

借鉴、融合与创新:教育人工智能发展的多维路向

——基于 AIED(2011-2018)的启示

徐欢云 胡小勇

(华南师范大学教育信息技术学院,广东广州 510631)

[摘要] 教育人工智能国际会议作为智能技术在教育应用领域高质量国际会议,至今有30余年历史。本文以2011-2018年教育人工智能国际会议论文集为研究内容,采用量化关键词和内容分析法精选129篇论文,系统梳理国际教育人工智能的研究现状与发展脉络,将其归纳为十二个聚焦点并加以阐述:融合游戏化设计的智能导学系统、学习者建模、智能教学代理设计及优化应用、基于数据挖掘和自然语言处理技术的数据共享与分析、大规模在线课程和移动学习的精准学习服务、机器学习技术的学习应用、学习者情感计算与探测、智能技术支持教与学理论的分析与验证、学习者技能素养的智能评估工具及方法、个性化反馈与自适应学习、课堂教学实景的人工智能教育应用、未来智慧学习空间设计。最后,本文就我国教育人工智能本土化发展创新提出以下研究建议:立足多样化视角挖掘小而精的研究主题,开展实证研究;借助国际平台和跨界思维,形成交叉融合型教育人工智能学术研究共同体;立足课程和教学,以育人为核心,重构智能时代的学习理论体系和实践发展路径。

[关键词] 教育人工智能;学习者模型;智能导学系统;教育游戏;智能教学代理;数据挖掘

[中图分类号] G434 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2019)06-0031-14

教育人工智能国际会议(The International Conference on Artificial Intelligence in Education,简称AIED)涉及计算机科学、认知和学习科学、教育、游戏设计、心理学、社会学、语言学等学科领域,在2017年前每两年召开一次,2018年起每年召开一次(见表一)。本研究以2011-2018年五届会议的论文为研究对象,采用内容分析法梳理其发展脉络和研究焦点,以期为我国教育人工智能的本土化研究创新与实践应用提供借鉴。

一、研究方法和过程

AIED论文集收录有专家主旨报告概要、长篇小说(篇幅为8-12页)、短篇小说(篇幅为4页)、博士生及青年学者论文、企业产学研类论文、工作坊交流与分享简报、交互式体验与实践报告等(见表二)。本文以长、短篇小说为主要研究内容,根据论文标题、关键词及摘要,初步遴选309篇进行泛读,选定129篇作为精读分析材料。

[收稿日期] 2019-08-31 **[修回日期]** 2019-10-22 **[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2019.06.004

[基金项目] 2018年国家社科基金重大项目“信息化促进新时代基础教育公平的研究”(18ZDA334)。

[作者简介] 徐欢云,博士研究生,华南师范大学教育信息技术学院,研究方向:信息化教学教研、在线学习设计(xuhuanyun2011@126.com);胡小勇(通讯作者),博士,教授,华南师范大学教育信息技术学院,研究方向:信息化教学教研、智慧教学的理论与应用(huxiaoy@scnu.edu.cn)。

表一 2011-2018 年五届会议基本信息

	时间	地点	主题
AIED2011	6月28-7月1日	新西兰(奥克兰大学)	下一代学习环境:促进学习过程中认知、元认知、社会性交互及情感的发展
AIED2013	7月9-13日	美国(孟菲斯)	教育转向终身学习:建构无处不在的泛在学习环境
AIED2015	6月22-26日	西班牙(马德里)	群组学习的智能支持,文化感知偏向的导学系统,探究和开放学习环境下的智能支持,项目和体验式学习场景的学习分析,智能导学,实践社区的信息设计及情感、元情感、数据和深度学习
AIED2017	6月28日-7月1日	中国(武汉)	智能导学系统,学习空间的数据共享/重用/分析,教育人工智能如何造福所有教师和学习者,从理论到产品(教育人工智能的实践应用)
AIED2018	6月27-30日	英国(伦敦)	连接行为与计算:人类和机器的深度学习,涵盖教育人工智能的伦理与公平、方法与理念(如游戏化、个性化等)以及新技术

表二 论文收录数据一览表

会议	项目	长篇			短篇	博士生/青年学者论坛	总计
		投稿	收录	录用率			
AIED 2011	篇数	153	49	32%	60	7	116
	比例(%)	42.3			51.7	6.0	100
AIED 2013	篇数	168	55	32.7%	71	15	141
	比例(%)	39.0			50.4	10.6	100
AIED 2015	篇数	170	50	29%	74	13	137
	比例(%)	36.5			54.0	9.5	100
AIED 2017	篇数	121	36	30%	37	4	77
	比例(%)	46.8			48.0	5.2	100
AIED 2018	篇数	192	45	23%	76	11	132
	比例(%)	34.1			57.6	8.3	100

本研究基于量化关键词及内容分析法甄选研究样本并进行系统分析。论文集中共现频次前十的关键词有智能导学系统(Intelligent tutoring system)、学习者建模(Student/Learner modeling)、教学代理(Teachable/Pedagogical agent)、教育数据挖掘(Educational data mining)(见图1)。其中,智能导学系统出现频次位列每届会议论文关键词首位,说明它是近十年国际教育人工智能研究的焦点;学习者建模出现频次均位列前四,且在2013-2017年间稳居第二,教学代理的出现频次基本保持不变,均位列前五,说明学习者建模、智能教学代理的研究态势较稳

定,一直是研究焦点;教育数据挖掘从2011年的第二位逐渐退至第六到七位,受关注度有所回落,因应教育人工智能实践的应用需求,教育数据挖掘作为重要技术支撑仍是主要研究内容。

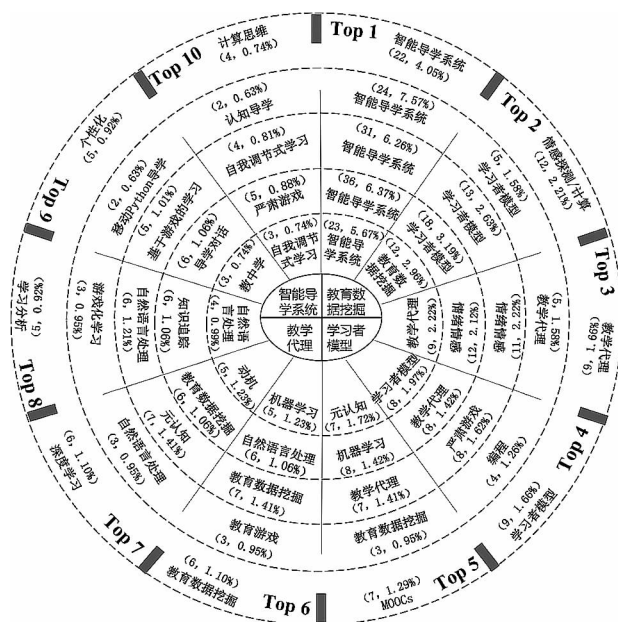


图1 2011-2018年五届论文频次居前十位的关键词

注:圆环由内到外的会议及其关键词总数依次为AIED2011(406)、AIED2013(565)、AIED2015(495)、AIED2017(317)、AIED2018(543);关键词后的数字表示出现频次和所占比例。

论文集关键词突现频次可大致反映核心主题的演变过程和规律:1)情绪情感(affect/emotion)、知识追踪(knowledge tracing)、导学对话(tutorial dialogue)、严肃游戏(serious game)是2011-2013年间突现的核心关键词。其中,情绪情感在2013-2015年和2018年出现频次分别居第三和第二位,说明教育人工智能重视对学习者的情感/情绪的研究。2)严肃游戏、基于游戏的学习等关键词在2015年有所增加,且持续出现在2017年前十位关键词中,虽未进入2018年前十位关键词,但与游戏相关的关键词数量较多(如gamification、gaming、serious game、game design、gamified intelligent tutoring system等),说明教育游戏与教育人工智能存在较大关联度,是教育人工智能研究与实践的新切入点和突破口。3)编程(programming)、移动Python导学(mobile Python tutor)、认知导学(cognitive tutors)是2015-2017年间突现频次前十位的关键词,推动研究实践的不断发

展。4)慕课、深度学习、学习分析、个性化和计算思维是 2017-2018 年间突现频次前十位的关键词,使教育人工智能研究视野拓展至深度应用。

二、研究发现

根据前文四组共现核心关键词的分析路径,本研究重点阐述融合游戏化设计的智能导学系统、学习者建模、智能教学代理的设计及优化应用、基于数据挖掘和自然语言处理技术的数据共享与分析应用四大聚焦主题;综合突现关键词的时间发展顺序及排序,依次阐述大规模在线课程和移动学习的精准学习服务、机器学习技术的学习应用、学习者情感计算与探测、智能技术支持教与学理论的分析与验证、学习者技能素养的智能评估、个性化反馈与自适应学习、课堂教学实景的人工智能教育应用、未来智慧学习空间设计等八大核心主题。

(一)融合游戏化设计的智能导学系统

教育游戏是一种能诱发学习者积极学习行为的教学干预手段。融合游戏化设计的智能导学系统能帮助学习者发挥自主学习能动性,并结合已有学习经验提升学习效果和促进知识迁移。有研究在程序设计导论课中应用基于自我决定理论的游戏化智能导学系统为学习者提供反馈循环,并允许失败体验、支持不断练习、发展自控能力和促进协作学习。结果表明,实验组的学习表现明显优于对照组(Agapi-to & Rodrigo, 2018)。有研究者将经验学习曲线理论(spatial temporal math, 简称 ST)应用于游戏学习系统,指出为提高学习者知识迁移能力,需强调支持学生数学概念理解的游戏设计价值(Peddycord et al., 2018)。有研究以 158 名 5-6 年级学生为被试,让两组学生分别在低/高自主性智能导学系统游戏情境下开展学习。结果发现,两种游戏导学情境对学习者的学习效果和体验没有显著差异(Nguyen et al., 2018)。有研究对游戏化认知导学系统中 13 种学习者相关行为模式差异分析后发现:相比学习者群体特征,学习者游戏行为差异与游戏学习环境关系更密切(Paquette & Baker, 2017)。

此外,个性化学习仍是智能导学系统面临的主要挑战。一种专为促进学习者问题解决能力设计的自适应智能导学系统,根据学习者活动轨迹,通过问题生成器自动为学习者提供个性化学习(Guin &

Lefevre, 2013)。AR 图形与智能导学系统的自适应指导可优化学习者学习体验,嵌入增强现实技术的智能导学系统能帮助学习者将考试成绩提高 25%,任务完成速度提高 30%,显著提升学习质量(Westerfield et al., 2013)。

(二)学习者建模

融入神经科学技术的学习者建模在学习者认知和学习投入度分析方面更具科学性、高效性和精准性。一般自动认知模型通常应用于结构良好领域,且依赖大量的学习者行为数据或人类知识工程。基于神经网络的学习者认知表征模型框架可在不使用学习者行为数据的多种劣构领域实现精准自动认知模型诊断与预测,不使用学习者任何成绩数据也可准确估计技能发展情况和学习投入度(Chaplot et al., 2018)。

开放、灵活和通用的学习者模型有助于智能导学系统走向大规模有效应用。创作工具能轻松灵活地结合开放式学习者建模方法和学习分析工具,为智能导学系统开发及实践应用带来生机与活力。使用高级的学生建模技术、ITS 和仪表盘的开放式体系结构,可支持插入、共享、重新混合等不同功能,扩展可供编写的适应性导学行为范围,构建面向外部、学生或教师的实时分析工具,并能以不同方式加以应用(Holstein et al., 2018)。

开放式学习者模型支持学习者自我评估和决策,并能提高学习者学习绩效。有研究以 62 名 7 年级学生为被试,发现开放式学习者模型可使学生学习表现更优异(Long & Alevan, 2013)。有研究以具有三年智能导学体验的高中生为被试,基于调查和访谈发现:学生通常会关注开放学习者模型的反馈信息,进而提高学习积极性,但也存在过于依赖反馈信息而降低自我内在主动反思意识的弊端,需通过调整模型强化学习者自我反思和评估(Long & Alevan, 2011)。

(三)智能教学代理的设计及优化应用

学习者与智能教学代理交互设计及应用过程的实质是一种有效双向互动关系的考量,即智能教学代理设计元素对学习者的学习过程和学习绩效产生不同作用,学习者的不同特征也影响智能教学代理的实际应用效果。提高元认知能力和关注学习者学习情感体验是智能教学代理的重要设计策略。

1)智能教学代理的语言、性别角色、认知和情感行为等影响学习者的认知投入、情感投入和行为投入。在教学代理的语言设计方面,有研究以 167 名学习者作为被试,通过三组随机分组实验探讨智能教学代理的不同语言风格(正式语言风格、非正式语言风格、混合式语言风格)对学习者的学习投入的影响后发现,智能教学代理的非正式语言风格对学习者的吸引力较强,但会引发学习者更大的意义理解困难和心智游离,延长其认知反应时间和降低学习品质(Li & Graesser, 2017)。有研究发现智能教学代理的语言能激活学习者情感状态,且影响其学习效果(Forsyth et al., 2015)。智能学习伙伴的性别特征会影响学习者效果(Pezzullo et al., 2017)。有研究在分析 163 名 10-11 岁学习者的 3983 次游戏学习数据后发现,智能学习伙伴角色对学习者的学习坚持度、挑战性和学习表现有积极影响(Sjödén et al., 2017)。有研究提出情感型智能学习伙伴的情感行为设计,采用人工编码分类和探测器驱动的行为分类评估法,探讨情感型学习伙伴的情感干预对学习者的元认知策略的影响(Girard et al., 2013)。在教学代理的认知和情感支持方面,有研究以 187 名 6 至 8 年级学生作为被试开展两轮对照实验后发现,“教中学”和“被动式认知导学”(learning by being tutored)两类不同元认知能力的智能教学代理,对学习者的学习效果没有显著差异,但使用后者的学生更侧重提交测验,缺乏对问题解决实践练习的关注(Matsuda et al., 2018)。有研究将编程性机器人作为学习者开展编程任务学习的社会性智能学习伙伴,根据领域知识模型和学习情境,为学习者提供支持反思的自动化认知性反馈和情感鼓励的社会性反馈,促进概念理解和意义建构,提升学习投入度(Ahmed et al., 2018)。为了让智能教学代理像人类一样具有内在动机,帮助学习者优化交互体验,有研究以社会心理学的互惠理论为基础,构建基于“内在动机需求”的智能教学代理模型,捕捉学习者兴趣并进行自适应双向互动,支持学习者完成更多任务、提高学习效率、促进情感互动等(Borjigin et al., 2015)。

2)学习者的学习动机、性别和个性对教学代理干预效果有不同程度的差异。有研究基于 28 名被试,探讨不同学习成就目标特征的学习者对智能教学代理的视觉关注程度与其学习效果的关系,发现

行为表现导向与掌握学习导向的学习者对智能教学代理的视觉专注度有显著差异(Lalléet al., 2017)。相比男性,女性游戏体验相对不足,且更易产生消极的游戏学习情绪。但有研究发现,七年级女学生对引入智能学习伙伴的学习反应更积极,可大致抵消因性别因素产生挫折情绪的学习效果差异(Buffum et al., 2015)。此外,智能教学代理的情感干预效果与学习者特征有重要关联。有研究以高级多智能体学习环境的 124 名学习者作为被试,发现学习者的个性和性格情绪特质可预测其与智能教学代理交互过程的情绪特征,为设计基于学习者特征的情绪适应性智能代理提供研究基础(Harley et al., 2015)。

(四)基于数据挖掘和自然语言处理技术的数据共享、重用与分析应用

大数据应用的有效性取决于数据收集、处理、分析和管理等环节及其交互。有研究以教育数据集生命循环圈的六个运行步骤揭示数据超市各要素之间的交互关系(见图 2):首先,基于数据设计收集数据;一部分数据进入数据超市“容器”,经由数据分析工具清洗、处理和分析,另一部分可直接进行数据分析;发布数据分析结果,获取新数据进行二次分析验证;重新提取的新数据与二次分析结果同时进入数据“超市”,二次分析结果又可为新一轮数据发布提供基础(Stamper et al., 2011)。

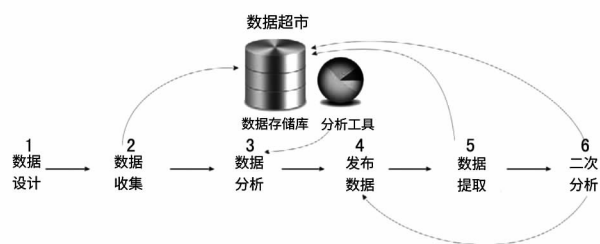


图 2 数据超市的教育数据六环节交互生命周期 (Stamper et al., 2011)

1)有效的大数据支持自动化生成高质量的问题及提示。有研究在计算机编程的自动化导学系统中,通过数据驱动技术促进教师优化教学反馈分析,应用顺序模式挖掘 Python 课程初学者的数据,并以图形方式将学习者的成长进步可视化。教师将其应用于编程练习教学,可分析学习者的学习方法、学习效果、存在问题和重复性错误等,优化学习反馈和学习体验(McBroom et al., 2018)。然而,自动生成提

示的数据量及其对提升学习效果的有效性至关重要。有研究从数据源与数据量角度分析如何提高提示生成质量,基于学习者培训数据发现,在 15-20 个培训解决方案后,提示质量将会保持不变,且会随着其他数据加入而降低。总体而言,提示生成质量由高到低的不同类型为:全面的专家解决方案、基于学习者数据的解决方案、单个专家解决方案(Price et al., 2018)。自适应评估系统需具备从知识评估数据表中静态和动态生成问题的功能,并就如何控制问题生成质量、衡量潜在无效实例等问题开发相关策略(Conejo et al., 2018)。

2) 多样化的数据挖掘技术支持对学习者群组学习行为与过程的分析。有研究将数据挖掘、可视化工具和基于监督的机器学习技术用于支持教师设计和实施教学干预,发现融合以上技术的 SAGLET 智能系统的教学识别能力与人类领域专家相差不大,为人工智能增强教师“群体教学临场感”提供了有力支持(Segal et al., 2017)。有研究采用分类模型、序列挖掘和层次聚类三种数据挖掘技术,发现利用学习者桌面触摸及语音等数据能自动识别和区分群体内共同的显著性交互模式,探测高/低效协作组所采用的不同相关策略模式(Martinez-Maldonado et al., 2013)。此外,有研究以 100 名学生为被试,采用信息论序列挖掘方法识别学习者在非结构化活动中的探究策略(Perez et al., 2017)。

3) 自然语言技术和机器学习支持对学习者的隐形评估以及成绩预测。智能游戏学习环境中学习者生成的细粒度学习交互数据流承载了大量的学习过程信息。为有效挖掘和利用这些数据对学生学习过程进行隐形评估并提供个性化问题解决支持,有研究基于长/短期记忆网络的隐式评估框架,收集 191 名中学生在智能游戏学习环境中的交互数据和外部预学习措施,评估学习者计算思维的发展(Min et al., 2017)。有研究指出在教学评估 workflow 系统中,运用自然语言处理技术和机器学习算法,可高效集成学习者各种评估数据集,将学习者表现与不同交互对话角色(如信息寻求者/信息提供者)关联起来,并对分布问题进行标识(Ma et al., 2011)。还有研究分析 47 名大学生与智能代理的交互数据后发现,多种注视特征的分类器对学习者的学习效果达到了相当高的预测精度(Bondareva et al., 2013)。同时,有研

究提出采用概率潜在语义分析和潜在 dirichlet 分配等数据挖掘技术分析学习者的评论数据,通过向量机生成学生成绩预测模型(Sorour et al., 2015)。

4) 知识追踪技术支持学习资源智能推荐。有研究基于面向学习者的开放源代码平台,利用知识追踪算法和高斯评分模型支持同伴学习中互惠性学习资源的相互推荐,并从大型资源存储库中为学习者推荐最接近适合难度层次的内容,以促进富有成效的专题讨论(Potts et al., 2018)。

(五) 大规模在线课程和移动学习的精准学习服务

教师为大规模在线课程提供个性化教学互动有助于提升学习支持服务精准性。有研究利用递归神经网络分类方法,对 20 门 MOOC 的数据集进行评估,形成专有数据库,为教学团队提供个性化通信仪表盘,并通过学习者投入度实时预测分析模型分析学习者获得结课证书和离开课程的概率,为可能无法成功结课的学习者提供个性化学习支持服务,增强 MOOC 平台的精准学习服务功能(Le et al., 2018)。视频虽是一种极富吸引力的数字学习媒体,但观看视频有可能是一种被动学习活动,导致学习效果不佳。有研究提出应用路标智能推送视频观看系统支持学习者自主研学,并通过教师为学习者视频学习过程提供定制性服务,提高学习者表达技能和基于概念的意义建构能力,促进其交流协作与批判性思维发展(Mitrovic et al., 2017)。在大规模在线课程中,如何将同伴作为重要学习资源促进社会性交互和自组织学习?有研究发现通过实时链接和智能教学代理将学习者与同伴进行智能匹配的协作交互干预措施,可使学习者辍学率下降两倍(Ferschke et al., 2015)。

移动智能技术可用于采集泛在学习环境中学习者的生理及心理特征信息,分析学习者学习绩效和优化移动学习体验。智能移动学习系统支持使用手势作为视频播放的直观控制通道,通过分析学习者在智能终端学习过程中的指尖透明度变化,隐式提取学习者心率并预测学习投入度,研究发现:通过移动摄像头从嘈杂图像帧中提取的心率可以预测学习者在 MOOC 中的“思维漫游”及后续测验表现,且可降低对采用低成本传感设备监测移动学习效果的依赖度(Pham & Wang, 2015)。移动智能眼睛跟踪技

术可支持根据学习者的瞳孔扩张情况测量学习者认知过程,捕捉学习者的注视行为,识别其视觉策略和预测学习表现。有研究基于化学专业本科生在化学人工智能导学系统中的注视行为和瞳孔扩张情况,采用 40 种以上高水平注视特征预测学习者学习表现和学习效果,该研究发现部分注视特征对学习表现有很强的预测作用,但对学习成绩的预测作用较小,瞳孔直径对学习表现和学习成绩的预测作用均不大(Petersoni et al., 2015)。波士顿科学博物馆的智能机器人扮演工作人员,以动画、手势和综合演讲等形式,通过定位策略、探索支持和问题解决指导等方法,为游客提供交互支持服务,优化非正式学习体验(Lane et al., 2011)。

(六) 机器学习技术的学习应用

机器学习技术能优化学习者自主学习效果和提高问题预测质量。有研究通过收集大量解释性文章,并使用带注释的文章训练形成机器学习模型,支持学习者主动学习(Hastings et al., 2018)。有研究利用机器学习技术预测问题质量,发现通过由人类评分者根据深度层级对 4575 个问题进行编码,并基于递归神经网络和字嵌评估数据驱动可达到 81.22% 的问题质量预测精度,优于使用词汇复杂度指数预测方法(精度为 41.6%),可为未来开发自动化评估工具提供重要参考(Ruseti et al., 2018)。

机器学习和智能评估方法能有效分析学习人造物及学习者特征。有研究基于新型多模态评估框架,运用机器深度学习技术和自动化评估方法,通过基于深度学习的写作评估模型和基于拓扑的绘图评估模型,自动分析小学生的写作和绘画作品(Lee-man-Munk et al., 2015)。有研究基于隐式评估框架和学习者交互数据,利用深度神经网络预测学习者在游戏学习环境中的学习状态和表现(Min et al., 2015)。与此同时,有研究利用神经网络识别学习者的学习风格,帮助其缩短学习时长、提高学习效果与学习满意度(Bernard et al., 2015)。

(七) 学习者情感计算及探测智能技术与方法

情感建模与探测的技术工具与方法渐增,但预测精准度有待提升。有研究采集墨西哥韦拉克鲁一所中学 44 名学生与导学系统 40 分钟的互动数据后,采用 SAX 算法、时间序列检测和标记学习者面部情感状态,为每位学习者形成 480 张图片组成的

数据集,发现能以 62.85% 的准确率识别与学习者成绩相关的情感发展轨迹,但仍需扩大被试群体范围以提高预测精准度(Padroón-Rivera et al., 2015)。有研究构建了群组学习中基于个体学习行为序列的好奇心实时动态预测模型,可预测其好奇心波动变化以及群体成员好奇心的整体水平(Paranjape et al., 2018)。然而,准确识别与学习成绩具有高度关联的学习者情感探测仍存在一定难度,有研究表明无法分离与学习成绩或表现有显著正或负相关的面部表情,部分原因在于数据库中的面部情绪表情总体水平较低,仍需进一步采集不同人群在不同学习任务中的面部情感数据(Nye et al., 2018)。

不同情感建模与探测技术的应用情境和效果存在差异,研究者应按需优化选择。有研究发现:对于单个优化阈值的学习者情感干预,特征工程模型的效果更好,对于模型置信度的学习者情感模型分析与预测,深度神经网络模型的效果更好,进而开发了一种支持学习者在开放式智能导学环境下开展科学学习的情感和行为探测器(Jiang et al., 2018)。有研究基于真实的学习者数据,运用机器学习技术构建学习者学习情绪检测模型,发现单情感模型效能优于多情感模型(Altrabsheh et al., 2015)。有研究者在基于对话的智能导学系统中,使用机器学习技术,通过多通道生理信号(心脏活动、呼吸、面部肌肉活动和皮肤传导),以及学习者与系统的情感“会话”交互,基于生理信号的自动情感分类器验证了对学习者情绪检测的可靠性(Hussain et al., 2011)。

情感建模与探测技术的未来研究应融合学习者不同层面的非语言因素,优化情感预测和干预模型。有研究以 200 多名中学生为被试,发现学习仪表盘一定程度能降低学习者的消极情绪,但其效果受使用方式和学习者性别影响(Muldner et al., 2015)。新近研究日益关注学习者非语言行为与学习者预测模型的整合,手势和姿势作为非语言行为是学习者具体情感模型的关键因素,基于手势驱动的智能导学极具发展前景,二者可为下一代情感驱动的个性化学习技术(affect-informed personalized learning technologies)奠定基础(Grafsgaard et al., 2013)。

(八) 智能技术支持教与学理论的分析与验证

知识跟踪模型和智能化探测工具能支持对教与学理论的验证,进而深化人们对教育理论的辩证分

析。布鲁姆教育目标分类法是教学设计的重要经典理论,有研究者采用深度知识跟踪模型(deep knowledge tracing,简称DKT)进一步验证布鲁姆分类法的层次性及重叠行为。该模型基于学习者在自适应学习平台上约4200万个问题的训练构建而成,研究证实了认知技能由简单到复杂的层次性以及非邻近技能之间存在重叠的观点,并提出一种用于解释每个学习目标之间相互影响的输出模型(Lalwani & Agrawal, 2018)。有研究采用自动化情感和知识探测器,通过分析学习者的交互状态验证“心流体验理论”,然而该研究发现与“心流理论”有一定出入,即学习者心流体验中产生的无聊/厌烦等情绪更多是由于学习资源质量低劣导致的,沮丧情绪是由于学习内容难度不合理引发的,促进学习者学习投入的在线学习设计需深入研究导致学习者产生厌烦或沮丧情绪的其他因素(Pedro et al., 2013)。

(九) 学习者素养的智能测评工具及方法

智能数据采集和分析工具可用于测评学习者协作问题解决等21世纪技能。有研究就群组协作学习帮助机器人解决各种迷宫开展实验,利用信号匹配、瞬时导数匹配、方向一致性和皮尔逊相关等生理同步测量方法,通过移动眼球跟踪器、运动传感器、电皮肤反应腕带等多模式传感器,采集与标记42组(N=84)编程经验学习者的群组协作学习技能数据(Dich et al., 2018)。有研究以40名8-12岁多动症儿童为被试,发现相比标准心理干预技术,智能代理能显著提高多动症儿童以及有社会技能缺陷的学习者的社会问题解决能力(Ahmadi et al., 2015)。

智能评估方法和工具可用于分析网络学习空间中学习者的认知和思维发展。有研究提出可利用自然语言处理和基于图形的分析技术(graph-based analysis techniques)有效了解学习者在不同课程主题中的认知发展。有研究发现基于探究社区理论模型、主题建模(topic modeling)和认知网络分析(epistemic network analysis)可为学习者批判性思维和深度思维技能发展提供新的质性研究视角,这对教学干预有效性的深入研究具有重要价值(Ferreira et al., 2018)。还有研究采用贝叶斯网络以接近85%的准确率预测学习者演绎推理能力的练习效果(Tatto et al., 2017)。在预测学习者学习迁移表现的效果方面,自动检测仪比贝叶斯知识追踪技术更胜一

筹,且只需要有限数量(20%)学习者的交互数据就能达到与之接近的预测性能(Baker et al., 2011)。

(十) 个性化反馈与自适应学习

以文本形式呈现自动化学习反馈信息具有单一性和低效性的弊端,不同形式的概念图能以多样、灵活和自适应的优势有效改善学习反馈体验和效果。有研究以59名计算机专业本科生为被试,发现学习者获得特定问题概念图能显著优化学习效果,且概念图学习的时间投入与学习效果正相关(Atapattu et al., 2015)。针对如何提高学习者阅读理解学习效果,有研究以置信标记工具构建概念图的自适应反馈方法(Kit-Build concept map with confidence tagging,简称KB map-CT),支持学习者构建概念地图并将其理解转化为可实现命题级自动诊断的学习者地图,利用每个命题的正确性和置信信息设计和识别指导反馈,帮助学习者更好地修改自己的地图,提高阅读学习质量(Pailai et al., 2018)。有研究以分别使用传统概念图(N=38)和“互惠知识库地图”(N=40)的两组大学生为被试,发现后者更能促进协作伙伴有效讨论和相互理解,且学习者对其有效性和学习体验的认可度更高(Wunnasri et al., 2018)。此外,以基于学生先验知识的自适应专家骨架图形式为学习者提供个性化学习脚手架,能促进学习者有意义学习(Wang et al., 2015)。

智能技术可为学习者开展知识交互和知识创造学习活动提供适应性支持。一种运行在iPad上且具有问题解答能力的智能电子教科书(“探究:生物学”),通过嵌入丰富的生物知识库和推理系统,能支持学习者与学习内容的交互,如提问、查询、反馈等(Spaulding et al., 2011)。有研究在一个开放的程序员在线学习社区中,通过使用基于标签的知识模型和贝叶斯模型实现了解学习者的个性化知识需求,预测学习者群体答案质量并提供适应性反馈,体现在最少知识工程支持下根据学习者知识变化进行调整的潜在优势(Ishola & McCalla, 2017)。自适应创造型导学系统(the Invention Coach)能基于教师的教学设计和基于规则的模型算法捕获教师的教学指导/导学策略,为其在课堂开展知识创造和探究类教与学任务确定平衡教学结构化和问题化的适应性指导策略,并对学习者进行跟踪导学(Aleven et al., 2017)。“误差模拟”指根据学生的错误认识模拟生

成相应情境与现象,让学习者将其作为反例,纠正和加深对概念的正确认识和理解,有研究以初中生为被试,发现该方法可使学习者因迷思概念导致错误答题的数量显著减少,有效帮助其纠正概念迷思问题(Hirashima et al., 2017)。

自动化生成提示的质量、语言和内容特征对学习者行为、认知和情感具有重要作用,影响个性化和自适应学习的实现效果。实践表明,即使采用数据驱动的提示生成技术,也并非所有提示都具有高价值,尤其在开放式问题解决情境中。有研究探讨在开放式编程学习情境中,智能导学系统生成的提示质量对学习者的求助行为的影响,发现前几个提示的质量与学习者今后是否使用提示正相关(Price et al., 2017)。有研究在高中几何智能辅导系统的应用实验中发现提示内容而非语言特征,会影响学习者学习表现并建议关注个体学习者差异和反馈内容的设计(Goldin & Carlson, 2013)。有研究针对智能导学系统中学习者学习任务的认知需求与情感支持的适应性问题,发现情感支持对认知需求较高的学习者效果更显著(Grawemeyer et al., 2018)。有研究发现智能导学系统中情绪、认知和无偏向三种反馈类型对成人阅读困难学习者的学习效果具有不同影响:尽管受试者自我报告偏好情绪反馈,但情绪反馈和认知反馈对于个人动机或感知有用性没有差异;基于编码的面部情绪分析表明,相比情绪反馈,学习者对认知反馈更敏感(Feng et al., 2015)。

(十一) 课堂教学实景的人工智能教育应用

课堂智能教学助手为教师感知非语言教学行为和丰富的学习分析场景提供支持,帮助教师优化和创新课堂学习设计。有研究使用视频运动跟踪技术捕获教师非语言行为,通过智能自动匹配实现评估与反馈,并验证了教师课堂非语言行为和学习者专注度之间的关联,为教师提供及时、精细、自动化反馈以创新未来课堂学习设计(Bosch et al., 2018)。可穿戴的教师实时教学感知工具——混合现实智能眼镜,为教师提供 ITS 生成的丰富学习分析场景,以及 ITS 可能不适合处理的教学情境等信息。有研究以 18 个班级的 286 名中学生和 8 名教师为被试,发现该工具能有效缩小不同先前能力学生的学习成绩差距,展现了融合人脑智慧和机器智能的增强型人工智能教室在支持学生有效学习方面的美好前景

(Holstein et al., 2018)。

基于内容的课堂视频检索可用于支持课堂学习环境评估。在评估系统中,语义地图可关联课堂视频中的语言性信息与视觉信息;计算机视觉和语音分析技术可测量视频特征;动态监测、教师追踪、面部特征识别、姿势估计、语音识别等提供对音视频的信息探测功能;9 个数据指标可用于评估学生课堂学习投入度、学习氛围以及教师教学行为敏锐度(见图 3)。因此,该系统在提高学习环境评估效率和支持广泛性检索任务方面具有较大潜在应用价值(Qiao & Beling, 2011)。

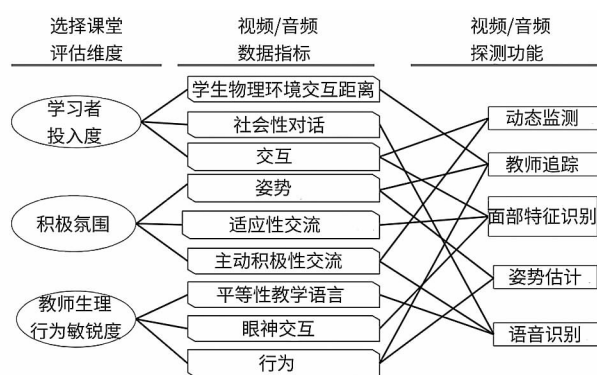


图 3 课堂自动化评估语义示意图(Qiao & Beling, 2011)

(十二) 未来智慧学习空间设计

智能技术支持的未来学习空间设计有助于加快构建“五化三学”的终身学习型社会。黄荣怀教授在 AIED2017 的会议主旨报告中指出识别学习情境(如学习时间、学习空间、学习同伴、学习等活动等信息)并提供匹配的学习方式(包括学习路径、学习资源、学习同伴、教学导师等)是智慧学习环境的基础,并提出智慧学习引擎概念框架作为整合型、交互型、智慧型学习环境的核心,可发挥以下三大功能:1)通过无线传感器识别来自学习者、教师、学习主题领域、学习环境、已有学习资源和情境、学习者模型等方面的数据。2)根据学习情境和学习偏好计算最佳学习路径,包括学习者情感数据建模、构建知识结构、最优化知识模型、连接学习者等。3)根据计算的最佳学习路径为学习者和教师提供个性化和适应性的策略、资源和工具。有研究开发博士生和导师的模拟学习环境,基于现实环境中的真实观测数据与实证研究成果构建并校准模拟模型,探讨不

同研究小组规模和导师指导力度对学生学习完成率和完成时间的影响,为深入了解如何构建支持学习者自主学习空间提供借鉴和参考(Lelei & McCalla, 2018)。巧妙设计学习环境的开放程度可最优化学习效果。有研究通过提供高开放性(自由浏览游戏的3D开放世界环境,自主探索解决问题)、低开放性(根据引导开展问题解决的学习)和完全控制性(需遵循解决问题场景的“理想路径”观看专家玩游戏的视频)三类微生物学游戏学习空间,探索不同类型学习空间对学习者的问题解决行为和学习体验的影响,发现低开放性学习空间的学习者学习成绩更高,但无效性行为更多(Sawyer et al., 2017)。

三、启示与展望

本研究通过对近十年教育人工智能应用国际会议论文集的梳理,归纳了十二大研究主题,并从借鉴、融合和创新三条进阶路径为我国教育人工智能应用的本土化发展创新提出建议。

(一)总结与反思

国际教育人工智能呈现新技术与教育相互融合、相互促进的教育变革态势:技术开发方面有基于数据挖掘和自然语言处理技术的数据共享、重用与分析应用,学习者情感计算与探测的智能技术与方法,学习者技能素养的智能测评工具及方法;学习环境设计方面有融合游戏化设计的智能导学系统、未来智慧学习空间设计;理论分析应用方面有学习者建模、智能技术支持教与学理论的分析与验证;学习应用研究方面有智能教学代理的设计与优化应用、大规模在线课程和移动学习的精准学习服务、机器学习技术的学习应用等不同研究主题。

1. 研究理念:以学习者为中心,关注技能素养和非智力因素

技术应用成功的关键标志是能否实质性地促进人的发展。近年来,随着从“教”到“学”的转向以及对学习者21世纪技能、思维素养、情感与动机的重视,一些研究逐渐转向将智能技术用于培育与发展学习者技能素养及情感,如发展学习者的计算思维、群组协作交流能力以及如何将消极情感通过个性化情感干预转化为积极学习情绪等。

2. 研究路径:从技术开发到实践与理论创新

众所周知,基于机器的深度学习是人工智能极

具代表性的一种技术,借助大数据和相关算法训练机器能够像人一样学习。随着技术的成熟与推广应用,人们开始关注如何将机器学习技术用于支持人的深层学习,并尝试教与学理论的创新发展。米切尔(Mitchell)在AIED2018国际会议的主旨报告中,就提到研究要从计算机如何“教”人转向人如何“教”计算机的视角,探索和创新学习理论及策略。托马斯(Thomas)则认为教育人工智能算法设计可从神经科学领域寻找依据和灵感,并实现将神经计算模型用于将行为、环境、大脑和遗传基因中的数据连接到学习者学习全过程,以构建更具科学性的教育理论。人工智能技术及算法的深入应用会催生新的学习范式,倒逼人们建构与之适应的教育新理论和创新教学应用模式。有学者(Mizoguchi)提出协商驱动的学习,融合了基于对话的导学、基于兴趣的协商以及协商过程中的情感计算,是基于开放学习者模型的一种新学习范式。

3. 研究场域:兼顾非正式学习与课堂实景应用

广而言之,人类学习方式可分为正式学习和非正式学习。正式学习通常主要指校园环境中的课堂学习,仍是教育研究与实践关注的主阵地。非正式学习则范围更广,如场馆学习、大规模在线课程学习、游戏化学习、移动环境下的泛在学习等。非正式学习凭借与身俱来的开放性,往往更早和更广泛地应用人工智能技术。相比之下,正式学习具有较大的封闭性和规范性,人们对人工智能等新技术在课堂教学中的应用常常抱有怀疑、恐惧和观望心理,这在国内体现得更明显。由于各国教育文化、制度及社会环境等的差异,西方国家教育人工智能在中小学课堂应用时间更早、应用范围相对普遍、应用方法模式更成熟。随着我国教师信息素养的提升,以及《新一代人工智能发展规划》《高等学校人工智能创新行动计划》《关于开展人工智能助推教师队伍建设行动试点工作的通知》等教育人工智能应用政策的推动,我国将逐步构建人工智能教育应用体系,并在中小学阶段引入人工智能普及教育,这将为人工智能在课堂教学等正式学习场域中的应用提供有力的内外部条件。

(二)启示与展望

1. 立足多样化视角挖掘小而精的研究主题,开展实证研究

1) 研究主题应立足研究生长点,延拓与深耕并重。教育人工智能领域近十年聚焦的十二大研究主题折射出多样化研究视角和生长点。我国教育人工智能应用研究目前则存在非理性的发文量爆发式增长、研究主题离散且内部耦合度低、量高而质低、缺乏深度与广度等问题(刘凯等,2018),这在一定程度上是受制于国际教育人工智能历经几十年发展再度兴起进而形成各国“你追我赶”的疾进“东风”,我国在该领域也缺乏前期理论研究和实践应用的深厚积淀。这警醒我们应避免盲目追新求快,加强对已有研究主题的应用价值评估,挖掘有深度的研究生长点,形成可持续发展的研究生态链。

此外,国际研究注重以学习理论为引领,加强教育人工智能技术在不同群体和学习场域的应用实践研究,例如,大多数研究基于一定的学习理论指导设计开发智能导学系统和教学代理,并从学习者的性别、学习经验等不同学习文化视角出发,设计和开展应用实践;善于从细微处入手,循序渐进地将研究主题从不同维度分解为阶段性具体研究问题,以教学代理的设计与有效应用为例,相关研究问题包括设计层面的教学代理开发研究、应用层面的教学代理与学习者交互机制研究以及实施层面的教学代理作用效果分析等。

2) 研究范式和方法设计应重视基于数据循证的实证研究。绝大多数国际研究基于具体研究对象采用不同类型的实证研究。其中,采用实验研究方法的居多,且多注重从研究情境、研究对象选取与数量、研究周期时长等方面加强研究过程的规范性,采用质性和量化相结合的混合研究方法和工具,用数据“说话”,注重研究结论的科学性和对比分析。因此,国际研究者的实证研究范式和具体研究设计都值得我们吸收和借鉴,以提升研究品质。

2. 借助国际平台和跨界思维,形成交叉融合型教育人工智能学术研究共同体

1) 以国际教育人工智能专业化组织为纽带,开展高质量的国际研究合作。近年来,不同国际组织在我国北京、武汉等地召开一系列高水平教育人工智能国际会议(如国际人工智能教育大会、第三届人工智能和自适应教育大会、首届国际人工智能与教育大会等),与美国联合举办“第四届中美智慧教育大会”等。这为我国学者借助国际学术交流平台

寻求高质量的国际联合项目合作提供了契机。

2) 以跨学科研究和跨界思维为引擎,打造高效能的“产-学-研-用-创”研究共同体。从历史发展看,教育人工智能始终致力于吸纳计算机科学技术、认知和学习科学、心理学、社会学等领域的研究成果,以开放的思维不断拓展教育创新的研究边界。同时,无论是专业化研究导向的高校科研团队、应用实践为导向的一线中小学教育实践者,还是教育产品开发推广的教育企业工作者,其实践活动都存在于教育生态圈不同要素间相互联系、相互作用的“产-学-研-用-创”发展生态链中,这在历届教育人工智能国际会议活动参与者主体的具体实践中展现得淋漓尽致。

3. 立足课程和教学,以育人为核心,重构智能时代的学习理论体系和实践发展路径

1) 以创新智能化学习设计为载体,重构学习理论体系和丰富实践应用模式。相比信息化教学设计,智能化学习设计是智能技术与“以学习为中心”的学习理念及方法交相融合的教与学设计实践新范式。它能创生承载人工智能知识和培养人工智能思维目标的新一代课程内容;改变学习资源的设计和供给方式;拓宽学习者与人、信息和社会的互动学习空间,增强学习者与智能学习空间各要素间的交互能力;以新的智能学习技术开发面向智慧学习的方法与策略体系,创新课堂教学实施流程和学习活动设计;最终重构学习理论体系和丰富实践应用模式。面对我国长期存在的中小学大班额教学问题,方海光等(2017)指出基于区块链技术的智慧学习机器人能为 K12 教育提供大规模学习服务应用。在中小学人工智能教育实践中,教师要注重基于人工智能核心内容和人工智能思维方式的课堂活动设计,建设具有区域特色的人工智能教育课程体系(马涛等,2019)。何文涛等(2019)提出基于知识建模图的在线教育资源众筹可广泛应用于校本课程开发、智能化备课,帮助教师实现差异化精准教学和个性化辅导。同时,已有研究者基于“智慧学伴”平台开展面向中学阶段不同学科(如数学、地理、生物、历史)的教学创新(王民等,2019)。未来需以干预和设计研究为主,进一步加强智能时代的学习理论基础研究,在不同学科教学实践中形成多元化的应用模式和富有特色的智慧学习实践案例。

2)以学习科学和神经科学为理论基础,研发智能学习产品并加快实践推广应用。面对社会各界对人工智能可能引发人类伦理道德问题的深思和担忧,我国已有一些学者针对中小学的德育问题,在理论和智能学习产品研发方面作出回应,但产品应用的体验和实践推广仍有较大发展空间。针对教育中的育人问题,陈鹏鹤等(2019)设计和开发智能手机移动终端的智能育人助理——AI好老师,未来该学习产品将转向机器人形态的智能育人助理。陈思宇等(2019)提出机器人不仅可以教知识,还能有效培育学习者的价值观。美中不足的是,目前的智能学习产品要么仍处于理论研究阶段,因缺乏一定的技术平台和团队研发力量支持,尚未形成实体性的可应用产品;要么已有成型的可应用产品,但因无法满足多样化的应用场景需求或应用体验不佳等问题,尚未形成大规模的实践推广应用。因此,高校教育人工智能理论研究者、人工智能跨学科科研团队及跨界的教育企业工作者、一线教学实践者需开展紧密合作,推动功能完善、类型多样和可大规模推广应用的智能学习服务产品研发,并形成一批优秀的智能学习服务产品应用实验示范区。

[参考文献]

- [1] Agapito, J. L., & Rodrigo, M. M. T. (2018). Investigating the impact of a meaningful gamification-based intervention on novice programmers' achievement [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 3-16.
- [2] Ahmadi, A., Mitrovic, A., Najmi, B., & Rucklidge, J. (2015). TURLAN: A simulation game to improve social problem-solving skills of ADHD children [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 328-337.
- [3] Ahmed, I., Lubold, N., & Walker, E. (2018). ROBIN: Using a programmable robot to provide feedback and encouragement on programming tasks [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 9-13.
- [4] Alevin, V., Connolly, H., Popescu, O., Marks, J., Lamina, M., & Chase, C. (2017). An adaptive coach for invention activities [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 3-14.
- [5] Altrabsheh, N., Cocea, M., & Fallahkhair, S. (2015). Predicting students' emotions using machine learning techniques [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 537-540.
- [6] Atapattu, T., Falkner, K., & Falkner, N. (2015). Educational question answering motivated by question-specific concept maps [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 13-22.
- [7] Baker, R. S. J., Gowda, S. M., & Corbett, A. T. (2011). Towards predicting future transfer of learning [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 23-30.
- [8] Bernard, J., Chang, T. W., Popescu, E., & Graf, S. (2015). Using artificial neural networks to identify learning styles [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 541-544.
- [9] Bondareva, D., Conati, C., Feyzi-Behnagh, R., Harley, J. M., Azevedo, R., & Bouchet, F. (2013). Inferring learning from gaze data during interaction with an environment to support self-regulated learning [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg; 229-238.
- [10] Borjigin, A., Miao, C., Lim, S. F., Li, S., & Shen, Z. (2015). Teachable agents with intrinsic motivation [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 34-43.
- [11] Bosch, N., Mills, C., Wammes, J. D., & Smilek, D. (2018). Quantifying classroom instructor dynamics with computer vision [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 30-42.
- [12] Buffum, P. S., Boyer, K. E., Wiebe, E. N., Mott, B. W., & Lester, J. (2015). Mind the gap: improving gender equity in game-based learning environments with learning companions [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 64-73.
- [13] Chaplot, D. S., MacLellan, C., Salakhutdinov, R., & Koedinger, K. (2018). Learning cognitive models using neural networks [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 43-56.
- [14] Conejo, R., Beatriz, B., & Bertoa, M. F. (2018). Measuring the quality of assessment using questions generated from the semantic web [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 57-69.
- [15] 陈鹏鹤, 彭燕, 余胜泉 (2019). "AI好老师"智能育人助理系统关键技术[J]. 开放教育研究, 25(2): 12-22.
- [16] 陈思宇, 黄甫全, 曾文婕, 董娜, 伍晓琪, 唐玉溪 (2019). 机器人可以教知识无法培育价值观吗? [J]. 中国电化教育, (2): 29-35.

- [17] Dich, Y., Reilly, J., & Schneider, B. (2018). Using physiological synchrony as an indicator of collaboration quality, task performance and learning [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;98-110.
- [18] Ferreira, R., Kovanovic, V., Gašević, D., & Rolim, V. (2018). Towards combined network and text analytics of student discourse in online discussions [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;111-126.
- [19] Ferschke, O., Yang, D., Tomar, G., & Rosé, C. P. (2015). Positive impact of collaborative chat participation in an edX MOOC [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015[C]. Springer: Switzerland;115-124.
- [20] Feng, S., Stewart, J., Clewley, D., & Graesser, A. C. (2015). Emotional, epistemic, and neutral feedback in AutoTutor triad dialogues to improve reading comprehension [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015[C]. Springer: Switzerland;570-573.
- [21] Forsyth, C. M., Graesser, A., Olney, A. M., Millis, K., Walker, B., & Cai, Z. (2015). Moody agents: affect and discourse during learning in a serious game [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015[C]. Springer: Switzerland;135-144.
- [22] 方海光, 仝赛赛, 杜婧敏, 李一迪 (2017). 基于区块链技术的智慧学习机器人设计研究: 面向大规模学习服务系统的智慧学习机器人[J]. 远程教育杂志, 35(4):42-48.
- [23] Girard, S., Chavez-Echeagaray, M. E., Gonzalez-Sanchez, J., Hidalgo-Pontet, Y. H., Zhang, L., Burleson, W., & VanLehn, K. (2013). Defining the behavior of an affective learning companion in the affective meta-tutor project [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg;21-30.
- [24] Goldin, I. M., & Carlson, R. (2013). Learner differences and hint content [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg;522-531.
- [25] Grafsgaard, J. F., Wiggins, J. B., Boyer, K. E., Wiebe, E. N., & Lester, J. (2013). Embodied affect in tutorial dialogue: student gesture and posture [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg;1-10.
- [26] Grawemeyer, B., Mavrikis, M., Mazzotti, C., Leeuwen, A., & Rummel, N. (2018). The impact of affect-aware support on learning tasks that differ in their cognitive demands [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;114-118.
- [27] Guin, N., & Lefevre, M. (2013). From a customizable ITS to an adaptive ITS [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg;141-150.
- [28] Hastings, P., Hughes, S., & Britt, M. A. (2018). Active learning for improving machine learning of student explanatory essays [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;140-153.
- [29] Harley, J. M., Carter, C. C., Papaionnou, N., Bouchet, F., Landis, R. S., Azevedo, R., & Karabachian, L. (2015). Examining the predictive relationship between personality and emotion traits and learners' agent-direct emotions [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015[C]. Springer: Switzerland;145-154.
- [30] Hirashima, T., Shinohara, T., Yamada, A., Hayashi, Y., & Horiguchi, T. (2017). Effects of error-based simulation as a counterexample for correcting MIF misconception [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland;90-101.
- [31] Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2018). Student learning benefits of a mixed-reality teacher awareness tool in AI-enhanced classrooms [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;154-168.
- [32] Holstein, K., Yu, Z., Sewall, J., Popescu, O., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2018). Opening up an intelligent tutoring system development environment for extensible student modeling [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;169-183.
- [33] Huang, Ronghuai. (2017). A conceptual framework for smart learnig engine [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland.
- [34] Hussain, M. S., AIZoubi, O., Calvo, R. A., & D' Mello, S. K. (2011). Affect detection from multichannel physiology during learning sessions with AutoTutor [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg;131-138.
- [35] 何文涛 (2019). 智慧学习环境下基于知识建模图的在线教育资源众筹及其应用研究 [J]. 电化教育研究, 40(4):59-67.
- [36] Ishola, O. M., & McCalla, G. (2017). Personalized tag-based knowledge diagnosis to predict the quality of answers in a community of learners [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland;113-124.
- [37] Jiang, Y., Bosch, N., Baker, R. S., Paquette, L., Ocumpaugh, J., Andres, J. A. L., Moore, A. L., & Biswas, G. (2018). Expert feature-engineering vs. deep neural networks: which is better for sensor-free affect detection? [A]. Rosé et al. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland;198-211.
- [38] Lallé, S., Taub, M., Mudrick, N. V., Conati, C., & Azevedo, R. (2017). The impact of student individual differences and visual attention to pedagogical agents during learning with meta tutor [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland;149-161.
- [39] Lalwani, A., & Agrawal, S. (2018). Validating revised

- bloom's taxonomy using deep knowledge tracing [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 225-238.
- [40] Lane, H. C., Noren, D., Auerbach, D., Birch, M., & Swartout, W. (2011). Intelligent tutoring goes to the museum in the big city: a pedagogical agent for informal science education [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 155-162.
- [41] Lelei, D. E. K., & McCalla, G. (2018). How to use simulation in the design and evaluation of learning environments with self-directed longer-term learners [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 253-266.
- [42] Le, C. V., Pardos, Z. A., Meyer, S. D., & Thorp, R. (2018). Communication at scale in a MOOC using predictive engagement analytics [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 239-252.
- [43] Leeman-Munk, S., Smith, S., Mott, B., Wiebe, E., & Lester, J. (2015). Two modes are better than one: a multimodal assessment framework integrating student writing and drawing [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 205-215.
- [44] Li, H., & Graesser, A. (2017). Impact of pedagogical agents' conversational formality on learning and engagement [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 188-200.
- [45] Long, Y., & Alevan, V. (2011). Students' understanding of their student model [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 179-186.
- [46] Long, Y., & Alevan, V. (2013). Supporting students' self-regulated learning with an open learner model in a linear equation tutor [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg; 219-228.
- [47] 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.
- [48] Ma, J., Kang, J., Shaw, E., & Kim, J. (2011). Workflow-based assessment of student online activities with topic and dialogue role classification [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 187-195.
- [49] Martínez-Maldonado, R., Kay, J., & Yacef, K. (2013). An automatic approach for mining patterns of collaboration around an interactive tabletop [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg; 101-110.
- [50] Matsuda, N., Sekar, V. P. C., & Wall, N. (2018). Metacognitive scaffolding amplifies the effect of learning by teaching a teachable agent [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 311-323.
- [51] McBroom, J., Yacef, K., Koprinska, I., & Curran, J. R. (2018). A data-driven method for helping teachers improve feedback in computer programming automated tutors [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 324-337.
- [52] Min, W., Frankosky, M. H., Mott, B. W., Rowe, J. P., Wiebe, E., Boyer, K. E., & Lester, J. C. (2015). DeepStealth: Leveraging deep learning models for stealth assessment in game-based learning environments [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 557-559.
- [53] Min, W., Frankosky, M. H., Mott, B. W., Wiebe, E. N., Boyer, K. E., & Lester, J. C. (2017). Inducing stealth assessors from game interaction data [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 212-223.
- [54] Mitchell, T. (2018). What if people taught computers? [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland.
- [55] Mitrovic, A., Dimitrova, V., Lau, L., Weerasinghe, A., & Mathews, M. (2017). Supporting constructive video-based learning: requirements elicitation from exploratory studies [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 224-237.
- [56] Mizoguchi, R. (2017). An AI methodology and a new learning paradigm [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland.
- [57] Muldner, K., Wixon, M., Rai, D., Burleson, W., Woolf, B., & Arroyo, I. (2015). Exploring the impact of a learning dashboard on student affect [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 307-317.
- [58] 马涛, 赵峰, 王有学, 高洁 (2019). 海淀区中小学人工智能教育发展之路 [J]. 中国电化教育, (5): 128-132.
- [59] Nguyen, H., Harpatead, E., Wang, Y., & McLaren, B. M. (2018). Student agency and game-based learning: a study comparing low and high agency [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 338-351.
- [60] Nye, B. D., Karumbaiah, S., Tokel, S. T., Core, M. G., Stratou, G., Auerbach, D., & Georgila, K. (2018). Engaging with the scenario: Affect and facial patterns from a scenario-based intelligent tutoring system [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 352-366.
- [61] Pailai, J., Wunnasri, W., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2018). Correctness- and confidence-based adaptive feedback of kit-

build concept map with confidence tagging [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 395-408.

[62] Paquette, L., & Baker, R. S. (2017). Variations of gaming behaviors across populations of students and across learning environments [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 274-286.

[63] Paranjape, B., Bai, Z., & Cassell, J. (2018). Predicting the temporal and social dynamics of curiosity in small group learning [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 420-435.

[64] Peddycord-Liu, Z., Harred, R., Karamarkovich, S., Barnes, T., Lynch, C., & Rutherford, T. (2018). Learning curve analysis in a large-scale, drill-and-practice serious math game: Where is learning support needed? [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 436-449.

[65] Pedro, M. O. Z. S., Baker, R. S. J., Gowda, S. M., & Heffernan, N. T. (2013). Towards an understanding of affect and knowledge from student interaction with an intelligent tutoring system [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg; 41-50.

[66] Padrón-Rivera, G., & Rebolledo-Mendez, G. (2015). Identifying affective trajectories in relation to learning gains during the interaction with a tutoring system [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 756-759.

[67] Perez, S., Massey-Allard, J., Butler, D., Ives, J., Bonn, D., Yee, N., & Roll, I. (2017). Identifying productive inquiry in virtual labs using sequence mining [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 287-298.

[68] Peterson, J., Pardos, Z., Rau, M., Swigart, A., Gerber, C., & McKinsey, J. (2015). Understanding student success in chemistry using gaze tracking and pupillometry [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 504-513.

[69] Pezzullo, L. G., Wiggins, J. B., Frankosky, M. H., Min, W., Boyer, K. E., Mott, B. W., Wiebe, E. N., & Lester, J. C. (2017). "Thanks alisha, keep in touch": Gender effects and engagement with virtual learning companions [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 299-310.

[70] Pham, P., & Wang, J. (2015). Attentive learner: improving mobile MOOC learning via implicit heart rate tracking [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 367-376.

[71] Potts, B. A., Khosravi, H., & Reidsema, C. (2018). Recipro-

cal content recommendation for peer learning study sessions [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 462-475.

[72] Price, T. W., Zhi, R., Dong, Y., Lytle, N., & Barnes, T. (2018). The impact of data quantity and source on the quality of data-driven hints for programming [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 476-490.

[73] Qiao, Q., & Beling, P. A. (2011). Classroom video assessment and retrieval via multiple instance learning [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Cham; 272-279.

[74] Ruseti, S., Dascalu, M., Johnson, A. M., Balyan, R., Kopp, K. J., McNamara, D. S., Crossley, S. A., & Trausan-Matu, S. (2018). Predicting question quality using recurrent neural networks [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland; 491-502.

[75] Sawyer, R., Smith, A., Rowe, J., Azevedo, R., & Lester, J. (2017). Is more agency better? the impact of student agency on game-based learning [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 335-346.

[76] Segal, A., Hindi, S., Prusak, N., Swidan, O., Livni, A., Palatnic, A., Schwarz, B., & Gal, Y. (2017). Keeping the teacher in the loop: technologies for monitoring group learning in real-time [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 64-76.

[77] Sjöden, B., Lind, M., & Silvervarg, A. (2017). Can a teachable agent influence how students respond to competition in an educational game? [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017 [C]. Springer: Switzerland; 347-358.

[78] Spaulding, A., Overholtzer, A., Pacheco, J., Tien, J., Chaudhri, V. K., Gunning, D., & Clark, P. (2011). Inquire for iPad: a biology textbook that answers questions [A]. Biswas, G., Bull, S., Kay, J., & Mitrovic, A. (Eds.). Proceedings of the 15th International Conference, AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 627.

[79] Sorour, S. E., Goda, K., & Mine, T. (2015). Student performance estimation based on topic models considering a range of lessons [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015 [C]. Springer: Switzerland; 790-793.

[80] Stamper, J. C., Koedinger, K. R., Baker, R. S. J., Skogsholm, A., Leber, B., Demi, S., Yu, S., & Spencer, D. (2011). Managing the educational dataset lifecycle with datashop [A]. Biswas et al. (Eds.). AIED2011 [C]. Springer: Heidelberg; 557-559.

[81] Price, T. W., Zhi, R., & Barnes, T. (2017). Hint generation under uncertainty: The effect of hint quality on help-seeking behavior [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B.

(Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland;311-322.

[82] Tato, A., Nkambou, R., Brisson, J., & Robert, S. (2017). Predicting learner's deductive reasoning skills using a bayesian network [A]. André, E., Baker, R., Hu, X., Rodrigo, M. M. T., & Boulay, B. (Eds.). AIED2017[C]. Springer: Switzerland;381-392.

[83] Thomas, M. (2018). Has the potential role of neuroscience in education been overstated? Can computational approaches help build bridges between them? [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018[C]. Springer: Switzerland.

[84] Wang, S., Walker, E., Chaudhry, R., Wylie, R. (2015). Personalized expert skeleton scaffolding in concept map construction [A]. Conati, C., Heffernan, N., Mitrovic, A., & Verdejo, M. F. (Eds.). AIED2015[C]. Springer: Switzerland;808-811.

[85] Westerfield, G., Mitrovic, A., & Billingham, M. (2013). Intelligent augmented reality training for assembly tasks [A]. Lane, H. C., Yacef, K., Mostow, J., & Pavlik, P. (Eds.). AIED2013 [C]. Springer: Heidelberg;542-551.

[86] Wunnasri, W., Pailai, J., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2018). Reciprocal kit-building of concept map to share each other's understanding as preparation for collaboration [A]. Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., McLaren, B., & Boulay, B. (Eds.). AIED2018 [C]. Springer: Switzerland;599-612.

[87] 王民,高翠微, 蔚东英(2019). 基于“智慧学伴”的地理学科能力发展研究[J]. 中国电化教育, (1):54-58.

(编辑:魏志慧)

Diverse Development Paths of Education Artificial Intelligence: Analysis and Enlightenment Based on AIED (2011-2018)

XU Huanyun & HU Xiaoyong

(School of Information Technology in Education, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract: *The International Conference on Artificial Intelligence in Education, as a high-quality international conference focusing on the applications of intelligent technology in education, has been more than 30 years since its start. This study presents a thematic analysis of the 309 articles published in its proceedings by Springer in the five meetings from 2011 to 2018, through the content analysis method to analyze the research status and development of international education artificial intelligence with 129 articles as fundamental materials to read thoroughly. The themes cover the following 12 main research topics: intelligent guiding system for gamification design, the application of artificial intelligence technology in classroom teaching, learner modeling, intelligent assessment tools and methods for learner skills literacy, data sharing and analysis based on data mining and natural language processing technology, learning application of machine learning technology, learner emotion calculation and detection, theoretical analysis and verification of teaching and learning based on intelligent technology support, precision learning services for large-scale online courses and mobile learning, future smart learning space design, intelligent pedagogical agent designing and its optimizing applications, personalized feedback and adaptive learning. Finally, some future research recommendations for the localization development and innovation of educational artificial intelligence in China can be taken into account: From the diversified perspective, exploring fine-grained and elaborate topics, and carrying out empirical research; With the support of international platform and cross-border thinking, forming a cross integrated educational AI academic research community; In curriculum and teaching scenarios, nurturing value and ability as the core elements, reconstructing the learning theory system and practical development path in the intelligent era.*

Key words: *educational artificial intelligence; learner model; intelligence tutoring system; educational game; pedagogical agent; data mining*