenges of Generative AI in Computer Science Education

—A Case Study of the Data Structure Course

Songdong Jiang, Jinqiong Wei, Chunqing Li, Jie'an Mo

School of Mathematics and Computer Science, Guangxi Normal University for Nationalities, Chongzuo Guangxi

Received: December 25, 2025; accepted: January 22, 2026; published: January 29, 2026

文章引用: 蒋松冬, 韦金琼, 李春青, 莫洁安. 生成式 AI 在计算机专业教学中的融合模式与伦理挑战研究[J]. 教育进展, 2026, 16(2): 32-40. DOI: 10.12677/ae.2026.162261

Abstract

The rapid development of generative artificial intelligence (GenAI) is driving a paradigm shift in computer science education. This paper focuses on the core foundational course of Data Structures in computer science, analyzing its teaching characteristics—characterized by “high abstraction, strong logic, and emphasis on practice”—as well as persistent challenges, including “students’ difficulties in understanding, challenges in implementing individualized teaching, and disconnection between theory and practice”. Building on this analysis, the paper systematically constructs a “Three-Dimensions, Four-Stages” integration model framework for deeply incorporating GenAI into Data Structures teaching. This framework spans three dimensions—teaching content, teaching process, and teaching evaluation—and four progressive stages, ranging from tool assistance to cognitive restructuring. Drawing on typical cases such as binary tree rotation and graph algorithm optimization, the paper elaborates on practical implementation plans, including heuristic instructional design based on GenAI, personalized learning path generation, and the construction of intelligent practical environments. Furthermore, the paper addresses four ethical challenges arising from this integration: the blurring of academic integrity boundaries, the risk of cognitive misguidance due to model “hallucinations”, concerns over data privacy and algorithmic bias, and the potential weakening of students’ critical thinking and metacognitive abilities. Finally, the paper proposes comprehensive countermeasures centered on “human-computer collaboration and intelligence enhancement”, encompassing “teaching paradigm transformation, enhancement of digital literacy among educators and learners, and institutional and technical safeguards”. This study aims to provide systematic theoretical insights, actionable implementation pathways, and a comprehensive ethical framework for reforming core computer science courses in the era of artificial intelligence.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Data Structures, Teaching Reform, Integration Model, Ethical Challenges, Human-Computer Collaboration

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

数据结构作为计算机科学与技术的核心基础课程，传统教学模式通常遵循“课堂讲授 - 伪代码演示 - 上机实验”的线性路径。在此路径下，学生理解困难(如对抽象的指针操作、递归遍历算法感到困惑)、教师因材施教难(面对大规模班级难以进行个性化指导)、以及理论知识向工程实践转化不畅(学生能背诵算法却无法灵活应用于解决新问题)等问题普遍存在。尽管已有项目驱动、翻转课堂、可视化教学等改革尝试，但在激发深层认知、提供即时反馈及应对学生个体差异方面，效果仍有限[1]。

以 ChatGPT、GitHub Copilot 为代表的生成式人工智能技术的兴起，为解决上述问题提供了新的技术路径与理论视角。这类技术具备强大的自然语言理解与生成、代码合成与解析以及多模态内容生成能力，使其能够作为“个性化学习助教”或“代码协作伙伴”[2]。教育部在“高等学校人工智能创新行动计划”等相关文件中，也明确提出应推动人工智能与教育教学的深度融合。将生成式 AI 引入数据结构课程教学，并非仅将其作为辅助演示的工具，而是引发从教学内容重构、教学过程互动到教学评价体系的全方

位、深层次教学变革。

然而生成式 AI 的滥用可能催生新型学术不端，其内在的“幻觉”问题可能导致知识的错误传播，过度依赖可能抑制学生创造性思维的发展，同时亦涉及教学数据安全、隐私保护及算法公平性等伦理问题[3]。因此，探索生成式 AI 在数据结构这类核心课程中的融合模式与伦理挑战[4]，不仅是紧迫的教育实践需求，更是关乎计算机专业人才核心素养与创新能力培养的重要理论课题[5]。本研究旨在对这一领域展开深入探析，以期为智能技术增强下的教育生态构建提供学理依据与实践参照。

2. 数据结构课程的教学特点与现有问题分析

2.1. 课程教学的特点

数据结构课程的教学特点可概括为以下三个方面：

1) 课程逻辑严密，概念高度抽象

数据结构课程核心在于如何用数学语言(逻辑结构)和编程语言(存储结构)抽象化地对数据关系进行建模。例如，树是分层次关系的抽象，图是网状关系的抽象。这些抽象概念的理解需要学生具备强大的逻辑思维和空间想象能力。算法分析中的递归思想、时间复杂度计算等，更依赖于学生的逻辑思维能力。

2) 知识点强关联，成体系化

数据结构课程知识点并非孤立的，而是构成一个紧密关联的体系。线性表是基础，栈和队列是其特殊应用；树和图是更复杂的非线性结构；而查找(如二叉排序树、哈希表)和排序(如堆排序、归并排序)算法则是这些结构的具体应用与优化。学习哈希表冲突解决，需要掌握数组和链表的知识；学习平衡二叉树旋转，需要掌握二叉树遍历相关知识点。这种环环相扣的特点要求教学必须注重知识网络的构建。

3) 注重理论与实践的结合

学习数据结构不仅要求“知”，更要求“行”。学生必须通过编程实践，将抽象算法转化为可运行的代码，并在调试中深化理解。然而，编程实践中的错误(如指针越界、递归栈溢出、内存泄漏)往往隐蔽且成因复杂，学生需获得即时、准确的反馈和诊断，而传统教学中教师难以以为每个学生提供这种及时的一对一教学反馈。

2.2. 传统教学模式下的主要问题

基于上述特点，传统教学模式存在以下问题：

1) “一刀切”教学与个性化学习需求之间的矛盾

大班授课模式下，教师的教学进度与深度通常基于教师对班级水平的预估，无法有效兼顾知识基础差异、思维模式不同、学习节奏不一的个体学生[6]。理解快的学生“吃不饱”，理解慢的学生“跟不上”，个性化教学因生多师少而难以实现。

2) 静态教学资源与动态学习过程之间的脱节

PPT、教材、固定动画等预备静态资源无法即时动态响应学生在课堂产生的疑问。比如当学生对“快速排序的递归树为何如此划分”产生疑问时，教师难以即时生成一个对于该问题进行详细解释的定制化可视化案例或分步解释流程。

3) 结果性评价对过程性考察的无力

传统的作业和考试通常仅收集最终答案或代码成品，难以有效评估学生在问题分解、算法设计、调试纠错等过程中展现的能力。学生可能通过死记硬背或代码尝试得到题目或程序的正确答案，但学生对于知识点是否真正掌握，思维能力是否得到有效锻炼，教师无从知晓。

4) 技术快速发展与课程内容更新滞后之间的异步

数据结构的基本原理虽相对稳定，但其应用场景和实现方式却在不断演进。例如，在讲解图时，如何引入图神经网络(GNN)这一前沿应用？在讲解哈希时，如何关联到局部敏感哈希(LSH)在大数据检索中的作用？教师个人知识更新的速度常难以跟上技术发展的步伐，导致课程内容与产业前沿出现脱节。

3. 生成式 AI 与数据结构教学的“三维四阶”融合模式构建

针对上述问题与特点，本文提出一个生成式 AI 赋能数据结构教学的“三维四阶”融合模式框架(如图 1 所示)。该框架旨在系统化地引导 AI 从浅层工具辅助，逐步深化为教学系统的核心智能组件[7]。

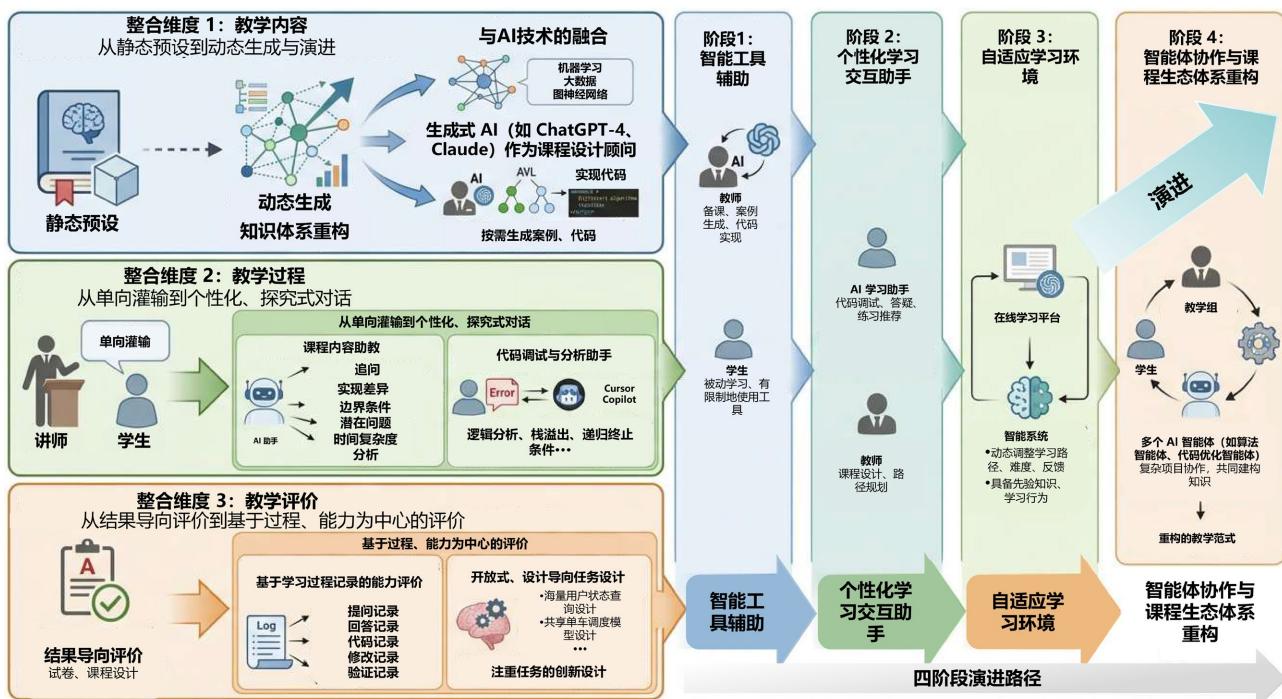


Figure 1. “Three-Dimensions, Four-Stages” integration model framework of generative AI empowering “Data Structure” teaching
图 1. 生成式 AI 赋能《数据结构》教学的“三维四阶”融合模式框架

3.1. 教学内容——从静态预设到动态生成与演进

教师可利用生成式 AI(如 ChatGPT-4、Claude)辅助课程设计，进行知识体系的重构与前沿技术融合。例如，输入提示词：“基于数据结构经典教材(如严蔚敏版)和现代计算机科学前沿，为计算机科学与技术专业大二学生构建一个包含传统核心知识与前沿应用延伸(如数据结构在机器学习、大数据中的应用)的知识图谱，并解释衔接逻辑”。AI 可生成一个结构化大纲，建议在树章节延伸讲解决策树、XGBoost 中的弱分类器集成；在图章节引入社交网络分析与 GNN 的基本思想。这为课程内容注入前沿性驱动力与实践关联性。

使用 AI 的案例与图片资源即时按需生成能力，在讲解“二叉树平衡旋转(AVL)”时，教师可现场提示 AI：“生成一个初始高度不平衡的二叉搜索树，并逐步演示插入新节点后触发 LL、LR、RL、RR 型旋转调整的全过程，每一步都用 Mermaid 代码描述树结构变化。”AI 即时生成的可视化资源经渲染后，能生动展示抽象过程。对于复杂算法如 Dijkstra 最短路径，可要求 AI“生成一个包含 6 个节点的带权有向图，并以动态高亮和表格记录形式，分步展示 Dijkstra 算法执行过程”，从而将抽象逻辑具象化。

3.2. 教学过程——从单向灌输到个性化、探究式对话

AI 作为课程助教不仅仅是答案提供者，还可以成为提问者和引导者。例如，在学生完成一个基础的链式栈实现后，AI 可被预设发起追问：“你如何用数组实现栈？两种实现的边界条件处理有何不同？在并发环境下，你的实现可能存在什么问题？如果栈需要支持在常数时间内获取最小值，如何扩展你的设计？”这种层层递进的提问，驱动学生深化理解和进行批判性思考。这一系列问题从实现迁移、机制对比、场景拓展到设计优化逐步深入，有效模拟了教师的引导路径，促使学生从“实现功能”迈向理解本质、评估局限与寻找优化的高阶认知阶段。

AI 作为代码调试与分析的助手，学生将包含错误的代码发送给如 Cursor、Copilot 等 AI 编程助手。AI 不仅能指出语法错误，更能进行逻辑分析。例如，对于递归实现的二叉树后序遍历代码出现的栈溢出，AI 能够得出分析结论：“你的递归终止条件可能未覆盖空子树情况，或是在处理左右子树递归调用后，对当前节点的访问逻辑导致了无限循环。请检查 `if (root == NULL)` 的条件是否在递归调用前正确判断。”同时，AI 可以应要求对代码进行时间复杂度分析，或生成等价的非递归迭代版本进行对比教学。

生成式 AI 通过主动提问与深度代码分析，实现了从“结果评估”到“过程介入”的转变。它不仅能精准识别知识薄弱点，更能模拟专家思维路径，提供即时、个性化且具有启发性的教学干预，从而在实践中有效促进学生计算思维与问题解决能力的系统性发展。

3.3. 教学评价——从结果导向评价到基于过程、能力的评估

基于学习过程记录进行学生的思维能力评估，要求学生在一个配备了 AI 对话记录功能的编程环境中完成任务。系统自动记录学生与 AI 助手的全部交互：提出了什么问题？是否在直接索要代码？还是请求解释错误？是否对 AI 给出的建议进行了修改和验证？教师通过分析这些日志，可以评估学生的问题定位能力、调试策略、以及对 AI 建议的采纳程度，从而更全面地评价其计算思维与实践能力。

设计开放性、设计性任务，避免直接利用 AI 求解，评价方式需因 AI 而变。应减少可直接被 AI 生成答案的简答题和编程题，增加开放性设计题目。例如：“设计一个支持海量用户实时在线状态的查找与更新的数据结构，并论证你的选择”、“为城市共享单车调度设计一个基于图论的数据模型和核心算法，并分析其性能”。这类问题没有标准答案，需要学生综合运用知识、进行创新设计，AI 只能提供思路辅助，无法替代思考。

3.4. 融合的四阶段演进路径

(1) **智能工具辅助**: AI 主要用于教师备课(生成案例、习题)和课堂演示(动态可视化)，学生被动学习或有限制地使用 AI 工具。

(2) **个性化助手介入**: AI 成为学生的学习助手，提供答疑、调试、个性化练习推荐。教师角色开始向课程设计者和引导者转变。

(3) **自适应环境构建**: AI 与在线学习平台深度融合，形成智能学习环境。它能根据学生前置知识、学习行为实时动态调整学习路径、内容难度和反馈方式，实现规模化因材施教。

(4) **生态协同与重构**: AI 不仅是工具，更是教学共同体中的“智能体”。教师、学生、多个 AI 智能体(如算法智能体、代码智能体等)围绕复杂项目进行协同开发，共同构建知识，教学范式发生根本性重构。

4. 融合生成式 AI 的数据结构教学设计与实践案例

4.1. 启发式、探究式的“图论算法”单元教学设计

学生对 Dijkstra、Floyd、Prim 等算法原理记忆困难，对其差异和应用场景混淆不清，可融合 AI 进

行单元教学设计。课前，教师布置任务，让学生利用 AI 工具，分别就“校园导航”、“城市间光纤铺设成本优化”、“项目任务关键路径分析”三个场景，调研并选择至少两种图算法，并简述理由。课中，学生分组汇报。教师利用 AI 在课堂上即时生成两个不同特点的加权图(稀疏图、稠密图、带负权边图)，并引导学生提问 AI：“请分别用 Dijkstra 和 Floyd 算法计算图 A 中任意两点最短路径，并对比在不同图规模下的效率差异和适用性。”通过 AI 即时计算与对比，学生直观理解算法特性。课堂深化，教师进一步提问 AI：“请给出一个 Dijkstra 算法会失效的例子(带负权边图)，并提出解决方案(如 Bellman-Ford 算法)。”接着，展示 AI 生成的解决方案，并引导学生共同评价其正确性，培养学生对 AI 输出的鉴别力。

4.2. 基于 RAG 技术的课程专属虚拟助教系统构建

为克服通用大模型的“幻觉”和与课程大纲脱节问题，可构建一个基于检索增强生成(RAG)的数据结构虚拟课程助教。构建知识库，将指定教材、课程 PPT、实验指导书、历年经典试题及官方解答、教师整理的常见问题库等非结构化文本，进行切片、向量化，存入向量数据库。设计系统指令：“你是一名数据结构课程助教。请严格依据提供的课程资料内容回答问题。如果问题超出资料范围或涉及代码实现，请优先使用资料中的思想进行解释，并可以补充安全、通用的示例。对于不确定的内容，应明确告知‘此问题可能超出当前课程要求，建议查阅教材第 X 章或向任课老师确认’”。学生可通过自然语言提问：“如何理解快速排序的稳定性？教材里说它不稳定，但在什么具体交换操作下会导致不稳定？”系统首先从向量库中检索关于排序稳定性、快速排序分区过程的相关文本片段，再结合这些片段生成精准、符合课程内容的回答。

4.3. 人机协同的“复杂数据结构设计与实现”大作业

让学生设计并实现一个简化版的内存数据库索引结构(如 B+树)，支持插入、删除、查找和范围查询。学生首先独立完成核心结构的设计草图、API 定义和复杂度预期。然后学生使用 Copilot 等 AI 工具辅助编写代码，结合 AI 辅助进行代码实现与审核。同时要求学生将写好的模块(如节点分裂函数)提交给 AI 进行“代码审核”，提示词为：“请从代码风格、边界条件处理、内存管理、与 B+树理论的一致性等方面评审这段代码，指出潜在问题和改进建议”。最后融合 AI 进行反思与迭代，学生需要结合 AI 反馈和自己的思考，撰写“设计 - 实现 - 评审 - 修改”的迭代日志，说明接受了 AI 哪些建议、拒绝了哪些以及原因。

作业评价时不仅看索引功能实现的正确性和性能，更看重设计文档的质量、与 AI 的协作日志所体现的思维能力，以及最终代码相较于 AI 初始建议的优化与改进之处。

4.4. 融合模式有效性初步实证——以“树与图”单元为例

为初步验证“三维四阶”融合模式的有效性，本研究在《数据结构》课程的“树与图”章节进行了为期六周的教学试点。试点对象为计算机专业本科二年级的两个平行班(A 班为实验班，B 班为对照班)，每班 45 人。A 班采用融合生成式 AI(主要为基于 RAG 的课程助教系统和 Copilot 代码助手)的教学模式，B 班采用传统多媒体讲授与上机实验模式。

(1) 学习成绩对比：在单元教学结束后，对两个班级进行了统一的后测。测试题目包含概念理解、算法手动模拟、复杂度分析及一道中等难度的综合设计题。独立样本 t 检验结果显示，实验班(A 班)的平均成绩($M = 82.4, SD = 9.1$)显著高于对照班(B 班) ($M = 76.8, SD = 10.5$)， $t(88) = 2.71, p < 0.01$ 。尤其在综合设计题上，实验班学生在算法选择的合理性和边界条件考虑的全面性上表现更优。

(2) 学习过程数据分析：通过分析实验班学生在 RAG 助教系统上的交互日志发现，在试点初期，学生关于“指针操作”、“递归过程”等基础概念的提问频率较高；随着单元推进，提问逐渐转向“如何为这个场景选择合适的数据结构”、“两种算法在此处的性能权衡”等更具综合性和设计性的问题。同时，针对“平衡二叉树旋转”这一难点，系统记录了学生在观看 AI 生成的分步可视化演示后，相关概念题的错误率从首次练习的 35% 下降至巩固练习时的 12%。

(3) 学生认知负荷与满意度调查：试点结束后对实验班进行的问卷调查(采用李克特五级量表)显示，85% 的学生认为 AI 工具“有效帮助我理解了抽象概念”，78% 的学生同意“AI 的即时反馈让我调试代码的效率更高”。同时，也有部分学生(约 30%) 表示在初期“过度依赖 AI 给出的代码片段”，需要教师引导才能转向思考“为什么这样做”。

初步结论：试点数据表明，生成式 AI 的融合应用在提升学生成绩、促进知识深化迁移方面具有积极效果。过程数据揭示了学生认知焦点从语法细节向设计思维过渡的可能路径。然而，数据也警示了依赖风险，突显了教师引导与教学设计的核心作用。后续研究需扩大样本、延长周期，并开发更精细的过程性评估工具。

5. 融合过程中的伦理挑战

生成式 AI 与教学融合过程中伴随着一系列复杂且相互关联的伦理挑战，这些挑战可以概括为以下几个方面。

5.1. 学术诚信的边界模糊与评估体系失效

学术诚信的边界模糊与评估体系失效是最直接且普遍的挑战。当 AI 可以轻易生成逻辑正确、注释清晰的数据结构代码时，传统的编程作业在很大程度上失去了考核意义。简单地禁止使用 AI 不仅难以执行，更因噎废食。核心问题转变为：如何重新定义这个时代的“学术诚信”？是禁止使用，还是规范使用？如何设计新的评估机制，使学生的真实能力在 AI 辅助下仍能被有效评估？

5.2. 模型“幻觉”与错误知识的隐性传播

生成式 AI 并非真理之源，其“一本正经地胡说八道”的特性在技术领域尤为危险。例如，AI 可能生成一个看似精巧但时间复杂度分析完全错误的“优化”算法，或对一个数据结构特性做出错误解释。对于知识根基尚浅的学生，他们缺乏辨别的“金标准”，极易将这些错误内化，形成顽固的错误认知，这对基础课程的长期学习危害极大。

5.3. 数据隐私、知识产权与算法偏见

学生在与 AI 工具交互时，输入的可能是未公开的作业题目、个人的独特解题思路、甚至是包含错误的代码。这些数据如何被平台方使用、存储乃至用于模型训练？教师上传的教案、习题集等是否构成了知识产权侵害？此外，AI 训练数据中存在的偏见(如某些算法实现更偏向某种编程风格或语言)可能在其生成内容中复现，影响教育的公平性与多样性。

5.4. 认知外包与高阶思维能力的潜在退化

最深刻的挑战在于认知层面。过度依赖 AI 进行问题分解、调试甚至算法选择，可能导致学生的元认知能力(对自己思维过程的监控与调节)和挫折商(在调试困境中的坚持与探索能力)退化。当 AI 成为思维的“拐杖”，学生可能丧失在“挣扎 - 突破”过程中培养起来的、对计算机系统最深刻的直觉和创造力。长此以往，我们培养的可能是熟练的“AI 指令员”，而非能进行原始创新的“算法设计师”。

5.5. “人机协作”的认知模型探讨

面对认知外包的风险，教学的核心目标之一应是引导学生构建一种“元算法”(Meta-Algorithm)心理表征。在传统编程教学中，学生的心表征常聚焦于“语法规则 - 算法流程 - 数据结构实现”这一具体层面。而在人机协作时代，这一表征需要向上抽象和向外扩展，形成一种包含以下层次的思维框架：

问题定义与分解层：能够精准地将模糊的实际需求转化为可由计算机(或 AI)处理的形式化问题描述。这要求超越代码实现，关注需求边界、约束条件和成功标准。

架构选择与评估层：面对一个具体问题(如“设计一个高速缓存”)，学生大脑中应能快速激活多个备选数据结构(如队列、哈希表、树)及其变体，并能基于非功能性需求(如时间复杂度、空间复杂度、并发要求、数据规模)进行权衡评估，而非直接陷入某种具体实现的细节。

人机分工与接口层：明确知道“哪部分思考应由我完成，哪部分可以委托给 AI”。例如，学生应主导算法核心逻辑的设计、关键数据流的确立和 API 边界的定义；而将语法转换、样板代码生成、常见错误模式检查等任务委托给 AI。这需要清晰的“指令”(Prompt)能力，即能与 AI 高效沟通设计意图。

验证与批判层：对 AI 生成的任何代码或方案，保持本能的验证倾向。这包括：审查其是否严格符合既定架构、测试边界条件、进行复杂度复算、并思考是否存在更优或更简洁的替代方案。此层表征是抵御模型“幻觉”和培养批判性思维的关键。

相应的教学干预手段需从“教代码”转向“教思考”。例如：在讲解链表后，不急于实现，而是设计“对比链表与数组在实现 LRU 缓存淘汰策略时的优劣，并请 AI 生成两种实现，由你评估”的任务。在讲解排序算法时，作业可以是“给定一个包含海量重复项目且几乎有序的数据集，为 AI 编写提示词，引导它为你选择和论证最合适的排序算法”。此类任务强迫学生停留在“元算法”层面进行决策和评估，而将具体编码作为验证其决策的后续步骤，从而重塑其认知重心。

6. 构建“人机协同、智能增强”的教育新生态

面对挑战，应积极构建引导性和建设性并存的综合治理框架。

6.1. 教学范式重塑：从知识传授到“教练式”引导

教师应从知识的首要传授者，转型为学习体验的首席设计师、人机协同的教练、以及学术伦理的守门人。核心工作是设计能激发思考的学习任务、组织有效的协作活动、并在学生与 AI 的互动中提供高阶的指导和价值判断。

评估体系改革，推行“过程化、透明化、能力本位”的评估。采用教学日志、AI 交互记录分析、口头答辩、团队协作评价、以及“无 AI 环境”下的核心能力基线测试等多种方式相结合，综合评价学生的理解深度、思维过程和协作能力。

6.2. 数字素养提升：培养师生正确使用 AI 的能力

开设“AI 学术应用与伦理”课程，教育学生如何有效提示(Prompt Engineering)、如何交叉验证 AI 输出、如何正确引用 AI 贡献、以及认识 AI 的局限与风险。将“批判性评估 AI 生成内容”作为一项必备技能进行考核。

系统培训教师利用 AI 进行课程设计、资源开发、个性化学情分析等高级技能，提升其“人工智能时代的教育教学知识”(AI-TPACK)。

6.3. 制度与技术保障：营造负责任的 AI 使用环境

制定课程 AI 政策，明确规定 AI 在课程中允许和禁止使用的场景(如：允许用于解释概念、调试错误；禁止直接生成完整作业代码并要求提交)，并配套相应的学术诚信条款。发展可控的教育专用 AI 工具，鼓励开发和使用基于 RAG 的、知识源可控的课程专用助手，或部署本地化、可审计的开源模型，从技术源头降低“幻觉”和隐私风险。建立人机回环，在任何关键的学习评估环节，确保最终有“人”的介入和判断。AI 提供参考、分析和建议，但教师和学生保留最终的决策权、解释权。

7. 结论与展望

生成式 AI 对数据结构乃至整个计算机专业教育的冲击是根本性的。它迫使我们去重新思考：在 AI 时代，什么才是计算机专业学生必须掌握的、不可被替代的核心能力？答案或许正在从“熟练记忆和实现经典算法”转向“定义复杂问题、设计评估算法、整合人工智能、并正确地运用 AI 技术解决现实挑战”。

本研究提出的“三维四阶”融合模式，提供了一个从工具应用到生态重构的系统演进视角。而对其伦理挑战的剖析，则强调了教育改革不能仅关注技术效率的提升，更需守护教育的育人本质。未来的道路必然是“人机协同，智能增强”——人类教师以其情感关怀、价值判断、创造力和对复杂情境的深刻理解为核心；AI 则以其强大的信息处理、模式识别和不知疲倦的辅助能力为扩展。两者优势互补，共同致力于培养出既精通人机协作，又保有独立批判精神与创新灵魂的下一代计算机人才。

这并非一条坦途，需要教育研究者、一线教师、技术开发者和政策制定者的持续努力。本研究仅是这一漫长旅程中的一个初步路标，期待更多同行者加入，共同塑造一个更加智慧、也更加人性的教育环境。

基金项目

广西民族师范学院 2024 年度校级教改项目(JGYB202454)。

参考文献

- [1] 李清丽, 邵一萌. 生成式人工智能在 C 语言程序设计教学中的应用探索[J]. 计算机教育, 2025(12): 103-108.
- [2] 陈小强, 黄志鹏, 胡翰. 生成式 AI 赋能 Python 程序设计课程教学设计与实践[J]. 计算机教育, 2025(12): 109-113.
- [3] 黄廷祝. 人工智能时代教学形态的主动变革[J]. 中国大学教学, 2025(Z1): 85-91+107.
- [4] 孙福海, 扈中平. 智能技术驱动下教与学的生成性逻辑[J]. 高等教育研究, 2025, 46(2): 74-81.
- [5] 郭一帆. 数智时代大学生数字人设的伦理失范及其调适路径研究[J]. 黑龙江高教研究, 2025, 43(12): 155-160.
- [6] 王天兵, 左腾, 袁晓铃. 人工智能时代高等教育转型的价值逻辑、发展形态与创新进路[J]. 黑龙江高教研究, 2025, 43(12): 1-7.
- [7] 孙晓烨. AIGC 赋能高校音乐创造性协作课堂构建的多模态框架研究[J]. 中国大学教学, 2025(Z1): 28-34.