

# 图示化学习工具促进知能发展的 学习行为模式分析

吴忞 顾小清

(华东师范大学 教育信息技术学系, 上海 200062)

**[摘要]** 计算机图示化工具可以帮助学习者将内隐的问题解决和知识建构过程显性化,是促进知识技能发展的有效方式,也为分析评价知能水平提供了新的视角。作为学习分析的一种具体体现,分析学习者使用图示化工具的行为模式,有助于深入理解知能水平的成因并提供有针对性的学习支架。本研究提出利用序列分析方法,对图示化学习过程数据进行分析,探究能够促进知能发展的图示化学习行为模式。本文以医学教育中的临床诊断知识技能培训为例,介绍一种用于问题导向学习(PBL)的在线图示化学习工具,并通过分析学生的图示化学习过程数据,比较学习表现较好和较差的学生在图示化学习行为模式上的差异。研究发现,学习表现较好的学生具有“概念建构—假设提出—推理论证”三循环的学习行为模式,反映其较强的知识抽象概括能力和面向问题解决过程的、有目的的知识建构能力。分析结果表明,该图示化学习行为模式,对于促进专业知能发展有重要作用。

**[关键词]** 学习行为模式分析; 图示化学习; 专业知能发展

**[中图分类号]** G434

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1007-2179(2014)05-0059-08

## 一、研究背景

在医学、法律、教育、计算机等专业领域,一些知识技能水平表现卓越的从业者常被称为专家。如何促进学习者的专业知能发展,帮助学习者从新手成长为领域专家,一直是研究热点。研究者们普遍认为,专业知能的发展离不开知识建构和问题解决两种复杂认知活动,学习者需要不断学习领域知识和深化对知识的理解,并在问题解决的实践中提升专业技能(Ericsson, 2008; Lajoie, 2003)。但由于知识建构和问题解决活动是人脑的思维过程,具有内隐性,因此如何衡量学习者的专业知能水平并促进其发展,成为专业知能研究面临的一大挑战。

图示化的表征方式可以将隐性的思维过程显性

化,是知识技能培训和评价的重要手段(Jonassen, 2006)。图示化学习是学习者利用计算机图示化工具,建模学习过程和知识表征的一种学习方式,可以帮助学习者表达和外化思维过程,实现个人思维模型的不断完善和发展。同时,学习者在图示化学习过程中的建模过程,也是其认知模型不断验证、修改和完善的过程,这一特点为客观评价学习者的知识、技能提供了可能。图示学习制品随时间而演化,学习者在不同学习时间节点所呈现的学习制品之间的差异,恰恰反映了学习过程和专业知能发展的过程。于是,问题可以被归结为:如何对反映学习者知能水平的在线图示化学习过程和学习制品进行分析,从而发现学生知识技能的不足,并据此提供有针对性的教学干预。

**[收稿日期]** 2014-07-28 **[修回日期]** 2014-09-10

**[基金项目]** 国家社科基金十二五规划 2012 年度教育学一般课题“以‘语义图示’实现可视化知识表征与建模的理论与实践研究”(BCA 120024)。

**[作者简介]** 吴忞,香港大学博士,华东师范大学教育信息技术学系讲师,研究方向:图示化学习、专业知能发展、学习分析等(bwu@deit.ecnu.edu.cn);顾小清,教授,博士生导师,华东师范大学教育信息技术学系,研究方向:教育信息化理论与实践、教育培训系统设计开发、学习行为研究等(xqgu@ses.ecnu.edu.cn)。

以往学习分析技术多用于分析学习管理系统中记录的学习者档案、学习资源访问记录、提交作业、考试成绩等,缺少对图示化学习行为及其所反映的认知过程进行深入的分析。当前在线学习系统能自动记录学习者使用图示化工具进行学习的实时交互数据,因此采用合适的学习分析技术对这些图示化学习数据进行分析,比较不同水平、不同类别的学习者之间,以及学习者在不同阶段的学习行为的差异,从中挖掘学习者的在线学习行为模式,不仅可以呈现学习表现,还能揭示产生这一学习表现的原因,能为衡量学习者知能水平提供新的技术手段和新的视角。

## 二、知能水平的评测研究

很多研究者意识到,内隐的认知模型无法直接进行评估,只有通过将学习者的认知模型显性化,才有可能“观察”到学习者的知识技能水平。将认知模型显性化的技术可以分为两大类,即自然语言和图示化技术。前者包括有声思维记录(Ericsson & Simon, 1998)、词语关联(Gunstone, 1980)和概念及关系模型检测技术(Pirnay-Dummer, 2007)等;后者如概念图(Canas et al., 2004)、因果图(Al-Diban, 2002)、贝叶斯网(Neapolitan, 1989)、系统动力学模型(Karnopp et al., 1990)等。不同类型的图示化知识表征方法适合表征不同类型的知识(Minsky, 1981)。图示化技术不像自然语言方法,已在长期使用中高度自动化,需要学习者通过训练熟悉工具本身,但是认知模型的图示化表征具有直观形象和理论基础扎实等优势(Lajoie, 2000; Jonassen, 2006)。

对于如何评测图示化知识表征,一些研究者提出基于语义(根据图中包含的术语和命题的准确性)和基于图示结构(根据图的深度、广度、联通性等指标)两种方法(Koul et al., 2005; Taricani & Clariana, 2006)。图示化工具的结构化特征,例如知识论坛工具中的句首词功能(Scardamalia, 2004),使得对图示制品的测评分析不需要对数据进行事后编码,从而避免了文本分析中评分者的一致性信度问题,结果更为可靠。然而,图示化学习的测评过程,通常利用图示制品替代纸笔测试衡量学习者的知识技能水平,比如采用前后测的方法衡量

学生的知能水平是否提高,仍未跳出纸笔评价的窠臼,不能全面反映学习者思维模型随时间变化的动态过程。

为了进一步了解学习者认知模型所反映的知能水平变化,学习分析技术越来越多地被用于探索学习行为模式和认知模型的变化发展(Martin & Sherin, 2013)。例如,伯兰等人(Berland et al., 2013)采用聚类分析研究编程初学者的行为模式变化;富尼耶-卫格尔等人(Fournier-Viger et al., 2010)采用序列分析探索学习者在智能导学系统中进行问题解决,从而将建构任务模型用于提供学习辅助功能;戈波特等人(Gobert et al., 2013)提出二阶段的科学探究技能评测方法,先利用文本标签技术定义评价指标,后采用机器学习设计探测器探测日志数据所反映的学生特定行为模式。

结合图示化表征技术可用于呈现内隐认知模型,以及学习分析技术可挖掘学习过程中的行为模式的优势,本文提出利用序列分析方法对图示化学习过程数据进行分析,探究能促进知能发展的图示化学习行为模式。研究首先提出适用于问题导向学习的在线图示化学习工具,然后将其应用于医学教育的临床诊断知识技能培训,进而通过分析学习者的在线图示化学习数据,探索典型的图示化学习行为模式,分析特定的图示化学习行为模式对专业知能发展的影响。

## 三、促进知能发展的图示化学习工具

问题导向学习以领域实际问题来触发学习和问题解决,被广泛应用于不同学科的知识技能培训。为了帮助学习者外化知识建构和问题解决过程,促进知识技能的发展,本研究设计了一种图示化学习工具,即在问题导向学习环境中,将学习者与问题情境的交互活动通过称之为“双图”的论证图和概念图工具进行图示化表征(见图1)。

“双图”工具中的论证图包含数据节点、推理连接和假设节点,用于反映学生的问题解决过程,即在探究问题的过程中,获取和识别出关键信息来支持或反对提出的问题假设,最终得到结论的分析推理过程;概念图包括概念节点和概念关系,用于反映学生的领域知识建构过程,即分析解决问题时联想和运用到的相关领域知识概念和概念之间的关系。

“双图”工具支持的问题导向学习过程包含问题探究、信息获取(创建数据节点)、知识回顾与学习(创建概念节点和概念关系)、推理并提出假设(创建假设节点)、论证和解释(创建推理连接)、得出问题结论(更新假设节点)、反思和知识更新(更新概念节点和概念关系)等七个循环迭代的学习步骤。然而,学生在图示化学习过程中,并不一定按照这七个步骤的顺序按部就班地学习,而是受自身知识技能水平和问题理解能力等的影响,呈现不同的解决问题和建构知识的图示化学习路径。

学生的学习表现,即提出的问题解决方案和已建构的领域知识结构,是经过特定图示化学习路径产生的,即通过分析学习者绘制论证图和概念图(即“双图”学习过程)的学习日志数据,识别学生图示化学习行为模式,从而不仅可以验证“双图”学习的有效性,还可以探究学习表现差异的成因,为进一步提供个性化的学习支架提供诊断依据。

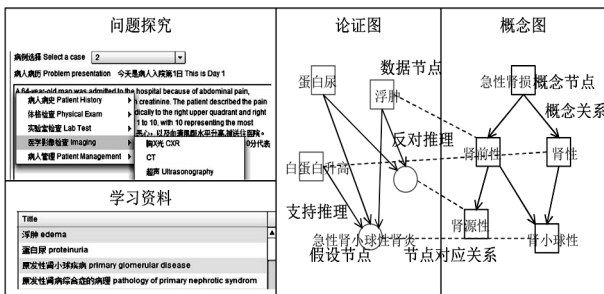


图1 在线图示化学习环境

### 四、研究情境和研究对象

本研究选择较复杂的医学领域的知能发展作为研究情境,应用在线图示化学习环境培训医学院学生的临床诊断知识技能,并利用学习分析技术对图示化学习个案中的学习者在线学习行为模式进行分析。在研究中,研究者选择肾病诊断问题作为在线学习的内容,通过和医学院临床专家紧密合作设计了四个临床病例。由于肾病无论是病因还是发病机理都与基础医学及临床多学科交叉广泛,是临床教学的重点和难点,因此选择该知识领域展开问题导向学习,不仅具有实际教学价值,也适合体现图示化学习在专业知能发展中的促进作用。

研究招募到上海某医学院五年制临床专业三、四年级 14 名学生参加临床诊断专业知识技能在线培训,所有参与者均完成肾脏病学科的相关理论学

习。学习者使用在线图示化学习环境,按照“双图”学习的要求,完成四个肾病案例的诊断分析。

### 五、研究方法和数据收集

在线学习行为分析的一般数据分析流程如图 2 所示,包含数据预处理、模式探索和模式分析三个阶段。1)数据预处理的在线行为编码可根据具体研究目的,确定合适的编码粒度,将底层的交互操作,如鼠标按键、键盘输入等,聚合为不同的学习行为类型。除自下而上的日志数据解析,数据预处理阶段还包括用户辨识(识别每个学习者的学习记录数据)、数据清理(剔除无关数据)、数据约简(删除冗余数据)等。数据预处理阶段的输出是时间序列的在线行为链,用于表征学生的在线学习过程。2)模式探索指选择合适的数据挖掘算法,从时间序列的日志数据中挖掘出有意义的学习行为模式,即在特定研究情境下可以合理解释的学习行为模式,并以数据驱动方式探索得到的行为模式;3)模式分析是通过后验的统计分析,验证研究问题所提出的假设。

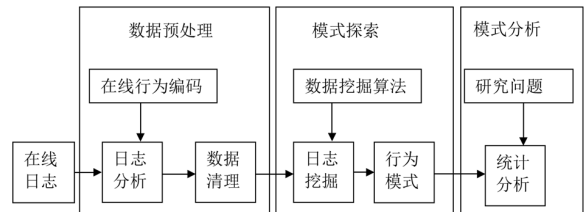


图2 在线学习数据分析流程

以往的学习分析研究多侧重研究静态模型所反映的变量之间的结构关系,缺少对于学习过程数据的定量分析。虽然有些研究使用了在线学习系统的日志数据,但其仅限于对数据进行频数分析,缺少时间维度的分析,未能有效挖掘日志数据所包含的丰富的学习过程信息,也就无从知晓学习表现的好坏究竟是由怎样的学习模式造成的。

由于问题解决的论证推理和知识建构过程本质上是学习积累的过程,是一步步的学习经历决定了学生如何学习以及学到了什么(Reimann, 2009),因此本研究针对学习者的在线学习数据,采用序列分析的模式探索方法,探究学生的图示化学习行为模式,并通过对它与学习制品的关联分析,总结特定行为模式下的专业知能发展。研究采用郑(Jeong, 2005)提出的状态转移序列分析方法和 Discussion Analysis Tool 分析工具,从在线日志记录的学习状

态序列中生成状态转移图,用于分析学生的学习行为模式。基本步骤如下:

(一)确定事件编码方案

因为本研究主要关注双图学习过程,即学生如何通过绘制论证图和概念图解决具体问题,并完善自身的领域知识结构,因此从日志中选择六个核心的学习状态进行编码(见图3),分别是:1)生成数据节点(DN);2)由数据节点生成概念节点(DN2CN);3)生成概念节点(CN);4)生成概念关系(CL);5)由概念节点生成假设节点(CN2HX);和6)生成推理连接(RE)。这六个学习状态分别对应于双图学习过程中的问题解决或知识建构活动:状态1对应通过问题探究获取关键信息的学习过程;状态2、3、4对应根据关键信息联系已有知识,并更新所学知识;状态5对应根据已有知识推理并产生假设;状态6对应利用找到的信息论证和解释产生假设的推理过程。

(二)将在线日志根据编码方案进行数据清理

数据清理分两个步骤:首先,由于日志数据所包含的在线图示学习环境中的操作共分16类学习状态,如获取问题信息、获取学习帮助等,所以需要先对原始数据做清理,仅保留所需分析的六类学习状态;其次,考虑到连续重复的学习状态可能是由于操作上的冗余,且较高的比例会使有意义的状态转移信息被淹没,因此进一步清理连续重复行为,仅保留一条学习状态记录,即最终生成的状态转移图中不包含转向自身的操作。

Table with columns: ACTION, CONTENT, C, D, E, F, G, H, I, J. It lists various learning actions like showMenu, deaGeneration, and conceptLinkGeneration with their corresponding content and timestamps.

图3 在线日志记录格式

(三)生成频数矩阵和转移概率矩阵

根据每个学生的在线日志记录,计算从每个特定类型的学习状态转为另一特定类型的学习状态的频数,生成频数矩阵;然后再将该学生样本的观测频

数矩阵转换为相对转移概率矩阵,以此确定该生每类学习状态的转移概率。这里的转移概率采用移出概率,即从某个学习状态转为其它所有学习状态的概率总和为1。图4的矩阵行表示当前的学习状态类型,矩阵列表示下个步骤的学习状态类型。

Frequency Matrix

Frequency Matrix table with rows: DN, DN2CN, CN, CL, CN2HX, RE and columns: DN, DN2CN, CN, CL, CN2HX, RE. Values represent the number of transitions between states.

Transitional Probability Matrix

Transitional Probability Matrix table with rows: DN, DN2CN, CN, CL, CN2HX, RE and columns: DN, DN2CN, CN, CL, CN2HX, RE. Values represent the relative probability of transitions.

图4 频数矩阵和转移概率矩阵

(四)根据转移概率矩阵生成状态转移

根据状态转移矩阵可以生成如图5所示的状态转移图。图中圆形节点表示不同的学习状态类型,箭头表示状态转移方向。箭头上方的数字表示状态转移的概率,单位是百分比,概率越大,箭头越粗,表示从当前学习状态转向箭头所指学习状态的可能性越大。从状态转移图可以直观地了解该生常见的在线学习行为过程,从而掌握其学习行为的整体特征。

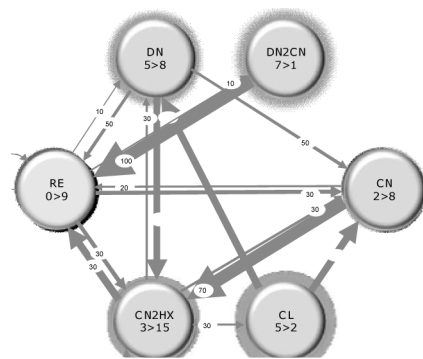


图5 在线学习行为的状态转移

(五)从状态转移图发掘学习行为模式

由状态转移图可以清楚地发现学习者特定的学习行为模式。例如,由图5可以发现学习者的行为模式有:

- 1) 建立概念关系(CL)→生成概念节点(CN)

→从概念节点生成假设节点(CN2HX)→建立数据节点到假设节点的推理关系(RE)→生成概念节点(CN)

2) 建立概念关系(CL)→创建数据节点(DN)

3) 由数据节点生成概念节点(DN2CN)→推理(RE)

状态转移图所反映的学习行为模式,需要结合学习状态频数,剔除低频学习状态下得到的行为模式。例如,本例中CL和DN2CN的频数分别只有2次和1次,远低于设定的阈值8次。因此,最后保留的行为模式为:

生成概念节点(CN)→从概念节点生成假设节点(CN2HX)→建立数据节点到假设节点的推理关系(RE)→生成概念节点(CN)。

最后,对数据驱动方式得到的行为模式还需要进行逻辑验证,以保证得到的学习行为模式能以教育的相关理论加以解释。

#### (六)建立学习行为模式和学习结果的对应关系

这主要是邀请领域专家依据事先确定的量规,对学生在线学习制品进行评分,并根据得分高低将学生分组,分析高分组和低分组的共性在线学习行为模式,并做关联分析,在此基础上,总结造成最终不同学习结果的过程性因素,以为学生图示化学习提供个性化的学习支架。

## 六、图示化学习行为模式分析结果及讨论

根据在线日志的时间戳计算每个学习者的平均在线学习时间和平均学习行为数显示(见表一),平均每个病例的学习时间达74分钟和131个学习状态。总体而言,学生对在线图示化学习的学习投入较好,学生间的学习投入差异较大。

表一 学生完成四个病例的在线学习描述性统计

|          | 均值 M | 标准差 SD | 相关系数 r | 伴随概率 p |
|----------|------|--------|--------|--------|
| 学习时间(分钟) | 296  | 156    | .785   | .004   |
| 学习状态(个)  | 526  | 281    |        |        |

为了比较不同知识技能水平的学习者在图示化学习行为模式上的差异,需要对学生的在线学习表现进行评分,并依据得分分为好和差两组,研究者因此邀请两位肾病专家根据图示学习制品评价量规,

分别对所有14名学生的学习制品(双图)进行打分(一致性信度值 $r=.73$ ,  $p<.05$ )。研究者根据双图得分(满分20),将学生分成学习表现较好(序号1-7,得分 $\geq 9$ )和较差(序号8-14,得分 $<9$ )两组(见表二);然后,根据在线学习日志数据统计学生的学习状态总数、不同学习状态的移出次数,运用状态转移序列分析生成状态转移图,并识别每个学生的学习行为模式;在此基础上,通过比较学习表现好和差的两组学生的学习行为模式,总结造成学习差异、具有共性的图示化学习行为模式。

从结果可以发现,表现较好的一组学生具有“概念建构—假设提出—推理论证”三循环的共性学习行为模式,即生成概念节点(CN)、从概念节点生成假设节点(CN2HX)和建立数据节点到假设节点的推理关系(RE)三个学习状态构成的循环,而表现较差的组不具备这一行为模式。此外,学习表现的好坏与学习行为的总数无显著相关。

“概念建构—假设提出—推理论证”三循环的学习行为模式说明学习表现较好的学生在问题解决的过程中,能够有意识地进行相关领域知识的自我建构,会从推理论证过程中总结和归纳新知识,并对已有的知识结构进行重构,这与费舍尔等人(Fischer et al., 2002)的研究发现一致。他们认为,有经验的学习者不会局限于问题情境的具体信息,而是能将相关信息与理论概念建立关联;缺乏经验的初学者往往只能复述问题的信息,而不是在理解基础上解释问题。李等人(Lee et al., 2011)进一步指出,当问题解决思路和学生已有知识产生冲突,将促进学生知识概念的转变。学习者的认知模型只有经历问题解决的实践挑战才能不断完善和发展,而浅层次的问题复述解释活动并不能实现认知模型的进化(VanLehn, 1996)。此外,表现较好的学习者的知识建构活动也更具目的性,通过不断完善知识结构(概念节点)能有利于形成问题的解决方案(假设节点),这也符合知识建构能力的发展先于问题解决能力的发展这一论断(Phye, 2001; Rebello et al., 2007)。

## 七、结论与讨论

本文从专业知能发展的角度,提出一种结合图示化学习和学习行为分析的方法,用于探究能够促

表二 在线学习数据分析结果

| 样本序号 | 双图得分 (0-20) | 学习状态总数 | 移出频数 (>8)                                    | 转移概率图 | 行为模式  |
|------|-------------|--------|--|-------|---|
| 1    | 10          | 599    | CN:14<br>CN2HX:15<br>RE:14                   |       | 1) DN->RE->CN-><br>CN2HX->RE<br>2) CL->CN                                       |
| 2    | 14          | 776    | CN:11<br>CN2HX:12<br>RE:10                   |       | 1) DN->CN-><br>CN2HX->RE-><br>CN->CL  |
| 3    | 12.5        | 308    |  |       | 1) DN->CN2HX-><br>RE->CN->CN2HX<br>->RE<br>2) DN2CN->RE<br>3) DN2CN->CL-><br>RE |
| 4    | 10.75       | 345    | DN:8<br>CN:8<br>CN2HX:15<br>RE:9             |       | 1) CL->CN-><br>CN2HX->RE->CN<br>2) CL->DN<br>3) DN2CN->RE                       |
| 5    | 14          | 844    | DN:18<br>CN:18<br>CN2HX:18<br>RE:20          |       | 1) DN2CN->DN<br>2) CL->DN<br>3) CL->CN-><br>CN2HX->RE->CN                       |
| 6    | 9           | 436    | DN:8<br>CN:8                                 |       | 1) DN2CN->CL 2)<br>DN2CN->CN2HX-><br>RE->CN-><br>CN2HX                          |
| 7    | 9           | 442    | DN:9<br>CN:17<br>CN2HX:19<br>RE:16           |       | 1) DN->CN-><br>CN2HX->RE<br>2) DN2CN->CN2HX<br>3) CL->CN                        |
| 8    | 5           | 491    |  |       | 1) DN->CN2HX-><br>RE->DN<br>2) CL->CN2HX  |
| 9    | 8           | 1039   | DN:16<br>CN:12<br>CL:18<br>CN2HX:18<br>RE:18 |       | 1) DN2CN->CL-><br>CN2HX->RE->DN<br>2) CN->CL                                    |
| 10   | 4.5         | 515    | DN:10<br>CN2HX:11<br>RE:10                   |       | 1) DN->CN-><br>CN2HX->RE<br>2) CL->RE   |
| 11   | 6.5         | 331    | CN2HX:8                                      |       | 1) DN->CN->CL-><br>CN2HX->RE-><br>DN  |
| 12   | 6.5         | 475    | CN2HX:10                                     |       | 1) DN->CN->CL-><br>CN2HX->RE<br>2) DN2CN->CN2HX                                 |
| 13   | 5.5         | 446    | DN:26<br>DN2CN:21<br>CN:14                   |       | 1) CL->DN-><br>DN2CN<br>2) DN->CN-><br>DN2CN                                    |
| 14   | 4.5         | 323    | CN2HX:8                                      |       | 1) DN->CN2HX-><br>RE->DN<br>2) CL->CN2HX 3)<br>CN->CN2HX                        |

进知能发展的图示化学习行为模式。初步研究结果显示,学习表现较好的学生群体具有“概念建构—假设提出—推理论证”三循环的图示化学习行为模式,而学习表现较差的学生群体不具备该行为模式。研究表明,图示化学习应该注重培养学生问题解决过程中的知识概括能力,并以解决问题为目标,进行有意义的知识建构的能力。

本研究还存在如下局限:首先,研究的样本量较小,需要在后续研究中扩大样本量,并考虑年级、性别、学习经历等其他因素的影响,进一步验证图示化学习行为模式,并探索其他可能影响学习表现的行为模式;其次,学生参与在线图示化学习的时间较短,图示化学习系统中的学习案例较少,后续研究中还应采用跟踪研究方法,进一步探索学生专业知能发展过程中不同阶段的图示化学习行为模式及对专业知能水平的影响。

附注:

双图学习制品的评价量规(每个指标0-4分,满分为20分)

(1) 论证图中的数据节点的数量和数据节点描述的质量

描述:是否能从病人信息中找到关键信息,并用医学术语准确描述

(2) 论证图中的假设节点的数量和质量

描述:是否能够运用概念图中的知识,提出当前病例可能的病理/诊断假设,考虑的假设是否合理、全面、不遗漏,假设的提出是否从宽泛到具体。

(3) 论证图中的推理连接的数量和推理解释的质量

描述:是否能用找到的数据支持或排除已经提出的诊断假设,并给出合理的医学解释,特别是通过推理论证,反映鉴别诊断的分析推理和评估

(4) 概念图中概念节点的数量和质量

描述:是否能够由找到的关键信息,联想到学过的相关医学知识,在图中创建较为全面的与病例相关的概念;是否能够回顾分析诊断过程,找到解决问题的关键点并加以总结,并将自己的理解体现在概念图上

(5) 概念图中概念连接的数量和质量

描述:是否能够根据对领域知识的理解,将图中的概念用合适的关系连接,反映知识点间的关系

[参考文献]

[1] Al-Diban, S. (2002). Diagnose mentaler Modelle [M]. Hamburg: Verlag Dr. Kovac.

- [2] Berland, M., Martin, T., Benton, T., Petrick Smith, C., & Davis, D. (2013). Using Learning Analytics to Understand the Learning Pathways of Novice Programmers[J]. *Journal of the Learning Sciences*, (4):564-599.
- [3] Canas, A. J., Hill, R., Carff, R., Suri, N., Lott, J., & Eskridge, T. (2004). CmapTools: A knowledge modeling and sharing environment. In A. J. Canas, J. D. Novak, F. M. Gonzalez, et al. (Eds.), *Concept maps: Theory, methodology, technology*, Proceedings of the first international conference on concept mapping (pp. 125-133) [M]. Pamplona: Universidad Publica de Navarra.
- [4] Ericsson, K. A., & Simon, H. A. (1998). How to study thinking in everyday life[J]. *Mind, Culture, and Activity*, (3):178-186.
- [5] Ericsson, K. A. (2008). Deliberate practice and acquisition of expert performance: A general overview[J]. *Academic Emergency Medicine*, (11):988-994.
- [6] Fischer, F., Bruhn, J., Grasel, C., & Mandl, H. (2002). Fostering collaborative knowledge construction with visualization tools[J]. *Learning and Instruction*, (2):213-232.
- [7] Fournier-Viger, P., Faghihi, U., Nkambou, R., & Nguifo, E. M. (2010). Exploiting sequential patterns found in users' solutions and virtual tutor behavior to improve assistance in ITS[J]. *Educational Technology & Society*, (1):13-24.
- [8] Gobert, J. D., Sao Pedro, M., Raziuddin, J., & Baker, R. S. (2013). From Log files to assessment metrics: Measuring students' science inquiry skills using educational data mining[J]. *Journal of the Learning Sciences*, (4):521-563.
- [9] Gunstone, R. F. (1980). Word association and the description of cognitive structure[J]. *Research in Science Education*, (10):45-53.
- [10] Jeong, A. (2005). A guide to analyzing message-response sequences and group interaction patterns in computer-mediated communication[J]. *Distance Education*, (3):367-383.
- [11] Jonassen, D. H. (2006). *Modeling with technology: Mind-tools for conceptual change* [M]. Upper Saddle River, N. J.: Pearson Merrill Prentice Hall.
- [12] Karnopp, D. C., Margolis, D. L., & Rosenberg, R. C. (1990). *System dynamics: A unified approach* [M]. New York: Wiley.
- [13] Lajoie, S. P. (2000). *Computers as cognitive tools* [M]. Mahwah, N. J.: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- [14] Lajoie, S. P. (2003). Transitions and trajectories for studies of expertise[J]. *Educational Researcher*, (8):21-25.
- [15] Lee, C. B., Jonassen, D., & Teo, T. (2011). The role of model building in problem solving and conceptual change[J]. *Interactive Learning Environments*, (3):247-265.
- [16] Martin, T., & Sherin, B. (2013). Learning analytics and computational techniques for detecting and evaluating patterns in learning: an introduction to the special issue[J]. *Journal of the Learning Sciences*, (4):511-520.
- [17] Minsky, M. (1981). A framework for representing knowledge in mind design [A]. In R. J. Brachmann & H. J. Levesque (Eds.), *Readings in knowledge representation* (pp. 245-262) [M]. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.
- [18] Neapolitan, & Richard E. (1989). *Probabilistic reasoning in expert systems: theory and algorithms* [M]. Wiley.
- [19] Pirnay-Dummer, P., Ifenthaler, D., & Spector, J. M. (2008). Highly integrated model assessment technology and tools [A]. In Kinshuk, Sampson, D. G., Spector, J. M., Isaias P. & Ifenthaler D. (Eds.), *Proceedings of the IADIS international conference on cognition and exploratory learning in the digital age* (pp. 18 - 28) [C]. Freiburg: IADIS.
- [22] Phye, G. D. (2001). Problem-solving instruction and problem-solving transfer: The correspondence issue[J]. *Journal of Educational Psychology*, (3):571-578.
- [21] Reimann, P. (2009). Time is precious: Variable- and event-centred approaches to process analysis in CSCL research[J]. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, (3):239-257.
- [22] Robello, N., Cui, L., Bennett, A., Zollman, D., & Ozimek, D. (2007). Transfer of learning in problem solving in the context of mathematics and physics [A]. In D. H. Jonassen (Eds.), *Learning to solve complex scientific problems* [C]. Mahwah: Lawrence Erlbaum.
- [23] Scardamalia, M. (2004). CSILE/Knowledge Forum [A]. In *Education and technology: an encyclopedia* [C]. Santa Barbara: ABC-CLIO.
- [24] Taricani, E. M., & Clariana, R. B. (2006). A technique for automatically scoring open-ended concept maps [J]. *Educational Technology Research & Development*, (1):65-82.
- [25] VanLehn, K. (1996). Cognitive skill acquisition[J]. *Annu Rev Psychol*, 47:513-539.

(编辑:徐辉富)

## Research on Learning Behavior Pattern Analysis of Expertise Development Facilitated by a Visualization–Learning Tool

WU Bian & GU Xiaoqing

(Department of Educational Information Technology, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

**Abstract:** *In various professional domains such as medicine, law, education, and computer engineering, how those domain novices can grow up to become experts remains unclear. Researchers agreed that a learner should keep deepening his or her domain knowledge, understanding and sharpening problem-solving skills (Ericsson, 2008; Lajoie, 2003). They argued that professional expertise development lies in the interaction between two complex cognitive activities, i. e., knowledge construction and problem solving. However, these two activities are implicit, which often becomes an obstacle for evaluation and facilitation of expertise development. To overcome this challenge, a computer-supported visualization tool can help learners externalize cognitive activities during learning, which in turn, is an effective way to facilitate expertise development and also a new perspective to assess professional expertise. As a typical example of learning analytics, a learner's behavior mode in a visualization-learning environment can help shed light on the development of professional expertise and provide effective scaffolds. Therefore, the focus of this study was to design an innovative approach to investigate the learning behavior pattern of expertise development. First, this study designed a visualization tool called dual-mapping tool that includes a concept map to represent knowledge construction process and an argument map to represent problem-solving process during learning. Second, as learning analytics method is concerned, this study proposed to use a sequential analysis approach to analyze visualization-based learning process data and explore the learning patterns in support of expertise development. Clinical diagnostic problem solving in medical education was selected as an example to justify the effectiveness of this learning analytics approach on visualization learning. This study recruited 14 medical students from a medical school in Shanghai for one-month online learning during their spare time and introduced the dual-mapping learning tool in support of their medical problem-based learning (PBL). Participants were required to solve four authentic kidney-related problems online and constructed four dual-maps respectively. Dual-mapping learning products were rated by domain experts and classified into either good or bad performance groups. Further, online visualization learning behavior was analyzed to explore the learning behavior patterns and to compare the differences in learning patterns between good and bad performance group. The study found that learners with good learning performance showed a unique learning pattern of a three-step cycle, i. e., concept elicitation-hypothesis generation-reasoning & justification, which suggests their better abilities in knowledge summarization and problem-solving-oriented knowledge construction during learning. The finding suggests this specific visualization-learning behavior pattern may facilitate expertise development. Implications and directions for further study were discussed at the end.*

**Key words:** *professional expertise development; visualization learning; learning pattern analysis*