

# 大数据工程实践与生成式AI

## ——学生在编程中的使用及其对学习的影响

周启钊<sup>1\*</sup>, 石中煜<sup>2</sup>

<sup>1</sup>成都信息工程大学计算机学院, 四川 成都

<sup>2</sup>成都职业技术学院医护分院, 四川 成都

收稿日期: 2026年3月30日; 录用日期: 2026年5月19日; 发布日期: 2026年5月28日

### 摘要

生成式AI技术能力的迅速提升显著提升了高校学生学习与高校教师备课的效率。然而, AI辅助工具与高等教育的融合过程仍存在诸多问题, 例如学生知识掌握情况不理想和AI辅助工具使用方法不合理等。为优化生成式AI技术背景下的高等教育教学模式, 本研究以大数据方向工程实践的教学过程为例, 研究学生使用AI进行大数据编程实践的过程, 探讨生成式AI对工科专业学生学习造成的影响。调研目标为某高校计算机学院三年内参与过大数据方向工程实践的学生, 统计结果显示, 在高等教育的大数据方向工程实践开发中, 学生主要借助生成式AI进行开发代码错误检查、辅助环境部署、帮助理解工程开发概念、生成并优化脚本代码及对辅助进行代码注释。

### 关键词

GAI模型, 工程实践, 编程学习

# Big Data Engineering Practices and Generative AI

## —Students' Usage in Programming and Its Impact on Learning

Qizhao Zhou<sup>1\*</sup>, Zhongyu Shi<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Computer Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu Sichuan

<sup>2</sup>School of Medicine and Nursing, Chengdu Polytechnic, Chengdu Sichuan

Received: March 30, 2026; accepted: May 19, 2026; published: May 28, 2026

\*通讯作者 Email: zhouqz@cuit.edu.cn

文章引用: 周启钊, 石中煜. 大数据工程实践与生成式 AI[J]. 创新教育研究, 2026, 14(5): 471-481.  
DOI: 10.12677/ces.2026.145366

## Abstract

The swift progress of generative AI capabilities has substantially improved the learning efficiency of university students and the effectiveness of teaching preparation for educators. Nevertheless, challenges remain in the integration of AI-assisted tools with higher education systems, such as subpar knowledge retention among students and inappropriate usage methods of AI tools. To optimize teaching models under generative AI technology, this study explores the application of AI in big data programming practices via engineering practice courses in the computer science department of a university. The research probes into how generative AI influences the learning outcomes of engineering students. Focusing on third-year students participating in big data engineering practices in the computer science school of a university, statistical analysis indicates that students mainly employ generative AI for code error detection, environment deployment support, conceptual understanding facilitation, script generation and optimization, as well as code annotation assistance during the development of big data engineering practices.

## Keywords

GAI Models, Engineering Practice, Programming Learning

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. 绪论

生成式 AI 技术(GAI, Generative Artificial Intelligence)是推动大学教育教学发展的新的重大变量。在大学教育教学场景中技术赋能教育分别经历了教育教学资源的数字化、信息采集的数字化和教育教学的智能化等三个过程的迭代更新[1]。以 DeepSeek 为代表的生成式 AI 技术可针对复杂提示生成类人类内容, 它被认为能及时回应学生工程实践开发中的技术问题, 显著提升开发效率。近年来, 生成式 AI 技术发展普及, 高校工程实践编程教学与项目开发中学生普遍用其辅助项目实践编程。虽然生成式 AI 有降低编程门槛、提升开发效率等优势, 但部分学生过度依赖, 导致学习效果不佳、编程能力培养不到位, 这是新型高等教育模式下亟待解决的问题。同时, 智能化工具与工程实践教学融合风险高, 如学生过度依赖致高阶思维技能培养受限、知识获取欲望降低。改革教学方法与评价, 帮助学生从浅层学习转向深度学习, 培养跨学科思维能力, 将是程序设计类课程教学改革创新有益探索[2]。本文将某高校计算机学院计算机科学与技术专业的大数据工程实践课程为范例, 研究生成式 AI 技术对于学生在工程实践中动手编程能力的影响, 对在高校工程实践中如何设计有效的学习目标、教学安排和教学质量评估进行研究。本研究结果将为高等教育的工程开发及编程教学提供教学改革参考。

## 2. 国内外研究现状

国内外多项关于生成式 AI 技术辅助教育教学的研究成果显示, 当下生成式 AI 技术引导了高等教育教学要素的重大变革, 同时也重构了整个大学教育教学生态。在编程学习领域, 学生需要同时掌握语法规则、算法逻辑、调试技巧和问题分解能力, 此时多重认知任务叠加往往导致较高的认知负荷。已有研究表明[3], GAI 工具在降低编程学习认知负荷方面具有显著潜力: 基于 LLM 的编程教学可以“有效降

低编程学习认知负荷”，学生使用 AI 工具后报告了更低的挫败感和降低的认知负荷。针对 GAI 在编程实践中具体卸载了哪些类型的认知负荷等问题，本章从两个方面总结了现有关于生成式 AI 对高校教育教学影响的研究，包括高校学生如何使用生成式 AI 辅助学习和高校学生使用生成式 AI 辅助学习后的影响。

### 2.1. 针对学生使用 AI 进行学习辅助方法的研究

在生成式 AI 模型出现前，高校计算机专业工程实践教学中，教师要求学生组队开发项目，在开发中即时交流，依工程开发目标推进项目、实现功能。随着生成式 AI 普及，超半数高校学生使用过大语言模型工具，用于辅助学习、创建代码、检查错误等。增加大语言模型工具基础执行与深度创意应用频次，对学生高阶思维能力发展有显著正向影响，使用中的交互质量在影响高阶思维能力过程中起关键作用[4]。生成式 AI 不仅推动了人工智能技术的发展，还对编程语言学习和软件开发产生了深远的影响。高校学生使用生成式 AI 辅助编程类开发主要集中在四类场景：针对代码片段进行错误检查和调试并提供潜在建议；以简洁、简单且易于理解的方式提供各种编程概念的解释和示例，支持概念理解；根据问题描述生成解决方案代码；通过提出减少内存使用和时间复杂度的方法来优化解决方案代码[5]。传统教学模式中，教师辅导学生进行编程开发和问题纠正，其中人与人之间的互动、问题和答案的交互均为双向进行，通过不断相互检查解决目标问题，这与当下学生与生成式 AI 模型的互动方式有一定区别[6]。生成式 AI 作为高等学校教学助手，可有效助力现有计算机类课程的教学。一门现有课程通常由“教师 - 学生 - 助教”三元关系构成，三者之间的各种交互构成了这门课程的所有活动[7]。

### 2.2. 针对学生使用 AI 辅助学习影响的研究

生成式 AI 技术演进推动软件开发编程范式转型。传统编程范式关注算法和数据结构设计，研发人员按软件需求设计实现数据结构与算法以实现功能。在工业界，生成式 AI 在大数据方向实际项目开发辅助中有较大局限性，但在高校学生编程学习中，对提升效率作用明显[5]。学生在项目开发中与生成式 AI 模型的对话方式相比传统与教师交流的模式更为复杂和具体[8]，然而，若学生缺乏对学科专业知识的理解，新型对话模式会降低学生解决目标问题时对 AI 生成答案的检查频次。生成式 AI 模型有高效解答问题和编程纠错能力，但也存在解答错误、无法理解图表等局限，现有研究表明，保证学生未来专业发展技能训练质量至关重要[9]。使用生成式 AI 的有效方法是制定合理的提示以获取更有价值的回答，在计算机编程类开发中，如何制定该类型提示词仍需要具备专业的编程背景知识[10]。在当前生成式 AI 辅助高校学生编程学习的新模式下，模型不会对不明确的提示给出明确的问题解决方法，而是推断使用者意思并相应地给出答案[11]。学生对生成式 AI 大模型技术的认知水平和使用态度显著影响其辅助使用效果，其影响因素主要包括使用生成式 AI 的技术认知水平、数字素养和使用类型等[2]。掌握学科专业知识对学生用生成式 AI 开发编程项目有积极作用，但过度使用生成式 AI 是否影响学生编程技能和计算思维培养存在争议[12]。因此，学生仍需投入足量的时间进行编程知识的学习，获得实际的编程经验，并有效提升语用方面的工程开发能力[13]。

## 3. 案例描述及调查方法

在高校工程实践教育中，小组开发模式是常用编程教学方法。组内成员依技能分工，常见项目职能有编写代码、环境配置、软件辅助和代码测试等。高校计算机课程编程实践采用小组开发模式教学，目标有三：熟悉编程实践流程与经验交互模式；培养工程战略、创造性和批判性思维；培养沟通协作能力。本研究在本科计算机科学与技术专业大三课程开展，学生修读工学学士学位，已具备 C、Java、Python 等编程基础。该工程实践课程旨在培养学生大数据开发中运用相关工具和组件进行数据处理分析的能力，覆盖编程开发多层面，采用 Java 和 Python 语言。

### 3.1. 课程流程介绍

本研究调研基于高校计算机专业大三学生的 64 课时大数据工程实践课程, 课程内容涵盖 Hadoop 分布式集群搭建、Sqoop/Flume 数据工具实践、Hive 数据仓库开发等(图 1)。学生分组完成项目开发和编程作业, 治理企业级业务数据, 包括用 Sqoop 工具迁徙数据到 HDFS(图 2), 搭建 Hive 数仓分层处理数据, 用 Hive 分析数据并将结果存入 MySQL 或 Redis, 最后用 Superset 或 E-charts 可视化展示。课程评估标准分个人作业和小组作业两部分。个人作业含三次作业代码和个人项目负责进程报告, 评分基于代码质量性能、模型技术描述等; 小组作业含合并代码和小组报告, 评分评估用户手册质量、代码结构等。该课程设置自 2022 年起面向计算机科学与技术专业执行。

序号	实践(教学)环节	实践(教学)内容	负责教师	授课方式	学时	实验类型	每组人数	备注
1	项目介绍及分布式环境搭建	1.数仓项目简介、技术难点、项目计划与安排 2.大数据工程开发, Hadoop 分布式集群 3.实验: 分布式环境搭建 4.大数据岗位赋能、大数据工程实践经验分享	企业导师与校内教师	讲授与实践结合	12	综合性实验		
2	sqoop、flume 学习及实践	1.Sqoop 的简介与安装+自由实践 2.Sqoop 的导入与导出+自由实践 3.Sqoop 脚本的封装+自由实践 4.Sqoop 在公司实践应用经验分享 5.使用 flume 监控日志文件+自由实践	企业导师与校内教师	讲授与实践结合	10	综合性实验		
3	数仓可视化技术学习及实践	1.可视化技术在公司实践应用分享 2.Superset 的安装使用+自由实践 3.Echarts 的入门使用和可视化+自由实践 4.Echarts 与 springboot 的集成+自由实践	企业导师与校内教师	讲授与实践结合	10	综合性实验		

Figure 1. Example of teaching outline for engineering practice in big data direction

图 1. 大数据方向工程实践教学大纲示例

The screenshot displays a Hadoop web interface for browsing a directory. At the top, there is a navigation bar with the following items: Hadoop, Overview, Datanodes, Datanode Volume Failures, Snapshot, Startup Progress, and Utilities. Below this, the main heading is 'Browse Directory'. A search bar contains the path '/origin\_data/gmall/db' and a 'Go!' button. Below the search bar, there is a 'Show 25 entries' dropdown and a search input field. The main content is a table listing files with the following columns: Permission, Owner, Group, Size, Last Modified, Replication, Block Size, and Name. The files listed are: activity\_info, base\_category1, base\_category2, base\_category3, base\_trademark, cart\_info, comment\_info, coupon\_info, and coupon\_use. Each file entry includes a checkbox, a trash icon, and a refresh icon.

Figure 2. Example of a practical teaching platform for big data engineering practices

图 2. 大数据方向工程实践教学实践平台示例

### 3.2. 参与人员

本次调研的目标包括 2023~2025 年春季学期参与大数据工程实践的 167 名学生和 3 名教师(有效学生数据 162 份, 教师数据 3 份)。学生们被分成三到五人一组完成项目开发作业。项目调研对象参与研究基于完全自愿, 且对项目结果开放提供了知情同意(图 3)。调研问题主要聚焦在以下三个方面:

1. 工程专业的学生如何使用生成式 AI 完成编程作业?
2. 学生使用生成式 AI 是否会影响他们的学习?
3. 教师应如何应对使用生成式 AI 对工程实践的影响?

单选题 1分 设置

在本次工程实践中『Sqoop/Flume数据工具实践』部分的『数据导入导出脚本撰写』过程中, 您认为生成式AI工具对您开发的效率提升程度是: (1为最低, 5为最高)

A 1

B 2

C 3

D 4

E 5

**Figure 3.** Research questionnaire on AI-assisted teaching in practice in big data direction

**图 3.** 大数据方向工程实践 AI 辅助教学调研问卷

### 3.3. 数据收集

本研究案例数据通过问卷调查法收集, 每学期课程结束后向全体学生发放电子问卷, 聚焦生成式人工智能在课程实践的应用状况与体验, 基于学生编程经验评估指标剖析应用影响结果, 如小组任务、人工智能模型运用情况及作用。此外, 每学期随机选若干学生开展半结构化小组访谈, 探究其对课程整体体验的反思, 尤其是对生成式人工智能大模型使用的观点, 收集参与度和编程技能发展的见解。课程结束时, 对负责工程实践其他方向教学的教师进行半结构化访谈, 内容涵盖课程组织、教师体验、模型使用考量因素、学生评价、模型应用、编程技能发展与提升, 以及课程目标、活动和评估的预期调整。自 2022 年 11 月 ChatGPT 等生成式 AI 模型发布后, 被广泛用于课程教学与学生实践项目。总体上, AI 工具更新换代、性能差异及学习曲线等因素影响学生选择, 使每年使用情况不同(表 1)。

**Table 1.** Research results on AI-assisted tools in the implementation of the “big data” project

**表 1.** “大数据”工程实践 AI 辅助工具调研结果

使用生成式 AI 模型	20 级	21 级	22 级
使用 DeepSeek (2023 年)	0	0	41
使用豆包 APP (2024 年)	0	0	11
使用 ChatGPT (2022 年)	3	8	2
使用文心一言(2023 年)	0	0	18
使用其他 AI 人数	0	3	2
未使用 AI 人数	21	49	4
总人数	24	60	78

## 4. 调查结果及分析

### 4.1. 描述性结果

针对 162 位有效问卷同学对现有编程技能的调查问题, 其中 13 位认为自己有丰富的编程经验, 54 位表示编程水平较高, 有 40 位同学表示自己编程一般, 其余 37 位同学反馈自认为编程经验不足(表 2)。在 37 位编程经验不足的同学中, 有 3 位作为一个小组分数在 60 分~70 分区间。编程能力自评情况显示, 拥有丰富编程经验者区间平均得分最高, 为 87.41 分; 而自评编程水平较高和一般的学生平均得分差距并不明显; 自评编程经验不足的学生在本课程的项目开发编程实践当中评分情况较差。综上所述, 大部分参与者实际平均得分与编程经验自评存在一定正相关趋势。

**Table 2.** Survey results on AI-assisted student programming self-evaluation in big data engineering practice

**表 2.** 大数据方向工程实践 AI 辅助学生编程自评调研结果

分数区间/编程能力自评	丰富编程经验	编程水平较高	编程水平一般	编程经验不足
0~60	0	0	0	0
60~70	0	0	0	3
70~80	1	19	6	25
80~90	9	31	13	9
90~100	3	4	1	0
合计人数	13	54	40	37
平均得分	87.41	83.51	83.17	78.23

### 4.2. 研究问题 1: 学生如何使用生成式 AI 完成课程

针对 2022~2025 年使用生成式 AI 进行辅助工程实践开发的 88 位同学, 本研究考虑在大数据工程实践中学生主要以四种不同的方式使用生成式 AI (表 3), 即概念理解及环境配置、程序开发和调试、模块设计及方案优化和解决方案文本生成[14]。AI 能够自动处理繁杂的配置与代码编写任务, 减轻学生的工作负荷, 提高开发效率, 进而成为大数据工程实践中的关键辅助工具。如表 4 所示, 在 Hadoop 分布式集群搭建工作中, AI 辅助显著提高了效率, 尤其在网络环境设计与集群搭建环节, 效率提升均值高达 4.72。在 Sqoop/Flume 数据工具实践中, 尽管 AI 辅助在数据预处理程序编写方面的提升幅度较为一般(分别为 2.67 和 3.84), 但在数据导入导出脚本撰写上效率提升显著, 均值达到 4.29。在 Hive 数据仓库开发过程中, AI 在 HiveQL 语句及爬虫脚本撰写方面效率提升明显, 均值为 4.54, 这表明 AI 在复杂数据处理与代码编写中发挥了重要作用。

**Table 3.** Big data direction engineering practice: AI-assisted typical development steps

**表 3.** 大数据方向工程实践 AI 辅助典型开发步骤

开发类别	典型步骤
① 概念理解及环境配置	Linux 系统及 Hadoop 组件配置
	Mysql 数据库配置
	Sqoop/Flume 工具配置

续表

② 程序开发及调试	数据导入导出脚本撰写 数据预处理程序编写 HiveQL 语句及爬虫脚本撰写 辅助代码注释
③ 模块设计及优化	网络环境设计及集群搭建 数仓分层逻辑设计
④ 解决方案文本撰写	工程实践报告撰写 项目汇报 PPT 准备

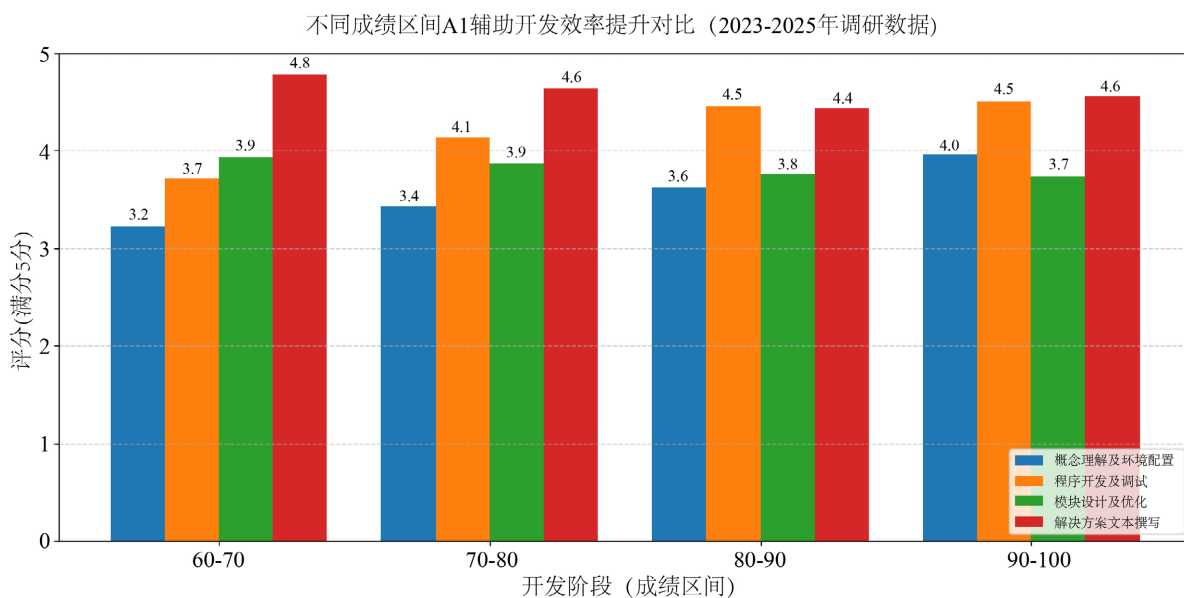
**Table 4.** Big data direction engineering practice AI-assisted typical development steps efficiency scoring table**表 4.** 大数据方向工程实践 AI 辅助典型开发步骤效率评分表

课程流程	典型步骤	学生认为 AI 辅助开发效率提升程度均值
Hadoop 分布式集群搭建	① Linux 系统及 Hadoop 组件配置	4.34
	③ 网络环境设计及集群搭建	4.72
Sqoop/Flume 数据工具实践	① Sqoop/Flume 工具配置	2.67
	② 数据预处理程序编写	3.84
	② 数据导入导出脚本撰写	4.29
Hive 数据仓库开发	① Mysql 数据库配置	3.48
	③ 数仓分层逻辑设计	2.17
	② HiveQL 语句及爬虫脚本撰写	4.54
项目结果输出	② 辅助代码注释	4.35
	④ 工程实践报告撰写	4.83
	④ 项目汇报 PPT 准备	4.41

如图 4 所示, 学生运用生成式 AI 开展辅助开发主要集中于编程环境配置、脚本撰写、代码注释以及文稿撰写等方面。结合生成式 AI 工具大规模应用前的教学情况分析可知, 在环境配置与代码调优这两个方面, 学生普遍面临较多问题, 平均约 80% 的开发时间耗费在这两个过程中。在代码生成方面, 学生使用生成式 AI 不仅是为了依据问题描述自动生成代码, 还用于将伪代码转化为实际代码, 并结合教师工程实践项目需求生成所在小组对应模块的代码。代码注释作为重要的项目技术实现对接方式, 以通俗易懂的语言阐释代码功能, 学生主要借助生成式 AI 辅助解释代码, 这有助于小组内成员理解代码的功能与操作。

#### 4.3. 研究问题二：学生使用 AI 大模型对学习效果的影响？

学生对 AI 的运用方式较为简单直接, AI 可即刻给出一个完整答案, 而其他资源(如 CSDN、知乎和 Stack Overflow)则需经过多次尝试与更广泛的搜索才能获取答案。相对迟缓的过程更有助于支持学生的思考与理解, 恰似一位教师会跟随学生的节奏共同思考并探寻答案, 而非仅仅迅速提供正确答案。在人工智能技术的影响下, 学生难以专注于代码撰写习惯的养成, 也无法像以往学生那样通过大量阅读开源社区资料与开源代码来提升自身工程开发的熟练程度。如表 5、表 6 所示, 成绩较低的学生(60~70 分)与成



**Figure 4.** Histogram comparison of AI-assisted development efficiency improvement across different score intervals  
**图 4.** 不同成绩区间 AI 辅助开发效率提升对比直方图

**Table 5.** Student self-assessment-AI-assisted development efficiency improvement comparative scoring table  
**表 5.** 学生自评-AI 辅助开发效率提升对比评分表

学生自评	典型步骤	学生认为 AI 辅助开发效率提升程度均值
编程经验不足	1 概念理解及环境配置	3.29
	2 程序开发及调试	3.72
	3 模块设计及优化	3.98
	4 解决方案文本撰写	4.73
编程经验一般	1 概念理解及环境配置	3.47
	2 程序开发及调试	4.15
	3 模块设计及优化	3.95
	4 解决方案文本撰写	4.66
编程经验较好	1 概念理解及环境配置	3.62
	2 程序开发及调试	4.53
	3 模块设计及优化	3.79
	4 解决方案文本撰写	4.49
丰富编程经验	1 概念理解及环境配置	3.98
	2 程序开发及调试	4.55
	3 模块设计及优化	3.71
	4 解决方案文本撰写	4.56

**Table 6.** Student performance-AI-assisted development efficiency improvement comparison scoring table  
**表 6.** 学生成绩-AI 辅助开发效率提升对比评分表

学生成绩	典型步骤	学生认为 AI 辅助开发效率提升程度均值
60~70	1 概念理解及环境配置	3.29
	2 程序开发及调试	3.72
	3 模块设计及优化	3.98
	4 解决方案文本撰写	4.73
70~80	1 概念理解及环境配置	3.47
	2 程序开发及调试	4.15
	3 模块设计及优化	3.95
	4 解决方案文本撰写	4.66
80~90	1 概念理解及环境配置	3.62
	2 程序开发及调试	4.53
	3 模块设计及优化	3.79
	4 解决方案文本撰写	4.49
90~100	1 概念理解及环境配置	3.98
	2 程序开发及调试	4.55

绩处于平均水平的学生(70~80 分)在使用方式上并无显著差异。成绩优秀(超过 90 分)的学生,对人工智能的使用方式主要局限于代码调优与需求翻译。针对成绩较为优异的小组运用 AI 辅助开发的情形,本研究对该部分小组的学生开展了专项交流访谈。该小组学生普遍认为 AI 显著提升了他们的学习成效,助力他们编写更为简洁的代码,理解代码出现错误的缘由,并明晰具体代码片段的功能。倘若未使用 AI 辅助工具,他们在本次大数据工程实践中的进展将会更为迟缓,所学知识也会更为有限。这部分学生切实把 AI 当作编程辅助工具,而非依赖其完成编程工作。在以往开发过程中,环境配置与脚本撰写方面所遭遇的诸多问题,均可借助 AI 进行初步解决,这相较于向教师寻求帮助更为高效便捷。

#### 4.4. 研究问题三：教师对学生使用 AI 大模型完成工程实践的质量评估

如表 7 所示,在教师调查中,工程实践授课教师同行对近几年学期学生编程作业总体完成质量满意度较高。通过对三个学期学生实验报告代码注释度评估发现,小组完成代码完整性未显著提升,学生对分布式系统设计原理理解程度下降。成绩方面,高低分学生小组中未发挥显著作用的学生比例未变,AI 工具虽降低部分工程实践开发难度,但这部分学生参与度仍有限,且教师认为学生编程认知和熟练度水平降低。老师认为学生需投入时间、积累经验提升语用工程开发能力。在工程实践课程中,训练学生编程技能、督促编写高质量代码仍是关键。

**Table 7.** Programming level-teachers' evaluation of AI-assisted development efficiency improvement comparison score sheet  
**表 7.** 编程层次 - 教师认为 AI 辅助开发效率提升对比评分表

编程层次	典型步骤	教师认为 AI 辅助学生开发能力提升
语法	代码正确性	4.33
	代码格式规范性	4.67
	环境配置及依赖管理	5

续表

语义	算法逻辑正确性	5
	算法合理性	4
	数据库管理数据一致性	3.33
语用	项目业务贴合度	2.67
	系统可维护性	3
	项目性能优化	4.33

#### 4.5. 调查结论

现有调研成果显示, 学生在分布式环境配置、Hive 数据处理、Flume 日志监控等环节普遍用生成式 AI 进行错误诊断、语句优化等操作, 如解决网络配置难题、优化 Hive 存储策略等。但在 Hive 数仓分层设计和 Sqoop 增量同步等核心环节, 部分学生过度依赖生成式 AI, 导致课程知识掌握程度下降。针对该问题, 拟在后续课程关键节点要求学生不使用 AI 工具, 手动绘制 Hive 数据仓库分层架构图(ODS→DWD→DWS→ADS), 标注各层的数据流向、转换逻辑和关键字段。完成后, 组织小组互评, 要求学生口头解释设计决策, 并对同伴的设计方案提出质疑或改进建议。

在大数据工程教育领域, 需重构涵盖容器化部署、ETL 流程设计等核心能力的评价体系, 同时革新基于真实生产环境故障模拟的教学方法。学生与教师在 AI 使用中的观点存在部分分歧, 学生认为 AI 有助于其掌握更多编程技能, 且在更短时间内寻得更优解决方案以完成作业, 然而教师则认为学生所获编程技能较少, 且其编写的代码质量逊于往年。教师将这种学习成效与代码质量的下滑归因于学生对 AI 的过度依赖以及由此产生的错误臆断, 即认为投入较少时间便能取得良好成果。

#### 5. 总结

本研究以计算机系学科工程实践课程教学状况为切入点, 探讨了生成式 AI 影响大数据工程实践教学多个方面, 明确了如何调整高等教育尤其是工程开发编程实践的教学模式。统计结果显示, 在高等教育的大数据方向工程实践开发中, 学生主要借助生成式 AI 进行开发代码错误检查、辅助环境部署、帮助理解工程开发概念、生成并优化脚本代码及对辅助进行代码注释。项目课题组教师计划后续课程教学中鼓励学生合理利用 AI 工具, 引导学生对其保持批判性思维, 支持学生将 AI 作编程作业辅助资源, 并纳入 AI 辅助工程实践项目开发内容, 构建“人机共生”教育生态。本研究聚焦学生使用 AI 工具的影响, 但未来仍可继续关注教师用 AI 辅助教学的模式, 这将显著提高教师备课效率和教学灵活性, 支持学生补齐知识短板、解决复杂问题[15], 未来需平衡技术赋能和核心能力培养, 构建“人机共生”教育生态。

#### 基金项目

本文受到以下项目资助: 教育部产学合作协同育人项目(231101035091220)企业级数仓背景下大数据师资培训。

#### 参考文献

- [1] 别敦荣. AI 技术应用于大学教育教学的理论阐释[J]. 中国大学教学, 2024(5): 4-9.
- [2] Pepin, B., Buchholtz, N. and Salinas-Hernández, U. (2025) “Mathematics Education in the Era of ChatGPT: Investigating Its Meaning and Use for School and University Education”—Editorial to Special Issue. *Digital Experiences in Mathematics Education*, **11**, 1-8. <https://doi.org/10.1007/s40751-025-00173-0>

- [3] 单文涛, 王永青. 生成式人工智能提升审计判断质量的理论逻辑与实践路径——基于认知负荷理论视角[J]. 审计研究, 2026(1): 90-103.
- [4] 李曼丽, 乔伟峰, 李睿淼. 大语言模型工具能促进高校学生的高阶思维能力发展吗?——基于 12 所双一流大学学生问卷调查的实证分析[J]. 现代教育技术, 2025, 35(1): 34-43.
- [5] Zamfirescu-Pereira, J.D., Wong, R.Y., Hartmann, B. and Yang, Q. (2023) Why Johnny Can't Prompt: How Non-AI Experts Try (and Fail) to Design LLM Prompts. In: *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Association for Computing Machinery, 1-21. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581388>
- [6] 瞿星, 杨金铭, 陈滔, 等. ChatGPT 对医学教育模式改变的思考[J]. 四川大学学报(医学版), 2023, 54(5): 937-940.
- [7] 于歆杰. 当我们布置的作业 DeepSeek 能做对 80%…… [J]. 中国大学教学, 2025(1): 4-9, 55, F0002.
- [8] 周秀梅, 许秋斌. 大语言模型在南方科技大学写作与交流课程中的应用研究和实践[J]. 中国多媒体与网络教学学报(上旬刊), 2025(2): 17-20.
- [9] 桂小林, 何钦铭. AI 赋能的计算机通识教育的体系化改革探索[J]. 中国大学教学, 2024(4): 4-11.
- [10] 林颖, 魏梦婷. 作为后勤媒介的 AI 提示词: 大语言模型何以形塑人类语言实践[J]. 新闻与写作, 2024(12): 77-88.
- [11] 董敏, 毛爱华, 毕盛等. AI 赋能+通专融合+产教融合的 C++编程基础课程教学探索[J]. 计算机教育, 2025(2): 60-65.
- [12] Busuttil, L. and Calleja, J. (2025) Teachers' Beliefs and Practices about the Potential of ChatGPT in Teaching Mathematics in Secondary Schools. *Digital Experiences in Mathematics Education*, **11**, 140-166. <https://doi.org/10.1007/s40751-024-00168-3>
- [13] 王健, 张雨, 杨连瑞. 不同二语水平学习者反语语用加工实证研究[J]. 外语教学, 2023, 44(3): 58-64.
- [14] Rahman, M.M. and Watanobe, Y. (2023) ChatGPT for Education and Research: Opportunities, Threats, and Strategies. *Applied Sciences*, **13**, Article No. 5783. <https://doi.org/10.3390/app13095783>
- [15] 卢滇楠, 等. 生成式人工智能赋能高校课程教学: 以“化工热力学”课程为例[J]. 清华大学教育研究, 2024, 45(5): 89-98.