# "智适应"理论与实践

——第三届人工智能和自适应教育国际大会综述

刘凯1,2 王韶 隆舟3 王涛4

(1. 渤海大学 教育科学学院, 辽宁锦州 121000; 2. 华中师范大学 心理学院, 湖北武汉 430079; 3. 怀化学院 教育科学学院, 湖南怀化 418000; 4. 湖北经济学院 信息工程学院, 湖北武汉 430205)

[摘要] 近年来,人工智能在自适应教育中扮演的角色至关重要。本文基于2019年5月在北京召开的第三届人工智能和自适应教育大会(AIAED 2019)报告、小组讨论及相关文献,从教育和学习理论、智能技术、学习工程和应用实践四方面对会议内容进行了梳理和阐述,提炼出教育技术领域正在发生的五项重要趋势:1)以人为本;2)跨学科研究;3)共同的理论研究框架;4)实证主义研究导向;5)科技企业的研究新势力。本文对自适应教育理论研究和实践探索有所启迪,对把握教育技术研究发展前景也有所帮助。

[关键词] 人工智能;学习;教育;智能导学系统;机器学习

[中图分类号] G434 [文献标识码] A [文章编号] 1007-2179(2019)05-0033-16

2019 年 5 月 24-25 日,第三届人工智能和自适应教育国际大会(AIAED)在中国北京召开,来自世界各地 50 余位业界专家学者做了相关报告,与会人员超过 5000 人。大会聚焦人工智能(AI)和自适应教育(AED)前沿问题,重点关注两者深度融合的理论、方法及应用,包括机器学习、数据挖掘、自然语言处理、多模态分析和先进系统架构等技术如何融入教育领域的未来发展趋势,及背后影响人类学习的规律等。除主会场报告外,大会还提供了面对面交流、介绍系统开发和应用经验的机会,专设了自适应学习系统设计、教育数据挖掘、自然语言处理与语义分析、自适应系统自我改进、机器学习与深度学习、IEEE 自适应系统-机器学习标准及其基础建设等六

个专题分会场。

大会主席为"机器学习之父"卡耐基梅隆大学 计算机学院院长汤姆·米切尔(Tom Mitchell)。他 对人工智能与教育融合的前景充满信心,预言未来 十年将是人工智能影响教育的十年,指出人工智能 发展日新月异,在诸多应用领域已获成功。信息技术早已融入教育,人工智能一定能更好地为师生带 来切实帮助。在通用智能导学框架(Generalized Intelligent Framework for Tutoring,简称 GIFT)下,机器 学习有两个重要发展方向:一是实现教学策略的自 动学习,用以预测学生的知识状态及推荐个性化学 习路径;二是实时感知人类状态,利用表情、体态等 洞察有价值的信息。伦敦大学学院知识实验室罗斯

<sup>[</sup>收稿日期]2019-07-15 [修回日期]2019-08-25 [DOI编码]10.13966/j. cnki. kfjyyj. 2019.05.004

<sup>[</sup>基金项目]国家自然科学基金项目"面向青少年网络适应的个性化信息服务优化方法研究"(71974072),中国博士后资助项目"基于角色冲突的虚拟小组讨论构建原则及教学效果研究"(2016M590702)。

<sup>[</sup>作者简介] 刘凯,博士,讲师,硕士生导师,华中师范大学心理学院博士后,研究方向:机器教育、通用人工智能(ccnulk@ mail.ccnu.edu.cn);王韶,硕士研究生,渤海大学教育科学学院,研究方向:教育数据挖掘、智能导学系统(916730573@ qq.com);隆身,博士,怀化学院教育科学学院,研究方向:智慧教育(jojolong@ foxmail.com);王涛,副教授,湖北经济学院,研究方向:人工智能、决策计算模型(397187423@ qq.com)。

·勒金(Rose Luckin)教授展望了"原智能"对人工智能赋能于人的前景,指出依赖人工智能的支持,学生可以理解不同学科之间的内在联系,掌握跨学科知识,从而独立或协作地解决复杂问题。麻省理工学院人工智能实验室主任丹妮拉·拉斯(Daniela Rus)教授强调计算思维的重要性,认为计算思维是21世纪教育的支柱。卡耐基梅隆大学计算机及心理学系教授、Cognitive Tutor项目负责人肯·科德林格(Ken Koedinger)认为,人工智能与教育结合并将学习科学融入日常学习,借助学习工程效能,学生的学习效率有望提高十倍以上。

因篇幅所限,本文按"避繁就简、突出重点"的原则,基于"理论—技术—工程—应用"的逻辑顺序对报告进行梳理。

# 一、教育和学习理论

教育和学习理论是人工智能和自适应教育研究的基础,也是教育技术学立足与发展的关键。一方面,教育技术学的理论之基以及学科发展的"南国农之问"困局依旧(任友群等,2019);另一方面,人工智能技术必将对教学方式、学习方式和未来学校产生深远影响,呼唤理论创新对技术赋能的智能化予以积极回应和解释(何克抗,2018)。

#### (一)自适应学习生态系统

技术变革教育在于技术改变人们的学习方式、 认知方式、参与者之间的社会关系、学习的生态系统 (祝智庭等,2014)。鉴于教育技术学多学科交叉的 特征,生态视角具有系统性、动态性、耦合性等优点, 是考究理论的不二之选。

#### 1. 生态结构及特点

麦肯锡学院首席数据科学家安妮·爱格巴彼恩(Ani Aghababyan)提出,自适应学习生态系统包含科学、数据、算法、洞见、内容五部分。"科学"包括知识追踪、遗忘、教学间隔、错误纠正、智能代理等;"数据"强调共同标准及避免鸿沟;"算法"包括基于规则和基于学习两类算法以及领域模型、评价模型、记忆模型、序列模型;"洞见"为个性化分析与推荐;"内容"指讲授、阅读材料、评估及游戏等教学形式。五部分相互融合并有内在逻辑。以算法组件为例,领域模型解决学习者需掌握何种技能,评估模型侦测学习者需掌握技能的程度,记忆模型关注学习者

是否以及对技能进行复习和回顾的间隔期,序列模型提供"学习者后续要学习的内容"。

专业顾问和公共演讲者埃里克·谢泼德(Eric Shepherd)提出的能力金字塔(Performance Pyramid)模型也强调自适应学习生态系统的重要作用(见图1)。该模型由支持能力、准备就绪、行为和功能等整合而成,强调对能力金字塔各因素进行测量并揭示各因素之间的相关性,如"准备就绪"指个人、团队或组织准备的程度,由与任务执行相关的行为和功能所支持;"个性、情绪智力、情境"是影响行为发生的重要因素;"身体和认知能力、功能技能、环境"是影响功能发生的因素。同时,该模型充分考虑测量误差的影响,使用 Angoff 方法确保科学性。该模型为了解诊断数据集的有效性,为学习者提供个性化服务方面发挥了巨大作用(Roberts et al.,2019)。

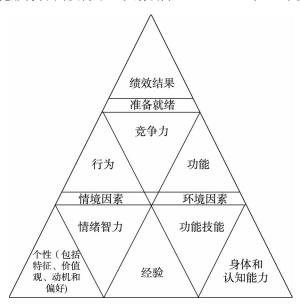


图 1 能力金字塔

在自适应学习生态系统构成的讨论中,大会聚焦于人工智能在教和学中所扮演的角色。与会者认为,人工智能的作用在于协助教师开展工作,执行耗时且教师难以独立完成的任务,以此为学习者提供高质量教育。Alelo 公司总裁兼首席执行官刘易斯·约翰逊(Lewis Johnson)例举了人工智能促进学生学习的七大作用:一,人工智能驱动软件系统使用自然语言与学习者交流,帮助学习者表达和运用知识,从而展示现状与目标知识和技能之间的差距;二,评估学习者反应,识别知识差距和误解,帮助教

师深入了解学生的学习,有效缓解学业负担;三,评价和反馈学习者表现;四,指导学习者学习或使用技能,借助轨迹追踪技术,为学生的未来成功做好指导和准备;五,支持教师和学校,帮助教师促进学生的课堂学习,促进所有学生进步;六,总结班级或课程的进度或错误模式,协助教师和教育机构降低教学工作强度;七,对学生数据进行训练而非预设人工经验,人工智能和机器学习对构建学习材料尤其适用。理想情况下,智能导学系统可让学习者参与基于任务的对话,评估学习者的表现并提供反馈,帮助教师和教育机构调整课程并将教学重点放在真正需要之处,达到为学生提供大规模高质量学习的目的。

#### 2. 生态多样性

适应性学习的生态多样性可体现在生态系统的 各方面,与会者针对学习者、教师和课程等核心要素 展开讨论。

首先,尽管翻转课堂、项目导向、合作学习等对知识掌握及提升学习满意度作用显著,但是如何科学选择不同特质的学习者团队仍是一大难题。西班牙国家研究委员会(CSIC)人工智能研究院副院长卡莱斯·西拉(Carles Sierra)通过设计性格、性别和能力多维度实验证实了学习小组成员的多元化表现较非同质化更为优秀。实验结果显示:在性格方面,SN(感觉-外倾型)和TF(思维-情感型)应尽可能多样化,学习小组的外倾、思维和判断的综合得分要为正,也要确保至少有一名成员内倾得分为负;在性别上,应尽量保持平衡;在能力方面,有教学代理的参与且每个代理被分配至少一种能力,通过提高组内熟练程度和亲和力实现团队整体优化。如果能够得到人工智能技术的协助,结构优化的小组将比通过传统教师讲授方式的学习效果高出30%(Andrejczuk et al.,2019)。

其次,尽管自适应学习已变得日益普遍,但其设计、实施和评估的实证框架和理论略显滞后,如果实施不当,以学习者为中心的课程可能会弊大于利。为检验五年级学生学习自适应数字化课程的效果,美国著名公益教育机构 WestEd 高级研究员封明玉(Mingyu Feng)博士通过随机对照实验发现,多数教师对实验结果满意,希望有机会参与更多的教学和设计工作。但在自适应学习课堂中,学生并不总能持续保持专注和参与度。与高成就学生相比,成绩不佳学生更少参与自适应自学计划,这意味着单一

化的自适应学习可能会扩大学业成就差距。因此, 教学内容和课堂活动类型的多样性和均衡性对自适 应教育也极为重要(Shechtman et al.,2019)。

#### (二)人工智能如何赋能

对人工智能赋能的讨论主要围绕适应性学习系统的可解释性、交互和动机三方面展开。人工智能技术与教育融合离不开教育学和心理学的支持,更加需要分析结果的可解释性,从而为教育教学服务的互动干预提供指导(郑勤华等,2019)。

#### 1. 可解释的人工智能

人工智能技术的可解释性是与会者最关心的话 题之一。一方面,教育领域的智能虚拟代理(Intelligent Virtual Agent, AKA) 种类繁多但应用在真实课 堂的很少,如教学代理(Pedagogical Agents)、具身会 话代理(Embodied Conversational Agents)、人工同伴 (Artificial Companions)、说话之头(Talking Heads)、 共情代理(Empathic Agents)、倾听代理(Listening Agents)及虚拟人(Virtual Human)等。麦考瑞大学计 算机系德博拉・ 理查兹(Deborah Richards)教授认 为,这一窘境潜藏两个重要的理论问题:一是教学代 理如何能适时而非提前或延后地提供支撑;二是教 学代理怎样才能做到对不同学习者作出区别性响 应。实验发现,如果教学代理能成为反思而非灌输 知识的工具,且可以辅助学习而非替代师生的努力 和坚持,那么这类教学代理具有促进学习的潜力;如 果教学代理能对其行为予以解释,如对师生提供建 议或提问等,它们才能适时介入和进行有效的干预。 然而,自适应学习系统要检测学习者的需求并做出 响应并不容易,可解释自身行为的教学代理便显得 至关重要(Abdulrahman et al.,2019)。

另一方面,学习者总是社会人而非单独的个体。 华中师范大学心理学院隆舟(Zhou Long)博士探究 自适应系统的社会性指出,在多代理智能导学系统 (Multi-Agent Intelligent Guidance System)中,学习者 通过与多个教学代理的互动获得认知与情绪的适应 性,通过个性化教学指导和支架提高学习效果。于 是,借助社会认知冲突与知识收益之间的作用关系, 可解释社会认知冲突与知识收益之间的作用关系, 可解释社会认知冲突产生的不同影响。实验结果显示,学习者从多代理智能导学系统获得认知支持调 节社会认知冲突时,学习效果更加明显(Long et al.,2018)。更重要的是,对多智能体社交元素的研 究会有助于理解"多代理—学习者"交互框架及未来基于代理的系统设计。

安妮·爱格巴彼恩强调算法的透明度是教育技术领域值得关注的重要问题。从某种程度看,可解释性为人类理解决策的原因(Miller,2019)。通常情况下,模型的复杂性越高,其表现越好,但可解释性越差。因此,自适应学习生态系统不仅要研究帮助学习者更好学习的算法,也要注意数据样本的选择(自愿与随机)、分布与多样性(地理、年龄等)、易导致偏见的组别(性别、教育程度)以及敏感信息(种族)等,还要明晰决策边界,尽量使用线性/逻辑回归、决策树等"白箱"算法,避免片面追求结果而被"黑箱"所缚(Aghababyan et al.,2018)。

评价学习者能力属微观层面的讨论。对中高年 级科学课程而言,多数国家已制订相应的教学大纲, 如美国颁布了新一代科学教育标准(NGSS),对学生 的"科学实践"及"科学写作"提出要求。前者侧重 提出假说、获取数据、分析与解释及佐证观点等(实 验),后者侧重构建理论解释和交流(写作)的。罗 格斯大学教育研究生部学习科学和教育心理学贾妮 斯・戈伯特(Janice Gobert)教授团队的 Inq-ITS 虚 拟实验室对学生的科学实验和写作能力开展评估, 并基于教育数据挖掘和自然语言处理技术开发了自 动评分算法。让人吃惊的是,研究揭示存在"混乱 的中间态"现象——回归分析结果显示,操作能力 仅能解释28%的解释能力的变异,而卡方检验发现 二者不一致性高达49%。这意味着,只依靠实验报 告评价学习者,无法全面体现学习者的能力差异,必 须与其它评价方法结合才可行。这一结论对设计智 能学习系统、绩效评价乃至人工智能教育应用等都 有重要的参考价值(Li et al.,2019)。

#### 2. 在交互式环境中理解和改变行为

在交互式系统中理解、改变和建模行为,与数据驱动方法(Data-Driven Methods)和适应性教育等理论有关,广泛分布于智能导学系统、教育数据挖掘、认知和行为建模等专业领域。乔治梅森大学助理教授迈克尔·伊格尔(Michael Eagle)采用实验、可视化与教育数据科学(Visualization and Educational Data Science)及数据驱动等相结合的方法,探究如何通过游戏改善学生的学习。例如,利用环境学习曲线增进游戏学习的洞察力,为学生提供展现学习

效果的非侵入性方式。他发现,诊断期间异常重要,可以使用上述方法优化环境,了解学生在这些环境 会发生什么。因此,使用新的方法和技术了解交互 式教育环境的学生行为,会对预测和改变学生行为 产生意想不到的作用。

#### 3. 动机与干预

斯坦福国际研究院王帅(Shuai Wang)博士认为 以技术赋能策略(Technology-Powered Strategies)为 出发点的教育近年层出不穷,但明显存在个性不足。 同时,一对一线上教学虽具有实时互动和反馈的优 势,却消耗了大量的人力资源。人工智能支撑的适应 性教育能避免上述问题,帮助学生"题海逃生"。松 鼠AI作为中国第一个商业人工智能适应性教育的提 供者,专门基于 ARCS 动机激励模型编制减少教学材 料的动机量表(RIMMS),以此验证自适应学习系统 的使用动机在中国 K-12 学段的适用度。该量表对中 国 21 省 409 名学生开展的研究发现: 四因素 RIMMS 模型在自适应学习系统的 K-12 设置中有较高的有效 性,并揭示了四个与学生动机密切相关的因素:注意 力、相关性、信心和满意度。斯坦福国际研究院与松 鼠 AI 共同尝试虚拟个人助理(VPA)用自然语言与 学生互动,通过自适应教学系统改善学生学习。

事实上,智能导学系统的学习成果备受脱离和非持久性的威胁,动机却能帮助学生提高参与度、持久性和学习效果。孟菲斯大学智能研究院史更虎博士认为,明确智能导学系统中动机与学习行为之间的关系,对激发学生的学习起到了关键性作用,并在自适应智能导学系统 ALEKS 开展了实验验证(Shi et al.,2018)。

罗里·拉佐夫斯开(Rory Lazowski)等人的元分析结果确证了生态化教育环境动机干预(Motivation Interventions)的有效性。在这种情况下,相比真实的教师引导,智能导学系统(Intelligent Tutoring Systems,ITS)实施的动机干预可让知识传达变得更可靠,这无疑又提升了智能导学系统的有效性。很多学者也期待,通过智能导学系统学习的学生,可以突显参与性和坚持性,学业也能有更卓越的表现。

## 二、智能技术

人工智能与自适应教育的融合深受当代人工智 能潮流的影响(刘凯等,2018)。会议显示,深度学 习、强化学习、虚拟现实技术等方兴未艾,网络分析 正在成为下一个热点。

#### (一)深度学习

作为当前人工智能再次崛起的突破性技术,深度学习通过多隐层结构模型和海量训练数据自动学习特征表征,实现分类或预测准确性的极大提升。教育领域引入深度学习技术必然成为自适应教育技术发展的时代选择。

#### 1. 知识追踪

学习总是处于动态变化之中。知识追踪 (Knowledge Tracing, 简称 KT) 根据学习者的表现推 断学习者对知识或技能的掌握程度,这是学习科学 不确定性建模的重要组成部分。基于深度神经网络 的知识追踪模型(Deep Knowledge Tracing, 简称 DKT) 正成为焦点,它超越了基于隐马尔可夫模型的 贝叶斯知识追踪(Bayesian Knowledge Tracing, 简称 BKT)存在的诊断结果离散性等问题(掌握与否的二 值状态)。中国科学技术大学计算机学院刘淇博士 建立的具有注意力机制的"EERNNA+EKTA"框架, 实现学习者及练习题目的表征,可动态追踪学习 状态的变化。实验结果显示,该框架预测学业表 现比其他模型更有优势,而且对冷启动也有准确 和稳定的结果(Su et al., 2018)。此外, 该方法还 能刻画学习者概念掌握程度逐渐变化的过程(见 图 2)。得益于上述技术的支撑,人们可开发更有 针对性的知识追踪、认知导航和学习路径推荐等 算法,构建认知结构增强的自适应学习框架(Cognitive Structure Enhanced framework for Adaptive Learning, 简称 CSEAL), 保持学习路径与知识结构 动态的内在逻辑一致性(Liu et al.,2019)。

#### 2. 自然语言处理

对人类教师而言,评估学生的论点是一大困难,

有些教师甚至避免给学生布置此类作业。对此,美 国德保罗大学计算机学院彼得·黑斯廷斯(Peter Hastings) 副教授基于建构主义知识建构观和文本推 理建构知识的自然语言处理(NLP)技术。考虑到自 动论文评分(Automated Essay Scoring, 简称 AES)很 大程度上依赖于论文表面特征(如单词、单词集、句 子相似性等),侧重于对论文进行整体评估,而这与 教师面对的困境没有差别。为此,他将重点置于论 证结构,引导学生通过因果关系解释科学现象,以此 提高学生论证的连贯性和完整性。黑斯廷斯等以芝 加哥 1300 多名 14-15 岁学生为研究对象,让学生阅 读相关主题,然后对信息加以整理汇总,利用因果关 系进行解释。结果发现,基于自然语言处理技术推 理的评价准确性明显更高,这为解决上述困境提供 了可靠思路。同时,该研究也发现,循环神经网络 (Recurrent Neural Network, 简称 RNN) 对成功识别 概念和因果关系起到关键作用。因此,只要满足基 于概念任务的因果模型和充分的训练数据两个条 件,自然语言处理技术能准确分析学生论文的结构, 而不像过去那样仅仅局限于总分。这意味着,自然 语言处理技术有广阔的使用空间(Hastings et al., 2018)

#### (二)强化学习

在以人为中心的强化学习(Reinforcement Learning,简称RL)中,人类与环境相互作用,而代理的任务是使人与环境的交互更有成效,该技术已在医疗和教育等领域广泛应用。然而,北卡罗来纳州立大学计算机科学系助理教授迟旻(Min Chi)博士等认为,已有研究没有考虑决策粒度,因此可将其称为扁平式强化学习(Flat RL),他用分层式强化学习(Hierarchical RL,简称 HRL)加以区分。总体而言,分层式强化学习将较大的决策问题分解为若干较小

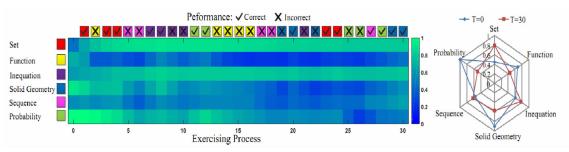


图 2 学习者掌握概念程度的动态谱系

的子问题,并为每个子问题引入相应的处理策略,以提高数据处理效率,但分层式强化学习仍需不同粒度的奖励补充信息。同时,以人为本的思想也对分层式强化学习提出挑战。迟博士将研究重点放在降低延迟和噪音奖励功能上。她应用高斯过程从延迟奖励中推断出即时奖励函数,可推断出奖励对深度强化学习(Deep Reinforcement Learning,简称 DRL)的有效程度(Zhou et al.,2019)。

在与用户的真实交互中,自然语言会话成为自适应教育系统搜索、问答、推理和推荐等功能的底层技术。其中,知识识别与提取是计算机科学及教育信息技术领域共同面对的难题。已有方法通过实体识别和关系提取提取事件三元组,新的尝试则是输入语句借助端到端框架直接得到实体及其关系(Hao et al.,2017)。通常情况下,重叠三元组的语义摘取非常困难,现有的标记模式无法有效解决该问题。中国科学院自动化研究所、模式识别国家重点实验室副研究员刘康(Kang Liu)博士利用Seq2Seq模型生成三元组,再使用OneDecoder(单一解码器生成所有三元组)和MultiDecoder(每个解码器生成一个三元组),实验验证结果良好(Zeng et al.,2018)。

#### (三)网络分析

#### 1. 静态表征

学习者的知识空间是典型的人工导学系统(Mechanic Tutoring Systems)要素。作为表示领域知识和构建个性化导学系统的数学工具,知识空间被用来探究学生的技能网络、探测知识边缘、设计最佳或替代学习路径等。密歇根大学研究员雷寅斌(Yinbin Lei)等将拓扑空间的一组运算符的语义扩展到一般的闭包系统,也同样适用于知识空间或学习空间。他认为,可以将任何问题与任意知识状态的关系分为"内部点、外部点、边界点、积累点(共积点)、孤立点"等,通过公理运算符计算相互关系,用于知识状态内外边缘的推理。该方法有望成为人工导学系统设计知识或学习引擎的基本技术。

另一种常见要素是知识库。一般情况下,人工 标注的常识库结构良好、准确性高且易于自动处理, 也存在知识缺失的稀疏性等不足。基于 Wiki 问答 系统的知识覆盖面虽广,但多为非结构和有歧义的 信息,很难直接检索并提取答案。事实上,对于简单 问题,基于提问词解析及实体和关系合并优化,或查询知识库便可解决,但复杂问题涉及更多的实体、实体类型及关系,需知识库有一定的灵活性。北京大学计算机所冯岩松(Yansong Feng)副教授认为可同时使用知识库和 Wiki,或者引入记忆网络。记忆网络不仅适合处理半结构化数据,同时也有一定推理能力(Weston et al.,2014),Memory Cell 可以为一元、二元、三元及多元知识进行表征。这意味着,记忆网络具有易于对先验知识进行编码的便利,允许向网络中增加特异性领域知识训练问答系统。相比于端到端模型,键值模型的输入表征为"<subject+relation,object>"形式,再分别编码进入 Key 和 Value 记忆模块,从而具有更大的弹性和灵活性,易于实现融合异构知识的查询和推理。

#### 2. 动态计算

加利福尼亚大学欧文分校教育学院助理教授尼 亚·道尔(Nia Dowell)认为,现有的学习者个体话 语分析方法仅能提供课程级粒度的见解,不能清晰 分析讨论中的序列结构、语义指涉及互动含义;而 且,网络结构分析无法反映会话互动的深层人际社 会认知和语义信息而受诟病。小组交流分析试图解 决上述问题——从会话模式分析社会认知过程并识 别在线多方互动的社会角色。基本框架包括六项测 度指标(见图3):参与度指学生个体贡献占小组总 贡献的百分比;内在一致性(internal cohesion)指学 生贡献与之前贡献的语义相似程度;响应度(responstivity) 衡量学生个体贡献对小组其他成员贡献 的响应程度;社会影响力(social impact)测量特定学 生贡献如何引发后续反应;新颖性(newness)为学习 者贡献的新信息量;交流密度(communication density) 指有意义的语义信息量。基于此, 借助计算语言 学和机器学习方法可推断学生贡献之间的语义关系 和类型,将半非结构化话语数据转变为实意信息。 因此,小组交流分析不仅可在自适应学习系统提供 实时反馈,还能实现导师匹配及学习小组自动组配 等,最终通过建构学习网络支持规模化在线学习 (见图 4) (Dowell et al., 2019)。

#### (四)虚拟现实

教学代理是虚拟现实技术的教育应用热点,在 学界已有较多讨论,比如,虚拟代理数字分身(Digital Doppelganger)是一类与真实自我高度相似却有独 立行为的技术。南加州大学计算机科学系研究助理教授、信息技术研究科学家王宁(Wang et al.,2018)利用新颖的角色动画技术 RACAS(Rapid Avatar Capture and Simulation)创建共享人类学习者外貌的虚拟代理。它通过招募人类被试并实时生成其分享相貌的虚拟听众(见图 5),发现与数字分身的相似性既没有显著影响人类学习者对领域知识的学习,也没有影响他们教授虚拟代理的动机或自身的自我效能。后续分析发现,当学习者对知识充满信心时,他们希望代理人看起来像自己。同时,与虚拟代理共有的外表越多,学习者对代理的教学未来越有信心。

# 三、学习工程

学习工程的概念提出较早(Dym,1999),但教育技术学术界及工业界也只是近年才开始重视。 IEEE 学习技术标准委员会主席埃文·巴尔认为,学习工程(Learning Engineering)将成为新兴职业,并在自适应系统中扮演重要角色(Barr & Robson,2019)。美国堪萨斯大学教师发展与辅导中心主任

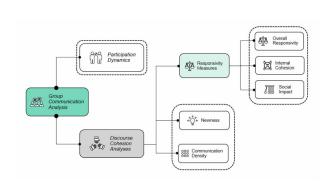


图 3 小组交流分析评价框架

苏姗·茨瓦格(Susan Zvacek)教授提出,在可预测的未来,构造自适应预警系统甄别处于边缘挣扎的学习者,为其提供恰当的学习建议,是研究的关键。这可将学习效能作为研究基础并提供资源支持,以实现自适应学习工程的规模化扩展。

#### (一)数据基础

综合来看,人工智能或适应性教育要么显得无足轻重,要么过于复杂拘谨,这种现状不仅会错失良机,甚至可能起反作用。哥伦比亚大学教师学院访问助理教授查尔斯·兰(Charles Lang)及其团队认为,当前重点是探索一条中间路线,以便在可用性与灵活性之间求得权衡。该团队用伪代码生成问题空间、训练数据及结果。实际应用中,人工智能可协助教师脚本记录或可视化交互,把交互映射至日志文件,建模预测学习困难学生。因此,开发新的问题空间有助于促进教师和开发人员之间的合作。教师必将成为定义问题的重要来源,将其纳入机器学习应用程序开发的任务已刻不容缓。同时,提升问题分解能力也不容忽视,伪代码可在教师和工程师之间

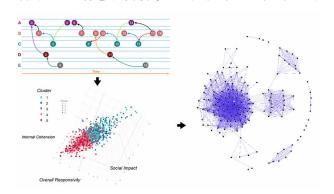


图 4 小组交流分析计算框架





图 5 RACAS 捕获的虚拟听众

起桥梁中介作用(Bergner et al., 2018)。

#### (二)核心手段

自适应系统尝试用练习让学习者掌握目标知识和技能,但相同方法并非适用于所有人。人工智能教育公司 Carnegie Learning 联合创始人史蒂夫·里特(Steve Ritter)强调了解方法何时无用的重要性。因为只有这样才能适时改变方法,实现真正的灵活的适应性,不过前提是能有效识别学生的知识掌握程度。在布鲁姆掌握学习理论框架下,知识的各个要素(Knowledge Components)构成了评估掌握过程的基元模型,有助于更早监测问题学生,而借助学习曲线等过程模型可以从中识别关键知识要素并进行技能评价,使得在早期阶段改变教学策略成为可能(Rus et al.,2017)。

#### 1. 基元模型

学习时代(Age of Learning)公司学习与数据科 学部负责人伊丽莎白·欧文(Elizabeth Owen)认为, 学习者视角出发的学习系统设计主要包括教什么 (What)、怎样教(How)、数据和学习证据(Why)三 大核心问题。在循证学习框架下,它们分别对应能 力(Competence)、任务(Task)和证据(Evidence)三 个证据为中心设计原则的基本要素。她强调,未来 的教育系统工程应以认知科学为基础,内容安排基 于学习分析和兴趣驱动,界面设计考虑学习者的心 理执行功能和认知负荷。这是因为知识追踪只有发 现和定位深层问题,才能使教育数据挖掘方法产生 实效。学校一般通过课程推动学习者的学业进程, 从一个学习目标到下一个目标逐步推进。事实上, 每个学习目标都取决于先前知识及其理解,它们构 成有机的整体。然而,普遍的现实是,该整体存在 一个或多个掌握不良的要点。学生错过几节课或 练习不够,或不理解某些要点,他就可能不得不继 续跟随前进。这意味着学生某些基础知识和理解 存在缺陷。可惜的是,教师看到的往往是表面 的——学生难以完成学习目标,而背后的深层问 题不易被觉察。人类或机器教师通过确定策略、 记忆程序、引入脚手架等帮助学生克服困难,却不 能根本解决问题。再次遇到需要这些基础知识解 决的问题,学生学习将再次陷入麻烦。随着时间 推移,知识补丁越来越多,最终让学生学习步履维 艰。自适应学习系统发现潜在问题既要有科学理 论的支撑,也要采用基于循证的手段。有效而科学的知识地图便是其中之一,它也是个性化教学的重要依据和必经之路(Owen & Baker,2018)。

从学习资源的视角看, Coursera、Kaplan、edX、 UDACITY 及可汗有庞大的课程平台及学习者。然 而,创建高质量的慕课绝非易事,现有设计理论皆依 赖迭代工程,缺乏可扩展的基于证据反馈的方法。 北卡罗来纳州立大学助理教授诺博鲁・马特苏达 (Noboru Matsuda)基于循证手段监测无效教学内容 从而实现课件的自我改进,提出用于新一代 E-Learning 开发且具有适应性和可扩展的 PASTEL 方 法(见图6)。其关键技术为将强化学习应用于增量 性课件工程,以计算在线课件个人教学组件的预测 效果,形成在线课件自我改进的闭环。通常而言,强 化学习给定一个包含每个状态目标和奖励的状态转 换图,而策略为针对特定状态采取让预期目标最大 化实现的最优行动,但其关注并定义的却是最小化 价值函数行动的反向策略,通过 MOCK 方式创建高 中低三档质量共计300个课件实例,然后为每个课 件实例随机生成1000名学生的学习轨迹图,再针对 所有课件计算轨迹图的反向策略。由于学习轨迹图 数量庞大(共计三十万,真实场景更多),故所有教 学组件都作为反向策略加以选择,用于识别作为反 向策略出现的高频教学组件。当学生的学习轨迹合 并为状态转换图时,反向策略计算最次级优化动作 (需干预部分)可准确识别无效教学成分,进而由频 率启发式生成可信的课件改进建议(Shimmei & Matsuda, 2019) o

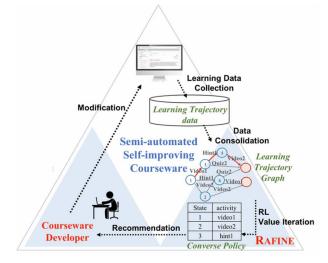


图 6 在线课件自我改进的闭环

那么学习工程中,怎样才能将人类专业知识与 人工智能结合? WestEd 国家认知和数学学习中心 主任乔迪·达文波特(Jodi Davenport)认为,应选择 达到期望学习成果的有效实践,然后利用数据迭代 改进学习系统。依据专长理论(Expertise Theory)和 以证据为中心的设计(Evidence-Centered Design)理 念,学习者在练习过程中,可将认知任务分析应用于 学习系统的设计,如以化学为例,先深度思考研究; 然后比较专家和新手的评论和策略;最后,创建使专 家思维可见的新实践。他也强调学习曲线对学习系 统改进的作用(如可以使用学习曲线识别细化区 域);多模态数据(Multi-Modal Data)富含额外信息, 学习者与系统交互捕获的音视频数据可以作为学习 过程更细微的"视图"。对于模态数据的整合,分析 日志文件、视频、音频和屏幕捕获数据通常极为耗 时,但使用多模态流的结构化交易事件分析(STRE-AMS)工具,能自动提取与日志文件关键特征对齐 的音视频数据(Liu et al., 2019)。在学习工程中,系 统的目标及实践以人类专业知识为基础,此类工具 遵从凝集人类知识的多模态数据集成路径,从而实 现自我改进。

#### 2. 过程模型

#### 1)学习环境

准确推断学习者的熟练程度对自适应学习环境 作用重大。然而,通常的学习环境一般使用"自然 表现"进行形成性评估,以减少对外部评估的需求。 因此,提高学习环境外的效果自然成为与会者探讨 的重点。传统心理测量模型专注于评估特定时刻的 准确性,无法处理变化的熟练程度("移动目标")和 先验信息。例如,传统智能导学系统模型多在学习 环境中优化绩效,并根据时间变化和项目特征加入 假设。基于此, Kidaptive 公司数据科学高级主任乔 西·维哈根(Josine Verhagen)团队采用动态贝叶斯 网络模型,使用下列组件表示学习者熟练程度的先 验信念:学习者个体特征、在相同或不同环境中同一 技能的差异表现、与其他技能的关系等;区分测量模 型组件和过渡模型组件,前者表示如何将观察结果 转化为学习者熟练程度(可能性)的证据,后者表示 随着时间推移熟练程度变化的假设。总之,要使动 态贝叶斯网络充分发挥潜力,需重点考量熟练度测 量普遍性和过渡模型评估等(Wagenmakers et al., 2018)

#### 2) 自动提示

卡耐基梅隆大学助理教授约翰·斯坦珀(John Stamper)认为,随着自动提示生成技术在智能导学系统的成功应用,数据驱动技术的灵活性迅速得到认可。该技术可自动提取专家策略并借助智能代理为学习者提供帮助。

智能导学系统经常依据已有数据确定学生在多步骤问题中的"最佳"路径,并运用贝叶斯网络或马尔可夫决策过程加以实施;也可以调整奖励功能形成不同提示——从给定状态到下一个最优状态,通过状态特征自动生成提示(如针对 Logic 域的提示序列)。尽管提示的有效性已在化学、代数方程求解、计算机科学(链表)、程序设计等多领域实施,但这些都基于确定系统进行,针对诸如对抗性游戏、模拟(驾驶或飞行)、多代理或多人系统等随机马尔可夫决策过程系统而言,仍可灵活使用该技术从极其复杂的领域提取策略和技能(Moore & Stamper, 2019)。

#### 3)情绪诱发

美国教育考试服务中心研究员布莱尔·莱曼(Blair Lehman)认为,学习工程离不开教育学和心理学的支撑,如以情感为中介,通过学习过程实现学习系统的更新。研究结果表明,人们确实可以诱发困惑情绪,但这一过程远非想象的那么简单。由于学习并非一个直截了当的过程,其他信息和任务的参与会更有益于问题的解决,如采取动机干预会更加有效。使用学习曲线时,自适应系统对学生特征模式的有效抽取是未来需要关注的重要方面(Lehman & Zapata-Rivera,2018)。

#### (三)集成框架

自适应学习系统有一种称为模拟学习者(Simulated Learners,简称 SL)的新兴技术,这是一种对人类学习者建模的计算方法,可广泛用于智能导学系统脚本的批量开发、评估教学效果以及验证学习理论等。它依据成熟的学习统计模型,应用贝叶斯知识追踪(Corbett & Anderson,1994)或附加因子模型(Cen et al.,2006)等数据驱动方法预测学生表现。在系统工程层面,Apprentice Learner(AL)是典型的构建模拟学习者的模块化框架(MacLellan,2017)(见图7)。卡耐基梅隆大学系统科学家埃里克·哈

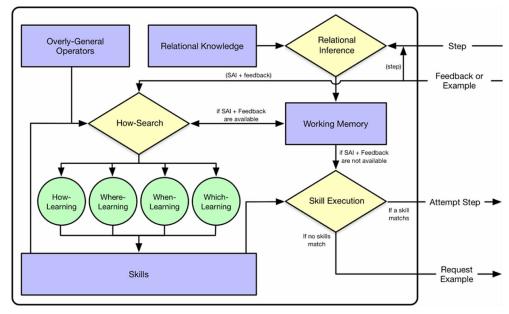


图 7 Apprentice Learner (AL) 架构

普斯特德(Erik Harpstead)强调,除检验人类学习理论和快速测试需人工数据的教学材料外,模拟学习者还可以构建同样适用于人类学习者的知识组件(Knowledge Components)模型(Li et al.,2013),且AL导学系统允许用户无需编程就能通过与学习者交互的方式为人工导学系统创建规则(MacLellan et al.,2018)。

## 四、应用实践

#### (一)面向信息技术

#### 1. 自适应学习和评估引擎

高质量的人工智能教师效率高,成本高,其可扩展性远胜人类教师。因此,人工智能技术的教育应用——自适应引擎,能基于一致性的调用和数据交换标准提供优质的自适应服务,成为自适应学习系统的重要组成部分。ACT高级研究科学家迈克尔·尤德尔森(Michael Yudelson)综合比较了PERSEUS、ALOSI和RADAPI三个自适应学习和评估引擎:PERSEUS是匹兹堡大学研发的个性化教学和服务引擎,遵从自适应逻辑与系统分离及按需服务的设计思想,已实现千余学生的十二万次请求;ALOSI是哈佛大学与微软共同研制的开源自适应引擎,支持个性化学习和评估路径,它的体系结构可与多个学习管理系统(如edX或Canvas)无缝集成,并使用

贝叶斯知识追踪计算个性化导学路径; RAD API 是由 ACTNEXT 研发的一款基于 Amazon AWS 架构的推荐和诊断引擎,能持续实时追踪学习行为事件、提供回溯性诊断及个性化学习资源推荐。迈克尔认为,自适应学习和评估引擎的未来技术发展是:基于标准 SaaS 服务增强可扩展性、注重与主流学习管理系统的互操作及标准的兼容(如 OpenSALT),尽量保持自适应引擎与学生模型的分离,使用先进的学习者模型并实现个人学习空间快照和学习路径追踪等(Von-Davier et al.,2019)。

#### 2. 认知数字孪生

数字孪生(Digital Twin)技术已引起人们广泛 关注,指从物理资产实时虚拟仿真中获取数据,服务 于现实事物。IEEE 高级会员罗伯特·萨拉科(Roberto Saracco)基于全新的视角,将认知数字孪生技术 应用于职业教育。特别是,随着技术和科学领域知 识差距的日益扩大,大量优质且易获取的课程涌现, 但个人知识结构依然滞后或欠缺。越来越清晰的 是,知识差距和知识的"离岸外包"(业务外包导致 组织对相应知识掌握欠缺)正日益阻碍组织的发 展。因此,作为战略物资的"知识"须引起高度重 视。数字孪生作为先进的技术理念,强调虚拟世界 与物理世界的融合与交互,通过虚拟世界考察、评估 和监控现实世界。该技术已在制造和医疗卫生等领 域得到应用。随着"人类+人工智能"或"人类+机器"等分布式知识源的出现,不仅虚拟世界涌现的共生知识被普遍认可,增强现实感受性(如支持互动并激发好奇心)也逐渐显现魅力。罗伯特认为相关研究最终将形成一个新颖范式,可以实现随时随地与个人知识和技能保持同步。

#### 3. 增强现实

面向计算机教育的视觉学习分析技术吸引了很多人关注。亚利桑那州立大学信息学和决策系统工程学院助理教授沙伦·萧(Sharon Hsiao)认为,该技术不仅可以支持个性化学习,对个性化教学也有重要作用。比如,它对前者可以做到:1)多种类型的(自我评估)测验;2)自适应服务的个性化学习;3)可视化分析,可促进自我意识和参与;4)通过增强现实学习计算思维能力。对后者而言,视觉学习分析可用于导航学习活动的可视化,也可以支持Web编程评分助手等高级评价及反馈(Chien et al., 2018)。

在教育领域,增强现实技术主要集中于激发学习兴趣、强化互动参与、提升学习效率、提供沉浸的学习环境等。此外,增强现实技术也在保存文化遗产方面有所建树。南加州大学计算机系威廉·斯沃索特(William Swartout)教授与 USC Shoah 基金会合作,利用交互式问答人物和高分辨率 3D 人像录制技术记录 12 名"大屠杀"幸存者,涉及 2000 多个问题、共 19 小时的视频。其技术流程为:创建一组问题和答案,通过语音识别获取提问关键词,向机器学习系统提供"问题一答案对"(Feed Question-Answer Pairs to Machine Learning System),再根据问题答案预测并匹配最佳答案。从实践看,这也使人类和数百年后的子孙"交谈互动"成为可能。

#### (二)面向教学数据

教学数据可以帮助教师通过真实数据全面了解学生,也能针对不同学生提供个性化学习指导。本次会议涉及大学生的心理健康、"全人"数据平台、中小学生人格特质等数据挖掘应用。

心理健康已成为大学生的重要衡量指标,大学每年会定期采集数据。遗憾的是,这些数据未得到充分利用。杭州师范大学李梅及其团队利用明尼苏达州多相人格量表(MMPI)分数与学生"个人一家庭"因素相联系,采用多层感知器神经网络

(MLPNN)对数据建模,用于甄别和防范早期心理健康风险。

教育智能系统专注的是衡量学业领域特定的自适应学习技能,很少有人重视元学业和跨域技能的"全人"数据。美国个性化学习导航(Personal Learning GPS)公司 MARi 首席数据科学家刘然(Ran Liu)通过整合多源异构的 K-12 学生数据,采集全方位的横向技能及纵向细粒度数据,分析和理解元学业技能与学习成果的关系。初步结果显示,阅读水平和出勤率是其重要影响因素。Logistic 回归分析表明,辅导干预的扩展也有重要作用。整体而言,基于MARi 平台收集的多维数据,为理解跨学科技能、元学业技能、干预措施和学术技能与成果之间的关系提供了新的契机。

随着教育人工智能的发展,许多中小学教学已由线下转到线上,如中文教学社区 TeachGrid、英文写作网站 PIGAI等。北京交通大学田雪涛及其团队尝试从教育数据探索学生人格特质(如羞怯、合作、完美主义等),弥补教师对学生了解程度逐渐下滑的趋势。该研究基于成熟的心理学测量和文本分类手段,自动预测学龄儿童的人格特质。

#### (三)面向教育干预

#### 1. 兴趣驱动

游戏是最有效的教育干预方式之一。根据学习科学和游戏设计原则,斯坦福国际研究院学习技术中心战略研究与创新主任菲尔·瓦伊(Phil Vahey)以儿童数学游戏学习系统的设计为例,发现不论是单独或协作还是成人陪伴与否,自适应反馈对学习都至关重要。系统设计必须协调"教学一反馈"和"教学一反思"互动,达到让学习者沉浸而流畅使用系统的目的。他强调,自适应反馈与学习工程是两支不同的团队,可借学习蓝图增进相互理解(Grover et al.,2019)。

另一方面,大量证据印证了基于问题学习的有效性,但实践无法提供有效的教学支持。罗文大学 唐瑛(Ying Tang)教授利用 VR 游戏框架,构造个性 化教学和需求感知的游戏系统 PING(Personalized Instruction and Need-aware Gaming system),尝试使用情绪识别和随机森林算法帮助学生解决问题。该系统的关键构件是元认知干预,引导学生浏览和检索重要信息,关注解决问题的核心想法和技能选择。

技术上,PING 系统强调基于社会认知的探索(social-cognitive-based probing)与随机森林学生模型(random forest student model)的结合。前者实时采集和提取学生知识,通过问题自动检测学习困难的程度,聚焦于错误纠偏及情感计算;后者使用随机森林算法构建模型,实现低噪声且泛化良好的决策树集合(Tang et al.,2019)。

#### 2. 诊断驱动

技术进步令学生置身于快速更新的学习环境。 随着"MetaTutor:多智能体学习(Multi-Agent Learning)""水晶岛:基于探究的科学学习(Inquiry-Based Science Learning)"等系统的问世,科技丰富的学习 环境 (Technology-Rich Learning Environments, 简称 TRE)不仅能模拟学生真实环境的学习行为,还能根 据评估任务提供有价值的反馈。例如,对于阅读障 碍的诊断评估,多伦多大学应用心理学和人类发展 系尤妮斯・恩赫・张(Eunice Eunhee Jang)教授通 过语言和认知测量工具诊断学生的既有水平,随后 测量自然语言处理功能(涉及声学系统、词汇特征、 语义特征、句法特征等特征)。为使自然语言处理 特征能正确分类,她实证分析了两千名学生的口语 及读写数据,结果显示,随机森林分类器具有最佳分 类准确率,而自然语言处理语言特征优于声学特征, 然而如果太精细会降低干预潜力。

#### 3. 数据驱动

可汗学院是个免费的教育网站,资源丰富且访问量大,但如何为学生生成内容推荐却是个难题。加州大学伯克利分校教育研究生院助理教授扎克里·帕多斯(Zachary A. Pardos)等尝试使用 RNN训练模型推荐内容。该系统体现了可汗学院数据驱动的学习策略:学生访问可汗学院的前提是打算学习或练习技能;新技能的学习往往需要通过巩固先前技能而循序渐进;如果反复学习某项技能或练习仍不理想,有必要重新审视该项技能或练习。该系统将细化和过滤训练数据,避免偏向简单内容的算法局限,将增量启发式策略融入近端学习,以实现更好的个性化推荐结果(Jiang et al.,2019)。

# 五、评论与思考

上文梳理了本次大会的讨论和学术观点。最后,笔者将结合我国教育技术的研究与实践,对会议

内容进行总结和思考。

#### (一)总结与共识

尽管前文梳理是对本次大会"管中窥豹",一探 自适应教育乃至教育技术学界发展的前沿问题,但 如下共识值得再次强调:

第一,以生为本。这是全体与会学者的共识,也是提及频率最高的前提,也就是说,必须确保教育的人本导向:教育的目的是为了人,教育的过程改变人,教育的评价围绕人。因此,人工智能的教育应用强调辅助人而非替代人。人的隐私保护和认知负荷受到普遍关注。

第二,跨学科趋势明显。本次大会不仅不同学科学者相互碰撞,不少学者本身就具有教育学、心理学、计算机科学乃至认知神经科学等多学科背景,总体上呈现"教育大科学"的整体架构以及"交叉学科"的微观构架。值得一提的是,人工智能技术正加速融入教育,成为不可逆转的态势。

第三,共同的理论指导框架。与国内百家争鸣的理论框架不同,从早期程序教学到计算机辅助教学再到智能导学系统,国外已形成业界共识的理论体系——通用智能导学框架(Generalized Intelligent Framework for Tutoring,简称 GIFT)。我国学者可以借助此框架实现与国际研究范式的无缝对接。

第四,实证主义研究导向。教育学有重思辨轻 实证的传统,对量化证据的重视是教育技术学研究 范式发展的内在要求,教育技术学已成为从教育学 转向教育科学的排头兵。

第五,科技企业成为教育技术研究的新势力。本次会议显示,美国企业的研究力量已小有规模,如IBM以 Debater 逻辑辩论系统为技术支点,切入基于自然语言的对话式智能导学系统。新兴的中国力量也不容小觑,松鼠 AI 的知识图谱的单位粒度比著名自适应系统 Aleks 还要精细十倍,对学习的思想、能力和方法也首次实现学科内的定义和分解,一对一教学正在充分利用深度强化学习技术大幅改善自适应学习系统的预测效果。

#### (二)简要反思

#### 1. 理论革新之迫

教育技术学术会议不少,人工智能会议更多如 牛毛,学界不断进行着学科专属理论的"创造"与 "整合"。尽管新词汇琳琅满目,层出不穷,但新概 念不等于新思想,贩卖不是研究,赶时髦并非前沿,理论研究应以求"真"为使命(李艺,2019)。因此,寻找"真问题"便成为关系学科发展之要事。

从科学范式看,技术实现智能化服务,需要明确 学习者的生理、心理和能力素养以及学习服务供给 方(教师、环境、制度、内容)等测量指标(吴忭等, 2019)。姑且不论这些操作性指标是否易得、易测 或有良好的生态效度,仅就研究范式而言,"行为一 行为"和"行为一心理一行为"两条路径无出其右。 虽然后者貌似更为合理和可靠,如利用"面部表情" (行为)识别"情绪"(心理)进行"学习干预"(行 为),然而实践中前者的效果往往更优。其原因在 于,现有理论都是静态的,真实世界的因子之间则总 是相互耦合的。教育学尤是如此,控制变量不变的 "理想实验"实际不存在,所有与待测变量有关的其 他变量不仅因人而异,且实验前后在发生变化。因 此,强调过程哲学视域的技术融入教学理路重建 (卢强,2019)是未来必然的方向。

其次,文化是教育培育的土壤,教育植根于文化之中。如果说个体层面的教育具有"具身性",那么整体层面的教育也必然深深地烙刻"本土化"标记。我国学者引介西方理论和方法,往往注重结论的实用性和操作性,忽略了结论成立的前提和情境。对全美2.1万名中学生阅读和计算能力的测试表明,"当前中学生的阅读与计算能力和 30 年前相比没有明显差异"。可见,仅有先进的信息技术不能直接带动教育现代化,还需要教育技术学科相关理论的指导(何克抗等,2019)。因此,我们需要理论的中国本土化,不能一味追随欧美。我们需要将有思想的技术和有技术的思想有机结合,建构符合信息化时代特征的,具有中国特色、中国风格、中国气派的教育学话语体系(顾小清等,2019)。

#### 2. 技术拟合之瑕

受人工智能技术热潮的影响,当前存在过分扩大人工智能教育应用边界的情况(宋灵青等,2019)。事实上,尽管在线辅导和自适应学习产品重装引入高新技术而不断推陈出新,但当前的人工智能并不能真正教学,甚至连模拟教师教学也做不到。受数据和算法所限,本质上它只是对人为给定的数据进行"拟合"而已,并无任何理解可言。而且,即使不采用显式的声明,也必然要提供符合情境

的隐含条件规则,否则根本无法从数据中提炼出有 意义的结论。于是,人工智能技术依旧囿于冰冷的 计算框架内,但聒噪不已的恰是人类自己。

教育情境的复杂性远超人工智能的计算范畴, 其适用范围受算法弹性和数据弹性的边界限制:一 方面,缺乏对高耦合多维系统解耦的动态理论和分 析工具,而常用数据挖掘算法的弹性又较低;另一方 面,数据弹性十分有限,得到与应用以大数据为依据 的结论需格外小心。原因:一是无法确保目标群体 与被测群体的同质性,从而不能简单预设二者数据 分布的均质性和一致性,即概率计算的前提未必能 满足;二是即使二者分布一致,但概率计算的结果只 能保证结论在群组层面成立,无法将这种"绝对"扩 展到个体。考虑到现实参与计算的"大数据"覆盖 维度的有限性,对某位学习者计算所赋概率也仅是 在有限维度下拟合总体的估算值,离真实情况还有 相当距离。因此,对技术而言,其算法的可解释性格 外重要,特别是在教育领域,很多"高级"模型拟合 后"看似合理"的结论并非都能站得住脚。

#### 3. 工程施行之规

教育技术学乃多学科交叉的产物,涉及多层次的不同问题,而这些问题通常大多形似而实异,如理论与技术问题、技术和应用问题。这些问题容易被人混淆,但与教育学其他二级学科不同,教育技术学还存在独有的且极易被人忽略的工程化问题。

工程化问题表现在:在数据层面,国际上正在制订教育行为数据的加工、存储和利用标准,国内同仁不仅应对此积极关注,更应努力参与、研究并提出符合我国教育现实的"本土"版本;在架构层面,学习系统的可重用性值得关注。尽管学界声称可重用性是学习资源的最重要特征,但较少言及可重用性的技术机理及资源动态更新的机理(杨开城等,2019)。这是个刚崭露头角的新领域,已有学者进行了有价值的初步探索(刘凯,胡静,2018)。

工程的评估验收,必须确保系统评估在领域框架内进行,不仅要检验系统功能、性能及易用性等常规指标,更要明确"某项技术"的实现是否切实解决或有效缓解了"哪个教育教学问题"。

#### 4. 应用实践之慎

表面上看,人工智能、5G、AR/VR、可穿戴设备、 体感数据采集等技术为教学应用提供了前所未有的 技术支持,但技术并非纯粹以"工具理性"的方式存在,不具有价值负载属性,学界往往热衷于技术的正面结论,而对技术负面效应的预判不够审慎(段伟文,2000)。

首先,对自适应学习系统而言,几乎都是面向知识的导学系统,但知识导向并非必然引发学生的深层思考,也有可能降低学习效率进而影响学习动机的正向发展。

其次,以AR/VR技术为例,虽然笼统地说其可实现学生与学习对象多维交互体验,营造游戏化、沉浸式学习环境,将抽象知识具象化,进而促进学生对知识的深入理解(陈颖博等,2019),但技术适用范围存在较大差异,如元分析的结果指出,AR技术对高中生学习成绩的影响高于其他学段,对干预持续时间较短的学生学习成绩的影响又明显高于持续时间较长的学生(倪慧文等,2019)。因此,实践应用需要根据实际进行更为周详的预规划。

最后,技术应用也存在固化教学主体思维方式及行为方式的可能,且效果偏差或隐患存在滞后性(陈晓慧等,2019)。有学者提出从法律出发保护教育大数据的安全,限制各类教育数据挖掘技术和学习分析技术的滥用(徐鹏等,2013)。但此类问题通常没有简单的答案,可以考虑从教育经济视角——利用价值比进行评估。由于大数据的密度越稀疏,波及范围越大,隐私泄露风险越高,能得到的有用价值却越少。因此,数据挖掘获益与风险损失之比可作为较好的参考标准。

#### [参考文献]

- [1] Abdulrahman, A., Richards, D., Richards, H., & Mascarenhas, S. (2019). Belief-based agent explanations to encourage behaviour change [A]. Proceedings of the 19th ACM International Conference on Intelligent Virtual Agents [C]. ACM, New York: 176-178.
- [2] Aghababyan, A., Lewkow, N., & Baker, R. S. (2018). Enhancing the clustering of student performance using the variation in confidence [A]. Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems. [C]. Springer, Cham: 274-279.
- [3] Andrejczuk, E., Bistaffa, F., Blum, C., Rodriguez-Aguilar, J. A., & Sierra, C. (2019). Synergistic team composition: A computational approach to foster diversity in teams[J]. Knowledge-Based Systems, In Press.
- [4] Barr, A., & Robson, R. (2019). Missing pieces: Infrastructure requirements for adaptive instructional systems [A]. Proceedings of

- the Workshop on Adaptive Instructional Systems at HCI International  $\lceil C \rceil$ .
- [5] Bergner, Y., Gray, G., & Lang, C. (2018). What does methodology mean for learning analytics? [J]. Journal of Learning Analytics, 5(2):1-8.
- [6] Blake-Plock, S. (2018). Learning engineering: Merging science and data to design powerful learning experiences [EB/OL]. https://www.gettingsmart.com/2018/01/learning-engineering-merging-science-and-data-to-design-powerful-learning(2018-01-29).
- [7] Cen, H., Koedinger, K., & Junker, B. (2006). Learning factors analysis a general method for cognitive model evaluation and improvement [A]. Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems. [C]. Springer, Berlin, Heidelberg: 164-175.
- [8] Chien, S. Y., Hsiao, S., & Kang, Y. (2018). Understanding Students' Intentions in Learning Visual Robotic Programming: An Integration of IS Success Model, Utilitarian Value and Hedonic Value [A]. Proceedings of 22nd Pacific Asia Conference on Information Systems [C]. PACIS, Yokohama, Japan: 85.
- [9] 陈晓慧,卢佳,赫鹏(2019). 信息技术教学应用的伦理失范 及其治理[J]. 开放教育研究,25(3):53-59.
- [10] 陈颖博,张文兰(2019). 国外教育人工智能的研究热点、趋势和启示[J]. 开放教育研究,25(4):43-58.
- [11] Corbett, A. T., & Anderson, J. R. (1994). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge [J]. User modeling and user-adapted interaction, 4(4):253-278.
- [12] Dowell, N. M., Nixon, T. M., & Graesser, A. C. (2019). Group communication analysis: A computational linguistics approach for detecting sociocognitive roles in multiparty interactions [J]. Behavior research methods, 51(3):1007-1041.
- [13] 段伟文(2000). 技术的价值负载与伦理反思[J]. 自然辩证法研究、(8):30-33+54.
- [14] Dym, C. L. (1999). Learning engineering: Design, languages, and experiences[J]. Journal of Engineering Education, 88(2):145-148.
- [15] Grover, S., Dominguez, X., Kamdar, D., Vahey, P., Moorthy, S., Rafanan, K., & Gracely, S. (2019). Integrating computational thinking in informal and formal science and math activities for preschool learners [A]. Proceedings of the 50th ACM Technical Symposium on Computer Science Education [C]. ACM;1257-1258.
- [16] 顾小清,杜华(2019). "信息技术时代的教育学理论重建"重要命题的反思与对话[J]. 现代远程教育研究,(1):3-10.
- [17] Hao, Y., Zhang, Y., Liu, K., He, S., Liu, Z., Wu, H., & Zhao, J. (2017). An end-to-end model for question answering over knowledge base with cross-attention combining global knowledge [A]. Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics [C]. ACL;221-231.
- [18] Hastings, P., Britt, M. A., Rupp, K., Kopp, K., & Hughes, S. (2018). Deep and shallow natural language understanding for identifying explanation structure [M]. Deep Comprehension. Rout-

- ledge:237-252.
- [19] 何克抗(2018). 关于我国教育技术学研究现状和教育变革着力点的思考[J]. 电化教育研究,39(8):5-14.
- [20] 何克抗,李晓庆(2019). 新时代教育技术学科发展面临的 机遇与挑战:兼论教育部撤销部分高校"教育技术"本科专业的反思 [J]. 现代远程教育研究,31(3):12-17.
- [21] Jiang, W., Pardos, Z. A., & Wei, Q. (2019). Goal-based course recommendation [A]. Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM:36-45.
- [22] Lehman, B. A., & Zapata-Rivera, D. (2018). Student emotions in conversation-based assessments [J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 11(1):41-53.
- [23] Li, H., Gobert, J., & Dickler, R. (2019). Testing the robustness of inquiry practices once scaffolding is removed [A]. Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems [C]. Springer, Cham; 204-213.
- [24] 李艺(2019). 谈一篇论文意义上理论研究的逻辑之"真":兼及"论证"与"议论"的分析[J]. 现代远程教育研究,31(4):26-36.
- [25] Li, N., Stampfer, E., Cohen, W., & Koedinger, K. (2013). General and efficient cognitive model discovery using a simulated student [A]. Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society [C]. CSS:894-899.
- [26] 刘凯,胡静(2018). 人工智能教育应用理论框架:学习者与教育资源对称性假设:访智能导学系统专家胡祥恩教授[J]. 开放教育研究,24(6):4-11.
- [27] 刘凯,胡祥恩,马玉慧,那迪,张昱华(2018). 中国教育领域人工智能研究论纲:基于通用人工智能视角[J]. 开放教育研究, 24(2):31-40+59.
- [28] Liu, Q., Tong, S., Liu, C., Zhao, H., Chen, E., Ma, H., & Wang, S. (2019). Exploiting cognitive structure for adaptive learning[J]. arXiv preprint arXiv:1905.12470.
- [29] Liu, R., Stamper, J., Davenport, J., Crossley, S., McNamara, D., Nzinga, K., & Sherin, B. (2019). Learning linkages: Integrating data streams of multiple modalities and timescales [J]. Journal of Computer Assisted Learning, 35(1):99-109.
- [30] Long, Z., Gao, H., Dowell, N. M., & Hu, X. (2018). Impact of rejection sensitivity on socio-cognitive conflict learning in intelligent tutoring system environments [A]. Proceedings of 19th International Conference on Artificial Intelligence in Education [C]. AIED, London.
- [31] 卢强(2019). 技术融入教学的理路重建:过程哲学视域 [J]. 现代远程教育研究,31(4):47-55+85.
- [32] MacLellan, C. J. (2017). Computational models of human learning: Applications for tutor development, behavior prediction, and theory testing [D]. Carnegie Mellon University:17-28.
- [33] MacLellan, C. J., Harpstead, E., Marinier III, R. P., & Koedinger, K. R. (2018). A framework for natural cognitive system training interactions [J]. Advances in Cognitive Systems, 6:177-192.
  - [34] Miller, T. (2019). Explanation in artificial intelligence: In-

- sights from the social sciences [J]. Artificial Intelligence, 267(2):1-38.
- [35] Moore, S., & Stamper, J. (2019). Decision support for an adversarial game environment using automatic hint generation [A]. Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems [C]. Springer, Cham; 82-88.
- [36] 倪慧文,胡永斌(2019). 增强现实技术能促进学习吗?:基于2010-2018 年国际英文期刊 35 项研究的元分析[J]. 开放教育研究,25(1):62-72.
- [37] Owen, V. E., & Baker, R. S. (2018). Fueling prediction of player decisions: Foundations of feature engineering for optimized behavior modeling in serious games [J]. Technology, Knowledge and Learning, 23(1):1-26.
- [38] 任友群,顾小清(2019). 教育技术学:学科发展之问与答 [J]. 教育研究,40(1):141-152.
- [39] Roberts, P., Kleeman, J., & Shepherd, E. (2019). Assessment instances in computerized assessments: U. S. Patent Application 12/013,308[P]. 1-1.
- [40] Rus, V., Maharjan, N., Tamang, L. J., Yudelson, M., Berman, S., Fancsali, S. E., & Ritter, S. (2017). An analysis of human tutors' actions in tutorial dialogues [A]. Proceedings of the Thirtieth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference [C]. FLAIRS:122-127.
- [41] Shechtman, N., Roschelle, J., Feng, M., & Singleton, C. (2019). An efficacy study of a digital core curriculum for grade 5 mathematics [J]. AERA Open, 5(2):1-20.
- [42] Shi, G., Lippert, A. M., Shubeck, K., Fang, Y., Chen, S., Jr, P. P., Greenberg, D., & Graesser, A. C. (2018). Exploring an intelligent tutoring system as a conversation-based assessment tool for reading comprehension [J]. Behaviormetrika, 45(2):615-633.
- [43] Shimmei, M., & Matsuda, N. (2019). Evidence-based recommendation for content improvement using reinforcement learning [A]. Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence in Education [C]. Springer, Cham: 369-373.
- [44] 宋灵青,许林(2019). 人工智能教育应用的逻辑起点与边界:以知识学习为例[J]. 中国电化教育,(6):14-20.
- [45] Su, Y., Liu, Q., Liu, Q., Huang, Z., Yin, Y., Chen, E., Ding, C., Wei, S., & Hu, G. (2018). Exercise-enhanced sequential modeling for student performance prediction [A]. Proceedings of Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. [C]. AAAI: 2435-2443.
- [46] Tang, Y., Franzwa, C., Bielefeldt, T., Jahan, K., Saeedi-Hosseiny, M. S., Lamb, N., & Sun, S. (2019). Sustain City: Effective serious game design in promoting science and engineering education [M]. Design, Motivation, and Frameworks in Game-Based Learning. IGI Global:57-91.
- [47] Von Davier, A., Polyak, S., Peterschmidt, K., Chopade, P., Yudelson, M., De La Torre, J., & Paek, P. (2019). Systems and methods for interactive dynamic learning diagnostics and feedback; U. S. Patent Application 15/802,404[P]. 5-2.

- [48] Wagenmakers, E. J., Love, J., Marsman, M., Jamil, T., Ly, A., Verhagen, J., Selker, R., Gronau, Q. F., Dropmann, D., Boutin, B., Meerhoff, F., Knight, P., Raj, A., Erik-Jan van Kesteren, Johnny van Doorn., ? míra, M., Epskamp, S., Etz, A., Matzke, D., Tim de Jong, Don van den Bergh, [LK1] Sarafoglou, A., Steingroever, H., Derks, K., Rouder, J. N., & Morey, R. D. (2018). Bayesian inference for psychology. Part II: Example applications with JASP[J]. Psychonomic Bulletin & Review, 25(1):58-76.
- [49] Wang, N., Shapiro, A., Feng, A., Zhuang, C., Merchant, C., Schwartz, D., & Goldberg, S. L. (2018). Learning by Explaining to a Digital Doppelganger [A]. Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems. [C]:256-254.
- [50] Weston, J., Chopra, S., & Bordes, A. (2014). Memory networks[J]. arXiv preprint arXiv:1410.3916.
- [51]吴忭,彭晓玲,胡艺龄(2019). 教育研究的去芜存菁之路: 从多模态叙事到证据公平:美国 AERA 2019 年会述评[J]. 远程教育杂志,37(4):13-23.
  - [52] 徐鹏,王以宁,刘艳华,张海(2013). 大数据视角分析学习

- 变革:美国《通过教育数据挖掘和学习分析促进教与学》报告解读及启示[J]. 远程教育杂志,31(6):11-17.
- [53] 杨开城,陈宝军(2019). 论信息化教育的数据基础[J]. 现代远程教育研究,31(4):19-25.
- [54] Zeng, X., He, S., Liu, K., & Zhao, J. (2018). Large scaled relation extraction with reinforcement learning [A]. Proceedings of Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. [C]. AAAI: 5658-5665.
- [55] 郑勤华,熊潞颖,胡丹妮(2019). 任重道远:人工智能教育应用的困境与突破[J]. 开放教育研究,(4):10-17.
- [56] Zhou, G., Azizsoltani, H., Ausin, M. S., Barnes, T., & Chi, M. (2019). Hierarchical reinforcement learning for pedagogical policy induction [A]. Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence in Education [C]. Springer, Cham: 544-556.
- [57] 祝智庭,管珏琪(2014). 教育变革中的技术力量[J]. 中国电化教育,(1):1-9.

(编辑:魏志慧)

# Theory and Practice of Intelligent Adaptation: An Overview of the Third International Conference on Artificial Intelligence and Adaptive Education

LIU Kai<sup>1,2</sup>, WANG Shao<sup>1</sup>, LONG Zhou<sup>3</sup> & WANG Tao<sup>4</sup>

- (1. Department of Education Science, Bohai University, Jinzhou 121000, China;
- 2. School of Psychology, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;
- 3. Department of Education Science, Huaihua University, Huaihua 418000, China;
- 4. Department of Information Engineering, Hubei University of Economics, Wuhan 830046, China)

Abstract: In recent years, artificial intelligence has undoubtedly played a crucial role in the field of adaptive education. This paper provides an in-depth report on the third conference on Artificial Intelligence and Adaptive Education (AIAED) held in Beijing, May 2019. Based on presentations, panel discussions, and related literature, the content of the conference is systematically sorted and elaborated in four aspects: 1) education and learning theory; 2) learning engineering; 3) intelligent technology; 4) application practice. Five trends are identified in the field of educational technology: 1) people-oriented; 2) interdisciplinary trends are obvious; 3) common theoretical research framework; 4) positivism research orientation; 5) the rise of technology business. It is hoped that this paper not only enlightens the theoretical research and practical exploration of adaptive education but also outlines the development prospects in the field of educational technology.

**Key words**: artificial intelligence; learning; education; intelligent tutoring system; machine learning