



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114090839 A

(43) 申请公布日 2022. 02. 25

(21) 申请号 202210063014.2

(22) 申请日 2022.01.20

(71) 申请人 华南师范大学

地址 510631 广东省广州市天河区中山大
道西55号华南师范大学教育信息技术
学院

(72) 发明人 丁亦刚 郑云翔 孙敏 徐雨洁
吴晓敏

(74) 专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

代理人 黎扬鹏

(51) Int. Cl.

G06F 16/901 (2019.01)

G06Q 50/20 (2012.01)

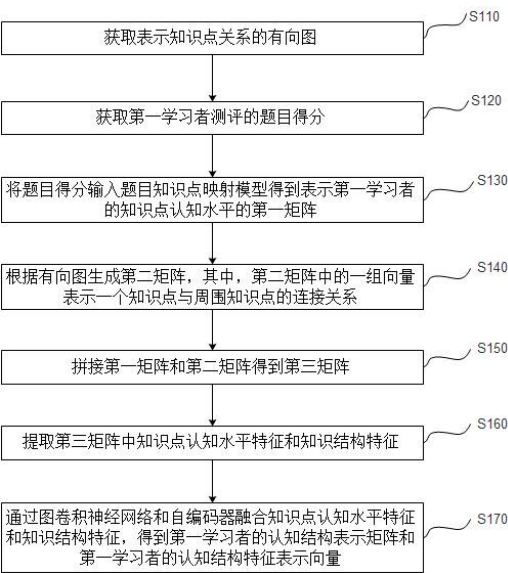
权利要求书2页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

用于学习者认知结构的处理方法、系统、装
置及存储介质

(57) 摘要

本发明公开一种用于学习者认知结构的处
理方法、系统、装置及存储介质,涉及计算机技术
领域。用于学习者认知结构的处理方法包括:获
取表示知识点关系的有向图和第一学习者测评
的题目得分;将题目得分输入题目知识点映射模
型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一
矩阵;根据有向图生成第二矩阵;拼接第一矩阵
和第二矩阵得到第三矩阵;提取第三矩阵中知识
点认知水平特征和知识结构特征;通过图卷积神
经网络和自编码器融合知识点认知水平特征和
知识结构特征,得到第一学习者的认知结构表示
矩阵和第一学习者的认知结构特征表示向量。本
申请能够提高学习者认知结构的准确性,从而提
高基于认知结构分析结果的准确性和全面性。



1. 一种用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,包括以下步骤:

获取表示知识点关系的有向图;

获取第一学习者测评的题目得分;

将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

根据所述有向图生成第二矩阵,其中,所述第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

拼接所述第一矩阵和所述第二矩阵得到第三矩阵;

提取所述第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

通过图卷积神经网络和自编码器融合所述知识点认知水平特征和所述知识结构特征,得到所述第一学习者的认知结构表示矩阵和所述第一学习者的认知结构特征表示向量。

2. 根据权利要求1所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

获取知识点位置;

根据所述知识点位置提取所述第一学习者的认知结构表示矩阵中的第一特征向量;

根据所述知识点位置提取第二学习者的认知结构表示矩阵中的第二特征向量;

根据所述第一特征向量和所述第二特征向量之间的相似度确定第一学习者与第二学习者对同一知识点认知的差异性。

3. 根据权利要求1所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

根据第二学习者测评的题目得分确定第二学习者的认知结构特征表示向量;

确定所述第一学习者的认知结构特征表示向量和所述第二学习者的认知结构特征表示向量的第一距离;

根据所述第一距离确定所述第一学习者的认知结构与所述第二学习者的认知结构的相似度。

4. 根据权利要求1所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

获取目标认知结构特征向量;

获取反目标认知结构特征向量;

根据所述目标认知结构特征向量和所述反目标认知结构特征向量确定所述第一学习者的认知结构得分。

5. 根据权利要求4所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述根据所述目标认知结构特征向量和所述反目标认知结构特征向量确定所述第一学习者的认知结构得分包括以下步骤:

确定所述目标认知结构特征向量与所述第一学习者的认知结构特征表示向量的第二距离;

确定所述反目标认知结构特征向量与所述第一学习者的认知结构特征表示向量的第三距离;

根据所述第二距离和所述第三距离确定所述第一学习者的认知结构得分。

6. 根据权利要求1所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵包括以下步骤:

根据所述题目得分中的题目内容识别出多个知识点;

根据所述题目得分中的得分确定多个所述知识点的分数;

根据多个所述知识点的分数构建所述第一矩阵,其中,所述第一矩阵为N行1列矩阵,N表示知识点的数量。

7. 根据权利要求6所述的用于学习者认知结构的处理方法,其特征在于,所述根据所述有向图生成第二矩阵包括以下步骤:

根据所述有向图生成邻接矩阵;

基于图嵌入算法,根据所述邻接矩阵得到每一个知识点的向量表示;

根据所述知识点的向量表示得到所述第二矩阵。

8. 一种用于学习者认知结构的处理系统,其特征在于,包括:

第一模块,用于获取表示知识点关系的有向图;

第二模块,用于获取第一学习者测评的题目得分;

第三模块,用于将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

第四模块,用于根据所述有向图生成第二矩阵,其中,所述第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

第五模块,用于拼接所述第一矩阵和所述第二矩阵得到第三矩阵;

第六模块,用于提取所述第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

第七模块,用于通过图卷积神经网络和自编码器融合所述知识点认知水平特征和所述知识结构特征,得到所述第一学习者的认知结构表示矩阵和所述第一学习者的认知结构特征表示向量。

9. 一种用于学习者认知结构的处理装置,其特征在于,包括:

至少一个处理器;

至少一个存储器,用于存储至少一个程序;

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行,使得至少一个所述处理器实现如权利要求1至7任一项所述的用于学习者认知结构的处理方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其中存储有处理器可执行的程序,其特征在于,所述处理器可执行的程序被由所述处理器执行时用于实现如权利要求1至7任一项所述的用于学习者认知结构的处理方法。

用于学习者认知结构的处理方法、系统、装置及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,尤其涉及一种用于学习者认知结构的处理方法、系统、装置及存储介质。

背景技术

[0002] 随着教育信息化时代的到来,如何通过数据驱动以实现精准教育,开展学习者个性化评估成为研究热点,例如,应用认知诊断技术量化学生认知结构,并根据认知结构辅助教师进行补救教学。大量的研究表明,分析学生认知结构,有针对性地开展个性化追踪教学,不仅能够帮助教师把握整体教学效果,而且有助于教师根据学生个性化差异有针对性地调整教学内容和方式,因此,分析学习者的认知结构为个性化追踪教学和针对学生短板的有效教学奠定基础。认知诊断技术是一种期望通过设计准确、可行的测试卷,综合了解学习者的认知情况,即某一知识点的掌握程度。

[0003] 目前,认知结构基于学习者对某一知识点题目获得的分数确定一个值来表示学习者对某一个知识点的掌握情况,但是知识点之间具有不同程度的关联性,对于具有相同分数的学生对不同知识点的掌握情况也不一定相同,因此,通过这种方式所确定的学习者认知结构不够准确,基于学习者认知结构的分析结果准确也较低,不利于有效调节教学内容和方式。

发明内容

[0004] 本发明旨在至少解决现有技术中存在的技术问题之一。为此,本发明提出一种用于学习者认知结构的处理方法、系统、装置及存储介质,能够提高学习者认知结构表示的准确性,从而提高基于认知结构分析结果的准确性和全面性。

[0005] 一方面,本发明实施例提供了一种用于学习者认知结构的处理方法,包括以下步骤:

获取表示知识点关系的有向图;

获取第一学习者测评的题目得分;

将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

根据所述有向图使用图嵌入技术生成第二矩阵,其中,所述第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

拼接所述第一矩阵和所述第二矩阵得到第三矩阵;

提取所述第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

通过图卷积神经网络和自编码器融合所述知识点认知水平特征和所述知识结构特征,得到所述第一学习者的认知结构表示矩阵和所述第一学习者的认知结构特征表示向量。

[0006] 根据本发明一些实施例,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

获取知识点位置；

根据所述知识点位置提取所述第一学习者的认知结构表示矩阵中的第一特征向量；

根据所述知识点位置提取第二学习者的认知结构表示矩阵中的第二特征向量；

根据所述第一特征向量和所述第二特征向量之间的相似度确定第一学习者与第二学习者对同一知识点认知的差异性。

[0007] 根据本发明一些实施例,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

根据第二学习者测评的题目得分确定第二学习者的认知结构特征表示向量;

确定所述第一学习者的认知结构特征表示向量和所述第二学习者的认知结构特征表示向量的第一距离;

根据所述第一距离确定所述第一学习者的认知结构与所述第二学习者的认知结构的相似度。

[0008] 根据本发明一些实施例,所述用于学习者认知结构的处理方法还包括以下步骤:

获取目标认知结构特征向量;

获取反目标认知结构特征向量;

根据所述目标认知结构特征向量和所述反目标认知结构特征向量确定所述第一学习者的认知结构得分。

[0009] 根据本发明一些实施例,所述根据所述目标认知结构特征向量和所述反目标认知结构特征向量确定所述第一学习者的认知结构得分包括以下步骤:

确定所述目标认知结构特征向量与所述第一学习者的认知结构特征表示向量的第二距离;

确定所述反目标认知结构特征向量与所述第一学习者的认知结构特征表示向量的第三距离;

根据所述第二距离和所述第三距离确定所述第一学习者的认知结构得分。

[0010] 根据本发明一些实施例,所述将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵包括以下步骤:

根据所述题目得分中的题目内容识别出多个知识点;

根据所述题目得分中的得分确定多个所述知识点的分数;

根据多个所述知识点的分数构建所述第一矩阵,其中,所述第一矩阵为N行1列矩阵,N表示知识点的数量。

[0011] 根据本发明一些实施例,所述根据所述有向图生成第二矩阵包括以下步骤:

根据所述有向图生成邻接矩阵;

基于图嵌入算法,根据所述邻接矩阵得到每一个知识点的向量表示;

根据所述知识点的向量表示得到所述第二矩阵。

[0012] 另一方面,本发明实施例还提供一种用于学习者认知结构的处理系统,包括:

第一模块,用于获取表示知识点关系的有向图;

第二模块,用于获取第一学习者测评的题目得分;

第三模块,用于将所述题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

第四模块,用于根据所述有向图生成第二矩阵,其中,所述第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

第五模块,用于拼接所述第一矩阵和所述第二矩阵得到第三矩阵;

第六模块,用于提取所述第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

第七模块,用于通过图卷积神经网络和自编码器融合所述知识点认知水平特征和所述知识结构特征,得到所述第一学习者的认知结构表示矩阵和所述第一学习者的认知结构特征表示向量。

[0013] 另一方面,本发明实施例还提供一种用于学习者认知结构的处理装置,包括:

至少一个处理器;

至少一个存储器,用于存储至少一个程序;

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行,使得至少一个所述处理器实现如前面所述的用于学习者认知结构的处理方法。

[0014] 另一方面,本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令,所述计算机可执行指令用于使计算机执行如前面所述的用于学习者认知结构的处理方法。

[0015] 本发明上述的技术方案至少具有如下优点或有益效果之一:获取表示知识点关系的有向图和第一学习者测评的题目得分,然后将题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵,再根据有向图生成第二矩阵,第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系。拼接第一矩阵和第二矩阵得到第三矩阵,提取第三矩阵中知识点认知水平特征和知识结构特征,通过图卷积神经网络和自编码器融合知识点认知水平特征和知识结构特征,得到第一学习者的认知结构表示矩阵和第一学习者的认知结构特征表示向量。通过将表示学习者知识点认知水平的第一矩阵与表示知识点间关系的第二矩阵进行拼接得到第三矩阵,再基于第三矩阵进行分析处理得到表示学习者认知结构的认知结构表示矩阵和认知结构特征表示向量,因此,本申请得到的学习者认知结构准确较高,从而提高基于认知结构分析结果的准确性和全面性。

附图说明

[0016] 图1是本发明实施例提供的用于学习者认知结构的处理方法流程图;

图2是本发明实施例提供的用于学习者认知结构的处理系统示意图;

图3是本发明实施例提供的用于学习者认知结构的处理装置示意图;

图4是本发明实施例提供的一种图结构示意图;

图5是本发明实施例提供的一种自编码器结构示意图;

图6是本发明实施例提供的一种有向图结构示意图;

图7是本发明实施例提供的一种与图6的有向图结构对应的Q矩阵示意图;

图8是本发明实施例提供的一种目标认知结构特征向量与反目标认知结构特征向量的矩阵空间位置示意图。

具体实施方式

[0017] 下面详细描述本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终

相同或者类似的标号表示相同或者类似的原件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。

[0018] 在本发明的描述中,需要理解的是,涉及到方位描述,例如上、下、左、右等指示的方位或者位置关系为基于附图所示的方位或者位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或者暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。

[0019] 本发明的描述中,如果有描述到第一、第二等只是用于区分技术特征为目的,而不能理解为指示或者暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量或者隐含指明所指示的技术特征的先后关系。

[0020] 对本申请实施例进行进一步详细说明之前,对本申请实施例中涉及的名词和术语进行说明,本申请实施例中涉及的名词和术语适用于如下的解释。

[0021] 图嵌入:图嵌入(Graph embedding)是一种将图数据(通常为高维稠密的矩阵)映射为低维稠密向量的过程,能够很好地解决图数据难以高效输入机器学习算法的问题。一张图中的节点与其相邻关系可以用图嵌入中的一个向量进行表示。节点与其相邻的节点关系可以使用不同的图嵌入算法得到特定维度长度的向量。如图4的节点1与其周围的节点连接紧密,可以表示为一组n维的向量,n可以由算法指定,节点之间连接越紧密,向量距离越近。因此,图嵌入就是将图结构中的所有节点连接关系结构都用向量描述,然后用一个矩阵描述图中每个节点的相邻关系。示例性地:

节点1的向量可以表示为:(0.556,-0.22354,0.35451,-0.112,-0.99946,0.66543)

与节点1很接近的节点2的向量可以表示为:(0.556,-0.22354,0.25451,-0.112,-0.89946,0.4)

图嵌入有许多种实现算法,例如struct2vec算法、DeepWalk算法以及node2vec算法等。

[0022] 图卷积神经网络:图卷积神经网络与卷积网络类似,图卷积神经网络是一种将图结构信息进行浓缩表示的特征工程方法。假设一张图有5个节点,每个节点用struct2vec算法的10维的向量表示,那么可以用一个5*10的矩阵表示一张图,图卷积神经网络的目的是将表示这个图的5*10的矩阵进行特征的浓缩,通过指定隐藏层的数量n,可以将原来的5*10的矩阵缩小为5*n的矩阵。此外,这个矩阵中的这五个节点的表示会受到其相邻节点的影响,聚合周围节点的信息。图卷积神经网络可以GCN算法实现。

[0023] 自编码器:自编码器是基于神经网络对信息压缩或降维的一种方法,属于无监督学习。参照图5,向自编码器输入一组向量,先不断地降维,然后进行重组,以期望得到这个向量更低维度的一种表示方法。输入和输出一般为同一个向量,d为这个输入向量低维度的压缩形式,通过d可以保存和表达原始向量的整体信息。自编码器有Autoencoder自编码器。

[0024] 认知结构:认知结构为学生对一门课程知识结构的了解与掌握程度。在本发明实施例中,认知结构除了包括学习者对知识点认知水平外,还包括了知识点间的结构信息。即一个知识点的掌握程度应该与他相邻的知识点有关,而非单一知识点的认知水平表示。

[0025] 概念图:是教育领域的一种图结构的教学评价方法,简单来说就是将课程的知识先挑选出来并梳理他们之间的关系,以图形的方式呈现。这样得到的图结构就是某一个

课程的概念图。它保存了一个课程的整体知识架构。

[0026] 目前,对学生认知结构的测评方式是基于对题目的掌握程度,例如有四道题对应四个知识点,其中,第二题的知识点建立在第一题的知识点上,学习者对四道题的答题结果是(0,1,0,1),1代表正确,0代表错误,教师根据答题结果认为学生没有很好地掌握第一道和第三道题的知识点。认知诊断模型基于Q矩阵获得知识点之间的关系,并将题目与知识点形成一种映射关系,通过认知诊断模型,第二道题考察的知识点是在第一道题的基础上发展而来的,由于答对了第二题,可以得出第一道题的知识点有部分掌握,而非为0,认知诊断模型期望将学习者的上述认知情况描述为(0.02,0.59,0,0.35)。

[0027] 可以发现,目前的认知诊断模型仍然使用一个值来表示某一个知识点的掌握情况,而无法表示这个知识点与其他知识点的关系,将单一知识点的掌握水平值与其他学习者进行比较的结果也不准确。

[0028] 本发明实施例提供了一种用于学习者认知结构的处理方法,参照图1,本发明实施例的用于学习者认知结构的处理方法包括但不限于步骤S110、步骤S120、步骤S130、步骤S140、步骤S150、步骤S160和步骤S170。

[0029] 步骤S110,获取表示知识点关系的有向图;

步骤S120,获取第一学习者测评的题目得分;

步骤S130,将题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

步骤S140,根据有向图生成第二矩阵,其中,第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

步骤S150,拼接第一矩阵和第二矩阵得到第三矩阵;

步骤S160,提取第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

步骤S170,通过图卷积神经网络和自编码器融合知识点认知水平特征和知识结构特征,得到第一学习者的认知结构表示矩阵和第一学习者的认知结构特征表示向量。

[0030] 具体地,可以使用概念图技术完成对课程知识结构的构建,从而得到表示知识点关系的有向图。示例性地,针对某一门课程罗列可能存在的知识点以及知识点间的联系,然后再清理并合并相似或不必要的课程的知识点,梳理知识点与知识点之间的连接关系得到概念图,基于概念图形成一个有向图,有向图中的每一个节点代表一个知识点,节点之间的有向连线表示知识点之间的联系以及知识点学习的先后顺序。

[0031] 具体地,可以基于认知诊断技术进行学习者的认知水平测量,以得到第一学习者测评的题目得分。示例性地,基于AHM认知诊断技术,根据有向图构建Q矩阵。Q矩阵构建方式为遍历上述有向图的路径,每经过一条路径就将其对应的矩阵行数设置为1,否则设置为0。以图6所示的有向图结构为例,对应的Q矩阵如图7所示,Q矩阵的列向量表示路径,列向量中的不同位置表示不同的知识点节点,列向量中对应位置置1表示经过对应的知识点节点,置0表示不经过对应的知识点节点,例如,路径I4经过的知识点节点为A.1.1、A1.3和A1.4。基于上述Q矩阵,至少开发11道测试题目对学习者进行所有知识点的测评得到题目得分。其中,每一道题目覆盖的知识点内容与Q矩阵中的路径的知识点符合,例如,试卷的第四道题可以考察到A.1.1、A1.3和A1.4这三个知识点。每道题目的考察方式可以为客观题的方式、主观题结合教师评分的方式。在另外一些实施例中,除了采用题目的形式测评外,可以采用学生

自评的方式来获得题目得分,每个知识点设置多个维度(如:记住维度、理解维度和应用维度)进行评价,每个维度设置完全掌握、基本掌握、不清楚、没有掌握和完全没有掌握五个选项,五个选项可以依次换算的得分为2分、1分、0分、-1分以及-2分,学生自评的方式获得知识点评价较为全面,从而得到学习者认知结构的信息也较为丰富。

[0032] 需要说明的是,认知诊断技术不仅对学生的整体水平做出评估,同时对学生的认知结构模式化,利用合适的计量模型进行诊断,定量地考察学生的认知结构和个体差异。是一种对认知结构有诊断功能的计量模型。简单来说,认知诊断技术是一种期望通过设计准确、可行的测试卷,综合了解学习者的认知情况,即某一知识点的掌握程度,以取代原来非是即否、非错即对的评价方式。

[0033] 具体地,获取到题目得分后,将题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵。其中,题目知识点映射模型可以通过构建并训练神经网络获得,向神经网络输入测试题目样本,输出为对应的知识点,以训练神经网络,从而得到题目知识点映射模型。示例性地,将学习者19题的正误答题的题目得分输入到题目知识点映射模型,经过神经网络的组合,可以获取该学习者的各个知识点,以及根据题目得分确定对各个知识点的分数,并生成第一矩阵,第一矩阵可以为一个8行1列的矩阵,第一矩阵中的元素所在的行数与知识点对应,即8行的第一矩阵对应8个知识点,元素的数值表示对对应知识点的认知水平。在另外的示例中,如果采用的是学生自评的方式来获得题目得分,第一矩阵可以为一个8行3列的矩阵,第一矩阵中的元素所在的行数与知识点的自评维度对应,即3列的第一矩阵分别对应3个知识点的记住维度、理解维度和应用维度,第一矩阵中的元素表示对其中一个知识点的其中一个自评维度的认知水平。

[0034] 具体地,可以基于图嵌入技术,根据有向图生成第二矩阵。首先,将上述有向图的结构保存为邻接矩阵的形式。然后基于图嵌入算法,根据邻接矩阵得到每一个知识点的向量表示。以struct2vec算法为例,该算法的目的是将图结构中的每一个知识点与周围知识点的连接关系信息用一组向量来表示,连接关系越紧密的两个知识点,对应的两个向量位置就越接近,从而实现存储课程知识点之间相关关系信息。再将所有知识点的向量表示保存并得到第二矩阵,图嵌入算法可以接收一个参数,用以设置多少维的数据来表示某一个知识点的结构信息,假设一门课程有8个知识点,每个知识点用16维的向量表示,第二矩阵的维度为8*16。

[0035] 具体地,在得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵,以及表示知识点间关系的第二矩阵之后,以对应的知识点为基准拼接第一矩阵和第二矩阵得到第三矩阵,例如,第一矩阵维度为8*1,第二矩阵的维度为8*16,第一矩阵和第二矩阵中的8行均表示8个知识点,将第一矩阵的1列并入第二矩阵之后,得到维度为8*17的第三矩阵。然后将第三矩阵输入由图卷积神经网络和自编码器构成的嵌入模型以得到认知结构表示矩阵和认知结构特征表示矩阵。在嵌入模型中,采用图卷积神经网络GCN算法提取第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征的特征信息,将知识点认知水平特征和知识结构特征进行组合。再使用AutoEncoder自编码器作为全连接层,进一步组合、降维和浓缩特征信息,从而将知识点认知水平特征和知识结构特征相融合,并用一组矩阵和向量表示出来,即认知结构表示矩阵和认知结构特征表示矩阵。

[0036] 一般地,训练嵌入模型的输入是第一矩阵和第二矩阵拼接后的认知结构表示矩

阵,即第三矩阵,输出是处理后的认知结构表示矩阵。先将认知结构表示矩阵的数据通过自编码器网络进行压缩,再将其展开还原,采用非监督式的方法进行反向传播以更新GCN和AutoEncoder隐藏层的权重,完成模型的训练,使得训练后的模型能够得到代表学习者认知结构信息的认知结构表示矩阵与认知结构特征表示向量。

[0037] 其中Mc的维度是知识点的数量(矩阵的行数)*训练预设的隐藏层参数维度(矩阵的列数)。

[0038] 根据本发明一些具体实施例,本发明实施例的用于学习者认知结构的处理方法包括但不限于步骤S210、步骤S220、步骤S230和步骤S240。

[0039] 步骤S210,获取知识点位置;

步骤S220,根据知识点位置提取第一学习者的认知结构表示矩阵中的第一特征向量;

步骤S230,根据知识点位置提取第二学习者的认知结构表示矩阵中的第二特征向量;

步骤S240,根据第一特征向量和第二特征向量之间的相似度确定第一学习者与第二学习者对同一知识点认知的差异性。

[0040] 具体地,在得到表示学习者认知结构的认知结构表示矩阵之后,可以对不同学习者的认知结构进行差异性计算,以更好地分析学习者认知结构。获取用户要比较的知识点的知识点位置,例如认知结构表示矩阵中某一行或者某几行,作为学习者认知结构中某一条知识点或某一个知识点集群的特征表示。然后根据知识点位置分别提取第一学习者的认知结构表示矩阵中的第一特征向量和第二学习者的认知结构表示矩阵中的第二特征向量,再根据第一特征向量和第二特征向量之间的相似度确定第一学习者与第二学习者对同一知识点认知的差异性。

[0041] 根据本发明一些具体实施例,本发明实施例的用于学习者认知结构的处理方法包括但不限于步骤S310、步骤S320和步骤S330。

[0042] 步骤S310,根据第二学习者测评的题目得分确定第二学习者的认知结构特征表示向量;

步骤S320,确定第一学习者的认知结构特征表示向量和第二学习者的认知结构特征表示向量的第一距离;

步骤S330,根据第一距离确定第一学习者的认知结构与第二学习者的认知结构的相似度。

[0043] 具体地,可以根据两个学习者的不同的认知结构特征表示向量之间的第一距离确定两个学习者的认知结构之间的相似度,从而根据相似度能够确定两个认知结构之间的差异性。第一距离可以使用欧氏距离或其他的距离度量方式进行计算。

[0044] 根据本发明一些具体实施例,本发明实施例的用于学习者认知结构的处理方法包括但不限于步骤S410、步骤S420和步骤S430。

[0045] 步骤S410,获取目标认知结构特征向量;

步骤S420,获取反目标认知结构特征向量;

步骤S430,根据目标认知结构特征向量和反目标认知结构特征向量确定第一学习者的认知结构得分。

[0046] 具体地,虽然能计算两个学习者的认知结构的差异性,但是无法确定哪个学习者的认知结构和学习绩效更优秀。因此,可以通过定义参考矩阵的方式评价学习者认知结构与课程目标的距离和效果。如图8,认知结构表示向量C与认知结构表示向量D在空间中的距离较远,认知结构表示向量A与认知结构表示向量C在空间中的距离较近,但无法确定哪个学习者更好地掌握了课程的内容。通过确定的目标认知结构特征向量B和反目标认知结构特征向量B',计算学习者的认知结构表示向量分别与目标认知结构特征向量和反目标认知结构特征向量的距离,可以得到对课程内容知识点掌握的更好的学习者。

[0047] 获取由教师等评价人员定义的目标矩阵和反目标矩阵,目标矩阵用于标度最好的认知结构在矩阵空间中的位置和方向,反目标矩阵用于标度最差的认知结构水平在矩阵空间中的位置和方向。目标矩阵是将所有知识点掌握程度分值设置为满分,即所有知识点认知水平的每一个维度均为满分,是一门课程认知结构的期望目标。反目标矩阵则相反,表示对所有知识点都完全没有掌握,可以设置为0分,是一门课程认知结构的远离目标。将目标矩阵与反目标矩阵分别输入上述的嵌入模型得到目标认知结构特征向量与反目标认知结构特征向量。根据目标认知结构特征向量和反目标认知结构特征向量确定第一学习者的认知结构得分,从而确定第一学习者的认知结构的优良程度。

[0048] 根据本发明一些具体实施例,步骤S430包括但不限于步骤S510、步骤S520和步骤S530。

[0049] 步骤S510,确定目标认知结构特征向量与第一学习者的认知结构特征表示向量的第二距离;

步骤S520,确定反目标认知结构特征向量与第一学习者的认知结构特征表示向量的第三距离;

步骤S530,根据第二距离和第三距离确定第一学习者的认知结构得分。

[0050] 具体地,可以通过向量距离计算公式确定目标认知结构特征向量与第一学习者的认知结构特征表示向量的第二距离 $W_g(i)$,以及反目标认知结构特征向量与第一学习者的认知结构特征表示向量的第三距离 $W_{rg}(i)$,然后通过以下公式确定认知结构的得分:

$$S(i) = \frac{e^{(W_g(i))_{norm}}}{e^{(W_{rg}(i))_{norm}}}, S(i) \in [\frac{1}{e}, e];$$

将第二距离 $W_g(i)$ 和第三距离 $W_{rg}(i)$ 归一化后,其中,norm表示normalization标准归一化后 $W_g(i)$ 和 $W_{rg}(i)$ 的值,因为第二距离和第三距离的量纲相差较大,学生的认知结构一般都离反目标矩阵较远,所以先将两个距离统一在区间[0,1]后再做比值。由于上述公式的分母最小值可能为0,将第三距离 $W_{rg}(i)$ 转换为以e为底的指数作为分母,进行了平滑化的操作,其取值范围最大是e,最小值为1/e。其中,认知结构得分 $S(i)$ 越大表示第一学习者与目标认知结构越接近,也就是第一学习者的认知结构越好。

[0051] 根据本发明一些具体实施例,步骤S130包括但不限于步骤S610、步骤S620和步骤

S630。

[0052] 步骤S610,根据题目得分中的题目内容识别出多个知识点;

步骤S620,根据题目得分中的得分确定多个知识点的分数;

步骤S630,根据多个知识点的分数构建第一矩阵,其中,第一矩阵为N行1列矩阵,N表示知识点的数量。

[0053] 根据本发明一些具体实施例,步骤S140包括但不限于步骤S710、步骤S720和步骤S730。

[0054] 步骤S710,根据有向图生成邻接矩阵;

步骤S720,基于图嵌入算法,根据邻接矩阵得到每一个知识点的向量表示;

步骤S730,根据所述知识点的向量表示得到第二矩阵。

[0055] 本发明另一实施例还提供一种用于学习者认知结构的处理系统,参照图2,包括:

第一模块,用于获取表示知识点关系的有向图;

第二模块,用于获取第一学习者测评的题目得分;

第三模块,用于将题目得分输入题目知识点映射模型得到表示第一学习者知识点认知水平的第一矩阵;

第四模块,用于根据有向图生成第二矩阵,其中,第二矩阵中的一组向量表示一个知识点与周围知识点的连接关系;

第五模块,用于拼接所第一矩阵和第二矩阵得到第三矩阵;

第六模块,用于提取第三矩阵中的知识点认知水平特征和知识结构特征;

第七模块,用于通过图卷积神经网络和自编码器融合知识点认知水平特征和知识结构特征,得到第一学习者的认知结构表示矩阵和第一学习者的认知结构特征表示向量。

[0056] 可以理解的是,上述用于学习者认知结构的处理方法实施例中的内容均适用于本系统实施例中,本系统实施例所具体实现的功能与上述用于学习者认知结构的处理方法实施例相同,并且达到的有益效果与上述用于学习者认知结构的处理方法实施例所达到的有益效果也相同。

[0057] 参照图3,图3是本发明一个实施例提供的用于学习者认知结构的处理装置的示意图。本发明实施例的用于学习者认知结构的处理装置包括一个或多个控制处理器和存储器,图3中以一个控制处理器及一个存储器为例。

[0058] 控制处理器和存储器可以通过总线或者其他方式连接,图3中以通过总线连接为例。

[0059] 存储器作为一种非暂态计算机可读存储介质,可用于存储非暂态软件程序以及非暂态性计算机可执行程序。此外,存储器可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非暂态存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非暂态固态存储器件。在一些实施方式中,存储器可选包括相对于控制处理器远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至该用于学习者认知结构的处理装置。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0060] 本领域技术人员可以理解,图3中示出的装置结构并不构成对用于学习者认知结构的处理装置的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0061] 实现上述实施例中应用于用于学习者认知结构的处理装置的用于学习者认知结构的处理方法所需的非暂态软件程序以及指令存储在存储器中,当被控制处理器执行时,执行上述实施例中应用于用于学习者认知结构的处理装置的用于学习者认知结构的处理方法。

[0062] 此外,本发明的一个实施例还提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令,该计算机可执行指令被一个或多个控制处理器执行,可使得上述一个或多个控制处理器执行上述方法实施例中的用于学习者认知结构的处理方法。

[0063] 本领域普通技术人员可以理解,上文中所公开方法中的全部或某些步骤、系统可以被实施为软件、固件、硬件及其适当的组合。某些物理组件或所有物理组件可以被实施为由处理器,如中央处理器、数字信号处理器或微处理器执行的软件,或者被实施为硬件,或者被实施为集成电路,如专用集成电路。这样的软件可以分布在计算机可读介质上,计算机可读介质可以包括计算机存储介质(或非暂时性介质)和通信介质(或暂时性介质)。如本领域普通技术人员公知的,术语计算机存储介质包括在用于存储信息(诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据)的任何方法或技术中实施的易失性和非易失性、可移除和不可移除介质。计算机存储介质包括但不限于RAM、ROM、EEPROM、闪存或其他存储器技术、CD-ROM、数字多功能盘(DVD)或其他光盘存储、磁盒、磁带、磁盘存储或其他磁存储装置、或者可以用于存储期望的信息并且可以被计算机访问的任何其他的介质。此外,本领域普通技术人员公知的是,通信介质通常包含计算机可读指令、数据结构、程序模块或者诸如载波或其他传输机制之类的调制数据信号中的其他数据,并且可包括任何信息递送介质。

[0064] 上面结合附图对本发明实施例作了详细说明,但是本发明不限于上述实施例,在所属技术领域普通技术人员所具备的知识范围内,还可以在不脱离本发明宗旨的前提下作出各种变化。

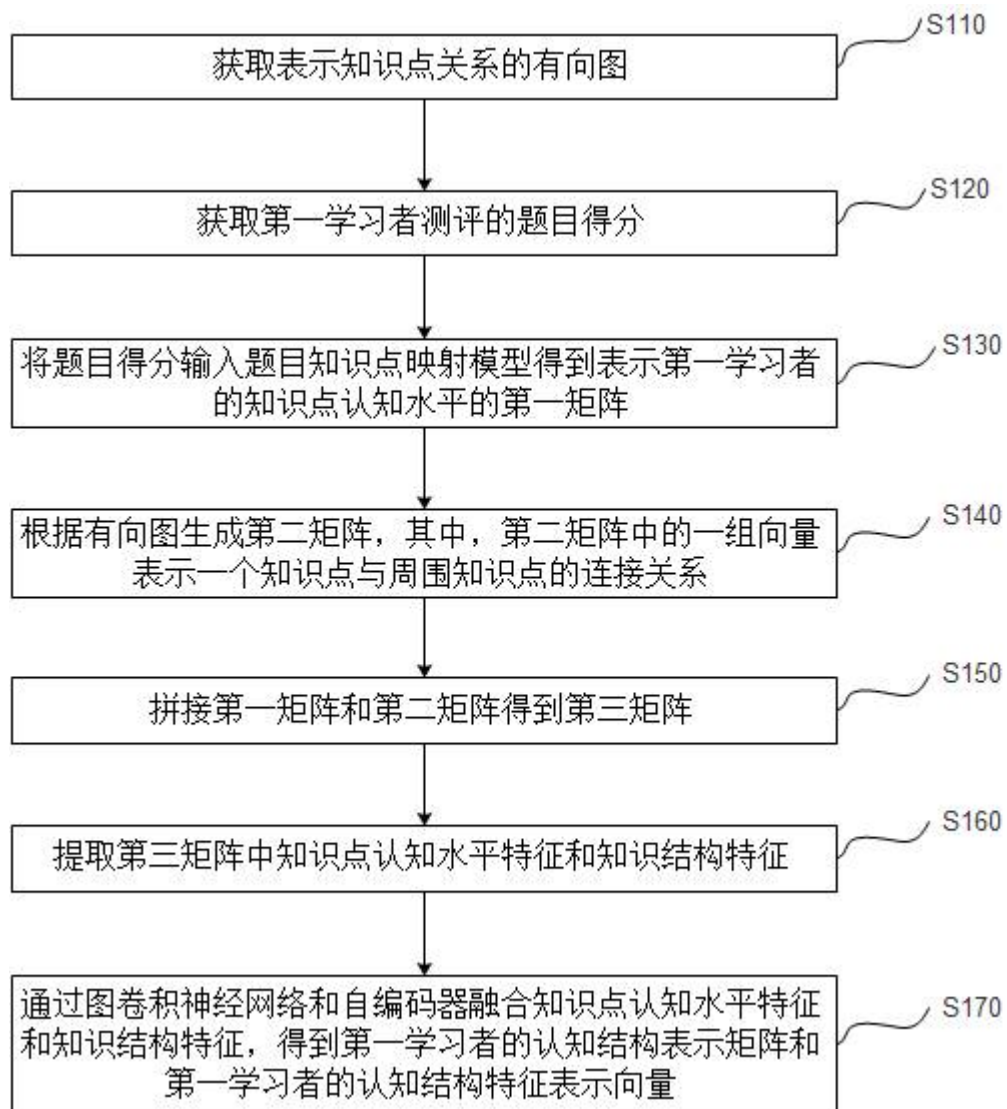


图1



图2

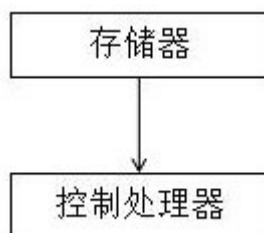


图3

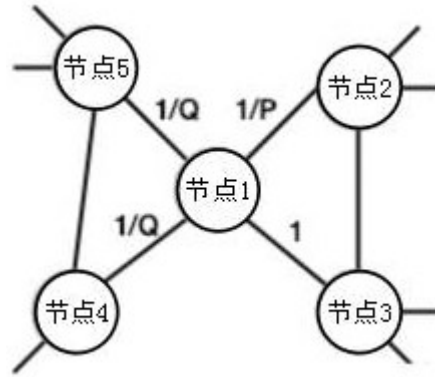


图4

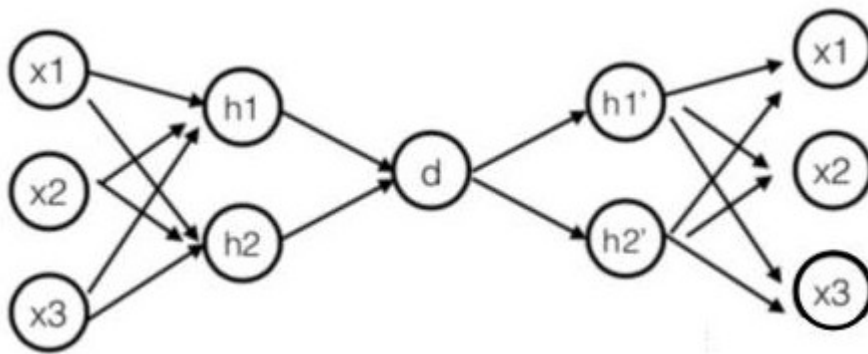


图5

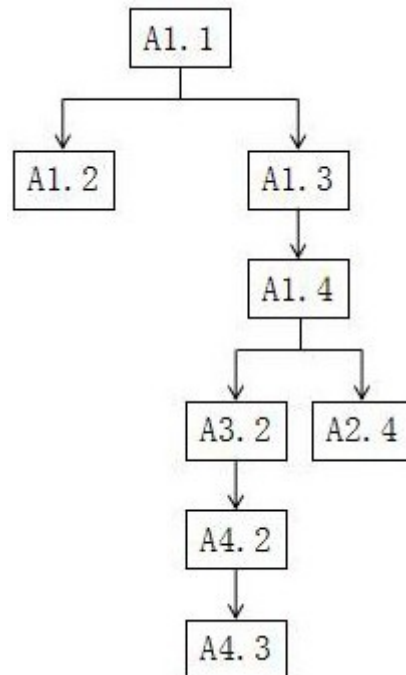


图6

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7	I_8	I_9	I_{10}	I_{11}
A1.1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A1.2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1
A1.3	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A1.4	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1
A2.4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1
A3.2	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0
A4.2	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
A4.3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

图7

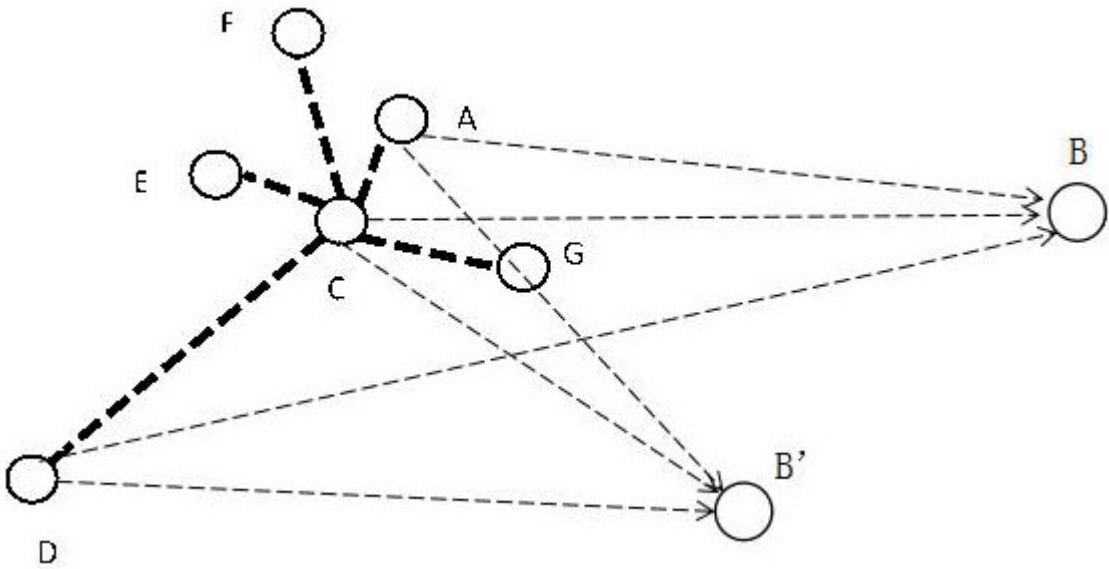


图8