



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 112446009 A

(43)申请公布日 2021.03.05

(21)申请号 201910824575.8

(22)申请日 2019.09.02

(71)申请人 北京新唐思创教育科技有限公司
地址 100039 北京市石景山区八大处高科技园区内6-C号地3号楼118室

(72)发明人 何明 杨亚洲

(74)专利代理机构 上海知锦知识产权代理事务所(特殊普通合伙) 31327
代理人 段洁汝

(51)Int.Cl.

G06F 17/16(2006.01)

G06Q 10/04(2012.01)

G06Q 50/20(2012.01)

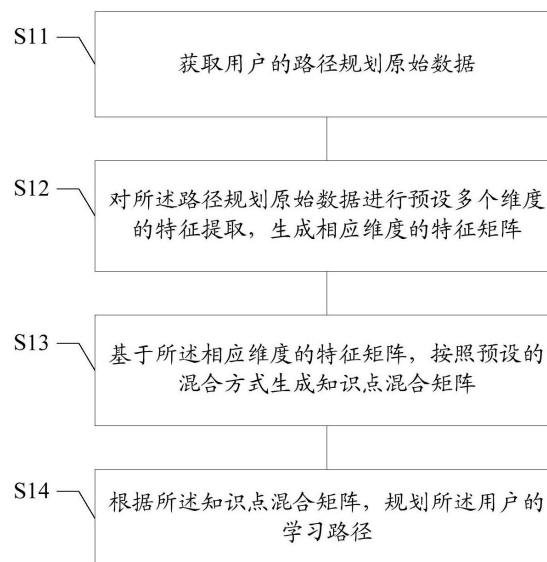
权利要求书2页 说明书16页 附图6页

(54)发明名称

学习路径规划方法及装置、可读存储介质、服务器

(57)摘要

本发明实施例公开了一种学习路径规划方法及装置、可读存储介质、服务器,所述学习路径规划方法包括:获取用户的路径规划原始数据;对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵;基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵;根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。本发明实施例中的技术方案可以提升学习路径规划的准确性。



1. 一种学习路径规划方法,其特征在于,包括:

获取用户的路径规划原始数据;

对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵;

基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵;

根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。

2. 根据权利要求1所述的学习路径规划方法,其特征在于,所述获取用户的路径规划原始数据,包括:获取知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中一种或多种。

3. 根据权利要求2所述的学习路径规划方法,其特征在于,所述对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,包括以下至少一项:

对所述知识点体系数据进行如下至少一种类型的特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵:对所述知识点体系数据进行知识点第一距离特征提取,生成对应所述知识点第一距离特征的知识点第一距离矩阵;对所述知识点体系数据进行知识点排序特征提取,生成对应所述知识点排序特征的知识点排序向量;对所述知识点体系数据进行知识点认知水平特征提取,生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵;

对所述试题数据进行如下至少一种类型的特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵:对所述试题数据进行知识点难度特征提取,生成对应所述知识点难度特征的知识点难度向量;基于所述知识点难度向量,生成对应所述知识点的知识点第二距离矩阵;对所述试题数据进行知识点相邻特征提取,生成对应所述知识点相邻特征的知识点相邻矩阵;

对所述用户的学情数据进行知识点正确率特征提取,生成知识点正确率向量。

4. 根据权利要求3所述的学习路径规划方法,其特征在于,所述生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵,包括:

基于所述知识点认知水平特征,生成所述知识点认知水平向量;

根据所述知识点认知水平向量,生成所述知识点相邻矩阵。

5. 根据权利要求3所述的学习路径规划方法,其特征在于,所述基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵,包括:

基于所述知识点正确率向量、知识点认知水平向量、知识点排序向量、知识点难度向量中的至少两种,生成对应所述用户的知识点优先级向量;

基于所述知识点第一距离矩阵、知识点认知水平偏移距离矩阵、知识点第二距离矩阵、以及知识点相邻矩阵中至少两种,生成知识点关联矩阵;

根据所述知识点优先级向量以及所述知识点关联矩阵,生成所述知识点混合矩阵。

6. 根据权利要求3所述的学习路径规划方法,其特征在于,所述根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径,包括:

确定对应所述用户的第1个知识点,所述第1个知识点为所述知识点排序向量中,数值最小的向量元素对应的知识点;

在确定第1个知识点后,采用如下方式依次确定所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点:基于确定的第n个知识点,确定所述知识点混合矩阵中第n个知识点对应的行向量中,数值最大的向量元素对应的列对应的知识点为第n+1个知识点,其中,n为大于1的整数;

记录所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点的确定顺序；
按照所述确定顺序，生成所述用户对所述知识点的学习路径。

7. 根据权利要求1所述的学习路径规划方法，其特征在于，所述基于所述相应维度的特征矩阵，按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵，包括：

根据所述相应维度的特征矩阵以及对应所述特征矩阵的特征权重系数，生成所述知识点混合矩阵。

8. 根据权利要求7所述的学习路径规划方法，其特征在于，生成所述知识点混合矩阵之前，还包括：基于已有的训练数据对所述特征权重系数进行训练。

9. 根据权利要求8所述的学习路径规划方法，其特征在于，通过随机梯度下降法对所述特征权重系数进行训练。

10. 一种学习路径规划装置，其特征在于，包括：

路径规划原始数据获取单元，适于获取用户的路径规划原始数据；

多维度特征矩阵生成单元，适于对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取，生成相应维度的特征矩阵；

知识点混合矩阵生成单元，适于基于所述相应维度的特征矩阵，按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵；

学习路径规划单元，适于根据所述知识点混合矩阵，规划所述用户的学习路径。

11. 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机指令，其特征在于，所述计算机指令运行时执行权利要求1至9任一项所述学习路径规划方法的步骤。

12. 一种服务器，包括存储器和处理器，所述存储器上存储有能够在所述处理器上运行的计算机指令，其特征在于，所述处理器运行所述计算机指令时执行权利要求1至9任一项所述学习路径规划方法的步骤。

学习路径规划方法及装置、可读存储介质、服务器

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及计算机领域,尤其涉及一种学习路径规划方法及装置、可读存储介质、服务器。

背景技术

[0002] 随着互联网的普及和计算机技术的广泛应用,传统的教育方式也在逐渐向在线教育方向转变。

[0003] 在线学习中,学习路径规划又是重中之重,提供准确的学习路径规划能够帮助用户获得更好的学习效果。

[0004] 但是,现有学习路径规划的准确性有待提升。

发明内容

[0005] 本发明实施例解决的问题是提升在线学习系统学习路径规划的准确性。

[0006] 为解决上述问题,本发明提供一种学习路径规划方法,包括:获取用户的路径规划原始数据;对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵;基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵;根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。

[0007] 可选的,所述获取用户的路径规划原始数据,包括:获取知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中一种或多种。

[0008] 可选的,所述对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,包括以下至少一项:对所述知识点体系数据进行如下至少一种类型的特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵:对所述知识点体系数据进行知识点第一距离特征提取,生成对应所述知识点第一距离特征的知识点第一距离矩阵;对所述知识点体系数据进行知识点排序特征提取,生成对应所述知识点排序特征的知识点排序向量;对所述知识点体系数据进行知识点认知水平特征提取,生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵;对所述试题数据进行如下至少一种类型的特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵:对所述试题数据进行知识点难度特征提取,生成对应所述知识点难度特征的知识点难度向量;对所述试题数据进行知识点第二距离特征提取,生成对应所述知识点第二距离特征的知识点第二距离矩阵;对所述试题数据进行知识点相邻特征提取,生成对应所述知识点相邻特征的知识点相邻矩阵;对所述用户的学情数据进行知识点正确率特征提取,生成知识点正确率向量。

[0009] 可选的,所述生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵,包括:基于所述知识点认知水平特征,生成所述知识点认知水平向量;根据所述知识点认知水平向量,生成所述知识点相邻矩阵。

[0010] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机指令,所述

计算机指令运行时执行所述学习路径规划方法的步骤。

[0011] 本发明实施例还提供了一种服务器,包括存储器和处理器,所述存储器上存储有能够在所述处理器上运行的计算机指令,所述处理器运行所述计算机指令时执行所述学习路径规划方法的步骤。

[0012] 与现有技术相比,本发明的技术方案具有以下有益效果:

[0013] 本发明实施例中,通过获取用户的路径规划原始数据,对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵,根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。在此过程中,由于可以基于对路径规划原始数据进行多个维度的特征提取,进而基于按照预设的混合方式生成的知识点混合矩阵规划所述用户的学习路径,可以使获得的学习路径的知识点之间的关联性更加准确,进而可以提升学习路径规划的准确性。并且,路径规划原始数据与用户对应,学习路径规划更具针对性以及个性化。

[0014] 进一步,获取的路径规划原始数据可以包括获取知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中的一种或多种,路径规划原始数据的覆盖面较广,从而可以提升基于路径规划原始数据提取的特征生成的知识点混合矩阵的覆盖面,进而可以提升学习路径规划的准确性。

[0015] 进一步,在确定第1个知识点后,通过知识点混合矩阵逐一确定知识点混合矩阵包含的所有知识点,并记录各知识点的确定顺序,生成对应用户的学习路径,学习路径的知识点之间关联性较强,从而可以提升学习路径规划的准确性。

[0016] 进一步,根据提取的特征以及对应的特征权重系数,生成知识点混合矩阵,知识点混合矩阵考虑了各特征的特征权重,可以使基于知识点混合矩阵规划的学习路径更加准确,从而可以提升学习路径规划的准确性。

附图说明

[0017] 图1是本发明实施例中一种学习路径规划的流程图;

[0018] 图2是本发明实施例中一种对知识点体系数据进行特征提取的方法的流程图;

[0019] 图3是本发明实施例中一种对试题数据进行特征提取的方法的流程图;

[0020] 图4是本发明实施例中一种知识点混合矩阵生成的方法的流程图;

[0021] 图5是本发明实施例中一种规划用户的学习路径的方法的流程图;

[0022] 图6是本发明实施例中一种学习路径规划装置的结构示意图;

[0023] 图7是本发明实施例中一种知识点体系数据特征提取子单元的结构示意图;

[0024] 图8是本发明实施例中一种试题数据特征提取子单元的结构示意图;

[0025] 图9是本发明实施例中一种知识点认知水平特征提取模块的结构示意图。

具体实施方式

[0026] 由背景技术可知,如何提升在线学习系统学习路径规划的准确性成为亟待解决的问题。

[0027] 其中,学习路径规划为在知识内容的学习过程中,对知识内容的学习流程进行合理规划,以得到适于用户学习的学习路径。

[0028] 在一种学习路径规划方法中,基于单方面的数据对用户的学习路径进行规划,数据覆盖面较窄,知识点之间关联性较差,从而学习路径规划的准确性较差。例如,目前仅基于用户A的考试数据,对所述用户A的学习路径进行规划。

[0029] 针对上述问题,本发明实施例中,通过获取用户的路径规划原始数据,对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵,根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。在此过程中,由于可以基于对路径规划原始数据进行多个维度的特征提取,进而基于按照预设的混合方式生成的知识点混合矩阵规划所述用户的学习路径,可以使获得的学习路径的知识点之间的关联性更加准确,进而可以提升学习路径规划的准确性。并且,路径规划原始数据与用户对应,学习路径规划更具针对性以及个性化。

[0030] 为使本发明实施例的上述目的、特征和有益效果能够更为明显易懂,下面结合附图对本发明具体实施例做详细的说明。

[0031] 参照图1所示的一种学习路径规划方法的流程图,在本发明实施例中,学习路径规划可以包括如下步骤:

[0032] 步骤S11,获取用户的路径规划原始数据。

[0033] 在具体实施中,根据具体需求,路径规划原始数据可以包括知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中一种或多种。

[0034] 其中,知识点体系数据可以是对应于一门课程、或者是对应于一门学科、或者对应于一个专业的多门课程的知识点的数据,对此不做限制。

[0035] 在具体实施中,知识点体系数据可以以树状形式展示知识点体系,知识点体系数据可以包括知识点之间关联关系、知识点的编排顺序、知识点的难易程度、以及对各知识点的认知水平属性等内容。

[0036] 试题数据可以包括对应知识点体系数据中每一知识点的试题题目、试题题目与知识点之间的关联关系、每一知识点对应的试题数量、以及每一试题题目的分值权重等。

[0037] 学情数据可以与用户关联,可以是用户在进行试题测试后得到的数据。在具体实施中,学情数据可以包括用户所进行测试的试题题目、试题数量、试题测试正确或错误、以及与试题关联的知识点等。

[0038] 本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,在具体实施中,知识点体系数据、试题数据、学情数据可以包括其他的数据或者包括更多的数据,知识点体系数据也可以通过其他的展示形式展示,本发明实施例对此不做限制。

[0039] 在具体实施中,知识点体系数据、试题数据、学情数据可以配套的数据,即知识点体系数据、试题数据、学情数据所涉及的知识点可以同一课程、或同一学科、或同一专业的课程的知识点。

[0040] 在具体实施中,可以通过获取知识点体系数据、试题数据、以及用户对应所述试题数据的学情数据中的一种或多种,来获取用户的路径规划原始数据,本发明实施例对此不做限制。

[0041] 通过获取知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中的一种或多种,从而可以使获取的路径规划原始

数据的覆盖面较广,可以提升基于路径规划原始数据提取的特征生成的知识点混合矩阵的覆盖面,进而可以提升学习路径规划的准确性,提升用户体验。

[0042] 在具体实施中,获取的路径规划原始数据可以存储至运行该学习路径规划方法的服务器的数据库中,例如,可以通过结构化查询语言 (Structured Query Language,SQL) 存储所述路径规划原始数据至数据库,或者也可以通过其他方式,本发明实施例对此不做限制。

[0043] 步骤S12,对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵。

[0044] 其中,对路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取可以是对知识点体系数据、试题数据、以及学情数据中的一种或多种进行预设多个维度的特征提取,以生成对应维度的特征矩阵。

[0045] 在具体实施中,预设多个维度可以是预设的进行特征提取的多个维度,例如,可以包括知识点的优先级、知识点的认知水平特性、知识点与知识点之间的关联关系、用户的测试情况等多个维度。本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,在具体实施中,预设多个维度也可以包括更多的维度,本发明实施例对此不做限制。

[0046] 在具体实施中,知识点的优先级可以与课程中知识点的编排顺序关联,例如,课程中的第一章可以是基础章节,相应的知识点为基础知识点,从而可以确定该知识点为优先级较高的知识点,课程中的最后一章可以是该课程的扩展章节,相应的知识点可以是扩展知识点,从而可以确定该知识点为优先级最低的知识点。

[0047] 知识点的认知水平特性可以是与课程预设的单个或多个认知水平属性关联,例如,在本发明一具体实现中,知识点的认知水平特性可以与对知识点的识记、理解、应用、综合等多个认知水平属性中的一个或多个关联。

[0048] 知识点与知识点之间的关联关系可以理解为知识点与其他知识点之间的逻辑结构关系,即平行或父子关系等,例如,知识点2与知识点3基于知识点1 得到,知识点2和知识点3之间并无交叉应用关系,可以理解为知识点2和知识点3为平行关系,由于知识点2和知识点3是基于知识点1得到的,可以理解为知识点2和知识点3与知识点1之间为父子关系。本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,在具体实施中,知识点与知识点之间的关联关系可以包括更多的内容,例如知识点1为前文所述的基础知识点,知识点2为前文所述的扩展知识点,则可以确定知识点1与知识点2之间的关联性不强,知识点1与知识点2的关联关系较弱。

[0049] 在具体实施中,可以对前文所述的知识点体系数据、试题数据以及学情数据中的一个或多个路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,以生成相应维度的特征矩阵,后文将进行详细说明。

[0050] 在具体实施中,在生成相应维度的特征矩阵后,可以基于该特征矩阵,得到用于进行学习路径规划的知识点混合矩阵。

[0051] 步骤S13,基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵。

[0052] 其中,预设的混合方式可以是按照一定的比例关系、或者按照一定的计算方式,本发明实施例对此不做限制。

[0053] 生成的知识点混合矩阵可以与前文所述的路径规划原始数据关联,生成的知识点混合矩阵包含的知识点可以包括前文所述的路径规划原始数据的知识点。

[0054] 步骤S14,根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。

[0055] 在具体实施中,在生成所述知识点混合矩阵后,可以根据知识点混合矩阵以及一定的知识点选取方式,确定用户对知识点的学习顺序,从而得到对应用户的学习路径。

[0056] 基于知识点混合矩阵规划用户的学习路径,知识点混合矩阵融合了多维度的知识点之间的关联关系,从而可以提升学习路径规划的准确性。

[0057] 如前所述,在具体实施中,可以对前文所述的知识点体系数据、试题数据以及学情数据中的一个或多个路径规划原始数据进行特征提取,以生成相应维度的特征矩阵。

[0058] 在本发明一具体实现中,对路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,可以包括对知识点体系数据进行特征提取,并生成相应维度的特征矩阵。具体的,参考图2,可以包括如下至少一个步骤对应类型的特征提取:

[0059] 步骤S21,对所述知识点体系数据进行知识点第一距离特征提取,生成对应所述知识点第一距离特征的知识点第一距离矩阵;

[0060] 步骤S22,对所述知识点体系数据进行知识点排序特征提取,生成对应所述知识点排序特征的知识点排序向量;

[0061] 步骤S23,对所述知识点体系数据进行知识点认知水平特征提取,生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵。

[0062] 本领域技术人员可以理解的是,在具体实施例,对步骤S21~步骤S23的执行顺序不做限制,或者也可以并行运行。

[0063] 其中,知识点第一距离特征可以是表示知识点与知识点之间最短距离的特征。具体的,可以是根据树状形式的知识点体系数据,得到知识点体系数据中,各知识点与其余知识点之间的最短距离,从而得到知识点与知识点之间的知识点第一距离矩阵。

[0064] 在具体实施中,知识点第一距离矩阵可以表示为D1,具体结构参考如下:

$$[0065] \quad D1 = \begin{bmatrix} d1_{11} & \dots & d1_{1k} & \dots & d1_{1m} & \dots & d1_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d1_{k1} & \dots & d1_{kk} & \dots & d1_{km} & \dots & d1_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d1_{m1} & \dots & d1_{mk} & \dots & d1_{mm} & \dots & d1_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d1_{K1} & \dots & d1_{Kk} & \dots & d1_{Km} & \dots & d1_{Kk} \end{bmatrix}$$

[0066] 其中,d1_{1m}表示知识点1与知识点m之间的最短距离,同理d1_{km}表示知识点k与知识点m之间的最短距离。

[0067] 在本发明实施例中,矩阵元素d1₁₁、d1_{kk}、d1_{mm}、d1_{kk}均表示知识点与该知识点自身的最短举例,因此,其值均为0。矩阵元素d1_{1k}与d1_{k1}均表示知识点 1与知识点k之间的最短距离,因此d1_{1k}与d1_{k1}值可以相等。

[0068] 本领域技术人员可以理解的是,对知识点第一距离矩阵D1中,其余矩阵元素的描

述可以参照对应的描述,不再一一举例说明。

[0069] 在具体实施中,知识点第一距离矩阵D1中,矩阵元素的值越大,可以表示知识点与知识点之间的最小距离越大,知识点之间的关联性越弱,矩阵元素的值越小,表示知识点与知识点之间的最小距离越小,关联性越强。例如,如前文所述的,教材第一章的知识点与最后一章的知识点之间的最小距离较大,关联性较弱,同一章的知识点,最小距离较小,关联性较强。

[0070] 在具体实施中,知识点与知识点之间的最短距离可以通过最短路径方法提取,即通过最短路径方法可以计算一个知识点到其他所有知识点的最短路径。或者也可以通过其他方式确定,对此不做限制。

[0071] 知识点排序特征可以是前文所述的根据知识点体系数据中知识点的编排顺序等确定的知识点的学习顺序。在具体实施中,用户基于课程的知识点进行学习的时候,知识点编排顺序越靠前,知识点学习的优先级越高。

[0072] 在具体实施中,编排顺序越靠前的知识点,知识点的优先级越高,对应的知识点排序特征的值可以越小。例如,课程第一章的知识点,知识点排序特征的值较小,课程最后一章的知识点,知识点排序特征的值较大。

[0073] 在具体实施中,在得到知识点体系数据中知识点的知识点排序特征后,可以得到对应知识点体系数据的知识点排序向量。具体的,知识点排序向量S可以表示如下:

[0074] $S = (S_1, \dots, S_k, \dots, S_m, \dots, S_K)$

[0075] 其中,向量元素 S_1 、 S_k 、 S_m 、 S_K 可以分别表示知识点1、知识点k、知识点m、知识点K的知识点排序特征。

[0076] 知识点认知水平特征可以根据多个考察项目进行整合生成,如前文所述的识记、理解、应用、综合等多个考察项目按照一定的比例关系生成,并得到知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵。

[0077] 在具体实施中,在得到各知识点的知识点认知水平特征后,可以生成包括所有知识点的知识点认知水平特征的知识点认知水平向量,并根据所述知识点认知水平向量,生成所述知识点相邻矩阵。

[0078] 例如,生成的知识点认知水平向量可以表示为A1,具体结构如下所示:

[0079] $A1 = (A1_1, \dots, A1_k, \dots, A1_m, \dots, A1_K)$

[0080] 其中,向量元素 $A1_1$ 、 $A1_k$ 、 $A1_m$ 、 $A1_K$ 分别表示知识点1、知识点k、知识点m、知识点K的知识点认知水平特征。

[0081] 在具体实施中,知识点认知水平向量A1中,向量元素的值越大,对应知识点的认知水平越高,知识点越重要。

[0082] 在具体实施中,可以根据知识点k的知识点认知水平特征和知识点m的知识点认知水平特征得到知识点k与知识点m的知识点认知水平偏移距离特征。具体的,知识点k与知识点m的知识点认知水平偏移距离特征 $d2_{km}$ 生成公式如下:

[0083] $d2_{km} = |A1_k - A1_m|$

[0084] 在具体实施中,在得到每一知识点与其余知识点之间的知识点认知水平偏移距离特征后,可以得到知识点体系数据中知识点的知识点认知水平偏移距离矩阵D2,即如下所示:

$$[0085] \quad D2 = \begin{vmatrix} d2_{11} & \dots & d2_{1k} & \dots & d2_{1m} & \dots & d2_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d2_{k1} & \dots & d2_{kk} & \dots & d2_{km} & \dots & d2_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d2_{m1} & \dots & d2_{mk} & \dots & d2_{mm} & \dots & d2_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d2_{K1} & \dots & d2_{Kk} & \dots & d2_{Km} & \dots & d2_{KK} \end{vmatrix}$$

[0086] 其中,知识点认知水平偏移距离矩阵D2中矩阵元素的具体含义如前文所述,例如, $d2_{km}$ 表示知识点k与知识点m的知识点认知水平偏移距离特征,此处不一一进行描述。

[0087] 本领域技术人员可以理解的是,在具体实施中,矩阵元素 $d2_{11}$ 、 $d2_{kk}$ 、 $d2_{mm}$ 、 $d2_{kk}$ 均表示知识点与该知识点自身的知识点认知水平偏移距离特征,其值均为0,矩阵元素 $d2_{km}$ 与 $d2_{mk}$ 均表示知识点m与知识点k的知识点认知水平偏移距离特征,因此 $d2_{km}$ 与 $d2_{mk}$ 可以相等。同理 $d2_{1m}$ 与 $d2_{m1}$ 、 $d2_{1k}$ 与 $d2_{k1}$ 、 $d2_{Km}$ 与 $d2_{mK}$ 均相等,不一一进行说明。

[0088] 在具体实施中,知识点认知水平偏移距离矩阵D2中,矩阵元素的值越大,表示知识点之间的偏移距离越大,知识点关联性越弱,知识点之间的偏移距离越小,知识点关联性越强。

[0089] 在本发明另一具体实现中,对路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,可以包括对试题数据进行特征提取,并生成相应维度的特征矩阵。具体的,参考图3,可以包括如下至少一个步骤对应类型的特征提取:

[0090] 步骤S31,对所述试题数据进行知识点难度特征提取,生成对应所述知识点难度特征的知识点难度向量;

[0091] 步骤S32,基于所述知识点难度向量,生成对应所述知识点的知识点第二距离矩阵;

[0092] 步骤S33,对所述试题数据进行知识点相邻特征提取,生成对应所述知识点相邻特征的知识点相邻矩阵。

[0093] 本领域技术人员可以理解的是,在具体实施例中,对步骤S33的执行顺序不做限制,可以先于步骤S31与步骤S32运行,或者与步骤S31与步骤S32并行运行。

[0094] 其中,知识点难度特征可以是根据试题数据中,试题的难度信息,推算得出该试题中包含的知识点对应的难度信息。例如,在试题数据中,某一知识点相关的试题的难度均较大,则可以确定该知识点的难度较大。本领域技术人员可以理解的,此处所述“难度”可以理解为困难度,复杂度,即反向于“简单”“容易”。

[0095] 在具体实施中,难度信息可以是一个表示难易程度的数值,例如,数值越大,试题越复杂,该难度信息可以在设置试题数据的时候进行设置。

[0096] 在本发明一具体实施例中,基于试题数据提取的知识点难度特征生成的知识点难度向量A2可以表示如下:

$$[0097] \quad A2 = (A2_1, \dots, A2_k, \dots, A2_m, \dots, A2_K)$$

[0098] 其中,向量元素 $A2_1$ 、 $A2_k$ 、 $A2_m$ 、 $A2_K$ 分别表示知识点1、知识点k、知识点m、以及知识点

K的知识点难度特征。

[0099] 在具体实施中,在进行特征提取,得到知识点的知识点难度向量后,可以根据各知识点的难度特征,得到知识点与知识点之间的知识点第二距离特征,并得到知识点第二距离矩阵。例如,知识点k与知识点m之间的知识点第二距离特征 $d3_{km}$ 生成如下:

$$[0100] \quad d3_{km} = |A2_k - A2_m|$$

[0101] 在具体实施中,在得到每一知识点与其余知识点之间的知识点第二距离特征后,可以得到试题数据中知识点的知识点第二距离矩阵D3,即如下所示:

$$[0102] \quad D3 = \begin{vmatrix} d3_{11} & \dots & d3_{1k} & \dots & d3_{1m} & \dots & d3_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d3_{k1} & \dots & d3_{kk} & \dots & d3_{km} & \dots & d3_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d3_{m1} & \dots & d3_{mk} & \dots & d3_{mm} & \dots & d3_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d3_{K1} & \dots & d3_{Kk} & \dots & d3_{Km} & \dots & d3_{KK} \end{vmatrix}$$

[0103] 在具体实施中,知识点第二距离矩阵D3中矩阵元素的值越小,表示知识点之间距离越接近,知识点之间的关联性越强,矩阵元素的值越大,表示知识点之间距离越大,知识点之间的关联性越弱。

[0104] 本领域技术人员可以理解的是,在具体实施中,矩阵元素 $d3_{11}$ 、 $d3_{kk}$ 、 $d3_{mm}$ 、 $d3_{KK}$ 均表示知识点与该知识点自身的知识点第二距离特征,因此,其值均为0。矩阵元素 $d3_{km}$ 与 $d3_{mk}$ 均表示知识点m与知识点k的知识点第二距离特征,因此 $d3_{km}$ 与 $d3_{mk}$ 可以相等。同理矩阵元素 $d3_{1m}$ 与 $d3_{m1}$ 、 $d3_{1k}$ 与 $d3_{k1}$ 、 $d3_{Km}$ 与 $d3_{mK}$ 均相等,不一一详细说明。

[0105] 在具体实施中,对知识点第二距离矩阵D3中其余矩阵元素的解释可以参见全文,此处不再赘述。

[0106] 知识点相邻特征可以是知识点之间相邻关系的特征。在试题数据中,若两个知识点以较高频率出现在同一个试题中,则可以表明这两个知识点之间具有一定的逻辑或互补关系。在具体实施中,可以根据对试题数据进行知识点相邻特征的特征提取,以得到知识点之间的相邻关系,知识点相邻特征的值越大,表示两个知识点之间的关联性越强。

[0107] 在具体实施中,在得到试题数据中知识点的知识点相邻特征,可以生成对应的知识点相邻矩阵。知识点相邻矩阵可以用C表示,具体如下:

$$[0108] \quad C = \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1k} & \dots & c_{1m} & \dots & c_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{k1} & \dots & c_{kk} & \dots & c_{km} & \dots & c_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{m1} & \dots & c_{mk} & \dots & c_{mm} & \dots & c_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{K1} & \dots & c_{Kk} & \dots & c_{Km} & \dots & c_{KK} \end{vmatrix}$$

[0109] 其中,矩阵元素 $c_{11}\cdots c_{1k}\cdots c_{mk}\cdots c_{kk}$ 表示知识点与知识点之间的知识点相邻特征,例如,矩阵元素 c_{1k} 表示知识点1与知识点k之间的知识点相邻特征。本领域技术人员可以理解的是,对于其余矩阵元素的理解均可参见以上描述,此处不一一进行说明。

[0110] 在具体实施中,矩阵元素 c_{11} 、 c_{kk} 、 c_{mm} 、 c_{kk} 均表示知识点与该知识点自身的知识点相邻特征,因此,其值均可以为0。矩阵元素 c_{km} 与 c_{mk} 均表示知识点m与知识点k之间的知识点相邻特征,因此 c_{km} 与 c_{mk} 相等。同理矩阵元素 c_{1m} 与 c_{m1} 、 c_{1k} 与 c_{k1} 、 c_{km} 与 c_{mk} 均相等,对此不一一进行说明。

[0111] 在具体实施中,知识点相邻矩阵C中,矩阵元素的值越大,表示知识点之间的相邻关系越强,矩阵元素的值越小,知识点之间的相邻关系越弱。

[0112] 在本发明又一具体实现中,对路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取,生成相应维度的特征矩阵,可以包括对学情数据进行特征提取,并生成相应维度的特征矩阵。

[0113] 如前文所述,学情数据可以包括用户所进行测试的试题题目、试题数量、试题测试正确或错误、以及与试题关联的知识点等。在具体实施中,对用户的学情数据进行特征提取,可以是对用户的学情数据进行知识点正确率特征提取,生成知识点正确率向量。

[0114] 在具体实施中,知识点正确率向量表示为L,具体表示如下:

[0115] $L = (l_1, \dots, l_k, \dots, l_m, \dots, l_K)$

[0116] 其中,向量元素 l_1 、 l_k 、 l_m 、 l_K 分别表示知识点1、知识点k、知识点m、以及知识点K的知识点正确率特征。在具体实施中,知识点正确率特征的值越大,表示用户对该知识点对应的试题的正确概率越大,用户对该知识点掌握越牢固。

[0117] 本领域技术人员可以理解的是,在本发明具体实施例中,对学情数据进行特征提取可以包括更多的特征提取,例如,试题与知识点关联性特征的提取、用户进行多次测试的学情数据进行知识点正确率变化特征的提取等,本发明实施例对此不做限制。

[0118] 在具体实施中,在对以上各特征进行提取,得到对应路径规划原始数据的各向量以及各矩阵后,均可以对各向量元素或者矩阵元素进行归一化处理,以提升后续知识点混合矩阵生成的效率。

[0119] 在具体实施中,在生成对应多个维度的特征矩阵后,可以对多个维度的特征矩阵进行混合,具体的,可以根据前文所述的,按照一定的比例关系或者既定的计算方式,生成知识点混合矩阵,参考图4,具体可以包括如下流程步骤:

[0120] 步骤S41,基于所述知识点正确率向量、知识点认知水平向量、知识点排序向量、知识点难度向量中的至少两种,生成对应所述用户的知识点优先级向量。

[0121] 其中,知识点优先级向量可以表示为Q,具体表示如下:

[0122] $Q = (q_1, \dots, q_k, \dots, q_m, \dots, q_K)$

[0123] 其中,向量元素 q_1 、 q_k 、 q_m 、 q_K 分别表示知识点1、知识点k、知识点m、知识点K的优先级。在本发明一具体实现中,知识点优先级向量Q中各向量元素可以通过如下公式计算生成:

[0124] $q_k = (1-l_k) + (1-S_k) + (1-A1_k) + (1-A2_k)$

[0125] 其中, l_k 表示知识点正确率向量L中知识点k的知识点正确率特征, S_k 表示知识点排序向量S中知识点k的知识点排序特征、 $A1_k$ 表示知识点认知水平向量A1中知识点k的知识点

认知水平特征、A2_k知识点难度向量A2中知识点k 的知识点难度特征。

[0126] 本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,在其他实施例中,计算公式可以不同,例如,知识点k的知识点优先级特征可以直接由对应的知识点正确率特征 l_k 、知识点认知水平特征A1_k、知识点排序特征S_k、知识点难度特征A2_k相加得到,本发明对此不做限定。

[0127] 步骤S42,基于所述知识点第一距离矩阵、知识点认知水平偏移距离矩阵、知识点第二距离矩阵、以及知识点相邻矩阵中至少两种,生成知识点关联矩阵。

[0128] 在具体实施中,知识点关联矩阵可以表示为E,具体表示如下:

$$[0129] \quad E = \begin{bmatrix} e_{11} & \cdots & e_{1k} & \cdots & e_{1m} & \cdots & e_{1K} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e_{k1} & \cdots & e_{kk} & \cdots & e_{km} & \cdots & e_{kK} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e_{m1} & \cdots & e_{mk} & \cdots & e_{mm} & \cdots & e_{mK} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e_{K1} & \cdots & e_{Kk} & \cdots & e_{Km} & \cdots & e_{KK} \end{bmatrix}$$

[0130] 其中,矩阵元素 $e_{11}, \cdots, e_{1k}, \cdots, e_{mk}, \cdots, e_{kK}$ 表示知识点与知识点之间的关联程度,例如,矩阵元素 e_{1k} 表示知识点1与知识点k之间的知识点关联特征。本领域技术人员可以理解的是,对于其余矩阵元素的理解均可参见以上描述,此处不一一进行解释说明。

[0131] 在具体实施中,知识点关联矩阵E中表示知识点关联特征的矩阵元素的数值可以根据对应的知识点在知识点第一距离矩阵D1、知识点认知水平偏移距离矩阵D2、知识点第二距离矩阵D3、以及知识点相邻矩阵C中的矩阵元素的数值计算生成。例如,对于知识点关联矩阵E中,表示知识点m与知识点k之间的知识点关联特征的矩阵元素 e_{mk} 可以通过如下公式计算生成:。

$$[0132] \quad e_{mk} = (1-d1_{mk}) + (1-d2_{mk}) + (1-d3_{mk}) + (1-c_{mk})$$

[0133] 本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,在其他实施例中,计算公式可以不同,例如,知识点m与知识点k之间的知识点关联特征的矩阵元素 e_{mk} 可以直接由知识点第一距离矩阵D1、知识点认知水平偏移距离矩阵D2、知识点第二距离矩阵D3、以及知识点相邻矩阵C中对应的矩阵元素中的部分或全部相加得到,本发明对此不做限定。

[0134] 步骤S43,根据所述知识点优先级向量以及所述知识点关联矩阵,生成所述知识点混合矩阵。

[0135] 在具体实施中,知识点混合矩阵可以用M表示,具体如下:

$$[0136] \quad M = \begin{vmatrix} m_{11} & \dots & m_{1k} & \dots & m_{1m} & \dots & m_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{k1} & \dots & m_{kk} & \dots & m_{km} & \dots & m_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{m1} & \dots & m_{mk} & \dots & m_{mm} & \dots & m_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{K1} & \dots & m_{Kk} & \dots & m_{Km} & \dots & m_{KK} \end{vmatrix}$$

[0137] 如前所述,知识点混合矩阵M表示知识点与知识点之间的关联程度,例如,矩阵元素 m_{mk} 表示知识点m与知识点k之间的关联程度,矩阵元素 m_{mk} 可以根据知识点优先级向量Q中向量元素 q_k 以及知识点关联矩阵E中矩阵元素 e_{mk} 相加得到。

[0138] 本领域技术人员可以理解的是,此处示范性的举例说明,在具体实施中,知识点混合矩阵M中矩阵元素的也可以通过其他的计算方式生成,对此不做具体限制。

[0139] 在本发明具体实现中,对步骤S41与步骤S42的先后顺序不做限制,或者步骤S41与步骤S42可以并行进行。

[0140] 在本发明一具体实现中,生成知识点混合矩阵可以是根据相应维度的特征矩阵以及对应所述特征矩阵的特征权重系数,生成所述知识点混合矩阵。

[0141] 其中,特征权重系数可以表示各特征矩阵的权重,以下将分别进行详细说明。

[0142] 继续引用前例,在具体实施中,根据特征矩阵以及各特征矩阵的特征权重系数生成知识点混合矩阵M中,可以表示如下:

$$[0143] \quad m_{mk} = \delta \times q_k + (1-\delta) \times e_{mk}$$

[0144] 其中, m_{mk} 表示知识点混合矩阵M中知识点m与知识点k之间的关联程度, q_k 表示知识点优先级向量Q中知识点k的知识点优先级, e_{mk} 表示知识点关联矩阵E中知识点m与知识点k之间的知识点关联特征, δ 以及 $1-\delta$ 分别表示在知识点混合矩阵M中,知识点优先级向量Q以及知识点关联矩阵E的特征权重系数。

[0145] 进一步,对于知识点优先级向量Q中的各向量元素,其计算公式可以表示如下:

$$[0146] \quad q_k = \beta_1 \times (1-l_k) + \beta_2 \times (1-s_k) + \beta_3 \times (1-a1_k) + \beta_4 \times (1-a2_k)$$

[0147] 其中, q_k 表示优先级向量Q中知识点k的优先级, l_k 表示知识点正确率向量L中知识点k的知识点正确率特征, s_k 表示知识点排序向量S中知识点k的知识点排序特征、 $a1_k$ 表示知识点认知水平向量A1中知识点k的知识点认知水平特征、 $a2_k$ 表示知识点难度向量A2中知识点k的知识点难度特征, β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 分别表示在知识点优先级向量Q中,知识点正确率向量L、知识点排序向量S、知识点认知水平向量A1、知识点难度向量A2的特征权重系数。

[0148] 对于知识点关联矩阵E中的各矩阵元素,其计算公式可以表示如下:

$$[0149] \quad e_{mk} = \gamma_1 \times (1-d1_{mk}) + \gamma_2 \times (1-d2_{mk}) + \gamma_3 \times (1-d3_{mk}) + \gamma_4 \times (1-c_{mk})$$

[0150] 其中, e_{mk} 表示知识点关联矩阵E中知识点m与知识点k之间的知识点关联特征, $d1_{km}$ 表示知识点第一距离矩阵D1中知识点k与知识点m之间的最短距离, $d2_{km}$ 表示知识点认知水平偏移距离矩阵D2中知识点k与知识点m的知识点认知水平偏移距离特征, $d3_{km}$ 表示知识点第二距离矩阵D3中知识点k与知识点m之间的知识点第二距离特征, c_{mk} 表示知识点相邻矩阵

C中知识点m 与知识点k之间的知识点相邻特征, γ_1 、 γ_2 、 γ_3 、 γ_4 分别表示在知识点关联矩阵E中知识点第一距离矩阵D1、知识点认知水平偏移距离矩阵D2、知识点第二距离矩阵D3、以及知识点相邻矩阵C的特征权重系数。

[0151] 根据提取的特征矩阵以及对应的特征权重系数,生成知识点混合矩阵,知识点混合矩阵考虑了各特征矩阵的特征权重,可以使基于知识点混合矩阵规划的学习路径更加准确,从而可以提升学习路径规划的准确性。

[0152] 在具体实施中,各特征矩阵对应的特征权重系数可以基于已有的训练数据进行训练。具体的,可以是根据已有的知识点体系数据、试题数据、学情数据,以及基于已有的学习路径,对特征权重系数进行训练。

[0153] 在具体实施中,可有通过随机梯度下降法对所述特征权重系数进行训练,或者也可以通过其他的训练方式,如批量梯度下降法、小批量梯度下降法等。本领域技术人员可以理解的是,此处仅为举例说明,本发明实施例对特征权重系数进行训练的方式不做具体限制。

[0154] 通过对各权重系数进行训练,可以使生成的知识点混合矩阵对知识点之间的关联性体现的更加准确,从而可以提升学习路径规划的准确性。

[0155] 在具体实施中,在生成知识点混合矩阵后,可以根据知识点混合矩阵进行用户的学习路径的规划,具体流程可以参考图5,可以包括:

[0156] 步骤S51,确定对应所述用户的第1个知识点,所述第1个知识点为所述知识点排序向量中,数值最小的向量元素对应的知识点;

[0157] 步骤S52,在确定第1个知识点后,采用如下方式依次确定所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点:基于确定的第n个知识点,确定所述知识点混合矩阵中第n个知识点对应的行向量中,数值最大的向量元素对应的列对应的知识点为第n+1个知识点;

[0158] 步骤S53,记录所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点的确定顺序;

[0159] 步骤S54,按照所述确定顺序,生成所述用户对所述知识点的学习路径。

[0160] 其中,n为大于1的整数。

[0161] 为便于理解,以下结合一具体实施例进行详细说明。

[0162] 如前文所述,知识点排序向量S可以表示如下:

[0163] $S = (S_1, \dots, S_k, \dots, S_m, \dots, S_K)$

[0164] 在具体实施中,可以根据知识点优先级排序向量中数值最小的向量元素对应的知识点确定为用户学习的第1个知识点,例如,第1个知识点为知识点k。

[0165] 进一步,基于确定的知识点k为第1个知识点后,可以确定知识点混合矩阵M中知识点k对应的行向量中,数值最大的向量元素对应的列确定的知识点为第2个知识点。

[0166] 具体的,知识点混合矩阵M如下所示:

$$[0167] \quad M = \begin{vmatrix} m_{11} & \dots & m_{1k} & \dots & m_{1m} & \dots & m_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{k1} & \dots & m_{kk} & \dots & m_{km} & \dots & m_{kK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{m1} & \dots & m_{mk} & \dots & m_{mm} & \dots & m_{mK} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m_{K1} & \dots & m_{Kk} & \dots & m_{Km} & \dots & m_{KK} \end{vmatrix}$$

[0168] 知识点混合矩阵M中知识点k对应的行向量如下：

[0169] $(m_{k1}, \dots, m_{kk}, \dots, m_{km}, \dots, m_{kK})$

[0170] 在本发明一具体实现中，在知识点k对应的行向量中，向量元素 m_{kk} 的值最大，则可以确定向量元素 m_{kk} 对应的列对应的知识点为第2个知识点，即知识点K为第2个知识点。

[0171] 进一步，重复上述步骤，基于确定的第2个知识点，确定所述知识点混合矩阵M中第2个知识点对应的行向量中，数值最大的向量元素对应的列确定的知识点为第3个知识点，从而依次确定知识点混合矩阵M中所包含的所有知识点的顺序。

[0172] 进一步，记录确定知识点混合矩阵M中所包含的所有知识点的确定顺序，根据记录的知识点确定顺序，生成对应用户对知识点的学习路径。

[0173] 在具体实施中，在基于确定的第n个知识点，确定所述知识点混合矩阵M 中第n个知识点对应的行向量中，数值最大的向量元素对应的列确定的知识点为第n+1个知识点时，若该知识点为在前序确定过程中已经确定的知识点，则从该第n个知识点对应的行向量未确定过的向量元素中，数值最大的向量元素对应的列确定的知识点为第n+1个知识点。

[0174] 例如，继续参照前例，知识点混合矩阵M中知识点k对应的行向量如下：

[0175] $(m_{k1}, \dots, m_{kk}, \dots, m_{km}, \dots, m_{kK})$

[0176] 若在知识点k对应的行向量中，向量元素 m_{kk} 的值最大，则可以确定向量元素 m_{kk} 对应的列对应的知识点为第2个知识点，即知识点k为第2个知识点。由于知识点k已经在前一步骤中确定为第1个知识点，则此时可以从知识点k 对应的行向量除去向量元素 m_{kk} 后剩余的多个向量元素中，确定数值最大的向量元素对应的列确定的知识点为第2个知识点。

[0177] 在具体实施中，对知识点的确定顺序进行记录，可以是确定1个知识点后进行一次记录，也可以是在确定知识点混合矩阵中多包含的所有知识点后进行记录，本发明实施例对此不做限制。

[0178] 通过在确定第1个知识点后，通过知识点混合矩阵逐一确定知识点混合矩阵包含的所有知识点，并记录各知识点的确定顺序，生成对应用户的学习路径，学习路径的知识点之间关联性较强，从而可以提升学习路径规划的准确性。

[0179] 本发明实施例还提用了一种学习路径规划装置，参考图6，所述学习路径规划装置60可以包括：

[0180] 路径规划原始数据获取单元61，适于获取用户的路径规划原始数据；

[0181] 多维度特征矩阵生成单元62，适于对所述路径规划原始数据进行预设多个维度的特征提取，生成相应维度的特征矩阵；

[0182] 知识点混合矩阵生成单元63,适于基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵;

[0183] 学习路径规划单元64,适于根据所述知识点混合矩阵,规划所述用户的学习路径。

[0184] 在具体实施中,所述路径规划原始数据获取单元61获取用户的路径规划原始数据可以包括获取知识点体系数据、对应所述知识点体系数据中知识点的试题数据、以及所述用户对应所述试题数据的学情数据中至少一种或多种。

[0185] 在具体实施中,所述多维度特征矩阵生成单元62可以包括以下至少一个子单元:

[0186] 知识点体系数据特征提取子单元621,适于对所述知识点体系数据进行特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵;

[0187] 试题数据特征提取子单元622,适于对所述试题数据进行特征提取,生成对应类型特征的特征矩阵;

[0188] 学情数据特征提取子单元623,适于对所述用户的学情数据进行知识点正确率特征提取,生成知识点正确率向量。

[0189] 在本发明一具体实现中,参考图7,所述知识点体系数据特征提取子单元 621可以包括如下至少一种类型的模块:

[0190] 知识点第一距离特征提取模块6211,适于对所述知识点体系数据进行知识点第一距离特征提取,生成对应所述知识点第一距离特征的知识点第一距离矩阵;

[0191] 知识点排序特征提取模块6212,适于对所述知识点体系数据进行知识点排序特征提取,生成对应所述知识点排序特征的知识点排序向量;

[0192] 知识点认知水平特征提取模块6213,适于对所述知识点体系数据进行知识点认知水平特征提取,生成对应所述知识点认知水平特征的知识点认知水平向量和知识点认知水平偏移距离矩阵。

[0193] 在本发明另一具体实现中,参考图8,所述试题数据特征提取子单元622 可以包括如下至少一种类型的模块:

[0194] 知识点难度特征提取模块6221,适于对所述试题数据进行知识点难度特征提取,生成对应所述知识点难度特征的知识点难度向量;

[0195] 知识点第二距离特征提取模块6222,适于基于所述知识点难度向量,生成对应所述知识点的知识点第二距离矩阵;

[0196] 知识点相邻特征提取模块6223,适于对所述试题数据进行知识点相邻特征提取,生成对应所述知识点相邻特征的知识点相邻矩阵。

[0197] 在具体实施中,参考图9,所述知识点认知水平特征提取模块6213可以包括:

[0198] 知识点认知水平向量生成子模块6213a,适于基于所述知识点认知水平特征,生成所述知识点认知水平向量;

[0199] 知识点相邻矩阵生成子模块6213b,适于根据所述知识点认知水平向量,生成所述知识点相邻矩阵。

[0200] 继续参考图6,在具体实施中,所述知识点混合矩阵生成单元63可以包括:

[0201] 知识点优先级向量生成子单元631,适于基于所述知识点正确率向量、知识点认知水平向量、知识点排序向量、知识点难度向量中的至少两种,生成对应所述用户的知识点优先级向量;

[0202] 知识点关联矩阵生成子单元632,适于基于所述知识点第一距离矩阵、知识点认知水平偏移距离矩阵、知识点第二距离矩阵、以及知识点相邻矩阵中至少两种,生成知识点关联矩阵;

[0203] 知识点混合矩阵生成子单元633,适于根据所述知识点优先级向量以及所述知识点关联矩阵,生成所述知识点混合矩阵。

[0204] 在具体实施中,所述学习路径规划单元64可以包括:

[0205] 第一知识点确定子单元641,适于确定对应所述用户的第1个知识点,所述第1个知识点为所述知识点排序向量中,数值最小的向量元素对应的知识点;

[0206] 第二知识点确定子单元642,适于在确定第1个知识点后,采用如下方式依次确定所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点:基于确定的第n个知识点,确定所述知识点混合矩阵中第n个知识点对应的行向量中,数值最大的向量元素对应的列对应的知识点为第n+1个知识点,其中,n为大于1的整数;

[0207] 记录子单元643,适于记录所述知识点混合矩阵中包含的所有知识点的确定顺序;

[0208] 学习路径生成子单元643,适于按照所述确定顺序,生成所述用户对所述知识点的学习路径。

[0209] 在本发明一具体实现中,所述知识点混合矩阵生成单元63基于所述相应维度的特征矩阵,按照预设的混合方式生成知识点混合矩阵,可以是根据所述相应维度的特征矩阵以及对应所述特征矩阵的特征权重系数,生成所述知识点混合矩阵。

[0210] 在具体实施中,所述学习路径规划装置60还可以包括:训练单元65,适于在知识点混合矩阵生成单元63生成所述知识点混合矩阵之前,基于已有的训练数据对所述特征权重系数进行训练。

[0211] 具体的,所述训练单元65通过随机梯度下降法对所述特征权重系数进行训练。

[0212] 本发明实施例中的学习路径规划装置的具体实现和有益效果,可以参见本发明实施例中的学习路径规划方法,在此不再赘述。

[0213] 本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机指令,所述计算机指令运行时执行本发明实施例所述学习路径规划方法的步骤。

[0214] 其中,所述计算机可读存储介质可以包括例如任何合适类型的存储器单元、存储器设备、存储器物品、存储器介质、存储设备、存储物品、存储介质和/或存储单元,例如,存储器、可移除的或不可移除的介质、可擦除或不可擦除介质、可写或可重写介质、数字或模拟介质、硬盘、软盘、光盘只读存储器(CD-ROM)、可刻录光盘(CD-R)、可重写光盘(CD-RW)、光盘、磁介质、磁光介质、可移动存储卡或磁盘、各种类型的数字通用光盘(DVD)、磁带、盒式磁带等。

[0215] 计算机指令可以包括通过使用任何合适的高级、低级、面向对象的、可视化的、编译的和/或解释的编程语言来实现的任何合适类型的代码,例如,源代码、编译代码、解释代码、可执行代码、静态代码、动态代码、加密代码等。

[0216] 本发明实施例还提供一种服务器,包括存储器和处理器,所述存储器上存储有能够在所述处理器上运行的计算机指令,所述处理器运行所述计算机指令时执行本发明实施例中所述学习路径规划方法的步骤。

[0217] 其中,所述服务器可以是单台计算机,或者服务器集群,在此不做限制。

[0218] 虽然本发明披露如上,但本发明并非限定于此。任何本领域技术人员,在不脱离本发明的精神和范围内,均可作各种更动与修改,因此本发明的保护范围应当以权利要求所限定的范围为准。

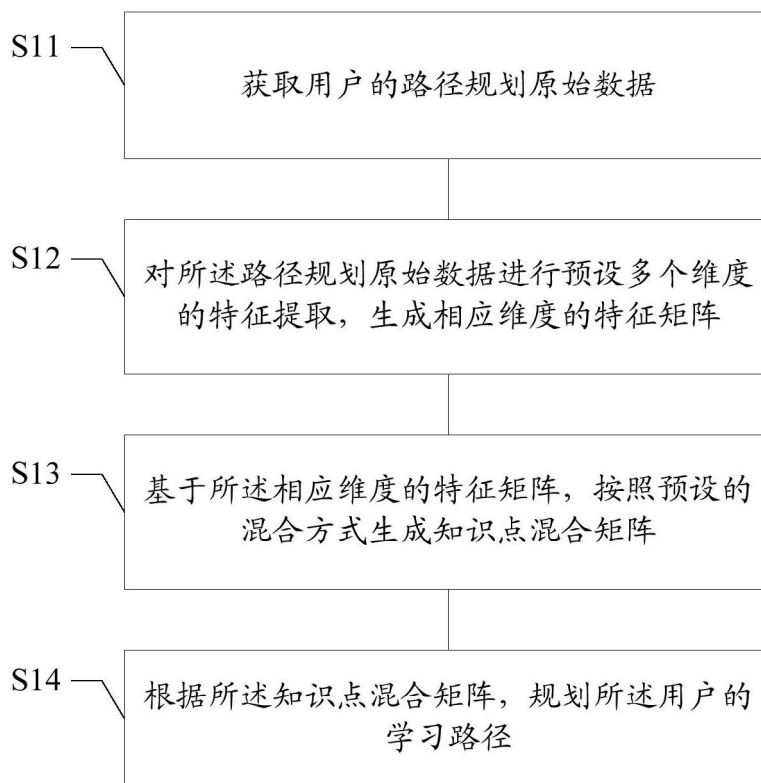


图1

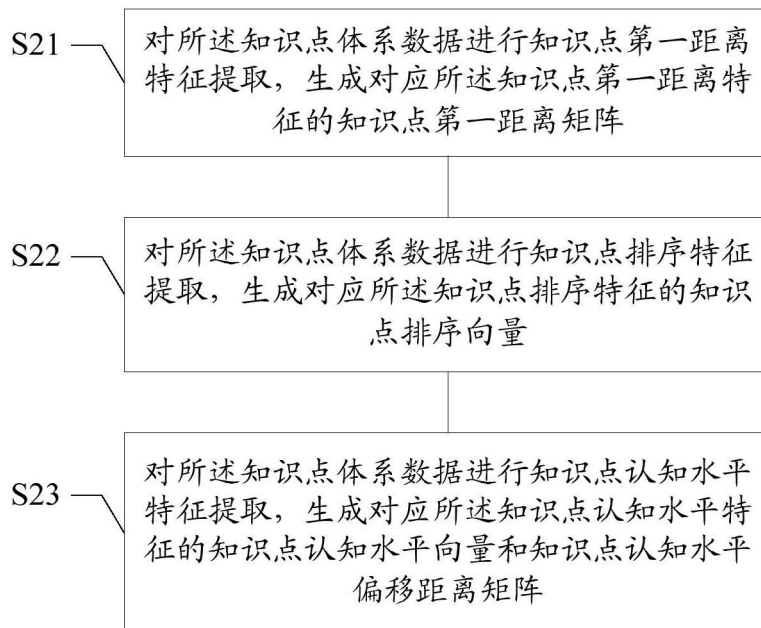


图2

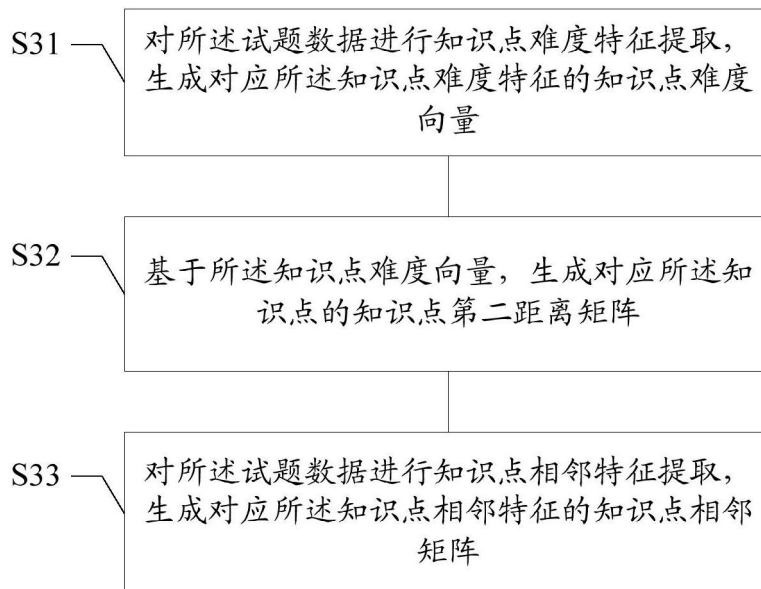


图3

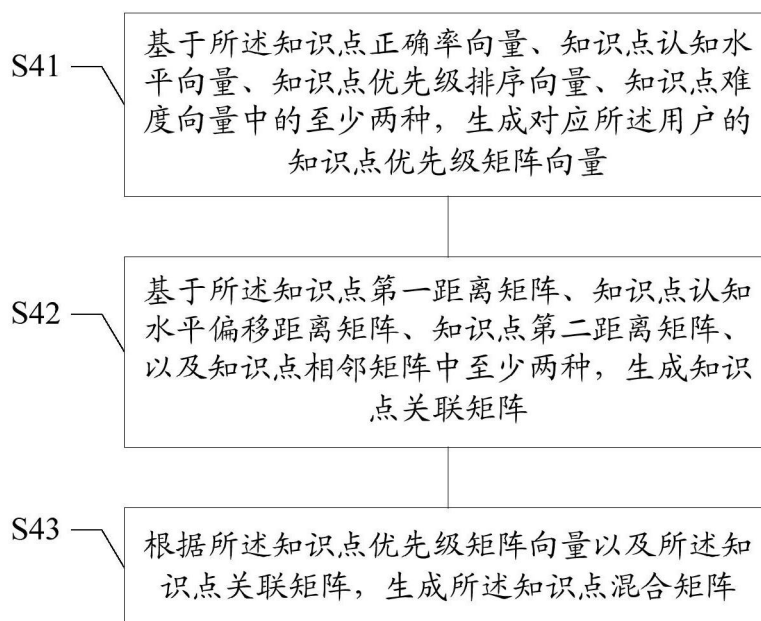


图4

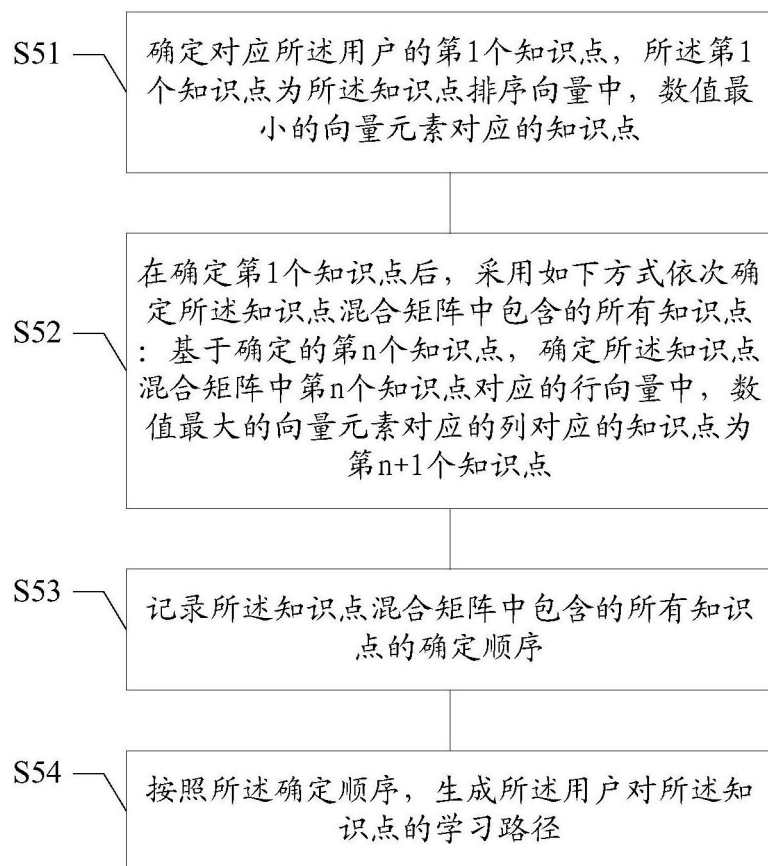


图5

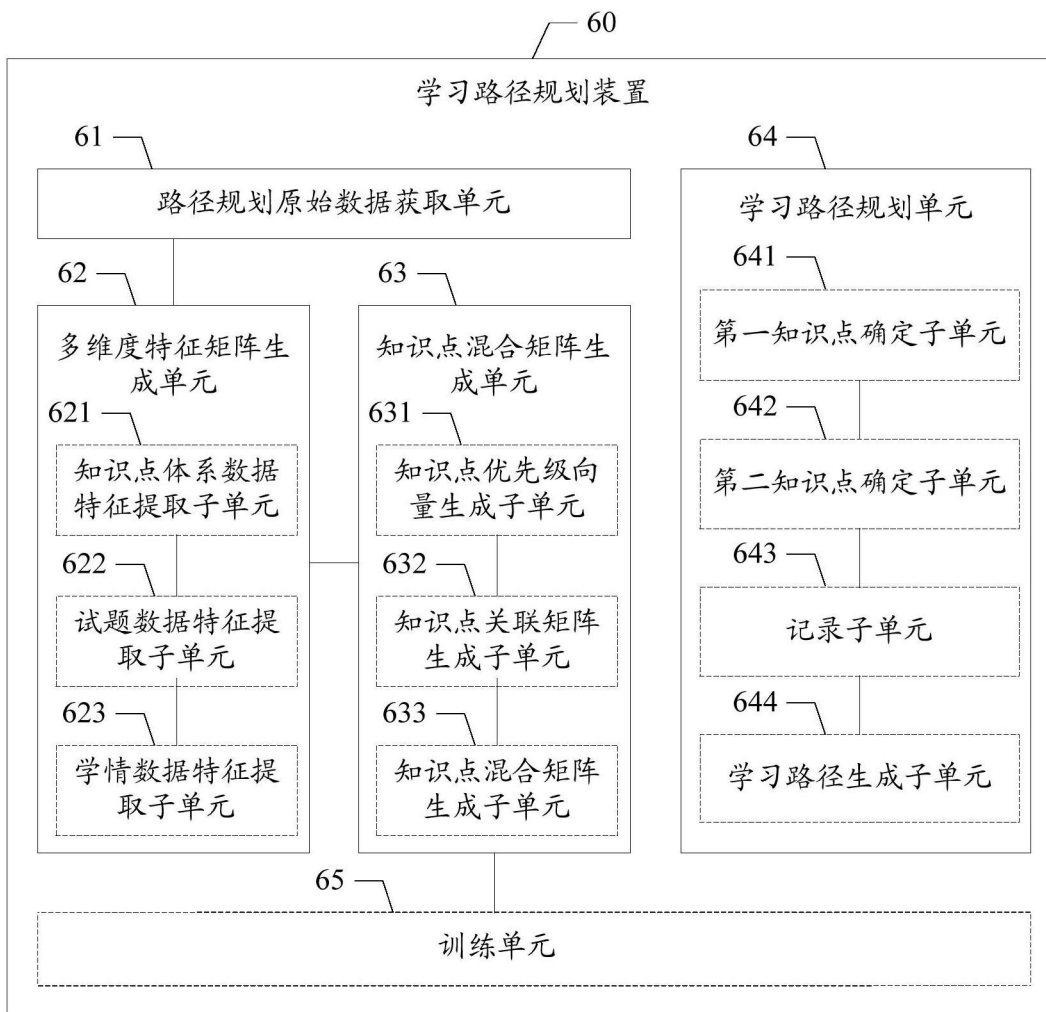


图6

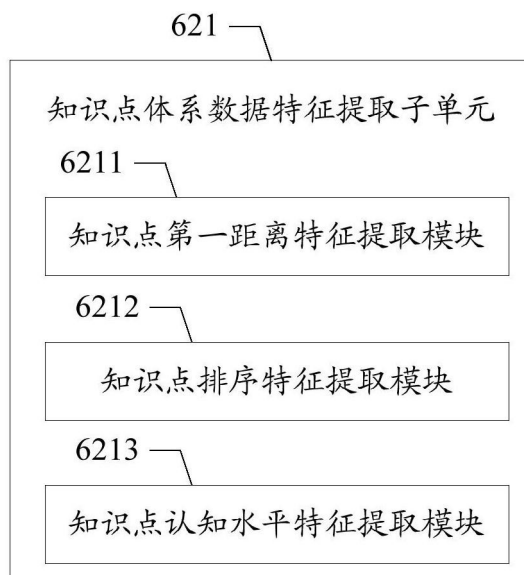


图7

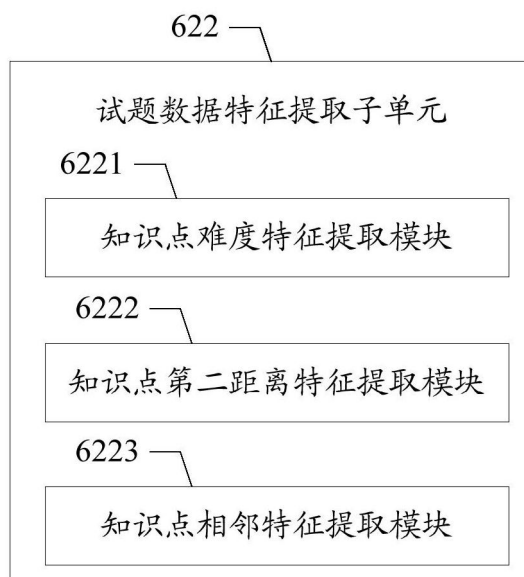


图8

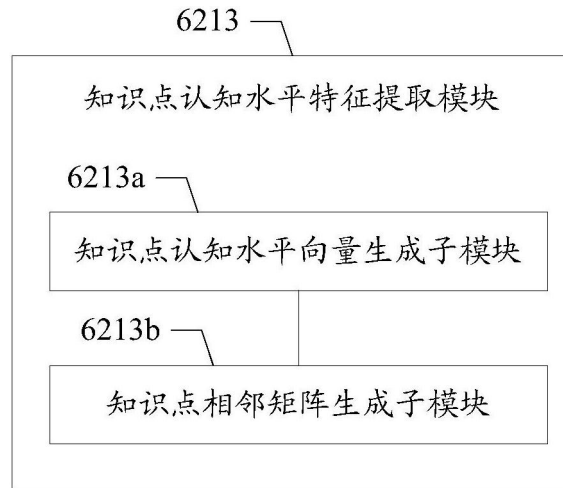


图9