

智能导学系统 AutoTutor: 理论、技术、应用和预期影响

高红丽^{1,3} 隆舟^{1,4} 刘凯¹ 徐升¹ 蔡志强² 胡祥恩^{1,2}

(1. 华中师范大学心理学院, 湖北武汉 430079; 2. 孟菲斯大学智能系统研究所, 美国田纳西州孟菲斯 38152; 3. 新乡医学院心理学系, 河南新乡 453003; 4. 怀化学院教育科学学院, 湖南怀化, 418000)

[摘要] AutoTutor 是一种基于自然语言的智能导学系统, 在模拟人类教师教学基础上采用自然语言与学生对话。其使用预期-误解定制式对话, 对学生的答案给予及时反馈, 并根据学生对问题理解的程度随时调整对话内容, 有效地引导学生构建理想答案。本文首先概述了 AutoTutor 的开发动因及自然语言导学的优势, 然后介绍了其背后的理论和技术, 回顾了已有应用研究, 并展望了未来的预期影响。AutoTutor 的开发以认知科学和学习科学理论为基础, 充分利用最新的文本分析技术和对话技巧, 使对话过程自然有效, 其后期发展还纳入了学习情绪相关理论。AutoTutor 对自然语言对话的分析主要采用正则表达式、潜在语义分析和言语行为分类器, 并使用 xAPI 标准记录学习活动数据, 以方便与其他系统进行信息交流。目前, AutoTutor 已被应用于多个学习领域, 学习效果可达 0.8 个标准差; 在旁观者图灵测试中, 被试不能区分对话脚本是由系统生成还是由真实教师生成的; 已实现脚本的在线协同编辑。这种基于自然语言的定制式对话可与已有学习平台整合, 实现优势互补。

[关键词] AutoTutor; 智能导学系统; 自然语言对话; 潜在语义分析

[中图分类号] G434

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2016)02-0096-08

智能导学系统是一种整合了理论研究(如认知科学、学习科学)、技术发展(如计算机科学、计算机工程)、教育实践和实证评估的集成系统。AutoTutor 由美国孟菲斯大学 1997 年起研发。该系统整合了现实教学中教师所采用的有效教学策略以及基于学习研究的理想化教学策略, 已被用于计算机基础、物理、生物、批判性思维、阅读、写作、医学、生物等多个领域。本文基于 AutoTutor 基本框架, 介绍相关理论、技术、应用及预期影响。

一、基本框架

(一) 预期-误解定制式对话

AutoTutor 使用预期-误解定制式对话(expectation- and misconception-tailored dialogue, 简称 EMT) (Graesser et al., 2014a)。该对话以开放式主问题开

始, 主问题通常包含一组预期的答案要素和常见误解。预期答案要素一般以句子表示。AutoTutor 通过多轮对话帮助学生尽可能构造出满意的答案。在每轮对话中, 系统将学生的回答与预期答案要素和误解进行比较, 以此给出不同的反馈并选择下一轮对话的材料(见图 1)。

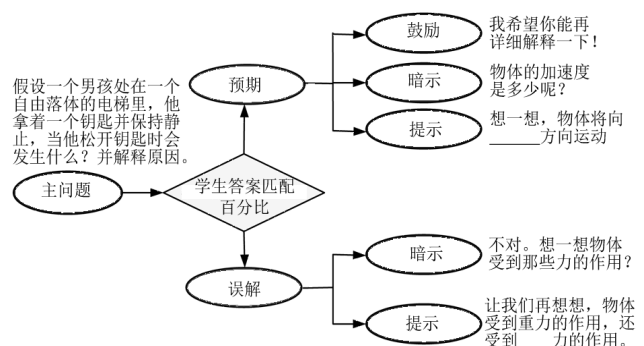


图 1 预期—误解定制式对话

[收稿日期] 2016-01-11

[修回日期] 2016-02-22

[DOI 编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2016.02.012

[作者简介] 高红丽, 在读博士生, 华中师范大学心理学院, 研究方向: 认知与学习心理、智能导学系统 (gaohonglipsy@gmail.com); 隆舟 (共同第一作者), 在读博士生, 华中师范大学心理学院, 研究方向: 基础心理学、智能导学系统 (jojolong8414@gmail.com); 刘凯, 博士后, 华中师范大学心理学院, 研究方向: 自然语言处理、智能导学系统 (ccnulk@gmail.com); 徐升, 硕士研究生, 研究方向: 自然语言处理 (564764396@qq.com); 蔡志强, 助教, 美国孟菲斯大学智能系统研究所, 研究方向: 自然语言处理、智能导学系统 (zcaizai@memphis.edu); 胡祥恩 (通讯作者), 博士生导师, “千人计划”特聘教授, 华中师范大学心理学院, 美国孟菲斯大学智能系统研究所, 研究方向: 认知心理学、数学心理学、智能导学系统 (xiangenuhu@gmail.com)。

AutoTutor 每一步使用的语言通常包括三个元素: 简短反馈+铺垫+启发式提问。例如, 你说的不错(反馈); 看看下面这个问题是不是能给你一点启发(铺垫); 当一个物体从飞机上释放后, 它在下落过程中的受力情况是怎样的呢(启发式问题)? AutoTutor 每一步所提的问题, 都是根据学生在对话中的表现选择的。这也就是所谓“定制”的含义。在对话过程中, AutoTutor 还会适时地以断言的方式把每个预期部分答案告诉学生。AutoTutor 使用这种定制式对话模式涵盖所有的预期答案。在这个过程中, 学生偶尔会问问题, 教师立即做出回答; 偶尔表现出误解, 教师会立即进行矫正。其他类型的教学活动包括回答学生问题、改正学生误解、总结、微型授课、评论等。

(二) AutoTutor 应用程序接口

AutoTutor 应用程序接口 (AutoTutor Application Program Interface, 简称 AAPI) 包括对话引擎 (AutoTutor Conversation Engine, 简称 ACE)、脚本编辑工具 (AutoTutor Scripts Authoring Tool, 简称 ASAT)、可共享的知识对象 (Sharable Knowledge Object, 简称 SKO), 三个主要部分分别实现自然语言对话管理、脚本编辑和传递接口 (Nye, et al., 2014a)。

1. AutoTutor 对话引擎

AutoTutor 对话引擎管理自然语言教学会话。它使用可定制的产生式规则系统、言语行为分类器、语义推理评估程序计算学生陈述质量, 并比较对于专家理想答案的累积语言贡献(如到目前为止关于某个主题的所有观点)。当对话引擎被整合进用户界面且有一套驱动教学交互的脚本时, 它便开始发挥作用。使用不同的产生式规则集合, AutoTutor 可以实现不同的教学策略, 一般聚焦于帮助学生解释深度推理问题。解释原则是 AutoTutor 背后的一个核心学习原则, 已被证明可以提高学习效果并引发深度学习。对话引擎可以运行任意规则集, 不局限于某一特定的教学风格集合, 常用的教学策略有预期误解定制式对话、自我反思性问题、替代教学等。

2. AutoTutor 脚本编辑工具

AutoTutor 脚本编辑工具是 AutoTutor 教学脚本和 SKO 中其它数据的编辑工具集合, 为 ACE 创建结构化脚本的工具集, 是自定义的自动化脚本生成器。ASAT-Desktop (ASAT-D) 是基于桌面的编辑

工具, 也是 AutoTutor 的主要编辑工具, 提供了创建所有教学脚本的强大编辑功能, 可以编辑引领教学、领域特异性对话(如问题、预期答案、暗示、提示)、典型的好/坏答案、基于模式匹配的言语行为分类器、常见反应类型的言语行为(如给予肯定反馈的十几种方法)、对话中教学代理的描述(如姓名、角色), 也可以提供由对话逻辑规则产生的状态转换网络的可视化分析。后续的三种编辑工具包括: 1) 基于网络的脚本编辑工具 (ASAT-W) 是为基于 Flash 的 AutoTutor 界面而开发的, 可以实现基于网络的协同编辑; 2) 可视化的脚本编辑工具 (ASAT-V) 使用流程图界面编辑脚本产生规则; 3) 基于表格的脚本编辑工具 (ASAT-FB) 可以编辑对话内容但不能编辑产生规则。

3. 可共享的知识对象

可共享的知识对象 (SKO) 是传递接口的总称, 处理学习者与 ACE 的交互作用。SKO 可以有不同的形式。S (Sharable) 表示基于网络、可嵌入内容、云端编辑, 以促进重复使用; K (Knowledge) 表示专家知识和学生知识; O (Objects) 表示独立模块, 是一个单元的构造块。SKO 是描述教学脚本数据和运行脚本所需相关资源的便携式数据容器, 是以服务为导向的框架, 包含特定服务(如客户会话)及与其他服务的交流以传递交互性教学的数据; 包含与教学相关的领域知识, 包括发送的信息以及从可用服务接收的信息。从本质上说, 每个 SKO 是一个微域教学。这些对象是可共享的, 表现在可以通过云端编辑, 教学和编辑都可基于权限共享, 可复制到一个独立的储存库。

二、相关学习理论

学习理论为学习者的学习和指导者的教学提供了依据和方向。有效的学习离不开学习理论的指导。但实际应用中, 学习理论在教学实践中的运用程度如何呢? 为了考查教学策略在教科书和教师授课过程中的运用程度, 美国开展了“48 本教科书和 48 位教师”的教育调研项目。结果显示, 在七种教学策略中, 没有一本教科书同时涉及两种以上策略; 大部分教师只使用单一的策略; 三分之一的教师没有使用任何一种策略。人们开始对教师的授课方式和水平产生怀疑。2015 年《华盛顿邮报》发表了“教

师年度培训花费数亿美元几乎是浪费”一文。从受益人数看,相对于庞大的教师群体,数亿美元的教师培训覆盖面不足一半;从培训效果看,接受了培训的教师很少使用学习理论和原则指导教学实践(Graesser et al., 2011)。鉴于传统人类教师的教学局限性,人们开始关注和研发基于计算机的智能家教系统(ITS)。为了解决传统教学中对理论原则的应用不足,早期智能家教系统把学习理论和认知学习原则运用到了计算机学习环境中。但批评者指出,这种做法仅仅重视理论学习原则,忽视了实践教学经验中教学策略的优势(Nwana, 1990)。基于此,美国孟菲斯大学的研究者在100小时专家教学互动实践调查基础上研发了AutoTutor系统,该系统不仅采用一般认知学习原则,而且纳入了实践教学成果,比如教学策略和学习者情绪状态的监控等。

(一) 认知学习原则

认知主义学习理论强调学习者的内部认知结构及教学情境中事物间联系对认知结构的建立和发展的影响。为了加强理论对学习实践的直接指导,学者们基于认知主义学习理论,针对认知结构和教学情境提出了相应的认知学习原则。

帕施勒提出七种认知原则(Pashler et al., 2007)。1) 间隔呈现学习内容。首次学习后,确保之后的几周到几个月内定期复习主要内容。2) 问题解决的样例与练习交叉进行。3) 口述与图表结合,即在口述的同时,结合图表呈现整体程序或关键步骤。4) 将概念的抽象和具体方面进行联系与整合。5) 使用提问促进学习。提问是一种主动的信息检索,增加了长时记忆中的痕迹。6) 帮助学生管理学习过程,即通过指导学习者判断学到了什么,协助他们确认哪些内容已完全掌握,哪些需要深入研究。7) 提出需要深层解释的问题。使用教学策略鼓励学习者提出或回答深层次的问题,激发他们对学习内容的思考和理解。

基于个体认知的终身发展观,格雷泽等提出了终身学习的25条学习原则(Graesser et al., 2008)。下文列举其中较重要的十条原则。1) 接近效应:需要建立相互间联系观念,应该以空间和时间上接近的方式呈现;2) 以知觉-动作为基础:在早期阶段,概念学习以具体的知觉动作经验为基础时效果更好;3) 生成效应:在学习测验中,主动生成答案的

主观题比再认答案的选择题更有助于加深学习;4) 故事和样例:相较于说教性的事实和抽象的原理,故事和样例更易于记忆;5) 反馈效应:学习者可以从针对自己学习表现的反馈中获得收益。反馈时间视学习任务而定,比如及时反馈有助于减少错误信息的学习;6) 认知负荷:学习材料不能超过学习者的工作记忆负荷;7) 认知失调:引发认知失调(如阻碍目标实现、矛盾、冲突、反常)的问题,更能激发深度推理和学习;8) 认知灵活:呈现多层次的观点,比如把实例、技能、程序和深层认知原理关联起来,更能激发学习者的认知灵活性;9) “金凤花”原则:作业的难度系数应根据学习者的已有知识和技能水平而定,不能太难也不能太容易;10) 深层问题:与浅层问题(如谁、什么、何时、何地)相比,学生在提问和回答时能够引发解释的深层问题(如为何、为何不、如何、如果…那么),更能受益。

在认知学习原则的应用中,AutoTutor最关心的问题是是什么水平的知识可以引发最大程度的学习收获?除了一般性的学习活动,AutoTutor更关注深层问题的解答及其收获(深层问题和深层推理)。深层问题一般会使用“为什么”“如何”“假如……会怎样”等关键词,而浅层问题则使用“什么”或“哪一个”引出简短的回答(Graesser & Person, 1994)。深层问题包括六种类型:前因(为什么,这是如何造成的),结果(如果,然后呢),目标导向(为什么有人这样做),可行性(发生的条件是什么),诠释性(这意味着什么),和预期性(为什么不这样呢)。在AutoTutor系统中,典型的教学对话常常以深层问题开始,以激发学习者的深层推理。学习者很难一次性回答正确,所以每一个深层问题都可以引发一系列的教学对话。在对话过程中,系统利用提问、暗示、提示和断言等帮助学习者对该问题获得全面理解。

(二) 教学策略

与具有普遍性的学习原则不同,源于教学实践经验的策略依赖于教与学的主体双方。教师依赖性主要体现在专家型教师的优势;学习者依赖性主要体现在实际学习过程和学习者特征的差异。研究者在100小时专家教学互动实践调查中曾提出疑问,专家教师的教学模式是不是与一般教师不同,是不是运用了更有效的教学策略(D' Mello et al., 2010)?通过对专家教师教学对话的编码分析和模

式研究发现, 专家教师比一般教师的教学策略更灵活、也更复杂, 46% 的教学对话起到了支架作用(先解释, 再辅助学生解答问题), 30% 的对话属于迷你型指导(D' Mello et al., 2010b; Olney et al., 2012)。其他研究也发现, 相较于新手教师, 专家教师提供了更多的总结和过程性指导、与学生的互动也更多(Lu et al., 2007; VanLehn, 2011)。总而言之, 专家教师的授课不是独白式而是互动式; 利用元认知问题(如“你理解了吗?”)或者其他简短的问题检查学习者的掌握程度, 进而激发小步收获。这种合作式授课中的浅层问题互动模式可以作为深层问题互动模式的有效补充。

早期 AutoTutor 更关注微观适应性(如在每次教学对话中适应学习者的发言), 而较少涉及宏观适应性(如为不同学习者提供不同类型的问题)。在传统教学中, 教师一方面需要根据学习者的学习实际进行调整, 另一方面需要考虑学习者的个体差异。当多个学生一起长期学习, 且彼此间学习起点不一时, 这种宏观适应性尤为重要。随着 AutoTutor 系统的发展, 研究者把宏观适应性与微观适应性相结合开发了 Deep Tutor 系统(Rus et al., 2013a, b)。学习者的学习路径由一系列知识状态构成, 每个知识状态都有其独特的掌握模式和不同的常见误解。DeepTutor 基于话语文本(教学对话)和问题解决评估(简短的选择测验)来确定学习者的当前学习状态(Rus et al., 2013b)。该系统绘制了学习者在掌握每个知识点时的不同学习状态和问题解决活动的地图。相较于早期 AutoTutor 中每个知识点的预期正确答案和常见误解彼此独立, DeepTutor 基于知识点掌握路径地图关注知识点之间的联系。举例来说, DeepTutor 为初级学习者提供难度系数较低的问题, 匹配较简单的常见误解; 随着学习水平的提升, 系统将为高级学习者提供难度系数较大的问题, 匹配较复杂的常见误解。

(三) 学习情绪

教师在教学中发现, 学习者在认知收获或认知受阻时, 常伴随着积极或消极的情绪。曼德勒、斯坦、德威克等就提出, 认知和情绪密不可分。鉴于认知和情绪间的紧密联系, AutoTutor 系统在后期开发中提出了新的假设, 对学习者的认知和情绪状态敏感的系统可以有效地促进学习过程(D' Mello et

al., 2007; Graesser et al., 2007)。系统可以把对认知、情绪和动机状态的评估结果纳入教学策略的选择, 促进学习投入、激励自信心、提高兴趣, 进而最大化学习收获。举例来说, 如果学习者处于沮丧状态, 那么系统一方面需要提供线索帮助学习者建构知识, 另一方面需要提供支持性的意见加强动机。如果学习者感到无聊, 那么系统需要呈现更多有趣或挑战性问题。

研究者根据新的系统假设开展了系列研究, 发现无聊、心流/投入、困惑和沮丧是学习者与 AutoTutor 系统互动过程中出现最多的情绪状态(Craig et al., 2004; D' Mello et al., 2006; Graesser et al., 2007)。无聊、困惑和沮丧属消极情绪, 但是当它们处于适当程度时可以促进积极的学习成果。心流则是一种高度理想的有助于学习的积极情绪状态。已有的智能导学系统大多关注激发和延长心流状态, 而较少关注消极情绪状态的积极效果, 后者正是 AutoTutor 关注的焦点。从理论上讲, 早期的归因理论(Heider, 1958; Weiner, 1986)和认知失调理论(Mandler, 1984, 1999; Schank, 1986)可以为关注消极学习情绪的情绪敏感型 AutoTutor 系统提供依据。

归因理论主要用于解释个体的成功和失败。成功或失败的原因可归为三种因素: 内部或外部, 稳定或不稳定, 可控或不可控。一般而言, 成功常常被归因为内部、稳定、可控的因素, 而失败常常被归因为外部、不可控因素。个体对成功或失败的解释决定了今后的努力程度及自信心状态。所以, 人们常常需要改变学习者的失败归因, 把失败归为内部、不稳定因素, 这样一来, 失败就变得可控了(如努力)(Heider, 1958; Weiner, 1986)。为了改变学习者的归因, 需要鼓励学习者关注学习目标。同理心是这个过程中的最佳情绪反馈。它起到两个作用, 既表达了对其目标受阻的同情, 又表达了提供帮助的意愿。当学习者意识到对方的同理心, 就更可能预期到对方的目标(Batson et al., 1995)。举例来说, 当 AutoTutor 系统对学习者的表达了同理心, 学习者会意识到系统将会协助他/她解决问题, 同时也更容易接受系统设置的学习目标。这样一来, 同理心策略就可以解决无聊和沮丧的情绪状态了。

认知失调理论强调认知不平衡在学习过程中的

重要角色。当面对矛盾、异常事件、目标受阻、等效的不同选择或者与预期不相符的刺激时,学习者较易产生主动、有意识的认知加工,以期解决这种认知上的不一致,从而更可能产生深层学习、获得深刻理解(Mandler, 1984, 1999; Schank, 1986)。困惑是一种与认知失调相伴随的情绪状态。当学习者表现出困惑情绪时,AutoTutor 系统首先鼓励学习者努力尝试以再次达到认知平衡;但当学习者长时间没有跳出认知失调状态时,系统需要表达同理心,并在他们丧失信心放弃前帮助他们跳出困惑的情绪状态。

三、相关技术

(一) 语义表征分析

语义表征分析(Semantic Representation Analysis, 简称 SRA)是一个通用的语义分析框架,用以整合现有的语义抽取/编码技术,如潜在语义分析(Latent Semantic Analysis, 简称 LSA)、高维空间类别等,生成关于语言实体(如字、词、短语、句子、段落、语篇等)的矢量表征(Hu et al., 2014)。在 AutoTutor 中,学习者与系统之间的交互通过自然语言进行,这就需要学习系统能处理语义。典型的学习场景是学习者观看学习材料之后回答与之相关的问题。系统会鼓励学习者不断尝试,直到学习者的回答十分接近“预期答案”。对学习者的每次回答,系统都需要判断回答与预期答案的语义相似程度,并判断其与前一次回答的语义相似程度(如果相似度过高,系统可能认为学习者没有给出新的信息,因此判定学习者没有思考)。因此,对语义相似性的度量是 AutoTutor 很重要的内容。AutoTutor 依赖词性分类器、言语行为分类器、语法解析器、正则表达式等进行语义分析,其中最常使用的语义匹配算法结合了潜在语义分析、正则表达式、频率加权内容词重叠等。

(二) 自动化衔接测量工具 Coh-Metrix

Coh-Metrix 是美国孟菲斯大学开发的文本处理工具(www.cohmetrix.com),已在研究者、教师和学生中广泛使用。Coh-Metrix 使用了词汇、词性分类器、语法解析器、语义分析器、潜在语义分析等计算语言学常用方法(McNamara et al., 2014),从叙事性、语法简单性、单词具体性、指称连贯和因果连贯五个维度评估文本的难度水平(Graesser et al., 2014b)。除了难度系数,Coh-Metrix 还提取了 100

多种其他的文本特征值,为文本分析和文本挖掘提供了丰富的数据。台中教育大学已开发出中文版 Coh-Metrix,用于分析繁体中文,华中师范大学正在开发简体中文版。Coh-Metrix 可用于分析 AutoTutor 中的对话特点,如学生的背景知识与会话连贯性的影响,使用话语连贯性预测学生的情绪状态等(McNamara & Graesser, 2012; D'Mello et al., 2009)。

(三) Experience API

SKO 遵照 xAPI 标准记录学习活动数据,以方便与其他系统进行信息交流,实现其模块化服务的功能。xAPI 又称 Experience API,是美国高级分布式学习组织(Advanced Distributed Learning, 简称 ADL) 2013 年 4 月发布的一种全新学习技术规范。xAPI 规范灵活,不仅能追踪基于网络的正式学习,也能追踪非正式学习、社会学习和真实世界中的经历。当学习者完成学习活动时,就产生了一个<操作者><动作><对象>格式活动声明。这些声明存储在有互操作性的学习记录存储库中,可通过第三方日志系统访问和查询具体数据进行后续的分析和可视化。xAPI 为实现教育大数据背景下学习经历数据的获取和共享,以及支撑智慧教育提供了新的技术规范(顾小清等, 2014)。

四、应用及预期影响

(一) 已有应用

AutoTutor 基于对话的教学有利于学生对知识的理解、分析、综合和评价。AutoTutor 不同模块可提供多种学习组织形式,如自我反思学习(self-reflection)、替代学习(vicarious learning)、适应性导学、可教代理、竞争性学习、小组学习等。教学代理的数量、角色、认知特征、互动策略等可根据真实学习者的特点组合,以实现学习效果最优化。SKO 可以将 AutoTutor 各模块整合,如在自我反思模块,使用学习特征曲线构建学生模型,根据不相关新信息(Irrelevant & New)、不相关旧信息(Irrelevant & Old)、相关新信息(Relevant & New)、相关旧信息(Relevant & Old)、总体覆盖率(Total Coverage)等来评估学生的理解程度。如果相关的新信息和旧信息都很高,但总体覆盖率很低,可使用 SKO 进行交互式对话帮助学生说出预期答案。如果无关旧信息很高,可使用三人对话来确认误解的存在。

目前, AutoTutor 已形成一个庞大家族, 它们基于共同的学习原则、预期-误解定制式对话、自然语言加工算法和对话代理。最初的 AutoTutor 用于计算机基础教学, 是核心的自然语言教学系统, 使用预期-误解定制式对话、深问题、潜在语义分析、正则表达式, 通过动画代理进行对话。后来的情绪敏感性 AutoTutor (AutoTutor Affect-Sensitive) 加入了情绪识别和自动反馈功能。WHY2/AutoTutor 将应用领域拓展至物理教学, AutoTutor-3D 加入了对物理问题的交互式三维模拟, DeepTutor 使用学习进程促进对物理概念的深度学习。Operation ARIES 和 AutoMentor 用于训练批判性思维技能, 基于三人对话, 并将教学内容融入教育游戏。AutoTutor 已被用于计算机基础、物理、生物、批判性思维、阅读、写作、医学、生物等领域, 可与元认知技能训练、情感探测、眼动指标、3D 模拟等结合 (Nye et al., 2014b)。

与阅读同样时间静态教学材料或与训练有素的人类教师相比, 使用 AutoTutor 可产生约 0.8 个标准差的学习收益 (Graesser et al., 2014a; VanLehn et al., 2007)。在旁观者图灵测试 (Bystander Turing Test) 中, 要求被试判断教学脚本中的对话是由 AutoTutor 这一计算机教师产生, 还是由熟练的人类教师产生的, 结果显示被试不能区分 (Person et al., 2002)。情绪敏感 AutoTutor 可根据对话模式、面部表情、身体姿势探测学习者的情绪, 如挫折、困惑、厌倦、投入等。对低知识水平的学习者来说, 情绪支持性 AutoTutor 比标准的 AutoTutor 更有效 (D’Mello & Graesser, 2012)。Operation ARA 通过教育游戏培养学习者的批判性思维, 特别是与科学研究相关的技能。研究表明, 使用该学习方式的学生获得更好的学习收益 (Halpern et al., 2012)。

(二) 预期影响

2015 年 10 月发布的主题为“学习和技能的技术” (Technologies for learning and skills) 的研究计划, 是欧盟“地平线 2020” (Horizon 2020) 计划之一。该计划指出, 当前学习的一大挑战是为个性化学习和协作性学习创建创新生态系统, 促进对数字化内容、工具和服务的开放, 实现高效的共同设计、创造和应用。提出的解决方案包括交互学习过程中内容、服务和背景数据的混合或重复使用, 且易于创建。自然语言教学可以支持多样的主题, 可满足多

种学习需求、增强和补充现有内容。将智能导学与已有的优秀教学资源相整合, 可以避免无谓的重复劳动。SKO 作为便携式智能导学系统模块, 可嵌入任何在线学习内容 (如 MOOCs), 学习者可随时随地调用该模块, 极大地增强学习效果。

以知识空间评估与学习 (Assessment and Learning in Knowledge Spaces, 简称 ALEKS) 为例, 它是基于知识空间理论的成熟商业学习系统, 专门从事 K-12 数学 (如代数) 教学。它根据知识空间理论评估学生的技能掌握程度, 提供处于学生最近发展区内的题目。ALEKS 是基于练习的掌握学习, 学生可以获得程序性技能, 但在概念和策略方面的支持有限, 且重复练习会使学生厌烦和分心。ALEKS 可以提供宏观水平的适应性练习但缺乏交互, 学生只能费力地解答问题直到掌握。SKO 可以使样例变得交互式 and 个性化。将 SKO 应用于 ALEKS, 可实现两者的优势互补, 如使用教师代理和学习同伴代理, 对样例解题步骤进行动态交互式教学。真实学习者可根据个人需求, 在某个解题步骤点开导学按钮, 与教学代理进行适应性对话。

[参考文献]

- [1] Batson, C., Turk, C., Shaw, L., & Klein, T. (1995). Information function of empathic emotion: Learning that we value the other's welfare [J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 68(2):300-313.
- [2] Craig, S. D., Graesser, A. C., Sullins, J., & Gholson, B. (2004). Affect and learning: An exploratory look into the role of affect in learning [J]. *Journal of Educational Media*, 29(3):241-250.
- [3] D’Mello, S. K., Craig, S. D., Sullins, J., & Graesser, A. C. (2006). Predicting affective states expressed through an emoter-aloud procedure from AutoTutor’s mixed-initiative dialogue [J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 16(1):3-28.
- [4] D’Mello, S. K., Olney, A., & Person, N. (2010). Mining collaborative patterns in tutorial dialogues [J]. *Journal of Educational Data Mining*, 2(1):1-37.
- [5] D’Mello, S., Picard, R., & Graesser, A. (2007). Towards an affect-sensitive autotutor [J]. *IEEE Intelligent Systems*, 22(4):53-61.
- [6] D’Mello, S. K., Dowell, N., & Graesser, A. C. (2009). Cohesion relationships in tutorial dialogue as predictors of affective states [A]. *AIED[C]*. 9-16.
- [7] D’Mello, S., & Graesser, A. (2012). AutoTutor and affective AutoTutor: Learning by talking with cognitively and emotionally intelli-

gent computers that talk back[J]. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, 2(4) : 23.

[8] Graesser, A. C., D’Mello, S. K., & Cade, W. (2011). Instruction based on tutoring[A]. In R. E. Mayer and P. A. Alexander (Eds.), *Handbook of Research on Learning and Instruction*[C]. New York: Routledge Press;408–426.

[9] Graesser, A. C., Halpern, D. F., & Hakel, M. (2008). 25 Principles of Learning[OL]. Washington, DC: Taskforce on Lifelong Learning at Work and at Home. Retrieved from <http://www.psyc.memphis.edu/learning/whatweknow/index.shtml>.

[10] Graesser, A. C., Jackson, G. T., & McDaniel, B. (2007). AutoTutor holds conversations with learners that are responsive to their cognitive and emotional states[J]. *Educational Technology*, 47(1) :19–22.

[11] Graesser, A. C., & Person, N. K. (1994). Question asking during tutoring[J]. *American Educational Research Journal*, 31(1) :104–137.

[13] Graesser, A. C., Li, H., & Forsyth, C. (2014a). Learning by communicating in natural language with conversational agents[J]. *Current Directions in Psychological Science*, 23(5) : 374–380.

[14] Graesser, A. C., McNamara, D. S., Cai, Z., Conley, M., Li, H., & Pennebaker, J. (2014b). Coh–Metrix measures text characteristics at multiple levels of language and discourse[J]. *The Elementary School Journal*, 115(2) : 210–229.

[15] 顾小清, 郑隆威, 简菁(2014). 获取教育大数据: 基于 xAPI 规范对学习经历数据的获取与共享[J]. *现代远程教育研究*, (5) :13–23.

[16] Halpern, D. F., Millis, K., Graesser, A. C., Butler, H., Forsyth, C., & Cai, Z. (2012). Operation ARA: A computerized learning game that teaches critical thinking and scientific reasoning[J]. *Thinking Skills and Creativity*, 7(2) : 93–100.

[17] Heider, F. (1958). *The psychology of interpersonal relations*[M]. New York: John Wiley & Sons.

[18] Hu, X., Nye, B. D., Gao, C., Huang, X., Xie, J., & Shubeck, K. (2014). Semantic representation analysis: a general framework for individualized, domain–specific and context–sensitive semantic processing[A]. *Foundations of Augmented Cognition*[C]. *Advancing Human Performance and Decision–Making through Adaptive Systems*. Springer International Publishing;35–46.

[19] Lu, X., Di Eugenio, B., Kershaw, T. C., Ohlsson, S., & Corrigan–Halpern, A. (2007). Expert vs. non–expert tutoring: Dialogue moves, interaction patterns and multi–utterance turns[M]. In *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing*. Berlin: Springer: 456–467.

[20] Mandler, G. (1984). *Mind and body: Psychology of emotion and stress*[M]. New York: Norton.

[21] Mandler, G. (1999). *Emotion*[A]. B. M. Bly & D. E. Rumelhart (Eds.), *Cognitive science*[C]. *Handbook of perception and*

cognition (2nd ed.). San Diego, CA: Academic Press;367–384.

[22] McNamara, D. S., & Graesser, A. C. (2012). Coh–Metrix: An automated tool for theoretical and applied natural language processing[M]. *Applied natural language processing and content analysis: Identification, investigation, and resolution*. Hershey, PA: IGI Global.

[23] McNamara, D. S., Graesser, A. C., McCarthy, P. M., & Cai, Z. (2014). *Automated evaluation of text and discourse with Coh–Metrix*[M]. Cambridge University Press.

[24] Nwana, H. S. (1990). *Intelligent tutoring systems: an overview*[J]. *Artificial Intelligence Review*, 4(4) : 251–277.

[25] Nye, B. D., Hu, X., Graesser, A. C., & Cai, Z. (2014a). AutoTutor in the cloud: A service–oriented paradigm for an interoperable natural–language ITS[J]. *Journal of Advanced Distributed Learning Technology*, 2(6) :49–63.

[26] Nye, B. D., Graesser, A. C., & Hu, X. (2014b). Auto-tutor and family: A review of 17 years of natural language tutoring[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(4) : 427–469.

[27] Olney, A., D’Mello, S., Person, N., Cade, W., Hayes, P., Williams, C., Lehman, B., & Graesser, A. C. (2012). Guru: A computer tutor that models expert human tutors[M]. In S. A. Cerri & B. Clancey (Eds.), *Proceedings of Intelligent Tutoring Systems (ITS)*. Berlin: Springer: 256–261.

[28] Pashler, H., Bain, P., Bottge, B., Graesser, A., Koedinger, K., McDaniel, M., & Metcalf, J. (2007). *Organizing instruction and study to improve student learning (NCER 2007–2004)*[OL]. Washington, DC: National Center for Education Research, Institute of Education Sciences, U. S. Department of Education. Retrieved from <http://ncer.ed.gov>.

[29] Person, N., Graesser, A. C., & Tutoring Research Group (2002). Human or computer? AutoTutor in a bystander turing test[A]. In *Intelligent tutoring systems*[C]. Springer Berlin Heidelberg: 821–830.

[30] Rus, V., Baggett, W., Gire, E., Franceschetti, D., Conley, M., Graesser, A. C. (2013a). Towards learner models based on learning progressions in DeepTutor[A]. *Sottolare, R. (Eds.), Learner Models*[C]. Army Research Lab: 85–196.

[31] Rus, V., D’Mello, S. K., Hu, X., & Graesser, A. C. (2013b). Recent Advances in conversational intelligent tutoring systems[J]. *AI Magazine*, 34(3) :42–54.

[32] Schank, R. C. (1986). *Explanation patterns: Understanding mechanically and creatively*[M]. Hillsdale, NJ: Erlbaum.

[33] VanLehn, K., Graesser, A. C., Jackson, G. T., Jordan, P. W., Olney, A., & Rosé, C. P. (2007). When are tutorial dialogues more effective than reading? [J]. *Cognitive Science*, 31(1) : 3–62.

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

ational Psychologist, 46(4) :197–221.

(编辑: 魏志慧)

[35] Weiner, B. (1986). An attributional theory of motivation and emotion[M]. New York: Springer-Verlag.

AutoTutor: Theories, Technologies, Applications and Potential Impacts

GAO Hongli^{1,3}, LONG Zhou^{1,4}, LIU Kai¹, XU Sheng¹, CAI Zhiqiang² & HU Xiangen^{1,2}

1. School of Psychology, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;
2. Institute for Intelligent System, University of Memphis, Memphis 38152, America;
3. Department of Psychology, Xinxiang Medical University, Xinxiang 453003, China;
4. School of Educational Science, Huaihua University, Huaihua 418000, China)

Abstract: *AutoTutor is a natural language tutoring system that simulates a human tutor by holding a conversation with learners in natural language. Most tutors in school systems are not highly trained in tutoring techniques and have only modest expertise on tutoring topics, but they are surprisingly effective in producing learning gains in students. Researchers have dissected the discourse and pedagogical strategies these unskilled tutors exhibit by analyzing approximately 100 hours of naturalistic tutoring sessions. These mechanisms and other ignored learning principles are implemented in AutoTutor. AutoTutor presents questions and problems from a curriculum script, attempting to comprehend learner contributions that are entered by keyboard, formulating dialog moves that are sensitive to the learner's contributions (such as short feedback, pumps, prompts, elaborations, corrections, and hints), and delivering the dialog moves with a talking head. This conversational structure has been termed expectation- and misconception-tailored (EMT) dialogue. Tutors give feedbacks to students according to how well their contributions match the expectations or misconceptions. In this paper, the rationale for developing AutoTutor was outlined first and the advantages of natural language tutoring were presented. Next, we reviewed theories and technologies behind the system, together with the applications and potential impacts that have evolved from AutoTutor. Theories on early versions of AutoTutor absorbed cognitive learning principles and practices of teaching strategies. Systems that evolved from AutoTutor added additional theories of emotional learning that have been evaluated with respect to learning and motivation. The technologies that support natural-language tutoring includes latent semantic analysis, part-of-speech classifiers, speech act classifiers, Coh-Metrix and others. The structure of semantic messages is based on FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents) and the Advanced Distributed Learning xAPI (Experience API) specifications. AutoTutor is designed to assist college students in learning the fundamentals of hardware, operating systems, and the Internet in an introductory computer literacy course, and until now it has produced learning gains across multiple domains (e.g., computer literacy, physics, critical thinking). On a 'bystander Turing test', AutoTutor was indistinguishable from a human tutor when individual conversational turns were evaluated by third-person bystanders who examined transcripts of human-tutor interactions. AutoTutor can integrate and largely enhance existing content with its interactive and individualized tutoring conversation.*

Key words: *AutoTutor; intelligent tutoring system; natural language dialogue; latent semantic analysis*