从问答到思辨：生成式 AI 对话式学习行为与效果研究*

兰丽娜 赵佳瑶 石瑞生 刘瑞芳

北京邮电大学人文学院，北京 100876
北京邮电大学网络空间安全学院，北京 100876
北京邮电大学人工智能学院，北京 100876

摘 要 以 ChatGPT 为代表的生成式 AI 正推动智能时代学习模式的变革，为大规模智能性个性化学习创造可能。文章采用多案例比较法和半结构化访谈法，对生成式 AI 支持的对话式学习行为与效果展开探究，发现学习者因专业知识水平的不同，学习行为特征和学习效果存在显著不同。基于此，提出生成式 AI 对话式学习策略，并应用于大学生程序设计课程的教学实践，结果表明该学习策略可有效提升学生的学习投入度和编程能力。

关键字 生成式 AI，ChatGPT，对话式学习，学习行为，学习效果

From Q&A to Critical Thinking: Research on Behaviors and Effects of Generative AI-based Dialogic Learning*

Lan Lina Zhao Jiayao Shi Ruisheng Liu Ruifang

School of Humanities, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China
School of Cyberspace Security, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China
School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract—The generative AI represented by ChatGPT is driving the transformation of the learning model in the intelligent era, creating possibilities for large-scale intelligent and personalized learning. This article adopts the multi-case comparison method and semi-structured interview method to explore the dialogic learning behaviors and effects supported by generative AI, and discovers that due to the different levels of professional knowledge of learners, their learning behaviors and learning effects are significantly different. Based on this, the generative AI dialogic learning strategy is proposed to achieve the leap from passive questioning to active reasoning, and to improve the learning effects

Keywords— GenAI, ChatGPT, dialogic learning, learning behaviors, learning effects

1 引 言

生成式 AI 百科全书式强大的对话能力和随时随地陪伴学习的特点，为智能时代的学习方式带来巨大变革，为大规模智能化个性化学习提供了可能，可应用于科研、教学、自主学习等领域[1]。生成式 AI 能解答复杂学术问题，提升学生科研效率；能为学生提供学习评估、预测、智能辅导等，提升学生学习效率；尤其可为编程学习提供高效、个性化的智能化服务，提升学生编程能力[2]。目前，基于生成式 AI 的对话式学习模式研究已取得了一定成果，但总体还处于理论研究和应用探索阶段，还缺乏成熟的模式和应用案例。本文聚焦生成式 AI 对话式学习行为和学习效果研究，并提出可行的学习策略建议，以期促进学习者利用生成式 AI 开展高质量的自主学习。

2 问题提出

基于生成式 AI 的对话式学习模式研究已从早期关注理论探讨转向实践应用[3]。对话教育通过开辟和拓展对话空间实现，生成式 AI 能够有效拓展对话空间，“对话”能促进学生思维发展、实现知识共建、生成群体智慧[4]。基于 ChatGPT 的智慧问学新型学习模式，通过主动提问寻求大语言模型回应，实现递进

*基金资助：本文得到 2023 年度中国-中东欧国家高校联合教育项目（2023293）；北京邮电大学智慧课程建设项目（ZHKCBK2026015）；北京邮电大学教育教学改革项目（2025YB31）；北京邮电大学研究生教育教学改革研究项目（2024Y027）的资助。

*通讯作者：兰丽娜 lanlina@bupt.edu.cn 。

式问答对话与迭代式内容生成[5]。在辅助编程学习方面，ChatGPT 支持个性化辅导、知识强化、源代码生成、即时反馈和评估支持等，促进学习积极性和参与度，但也可能导致批判性思维的减弱及对 ChatGPT 的过度依赖等[6]。有研究分析学生利用生成式 AI 辅助编程的行为特征，发现不同绩效组具有不同的行为特征，高绩效组通过自主提问获得 ChatGPT 的反馈，中低绩效组则依赖对 ChatGPT 回答的追问获得问题解决方案[7]。不同知识水平的学习者在生成式 AI 对话式学习中的行为特征和学习效果有何不同，如何为学习者提供适当的学习策略还比较欠缺。因此，本文以 ChatGPT 辅助《机器学习》课程自主学习为例开展实证研究，探究生成式 AI 支持下的对话式学习行为特征及对学习效果的影响，提出研究问题如下：

（1）生成式 AI 对话式学习中，专业知识水平不同的学生学习行为有何不同？

（2）生成式 AI 对话式学习中，专业知识水平不同的学生知识探究质量有何不同？

（3）生成式 AI 对话式学习中，专业知识水平不同的学生感受和评价有何不同？

3 研究过程

3．1 研究对象和实验过程

选取电子科技大学和北京邮电大学电子信息、人工智能等专业的 5 位代表性学生作为学习者，编号为 A、B、C、D、E。学生的年级、专业、先前知识水平如表 1 所示。学生的先前知识水平存在差距，从低到高排序为 A=B<C<D<E。

表 1 学习者专业知识背景

编号	年级	专业	先前知识水平
A	大四	电子商务	未学过机器学习
B	研一	信息与通信工程	未学过机器学习
C	大二	电子信息	未系统学过机器学习，但有一定的基础
D	研一	电子信息	未系统学习过机器学习，但对神经网络有一定了解
E	大三	人工智能	深度学过机器学习

实验过程包括 5 个步骤，如图 1 所示。

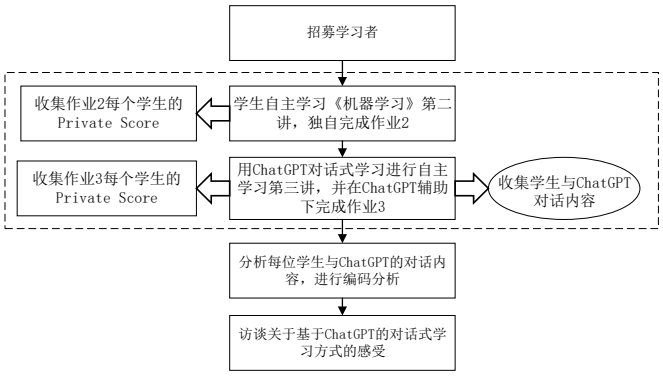


图 1 实验过程

（1）招募学习者。

（2）学生开展“无 ChatGPT 辅助”和“有 ChatGPT 辅助”2 种方式的自主学习。学习内容为李宏毅教授线上课程《机器学习》第二讲和第三讲，学习时长均为 4 周时间。第二讲采用“无 ChatGPT 辅助”自主学习方式，第三讲采用“有 ChatGPT 辅助”自主学习。学生分别完成课后作业 2 和课后作业 3，其中课后作业 3 采用 ChatGPT 辅助完成。作业 2 是编写程序实现语音识别，作业 3 是编写程序实现图片识别。实验过程中，全程没有教师参与，由学生自主观看课程视频和完成作业，自主掌握与 ChatGPT 对话的时机和内容。

（3）学生在 Kaggle 软件平台提交 2 次作业代码。Kaggle 平台根据已有的预测数据集进行评测，得到每个学生的个人成绩(Private Score)，作为学生作业成绩。

（4）对比作业 2 和作业 3 的成绩，进行成绩分析；对学生与 ChatGPT 的对话内容进行编码，分析对话行为特征和学习效果，包括提问次数、提问内容类型、对话连贯性、知识探究质量等。

（5）对学生进行半结构化访谈，了解对 ChatGPT 对话式学习的感受和收获。访谈给出 8 个问题，主要包括对 ChatGPT 功能的评价，对 ChatGPT 对话式学习帮助价值的看法和评价，对 ChatGPT 对话式学习是否有再使用意愿，利用 ChatGPT 对话式学习时有哪些应注意和改进的地方等。学生对所有问题进行详细回答。

3．2 数据编码

针对编程学习场景将提问类型划分为：Q1 首次提问、Q2 追问、Q3 评价后追问等三种类型，提问类型编码如表 2 所示。对提问内容进行细分，分为：QC1 概念澄清、QC2 简单工具、QC3 Python 问题、QC4 代码编写(主要是添加补充代码)、QC5 代码解释、QC6 代码修改等六类，提问内容编码如表 3 所示。

表 2 提问类型编码

提问类型编码	特征描述	示例
Q1 首次提问	向 ChatGPT 进行第一次提问，开始全新话题	“什么是卷积神经网络？”
Q2 追问	对 ChatGPT 回答的内容进行再次提问	“为什么用了上述代码之后，效果还是不好？”
Q3 评价后追问	先评价后追问	“不对，我的意思是.....”

表 3 提问内容编码

提问内容编码	特征描述	示例
QC1 概念澄清	基本概念类问题	“什么是卷积神经网络？”
QC2 简单工具	与专业知识无关的问题，如翻译或计算	“请你翻译这句话”“请你算出有多少个 1”
QC3 Python 问题	关于 Python 使用的问题	“pytorch 中的 tdm 是做什么用的？”
QC4 代码编写	指示 ChatGPT 直接编写代码	“用 Python 实现 cross validation”
QC5 代码解释	让 ChatGPT 进行代码解释	提问中给出一些代码，让 ChatGPT 解释
QC6 代码修改	让 ChatGPT 进行代码修改	提问中给出一些代码，让 ChatGPT 修改代码

4 结果分析

4．1 成绩对比分析

学生在 Kaggle 平台提交的 2 次作业的成绩对比如表 4 所示。

表 4 学生2次作业成绩对比

学生	作业2分数	作业3分数	2次作业成绩变化值	对话次数
A	0.46225	0.38881	0.002002	17
B	0.71086	0.55313	-0.082288	8
C	0.47303	0.49679	0.099202	48
D	0.70497	0.55185	-0.077678	14
E	0.46226	0.44558	0.058762	8
平均分	0.562674	0.487232	——	——

成绩变化如图 2 所示。

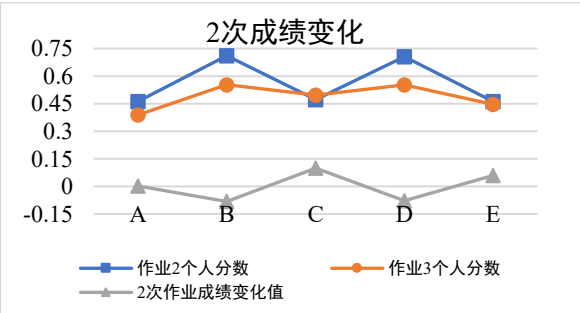


图 2 2次作业成绩变化

作业 3 难度高于作业 2，由图 2 可以看出，从绝对分数看，ABDE 的作业 3 分数都小于作业 2 分数，而 C 的作业 3 分数却高于作业 2，也许和 C 与 ChatGPT 对话次数最高(48 次)有关。

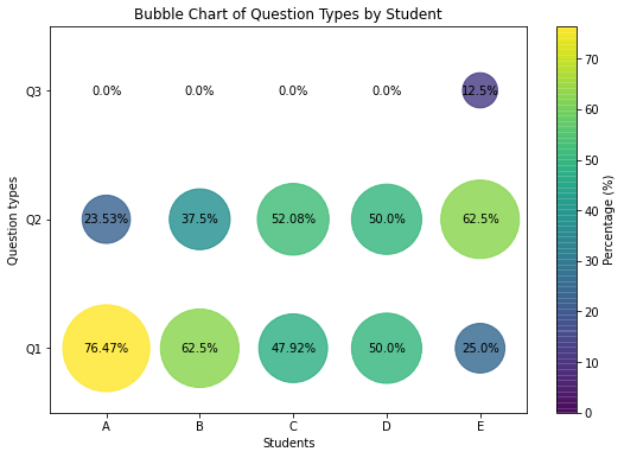
由表 4 可知，五位学生 ABCDE 中有三位同学（ACE）的 2 次作业成绩变化值为正数，总体上取得不小进步，进步最多的是 C，C 的对话次数 48 最多，进步也最大；而 B 和 D 的 2 次作业成绩变化值为负数，说明有所退步，B 和 D 的对话次数分别是 8、14。通过访谈了解到，B 下降的主要原因是由于仅依赖 ChatGPT 给出的答案而没有自己思考，主动性较差，“作业 3 是全依靠 ChatGPT 完成的，得到 ChatGPT 回答就放到了作业中，没有特意去改动；作业 2 是自己独立完成并修改完善的”。说明完全依赖 ChatGPT 而不主动思考，并不能提高学习效果。D 成绩不理想的原因可能是这 2 次作业内容并不在自己的原有基础范围内，访谈中表示“我没有系统学过机器学习，当时毕设用到的神经网络理论也不包含这部分知识点”，并且没有充分利用 ChatGPT（对话次数偏少）。

五位学生的对话次数从大到小排序为 C(48)>A(17)>D(14)>E(8)=B(8)，与成绩变化值排序 C>E>A>D>B 基本一致，E 除外（E 的专业知识较强，可能与 ChatGPT 对话质量更好，少次对话就可解决问题），说明成绩变化与 ChatGPT 对话次数的多少呈正相关，对话次数越多，成绩进步越大。对话次数可在一定程度上反映学生学习的积极性和主动性，基于 ChatGPT 的对话式学习方式对于主动的、有好学精神的学生提升效果较好，对消极的、对话次数少的学生提升效果

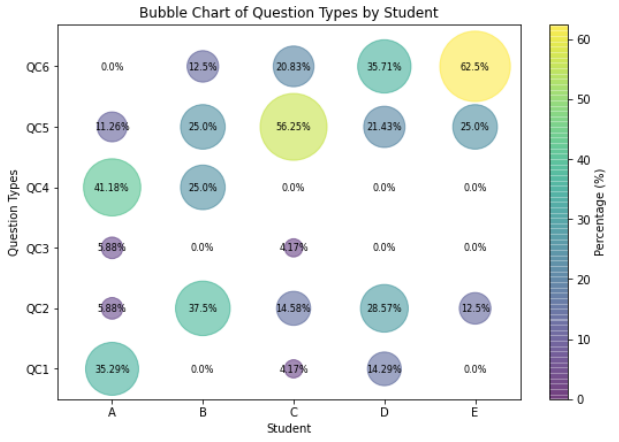
并不理想。因此，利用 ChatGPT 辅助学生学习时，学生需具有学习主动性，进行深入思考，不能完全依赖 ChatGPT 给出的答案。具有主动深入思考的 ChatGPT 辅助学习效果会显著提升[8]，如果只是依赖 ChatGPT 给出的答案而不深入思考，则难以获得理想的学习效果。

4．2　提问类型与提问内容类型分析

根据表 2 和表 3 对五位学生的 ChatGPT 对话提问类型和提问内容进行编码，得到各类提问类型、提问内容类型的次数及占比，画出五位学生的提问类型和提问内容分析气泡图，如图 3（a）（b）所示。



(a) 提问类型分析



(b) 提问内容分析

图 3　提问行为与提问内容分析气泡图

图 3（a）可见，随着 ABCDE 知识水平的增长，Q1（首次提问）类型的提问行为逐渐减少，Q2（追问）类型的提问行为逐渐增多，Q3（评价后追问）类型的提问行为仅发生在 E 身上。说明知识水平高的学生易于发生追问和评价后追问。图 3（b）可见，A 的对话内容中概念问题(QC1)占比最高(35.29%)，这表明，由于 A 的专业知识不足，会在首次提问中提出概念问题。而在 BCDE 提问内容中“请 ChatGPT 解释代码”(QC5)、“让 ChatGPT 修改代码”（QC6）占比都较高，说明知识水平高的学生提问内容也更加深入，而且 C 的成绩提升最显著，也说明提问内容越深入，学习效果越好。

图 3（b）可见，随着 ABCDE 知识水平的增长，提问中“指示直接编写代码”(QC4)占比逐渐减少，而提问中“指示代码修改”(QC6)占比逐渐增加，说明随着知识水平的增加，编程问题在不断深入，从简单的“直接请求编写代码”到更深入的“请教已有代码如何修改”，知识水平高的学生能与 ChatGPT 进行更为深入的“具体代码如何修改”的讨论。尤其是 E 作为专业知识水平最高的一位，与 ChatGPT 进行了具有较强独立思考行为的对话。而 A 与其他学生相比，提问内容更多停留在提问概念(QC1)和直接指示 ChatGPT 编写代码(QC4)，并未就具体的代码进行修改讨论(QC6)。可见，专业知识水平较高的学生更容易、更有可能在 ChatGPT 对话式学习方式中具有独立思考的行为。主要原因在于，专业知识水平较高的学生前置知识更充分，专业自信心更强，更能够在 ChatGPT 对话中保持批判性思维和独立思考，而知识基础薄弱的学生由于前置知识的欠缺而信心不足，更容易被动接受信息。

4．3　对话的连贯性分析

为判断对话的连贯性，对某一主题的问题用连续提问次数进行评估，分为 1 次提问、2 次提问、3 次以上提问。学生的连续提问次数如表 5 所示，连续提问次数的占比变化如图 4 所示。可以看出连续提问次数的占比变化趋势，从 A 到 E，随着专业水平的增高，提问 1 次的占比逐步下降，连续提问 2 次及 3 次以上的占比呈上升趋势，说明专业水平越高，对话的连贯性越强。

表 5　主题的连续提问次数及占比

学生	连续提问次数及占比		
	1次	2次	>=3次
A	8(66.7%)	3(25%)	1(8.3%)
B	2(50%)	1(25%)	1(25%)
C	12(52.2%)	8(34.8%)	3(13%)
D	4(57.1%)	1(14.3%)	2(28.6%)
E	0(0%)	2(66.7%)	1(33.3%)

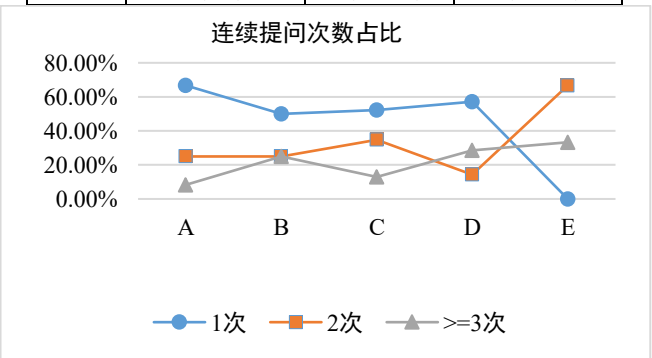


图 4　连续提问次数占比变化

关于对话的连贯性与质量，不同知识水平的学生表现不同，连续提问 3 次及以上在对话中占比最小的是 A，最大为 E。专业知识水平较高的 E 更倾向于连续提问，可以与 ChatGPT 进行较连贯、内容深入具体的对话；并且由于能够判断 ChatGPT 回答内容是否正确，在对话中有较多的“评价+追问”(Q3,12.5%)，能够进行深入的交流，取得了良好的学习效果。可见，专业知识水平较高的学生在 ChatGPT 对话式学习中更能进行连贯的对话，实现高质量的知识探究。

4．4　对 ChatGPT 对话式学习的看法和评价

通过访谈，得到学生对 ChatGPT 对话式学习的看法和评价，专业知识水平不同的学生看法和评价有一定程度的不同。主要如下：

（1）学生普遍对使用 ChatGPT 持积极态度，普遍认为 ChatGPT 是一个出色的学习辅助工具，可以高效地实时地答疑解惑。

（2）学生对 ChatGPT 的帮助价值持肯定态度，但也存在一些局限性。例如，C 认为“ChatGPT 还不具备人的理解能力，与 ChatGPT 交流过程中必须注意提问语义的明确与严谨，模糊的提问得不到正确的回答”。同时，学生也意识到利用 ChatGPT 学习的效果与学习者本身的知识水平有一定关系。A 提到，因为相关知识不够，提问模糊，导致 ChatGPT 回答同样模糊，“有时 ChatGPT 不能给出期望回答，不如自己通过网络搜索或在 CSDN 中查找信息，反而更快。”总体来说，专业知识水平越高的学生，对 ChatGPT 的帮助价值持更积极肯定的态度，认为 ChatGPT 能有效帮助自己的学习。

（3）学生对 ChatGPT 对话式学习方式的再使用意愿强烈，且认为应避免过度依赖。例如，D 认为“ChatGPT 是把双刃剑，效果如何关键在于使用者如何去使用它”，E 觉得“需要保持警惕，避免产生惰性或依赖性”。

5　结论、学习策略与应用效果

5．1　结论

（1）专业知识水平较高的学生提问内容更加深入、具体且连贯。

专业知识水平较高的学生与 ChatGPT 对话时，提问更深入、具体，且能通过评价等技巧引导 ChatGPT 提供精确、有价值的回答，提升对话质量和学习效果。然而，这并不意味着专业知识水平较低的学生无法进行高质量的对话式学习，他们可以通过学习和提升掌握深入提问方式[9]，改善对话效果。因此，所有学生都应学会更有效地与 ChatGPT 交互，提出深入、具体的问题，以提高对话式学习的效果。

（2）专业知识水平较高的学生更倾向“反馈”，较低的学生更倾向“提问”。

不同专业知识水平的学生在 ChatGPT 对话式学习中表现出显著的行为差异。高专业知识水平的学生倾向于追问和深度反馈，能够快速理解并吸收 ChatGPT 提供的信息，再结合自身知识进行有针对性的再提问和评价，推动对话的深入。这种高质量的反馈行为有助于巩固和拓展知识，提升学习效率。相比之下，低专业知识水平的学生更多依赖于提问，缺乏对 ChatGPT 回答的深度评价，表现为“只问不评”的状态。这种简单提问行为仍有助于弥补知识漏洞，逐步构建知识体系。

（3）具有主动性和积极性的生成式 AI 对话式学习效果更好。

研究发现，B 同学和 D 同学在 ChatGPT 对话式学习中成绩出现下滑，主要原因在于他们与 ChatGPT 的对话次数远低于平均水平，未能充分利用 ChatGPT 工具。E 同学虽对话次数不多，但其提问集中于具体代码修改(QC6 占比较高)，且深层次反馈质量最高，通过针对性提问和深入思考实现了高效知识内化，学习效果较好。因此，在 ChatGPT 对话式学习中的主动性和深度思考能力对学习成效具有重要影响。

5．2　学习策略建议

（1）学习者应采用“认知适配”的分层对话，深化对话过程，从简单问答迈向复杂讨论，提升专业知识水平和认知探究能力。

“认知适配”的分层策略是指依据学习者的知识储备水平采用差异化的对话脚本，具体如下。

知识储备薄弱者的初阶适配可采用“明确定义—实例分析—复述验证”三段结构化提问策略。学习者可按顺序向生成式 AI 发送以下三类句式：①“请用不超过 50 字的一句话定义该概念”；②“请给出 3 个符合该定义的实例，并给出 2 个不符合该定义的反例”；③“请根据我对该概念的复述，指出我的理解中存在的逻辑跳跃或概念混淆之处”。学习者通过固定的问题与生成式 AI 对话，通过高结构化输入完成事实性知识的扎实接收，为后续进入复杂的讨论、辩论环节打下基础。

知识储备扎实者的高阶适配可采用“反向论证”对话策略。在 AI 给出主流观点或标准解释后，学习者可以发起 2 次认知冲突性追问：①“请给出 3 个独立论据反驳刚给出的结论”；②“请指出上述推理的依据，并分析当条件变化时该结论的失效边界”。该策略旨在使学习者从“答案接收者”向“观点审视者”转变，在与生成式 AI 对话中实现思想碰撞和多元观点的深度交流。

（2）学习者应采用“验证—质疑—归因”的批判性思维过程，增强主观能动性和批判性思维，避免过度依赖生成式 AI，提升高阶思维能力。

学习者在每次对话的收尾阶段，进行以下三个必要行为步骤，将批判性思维从隐性态度转化为可观测、可追溯的外显行为。①验证：学习者不应直接引用 AI 输出的数据或断言性结论。应要求生成式 AI 指出文献来源或者可验证的数据出处；若 AI 不能提供有效来源，或提供的来源经查证为虚构，则该结论为“待核实”类别，需进一步核实。②质疑：学习者从 AI 的回复中寻找逻辑漏洞、未说明的前提假设，向 AI 发出挑战性质询，例如：“你的论证是否忽略了什么特定因素？”将质疑和独立思考逐渐内化为常用动作。③归因：对话结束后，学习者需记录 AI 使用反思日志，内容包括：“AI 提供且经我验证的新知识”；“我独立想到但 AI 未提及的内容”；“经比对后保留的我的独立判断”。

通过强制性的 AI 使用说明记录，使学生的批判性思维成果外显为文本产出。在归因过程中回顾了 AI 对话式学习中的思考过程，完成自我反思，从机制上遏制了对生成式 AI 的依赖，使学习者真正成长为具有独立思考与批判精神的学习者[10]，有利于发挥 AI 真正潜能，助力更高效的学习与创造。

5．3 教学应用效果

将以上对话式学习策略应用于北邮人工智能学院大学一年级《C++语言程序设计》课程教学实践中，取得了良好的教学成效。将学生分为对照组和实验组，实验组学生采用 AI 对话式学习方式辅助编程学习，对照组采用传统学习方式，在编程学习中不采用 AI 对话式学习方式。评估 2 组学生的编程能力、学习投入度等方面的变化。

通过学生成绩排名评估学生的编程能力。学期初、中、末 3 个阶段的学生排名变化如图 5 所示。可以看出，学期开始实验组和对照组学生水平接近，在学期中实验组学生排名比对照组提升近 2 名，期末提升 7 名，实验组学生编程能力提升更为显著。

在学习投入度方面也有明显的正向影响。实验组和对照组学生的学习行为对比如图 6 所示。可以看出实验组相比对照组，在编程平台上的学习时长更长，题目通过数更多，代码提交数和代码通过率更高，表明实验组学生有更好的学习投入度。采用生成式 AI 对话式学习有效促进了学生编程学习的学习投入度。

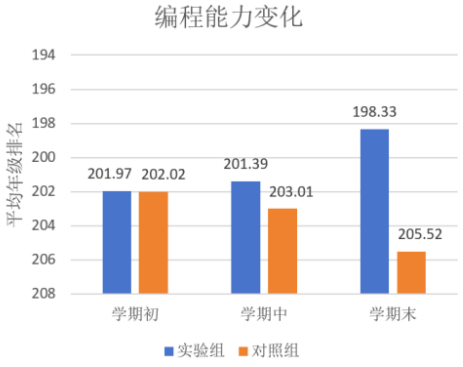


图 5 2 组学生成绩排名对比

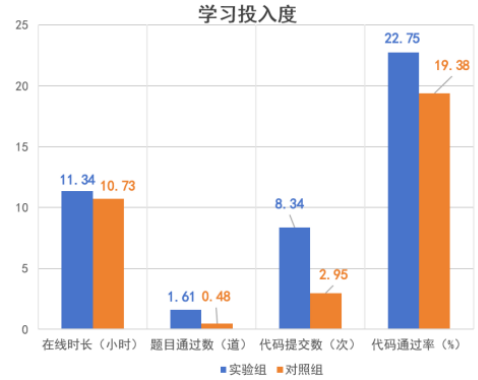


图 6 2组学生学习投入度对比

6 结束语

生成式 AI 为对话式学习带来新的活力，学习者专业知识水平不同，其学习行为和学习效果存在显著不同。在对话式学习中应采用连续、深入的对话，增强主观能动性和保持批判性思维。基于生成式 AI 的对话式学习可有效促进学习投入度和专业能力提升。智能时代的教育者应引导学生科学、合理地使用生成式 AI，将对话式学习模式从被动问答升级到主动思辨，实现更自由、深入、有效的智能化个性化学习。

参 考 文 献

[1] 徐坤. 推进人工智能与高等教育融合发展的思考与实践[J]. 北京教育(高教), 2023(04):4.

[2] 王聪, 万聪. 大模型时代计算机程序设计类课程教学模式探索[J]. 计算机教育, 2025, (04):137-141.

[3] 刘丙利. ChatGPT对话教育：意涵价值、风险挑战与实践进路[J]. 开放教育研究, 2024, 30(04):53-61.

[4] 于青青, 曹鑫怡, 史圣朋. 从苏格拉底到ChatGPT:教学对话空间的纵深拓展——访剑桥大学鲁珀特·韦格里夫教授[J]. 全球教育展望, 2024, 53(04):53-63.

[5] 戴岭, 赵晓伟, 祝智庭. 智慧问学:基于ChatGPT的对话式学习新模式[J]. 开放教育研究, 2023, 29(06):42-51+111.

[6] 贺桂娇, 郑耀东, 路旭明, 等. 生成式 AI 赋能程序设计实践教学的应用研究[J]. 计算机技术与教育学报, 2026, 14(1): 67-72.

[7] 兰丽娜, 杨仕昌, 刘瑞芳, 等. 生成式AI赋能计算机编程教学的实践创新与效果评估[J]. 计算机教育, 2026, (04):130-136.

[8] 乔文豹, 于欣宜. 突破AI代写：计算机项目实践课程教学改革与思政建设[J]. 计算机技术与教育学报, 2025, 13(6): 9-17.

[9] 孙丹,朱城聪,许作栋,等.基于生成式人工智能的大学生编程学习行为分析研究[J].电化教育研究,2024,45(03):113-120.

[10]赵明华, 张朝晖, 王秀青. 生成式 AI+项目驱动的程序设计类课程实验教学改革与实践[J]. 计算机技术与教育学报, 2026, 14(1): 39-44.