

下一代个性化学习：生成式人工智能 增强智能辅导系统

徐升¹ 佟佳睿² 胡祥恩¹

(1. 华中师范大学心理学院, 湖北武汉 430079; 2. IEEE 人工智能标准委员会, 新泽西州皮斯卡塔维 08854, 美国)

[摘要] 长期以来, 教育技术领域的研究者致力于利用计算机开展个性化自适应教学。智能辅导系统作为这一领域的核心, 其目标是通过计算机技术提供个性化学习体验和支持。近年来, 生成式人工智能, 尤其是大语言模型的发展, 为智能辅导系统带来了突破性机遇, 为个性化学习开辟了新的路径。本文回顾了研究者为实现个性化学习所作的努力及其成果和局限, 探讨了大语言模型在个性化学习中的潜力和影响, 介绍了“苏格拉底游乐园”——一个基于对话的智能辅导系统, 如何利用大语言模型实施苏格拉底式教学, 揭示了生成式人工智能如何革新个性化学习方式。针对大语言模型的潜在误用, 文章提出了相应的建议, 并构建了框架, 旨在引导研发者在生成式人工智能和大语言模型范式下开发高效的智能教育应用。

[关键词] 个性化学习; 智能辅导系统; ChatGPT; 对话教学系统

[中图分类号] G459

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2024)02-0013-10

一、个性化学习：审视过去

21世纪, 个性化学习已成为推动学习者发展的核心动力。2016年发布的《美国国家教育技术计划》, 将个性化学习定义为一种根据学习者独特需求定制教学策略的方法(Thomas, 2016)。这种方法强调以学习者的兴趣为中心, 通过设定灵活的学习目标和教学方法, 实现教育个性化。个性化学习被美国国家工程院视为21世纪面临的14大工程挑战之一, 肩负着与解构大脑等尖端科技并驾齐驱的重要使命, 标志着在解决教育差异化和个性化需

求上的重要进展。

个性化学习并非新生事物, 可追溯至19世纪末20世纪初的教育理论家约翰·杜威和玛丽亚·蒙特梭利等倡导的以学生为中心的教学法, 该教学法为个性化学习理念的发展奠定了理论基础。布鲁姆的研究验证了个性化教学相较于传统教学模式的优势, 强调教育应充分适应学生的独特需求和偏好(Bloom, 1984)。

个性化学习的实现依赖于教师对学生个体差异的深入理解和教学策略的灵活调整, 这不仅对教师的专业能力提出更高要求, 同时也促使教育技术

[收稿日期] 2024-02-27

[修回日期] 2024-03-20

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2024.02.002

[作者简介] 徐升, 博士研究生, 华中师范大学心理学院, 研究方向: 计算机辅助教学系统、教育数据挖掘; 佟佳睿, IEEE人工智能标准委员会主席, 研究方向: AI系统的神经符号认知架构、人类参与的AI、可信AI、基于代理的架构及工程、多模态推理和多任务连续学习; 胡祥恩(通讯作者), 教授, 博士生导师, 华中师范大学心理学院, 研究方向: 认知行为建模、研究设计和统计分析、计算机辅助教学系统、分布式学习技术(xiangenhu@gmail.com)。

[引用信息] 徐升, 佟佳睿, 胡祥恩(2024). 下一代个性化学习: 生成式人工智能增强智能辅导系统[J]. 开放教育研究, 30(2): 13-22.

快速发展,尤其是计算机技术在个性化教育中的应用。近半个多世纪以来,计算机辅助教学已取得显著成果,为实现教育资源的高效分配和教学个性化提供了可能。本文通过展示个性化学习的理论起源、战略意义及实践挑战,强调其在推进教育革新和实现教育公平中的关键作用。

(一)取得的成就

在教育技术领域,个性化学习技术研究,尤其基于计算机的应用引发了众多研究者的兴趣,旨在深化学习体验并提升学习效率。智能辅导系统(Intelligent Tutoring System, ITS)代表了这一领域最具前景的技术之一,其核心是利用人工智能实现高度个性化的学习支持。智能辅导系统通过模拟专业导师的角色,利用智能技术为学习者提供定制化的教育内容和反馈,避免人类教师的直接介入。这一技术不仅涵盖多种实践形态和设计理念,而且基于共有的理论和技术框架,可确保系统能够适应每个学习者的独特需求(Luckin et al., 2016)。

智能辅导系统包括三个模块:领域知识模块、教育策略模块和学习者模型。领域知识模块负责提供学科内容,教育策略模块负责选取最适合的教学方法,学习者模型负责评估和适应学习者的当前理解水平和需要(Padayachee, 2002)。这些模块协同工作(见图1),确保智能辅导系统能为所有学习者提供真正个性化且具有适应性的学习环境。

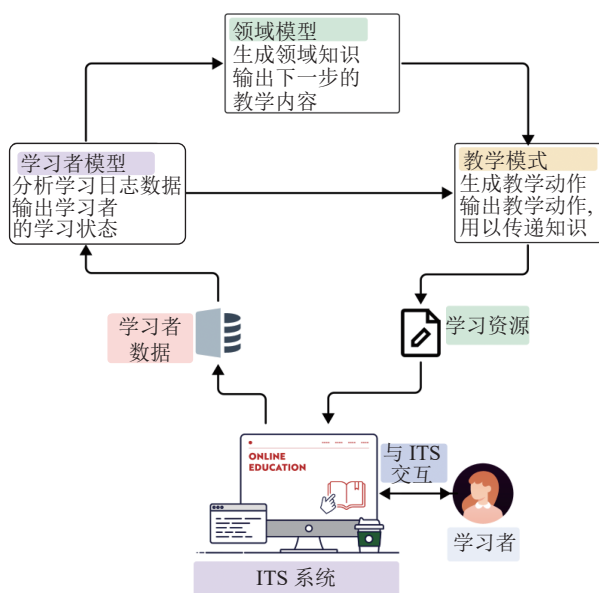


图1 智能辅导系统理论框架

大量研究显示,智能辅导系统在增进学习效果方面优势显著,在提升学习成果方面,能够达到乃至超越人类导师的教学效果(Kulik & Fletcher 2016; Ma et al., 2014; VanLehn et al., 2011)。

智能辅导系统的实现方式大致分两种:基于传统的计算机交互和基于对话的交互。前者指依靠点击、拖拽等直观操作进行学习;后者指利用自然语言处理技术,仿照人类导师的方式,与学习者开展一对一互动。两种方法各有所长,为学习者提供丰富且多样的学习体验。智能辅导系统在多个领域的成功应用证明其广泛的适用性和在未来教育中的潜在重要性,彰显了它对教育改革的贡献和在实现个性化学习中的价值。

1. 基于传统计算机交互的智能导学系统

知识空间中的学习与评估(Assessment and Learning in Knowledge Spaces, ALEKS)是一款基于知识空间理论(Knowledge Space Theory, KST)开发的智能辅导系统(Falmagne et al., 1990)。该系统的设计核心是利用人工智能技术结合知识空间理论,精准评估并监测学习者的知识掌握程度,从而提供高度个性化学习路径(Canfield, 2001)。ALEKS可以作为传统教学手段的补充与辅助,增强学生的学习效能(Sun et al., 2021)

ALEKS始于初始知识检测,如通过一系列选择题测验识别学习者的当前知识状态,并据此构建个性化知识空间。该空间涵盖学习者已掌握及尚未掌握的知识点,并基于特定的先决条件,指引学习者依次掌握所需知识点。在学习过程中,ALEKS动态追踪学习者的学习进展,通过实时数据分析调整学习路径,确保学习者以最有效的方式达到学习目标(Craig, 2013)。在此过程中,ALEKS实时评估学习者的知识掌握状况,据此为学生推送合适的学习资源,在为学生提供丰富动态的个性化学习体验的同时,也优化教学资源的分配和利用。

2. 基于对话的智能导学系统

教师和学生主要以自然语言作为媒介进行交互。因此,模拟人类导师使用自然语言对话进行教学辅导自然就成为部分智能导学系统研究者的关注重点之一。在Circsim-tutor(Kim et al., 1989)、Atlas-Andes(Freedman, 2000)和ITSPPOKE(Litman & Silliman, 2004)等众多智能导学系统中,最成功的

是 AutoTutor(Nye et al., 2014)。AutoTutor 通过模拟人类导师一对一辅导的对话模式和辅导策略(Graesser et al., 1995)进行教学。其核心是运用期望与误解定制的对话策略, 针对学习者的个别需求提供精准反馈。该对话策略主要通过自然语言处理技术(Dumais, S. T., 2004), 深度分析学习者的回答, 将学习者的回答与对应的预期正确答案或典型误解匹配, 并据此提供定制化反馈。同时, AutoTutor 利用对话推进网络(Dialogue Advance Network, DAN)维系整个学习过程, 学习者与系统的对话自然且连贯, 即使在复杂的多轮交互中也能保持流畅(Person et al., 2000)。它通过两个主要指标——回答的相关性和新颖性评估学习者的输入, 为不同水平的回答提供相应的反馈。与 AutoTutor 开展教学对话, 在感知上类似与真实教师的教学对话(Person & Graesser, 2002), 能有效地模拟人类教师进行一对一辅导。

与 ALEKS 不同, AutoTutor 在教授概念性知识方面优势突出, 比如教授阅读理解(Shubeck et al., 2017; Xu et al., 2019)、概念性的计算机知识(Graesser et al., 2003)、概念物理(Rus et al., 2013)、批判性思维等(Halpern et al., 2012; Millis et al., 2011), 这些都是其他智能导学系统很少涉及的领域。在研究者和开发者的不断努力下, AutoTutor 还在不断增加新的特性, 如加入 3D 技术模拟物理问题实时分析处理学习者情绪状态(Nye et al., 2014)。

(二) 存在问题

智能辅导系统在推进个性化学习方面进展显著, 但其发展也遭遇多重挑战。首先, 尽管研究持续了近四十年, 但智能辅导系统在实现预期学习效果上仍未能达到布鲁姆(1984)提出的理想 2σ 问题(即优秀的一对一教学可以将学生的学习效果提高两个标准差水平)。智能导学系统实际的学习效果通常在 0.8 到 1.0 个标准差之间(VanLehn, 2011)。这表明, 尽管智能辅导系统教学在成效上优于平均水平的人类导师, 但与最初的期望相比, 仍有很大差距。

首先, 技术应用滞后是智能辅导系统发展遭遇瓶颈的主要原因之一。在人工智能迅猛发展的背景下, 智能辅导系统项目未能充分利用最新的技术

成果, 如深度学习在自然语言处理中的应用(Xu et al., 2021)以及在知识追踪方面新的进展等(Piech et al., 2015; Pelánek, 2017; Xiong et al., 2016; Zhang et al., 2017)。这些新技术的缺席限制了智能辅导系统在某些领域的提升。

其次, 将先进的学习理论有效地应用于智能辅导系统也面临难题。虽然教育研究已取得了许多理论上的进展(Gholson et al., 2009; Chi & Wylie, 2014), 但这些进步在技术层面的实施面临重大挑战, 部分原因是当时的技术尚不足以支撑这些理论的实际应用。

最后, 智能辅导系统的规模化实施同样困难重重。由于学习具有领域独特性, 在特定领域有效的智能辅导系统往往难以扩展到其他领域。此外, 开发和维护智能辅导系统需要大量的人力资源和领域专家的持续参与, 增加了其规模化应用的复杂性和成本。

这些挑战不仅凸显了推进智能辅导系统过程中需要克服的技术和理论障碍, 也显示了未来研究和发展的潜在机遇, 尤其是在技术创新和跨学科合作方面。

(三) 总结

回顾智能辅导系统的发展历史, 我们不仅见证了其在教育技术领域的显著成就, 也发现了若干关键的挑战和差距。首先, 尽管智能辅导系统已取得了进展, 一定程度上提升了学习效果, 但与最初设定的理想目标仍有明显差距。此外, 我们还注意到智能辅导系统在采纳教学理论和教学方法方面存在滞后性, 许多经过验证的先进理论尚未在智能辅导系统得到充分应用。同时, 面对全球教育对高质量资源需求的不断增长, 智能辅导系统的规模化生产与需求之间存在明显的缺口。

2022 年下半年, 生成式人工智能技术的兴起, 特别是大语言模型, 如 ChatGPT 的问世彻底改变了人们对人工智能能力的看法, 并为智能辅导系统的未来发展提供了新的可能。这些先进的技术不仅有潜力弥补现有的差距, 而且还能推动智能辅导系统朝着更加个性化、互动性强和易于规模化的方向发展, 从而更好地满足全球对优质教育资源的需求。

二、新一代人工智能与大语言模型: 最新进展

(一) 新一代人工智能与大语言模型

“新一代人工智能”及其教育应用指的是那些自 2022 年以来引领人工智能领域变革的新技术, 特别是那些集成了生成性能力和大规模预训练的模型。以往人工智能技术往往依赖于特定任务的数据集训练, 且应用范围受限, 例如, 只能进行图像分类(He et al., 2016), 或者对自然语言文本进行情感分析(Hoang et al., 2019)。相比之下, 新一代人工智能技术通过对广泛未标记的数据进行预训练(Radford et al., 2018), 展现出跨领域的适应能力, 并生成以往只有人类能创作的内容, 如文本、图像甚至视频。这些新型人工智能技术的应用案例包括基于稳定扩散模型(Stable Diffusion)(Rombach et al., 2022)和 ChatGPT。值得一提的是, ChatGPT 能够理解并回应广泛的人类自然语言指令, 覆盖从文本创作到编程等多个方面。

大语言模型(Large Language Model, LLM)是新一代人工智能中最引人注目的组成部分, 以 ChatGPT、Palm(Anil et al., 2023)和 Llama(Touvron et al., 2023)等为代表。大语言模型一经发布就引发了关注, 其能力在各个专业领域得到充分验证。例如, ChatGPT 在美国医学执业考试中的通过率近 60%(Kung et al., 2022), 并在数学、科学、法律等多个专业和学术考试中超过 90% 的人(Achiam et al., 2023)。由于其出色的专业能力, 大语言模型同样引起教育研究者的注意, 研究人员(Baidoo-Anu, et al., 2023; Grassini, 2023; Kasneci, 2023)正在积极探索其在教育领域的应用, 尤其是在各个专业领域, 如医学教育(Sallam, 2023)、编程学习(Meyer et al., 2023)、专业大学教育(Tsai et al., 2023)、儿童思考和提问技巧训练(Abdelghani et al., 2023)。联合国教科文组织也发布了关于在教育环境中应用生成性人工智能的指南, 系统呈现了生成性人工智能模型的潜力和趋势(Holmes & Miao, 2023)。可以预见, 生成性人工智能和大语言模型在教育领域的应用将成为研究关注的焦点。

(二) 大语言模型应用于智能导学系统: 应用举例

大语言模型拥有优秀的多轮对话能力、自然

语言理解、生成能力, 以及一定程度的逻辑推理能力, 非常适用于智能教学系统。目前, 学术界关于如何在智能导学系统中应用大语言模型以更好地实现个性化教学仍未取得实质性进展。本研究采用一些实际应用案例, 揭示大语言模型如何提升智能导学系统各个模块的功能, 以便推进更高级的个性化教学。

有了大语言模型, 构建能熟悉各个领域的基于对话的智能导学系统变得非常简单。研究者仅需要掌握“提示词工程”(Ekin, 2023), 通过向大语言模型提供适当的指令, 就可以使其根据用户要求执行特定任务。

大语言模型可以以选定的知识点为基础, 生成相应的领域知识并通过对话方式传递给学习者, 同时根据与学习者的对话情况实时调整后续学习内容, 即发挥领域模型作用, 提供任意领域的学习内容。本研究基于大语言模型开发了用于教授行为统计学的对话教学系统(见图 2)。该系统用树形结构将与统计相关的知识点组织起来, 学习者可以点击任一知识点, 与虚拟导师对话。

大语言模型同样能够担任学习评估者的角色。它通过分析学习者的自然语言输入, 以简洁的方式评估其掌握程度。大语言模型不仅能判断学习状态, 还能提供具体的反馈和建议, 激发学习者探索和理解相关知识点(见图 3)。

采用教学策略进行多轮对话引导是早期基于对话的智能辅导系统的一大挑战, 因为它涉及对学习者的多轮输入的深度分析以连贯地规划下一步的辅导行为。这个过程中处理自然语言的复杂性是关键。大型语言模型可以解决这一难题, 极大提升智能导学系统在执行复杂对话教学中的能力和效率。

(三) 大语言模型在基于对话的智能导学系统的综合应用: 苏格拉底游乐园

1. 系统介绍

“苏格拉底游乐园”是一个采用大语言模型执行苏格拉底式教学对话的智能辅导系统。该系统旨在为学生提供定制化、自适应的学习体验。苏格拉底式教学法借助大语言模型的强大功能, 可以引导学习者自我反思、批判性思考, 发展独立思考能力。

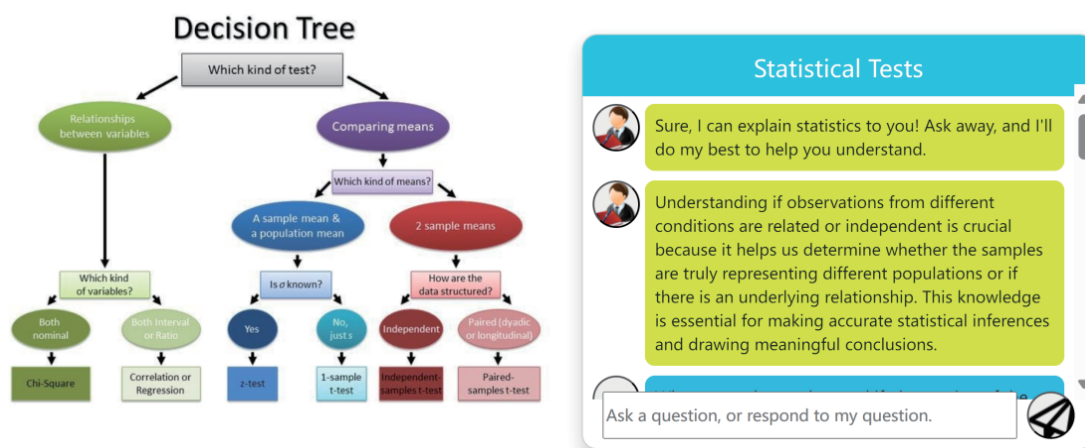


图 2 大语言模型作为领域模块提供学习材料

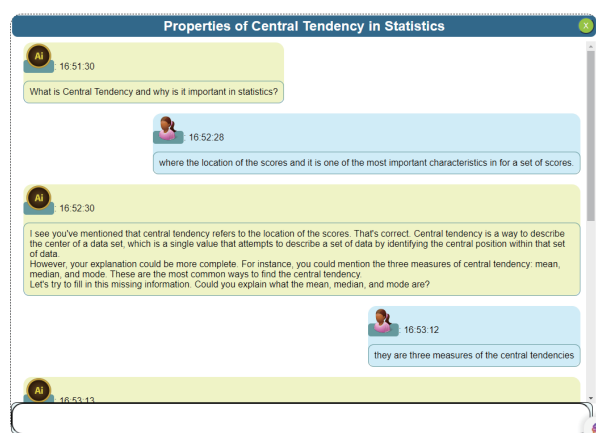


图 3 大语言模型根据自然语言输入评估学习者的学习状态

为确保苏格拉底式教学的高效实施, 该系统的设计遵循以下原则: 首先, 系统始终围绕与所学知识密切相关的实际场景进行设计, 并确保在这些场景内对学习、学习对话内容高度敏感; 其次, 系统通过评估学习者的认知搜索能力, 提出需要深入推理的问题, 引导学习者探索而不是直接提供答案;

再次, 系统通过问题提示与学习者互动, 鼓励他们思考。简而言之, “苏格拉底游乐园” 通过精心设计的问题场景和引导问题, 激发学习者的好奇心和探索欲, 促使他们深度学习和自我反思。

用户首先在初始设置界面选择感兴趣的学习领域, 如“行为统计中的 T 检验”或“金融市场与证券投资”。基于这一选择, 系统自动识别并列出该领域必须掌握的关键知识点, 启动构建个性化学习路径(见图 4)。

针对学习路径中的每个关键概念或知识点, 系统将创造一系列丰富的问题场景。每个场景都围绕一个核心问题设计, 要求学习者通过理解和应用相关知识寻找解决方案。在这些互动场景中, 系统承担苏格拉底导师的角色, 通过苏格拉底式的问答法促使学习者深入思考, 从而达到学习目的(见图 5)。值得一提的是, 系统不会直接提供答案, 而是通过提出挑战性的问题鼓励学习者自我探索和解决问题(见图 6)。



图 4 学习者需要掌握概念的学习路径

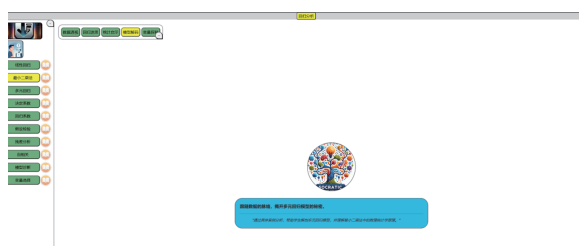


图5 系统为学习路径上的知识点生成问题场景

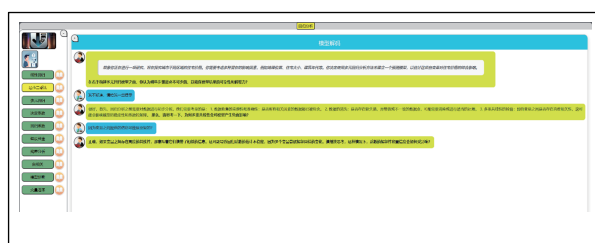


图6 系统通过苏格拉底式教学法引导学习者思考

“苏格拉底游乐园”展示了一个跨界的、高度个性化的对话式智能辅导系统的新范例,其特色如下:

1) 无领域限制。系统覆盖广泛的知识领域,解决了以往智能导学系统在规模化和跨领域应用上的不足。

2) 高度个性化体验。学习者的每次输入都将得到系统的反馈,这将保证学习者获得定制化的学习体验。

3) 融合先进学习理论。“苏格拉底游乐园”能根据各种学习理论和教学方法与学习者互动,体现了苏格拉底式教学法的内涵和理念。系统分析学习者的回答,识别知识掌握的缺陷,并据此提出引导性问题,这一切得益于当前自然语言处理技术的进步:支持复杂文本的理解与生成。

“苏格拉底游乐园”通过精心设计的提示词架构,利用以苏格拉底式教学法和互动开展辅导。系统通过初步的提示接收用户输入,并结合用户反馈细化后续的指导,从而确保回应符合学习者的实际需求和学习状态,展现出对话式智能导学系统在教育领域的创新应用。

(四) 总结

大语言模型为智能辅导系统,特别是基于对话的智能导学系统的发展提供了支持,有效地克服了此类系统面临的传统难题。首先,利用大语言模型

的高度通用性能确保智能导学系统以极低的成本(仅需少量的提示词调整)覆盖广泛的知识领域。其次,大语言模型出色的自然语言理解能力使智能导学系统能够深入挖掘学习者回答中反映出的知识掌握情况。再次,大语言模型先进的自然语言生成能力使得复杂的教学策略有了用武之地,比如,在教学对话中使用苏格拉底式反问。

从智能导学系统理论框架的角度看,大语言模型显著增强了智能导学系统的核心组成部分——领域知识模块、学习者分析模块和教学策略模块的功能。对于基于对话的智能导学系统而言,大语言模型的引入标志着新一轮发展机遇,预示着其功能和应用范围的大幅扩展。

三、展望未来: 构建研发评价体系

(一) 大语言模型应用挑战

大语言模型的教育应用正迅速深化并广泛扩展,已成为趋势。随之而来的是,如何在避免大语言模型滥用的基础上优化其教育应用成为教育研究者面临的紧迫问题。大语言模型的不当使用可能带来一系列风险和挑战。

1) 技术的负面影响

生成式人工智能技术的广泛使用首先会给知识和能力体系带来冲击。知识方面的冲击主要表现为生成式模型可能生成不准确甚至错误的信息,这些信息的使用和传播会带来认知上的混乱。此外,由此带来的人的基础技能的退化也是潜在问题。如果人类过度依赖大语言模型,人类的认知技能,如阅读理解、信息抽取和整合,甚至批判性和创造性思维能力都可能受到损害。生成式人工智能对人的潜在负面影响值得研究者严肃对待。

2) 学术道德问题

生成式人工智能的使用可能会对学术诚信构成威胁。学习者可能通过大语言模型不当获益,比如在作业中获得更好的成绩。缺乏有效检测工具可能会加剧这一趋势。

3) 教育质量与公平问题

正确使用大语言模型或其他生成式人工智能技术可以促进学习,但不是所有人都能从中获益。发达地区的学习者可能更快地接受新技术,并有机会得到充分的指导,以便更好地应用新技术提升学

习效率; 欠发达地区的学习者可能面临资源获取的限制, 包括但不限于技术接入的不足、缺乏适当的培训以及与先进教育工具的互动机会有限。这种不平衡不仅会加剧教育资源的不均等分配, 还可能加深不同人群知识和技能的鸿沟, 进一步影响个人的学习进步和地区教育的发展。

针对这些挑战, 教育领域需寻求平衡发展, 探索如何利用大语言模型的潜力, 通过制定相应机制来减少其潜在的负面影响, 确保技术的应用促进而非阻碍教育进步。

(二) 新一代人工智能技术支持的智能导学系统的研发

新一代人工智能技术, 尤其是大语言模型带来的滥用问题, 凸显了智能辅导系统领域制定合理的研究、开发与评估框架以及建立方法论的紧迫性。大语言模型作为一种新兴技术, 其应用时间不长, 对人类社会的长期影响还未完全显现, 因此, 建立有效的研发及评估机制显得尤为关键。

智能导学系统是一个与技术紧密结合的领域, 计算机科学技术, 特别是人工智能技术在其中扮演着非常重要的角色, 但教育学和心理学(特别是认知科学)的作用也不可忽视。三者有机结合(见图 7): 教育学提供教学法、教学策略方面的理论框架和实践方法; 认知心理学明确学习涉及的心理机制; 计算机(人工智能)技术用于保证教育学与心理学提供的理论框架落地, 由此形成高效的、个性化的教学系统。

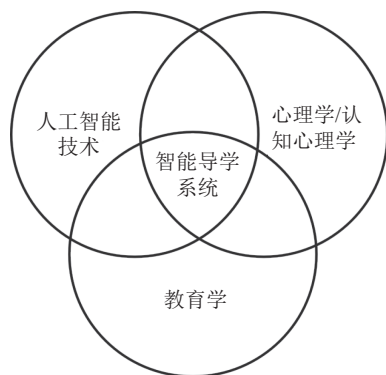


图 7 智能导学系统的主要组成部分(Nwana, 1990)

为了在新一代人工智能技术的浪潮中推动个性化学习迈向新阶段, 本文提出了 ASSP 框架(即该框架四个内涵的第一个动词的首字母), 以指导

智能导学系统研发人员有效利用大语言模型及其他人工智能技术, 创建更优质的个性化学习应用。该框架的内涵如下:

1) 遵循先进的学习理论(adhering to advanced learning theories), 即深度融合和应用强调适应性、个性化和吸引力的先进学习理论。这将确保智能导学系统开发基于最新的教育理论, 满足多样化的学习风格和需求。

2) 使用最新技术(state-of-the-art-enabling technologies), 即采用当前最前沿的技术, 不仅作为工具, 更作为提升教学质量、增强互动和访问的媒介。特别是在生成式人工智能技术快速发展的当下, 人们应积极探索其在智能导学系统中的应用潜力。

3) 正确应用策略(strategic appropriate applications), 即明智地在教育场景中应用上述技术和理论。这意味着要在合适的环境中选用恰当的工具和方法, 以最大化学习成效, 并确保技术融合的目标是明确且有益的。这一内涵的关键在于避免技术使用的盲目性, 确保技术解决的是教育实践真正的需求点。

4) 证实学习有效性(proven efficiency learning), 即重视在教育实践中采用基于证据的方法。这包括对所使用的学习策略和技术进行持续的评估和验证, 以确保它们真正地提升学生学习效果。任何新技术或智能导学系统的开发, 不仅需追求创新性, 更要有提高学习效率和效果的实证研究的支持。

四、总结

在 21 世纪的教育研究领域, 个性化学习已逐渐转变为一个综合性议题。它不仅面临技术带来的挑战, 还涉及人文关怀、技术创新与伦理责任的交织。这一转变的历程, 不单反映了智能辅导系统的发展路径, 更重要的是, 大语言模型的涌现为个性化学习领域注入了新的动力。这种动力源自技术自身的进步, 同时也体现了对教育公平概念的扩展: 在大语言模型的赋能下, 个性化学习将进入全新的阶段, 并为教育欠发达地区提供更优质的学习资源。从这个角度看, 大语言模型在智能导学系统中的融合应用有巨大的社会价值。

大语言模型可以极大地提升智能导学系统各个模块的表现, 结合人工智能技术和计算机辅助教

学的理念, 可以赋予智能导学系统以前所未有的交互性和适应性, 提升系统对学习者的精准响应能力, 推进个性化学习进程。

在大语言模型为智能导学系统赋能的新时代, 跨学科合作显得尤为重要。技术开发者、教育工作者与政策制定者等不同领域的专家协同合作, 成为应对新技术挑战的关键。这种合作不仅有助于解决技术应用中的伦理障碍, 还能推动教育创新, 使更多人受益于个性化学习的进步。

为了应对这些挑战, 本文提出的 ASSP 框架旨在促进智能导学系统的开发, 促进教育学、心理学与伦理学知识在技术创新中的应用; 利用大语言模型等生成式人工智能技术优化个性化学习的过程中, 研究共同体应更加注重技术与人文价值的融合, 确保技术进步能促进教育公平和支持学习者的全面成长。

展望未来, 大语言模型赋能智能导学系统需关注的不仅是技术本身的进步和应用的实效性, 更重要的是, 强调教育实践的伦理性、公平性和可持续性。通过持续的探索和实证研究, 构建既高效又包容、既创新又符合伦理标准的个性化学习新模式, 将是研究者与实践者的共同目标。

[参考文献]

- [1] Abdelghani, R., Wang, Y. H., Yuan, X., Wang, T., Lucas, P., Sauzón, H., & Oudeyer, P. Y. (2023). Gpt-3-driven pedagogical agents to train children's curious question-asking skills[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 1-36.
- [2] Achiam, J., Adler, S., Agarwal, S., Ahmad, L., Akkaya, I., Aleman, F. L., & McGrew, B. (2023). Gpt-4 technical report [EB/OL]. [2023-03-04]. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [3] Anil, R., Dai, A. M., Firat, O., Johnson, M., Lepikhin, D., Passos, A., Shakeri, S., Taropa, E., Bailey, P., & Chen, Z. (2023). Palm 2 technical report[DB/OL]. [2023-09-13]. <https://arxiv.org/abs/2305.10403>.
- [4] Baidoo-Anu, D., & Ansah, L. O. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning[J]. *Journal of AI*, 7(1): 52-62.
- [5] Bloom, B. S. (1984). The 2 sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring[J]. *Educational Researcher*, 13(6): 4-16.
- [6] Canfield, W. (2001). ALEKS: A Web-based intelligent tutoring system[J]. *Mathematics and Computer Education*, 35(2): 152.
- [7] Chi, M. T., & Wylie, R. (2014). The ICAP framework: Linking cognitive engagement to active learning outcomes[J]. *Educational psychologist*, 49(4): 219-243.
- [8] Craig, S. D., Hu, X., Graesser, A. C., Bargagliotti, A. E., Sterbinsky, A., Cheney, K. R., & Okwumabua, T. (2013). The impact of a technology-based mathematics after-school program using ALEKS on student's knowledge and behaviors[J]. *Computers & Education*, 68: 495-504.
- [9] Dumais, S. T. (2004). Latent semantic analysis[M]. *Annual Review of Information Science and Technology (ARIST)*, (38): 188-230.
- [10] Ekin, S. (2023). Prompt engineering for chatgpt: a quick guide to techniques, tips, and best practices. [EB/OL]. [2023-05-05]. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.22683919.v2>
- [11] Falmagne, J. C., Koppen, M., Villano, M., Doignon, J. P., & Johannesen, L.. (1990). Introduction to knowledge spaces: How to build, test, and search them[J]. *Psychological Review*, 97(2): 201.
- [12] Freedman, R. (2000). Plan-based dialogue management in a physics tutor [C]//In Sixth Applied Natural Language Processing Conference: 52-59.
- [13] Gholson, B., Witherspoon, A., Morgan, B., Brittingham, J. K., Coles, R., Graesser, A. C., & Craig, S. D. (2009). Exploring the deep-level reasoning questions effect during vicarious learning among eighth to eleventh graders in the domains of computer literacy and Newtonian physics[J]. *Instructional Science*, 37: 487-493.
- [14] Graesser, A. C., Moreno, K., Marineau, J., Adcock, A., Olney, A., Person, N., & Tutoring Research Group. (2003). AutoTutor improves deep learning of computer literacy: Is it the dialog or the talking head [C]. In *Proceedings of artificial intelligence in education (Vol. 4754)*:47-54.
- [15] Graesser, A. C., Person, N. K., & Magliano, J. P. (1995). Collaborative dialogue patterns in naturalistic one - to - one tutoring[J]. *Applied cognitive psychology*, 9(6): 495-522.
- [16] Grassini, S. (2023). Shaping the Future of Education: Exploring the Potential and Consequences of AI and ChatGPT in Educational Settings[J]. *Education Sciences*, 13(7): 692.
- [17] Halpern, D. F., Millis, K., Graesser, A. C., Butler, H., Forsyth, C., & Cai, Z. (2012). Operation ARA: A computerized learning game that teaches critical thinking and scientific reasoning[J]. *Thinking Skills and Creativity*, 7(2): 93-100.
- [18] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition [C]//In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition: 770-778.
- [19] Hoang, M., Bihorac, O. A., & Rouces, J. (2019). Aspect-based sentiment analysis using bert[C]//In Proceedings of the 22nd nordic conference on computational linguistics: 187-196.
- [20] Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U. & Hüllermeier, E.. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education[J]. *Learning and Individual Differences*, (103): 102274.
- [21] Kim, N., Evens, M., Michael, J. A., & Rovick, A. A. (1989). CIRCSIM-TUTOR: An intelligent tutoring system for circulatory physiology[C]//Computer Assisted Learning: 2nd International Conference, ICCAL/89 Dallas, TX, USA, May 9-11, 1989 Proceedings 2.
- [22] Kulik, J. A., & Fletcher, J. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: a meta-analytic review[J]. *Review of Educational Research*

search, 86(1): 42-78.

[23] Kung, T. H., Cheatham, M., Medenilla, A., Sillos, C., De Leon, L., & Tseng, V. (2022). Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using Large Language Models. [EB/OL] [2022-12-21]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2022.12.19.22283643v2>.

[24] Litman, D., & Silliman, Silliman. (2004). ITSPOKE: An intelligent tutoring spoken dialogue system[C]//In Demonstration papers at HLT-NAACL: 5-8.

[25] Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., Forcier, L., B. (2016). Intelligence unleashed: An argument for AI in Education [M]. Open Ideas; Pearson Education, London. <https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1475756/>.

[26] Ma, W., Adesope, O. O., Nesbit, J. C., & Liu, Q. (2014). Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis[J]. *Journal of educational psychology*, 106(4): 901.

[27] Nwana, H. S. (1990). Intelligent tutoring systems: An overview[J]. *Artificial Intelligence Review*, 4(4): 251-277

[28] Meyer, J. G., Urbanowicz, R. J., Martin, P. C., O'Connor, K., Li, R., Peng, P. C., Bright, T. J., Tatonetti, N., Won, K. J., & Gonzalez-Hernandez, G. (2023). ChatGPT and large language models in academia: Opportunities and challenges[J]. *BioData Mining*, 16(1): 20.

[29] Holmes, W., & Miao, F. (2023). Guidance for generative AI in education and research[M]. UNESCO Publishing.

[30] Millis, K., Forsyth, C., Butler, H., Wallace, P., Graesser, A., & Halpern, D. (2011). Operation ARIES: A serious game for teaching scientific inquiry[J]. *Serious games and edutainment applications*: 169-195.

[31] Nye, B. D., Graesser, A. C., & Hu, X. (2014). AutoTutor and family: A review of 17 years of natural language tutoring[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, (24): 427-469.

[32] Padayachee, I. (2002). Intelligent tutoring systems: Architecture and characteristics [C]. //In Proceedings of the 32nd Annual SACLA Conference: 1-8.

[33] Pelánek, R. (2017). Bayesian knowledge tracing, logistic models, and beyond: An overview of learner modeling techniques[J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 27: 313-350.

[34] Person, N. K., Bautista, L., Kreuz, R. J., Graesser, A. C., & Tutoring Research Group. (2000). The dialog advancer network: A conversation manager for AutoTutor [C]// In ITS 2000 proceedings of the workshop on modeling human teaching tactics and strategies : 86-92.

[35] Person, N. K., & Graesser, A. C. (2002). Human or computer? AutoTutor in a Bystander Turing Test [C]// In Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Tutoring Systems pp: 821-830.

[36] Piech, C., Bassen, J., Huang, J., Ganguli, S., Sahami, M., Guibas, L., & Sohl-Dickstein, J. (2015). Deep knowledge tracing [C]. // In Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 1: 505-513.

[37] Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving language understanding by generative pre-

training[EB/OL]. [2018-06-11]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf

[38] Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). High-resolution image synthesis with latent diffusion models [C]//In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition: 10684-10695.

[39] Rus, V., D'Mello, S., Hu, X., & Graesser, A. (2013). Recent advances in conversational intelligent tutoring systems[J]. *AI magazine*, 34(3): 42-54.

[40] Sallam, M. (2023). ChatGPT Utility in Healthcare Education, research, and practice: Systematic review on the promising perspectives and valid concerns[J]. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 11(6): 887.

[41] Shubeck, K. T., Fang, Y., & Hu, X. (2017). Math reading comprehension: Comparing effectiveness of various conversation frameworks in an ITS[C]//Artificial Intelligence in Education: 18th International Conference:617-620..

[42] Sun, S., Else-Quest, N. M., Hodges, L. C., French, A. M., & Dowling, R. (2021). The effects of ALEKS on mathematics learning in K-12 and higher education: A meta-analysis[J]. *Investigations in Mathematics Learning*, 13(3): 182-196.

[43] Thomas, S. (2016). Future ready learning: Reimagining the role of technology in education. 2016 national education technology plan[EB/OL]. [2016-02-01].Office of Educational Technology, US Department of Education. <https://tech.ed.gov/files/2015/12/NETP16.pdf>

[44] Touvron, H., Lavril, T., Izacard, G., Martinet, X., Lachaux, M. - A., Lacroix, T., Rozière, B., Goyal, N., Hambro, E., & Azhar, F. (2023). Llama: Open and efficient foundation language models[EB/OL]. [2023-02-27]. <https://arxiv.org/abs/2302.13971>.

[45] Tsai, M. L., Ong, C. W., & Chen, C. L.(2023). Exploring the use of large language models (LLMs) in chemical engineering education: Building core course problem models with Chat-GPT[J]. *Education for Chemical Engineers*, 44: 71-95.

[46] VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems[J]. *Educational psychologist*, 46(4): 197-221.

[47] Xiong, X., Zhao, S., Van Inwegen, E. G., & Beck, J. E. (2016). Going deeper with deep knowledge tracing[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Educational Data Mining:545-550.

[48] Xu, S., Andrasik, F., Cai, Z., & Hu, X. (2021). Integrating deep learning to improve text understanding in conversation-based ITS[J]. *International Journal of Smart Technology and Learning*, 2(4): 304-324.

[49] Xu, Z., Wijekumar, K., Ramirez, G., Hu, X., & Irey, R. (2019). The effectiveness of intelligent tutoring systems on K - 12 students' reading comprehension: A meta - analysis[J]. *British Journal of Educational Technology*, 50(6): 3119-3137.

[50] Zhang, L., Xiong, X., Zhao, S., Botelho, A., & Heffernan, N. T. (2017). Incorporating rich features into deep knowledge tracing [C]//In Proceedings of the fourth ACM conference on learning@ scale : 169-172.

(编辑: 李学书)

Next-Generation Personalized Learning: Enhancing Intelligent Tutoring Systems with Generative Artificial Intelligence

XU Sheng¹, TONG Ricard² & HU Xiangen¹

(1. Department of Psychology, Central China Normal University Wuhan 430079 China; 2. IEEE Artificial Intelligence Standards Committee, IEEE, Piscataway, NJ 08854, USA)

Abstract: For a long time, researchers in the field of educational technology have been dedicated to achieving personalized adaptive learning by leveraging the power of computers. Despite significant efforts and achievements in this field over the past thirty years, there are still many challenges to be addressed. The development of generative artificial intelligence with large language models (LLMs) has brought breakthrough opportunities to intelligent tutoring systems and opened up new paths for personalized learning. This paper reviews the efforts, outcomes as well as their limitations of researchers in achieving personalized learning. It also discusses the potential and impact of LLMs in personalized learning. In particular, this paper introduces "Socratic Playground," an example of a dialogue-based intelligent tutoring system that utilizes LLMs to execute Socratic teaching, demonstrating how generative AI innovates personalized learning. To address the potential misuse of LLMs, the article proposes corresponding strategic recommendations and constructs a framework to guide developers in developing efficient intelligent educational applications under the paradigm of generative AI and LLMs.

Key words: personalized learning; intelligent tutoring Systems; ChatGPT; conversational based ITS

(上接第 58 页)

improvement of the community. Through an in-depth study of Dewey's works, this paper proposes the T4C model, which builds upon the traditional five-step teaching method while incorporating other essential elements found in Dewey's works. The T4C model emphasizes inquiry-based learning between the individual and the world (i.e., C_1 , representing critical thinking and problem-solving, what Dewey refers to as reflective thought or practice), utilizing tools (such as concepts, techniques, etc.) within a community through cooperation (C_2) and communication (C_3). C_4 refers to the anticipated outcome of this inquiry-based learning, which is the acquisition of creative new experiences. The T4C model is a framework for cultivating higher-order skills urgently needed in modern society, including the use of tools, critical thinking, communication, cooperation, and creativity skills. The essence of this model is to cultivate higher-order skills by higher-order skills, which can contribute to promote the essential connection of democracy with education in Dewey's social political philosophy.

Key words: Dewey's Five-Step Instructional Model; higher-order skills; 4C Skills; reflective thinking; inquiry; T4C Model