

对话式智能导学系统研究现状及趋势

屈静¹ 刘凯^{2,3} 胡祥恩² 杨钊¹ 蒋卓轩⁴

(1. 北京大学 教育学院, 北京 100871; 2. 华中师范大学 心理学院, 湖北武汉 430079;
3. 渤海大学 教育科学学院, 辽宁锦州 121007; 4. 京东 AI 研究院, 上海 200001)

[摘要] 对话式智能导学系统通过模仿人类自然语言对话辅导,能够促进学习者的综合分析、定性推理等深度学习能力。本研究基于深度学习视角,用文献分析法对其概念内涵、理论基础、架构特点和学习效果等相关研究进行梳理,指出对话式智能导学系统对深度学习具有明显的促进作用,但也存在学习效率欠佳、深度学习支持不足及开发成本过高三个亟待解决的问题。为进一步推动对话式智能导学系统的发展,本研究建议重视跨学科合作、引入通用智能导学框架、考虑潜在的伦理问题,同时着重关注多模态交互方式、多维度情感计算和多代理团队学习三个新兴研究方向。

[关键词] 深度学习;对话;对话式智能导学系统;通用智能导学框架

[中图分类号] G434 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2020)04-0112-09

一、引言

深度学习能力已被学界广泛认可为21世纪公民的核心素养。区别于浅层学习的简单记忆和浅层理解,深度学习指向应用、分析、评价和创造等高阶思维能力,其内涵是对知识的批判性理解和迁移(何克抗,2018)。《2017地平线报告(高等教育版)》强调,未来五年乃至更长时间,深度学习都将是教育质量提升的主要改革方向(沈霞娟等,2019)。信息技术的日新月异,令模拟对话辅导这种深度学习的教学策略得以实现——对话式智能导学系统(Conversation-Based Intelligent Tutoring Sys-

tem,CBITS)应运而生。作为智能导学系统的升级版,对话式智能导学系统突破计算机辅助教学系统(Computer Assisted Instruction,CAI)重复记忆、机械练习的局限,能有效提升学生概念综合、定性推断等深度学习能力(Graesser et al.,2001a)。

自2004年自然语言与话语分析首次成为智能导学系统国际大会专题以来,对话式智能导学系统迅速成为人工智能、学习科学、教育技术、心理学乃至脑科学共同关注的研究领域。在我国教育学界,对话仍囿于传统教学情境。而主流智能导学系统的学理探讨或应用实践不仅鲜有深度学习之踪更难觅对话之迹。因此,将对话式智能导学系统的研究现

[收稿日期]2020-02-11 **[修回日期]**2020-06-26 **[DOI编码]**10.13966/j.cnki.kfjyyj.2020.04.013

[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)。

[作者简介]屈静,博士研究生,北京大学教育学院,研究方向:智能导学系统、教育经济学(lucyqujing@pku.edu.cn);刘凯(通讯作者),博士,讲师,硕士生导师,渤海大学教育科学学院,研究方向:机器教育、通用人工智能(cenulk@ccnu.edu.cn);胡祥恩,教授,博士生导师,华中师范大学心理学院,研究方向:教育数据挖掘、智能导学系统(xhu@memphis.edu);杨钊,博士,副教授,博士生导师,北京大学教育学院,研究方向:教育经济学(pyang@gse.pku.edu.cn);蒋卓轩,博士,研究员,京东AI研究院,研究方向:智能对话系统、自然语言处理(jiangzhuoxuan@jd.com)。

[引用信息]屈静,刘凯,胡祥恩,杨钊,蒋卓轩(2020).对话式智能导学系统研究现状及趋势[J].开放教育研究,26(4):112-120.

状进行整理的必要性和紧迫性不言而喻。鉴于对话式智能导学系统的高度跨学科特点,只有抽取和整合不同学科的相关研究,从工程结构层面,才能探析深度学习的发生机理和实现机制。此外,诸多实证研究已验证了对话式智能导学系统的学习效果。分类归纳形成的成果,有利于理解对话式智能导学系统支持的深度学习发展水平,以及客观判断其发展趋势。

事实上,深度学习可定义为知识迁移的过程,分认知领域、个人领域和人际领域三个维度(National Research Council, 2012)。其中,认知领域指知识的推理、批判和问题解决;个人领域关注情感,如学习动机、元认知和自我调节学习;人际领域指用语言和非语言的表达,向他人解释信息并作出适当反应的能力,如团队沟通与协作。基于以上三个维度,本文用文献分析法梳理了对话式智能导学系统的概念定义、理论基础、系统架构和学习效果,剖析现有不足并展望未来前景。

二、概念定义和理论基础

从计算机辅助教学系统到智能导学系统的演进,是知识和技能传授逐渐深化,从浅层学习向深度学习发展的过程(Fletcher & Sottolare, 2018)。智能导学系统多以本体为基础,对领域知识及学习者状态变化建模(Graesser et al., 2005)。不同于计算机辅助教学系统千人一面的反馈和练习,智能导学系统在人工智能、学习科学、计算机语言学等多学科的助力下,尝试为学生提供接近人类教师的个性化指导(刘清堂等, 2016)。对话式智能导学系统是以对话辅导作为教学方式的智能导学系统(D' Mello & Graesser, 2013)。它有内外两个循环(VanLehn, 2006)。外循环帮助学生选择后续任务或者问题。内循环采用预期—误解定制式对话(Expectation & Misconception Tailored Dialogue, EMT),以探究性问答给予学生个性化的反馈和提示,完成对学生知识掌握和教学质量的评估,并提升学生反思和推理等深度学习能力(Graesser, 2016)。

对话式智能导学系统的理论基石为建构主义下的自我解释学习理论(Chi et al., 1989; Chi et al., 1994)。作为重要的元认知策略和探寻问题深层结构的学习活动,自我解释让学习者在对话中自我反思,将认知

结构从孤立、零散变得整合而系统,使个人心智模型达到高阶思维的水平(Ainsworth & Th Loizou, 2003; Chi, 1997)。自从SCHOLAR系统开创了对话式智能导学系统的先河,SE Coach系统成为第一个以自我解释理论为基础的对话式智能导学系统以来,技术领域涌现出了大量类似的系统,如CIRCSIM-Tutor、Geometry Explanation Tutor、Cordillera、AutoTutor和BEETLE II等。其中,最具代表性者当属AutoTutor。自1997年至今,AutoTutor系统已有30多个系列产品,包含大量深度推理性问题和元认知学习策略,被广泛应用于大学物理、生物、计算机、阅读理解等科目(Nye et al., 2014)。然而,从1970年至今,对话式智能导学系统已走过半个世纪的历程,却仍以一对一辅导为主,侧重于认知领域和个人领域能力的提升。

对话式智能导学系统通过脚手架和对话,能够为学生提供详细的反馈来弥补其缺失的信息和错误的理解,因此也被称为微步式智能导学系统(Micro-Step Based Intelligent Tutoring System, MBITS)(Chi et al., 2014)或子步式智能导学系统(Substep-Based Intelligent Tutoring System, SSBITS)(VanLehn, 2011)。需要区分的是,不具有对话辅导功能的智能导学系统被称为步式智能导学系统(Step-Based Intelligent Tutoring System, SBITS),如卡耐基梅隆大学开发的认知导师(Anderson et al., 1995)。某些步式智能导学系统(如COVE系统)也可能具有自然语言输入界面,但无法对自然语言话轮进行推理和反馈,故不属于对话式智能导学系统(VanLehn, 2011)。下文所有对话式智能导学系统均符合以上对话式智能导学系统的定义及内涵。

三、对话式智能导学系统的系统架构

本世纪初,对话式智能导学系统的架构渐趋成熟。其中,迪梅洛和格雷泽(D' Mello & Graesser, 2013)提出的六组件模型受到广泛认可。它包括输入转换(input transforming)、言语行为分类(speech act classification)、学习者建模(learner modeling)、领域模型(domain model)、对话管理(dialog management)和输出呈现(output rendering)六个部分。目前,该模型已被整合至通用智能导学框架(Generalized Intelligent Framework for Tutoring, GIFT)中。作

为智能导学系统架构的构建标准,通用智能导学框架旨在提升智能导学系统的兼容性,降低搭建门槛,同时持续评估技术对学习效果和系统性能、知识迁移和保留率的影响。它在领域模块、学习者模块、教学模块和交互模块四个基本模块的基础上,增设了传感器模块(Sottolare et al., 2017a)。这些模块遵循共享标准,能在通用智能导学框架内进行消息发送、接收、编码与解析时,仍保持运行的独立性。考虑到未来对话式智能导学系统的扩展性和兼容性,本文在通用智能导学框架下(见图1),具体探析对话式智能导学系统各个模块促成深度学习的原理和机制。

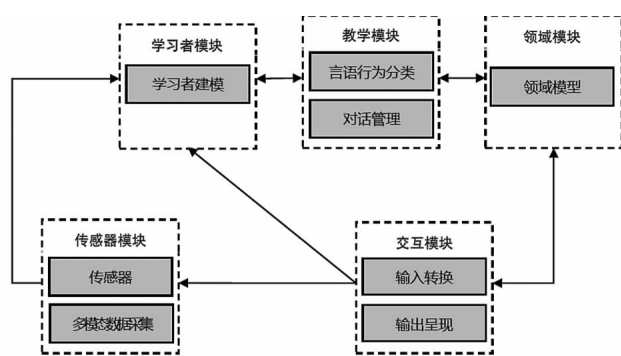


图1 通用智能导学框架下的对话式智能导学系统架构

(一) 领域模块

领域模块由概念、规则和解决问题策略组成。作为支持深度学习的基石,领域模块通常包含专家知识、易犯错误、判错规则和误解。通用智能导学框架的领域模块还决定内容的呈现顺序及反馈类型(如支持性、指导性的提示或问题),同时评估并保存学生的课业表现,最后将评价结果反馈给教学模块和学习者模块,保证领域模块的独立性(Sottolare et al., 2017a)。知识表征、计算和构建推理是领域模块的核心机制。早期的对话式智能导学系统用产生式、语义网络和概念图建立领域模块,后期开始采用句子和短语组成的脚本,形成深度推理性问题^①、正确答案、错误回答、提示和暗示(Graesser & Person, 1994)。辅导过程中,AutoTutor系统常会提出“为什么”“如果……然后呢?”“这是如何造成的?”等深度问题,并要求学生在系统帮助下形成深度解释(高红丽等, 2016)。不仅如此,对话式智能导学系统对答案的评估除“对”和“错”外,也允许“半对半错”。例如,BEETLE II系统会诊断学生回答是否

存在矛盾或缺失(Dzikovska et al., 2014)。不正确的回答将激活不同的教学策略,从而引发新一轮深度问答。

(二) 学习者模块

学习者模块是依据个体差异定制辅导并支持深度学习的核心模块。它包含领域特定(domain specific)和领域独立(domain independent)两类信息。前者对应深度学习的认知领域能力,反映学习者特定领域知识或能力的状态和水平,如课程进度、易犯错误、成绩表现等;后者指不依赖于具体学科的学习者个人特征,如学习动机、个性偏好、学习风格、自我效能感等(Sottolare et al., 2013)。因此,学习者模块能进行认知领域和个人领域建模,并按状态或其变化的历史以及传感器数据,对学生进行评估与分类(Sottolare et al., 2017a)。对话式智能导学系统通常需要完成两个颗粒度上的建模,一个是本地建模,用来判断学习者的回答是否正确,再提供反馈并做出教学决策,比如是否给予提示、暗示或者跟进提问等;另一个为全局建模,用以评估学习者对知识的掌握程度(D’Mello & Graesser, 2013)。需要指出的是,深度学习发生在本地而非全局建模中。以AutoTutor系统为例,其本地建模采用预期-误解定制式对话机制,将已存储的正确和错误答案与学生回答进行语义对比。回答不完全正确时,系统将给予提示,鼓励更多的自我解释,直至学生完成自我知识建构并形成正确理解。实际上,学习者模块中冲突解决的过程,也正是深度学习发生的过程(殷常鸿等, 2019)。此外,AutoTutor家族的MetaTutor系统还在学习者模型中加入对学生元认知的关注,进一步培养学生的自我调节学习能力(Nye et al., 2014)。

(三) 教学模块

基于领域模块和学习者模块,教学模块能够完成认知诊断并提供辅导策略^②。目前,辅导行为多被视为系统与学生的双向交互(Graesser et al., 2001a)。对话式智能导学系统教学模块的显著特点是以对话交互为中心,利用言语行为分类和对话管理模块,处理复杂的自然语言对话(D’Mello & Graesser, 2013)。其中,言语行为分类的作用是对冻结表达^③、学生问题及学生贡献进行分类;其次,对话管理模块通过模拟人类导师的教学对话分析并精准匹配学习状态,保持学习者认知与情感维度的

平衡(Boyer et al., 2008)。对话管理的对话策略包含主导策略和控制策略两种。主导策略分系统主导、学生主导和混合主导三类。对话式智能导学系统的主导策略多为系统主导或混合主导。主导策略直接关注学生认知层面深度学习能力的发展。混合主导下的教学则充分考虑到学生学习的自我调节和元认知策略。在控制策略实现上,对话式智能导学早期系统是基于模板或规则的。尽管所实现的对话灵活性尚有局限,但因解释性反馈更能促使外部信息从工作记忆转为长时记忆,形成信息加工的自动化,才令深度认知得以激发(National Research Council, 2012)。20世纪90年代后,基于统计原理的机器学习和自然语言处理迅速成为构建对话式智能导学系统的主流技术。这种运用统计模型预测后续状态的方式,极大地增强了对话系统的鲁棒性。对话式智能导学系统的教学模块还具有多轮对话管理功能,系统与学生围绕知识点进行层层递进而非发散讨论。若学生偏离主题,会被拉回主线,以促进反思,增进深度思考。

(四)交互模块

交互模块是驱动学习者模块的人机接口。在对话式智能导学系统中,交互形式主要是文本和语音,包含输入转换和输出呈现两个组件。输入转换组件将输入转换为系统可理解的形式。以对话式智能导学系统 SOPHIE 为例,它在用户输入为文本时,会进行大小写转换、拼写错误纠正和单词时态转换(Burton, 1977);若输入为语音,则通过自动语音识别技术转化成文本,再做处理。文本的输出,目前常采用基于自然语言生成的文本自动生成技术,如模板生成技术、管道技术、规划技术或统计技术(商雄伟,张志祥,2015);语音的输出,则使用文本转语音技术。有的对话式智能导学系统运用能够综合文本、语音和图像的动画代理技术增进交互。当然,研究表明,采用对话教学方式比采用其它交互方式,更能影响深层知识的学习效果(Graesser et al., 2003)。因此,对话智能导学系统的交互模块构建的核心在于如何有效推进对话。

(五)传感器模块

作为交互模块的延伸,传感器模块专门负责接收来自传感器的学生行为和生理信息等多模态的原始数据,并对数据进行过滤、分段和特征提取。处理

后的数据被发至学习者模块,以此帮助对话式智能导学系统完成学生认知和情感状态的分析,实现更准确和细颗粒度的学习者建模。

四、对话式智能导学系统应用效果

经过近五十年的发展,对话式智能导学系统已形成支持深度学习的完整架构并步入教学一线,对其应用效果的检视成为确保对话式智能导学系统科学性和有效性不可或缺的环节。

对话式智能导学系统带来的学习成绩提升,虽不及人类教师的一对一辅导,却优于计算机辅助教学系统。元分析结果表明,智能导学系统辅导效应值为0.66(Kulik & Fletcher, 2016),计算机辅助教学系统辅导的效应值仅为0.3(Kulik & Kulik, 1991),而人类辅导最佳——介于0.79至2.0之间(Bloom, 1984; VanLehn, 2011)。尽管效果不如人类,对话式智能导学系统仍体现出提升认知水平的显著优势。实证研究表明,考虑到控制组实验方法和测试科目的差异,AutoTutor系统的效应值在0.4至1.5之间,平均可达0.8(Nye et al., 2014),属中等偏上水平(Cohen, 2013),并非常接近人类辅导(Bloom, 1984)。其中,依据布鲁姆教学目标分类理论,将测试问题按认知水平分成浅层问题和深层问题后的研究发现,对比文本阅读和无辅导,AutoTutor系统在计算机基础课的深度学习方面带来的效应值为0.49,远高于浅层学习的0.05(Graesser et al., 2004)。卡耐基梅隆大学的实验显示,Geometry Explanation Tutor系统在辅导学生学习几何时,能形成更有效的学习策略(Aleven et al., 2004)。研究人员对学生对话辅导中的学习策略进行了分类编码,将关于角的名称和角的测量的回答,标注为只针对具体问题的“特定问题”学习策略。若学生回答角的特征,并用最小代价获得“正确答案的范围”,然后扩展至答案正确,则标注为“增量”学习策略。后者多被学业表现好的学生使用。研究发现,Geometry Explanation Tutor的“师生对话”能够促进增量学习策略的形成,并带来较高的长期学习收益。

若与步式智能导学系统相比,对话式智能导学系统也能产生更好的深度学习效果。新西兰两位学者开发了KERMIT-SE系统,用以检测对话交互引起

的自我解释能否提升学习成绩。对 125 名大学生两个小时前后测及实验干预后的结果表明,使用对话式智能导学系统 KERMIT-SE 的学生获得的学业成绩整体优于使用步式智能导学系统 KERMIT 的学生(Weerasinghe & Mitrovic, 2003)。类似的结果,也来自对话式智能导学系统 Cordillera 和步式智能导学系统 ANDES 的对比。无论定量或是定性问题,Cordillera 系统都具有显著提升学习成绩的作用。相比 ANDES 系统,Cordillera 系统平均效应值高达 0.82(Chi et al., 2014)。当然,对话式智能导学系统辅导效果优于步式智能导学系统,其原因通常被归结于对话式智能导学系统提供辅导的及时性和精细度。然而,范莱恩(VanLehn, 2011)的研究发现,按交互颗粒度从密到疏,将辅导分为人类辅导、对话式智能导学系统、步式智能导学系统、计算机辅助教学系统以及无辅导后,对话式智能导学系统与步式智能导学系统效应值相当,均为 0.76 并接近人类辅导的 0.79。这种现象被称为交互平原,它意味着交互颗粒度的增加,并不必然导致辅导效果线性增加。

五、总结及展望

(一) 研究总结

虽然班级授课在提升教育效率和降低成本上“一举两得”,但教学效果“打了折扣”。与人类教师的一对一辅导相比,二者差距达 2 个标准差(Bloom, 1984)。而且,学生对知识的连贯性解释、问题解决和推理的深度学习能力也难得以得到提高(Graesser et al., 2001a)。在教育质量与成本之间的矛盾日益尖锐的背景下,对话式智能导学系统登上历史舞台。受益于自我解释理论和人工智能技术的发展,对话式智能导学系统突破机械重复的浅层学习,采用预期—误解定制式对话模仿人类对话辅导实现学生的自我建构。ICAP(interactive, constuctive, active, passive)理论认为,被激发的互动性认知投入,更有可能引发深度学习(Chi et al., 2018)。以 AutoTutor 系统为代表的大量实证研究表明,除人类教师辅导外,对话式智能导学系统带来的学习效果优于包括步式智能导学系统在内的其他辅导方式,并有助于深层知识的掌握和学习策略的形成。通用智能导学框架下整合的对话式智能导学系统体系架构,进一步夯实了对话式智能导学系统的工程基础,令深度

学习的规模化和弹性化成为现实。然而,对话式智能导学系统仍存在不足:

首先,学习效率有待提高。现有对话式智能导学系统多以文本交互为主,学习时间的经济性差。研究发现,完成同样任务,对话式智能导学系统所需时间高于步式智能导学系统(Chi et al., 2014)。有实验显示,这种导学系统耗时几乎是文本阅读的两倍(Rosé et al., 2003)。这意味着,对话式智能导学系统有效提高学习成绩、促进知识深度理解和掌握,从某种程度上是以降低学习效率为代价的。

其次,对认知以外的深度学习能力支持不足。对话式智能导学系统主要聚焦于核心学科知识的掌握,及批判性思维形成和复杂问题理解的认知领域能力提升,而对团队协作和有效沟通等人际能力支持尚存不足。团队协作要求学生为实现团队共同目标,制定步骤,合作解决问题(卜彩丽等, 2016)。故而,学生需组织和利用资源,促成观点的有效沟通。但目前对话式智能导学系统大多以人机一对一辅导为主,较少支持团队学习环境。此外,非智力因素的表征和建模技术还存在一定困难,因而对话式智能导学系统对涉及个人领域的学习监控能力和学习意志的支持也有待加强。

再次,开发成本过高,规模化应用困难。对话式智能导学系统与其他智能导学系统一样,开发成本居高不下。据估算,200-300 小时的开发工程量才能产生 1 小时的辅导量(Chang et al., 2018)。即使在领域模块著作工具(Authoring Tool)的协助下,开发时间和辅导时间比仍高达 200:1(Koedinger et al., 1997)。IBM 创建的名为 Watson Tutor 的对话式智能导学系统可借助内容自动生成技术(Automatic Content Extraction Techniques),可将问答对、概念图、被标注的内容块和案例在内的非结构化信息自动标签并提取语料,继而生成可驱动对话的结构化信息,以此降低开发投入产出至 40:1(Chang et al., 2018)。但此种构建方式能否保证对话式智能导学系统的辅导效果,尚无确凿证据。总之,对话式智能导学系统应用开发成本偏高,是其在真实教学场景落地的瓶颈,也阻碍了对它的评估和改进。

(二) 趋势展望

1. 微观层面

对话式智能导学系统微观层面侧重于关注教育

技术和教学法,从多模态、多维度、多代理三方面推动发展。

1) 多模态的人机交互

可穿戴传感器、生物传感器(皮电、心电和脑电等信号)、手势传感、红外成像和眼球跟踪等数据收集和传感技术的进步,使多模态数据的捕获成为可能。心理、行为和生理的多模态数据全方位整合,能够帮助我们判断深度学习发生的程度,解释深度学习的作用机制(刘哲雨等,2018)。因此,对话式智能导学系统发展的多模态趋势与深度学习具有同步性和一致性。未来的对话式智能导学系统将融合文本、语音、面部表情、眼神交流、手势等的多模态交互方式来提升教学效率和效果。交叉验证传感器模块收集的多模态数据能降低各模态的噪声和不确定性,动态捕捉学生涉及情感和社会学习的全过程(Yang et al,2020)。实验证明,多模态数据,如音频和心理测量的结合,比单模态数据能更准确地评估学习者状态(Cukurova et al., 2019)。未来研究将聚焦于更精细的多模态表征建模、多模态学习分析、多模态融合引擎(Fusion Engine)、多模态与认知负荷之间的关系(Turk,2014)和不同模态之间是否等价等问题。

2) 多维度的情感计算

教育学和心理学研究表明,情感对学习起着重要作用,学习者的认知能力取决于情感状态(Frasson & Chalfoun, 2010)。情感状态也是深度学习考量的三个维度之一,但情感的测量和分析通常需要摄像头、传感器等设备,不仅成本高,且无法确认哪些数据与学习直接相关。对话式智能导学系统的优势在于,教学交互产生的大量对话与教学目标联系紧密。这些对话也被证明可有效预测学生情感状态(D' Mello & Graesser, 2012)。对文本进行话语分析是有效判断深度学习发生与否的方式(殷常鸿等, 2019),因此基于交互文本进行情感分析值得深入研究和关注。鉴于目前多数情感计算只停留在情感与其前因后果的线性关系层面,未来研究的主攻方向是引入更复杂的多维度情感计算模型,考虑情感组合、持续时间及其转换等问题,充分挖掘变量间的非线性关系(Graesser, 2019)。此外,如何借助学习分析和教育大数据挖掘技术,进行情感调节策略识别和反馈干预,建立具有情感调节功能的对话

式智能导学系统,也是此领域的重要研究课题。

3) 多代理的团队学习

以团队沟通与协作为核心的人际领域,是促进深度学习的重要评估维度。未来对话式智能导学系统将从一对一的传统辅导模式中解放出来,使用会话代理建立定制化的团队学习环境。例如,AutoTutor家族的Operation ARIES系统在教师代理、同伴代理和真人学生之间实现了三方对话。学生除与教师代理对话沟通外,还能观察两个代理之间的交互,亦可帮助同伴代理解决问题。实验结果显示,三方对话比传统一对一辅导模式能更有效地提升学习效果并改善学习情感(Graesser et al., 2017)。通用智能导学框架目前已纳入团队行为(如沟通、合作、认知、领导/指导和冲突)和团队产出(绩效、满意度和生存能力)之间关系的元分析研究成果(Sottolare et al., 2017b),并在模块里增加对团队学习的支持(Sottolare et al., 2018)。未来对话式智能导学系统将以多会话代理为基础进行团队建模,培养学习者的沟通协作和问题解决能力。研究重点是共享心智模型(shared mental model)、团队学习曲线、动态任务选择和多代理间的协调。当然,会话代理的发展还面临着创作工具、自然语言处理技术和脚本自动生成方面的挑战。

2. 宏观层面

对话式智能导学系统宏观层面则基于学科、范式及伦理视角,关注合作、标准及伦理三方面问题。

1) 增进学科合作

对话式智能导学系统具有高度跨学科性。设计需要学习科学的理论指导,构建需要计算机科学的技术支持,应用则需要教育学和心理学的操作把控。既往历史也印证了人工智能技术和学习理论是对话式智能导学系统发展的两大主要制约因素。我国学科协作与互助不充分是对话式智能导学系统领域研究数量少、质量低的重要原因,因而打破学科壁垒,搭建多学科融合创新平台,推进人工智能下的深度教学变革势在必行。

2) 遵从国际标准

高开发成本是阻碍对话式智能导学系统走进课堂的主要原因之一。通用智能导学框架提供的可重用模块和标准化组件,为加速构建对话式智能导学系统扫清了障碍。AutoTutor作为对话式智能导学

系统的典型系统,已将主要模块整合进通用智能导学框架,并支持多样化的对话式智能导学系统开发。遗憾的是,国内学者对此了解较少。本研究建议了解、遵行和利用这一标准化智能导学系统框架,加速研发对话式智能导学系统,促进我国真实教育场景中“智适应”产品的落地和迭代发展(刘凯等,2019)。

3) 重视伦理问题

对话式智能导学系统的伦理问题不容小觑。一项名为“旁观者图灵测试”(by-stander turing test)的实验发现,AutoTuto 在对话辅导上与人类教师无显著差异(Nye et al., 2014)。然而,对话式智能导学系统与人类教学相似度越大,欺骗性就越大。其代入感会令学生与系统之间产生依赖和情绪链接,从而可能导致学生社交能力的缺失(刘瑞娜等,2019)。因此,对话式智能导学系统适合用于哪些学生群体,值得从 AI 伦理层面加以研究和探讨。

[注释]

① 格雷泽和珀森(Person)将人类老师对话辅导的提问分为深度、中级和浅层三类。其中,属于深层问题的是原因性问题(为什么?这是如何造成的?)、结果性问题(如果……然后呢?)、目标导向性问题(为什么有人这样做?)、可行性问题(发生的条件是什么?)、诠释性问题(这意味着什么?)和预期性问题(为什么不这样呢?)。

② 对话式导学系统的辅导策略包含给予提示、给予信息补充、提供完型填空和给予结论四类。

③ 在基本对话循环外的学生反馈,包含冻结表达(frozen expression)和学生问题。冻结表达指那些与内容无关,或者对于问题没有贡献的学生回答,如对话的致谢(如“好”),简短的回复(如“是”或“不是”),元认知语句(如“我需要帮助”“我不知道”),或者抱怨。基本循环内的学生反馈包括导师提问,学生的贡献(针对问题的回答)和导师反馈。

[参考文献]

[1] Ainsworth, S., & Th Loizou, A. (2003). The effects of self-explaining when learning with text or diagrams[J]. *Cognitive science*, 27(4): 669-681.

[2] Alevin, V., & Koedinger, K. R. (2000). The need for tutorial dialog to support self-explanation[A]. *Proceedings of the Building dialogue systems for tutorial applications, papers of the 2000 AAAI Fall Symposium*[C]. AAAI:65-73.

[3] Alevin, V., Ogan, A., Popescu, O., Torrey, C., & Koedinger, K. (2004). Evaluating the effectiveness of a tutorial dialogue system for self-explanation[A]. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Tutoring Systems*[C]. Springer, Berlin, Hei-

delberg:443-454.

[4] Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors lessons learned[J]. *The Journal of the Learning Sciences*, 4(2):167-207.

[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] Boyer, K. E., Phillips, R., Wallis, M., Vouk, M., & Lester, J. (2008). Balancing cognitive and motivational scaffolding in tutorial dialogue[A]. *Proceedings of the International conference on intelligent tutoring systems*[C]. Springer:239-249.

[7] Burton, R. R. (1977). Semantic grammar: An engineering technique for constructing natural language understanding systems[EB/OL]. [2019-05-10]. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED135376.pdf>.

[8] Chang, M., Ventura, M., Ahn, J.-W., Foltz, P., Ma, T., Dhamecha, T. I., Marvaniya, S., Watson, P., D'Helon, C., & Wetzel, A. (2018). Dialogue-based tutoring at scale: Design and Challenges[EB/OL]. [2019-05-10]. <http://ceur-ws.org/Vol-2128/industrial1.pdf>.

[9] Chi, M. T. (1997). Quantifying qualitative analyses of verbal data: A practical guide[J]. *The journal of the learning sciences*, 6(3): 271-315.

[10] Chi, M. T., Adams, J., Bogusch, E. B., Bruchok, C., Kang, S., Lancaster, M., Levy, R., Li, N., McEllood, K. L., & Stump, G. S. (2018). Translating the ICAP theory of cognitive engagement into practice[J]. *Cognitive science*, 42(6): 1777-1832.

[11] Chi, M. T., Bassok, M., Lewis, M. W., Reimann, P., & Glaser, R. (1989). Self-explanations: How students study and use examples in learning to solve problems[J]. *Cognitive science*, 13(2): 145-182.

[12] Chi, M. T., De Leeuw, N., Chiu, M.-H., & LaVancher, C. (1994). Eliciting self-explanations improves understanding[J]. *Cognitive science*, 18(3): 439-477.

[13] Chi, M., Jordan, P., & Vanlehn, K. (2014). When is tutorial dialogue more effective than step-based tutoring? [A]. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Tutoring Systems*[C]. 210-219.

[14] Cohen, J. (2013). *Statistical power analysis for the behavioral science* [M]. Academic Press.

[15] Cukurova, M., Kent, C., & Luckin, R. (2019). The value of multimodal data in classification of social and emotional aspects of tutoring [A]. *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Education*[C]. Springer:46-51.

[16] D' Mello, S., & Graesser, A. (2013). Design of dialog-based intelligent tutoring systems to simulate human-to-human tutoring [A]. *Where Humans Meet Machines*[C]. Springer:233-269.

[17] D' Mello, S. K., & Graesser, A. (2012). Language and discourse are powerful signals of student emotions during tutoring[J]. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 5(4): 304-317.

[18] Dzikovska, M., Steinhauer, N., Farrow, E., Moore, J., &

- Campbell, G. (2014). BEETLE II: Deep natural language understanding and automatic feedback generation for intelligent tutoring in basic electricity and electronics[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(3): 284-332.
- [19] Fletcher, J. D., & Sottolare, R. A. (2018). Perspective of intelligent tutoring system design and use[M/OL]. *Assessment of Intelligent Tutoring System Technologies and Opportunities*. NATO Science & Technology Organization. https://www.sto.nato.int/publications/Pages/Technical_Reports_List.aspx?k=+&s=Search%20STO%20Technical%20Reports&v1=date (2019-6-2)
- [20] Frasson, C., & Chalfoun, P. (2010). Managing learner's affective states in intelligent tutoring systems[A]. *Advances in Intelligent Tutoring Systems*[C]. Springer. 339-358.
- [21] 高红丽, 隆舟, 刘凯, 徐升, 蔡志强, 胡祥恩(2016). 智能导学系统 AutoTutor:理论、技术、应用和预期影响[J]. *开放教育研究*, 22(2): 96-103.
- [22] Graesser, A. C., & Person, N. K. (1994). Question asking during tutoring[J]. *American Educational Research Journal*, 31(1): 104-137.
- [23] Graesser, A. C. (2016). Conversations with AutoTutor help students learn[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1): 1-9.
- [24] Graesser, A. C. (2019). Emotions are the experiential glue of learning environments in the 21st century [J]. *Learning and Instruction*, 101212.
- [25] Graesser, A. C., Forsyth, C. M., & Lehman, B. A. (2017). Two heads may be better than One: Learning from computer agents in conversational dialogues[J]. *Teachers College Record*, (119):1-20.
- [26] Graesser, A. C., Hu, X., & McNamara, D. S. (2005). Computerized learning environments that incorporate research in discourse psychology, cognitive science, and computational linguistics[A]. *Proceedings of the Experimental Cognitive Psychology and ITS Applications Decade of Behavior*[C]. 183-194.
- [27] Graesser, A. C., Lu, S., Jackson, G. T., Mitchell, H. H., Ventura, M., Olney, A., & Louwerse, M. M. (2004). AutoTutor: A tutor with dialogue in natural language[J]. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(2): 180-192.
- [28] Graesser, A. C., Moreno, K., & Marineau, J. (2003). AutoTutor improves deep learning of computer literacy: Is it the dialog or the talking head[M]. *Artificial intelligence in education: Shaping the future of learning through intelligent technologies*:47-54.
- [29] Graesser, A. C., Person, N., Harter, D., & Group, T. R. (2001a). Teaching tactics and dialog in AutoTutor [J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 12(3): 257-279.
- [30] Graesser, A. C., VanLehn, K., Rosé, C. P., Jordan, P. W., & Harter, D. (2001b). Intelligent tutoring systems with conversational dialogue[J]. *AI magazine*, 22(4): 39-52.
- [31] 何克抗(2018). 深度学习:网络时代学习方式的变革[J]. *教育研究*, 46(5): 111-115.
- [32] Koedinger, K. R., Anderson, J. R., Hadley, W. H., & Mark, M. A. (1997). Intelligent tutoring goes to school in the big city [J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 8(8): 30-43.
- [33] Kulik, C.-L. C., & Kulik, J. A. (1991). Effectiveness of computer-based instruction: An updated analysis[J]. *Computers in human behavior*, 7(1-2): 75-94.
- [34] Kulik, J. A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review[J]. *Review of Educational Research*, 86(1):42-78
- [35] 刘凯, 王韶, 隆舟, 王涛(2019). “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[J]. *开放教育研究*, 25(5): 33-48.
- [36] 刘清堂, 吴林静, 刘媛, 范桂林, 毛刚(2016). 智能导师系统研究现状与发展趋势[J]. *中国电化教育*, 357(10): 39-44.
- [37] 刘瑞娜, 刘坤瑜(2019). 基于四种教学场景的机器人教师伦理问题研究[J]. *晋阳学刊*, (1): 142-145.
- [38] 刘哲雨, 郝晓鑫, 王红, 吴立宝. (2018). 学习科学视角下深度学习的多模态研究[J]. *现代教育技术*, 28(3):12-18.
- [39] Michael, J., Rovick, A., Glass, M., Zhou, Y., & Evens, M. (2003). Learning from a computer tutor with natural language capabilities [J]. *Interactive Learning Environments*, 11(3): 233-262.
- [40] National Research Council (2012). *Education for life and work: Developing transferable knowledge and skills in the 21st century* [M]. National Academies Press.
- [41] 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(4): 427-469.
- [42] 卜彩丽, 冯晓晓, 张宝辉(2016). 深度学习的概念、策略、效果及其启示:美国深度学习项目(SDL)的解读与分析[J]. *远程教育杂志*, 34(5): 75-82.
- [43] Rosé, C. P., Bhembe, D., Siler, S., Srivastava, R., & VanLehn, K. (2003). Exploring the effectiveness of knowledge construction dialogues[A]. *Artificial intelligence in education: Shaping the future of learning through intelligent technologies*[C], 497-499.
- [44] 商雄伟, 张志祥(2015). 限定领域智能导学系统问题生成及对话管理技术[J]. *计算机系统应用*, 24(11): 242-246.
- [45] 沈霞娟, 张宝辉, 曾宁(2019). 国外近十年深度学习实证研究综述:主题、情境、方法及结果[J]. *电化教育研究*, 313(5): 111-119.
- [46] Sottolare, R. A., Brawner, K. W., Sinatra, A. M., & Johnston, J. H. (2017a). An updated concept for a Generalized Intelligent Framework for Tutoring (GIFT) [EB/OL]. https://giftutoring.org/attachments/download/2076/Updated%20Concept%20for%20the%20Generalized%20Intelligent%20Framework%20for%20Tutoring_9%20May%202017.pdf (2019-6-2).
- [47] Sottolare, R. A., Burke, C. S., Salas, E., Sinatra, A. M., Johnston, J. H., & Gilbert, S. B. (2017b). Designing adaptive instruction for teams: A meta-analysis[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 27(1): 1-15.

cial Intelligence in Education, 28(1): 1-40.

[48] Sottolare, R. A., Graesser, A., Hu, X., & Holden, H. (2013). Design recommendations for intelligent tutoring systems: Volume I - learner modeling [M/OL]. US Army Research Laboratory. [https://www.gifttutoring.org/documents/42\(2019-6-2\)](https://www.gifttutoring.org/documents/42(2019-6-2))

[49] Sottolare, R. A., Graesser, A. C., Hu, X., & Sinatra, A. M. (2018). Design recommendations for intelligent tutoring systems: Volume 6 -team tutoring [M/OL]. US Army Research Laboratory. [https://www.gifttutoring.org/documents/137\(2019-6-2\)](https://www.gifttutoring.org/documents/137(2019-6-2))

[50] Turk, M. (2014). Multimodal interaction: A review [J]. Pattern Recognition Letters, (36):189-195.

[51] VanLehn, K. (2006). The behavior of tutoring systems [J]. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 16(3): 227-265.

[52] VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems [J]. Edu-

cational Psychologist, 46(4): 197-221.

[53] VanLehn, K., Jordan, P., & Litman, D. (2007). Developing pedagogically effective tutorial dialogue tactics: Experiments and a testbed [A]. Proceedings of the Workshop on Speech and Language Technology in Education [C]: 17-20.

[54] Weerasinghe, A., & Mitrovic, A. (2003). Effects of self-explanation in an open-ended domain [A]. Proceedings of Artificial Intelligence in Education [C]: 512-514.

[55] Yang, X., Kim, Y.-J., Taub, M., Azevedo, R., & Chi, M. (2020). PRIME: Block-wise missingness handling for multi-modalities in intelligent tutoring systems [A]. Proceedings of the International Conference on Multimedia Modeling [C]. Springer: 63-75.

[56] 殷常鸿, 张义兵, 高伟, 李艺. (2019). “皮亚杰—比格斯”深度学习评价模型构建 [J]. 电化教育研究, 40(7): 13-20.

(编辑:李学书)

Current Status and Trend of Conversation-Based Intelligent Tutoring System

QU Jing¹, LIU Kai^{2,3}, HU Xiangen², YANG Po¹ & JIANG Zhuoxuan⁴

(1. Graduate School of Education, Peking University, Beijing 100871, China;

2. School of Psychology, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;

3. College of Educational Science, Bohai University, Jinzhou 121007, China;

4. ID AI Research, Shanghai 200001, China)

Abstract: As an interdisciplinary frontier research field, Conversation-based Intelligent Tutoring System (CBITS) has been highly anticipated because it is a possible path for the scale, automation, and humanization of deep learning. From the three domains (cognitive, intrapersonal, interpersonal) of deep learning perspectives, this study analyzed literature of the definition of CBITS, theoretical basis, architecture features, learning effects and then pointed out that CBITS can promote learners' comprehensive analysis, qualitative reasoning as well as other deep learning abilities by imitating human's one-on-one natural language tutoring. However, CBITS's learning efficiency, insufficient deep learning comprehensive support, and the high cost of development still need to be improved. For better efficiency and effect, the future research of CBITS will mainly focus on multimodal interaction, multi-dimensional affective computing, and multi-agent team tutoring. At the same time, interdisciplinary collaboration, introducing the Generalized Intelligent Framework for Tutoring (GIFT) and the ethics of Artificial Intelligence should also be taken into future consideration.

Key words: deep learning; discourse; Conversation-Based Intelligent Tutoring System; Generalized Intelligent Framework for Tutoring