

基于对话分析的大模型教学策略挖掘研究

Mining Teaching Strategies with Large Language Models Based on Dialogue Analysis

柳帅君, 何欣容, 武法提*

北京师范大学教育技术学院

* wft@bnu.edu.cn

【摘要】 本研究聚焦于挖掘生成式人工智能的教育策略模式, 通过设计涵盖概念初探、理解检验、知识应用与深化思考四个层次的标准化学习任务, 模拟学生与 DeepSeek 和豆包进行多轮对话, 采用基于认知学徒制理论构建的编码方案对对话内容进行分析。研究发现, 两款 AI 虽均以讲解为核心策略, 但呈现出显著的风格分化: DeepSeek 倾向于情感驱动型教学, 注重积极反馈与鼓励; 豆包则偏向过程导向型教学, 侧重元认知提示与脚手架支持。研究揭示了 AI 教学代理的内在行为模式, 为其差异化设计与教育应用提供了实证依据。

【关键词】 生成式人工智能; 教学策略; 对话分析

Abstract: This study examines educational strategy patterns of generative artificial intelligence through standardized learning tasks covering four levels: concept exploration, comprehension checking, knowledge application, and reflective extension. We simulated multi-turn student dialogues with DeepSeek and Doubao and analyzed transcripts using a coding scheme grounded in cognitive apprenticeship theory. Both systems relied primarily on explanation, yet their styles diverged: DeepSeek was more affect-driven, providing frequent encouragement and positive feedback; Doubao was more process-oriented, offering metacognitive prompts and scaffolding to support reasoning and task completion. The findings clarify behavioral patterns of AI teaching agents and provide evidence for differentiated design and educational use.

Keywords: Generative Artificial Intelligence, Instructional Strategies, Dialogue Analysis

1. 引言

近些年来, 人工智能领域取得了突破性进展, 特别是以大型语言模型 (Large Language Models, LLMs) 为代表的生成式人工智能的出现, 正在以前所未有的速度改变我们的生活。已有研究表明, 以 DeepSeek、ChatGPT、豆包等为代表的生成式人工智能能够赋能人类任务处理和问题解决(余胜泉 & 汪凡淙, 2023), 这也引发了将人类智能和机器智能相结合的热潮。

随着新一代技术的发展, 生成式人工智能也在不断地渗透教育领域, AI 在教育领域的研究逐渐从关注技术可用性转向对人机协同模式探索(Pham & Sampson, 2022)。在教学策略层面, 现有研究更多聚焦在 AI 对学生的学生成效的影响(李艳 等, 2022; Ait Baha et al., 2024), 但对 AI 本身所采用的教学策略的分析较为缺乏, 特别是不同的 AI 模型在教学策略选择上的差异尚未得到充分揭示。

基于此, 本研究通过设计标准化学习任务, 采用对话分析与编码方法(刘清堂 等, 2022), 探究了 DeepSeek 与豆包在教学策略上的异同点, 分析了它们在不同任务类型下所采取教学策略的差异。研究成果有助于优化 AI 工具的差异化设计, 提升教学精准度, 从而进一步改善用户体验和学习成效。

2. 研究设计

2.1. 研究方法与编码工具

本研究采用基于设计的研究范式，设计了一套关于牛顿第一定律的标准化学习任务，涵盖概念初探、理解检验、知识应用与深化思考四个层次。通过模拟学生与 AI 进行对话，收集多轮对话数据，并且利用内容分析法对 AI 的教学策略进行编码和量化分析(杨晓哲 等，2023)。

本文的对话行为编码表参考了认知学徒制等学习科学理论构建，包含了知识传递、互动引导、反馈评估、元认知支持与情感动机 5 个主维度及 EX（讲解）、EG（举例）、MP（元认知提示）等 12 个具体策略代码，用于更准确的分析和描述 AI 的教学策略，如表 1 所示。

表 1 对话行为编码表

主类别	代码	代码名称	描述与定义
知识传递	EX	讲解 (Explaining)	AI 直接提供事实、定义、原理或信息。通常是陈述句
	EG	举例 (Example-giving)	AI 提供具体事例、案例或比喻来阐释抽象概念
互动引导	QO	提问-开放 (Questioning - Open)	提出没有唯一标准答案，需要学生解释、评价、综合的问题
	QC	提问-封闭 (Questioning - Closed)	提出有明确答案，用于回忆事实或检查理解的是非题或选择题
	CL	要求澄清 (Clarification)	请求学生进一步解释或说明其之前的表述
反馈与评估	PF	积极反馈 (Positive Feedback)	对学生的回答或行为表示肯定、鼓励或赞扬
	CF	纠正性反馈 (Corrective Feedback)	直接指出学生的错误，并提供正确答案
	EF	精化性反馈 (Elaborative Feedback)	不直接给答案，而是提供线索、提示，引导学生自己发现错误、深化思考
元认知支持	MP	元认知提示 (Metacognitive Prompting)	引导学生规划、监控或反思自己的学习过程和思考策略
	SC	搭建脚手架 (Scaffolding)	将复杂任务分解为一系列小步骤，提供临时性支持
情感与动机	EN	鼓励 (Encouraging)	提供情感支持，缓解挫折感，维持学习动机
	CH	挑战 (Challenging)	温和地质疑学生的观点，激发认知冲突，推动深度思考

2.2. 实验过程

本研究采取控制变量法进行数据收集工作。选择 DeepSeek 和豆包作为研究对象，就每一个标准化任务类型独立开启一个新的对话会话窗口，以确保对话上下文不产生相互干扰，并

且不打开深度思考和联网功能。在每个会话中，严格执行了以下顺序：发送核心 Prompt；在后续交互中按顺序进行追问。在整个过程中全程模拟一名对物理有初步兴趣但存在错误前概念的高中生，不与 AI 进行角色扮演，从而收集最自然的反应。所有的对话内容均被完整的记录，根据对话行为编码表进行编码，对编码后的结果进行频数统计和行为序列分析。

表 2 本研究的核心 Prompt 与后续交互内容

任务类型	核心 Prompt	后续交互
概念初探与困惑	我最近在学牛顿第一定律，但有点混乱。老师说是惯性定律，但我不太懂惯性和运动到底是什么关系？你能用一些生活中的例子帮我讲讲吗？	“一切物体”也包括像空气这种看不见的东西吗？ “没有受到外力”这个条件在现实中好像不存在吧？这定律是不是太理想化了？ 这和我之前学的力是改变物体运动状态的原因是一回事吗？
理解检验与纠偏	我昨天简单了解了一下牛顿第一定律。所以我是不是可以这么理解：一个物体动起来以后，如果不想让它停下来，就得一直用力推着它？就像我骑自行车，不蹬了它就会慢慢停下一样。	但我的自行车体验不就是最好的证明吗？不施加力，运动就停止了呀。 有没有一个“理想实验”能让我在脑子里想象出没有阻力的情况？
知识应用与设计	我们物理小组要做一个课堂分享。我想用一个简单的实验来证明“力不是维持运动的原因”这个点。你能帮我想想可以用什么身边的材料来做吗？最好能一下就让同学们看懂！	为什么选择这个实验？它的关键是什么？ 如果我在普通课桌上做，摩擦力的影响很大，我该怎么向同学解释这个干扰因素？ 我该怎么开场才能吸引大家的兴趣？怎么引出这个常见的错误观念？
深化思考与追问	我理解了惯性是物体保持自身运动状态的性质。但我想不通的是：既然惯性是物体的固有属性，那为什么系安全带又能防止惯性带来的伤害呢？这听起来有点矛盾啊！	所以，我们是不是不应该说克服惯性，而应该说尊重惯性规律，并利用它来保护自己？ 除了安全带，生活中还有哪些设计是巧妙地利用或应对了惯性呢？

设计的标准化学习任务是本研究的核心设计之一，按照认知层次理论，由浅入深的地设计了四个环环相扣的任务类型，如表 2 所示包括概念初探与困惑（任务一）、理解检验与纠偏（任务二）、知识应用与设计（任务三）和深化思考与追问（任务四）。该框架确保了与 AI 的交互能够完整、系统地覆盖可能运用的各类教学策略，为后续更加准确的分析 AI 的教学策略奠定基础。

3. 数据分析结果

3.1. 不同 AI 工具的教学策略

对 DeepSeek 和豆包的回复进行教学策略编码，得到结果如表 3 所示。将编码结果分别进行频数统计（见表 4），可以发现两者最核心使用的策略是讲解（EX），并且都几乎未使用精化性反馈（EF）、挑战（CH）和互动引导相关的教学策略。这表明两款 AI 的核心模式都是知识输出者，它们会优先选择直接解释概念、定义和原理，而不是提出开放性问题，等待学生探索。

表 3 DeepSeek 和豆包的教学策略编码结果

		DeepSeek	豆包
任务一	回答一	PF SC EX EG EX QC EN	EX EG CF SC
	回答二	PF EX EG EX MP EN	PF EX EG EX EG
	回答三	PF EX EG EX MP	PF EX EX EG EX EG MP
	回答四	PF EX EG EX PF MP	PF EX EG EX
任务二	回答一	PF EX CF EX EG EX PF EN	CF EX EG EX EG
	回答二	PF EX EG EX EG EX MP EN	PF EX SC EX MP EX EG EX EN
	回答三	PF EX EG SC EX EG MP	PF EX SC EG SC EX EG MP
任务三	回答一	PF EX SC EX EG EX EN	EX SC MP EX SC
	回答二	PF EX MP EX MP EX EN	EX EX MP SC MP
	回答三	PF SC EX EN	EX SC EG MP
	回答四	PF SC EX EN	EX SC EX SC
任务四	回答一	PF EX EG EX EG EN	EX EX EX EG
	回答二	PF EX EG MP EX	PF EX EX EG EX MP
	回答三	PF EG EX	EX EG MP EX

表 4 DeepSeek 和豆包的教学策略编码频数统计

主类别	代码	DeepSeek		豆包	
		频数	百分比	频数	百分比
知识传递	EX	29	34.9%	26	40.0%
	EG	14	16.9%	15	23.1%
互动引导	QO	0	0.0%	0	0.0%
	QC	1	1.2%	0	0.0%
	CL	0	0.0%	0	0.0%
反馈与评估	PF	16	19.3%	3	4.6%
	CF	1	1.2%	1	1.5%
	EF	0	0.0%	0	0.0%
元认知支持	MP	8	9.6%	9	13.8%
	SC	5	6.0%	10	15.4%
情感与动机	EN	9	10.8%	1	1.5%
	CH	0	0.0%	0	0.0%

分析与 DeepSeek 对话的行为序列，可以发现 DeepSeek 在讲授知识的前后，经常辅以极高的情感支持。在讲授知识之前，DeepSeek 通过积极反馈（PF）加讲解（EX）的教学策略，首先肯定学生提出问题的价值和意义，再通过耐心的讲解，使学生对知识有更全面的理解。在最后总结部分，DeepSeek 经常采用讲解（EX）加鼓励（EN）的教学策略，不仅将回

答中的要点进行全面细致的总结，而且对学生的思考表示赞同和鼓励。由此可见，DeepSeek 在讲授知识的时候更像一个友善且耐心的教授，在回答的开始和结束使用高情感支持的教学策略，便于学生在安全和支持的氛围中学习知识。

再对与豆包对话的行为序列进行分析，得出最常出现的教学策略是在讲解（EX）之后搭配举例（EG），并且会使用元认知提示（MP）和搭建脚手架（SC）来引导思考的过程。豆包的教学策略更倾向于知识本身的结构，在讲解知识的同时，希望更多的让学生自己明确解决流程，清晰地掌握知识及其应用方法。

对比 DeepSeek 和豆包的教学策略，DeepSeek 更倾向采用情感驱动型教学，而豆包更倾向于采用过程导向型教学。

3.2. 不同任务类型的教学策略

将 DeepSeek 和豆包编码结果按任务类型进行频数统计，发现在不同类型的任务中，AI 采取的教学策略的侧重点是不同的。

表 5 不同任务类型的教学策略编码频数统计

主类别	代码	任务一	任务二	任务三	任务四
知识传递	EX	15	16	14	10
	EG	10	10	2	7
	QO	0	0	0	0
互动引导	QC	1	0	0	0
	CL	0	0	0	0
	PF	8	4	4	3
反馈与评估	CF	1	1	0	0
	EF	0	0	0	0
	MP	4	4	6	3
元认知支持	SC	2	4	9	0
	EN	2	3	4	1
情感与动机	CH	0	0	0	0

根据表 5 的频数统计结果，可以发现在概念初探与困惑和理解检验与纠偏这两个相对较基础的任务中，AI 更倾向于将讲解（EX）和举例（EG）相结合使用，并且对学生有更多的积极反馈（PF）。但是在知识应用与设计这个任务中，举例（EG）的比例大幅下降，并且 AI 更多的使用了元认知提示（MP）和搭建脚手架（SC）。AI 将复杂的任务分为多个步骤，引导学生一步一步思考问题的流程，在最后总结使用到的方法，督促学生反思自己的学习过程和思考策略。

4. 结束语

4.1. 研究结论

本研究的数据分析表明，目前 AI 的教学范式的核心仍然是“讲授”，更多会采取讲解（EX）和举例（EG）这两个教学策略相结合的方式教学，但是在教学风格上已经产生了显著分化。DeepSeek 更倾向采用情感驱动型教学，其教学的交互中约 30.1% 的行为用于提供积极的反馈和鼓励，营造了一个支持性的学习氛围。相比之下，豆包的教学偏向于过程导向型，其教学行为中约 29.2% 用于元认知提示和搭建脚手架，通过引导学生关注学习过程本身并掌握问题的解决方法。

对于不同的任务类型, AI 采取的教学策略也有所不同, 对于较为基础的概念困惑和理解纠偏, 常采用直接讲解和举例的方式, 并且对学生有较高的情感支撑。但是对于知识应用于设计方面的任务, AI 更多地使用了元认知提示 (MP) 和搭建脚手架 (SC) 的教学策略, 帮助学生拆解任务, 反思学习过程, 形成完整的思考流程。

4.2. 研究建议

基于本研究的结论, 为推动 AI 在教育领域的有效应用, 提出以下建议:

首先, 在进行 AI 教育产品研发时, 应根据产品定位实现教学风格的差异化设计和适配。对于初学者来说, 可以参考情感驱动模式, 给予更多的积极反馈与情感支持, 降低学习的焦虑, 提升学习积极性, 形成正向反馈。而对于高年级或高阶思维能力培养, 则可以更多的参考过程导向模式, 使用元认知提示和脚手架工具, 帮助学生更好的掌握学习方法, 形成完整的学习框架。

其次, 在开发以人工智能技术构建的智能教学系统时, 增加多种教学策略。如通过增加互动引导相关的教学策略(李艳 等, 2024), 能够引导学生主动思考问题, 而不是局限于被动的接受知识。此外, 通过精细化反馈, 可以引导学生发现自己的错误, 深化思考(孔苏 & 朱丹瑶, 2024)。

最后, 未来可以积极研发 AI 教学策略的动态评估与匹配机制, 构建高可用性的自适应智能辅导系统 (Grubišić et al., 2025)。通过实时的去检测学生的情绪状态和认知状态, 驱动 AI 自动切换和融合不同的教学策略, 这样能够实现进一步的个性化教学。

4.3. 总结与展望

本文用自主设计的标准化学习任务, 模拟学生与 DeepSeek 和豆包进行对话, 收集对话数据并且进行编码, 精准分析出 DeepSeek 和豆包在教学策略上的相同点, 以及在教学模式上呈现出情感驱动和过程导向的显著分化, 同时得出了不同任务类型下 AI 的教学策略的差异。其意义在于为教育产品和教学系统的研发提供了教学策略层面的理论支撑, 有助于弥合教育技术研究中理论与实践的鸿沟 (Deneen et al., 2025)。本研究仍存在以下不足: 第一, 研究对象仅聚焦于 DeepSeek 和豆包两款模型且任务主题单一, 结论的普适性有待进一步验证; 第二, 未能为深入研究不同的教学策略模式对学生学习效果的实际影响。未来研究应该进一步的扩大模型的选择和主题的范围, 通过更详细的实验量化分析各种教学策略模式对学生学习效果的具体影响。

参考文献

- 孔苏 & 朱丹瑶. (2024). 人机协同教学的困境及其归因——以机器人教师“华君”为例. *电化教育研究*, 45 (08), 58-63+70. <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2024.08.008>
- 刘清堂, 陈锋娟, 张思, 陈娟, & 杨晓丹. (2022). 在线协作学习对话分析模型构建及应用——基于元认知视角的研究. *电化教育研究*, 43(11), 53-59. <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2022.11.007>
- 李艳, 刘淑君, & 李小丽. (2022). 人机协同作文评价能促进写作教学吗? ——来自 Z 校拓展课的证据. *现代远程教育研究*, 34(1), 63-74. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-5195.2022.01.008>
- 李艳, 许洁 & 孙丹. (2024). 研究生人机协同教学设计实践及效果研究. *现代远程教育*, (05), 59-69. <https://doi.org/10.13927/j.cnki.yuan.20241106.002>
- 杨晓哲, 王晴晴 & 蒋佳龙. (2023). 基于人工智能的课堂师生对话分析: IRE 的自动分类与分水平构建. *电化教育研究*, 44 (10), 79-86. <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2023.10.011>
- 余胜泉 & 汪凡淙. (2023). 人工智能教育应用的认知外包陷阱及其跨越. *电化教育研究*, 44 (12), 5-13. <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2023.12.001>

- Ait Baha, T., El Hajji, M., Es-Saady, Y., & Fadili, H. (2024). The impact of educational chatbot on student learning experience. *Education and Information Technologies*, 29(8), 10153–10176. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12166-w>
- Deneen, C., Huijser, H., Corrin, L., & Han, F. (2025). Building bridges: What 40 years of educational technology research teaches us about the theory-practice gap. *Australasian Journal of Educational Technology*. <https://doi.org/10.14742/ajet.10589>
- Grubišić, A., Šarić-Grgić, I., Gašpar, A., & Žitko, B. (2025). Usability evaluation of an adaptive courseware approach in the natural language-based intelligent tutoring system-Tutomat. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(4), e70071. <https://doi.org/10.1111/jcal.70071>
- Pham, S. T. H., & Sampson, P. M. (2022). The development of artificial intelligence in education: A review in context. *Journal of Computer Assisted Learning*, 38(5), 1408–1421. <https://doi.org/10.1111/jcal.12687>