

生成式 AI 背景下“算法分析及应用”课程知识结构与 教学内容重构研究

任李娟 万娟 吴春江

成都信息工程大学软件工程学院, 四川省 610225

摘 要 针对生成式 AI 背景下传统“算法分析及应用”课程存在的知识组织偏章节、实践任务偏题解、能力评价偏结果等导致的学生“思维退化”风险,提出一种面向智能时代计算思维培养的课程重构方案。该方案构建了由基础层(建模选型)、核心层(形式化验证)到拓展层(人机协同)的三层递进能力结构,并设计了涵盖“问题情境导入—算法建模—AI 辅助探究—人工证明与复杂度分析—实验验证与应用评价”的五个环节迭代式教学流程。通过构建过程证据导向的评价体系,将审查 AI 输出、识别逻辑漏洞纳入考核目标。实践表明,该方案能有效区分学生的真实算法推理能力与 AI 生成结果,为 AI 时代的计算机核心课程改革提供参考。

关键词 生成式 AI, 算法分析及应用, 知识结构, 教学内容重构, 复杂度分析, 计算思维

Research on the Reconstruction of Knowledge Structure and Teaching Content for the "Algorithm Analysis and Application" Course in the Context of Generative AI

Ren Lijuan Wan Juan Wu Chunjiang

School of Software Engineering Chengdu University of Information Technology,
Sichuan 610225, China;

Abstract—In the context of generative AI, traditional courses on “Algorithm Analysis and Application” face risks of student “cognitive degradation” caused by chapter-based knowledge organization, solution-oriented practical tasks, and outcome-based competency evaluation. To address these issues, this paper proposes a curriculum reconstruction framework aimed at cultivating computational thinking in the AI era. The framework establishes a three-tier progressive competency structure consisting of the foundational level (modeling and selection), the core level (formal verification), and the advanced level (human-AI collaboration). It also designs an iterative teaching process encompassing five stages: Introduction to the Problem Scenario — Algorithmic Modeling — AI-Assisted Inquiry — Manual Proof and Complexity Analysis — Experimental Verification and Application Evaluation. Furthermore, a process-oriented, evidence-driven evaluation system is developed, incorporating the assessment of AI output scrutiny and logical flaw identification into the learning objectives. Practical results indicate that this approach effectively differentiates students’ authentic algorithmic reasoning abilities from AI-generated outcomes, offering valuable insights for reforming core computer science courses in the age of AI.

Keywords—Generative AI, Algorithm Analysis and Application, Knowledge Structure, Teaching Content Reconstruction, Complexity Analysis, Computational Thinking

1 引 言

生成式人工智能 (GenAI) 的快速普及正在深刻改变算法课程的教学生态^[1]。以往学生需要通过反复推演、手动证明和代码调试验证才能掌握的算法设计思想与复杂度分析能力,如今可借助 ChatGPT、Copilot 等工具瞬时获得“看似合理”的题解与解释。然而,大量研究表明,这种便捷带来的并非全是正向效果:生成式 AI 虽能降低概念理解门槛,帮助学生快速获取算法框架与示例代码^[2-3],但也显著增加了学生绕过独立思考、弱化正确性证明、忽略边界条件分析的风险

^[4-5]。在这样的背景下,当课程仍以最终程序和标准答案作为主要评价依据时,教师难以区分学生真正具备的算法推理能力与仅仅依靠 AI 生成答案所带来的“虚假能力”。因此,在生成式 AI 背景下,算法课程的重构不能停留于工具引入或使用规范的修补,而必须回到算法思维形成的认知过程,对课程的知识结构、教学内容、实践任务与评价机制进行系统性再设计。

“算法分析及应用”作为计算机类专业培养学生计算思维、抽象建模与复杂问题求解能力的核心课程^[6],传统上围绕算法复杂度、递推关系、分治、贪心、

动态规划、图算法、搜索、随机算法与近似算法等经典内容展开,强调设计思想、正确性证明与性能分析。但在 AI 可即时生成题解与复杂度分析的前提下,该课程面临三重根本性困境:第一,知识结构的线性组织方式(先讲设计,后讲应用)与 AI 时代“问题→多算法比较→选择→验证”的真实思维流程不匹配;第二,教学内容过于侧重算法步骤复现与标准案例,缺少对反例构造、边界条件敏感性、证明严谨性和复杂度误判识别的训练;第三,实践任务以封闭式编程为主,未将“审查 AI 输出、识别其错误与遗漏”作为正式能力目标纳入教学与评价。上述困境共同导致学生容易从“算法思维者”退化为“AI 输出验收员”,其真实的问题抽象能力、证明推理能力和复杂度判断能力可能被系统性削弱。

针对上述问题,本文提出“三层五环节”重构框架。三层指知识结构重构成:基础层、核心层、拓展层;五环节指教学闭环:问题抽象→算法选择→正确性证明→复杂度验证→AI 输出审查。本文贡献在于:

(1) 系统分析了生成式 AI 带来的三重困境;(2) 提出了可操作的“四层五环节”框架;(3) 给出了相应的教学设计与评价方案。

2 GenAI 背景下课程改革的现实挑战

生成式人工智能 (GenAI) 的介入并未创造全新的教学问题,而是将算法课程中长期存在的结构性缺陷以更尖锐的方式暴露出来。传统“算法分析及应用”课程在知识组织、教学过程、实践任务与评价机制四个相互关联的环节上,均面临 AI 时代带来的加剧性挑战。以下从这四个维度展开分析,并指出 AI 放大困境的具体机制。

2.1 知识组织偏经典章节,真实问题牵引不足

目前,传统算法课程普遍按照知识的内在逻辑顺序组织内容:先讲授渐近复杂度与递推关系建模,再依次展开分治、贪心、动态规划、图算法与搜索算法等经典范式。这种组织方式有利于建立完整的知识图谱,但也使学生倾向于将算法学习理解为对固定题型与标准模板的记忆,而非对问题结构的识别与建模能力训练^[7]。已有研究指出,这种“算法范式优先”的课程结构容易导致学生产生“问题—算法”的直接配对思维,难以处理开放式、约束模糊的真实场景^[8]。

生成式 AI 进一步放大了这一问题。当学生面对实际问题时, AI 可以迅速给出一个“看似匹配”的算法名称或代码片段。然而,如果学生缺乏从非结构化描述中提取输入、输出、约束条件与优化目标的能力,就无法判断 AI 给出的方案是否真正满足实际需求。AI 降低的不是算法选择的难度,而是识别“选择是否合

理”的认知成本——而后者正是算法思维的核心。因此, AI 时代的知识组织必须从“算法范式驱动”转向“真实问题驱动”,强调从问题到计算模型的转换过程。

2.2 教学过程偏题解复现,证明与分析训练不足

在典型算法课堂中,教师常以经典问题(如背包问题、最短路径)为载体,讲解算法思想并演示代码实现;学生则通过课后习题与实验巩固学习。这一模式能够有效提升编程实现能力,但其潜在代价在于:部分学生会将“通过测试用例”视为学习成功的唯一标志,而忽略算法正确性的逻辑证明、复杂度成立的边界条件以及算法适用范围的严格界定^[9-10]。尤其在动态规划的状态转移方程推导、贪心选择性质的证明、图算法中 invariants 的维护等关键环节,正确性证明与复杂度分析本就是学习难点,也最容易被“题解式学习”所绕过。

生成式 AI 能够生成形式上完整的证明过程和复杂度分析,但这些输出常常包含逻辑跳步、循环论证、假设遗漏甚至错误推断^[5]。学生若未经系统性的手工证明训练、反例构造练习与复杂度推演实践,将无法识别 AI 输出中的缺陷。AI 不是替代了证明训练,而是以“虚假的完成感”进一步削弱了学生本已不足的理性分析能力。因此,课程必须在 AI 辅助的背景下,系统强化人工证明、边界分析与推理验证等不可替代的训练环节。

2.3 实践任务偏单点实验,应用迁移能力不足

算法课程的实验设计长期以“实现单个经典算法”为主导模式,例如实现快速排序、Dijkstra 算法、0-1 背包动态规划或 Kruskal 最小生成树。这类单点实验有助于检验学生对特定算法过程的理解,但对以下关键能力的训练明显不足:多算法之间的选型权衡、不同方案的实际性能比较、算法对约束条件变化的敏感性分析,以及算法设计的工程解释与论证。

真实问题的典型特征是:问题并不直接呈现为教材中的标准题型,而是需要在多种可能算法之间进行权衡,并基于问题规模、数据分布、时间/空间约束等实际因素做出决策。生成式 AI 的出现进一步改变了实践能力的定义:学生可以更容易地获得任意单个算法的实现代码,因此课程实践的目标应从“实现指定算法”转向“面向场景选择、比较和评价算法”。只有当学生在真实或半真实的问题情境中完成问题抽象→多算法候选集生成→理论比较→实现验证→性能评估的完整闭环,算法知识的应用价值才能被真正内化。

2.4 AI 生成结果带来课程评价失真

当生成式 AI 能够产出算法代码、注释、复杂度分析、实验报告甚至错误调试说明时，以最终提交物为唯一依据的评价方式面临根本性挑战。教师难以仅凭程序和报告区分以下两种截然不同的学生状态：（a）真正理解了算法并能独立完成证明与分析的学生；（b）依赖 AI 生成、仅做表面修改但缺乏深层理解的学生。更为隐蔽的是，后者可能在评分上反而表现更好（因为 AI 生成的代码通常结构清晰、注释完备），从而形成“评价倒挂”。

因此，AI 时代的课程评价必须从结果导向转向过程证据导向。这不是要禁止学生使用 AI，而是要求课程设计满足以下原则：（1）允许并教会学生合理使用 AI 作为辅助工具；（2）要求学生记录人机协同的关键过程（包括向 AI 提出的问题、对 AI 输出的质疑与修正、以及独立完成的证明环节）；（3）将“审查 AI 输出、指出其错误与遗漏、验证其结论”作为正式的评价维度。最终，学生需要对自己提交的算法设计、正确性论证与复杂度结论承担全部责任——这意味着评价体系必须能够捕获学生在问题抽象、算法选择、证明推理和错误修正中的真实贡献。

3 面向智能时代的课程能力目标重构

课程目标重构是知识结构与教学内容调整的逻辑起点。生成式 AI 的介入并未改变算法课程的根本使命——培养学生的计算思维与复杂问题求解能力，但显著改变了各项能力目标的权重、内涵与教学可达性。传统课程侧重“知识复现”与“模板套用”等低阶认知任务，而 AI 可以高效完成这些任务；因此，课程必须将重心上移至 AI 难以替代的高阶认知能力。

3.1 基础层：问题建模与算法选择能力

基础层对应布鲁姆分类中的“理解”与“应用”层级，是算法思维的入口。

（1）问题抽象能力。学生能够从自然语言描述的应用场景中识别计算问题，明确五个核心要素：输入形式、输出规格、约束条件、优化目标（或可行性标准）及评价指标。这一能力是防止学生盲目接受 AI 问题拆解结果的第一道防线。

（2）算法选择与设计能力。学生能够根据问题特征，在分治、贪心、动态规划、图算法、搜索、随机算法与近似算法等策略中做出有依据的选择，并阐述选型理由（如问题结构、规模、数据分布、时间/空间约束）。与单纯“实现算法”不同，本能力强调的是多方案比较与权衡决策。

3.2 核心层：形式化验证与复杂度分析能力

核心层对应布鲁姆分类中的“分析”与“评价”层级，是算法思维区别于“coding”的本质特征。

（1）正确性证明能力。学生能够运用数学归纳法、循环不变式、交换论证、最优子结构与反证法等数学工具，严谨地论证算法的正确性。此能力在 AI 时代尤为关键——它是识别 AI 生成伪证明的根本手段。课程不强求对每个算法做完整形式化证明，但要求学生能够判断一个证明的逻辑链条是否完整、假设是否成立。

（2）复杂度分析能力。学生能够分析算法的时间复杂度、空间复杂度、递推关系、最坏/平均/最好情况，并理解理论复杂度与实际运行表现之间的差异与成因。本能力使学生能够独立验证 AI 给出的复杂度结论，而非盲目接受。

3.3 拓展层：人机协同与批判审查能力

拓展层对应布鲁姆分类中的“创造”层级，是 AI 时代新增的能力维度。

（1）AI 协同能力。学生能够策略性地使用生成式 AI 完成辅助性任务，包括：获取算法解释、生成代码草案与测试样例、辅助复杂度推演、进行多方案初步比较。本能力强调以学生为主导的工具使用，而非被动接受 AI 输出。

（2）批判验证能力。学生能够系统性地审查 AI 生成的算法输出，识别其中可能存在的错误类型：适用条件遗漏、证明逻辑跳步、复杂度误判、边界样例缺失、代码隐含缺陷等，并进行人工修正。本能力是前五项能力的综合检验与最终防线，也是区分“AI 使用者”与“算法思维者”的核心标志。

3.4 三层能力的内在关系

上述三层六项能力构成递进结构：基础层（问题抽象+算法选择）解决“做什么算法”的问题；核心层（正确性证明+复杂度分析）解决“为什么正确、效率如何”的问题；拓展层（AI 协同+批判验证）解决“如何与 AI 协作并对其输出负责”的问题。基础层是核心层的输入前提，核心层是拓展层的判断依据，拓展层反向检验前两层的掌握程度。

与传统课程相比，本能力重构的实质变化体现在三个方面：（1）将“算法选择与比较”提升为独立能力，而非隐含在算法设计中；（2）将正确性证明与复杂度分析从“选学内容”上升为“核心能力”，因为它们审查 AI 输出的必需工具；（3）将 AI 协同与批判验证作为正式能力目标纳入课程，明确区分“工具使用”与“思维责任”。

生成式 AI 不是替代算法学习的捷径，而是促使课程更清晰地区分低层次记忆性任务（可由 AI 承担）与高层次分析性任务（必须由学生掌握）——上述六项能力正是后者的具体化表达。具体的 AI 时代算法课程能力目标重构框架如下图 1 所示。



图 1 AI 时代算法课程能力目标重构框架

4 五环节教学流程设计

基于重构后的知识结构，本文设计“问题情境导入—算法建模—AI 辅助探究—人工证明与复杂度分析—实验验证与应用评价”的五环节教学流程。

1) 问题情境导入。教师引入校园路径推荐、实验室资源调度等真实或半真实问题。

2) 算法建模。学生识别输入、输出、约束及优化目标，将应用场景转化为特定计算模型（如动态规划、图论等）。

3) AI 辅助探究：学生利用 GenAI 生成候选算法草案与复杂度初步解释。

4) 人工证明与复杂度分析：（核心逻辑强化点）学生独立完成正确性证明与复杂度推导，通过对比发现 AI 输出中的逻辑跳步或误判。若在此环节发现 AI 生成的算法逻辑存在根本缺陷，教学路径将通过“AI-人工循环”反馈至环节三，引导学生通过优化提示词（Prompt）重新生成方案

人工循环”反馈至环节三，引导学生通过优化提示词（Prompt）重新生成方案

5) 实验验证与应用评价：通过多规模数据测试，反思理论分析与实验结果的一致性。

如图 2 所示，这五个环节并非线性进行，而是支持多重反馈。例如，环节四的“证明分析”直接对应三层能力结构中的“核心层”能力，其人工校验结果是决定是否进入下一环节的关键逻辑门哨。

1) 前向迭代：实验评价中发现性能问题，返回环节二或环节三重新选择或调整算法；

2) 后向验证：人工证明中发现建模错误，返回环节二修正问题定义；

3) AI-人工循环：环节三与环节四之间允许多轮 AI 辅助探究与人工验证的交替。



图 2 五环节教学流程与三层能力结构的映射关系

5 课程实践项目与评价机制

5.1 综合实践项目设计

在 AIGC 模式下，《软件需求分析与设计》的教学

目标由“会写文档、会画模型、会做系统”转向“能理解需求、能编译需求、能验证需求、能实现需求”，其教学内容应该在知识、能力和素养三个层次进行相应的重构。

课程可设置贯穿式综合项目“校园智能服务系统中的算法设计与AI协同评价”，包含三个子任务，要求学生在五环节框架下完成完整流程，如下表1所示。

表 1 综合项目的五环节框架流程

子任务	算法范式	核心要求	考查能力
校园路径推荐	Dijkstra、A*、Floyd	多场景比较，审查AI设计的启发式函数	问题抽象、算法选择
实验室资源调度	贪心/动态规划/区间调度	手工证明最优性，对照AI证明找出漏洞	正确性证明、批判审查
文本相似度推荐	编辑距离/LCS	不运行代码审查AI代码，预测边界错误	AI协同、实验验证

项目提交物包括问题建模说明、候选算法比较、AI协同过程记录、正确性证明、复杂度分析、程序实现、实验数据与性能评价、反思报告。通过这一项目，学生能够在同一任务链中经历问题抽象、算法选择、AI辅助、人工验证和应用评价的完整过程。

5.2 面向过程证据的评价机制

AI 协同过程记录不以使用次数为评价依据，而重点考查学生是否说明任务目的、提示词摘要、AI 输出内容、采纳依据、发现的问题和人工修订结果。若学生无法解释 AI 生成算法的正确性和复杂度，即使程序能够运行，也不应获得高分。相反，能够发现 AI 输出中的错误并给出严谨修正依据的学生，应在评价中得到体现。为有效区分学生的真实推理能力与“虚假能力”，本课程构建了以“过程证据”为核心的评价机制。建议评价指标如下表 2 所示：

表 2 课程评价指标设计

评价内容	比例	评价重点
问题建模与算法选型	20%	输入输出、约束条件、目标函数、算法适用性
正确性证明与复杂度分析	25%	证明方法、递推推导、时间与空间复杂度
程序实现与实验验证	20%	代码正确性、边界样例、性能对比
AI协同过程记录与批判审查	15%	提示词、AI输出、采纳依据、错误识别
综合应用报告与答辩	15%	方案解释、结果分析、表达与答辩

6 实施风险与保障措施

课程实施中需要关注四类风险。第一，学生过度依赖 AI，弱化独立推理。对此，课程应设置 AI 不可用的课堂测验和核心证明任务，确保学生掌握基本算法分析能力。第二，AI 输出质量不稳定，可能误导学生。对此，教师应提供复杂度分析清单、正确性证明模板、反例构造方法和算法评审量规。第三，评价负担增加。对此，可采用过程档案、同伴互评、抽样答辩和自动化测试相结合的方式提高评价效率。第四，学术诚信与版权风险。对此，课程应明确 AI 使用边界，要求学生标注 AI 辅助内容并对最终结果负责。同时，教师需要提升自身数字胜任力，熟悉生成式 AI 在算法解释、样例生成、代码生成和错误诊断中的优势与局限。学校层面可建设课程案例库、算法实验平台和 AI 使用规范，为课程改革提供条件支撑。

7 实施成效

为检验课程重构效果，课程以 90 名学生为实施对象，采用“过程档案+项目作品+课堂答辩+匿名问卷”的方式开展评价。过程档案主要记录学生的问题建模、AI 协同过程、人工证明和实验验证情况；项目作品重点考查算法选型、复杂度分析和程序实现质量；课堂答辩关注学生对算法正确性、适用条件和 AI 输出可靠性的解释能力；匿名问卷用于了解学生对课程内容重构和学习收获的主观反馈。

课程结束后，围绕问题抽象、算法选型、复杂度分析、AI 输出审查和应用迁移 5 个维度，对 90 名学生的项目作品、课堂答辩和匿名问卷进行综合统计。结果显示，各维度达到“良好及以上”的学生比例均有明显提升。其中，AI 输出审查能力由 38% 提升至 87%，问题抽象能力由 47% 提升至 86%，算法选型能力由 49% 提升至 83%，复杂度分析能力由 43% 提升至 80%，应用迁移能力由 44% 提升至 82%，如图 3 所示。

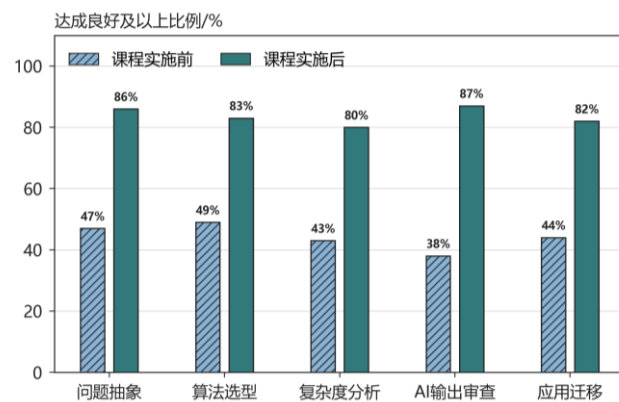


图 3 课程实施前后学生算法能力达成情况对比

从结果看，学生在 AI 协同环境下并未弱化算法基础训练，反而在反例意识、复杂度验证和算法适用条

件判断方面表现出更强的主动性。课程实践表明,将AI输出转化为待验证学习材料,能够促使学生从被动接受题解转向主动审查方案;将评价重点从最终代码转向过程证据,也有助于减少AI代写带来的评价失真。

8 结束语

生成式AI的崛起并非削弱了算法教育的必要性,而是倒逼教学回归本质。本文提出的重构方案核心在于将AI输出转化为“待验证的学习材料”,使教学重心从低阶的模板复现上移至高阶的证明、分析与批判性审查。通过“三层五环节”框架,课程能够引导学生从“AI输出验收员”转变为具备严谨逻辑的“算法思维者”。未来的研究将聚焦于动态更新AI协同案例库,并利用多维度过程数据进一步量化该方案对学生计算思维能力的实际提升效果。

参考文献

- [1] 郭旦怀,吴若玲,卢罡,等. AIGC在大学计算机教育教学中的有效利用[J]. 计算机教育, 2024(7):35-40.
- [2] 张博宇. 算法的本质及其意义——基于计算机科学范式转换的研究[D]. 山西大学, 2025.
- [3] 郑小军,姚思雨,麻东利. 生成式人工智能赋能微课资源开发: 机理、机制、案例及启示[J]. 广西职业技术学院学报, 2025, 18(06):1-6.
- [4] 杨雨倩,陈嘉敏,周富肯,等. 生成式AI赋能面向对象程序设计课程教学改革与实践[J]. 计算机技术与教育学报, 2026, 14(3):163-167.
- [5] Bae H, Bozkurt A. The Untold Story of Training Students with Generative AI: Are We Preparing Students for True Learning or Just Personalization?[J]. Online Learning, 2024, 28(3). DOI:10.24059/olj.v28i3.4689.
- [6] 马瑞强,王迪,蒋永生,等. 生成式AI融入课堂的过程证据框架构建与实践改革[J]. 计算机技术与教育学报, 2026, 14(3):156-162.
- [7] 康玉洁,李静,李苗苗. 智能时代“算法设计与分析”课程教学重构——混合式学习的创新路径研究[J]. 教育教学论坛, 2026, (08):155-158.
- [8] Santucci V G, Cartoni E, da Silva B C, et al. Autonomous Open-Ended Learning of Interdependent Tasks[J]. arXiv (Cornell University), 2019. DOI:10.48550/arxiv.1905.02690.
- [9] 沙行勉,王寒,徐珑珊,等. ChatGPT对计算机基础教育的挑战分析与应对策略[J]. 计算机教育, 2023(11): 51-54.
- [10] 乔丽娟,周子力,高鹏,等. 新工科背景下算法设计与分析课程的教学改革与实践[J]. 曲阜师范大学学报(自然科学版), 2026, 52(01):124-128.