

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2025 年 5 月 1 日 (01.05.2025)



(10) 国际公布号
WO 2025/086355 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06F 16/332 (2019.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2023/131750
- (22) 国际申请日: 2023 年 11 月 15 日 (15.11.2023)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
202311381649.8 2023年10月24日 (24.10.2023) CN
- (71) 申请人: 南京邮电大学 (NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) [CN/CN]; 中国江苏省南京市栖霞区文苑路9号 210023 (CN)。

- (72) 发明人: 魏昕 (WEI, Xin); 中国江苏省南京市栖霞区文苑路9号 210023 (CN)。周亮 (ZHOU, Liang); 中国江苏省南京市栖霞区文苑路9号 210023 (CN)。陈铭子 (CHEN, Mingzi); 中国江苏省南京市栖霞区文苑路9号 210023 (CN)。戴文婷 (DAI, Wenting); 中国江苏省南京市栖霞区文苑路9号 210023 (CN)。
- (74) 代理人: 南京经纬专利商标代理有限公司 (NANJING JINGWEI PATENT & TRADEMARK AGENCY CO., LTD); 中国江苏省南京市鼓楼区中山路179号12楼B座 210005 (CN)。
- (81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI,

(54) Title: PERSONALIZED ONLINE TEST QUESTION RECOMMENDATION METHOD BASED ON STUDENT EMOTION PERCEPTION

(54) 发明名称: 学生情感感知的个性化在线试题推荐方法

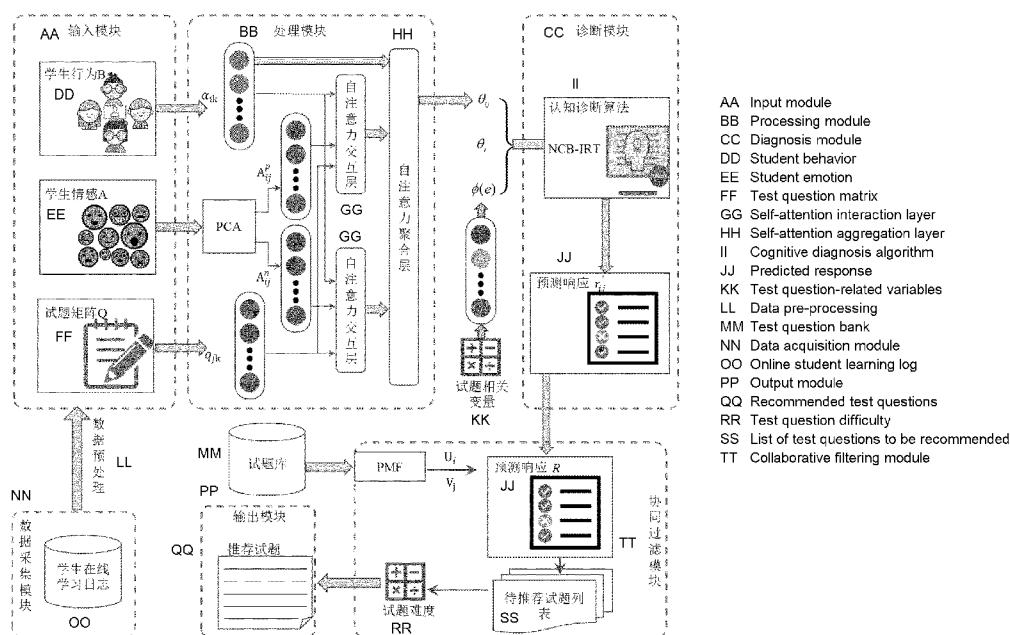


图 1

(57) Abstract: Disclosed in the present invention is a personalized online test question recommendation method based on student emotion perception. The method comprises the following steps: S1, collecting answering behaviors of students for online learning and corresponding emotion records, and carrying out data cleaning to extract effective information; S2, on the basis of the emotion data of the students, using PCA to classify the complex emotions of the students, adjusting the impacts of the emotions on the students by means of the weight of a self-attention module, and performing modeling on the external cognition of the students; S3, integrating the

GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

external cognition of the students and the inherent cognition of the students, introducing an NCB-IRM framework, and comprehensively predicting the personalized response of the students; S4, using PMF to decompose the answering generality of the students, and jointly predicting the response of the students to test questions on the basis of the predicted personalized response of the students; and S5, on the basis of the predicted response of the students, providing test questions with appropriate difficulty for the students, and forming a final recommendation list. In the present invention, on the basis of PMF and NCB-IRM in combination with the personality and answering generality of students, the accuracy and reasonability of test question recommendation are realized in accordance with the test question mastering condition of the students.

(57) 摘要: 本发明公开了一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法, 包括如下步骤: S1、采集学生进行在线学习的答题行为以及相应的情感记录, 进行数据清洗, 提取有效信息; S2、基于学生情感数据, 利用PCA将学生的复杂情感分类, 并通过自注意力模块权重调整情感对学生的影响, 建模学生外在认知; S3、综合学生外在认知和学生固有认知, 引入NCB-IRM框架, 全面地预测学生个性化响应; S4、利用PMF分解学生答题共性, 结合学生个性化预测响应, 共同预测学生对试题的响应; S5、根据预测的学生响应, 为学生提供合适难度的试题, 形成最终的推荐列表。本发明基于PMF和NCB-IRM, 结合学生个性和答题共性, 根据学生的试题掌握情况, 实现了试题推荐的准确性和合理性。

学生情感感知的个性化在线试题推荐方法

技术领域

本发明涉及在线学习大数据挖掘技术领域，特别涉及一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法。

背景技术

在线学习平台的发展为学生提供了便捷的试题练习方式。学生可以通过在线学习平台获取丰富的题库资源，随时随地学习知识。在线学习平台为师生提供了一种广泛的、便利的、智能的学习方式。近年来，出现了许多为学生提供试题练习的在线学习平台，例如 ASSISTment、Coursera、EdX 等。但是，由于试题资源过于庞大，学生往往难以有效地找到适合自己的试题，从而影响了他们的学习兴趣和效率。因此，利用教育大数据挖掘技术，根据特定学生的个人特征，精确推荐适合的试题资源给学生是非常必要的。

教育领域中的推荐系统可以为学生提供多种形式的学习资源和试题资源，例如视频课程、练习试题等。推荐系统是教育大数据挖掘中信息检索的一个重要分支，它的目标是为学生提供与满足他们需求的学习材料，辅助他们进行试题练习。传统的在线资源推荐方法主要基于协同过滤算法，通过构建用户-资源矩阵，然后根据用户或资源的相似性来推荐学习资源。但是，在在线学习场景中，这些方法存在一些缺陷：它们没有充分考虑学生的个性化特征；推荐的内容缺乏多样性和合理性，导致推荐系统提供的试题资源不能满足学生的个性化需求，不能进行有针对性地训练。

为了挖掘学生的试题练习规律，现有的在线试题资源推荐方案多数采用了神经网络、深度学习、强化学习等人工智能算法。然而，这些方法往往过于强调推荐模型的精度，忽视了学生练习过程中表现出地个性化特征。它们未能根据学生自身的学习特点来设计个性化的推荐方案，导致推荐的试题缺乏针对性和解释性。认知诊断通过分析学生的答题日志，评估学生知识掌握情况，衡量学生的学习状态，为不同的学生提供个性化的推荐方案的提供理论基础。将认知诊断方法（CDM）用于试题推荐时既能诊断出学生对知识的掌握情况，又能推断试题的难度、区分度等特性，很大程度考虑了学生的个性化特征。由于 CDM 的诊断效果将直接影响试题推荐的精准程度，当 CDM 的诊断结果不够准确时，将造成推荐方案的性能下降。

在认知诊断中，增加数据输入维度可以有效提高认知诊断的效果。此外，利用多源信息来增强推荐系统的数据语义融合也可以丰富用户和物品的表示。因此，在增加情感维度后，情感感知的试题推荐一方面可以提升诊断的准确性；另一方面可以利用更多的学生个性化知识。然而，CDM 没有考虑学生答题共性，所推荐的试题覆盖范围小，从而导致后续推荐过程中数据稀疏，所推荐的试题有一定局限性。

发明内容

发明目的：针对上述问题，本发明目的是提供一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法，引入学生情感信息，从学生作答试题的个性和共性出发设计在线试题推荐方案，推荐适合学生的试题，提高学生练习效果。

为了解决上述技术问题至少之一，根据本发明的一方面，提供一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法，包括如下步骤：

S1、采集学生进行在线学习的答题行为以及相应的情感记录，进行数据清洗，提取有效信息；

S2、基于学生情感数据，利用 PCA 将学生的复杂情感分类，并通过自注意力模块权重调整情感对学生的影响，建模学生外在认知；

S3、综合学生外在认知和学生固有认知，引入 NCB-IRM 框架，全面地预测学生个性化响应；

S4、利用 PMF 分解学生答题共性，结合学生个性化预测响应，共同预测学生对试题的响应；

S5、根据预测的学生响应，为学生提供合适难度的试题，形成最终的推荐列表。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，步骤 S1 采集包括学生情感的在线学习的答题行为记录，提取有效信息；具体为：

S11、采集包括学生 id、试题 id、知识点 id、学生在试题上的情感数据，学生在试题上的响应；

包含六个情感维度 bored、concentrating、confused、frustrated、offtask、gaming；每个维度的情感元素 属于[0,1]，越接近 1，表示学生在这种情感上的表现越强；

学生在试题 的响应用 表示；若 = 1 表示学生 答对试题；若 = 0，则表示学生 答错试题；

S12、对数据清洗，删除包含空条目与冗余的答题行为记录，提取有效信息如下：

由学生行为提取学生 在知识点 的潜在知识掌握，用 表示， $\in [0,1]$ ；

试题矩阵 Q 为包含了所有试题和知识点的关系，元素 表示每个试题 考察知识点的情况；若 = 1，表示试题 未考察知识点；若 = 0，表示试题 未考察知识点。

3、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，步骤 S2 基于学生情感、学生答题行为和试题矩阵，通过 PCA 算法模块和分层的自注意力模块建模学生外在认知，具体为：

S21、利用 PCA 算法，将学生的复杂情感进行聚类为两类，分别表示为积极情感和消极情感，表达式为：

$$A_{ij}^p = E \cdot V_1, A_{ij}^n = E \cdot V_2 \quad (1)$$

其中， E 是包含六个情感维度的矩阵， $\cdot$ 表示向量的点积运算， A_{ij}^p 、 A_{ij}^n 是情感样本在前两个主成分方向上的投影值， V_1 、 V_2 分别表示特征向量；

S22、在交互层使用两个自注意力模块模拟聚类得到的情感，以 为例，与学生知识点潜在掌握情况 以及试题考察知识点情况 交互；

输入积极情感 时，自注意力模块将试题考察知识点的序列 作为注意力机制中的键，将情感表示 与学生知识点潜在掌握情况序列 分别作为注意力机制中的查询与值；

首先，通过余弦相似度计算学生回答试题向量 与积极情感向量 交互的相互影响权重 ；然后，在考虑特征交互作用后，通过 与学生知识点潜在掌握情况 的加权和，得到交互后的积极情感向量 ，表达式为：

$$\omega_p = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^p, p_j)), o_p = \sum_{i=1}^I \omega_p s_i \quad (2)$$

其中 $p_j = (q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{jk})$, $s_i = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{ik})$;

类似地，输入消极情感 时，交互层通过自注意力模拟学生消极情感、学生知识掌握与作答试题的交互关系，得到交互后的消极情感向量 ；

$$\omega_n = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^n, p_j)), o_n = \sum_{i=1}^I \omega_n s_i \quad (3)$$

S23、聚合层利用另一个自注意力模块，将计算的不同交互情感 、 聚合；

将不同类别的交互情感结果 和 分别作为注意力机制中的查询和键，学生的知识掌握情况作为注意力机制中的值，聚合不同的交互情感，得到融合情感特征的学生外在认知 ，表达式为：

$$\omega_i = \text{Softmax}(\text{sim}(o_p, o_n)), \theta_o = \sum_{i=1}^I \omega_i s_i \quad (4)$$

4、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，步骤S3综合外在认知和学生固有认知，引入NCB-IRM框架，全面地预测学生个性化响应；已知学生响应 r_{ij} ，分别考虑学生情感特征影响学生响应的两种极端情况；具体为：

S31、仅受到情感特征的影响，学生 正确回答了试题，将学生学习反应函数建模：

$$\zeta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 1) = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha_j(\theta_o - b_j)\}} \quad (5)$$

其中， θ_o 、 α_j 、 b_j 分别是学生的外在认知水平、试题区分度和试题难度；

S32、未受到情感特征的影响，学生 正确回答了试题，将学生学习反应函数

建模为:

$$\eta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 0) = \frac{1}{1 + \exp\{-a_j(\theta_i - d_j)\}} \quad (6)$$

其中, r_{ij} 表示学生 在试题 的响应, A_{ij} 表示学生 回答试题 表现的情感, θ_i 、 a_j 、 d_j 分别是学生的内在认知水平、试题区分度和试题难度;

S33、假设每个问题的响应在统计上独立于学生的认知, 使用伯努利分布对所有学生的响应进行建模:

$$P(r_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j, A_{ij}) = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}} \quad (7)$$

其中 和 分别代表学生 根据通过试题练习和情感特征正确回答问题 的概率;

S34、学生的响应矩阵是对试题先验、学生先验的综合响应; 给定响应 , 学生认知 、 , 试题变量 、 、 、 , 学生响应的项目反应函数如下式:

$$L(\theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j) = \prod_{i,j} (\eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{r_{ij}} (1 - \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{1-r_{ij}} \quad (8)$$

S35、最大化学生响应的项目反应函数, 通过一种基于 Metropolis-Hastings 的马尔科夫链蒙特卡洛方法得到 、 、 、 的最优解;

$$S36、预测个性化学生响应 $r'_{ij} = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}}$ (9)。$$

5、根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 步骤 S4 基于学生真实响应, 利用 PMF 分解学生答题共性, 结合学生个性化预测响应, 共同预测学生对试题的响应; 具体为:

S41、通过 PMF 对学生真实响应进行概率矩阵分解, 得到学生和试题的特征矩阵 、 ;

$$S42、预测包含学生共性的响应 $\mathbf{R}' = \mathbf{U}_i^T \mathbf{V}_j$ (10);$$

S43、计算学生个性化预测响应和学生共性预测响应的加权和, 如下式:

$$\mathbf{R}_p = \mu + \rho \mathbf{r}'_{ij} + (1 - \rho) \mathbf{R}' = \mu + \rho \mathbf{r}'_{ij} + (1 - \rho) \mathbf{U}_i^T \mathbf{V}_j \quad (11)$$

其中, $\mathbf{R}_p$ 是预测的学生响应, μ 是所有学生的均分, $\mathbf{r}'_{ij}$ 为预测的学生个性化响应, $\mathbf{R}'$ 为 PMF 预测的学生共性响应, 通过参数 ρ 调节学生的个性和共性之间的比例。

6、根据权利要求 1 所述的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法, 其特

征在于，步骤 S5 根据预测的学生响应，为学生提供合适难度的试题，形成最终的推荐列表；具体为：

S51、根据预测的学生响应 R_p 设计试题难度 $[d_1, d_2]$ ；

试题难度由学生响应的均值计算：

$$= 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i \quad (12)$$

其中， r_i 为学生 i 对试题 j 的响应， n 为作答试题 j 的记录数；

S52、根据试题难度 d ，筛选出推荐试题的列表 $R_p \in [1-d_2, 1-d_1]$ 。

本发明通过 PMF 挖掘学生答题共性，结合学生个性化预测响应，既提升了模型的预测能力，又保证推荐方案的全面性。

本发明在充分考虑学生个性化特征和答题共性后，根据学生对试题的掌握程度设计试题难度，提高了推荐试题的合理性。

根据本发明的另一方面，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现本发明的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

根据本发明的又一方面，提供了一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现本发明的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

相比于现有技术，本发明至少具有如下有益效果：

1、本发明在 PMF 的基础上引入 NCB-IRM，提出了一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法，首先利用 NCB-IRM 将学生情感感知的外在认知和学生内在认知结合，更全面地考虑学生的个性化需求；其次，通过 PMF 挖掘学生答题共性，既保证推荐方案的全面性，又提高了推荐试题的合理性；

2、在 NCB-IRM 中，设计了基于学生情感感知的外在认知建模方法，一方面利用 PCA 降低情感分析的复杂度，另一方面使用分层的自注意力方法根据不同情感权重来调整其对学生的影响，基于学生情感，为学生个性化需求的挖掘提供有效的方法。

附图说明

图 1 为本发明方法流程图；

图 2 为学生情感感知的外在认知建模结构示意图；

图 3 为本发明不同试题难度对应的学生答题准确率的表现；

图 4 为两名学生认知结果和推荐试题的案例；

4 (a) 为诊断的学生 A 和学生 B 的增强认知，4 (b) 为学生 A 和学生 B 推荐的试题以及试题和知识点的关系。

具体实施方式

本实施例中的数据集来源于在线学习平台 ASSISTment，共从该平台上采集了 2009 年和 2017 年的数据，其中 ASSIST2009 中包含 401756 条学生试题练习记录，ASSIST2017 中加入学生情感数据，包含 942816 条学生试题练习记录。每名学生作答试题时，其响应结果、情感数据都将被记录。

如图 1 所示，本实施例所述的一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法，

包括如下步骤：

S1、采集学生观看教育视频的学习行为记录，对学习行为记录进行数据清洗，提取有效信息。

学生 id、试题 id、知识点 id、学生在试题上的情感，学生在试题上的响应；

包含六个情感维度 bored、concentrating、confused、frustrated、offtask、gaming；每个维度属于[0,1]，某一维情感的数值越接近 1，表示学生这种情感越强；

学生在试题的响应用 表示；若 = 1 表示学生 答对试题；若 = 0，则表示学生 答错试题；

对数据清洗，删除包含空条目与冗余的答题行为记录，提取有效信息如下：

学生在知识点 的潜在知识掌握，用 表示，随机初始化， $\in [0,1]$ ；

试题矩阵 Q 为包含了所有试题和知识点的关系。试题 考察知识点 k 的情况，用 表示；若 = 1，表示试题 未考察知识点；若 = 0，表示试题 未考察知识点。

数据清洗是指删除包含空条目与冗余的答题行为记录。本实施例的两个数据集中，将清洗完的数据集按照 7：2：1 的比例分割为训练集、测试集、验证集，统计信息如表 1。

表 1 数据集的统计描述

数据集	ASSIST2009	ASSIST2017
训练集	186049	299946
测试集	55760	85699
验证集	25606	42849
最大学生 id	4163	7783
最大试题 id	17746	3163
知识点数	123	102

S2、基于学生情感、学生答题行为和试题矩阵，通过 PCA 算法模块和分层的自注意力模块建模学生外在认知。

S21 利用 PCA 算法，将学生的复杂情感进行聚类为两类，分别表示为积极情感和消极情感，表达式为：

$$A_{ij}^p = E \cdot V_1, A_{ij}^n = E \cdot V_2$$

其中， $E = E_{bored}, E_{concentrate}, E_{confused}, E_{frustrated}, E_{offtask}, E_{gaming}$ ， $\cdot$ 表示向量的点积运算，降维后的 $n_component = 2$ ， V_1, V_2 分别是特征向量，、是情感样本在前两个主成分方向上的投影值。

S22 在交互层使用两个自注意力模块模拟聚类得到的情感（以 为例）与学生知识点潜在掌握情况 以及试题考察知识点情况 交互；

输入积极情感 时，自注意力模块将试题考察知识点序列 作为注意力机制中的键（key），将情感表示 与学生知识点潜在掌握情况序列 分别作为注意力机制中的查询（query）与值（value）；

首先，通过余弦相似度计算学生回答试题向量 与积极情感向量 交互的相互影响权重 ，基于试题特性为学生积极情感分配权重；然后，在考虑特征交互作用后，通过 与学生知识点潜在掌握情况 的加权和，得到交互后的积极情感向量 ，调整积极情感对学生知识掌握的影响，表达式为：

$$\omega_p = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^p, \mathbf{p}_j)), \mathbf{o}_p = \sum_{i=1}^I \omega_p \mathbf{s}_i$$

其中 $\mathbf{p}_j = (q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{jk})$, $\mathbf{s}_i = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{ik})$ ；

类似地，输入消极情感 时，交互层通过自注意力理解学生消极情感、学生知识掌握与作答试题的交互关系，得到交互后的消极情感向量 ；

$$\omega_n = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^n, \mathbf{p}_j)), \mathbf{o}_n = \sum_{i=1}^I \omega_n \mathbf{s}_i$$

S23 聚合层利用另一个自注意力模块，将计算的不同交互情感 、 聚合；

具体而言，将不同类别的交互情感结果 和 分别作为注意力机制中的 query 和 key，根据注意力权重调整情感对学生的影响；将学生的知识掌握情况作为注意力机制中的 value，聚合不同的交互情感，计算基于学生特性得到融合情感特征的学生外在认知 ，表达式为：

$$\omega_i = \text{Softmax}(\text{sim}(\mathbf{o}_p, \mathbf{o}_n)), \theta_o = \sum_{i=1}^I \omega_i \mathbf{s}_i$$

当建模情感影响的外在认知时，学生的潜在知识掌握 取为 0.001。步骤 S2 可以解决学生外在认知建模机理不清晰的问题。

S3 综合外在认知和学生固有认知，引入 NCB-IRM 框架，全面地预测学生个性化响应。已知学生响应 r_{ij} ，分别考虑学生情感特征影响学生响应的两种极端情况；

S31 仅受到情感特征的影响，学生 正确回答了试题 ，将学生学习反应函数建模：

$$\zeta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 1) = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha_j(\theta_o - b_j)\}}$$

其中, θ_o 、 α_j 、 b_j 分别是学生的外在认知水平、试题区分度和试题难度;

S32 未受到情感特征的影响, 学生 正确回答了试题, 将学生学习反应函数建模为:

$$\eta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 0) = \frac{1}{1 + \exp\{-a_j(\theta_i - d_j)\}}$$

其中, r_{ij} 表示学生 在试题 的响应, A_{ij} 表示学生 回答试题 表现的情感, θ_i 、

a_j 、 d_j 分别是学生的内在认知水平、试题区分度和试题难度;

S33 假设每个问题的响应在统计上独立于学生的认知, 使用伯努利分布对所有学生的响应进行建模:

$$P(r_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j, A_{ij}) = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}}$$

其中 和 分别代表学生 根据通过试题练习和情感特征正确回答问题 的概率;

S34 学生的响应矩阵是对试题先验、学生情感先验的综合响应; 给定响应 , 学生认知 、 , 试题变量 、 、 、 , 学生响应的项目反应函数如下式:

$$L(\theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j) = \prod_{i,j} (\eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{r_{ij}} (1 - \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{1-r_{ij}}$$

S35 最大化学生响应的项目反应函数, 通过一种基于 Metropolis-Hastings 的马尔科夫链蒙特卡洛方法得到 $\theta_i, a_j, \alpha_j, d_j, b_j$ 的最优解:

S351 首先将所有参数随机化为初始值;

S352 从第一个数开始, 依次遍历 T 个时刻的样本;

S353 从 $\theta_{i(t)} \sim U(\theta_{i(t-1)} - \delta_{\theta_i}, \theta_{i(t-1)} + \delta_{\theta_i})$ 中采集一个样本, 并以概率

$$\min\{1, \frac{L(\theta_{i(t)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(\theta_{i(t)})}{L(\theta_{i(t-1)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(\theta_{i(t-1)})}\} \text{ 接受 } \theta_i;$$

S354 从 $a_{j(t)} \sim U(a_{j(t-1)} - \delta_{a_j}, a_{j(t-1)} + \delta_{a_j})$ 中采集一个样本, 并以概率

$$\min\{1, \frac{L(\theta_{i(t-1)}, a_{j(t)}, \alpha_{j(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(a_{j(t)})}{L(\theta_{i(t-1)}, a_{j(t-1)}, \alpha_{j(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(a_{j(t-1)})}\} \text{ 接受 } a_j;$$

S355 从 $\alpha_{j(t)} \sim U(\alpha_{j(t-1)} - \delta_{\alpha_j}, \alpha_{j(t-1)} + \delta_{\alpha_j})$ 中采集一个样本, 并以概率

$$\min\{1, \frac{L(\theta_{i(t-1)}, a_{j(t-1)}, \alpha_{j(t)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(\alpha_{j(t)})}{L(\theta_{i(t-1)}, a_{j(t-1)}, \alpha_{j(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(\alpha_{j(t-1)})}\} \text{接受 } \alpha_j;$$

S356 从 $d_{j(t)} \sim U(d_{j(t-1)} - \delta_{d_j}, d_{j(t-1)} + \delta_{d_j})$ 中采集一个样本，并以概率

$$\min\{1, \frac{L(\theta_{i(t-1)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t)}, d_{j(t)})P(d_{j(t)})}{L(\theta_{i(t-1)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(d_{j(t-1)})}\} \text{接受 } d_j;$$

S357 从 $b_{j(t)} \sim U(b_{j(t-1)} - \delta_{b_j}, b_{j(t-1)} + \delta_{b_j})$ 中采集一个样本，并以概率

$$\min\{1, \frac{L(\theta_{i(t-1)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t)}, d_{j(t-1)})P(b_{j(t)})}{L(\theta_{i(t-1)}, \theta_{o(t-1)}, b_{j(t-1)}, d_{j(t-1)})P(b_{j(t-1)})}\} \text{接受 } b_j;$$

S358 遍历完所有的 T 个时刻，若满足收敛条件，则输出 $\theta_i, a_j, \alpha_j, d_j, b_j$ 的估计；

S36 预测个性化学生响应 $r'_{ij} = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}}$ 。

结合学生情感数据，步骤 S3 可以解决学生个性化认知建模不够准确的问题。

S4 基于学生真实响应，利用 PMF 分解学生答题共性，结合学生个性化预测响应，共同预测学生对试题的响应。

S41 基于学生响应 $\mathbf{R}$ ，通过 PMF 进行概率矩阵分解，得到学生和试题的特征矩阵 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$ ；

S411 假设已知的响应数据和学生、试题特征向量分布满足高斯分布，定义在观测的响应上的条件分布：

$$P(\mathbf{R} | \mathbf{U}, \mathbf{V}, \sigma^2) = \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^J [N(r_{ij} | \mathbf{U}_i^T \mathbf{V}_j, \sigma^2)]^{I_{ij}}$$

其中 $\mathbf{U}$ 表示学生潜在特征， $\mathbf{V}$ 表示试题潜在特征， μ 是均值为 μ ，方差为 σ^2 的高斯分布概率密度函数。

S412 求出学生和试题潜在特征的后验概率如下式：

$$\begin{aligned} & P(\mathbf{U}, \mathbf{V} | \mathbf{R}, \sigma^2, \sigma_U^2, \sigma_V^2) \\ & \sim P(\mathbf{R} | \mathbf{U}, \mathbf{V}, \sigma^2) \times P(\mathbf{U}, \mathbf{V} | \sigma_U^2, \sigma_V^2) \\ & = P(\mathbf{R} | \mathbf{U}, \mathbf{V}, \sigma^2) \times P(\mathbf{U} | \sigma_U^2) \times P(\mathbf{V} | \sigma_V^2) \end{aligned}$$

S413 要使得含有超参数的学生和试题潜在特征的后验概率最大，就需要最小化目标函数中含有二次正则项的平方误差和：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J I_{ij} (r_{ij} - \mathbf{U}_i^T \mathbf{V}_j)^2 + \frac{\lambda_U}{2} \sum_{i=1}^I \|\mathbf{U}_i\|_{Fro}^2 + \frac{\lambda_V}{2} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{V}_j\|_{Fro}^2$$

其中，其中， $\mathbf{R}$ 为真实值， $\lambda_U = \frac{\sigma^2}{\sigma_U^2}$ ， $\lambda_V = \frac{\sigma^2}{\sigma_V^2}$ 是正则化参数， $\mathbf{U}_i$ 和 $\mathbf{V}_j$ 分别表示学生与试题隐特征向量， $\|\cdot\|_{Fro}^2$ 表示矩阵范数， I_{ij} 是指标函数（如果学生作答

了试题，该值为 1；否则为 0)；

S414 分别对 U_i, V_j 求导：

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial U_i} &= (R - R_p)V_j - \lambda_U U_i \\ \frac{\partial E}{\partial V_j} &= (R - R_p)U_i - \lambda_V V_j\end{aligned}$$

S415 用随机梯度下降方法更新 U_i, V_j ：

$$\begin{aligned}U_i &= U_i + \alpha \frac{\partial E}{\partial U_i} \\ V_j &= V_j + \alpha \frac{\partial E}{\partial V_j}\end{aligned}$$

直到收敛或达到最大迭代次数，得到 U_i, V_j 的估计。

S42 预测包含学生共性的学生响应 $R' = U_i^T V_j$ ，

S43 计算学生个性化预测响应和学生共性预测响应的加权和，如下式：

$$R_p = \mu + \rho r'_{ij} + (1 - \rho)R' = \mu + \rho r'_{ij} + (1 - \rho)U_i^T V_j$$

其中， R_p 是预测的学生响应， μ 是所有学生的均分， r'_{ij} 为预测的学生个性化响应， R' 为 PMF 预测的学生共性响应，通过参数 ρ 调节学生的个性和共性之间的比例；

S431 要使预测值与真实值接近，优化目标为最小化函数：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J I_{ij} (R - R_p)^2 + \frac{\lambda_U}{2} \sum_{i=1}^I \|U_i\|_{Fro}^2 + \frac{\lambda_V}{2} \sum_{j=1}^J \|V_j\|_{Fro}^2$$

其中， R_p 为预测的学生响应， R 为真实值， $\lambda_U = \frac{\sigma^2}{\sigma_U^2}, \lambda_V = \frac{\sigma^2}{\sigma_V^2}$ 是正则化参数，

U_i 和 V_j 分别表示 D 维的学生与试题隐特征向量， $\|\cdot\|_{Fro}^2$ 表示矩阵范数， I_{ij} 为指示函数，当学生 i 作答试题 j 时， $I_{ij} = 1$ ，否则为 0；

S432 通过基于 Metropolis-Hastings 的马尔科夫链蒙特卡洛方法估计 r'_{ij} ，通过最大化后验概率来估计潜在因子向量 U_i, V_j ，输出训练的预测响应 R_p 。

综合学生个性和共性，步骤 S4 可以解决传统推荐方案预测能力弱，推荐方

案不全面的问题。

S5 根据预测的学生响应, 为学生提供合适难度的试题, 形成最终的推荐列表。

S51 根据预测的学生响应 R_p 设计试题难度 $[d_1, d_2]$;

试题难度由学生响应的均值计算:

$$= 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i$$

其中, r_i 为学生对试题的响应, n 为作答试题的记录数;

S52 根据试题难度 d , 筛选出推荐试题的列表 $R_p \in [1-d_2, 1-d_1]$ 。步骤 S5 根据学生试题掌握情况进行推荐, 可以解决试题推荐方案不合理的问题。

下面对本实施例的实验方法作进一步说明。

训练过程中, 使用哈维尔 (Xavier) 来初始化参数。确切地说, 这些参数用从 $(0, 1)$ 中采样的随机值填充权重, 其中 $w = \sqrt{\frac{2}{n_{in} + n_{out}}}$, 表示神经网络的

输入维度, n_{out} 表示神经网络的输出维度。此外, 设置 $\eta = 0.001$, (学习率) = 0.001。所有模型都是用 Python 语言在 PyTorch 中实现的, 实验的硬件配置为 2.3 GHz Dual-Core Intel Core i5, 运行内存为 8G, 操作系统为 macOS Big Sur 11.3.1。

本实施例中, 用于评价本发明提出的推荐方案的性能指标分为两类: 精确度指标与非精确度指标: 精确度指标包括准确率 (ACC)、ROC 曲线下面积 (AUC)、均方根误差 (RMSE) 与平均绝对误差值 (MAE), 目的是衡量情感感知的认知是否更贴合学生的真实掌握情况; 非精确度指标包括推荐试题的合理性, 即推荐的试题是否满足学生的需求, 是否符合学生的认知情况。这五个指标的具体含义如下:

由于无法准确获取学生的学生认知的真实值, 学生情感感知认知诊断的表现难以进行直接评估。于是根据已有工作的基础, 本实施例利用学生响应来监督模型性能。具体的, 根据预测结果为得分率还是答题结果 (0 或 1), 本实施例可从回归和分类两个角度对情感感知认知诊断的性能进行了间接的评估。将问题处理为回归任务时, 采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 来量化预测分数和实际分数之间的距离。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y'_i - y_i|$$

其中 $\hat{y}_i$ 表示第 i 次观察的观测值, y_i 表示第 i 次观察的实际值, n 表示总观察次数。RMSE 和 MAE 的值越小, 表示模型的预测效果越好。

将问题处理为分类任务时, 预测的结果 (1, 0) 的表示正、负实例, 评价指标常采用 ROC 曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) 和预测准确率 (Accuracy,

ACC)。

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}}$$

其中 TP 表示正样本数, FN 表示负样本数, TN 表示所有样本对中被正确排序的样本对; TP (真正例) 表示模型正确预测为正例的样本数量, TN (真负例) 表示模型正确预测为负例的样本数量, FP (假正例) 表示模型错误预测为正例的样本数量, FN (假负例) 表示模型错误预测为负例的样本数量。AUC 和 ACC 的值在 0 到 1 之间, 数值越接近 1, 表示模型的预测结果越好。

本实施例的试题推荐不是考虑向学生推荐最难/最简单的试题, 而是尝试推荐符合他们认知程度的试题。因此, 评价指标设定为被推荐试题的正确作答率, 即正确作答试题数占推荐试题数的比例:

$$\text{RACC} = \frac{h}{n}$$

其中, 分子表示推荐试题中学生答对的个数, 分母表示推荐的试题个数。RACC 越大, 推荐的试题越接近学生的认知水平。

本实施例中, 将 CDM 中的三个框架 IRT、MIRT、DINA 用于对比, 其中与 E-CDM 表示使用注意力层的 CDM, 他们在 ASSIST2009 中的预测效果如表 2 所示。

IRT: 采用一个 Logistic 函数来描述学生的知识掌握, 它可以提供可解释的参数 (例如学生潜在特征、问题区分度和难度) 来分析学生的表现, 是一个连续的单维 CDM。

MIRT: 具有 Logistic 项目反应函数, 由单维 IRT 扩展而来, 是一个连续的多维 CDM。

DINA: 引入了试题知识点矩阵, 还关注学生的滑动和猜测行为的影响, 采用离散二进制向量来表示学生的知识掌握, 是一个离散的多维 CDM。

CDM 中, IRT 中试题区分度、试题难度分别为 $\alpha = 4$, $\beta = 0$; MIRT 中 $\alpha = 0$, $\beta = 0$; DINA 的滑动、猜测、步长设置为 $\gamma = 0.4$, $\delta = 0.4$, $\epsilon = 1000$ 。CDM 的输入结构分别为: IRT (最大学生 id+1, 最大试题 id+1), MIRT (最大学生 id+1, 最大试题 id+1, latent_number), DINA (最大学生 id+1, 最大试题 id+1, knowledge_number)。本实施例中, 令 latent_number=knowledge_number, 其中, 在 ASSIST2009 数据集中, IRT 的输入结构为 (4164, 17747), MIRT 的输入结构为 (4164, 17747, 102), DINA 的输入结构为 (4164, 17747, 102); 同理在 ASSIST2017 数据集中, IRT 的输入结构为 (7784, 3164), MIRT 的输入结构为 (7784, 3164, 123), DINA 的输入结构为 (7784, 3164, 123)。

下面结合附图与表格分析实验结果。

由于 ASSIST2009 中没有记录情感相关的数据, 首先在这个数据集中验证自

注意力层的效果。将学生答题日志作为输入，通过将 Q 同时作为自注意力中的 query 和 key，将 V 作为自注意力中的 value，调整试题对学生掌握的影响权重。

表 2 ASSIST2009 中学生认知预测结果

	ACC	MAE
IRT	0.644	0.396
E-IRT	0.659	0.375
MIRT	0.576	0.429
E-MIRT	0.575	0.430
DINA	0.537	0.472
E-DINA	0.644	0.404

(1) ASSIST2009 数据集在 CDM 的基础上增加的自注意力模块后，总体而言所有 E-CDM 的 ACC 较 CDM 有所增加，E-CDM 的 MAE 较 CDM 有所下降，这表明自注意力模块可以更有效地捕捉学生与试题之间的内部相关性。

(2) 从模型的结果看，E-IRT (ACC=0.659, MAE=0.375) 在这些模型中的效果最佳，表明 IRT 对 ASSIST2009 数据集的适应性较好。

为探究情感输入是否会进一步增强模型效果，本实施例对包含情感数据的 ASSIST2017 数据集进行实验。在 ASSIST2009 的基础上增加了 A-CDM 和 AE-CDM。其中 A-CDM 指在 CDM 的基础上，增加学生的情感特征作为模型输入，在 NCB-IRM 框架中进行实验；AE-CDM 为实施例提出的情感感知的认知诊断模型，在 NCB-IRM 的基础上使用 PCA 和分层的自注意力建模学生情感为外在认知。ASSIST2017 中学生答题预测结果如表 3 所示。

表 3 ASSIST2017 中学生认知预测结果

	AUC	ACC	RMSE	MAE
IRT	0.535	0.470	0.575	0.515
E-IRT	0.510	0.464	0.587	0.521
A-IRT	0.701	0.653	0.465	0.431
AE-IRT	0.741	0.682	0.451	0.412
MIRT	0.551	0.535	0.633	0.466
E-MIRT	0.551	0.538	0.634	0.466
A-MIRT	0.608	0.598	0.533	0.435
AE-MIRT	0.642	0.613	0.553	0.401
DINA	0.508	0.524	0.572	0.480
E-DINA	0.512	0.431	0.631	0.552
A-DINA	0.543	0.534	0.564	0.467
AE-DINA	0.566	0.561	0.551	0.450

(1) 与仅关注学生答题日志的模型 (CDM、E-CDM) 相比，融合了情感特征的 CDM (A-CDM、AE-CDM) 在性能上有了较大的提升。在仅增加情感特征作为输入的情况下，IRT (AUC=0.535, RMSE=0.575)、MIRT (AUC=0.551, RMSE=0.633)、DINA (AUC=0.508, RMSE=0.572)，而 A-IRT (AUC=0.701, RMSE=0.465)、A-MIRT (AUC=0.608, RMSE=0.533)、A-DINA (AUC=0.543,

RMSE=0.554), 这表明加入情感特征对于模型的预测能力有着显著的影响。

(2) AE-CDM 的较 A-CDM 也有一定程度上的提升。根据评价指标, 与 A-IRT 相比, AE-IRT 的 AUC 值增加了 0.040, MAE 值减少 0.019; 与 A-MIRT 相比, AE-MIRT 的 AUC 值增加了 0.034, MAE 值减少 0.034; 与 A-DINA 相比, AE-DINA 的 AUC 值增加了 0.023, MAE 值减少了 0.017。由此可见, 自注意力模块在情感特征对学生认知的调节作用。

(3) 在三个 CDM 中, IRT 的预测结果最佳且 EA-IRT 的提升效果最为明显。EA-IRT 的 AUC 比 IRT 提升 38.64%, EA-IRT 的 ACC 比基线 IRT 提升 45.12%。

如图 3 所示, 本实施例探究了学生试题掌握与推荐难度的关系。

ASSIST2017 数据集中, 随着推荐试题的难度的增加, 学生对推荐问题的 RACC 不断下降, 表明这些模型能够根据学生的需求推荐适当难度水平的试题。根据实验结果, 本发明提出的 AE-PMFDINA (将本发明应用于 DINA 框架) 的 RACC 能够超过 PMF-DINA。本发明在引入学生情感特征后, 能够更精准地建模学生的认知, 更准确地预测学生的得分, 向每个学生推荐所设定推荐难度范围内的试题。

本实施例还通过案例分析展示了对于两个学生的试题推荐情况。图 4 表示了 在 ASSISIT2017 上学生 A、学生 B 对于 6 个知识点的掌握程度。可以看出, 学生 A 在 square-root、pattern-finding 等知识点上掌握较好, 知识点 area、probability 上掌握较差; 学生 B 在知识点 area、pattern-finding 上掌握较好, 在知识点 square-root、probability、equation-solving 上掌握较差。

在测试数据集中, 学生 A 和学生 B 的正确作答率均为 50%, 当选取难度在 0.3~0.5 之间的试题进行推荐时, 本发明向学生 A 推荐的试题为推荐第 4558 题 2115 题和 1624 题, 向学生 B 推荐的试题为推荐第 894 题、2401 题和 1597 题。

其中, 由图 4 (a) 可知学生 A 对知识点 area、probability 的掌握较弱, 图 4 (b) 展示了部分试题-知识点的对应关系。推荐的试题 4558 题考查的是 area 知识点, 2115 题考查的是 probability 知识点。学生 B 对知识点 square-root、probability 的掌握较弱, 向学生 B 推荐的试题为推荐第 894 题考查的是 square-root 知识点、2401 题考查的是 probability 知识点。由于学生 A 对 square-root 的掌握程度较高, 该生没有被推荐相关的试题。

从该案例分析中可看出, 本发明提出的个性化试题推荐方法在推荐难度较高的试题时, 可以针对每个学生的个性化学习状态向其推荐相应的试题, 试题推荐结果具有很强的可解释性。

实施例 2:

本实施例的计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 该程序被处理器执行时实现实施例 1 的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

本实施例的计算机可读存储介质可以是终端的内部存储单元, 例如终端的硬盘或内存; 本实施例的计算机可读存储介质也可以是所述终端的外部存储设备, 例如终端上配备的插接式硬盘, 智能存储卡, 安全数字卡, 闪存卡等; 进一步地, 计算机可读存储介质还可以既包括终端的内部存储单元也包括外部存储设备。

本实施例的计算机可读存储介质用于存储计算机程序以及终端所需的其他程序和数据, 计算机可读存储介质还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

实施例 3:

本实施例的计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现实施例 1 的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

本实施例中，处理器可以是中央处理单元，还可以是其他通用处理器、数字信号处理器、专用集成电路、现成可编程门阵列或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等，通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等；存储器可以包括只读存储器和随机存取存储器，并向处理器提供指令和数据，存储器的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器，例如，存储器还可以存储设备类型的信息。

本领域内的技术人员应明白，实施例公开的内容可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此，本方案可采用硬件实施例、软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且，本方案可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器和光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。

本方案是参照根据本方案实施例的方法、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的，应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合；可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器，使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中，使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品，该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上，使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理，从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体（Read-OnlyMemory，ROM）或随机存储记忆体（RandomAccessMemory，RAM）等。

本发明所述实例仅仅是对本发明的优选实施方式进行描述，并非对本发明构思和范围进行限定，在不脱离本发明设计思想的前提下，本领域工程技术人员对本发明的技术方案作出的各种变形和改进，均应落入本发明的保护范围。

权利要求书

1、一种学生情感感知的个性化在线试题推荐方法，其特征在于，包括如下步骤：

S1、采集学生进行在线学习的答题行为以及相应的情感记录，进行数据清洗，提取有效信息；

S2、基于学生情感数据，利用 PCA 将学生的复杂情感分类，并通过自注意力模块权重调整情感对学生的影响，建模学生外在认知；

S3、综合学生外在认知和学生固有认知，引入 NCB-IRM 框架，全面地预测学生个性化响应；

S4、利用 PMF 分解学生答题共性，结合学生个性化预测响应，共同预测学生对试题的响应；

S5、根据预测的学生响应，为学生提供合适难度的试题，形成最终的推荐列表。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，步骤 S1 采集包括学生情感的在线学习的答题行为记录，提取有效信息；具体为：

S11、采集包括学生 id、试题 id、知识点 id、学生在试题上的情感数据，学生在试题上的响应；

包含六个情感维度 bored、concentrating、confused、frustrated、offtask、gaming；每个维度的情感元素 属于[0,1]，越接近 1，表示学生在这种情感上的表现越强；

学生在试题 的响应用 表示；若 = 1 表示学生 答对试题；若 = 0，则表示学生 答错试题；

S12、对数据清洗，删除包含空条目与冗余的答题行为记录，提取有效信息如下：

由学生行为提取学生 在知识点 的潜在知识掌握，用 表示， $\in [0,1]$ ；

试题矩阵 Q 为包含了所有试题和知识点的关系，元素 表示每个试题 考察知识点的情况；若 = 1，表示试题 未考察知识点；若 = 0，表示试题 未考察知识点。

3、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，步骤 S2 基于学生情感、学生答题行为和试题矩阵，通过 PCA 算法模块和分层的自注意力模块建模学生外在认知，具体为：

S21、利用 PCA 算法，将学生的复杂情感进行聚类为两类，分别表示为积极情感和消极情感，表达式为：

$$A_{ij}^p = E \cdot V_1, A_{ij}^n = E \cdot V_2 \quad (1)$$

其中， E 是包含六个情感维度的矩阵， $\cdot$ 表示向量的点积运算， A_{ij}^p 、 A_{ij}^n 是情感样本在前两个主成分方向上的投影值， V_1 、 V_2 分别表示特征向量；

S22、在交互层使用两个自注意力模块模拟聚类得到的情感，以 为例，与

学生知识点潜在掌握情况 以及试题考察知识点情况 交互；

输入积极情感 时，自注意力模块将试题考察知识点的序列 作为注意力机制中的键，将情感表示 与学生知识点潜在掌握情况序列 分别作为注意力机制中的查询与值；

首先，通过余弦相似度计算学生回答试题向量 与积极情感向量 交互的相互影响权重 ；然后，在考虑特征交互作用后，通过 与学生知识点潜在掌握情况 的加权和，得到交互后的积极情感向量 ，表达式为：

$$\omega_p = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^p, \mathbf{p}_j)), \mathbf{o}_p = \sum_{i=1}^I \omega_p \mathbf{s}_i \quad (2)$$

其中 $\mathbf{p}_j = (q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{jk})$, $\mathbf{s}_i = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{ik})$;

类似地，输入消极情感 时，交互层通过自注意力模拟学生消极情感、学生知识掌握与作答试题的交互关系，得到交互后的消极情感向量 ；

$$\omega_n = \text{Softmax}(\text{sim}(A_{ij}^n, \mathbf{p}_j)), \mathbf{o}_n = \sum_{i=1}^I \omega_n \mathbf{s}_i \quad (3)$$

S23、聚合层利用另一个自注意力模块，将计算的不同交互情感 、 聚合；

将不同类别的交互情感结果 和 分别作为注意力机制中的查询和键，学生的知识掌握情况作为注意力机制中的值，聚合不同的交互情感，得到融合情感特征的学生外在认知 ，表达式为：

$$\omega_i = \text{Softmax}(\text{sim}(\mathbf{o}_p, \mathbf{o}_n)), \theta_o = \sum_{i=1}^I \omega_i \mathbf{s}_i \quad (4)$$

4、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，步骤S3综合外在认知和学生固有认知，引入NCB-IRM框架，全面地预测学生个性化响应；已知学生响应 r_{ij} ，分别考虑学生情感特征影响学生响应的两种极端情况；具体为：

S31、仅受到情感特征的影响，学生 正确回答了试题 ，将学生学习反应函数建模：

$$\zeta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 1) = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha_j(\theta_o - b_j)\}} \quad (5)$$

其中, θ_o 、 α_j 、 b_j 分别是学生的外在认知水平、试题区分度和试题难度;

S32、未受到情感特征的影响, 学生 正确回答了试题, 将学生学习反应函数建模为:

$$\eta_{ij}^{\text{def}} = P(r_{ij} = 1 | A_{ij} = 0) = \frac{1}{1 + \exp\{-a_j(\theta_i - d_j)\}} \quad (6)$$

其中, r_{ij} 表示学生 在试题 的响应, A_{ij} 表示学生 回答试题 表现的情感, θ_i 、 a_j 、 d_j 分别是学生的内在认知水平、试题区分度和试题难度;

S33、假设每个问题的响应在统计上独立于学生的认知, 使用伯努利分布对所有学生的响应进行建模:

$$P(r_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j, A_{ij}) = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}} \quad (7)$$

其中 和 分别代表学生 根据通过试题练习和情感特征正确回答问题 的概率;

S34、学生的响应矩阵是对试题先验、学生先验的综合响应; 给定响应 , 学生认知 、 , 试题变量 、 、 、 , 学生响应的项目反应函数如下式:

$$L(\theta_i, a_j, d_j, \theta_o, \alpha_j, b_j) = \prod_{i,j} (\eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{r_{ij}} (1 - \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}})^{1-r_{ij}} \quad (8)$$

S35、最大化学生响应的项目反应函数, 通过一种基于 Metropolis-Hastings 的马尔科夫链蒙特卡洛方法得到 、 、 、 的最优解;

S36、预测个性化学生响应 $r'_{ij} = \eta_{ij}^{1-A_{ij}} \zeta_{ij}^{A_{ij}}$ (9)。

5、根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 步骤 S4 基于学生真实响应, 利用 PMF 分解学生答题共性, 结合学生个性化预测响应, 共同预测学生对试题的响应; 具体为:

S41、通过 PMF 对学生真实响应进行概率矩阵分解, 得到学生和试题的特征矩阵 、 ;

S42、预测包含学生共性的响应 $R' = U_i^T V_j$ (10);

S43、计算学生个性化预测响应和学生共性预测响应的加权和, 如下式:

$$R_p = \mu + \rho r'_{ij} + (1 - \rho) R' = \mu + \rho r'_{ij} + (1 - \rho) U_i^T V_j \quad (11)$$

其中, R_p 是预测的学生响应, μ 是所有学生的均分, r'_{ij} 为预测的学生个性化

响应, R' 为 PMF 预测的学生共性响应, 通过参数 ρ 调节学生的个性和共性之间的比例。

6、根据权利要求 1 所述的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法, 其特征在于, 步骤 S5 根据预测的学生响应, 为学生提供合适难度的试题, 形成最终的推荐列表; 具体为:

S51、根据预测的学生响应 R_p 设计试题难度 $[d_1, d_2]$;

试题难度由学生响应的均值计算:

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n r_i}{n} \quad (12)$$

其中, r_i 为学生 i 对试题 j 的响应, n 为作答试题 j 的记录数;

S52、根据试题难度 d , 筛选出推荐试题的列表 $R_p \in [1-d_2, 1-d_1]$ 。

7.一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于: 该程序被处理器执行时实现如权利要求 1~6 中任一项所述的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

8.一种计算机设备, 包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述程序时实现如权利要求 1~6 中任一项所述的学生情感感知的个性化在线试题推荐方法中的步骤。

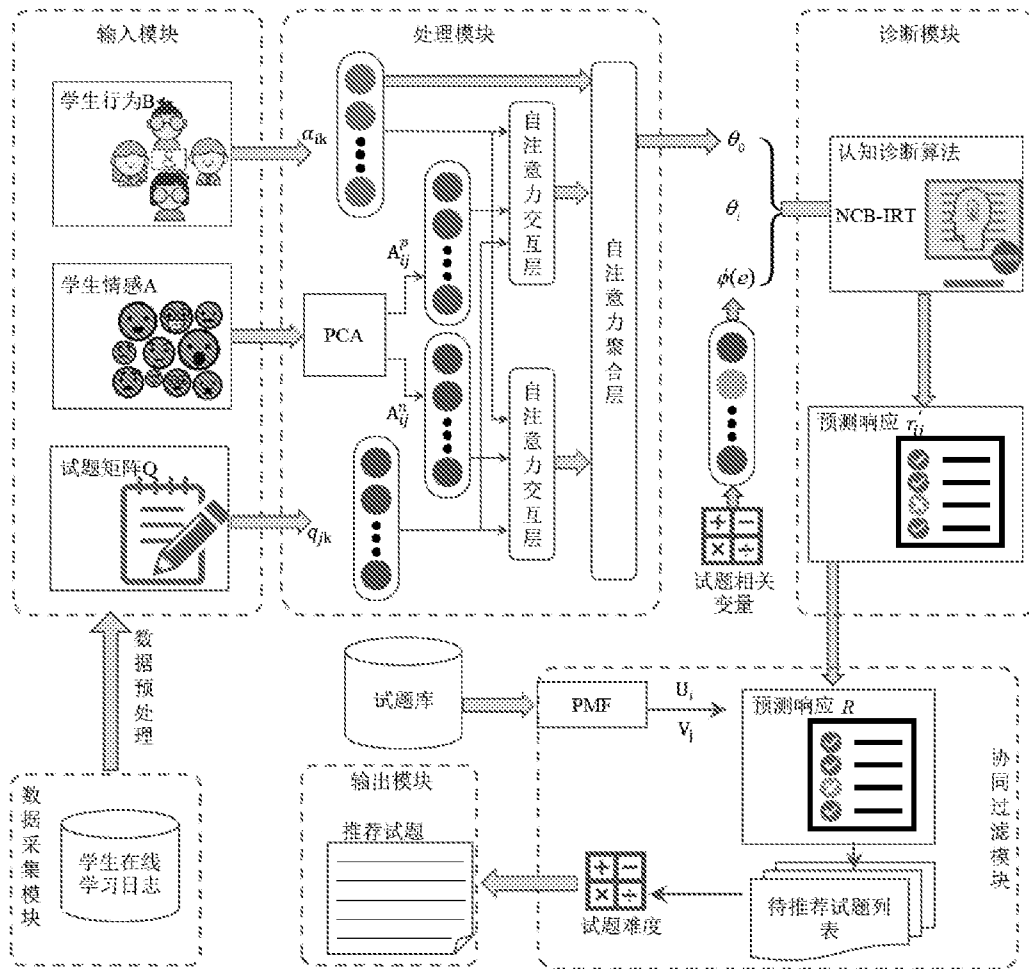


图 1

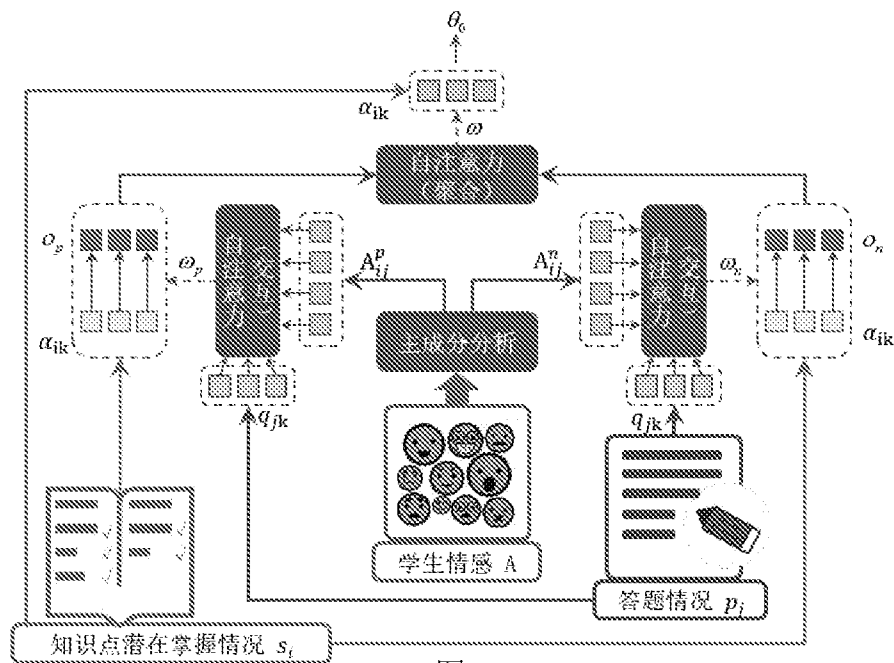


图 2

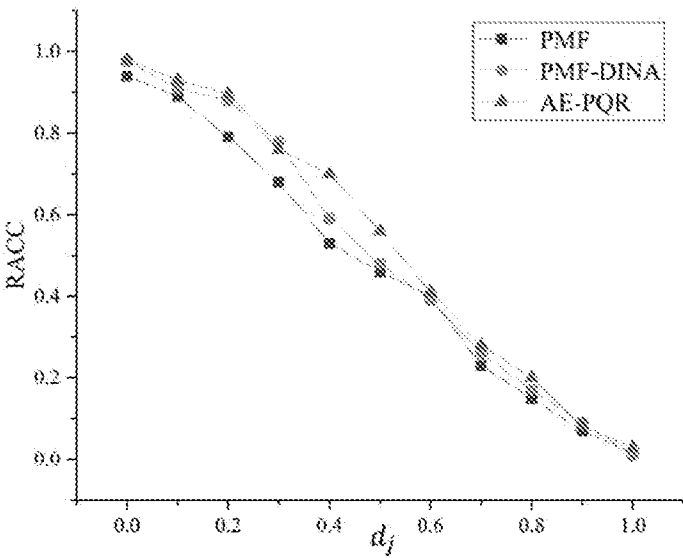


图 3

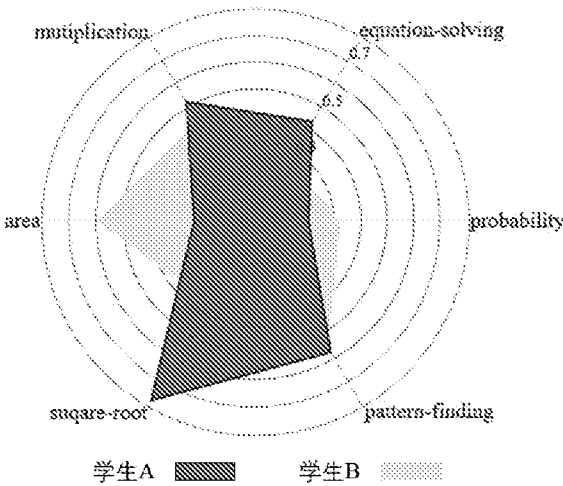


图 4 (a)

	square-root	area	probabil ity	noskill
学生A	894	\	2401	1597
学生B	\	4558	2115	\

图 4 (b)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/131750

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F16/332(2019.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC:G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS; CNTXT; VEN; DWPI; EPTXT; WOTXT; USTXT; CNKI; IEEE: 学生, 情感, 感知, 个性化, 在线, 试题, 推荐, 采集, 学习, 答题, 清洗, 分类, 注意力, 权重, 调整, 影响, 响应, 共性, 列表, student, emotion, perception, personalization, online, test question, recommend, collect, learn, answer, clean, classify, attention, weight, adjust, influence, response, commonality, list

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	ZHOU, Yuqiang et al. "Modeling Context-aware Features for Cognitive Diagnosis in Student Learning" <i>Research Track Paper</i> , 14 August 2021 (2021-08-14), pages 2420-2428	1-2, 5-8
Y	李全 等 (LI, Quan et al.). "基于联合概率矩阵分解的个性化试题推荐方法 (Personalized Test Question Recommendation Method Based on Unified Probabilistic Matrix Factorization)" <i>计算机应用 (Journal of Computer Applications)</i> , Vol. 38, No. 3, 10 March 2018 (2018-03-10), ISSN: 1001-9081, pages 639-642	1-2, 5-8
Y	ABDUL, Ashu et al. "An Emotion-aware Personalized Music Recommendation System Using a Convolutional Neural Networks Approach" <i>Applied Sciences</i> , 08 July 2018 (2018-07-08), ISSN: 2076-3417, pages 1-14	1-2, 5-8



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 "D" document cited by the applicant in the international application
 "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
 "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

27 June 2024

Date of mailing of the international search report

29 June 2024

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District,
Beijing 100088

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/131750

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	杜静 等 (DU, Jing et al.). "国外适应性学习支持系统中情境感知模型对比研究 (A Comparative Study on Context Awareness Model in Adaptive Learning System)" 电化教育研究 (<i>E-Education Research</i>), No. 8, 31 August 2020 (2020-08-31), ISSN: 1003-1553, pages 58-64	1-2, 5-8
A	CN 109919810 A (SHANDONG UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY) 21 June 2019 (2019-06-21) entire document	1-8
A	KR 102465768 B1 (I-SCREAM EDU CO., LTD.) 15 November 2022 (2022-11-15) entire document	1-8

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2023/131750

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	109919810	A	21 June 2019	CN 109919810 B	24 January 2023
KR	102465768	B1	15 November 2022	None	

A. 主题的分类

G06F16/332(2019.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

IPC:G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNABS; CNTXT; VEN; DWPI; EPTXT; WOTXT; USTXT; CNKI; IEEE: 学生, 情感, 感知, 个性化, 在线, 试题, 推荐, 采集, 学习, 答题, 清洗, 分类, 注意力, 权重, 调整, 影响, 响应, 共性, 列表, student, emotion, perception, personalization, online, test question, recommend, collect, learn, answer, clean, classify, attention, weight, adjust, influence, response, commonality, list

C. 相关文件

类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	ZHOU,Yuqiang 等. "Modeling Context-aware Features for Cognitive Diagnosis in Student Learning" Research Track Paper, 2021年8月14日 (2021 - 08 - 14), 第2420-2428页	1-2、5-8
Y	李全 等. "基于联合概率矩阵分解的个性化试题推荐方法" 计算机应用, 第38卷, 第3期, 2018年3月10日 (2018 - 03 - 10), ISSN: 1001-9081, 第639-642页	1-2、5-8
Y	ABDUL,Ashu 等. "An emotion-aware personalized music recommendation system using a convolutional neural networks approach" applied sciences, 2018年7月8日 (2018 - 07 - 08), ISSN: 2076-3417, 第1-14页	1-2、5-8

☒ 其余文件在C栏的续页中列出。

☒ 见同族专利附件。

★ 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“D” 申请人在国际申请中引证的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“p” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2024年6月27日

国际检索报告邮寄日期

2024年6月29日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

授权官员

杨婷

电话号码 (+86) 020-28958953

PCT/ISA/210 表(第2页) (2022年7月)

C. 相关文件		
类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
Y	杜静 等. "国外适应性学习支持系统中情境感知模型对比研究" 电化教育研究, 第8期, 2020年8月31日 (2020 - 08 - 31), ISSN: 1003-1553, 第58-64页	1-2、5-8
A	CN 109919810 A (山东科技大学) 2019年6月21日 (2019 - 06 - 21) 全文	1-8
A	KR 102465768 B1 (I SCREAM EDU CO LTD) 2022年11月15日 (2022 - 11 - 15) 全文	1-8

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2023/131750

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	109919810	A	2019年6月21日	CN 109919810 B	2023年1月24日
KR	102465768	B1	2022年11月15日	无	