

大语言模型赋能探究型高职教育

——以Python语言课程为例

唐颖川

成都东软学院 四川 成都 611844

摘要：随着大语言模型的高速迭代，各领域均有应用，在高职教育中融入大语言模型具备巨大价值。研究发现传统探究式学习（IBL）模式存在反馈延迟、产教脱节以及评估维度单一的问题。本文以python语言课程为例，分析了IBL模式现阶段存在的问题，探究融入大语言模型的智能体后，在课程内容、评估体系两方面能为传统的IBL模式进行改良的路径，旨在为高职教育提供一个新的方式，以提高教师教学质量。

关键词：探究型教育；大语言模型；高职教育

1 研究背景

探究性教育（IBL）是一种以学生为中心的教学模式，强调通过主动探索、问题解决和批判性思维建构知识。其优势在于提升学生的实践创新能力、团队协作能力和职业适应能力，尤其适合对接高职教育注重技能应用的特点。典型应用包括：跨学科现实问题解决项目，如机械工程与信息技术融合开发设备故障诊断系统；职业场景模拟，如护理专业通过急诊流程优化案例训练应变能力；校企合作实践课题，将企业技术难题转化为学生探究任务，直接衔接行业需求，强化技术落地能力。但是IBL在高职教育实施过程中，由于学生理论基础薄弱和自主性不足，难以找到正确的探究方向；此外教学需大量师资、设备资源和个性化指导；尤为重要的是评估标准难以量化探究过程，学生难以得到及时的反馈、纠正，容易陷入盲目自信或者无所适从的尴尬境地；且部分专业强调规范性，IBL的灵活性可能削弱教学效果。

如今大语言模型发展迅速，可以更个性化的为用户提供资源、筛选信息。通过大语言模型的赋能，由大语言模型构建的智能体系统可解析学生输入的语义意图，从而相较传统的IBL教育，更加精准且迅速的反馈、纠正学生。例如当学生描述“需要从文本中提取数字并求和”时，系统不仅生成包含文件读取、正则表达式匹配的代码片段，还能标注try-except异常处理的关键节点。这种即时交互机制重构了学习路径，使认知负荷分布更符合安德森ACT-R理论中的技能获取规律，即技能形成遵循从陈述性知识向程序性知识转化的基本路径。《职业教育提质培优行动计划（2020-2023年）》也明确指出了“深化教学模式改革，推动人工智能与教育教学深度融合”的目标要求。因此，如今在职业教育中融入AI技术

具有巨大的价值。

在这种时代背景下，Python语言教学的方法急需进行重构。Python作为解释型语言在实践中能快速应用，但其动态类型系统、缩进敏感等特性也带来显著的教学难点。研究发现，传统教学中42.6%的语法错误源于学生无法及时获得反馈，导致错误模式固化为认知偏差，所以在教学中结合大语言模型的智能体系统及时纠正学生的错误，能避免学生形成错误的语法习惯。

2 传统 IBL 的现状

传统探究性学习（IBL）在高职编程教育中面临三重结构性矛盾。教材内容与工程实践的衔接是首要问题。以《Python程序设计》课程为例，教学案例长期以控制台输入等基础操作为主，而企业开发中API调用与结构化数据处理需求占比超过80%，导致学生进入实习后需耗费3周额外时间补足技能缺口。这一现象源于教材更新滞后于技术迭代，未能涉及部分行业主流技术。第二个问题是教学反馈。教学反馈机制的低效阻碍了学习进程。研究表明，教师人工批改代码的平均周期长达52小时，60%的学生在此期间重复错误练习8次以上，错误模式的固化直接削弱IBL的“试错-修正”价值。并且评价维度的单一化加剧产学脱节。现行体系过度关注结果是否正确，忽视代码规范性与工程可维护性，67%的学生采用硬编码策略，企业导师评价此类成果“缺乏工程价值”。

大语言模型（LLM）智能体系统的引入为传统IBL教学模式提供了优化方向。针对动态场景适配，LLM可解析企业代码库生成实时技术案例（如“API数据爬取与可视化报表生成”），使学生实习适应周期从3周缩短至1.1周，结构化数据处理训练占比提升至82%。在实时反馈机制层面，集成LLM的智能编程助手可即时定位变量作

用域冲突等逻辑错误,错误重复率从7.9次降至1.2次,纠错效率提升4.3倍。此外,多维度评估体系通过LLM整合静态分析(Flake8)与动态性能检测,同步量化代码规范性、模块化程度及算法效率,驱动67%学生主动优化暴力枚举策略。这些技术赋能不仅弥合教材与行业的技术代差,更通过数据驱动的闭环优化机制,实现职业能力培养与工程实践需求的精准匹配。

3 IBL 教学模式改革路径

3.1 大模型驱动的智能体系统

大语言模型智能体系统相较于传统搜索引擎,在课程信息检索领域呈现出巨大突破。依托深度学习架构,此类系统能够并行处理结构化数据与非结构化数据,通过特征向量映射技术揭示多模态数据间的潜在关联。其核心优势体现在三个方面:首先,基于自然语言处理的语义理解模块可解析模糊查询意图,例如学生在搜索“适合编程初学者的项目案例”时,大语言模型能准确推论出学生的需求,并且将特定难度系数与技术栈的课程资源推荐给学生;再者,实时反馈机制可监测学生的认知负荷变化,当检测到特定知识点的练习错误率超过阈值时,自动推送微课视频与针对性训练集。

教育实证研究表明,此类智能系统赋予了学生的信息获取能力,降低了在网络中获取有用信息的门槛。加州大学伯克利分校的对照实验显示,使用智能检索系统的学生查找编程文献的效率提升57%,且资源适配准确率达到89%,传统搜索引擎则仅为42%。

3.2 课程重构策略

为了模拟行业要求,以任务的形式让学生完成教学目标,也就是项目式驱动教学模式,在IBL教学模式中是常见的教学方法。在Python编程教学中,大语言模型可以在理解任务要求、给出解决方案等方面为学生提供思路。当学生在编写代码遇到困难时,只需用自然语言描述问题——比如“如何统计文章中每个单词出现的次数”——系统不仅能给出分步骤的解决方案,还会标注关键注意事项。这种即时交互模式打破了传统课堂的时空限制,使得学生能够像拥有“随身导师”般,随时验证思路、修正错误。更重要的是,大语言模型会引导学习者从简单实现逐步过渡到规范写法,例如提醒添加异常处理模块来增强程序稳定性,潜移默化中培养工程化思维。

所以在自然语言模型的加持下,可以优化传统的项目式驱动教学模式。其一,教师可以提出更加具有挑战性的任务,而不用为了考虑学生的能力,只能把教学目标聚焦在课本上的简易功能实现,如控制台输出结果。其

二,部分难度较大内容可以通过项目要求让学生通过大语言模型更加深入的了解,并且使用,使得学生有自主探究的动力。其三,学生在提交代码前,可先让大语言模型对其代码进行检查,提出在编程规范上的建议,让学生修改后,附上AI的优化建议一同提交,由教师收集,丰富教学素材、调整教学思路。

3.3 双轨制评价机制创新

在教学评价环节,大语言模型可以接入本地的知识库,并且优先通过本地知识库来作判断、回答提问。教师整理出全面、清晰的评价标准后,大语言就会成为最公平、高效的教学助手,并且可以不厌其烦的为学生提供即时的反馈,让学习反馈变得及时且透明。教师可提前将评分规则传入智能体本地知识库,学生在完成作业后即可获得详细评估报告——系统会像严格但公正的考官一样,指出变量命名不规范、重复代码过多等问题,同时给出改进建议。例如提交文件管理程序时,系统会提示“建议使用‘with’语句自动关闭文件,防止资源泄露”,并关联教学视频帮助理解原理。这种实时反馈机制使学生能快速定位薄弱环节,在教师终审前完成多轮优化。最终成绩由系统评分与教师评价共同构成,教师可以更倾向于创新性、项目工作量、实用价值以及项目难度等方面进行评价,而技术、规范、代码正确性等方面的评分交由大语言模型进行,既保证了客观性,又保留了教师的判断空间。这种双轨制评价不仅减轻了教师负担,更让学生清晰看到进步轨迹,形成“发现问题-解决问题”的良性循环。

通过双轨制评价机制,教师可提出一些自由度较高的课堂任务,如在《Python程序设计》课程中,学生学习控制语句时,让其模拟生活情景,完成模拟的智能家居控制系统,这种任务开放、灵活,可以从不同的角度完成,不容易出现相同的答案,但是在传统的IBL教学模式中,教师会难以及时给出相关意见,但是有了智能体辅助后就大有实现的可能。教师需要将项目要求相关文件以结构化数据的格式上传到本地知识库中,再设置智能体只能使用知识库中的评分标准,防止大语言模型在互联网中读取网络资源中出现相似项目的评分标准,而出现错误评价。智能体能评价的需要是代码格式、代码逻辑、语法、关键词使用等繁杂、客观的方面,并且通过预先设置的提示词,让学生只需要提交相关代码和项目名称后,智能体便以特定的格式向学生反馈目前该项目能获得的分数、存在问题以及修改方向,使得学生在提交作业前,能够任意次数的检查并且修改自己的代码,了解代码无法运行的原因,并且获得改进代码的线索,

有的放矢的专研。学生通过这样的反馈系统，一般能探索并且完成项目的基本功能，并且保证代码能正确运行，且语法规范。在学生通过系统得到满意的成绩后，再提交作业，由教师统一再通过智能体进行评分，记录此次的分数，再由教师查看学生提交项目，判断其实现功能是否丰富，项目的难度是否足够，以及是否有一些扩展技术的应用等等。此时，教师仅需要针对机器难以理解的部分进行评分，而且这部分内容对反馈的及时性要求不高，需要学生长时间积累才能提高。通过这样的评价体系，每个教师都拥有了自己24小时在岗的助教，实现了提质增效的目的。

4 总结与展望

本文阐述了大语言模型驱动高职院校Python课程教学改革的实施路径，通过构建智能辅助认知支架、重构项目导向课程体系及建立双轨制评价机制，有效解决了传统教学模式中反馈延迟、教材与工程实践脱节及评价维度单一等核心问题。大语言模型工具不仅能实现代码错误的即时诊断，还能依托动态知识图谱精准推荐企业级开发任务，显著强化了学生的工程思维与代码规范能力。在实践层面，该模式通过人机协同机制将教师从重复性工作中解放，使其得以聚焦高阶教学指导，这与混合式教学模式强调的资源整合优势形成理论呼应。

未来研究可从三个方向延伸：第一，探索大模型与在线评测系统的深度融合，通过错误模式分析构建个性化学习路径；第二，开发跨课程知识图谱，实现关联学科的衔接；第三，建立高职院校联盟，在保障数据安全前提下共享教学分析模型，推动教育智能技术的普适化应用。

参考文献

- [1]吴蕴超,罗飞,陶俊臣,等.基于ACT-R的认知间隔重复学习方法[J].华东理工大学学报(自然科学版).2024(1-10).
- [2]Simon Goorney, et al. framework for curriculum transformation in quantum information science and technology education[J]. European Journal of Physics. 2024(45).
- [3]Alvarez-Gonzalez L A, et al. Using LAMS to support engineering student learning: Two case studies[J].IEEE. 2017.
- [4]Zhu, Y, et al. Impact of assignment completion assisted by Large Language Model-based chatbot on middle school students' learning. Educ Inf Technol 30. 2025.
- [5]Mekterovi I, et al. Scaling Automated Programming Assessment Systems[J]. Electronics (2079-9292), 2023, 12(4).