

(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
2023 年 6 月 29 日 (29.06.2023)



(10) 国际公布号
WO 2023/116306 A1

(51) 国际专利分类号:
G06Q 10/06 (2012.01)

中国北京市海淀区知春路63号中国卫星通信大厦今日头条小邮局, Beijing 100086 (CN)。

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/133207

(74) 代理人: 北京知帆远景知识产权代理有限公司 (ZHIFAN & PARTNERS); 中国北京市海淀区阜成路73号裕惠大厦B座805, Beijing 100142 (CN)。

(22) 国际申请日: 2022 年 11 月 21 日 (21.11.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202111574789.8 2021年12月21日 (21.12.2021) 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, 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, 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。

(71) 申请人: 北京有竹居网络技术有限公司 (BEIJING YOUZHUJU NETWORK TECHNOLOGY CO., LTD.) [CN/CN]; 中国北京市平谷区林荫北街13号信息大厦802室, Beijing 101299 (CN)。

(72) 发明人: 彭璐瑶(PENG, Luyao); 中国北京市海淀区知春路63号中国卫星通信大厦今日头条小邮局, Beijing 100086 (CN)。 韦程志(WEI, Chengzhi);

(54) Title: INFORMATION PROCESSING METHOD AND APPARATUS, AND READABLE STORAGE MEDIUM AND ELECTRONIC DEVICE

(54) 发明名称: 信息处理方法、装置、可读存储介质及电子设备

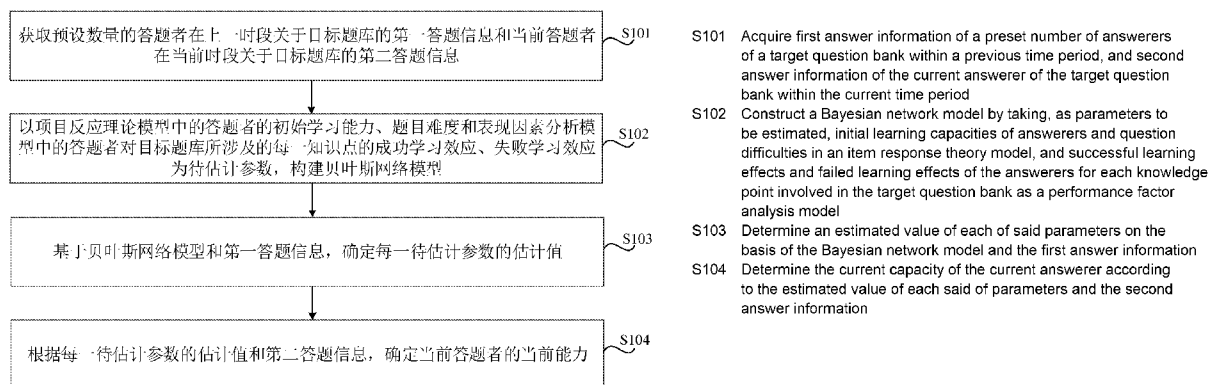


图 1

(57) Abstract: The present disclosure relates to an information processing method and apparatus, and a readable storage medium and an electronic device. The method comprises: acquiring first answer information from a preset number of answerers of a target question bank within a previous time period, and second answer information from the current answerer of the target question bank within the current time period; constructing a Bayesian network model by taking, as parameters to be estimated, initial learning capacities of answerers and question difficulties in an item response theory model, and successful learning effects and failed learning effects of the answerers for knowledge points involved in the target question bank as a performance factor analysis model; determining an estimated value of each of said parameters on the basis of the Bayesian network model and the first answer information; and determining the current capacity of the current answerer according to the estimated values and the second answer information. In this way, with the accumulation of answer exercises of an answerer for a target question bank, successful and failed learning effects are continuously updated, thereby realizing the function of dynamically tracking a change in the learning capacity of the answerer, and the method is suitable for dynamic tracking of the learning capacity of the answerer in an online exercise scenario.

(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, 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))。

(57) 摘要: 本公开涉及一种信息处理方法、装置、可读存储介质及电子设备。方法包括: 获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于目标题库的第二答题信息; 以项目反应理论模型中答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中答题者对目标题库所涉及的各知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数, 构建贝叶斯网络模型; 基于模型和第一答题信息, 确定各待估计参数的估计值; 根据各估计值和第二答题信息, 确定当前答题者的当前能力。这样, 随着答题者针对目标题库的答题练习积累, 成功、失败学习效应持续更新, 进而实现动态追踪答题者学习能力变化的功能, 适用线上练习场景中答题者学习能力的动态追踪。

信息处理方法、装置、可读存储介质及电子设备

相关申请的交叉引用

本申请要求于 2021 年 12 月 21 日提交的，申请号为 202111574789.8、发明名称为“信息处理方法、装置、可读存储介质及电子设备”的中国专利申请的优先权，该申请的全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本公开涉及信息处理技术领域，具体地，涉及一种信息处理方法、装置、可读存储介质及电子设备。

背景技术

在线上练习的场景中，具有时间序列性质的答题数据越来越普遍，对于这样的数据，动态追踪答题者的实时变化的能力对于评估学习效果具有重要的作用和意义。现阶段，主要通过项目反应理论（Item Response Theory, IRT）、表现因素分析（Performance Factor Analysis, PFA）、知识追踪模型（Knowledge Tracing Model, KT）等模型来评估答题者能力，但它们均无法动态追踪答题者能力的变化。因此，如何实现答题者能力的动态追踪成为研究的重点。

发明内容

提供该发明内容部分以便以简要的形式介绍构思，这些构思将在后面的具体实施方式部分被详细描述。该发明内容部分并不旨在标识要求保护的技术方案的关键特征或必要特征，也不旨在用于限制所要求的保护的技术方案的范围。

第一方面，本公开提供一种信息处理方法，包括：

获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；

以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；

基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；
根据每一所述待估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前

能力。

第二方面，本公开提供一种信息处理装置，包括：

获取模块，用于获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；

构建模块，用于以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；

第一确定模块，用于基于所述构建模块得到的所述贝叶斯网络模型和所述获取模块获取到的所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；

第二确定模块，用于根据所述第一确定模块确定出的每一所述待估计参数的估计值和所述获取模块获取到的所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

第三方面，本公开提供一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理装置执行时实现本公开第一方面提供的所述方法的步骤。

第四方面，本公开提供一种电子设备，包括：

存储装置，其上存储有计算机程序；

处理装置，用于执行所述存储装置中的所述计算机程序，以实现本公开第一方面提供的所述方法的步骤。

在上述技术方案中，首先，以项目反应理论模型中的答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；然后，基于构建的贝叶斯网络模型和预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息，确定每一待估计参数的估计值；最后，根据每一待估计参数的估计值和当前答题者在当前时段关于目标题库的第二答题信息，确定当前答题者的当前能力。这样，随着答题者针对目标题库的答题练习积累，答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应持续更新，进而实现动态追踪答题者学习能力变化的功能，适用于线上练习场景中答题者学习能力的动态追踪。另外，在确定当前答题者的当前能力时，参考了其初始学习能力，即参考了在当前时段之前当前答题者已获得的能力水平，这样，更贴近实际学习场景，从而能够准确评估当前答题者的当前能力。

本公开的其他特征和优点将在随后的具体实施方式部分予以详细说明。

附图说明

结合附图并参考以下具体实施方式，本公开各实施例的上述和其他特征、优点及方面将变得更加明显。贯穿附图中，相同或相似的附图标记表示相同或相似的元素。应当理解附图是示意性的，原件和元素不一定按照比例绘制。在附图中：

图 1 是根据一示例性实施例示出的一种信息处理方法的流程图。

5 图 2 是根据另一示例性实施例示出的一种信息处理方法的流程图。

图 3 是根据另一示例性实施例示出的一种信息处理方法的流程图。

图 4 是根据一示例性实施例示出的一种信息处理装置的框图。

图 5 是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图。

10 具体实施方式

下面将参照附图更详细地描述本公开的实施例。虽然附图中显示了本公开的某些实施例，然而应当理解的是，本公开可以通过各种形式来实现，而且不应该被解释为限于这里阐述的实施例，相反提供这些实施例是为了更加透彻和完整地理解本公开。应当理解的是，本公开的附图及实施例仅用于示例性作用，并非用于限制本公开的保护范围。

15 应当理解，本公开的方法实施方式中记载的各个步骤可以按照不同的顺序执行，和/或并行执行。此外，方法实施方式可以包括附加的步骤和/或省略执行示出的步骤。本公开的范围在此方面不受限制。

本文使用的术语“包括”及其变形是开放性包括，即“包括但不限于”。术语“基于”是“至少部分地基于”。术语“一个实施例”表示“至少一个实施例”；术语“另一实施例”表示“至少一个另外的实施例”；术语“一些实施例”表示“至少一些实施例”。其他术语的相关定义将在下文描述中给出。

需要注意，本公开中提及的“第一”、“第二”等概念仅用于对不同的装置、模块或单元进行区分，并非用于限定这些装置、模块或单元所执行的功能的顺序或者相互依存关系。

25 需要注意，本公开中提及的“一个”、“多个”的修饰是示意性而非限制性的，本领域技术人员应当理解，除非在上下文另有明确指出，否则应该理解为“一个或多个”。

本公开实施方式中的多个装置之间所交互的消息或者信息的名称仅用于说明性的目的，而并不是用于对这些消息或信息的范围进行限制。

图 1 是根据一示例性实施例示出的一种信息处理方法的流程图。如图 1 所示，上述方法包括 S101~S104。

30 在 S101 中，获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于目标题库的第二答题信息。

在本公开中，当前答题者为预设数量的答题者中的一者。第一答题信息和第二答题信

息可以包括作答题目及答题情况（如答对或答错）等信息。另外，可以天、周、季度等单位作为一个时段。

另外，可根据实际需求选取目标题库以及答题者的预设数量。例如，可以获取 A 市会计从业人员在上周关于注册会计题库的第一答题信息，还可获取 B 地区驾照考取人员在上一季度关于科目四的第一答题信息。

在 S102 中，以项目反应理论模型中的答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型。

在本公开中，答题者为上述预设数量的答题者中的任一者，学习效应表征在答题者学习次数累计的过程中，其能力的变化速度。

在 S103 中，基于贝叶斯网络模型和第一答题信息，确定每一待估计参数的估计值。

在 S104 中，根据每一待估计参数的估计值和第二答题信息，确定当前答题者的当前能力。

另外，需要说明的是，上述 S102 可以在上述 S101 之后执行（如图 1 所示），也可以与上述 S101 同时执行，还可以在上述 S101 之前执行，本公开不作具体限定。

在上述技术方案中，首先，以项目反应理论模型中的答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；然后，基于构建的贝叶斯网络模型和预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息，确定每一待估计参数的估计值；最后，根据每一待估计参数的估计值和当前答题者在当前时段关于目标题库的第二答题信息，确定当前答题者的当前能力。这样，随着答题者针对目标题库的答题练习积累，答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应持续更新，进而实现动态追踪答题者学习能力变化的功能，适用于线上练习场景中答题者学习能力的动态追踪。另外，在确定当前答题者的当前能力时，参考了其初始学习能力，即参考了在当前时段之前当前答题者已获得的能力水平，这样，更贴近实际学习场景，从而能够准确评估当前答题者的当前能力。

示例地，贝叶斯网络模型如下等式（1）所示：

$$p(y_{ij} | \theta_i, \bar{\gamma}_i^s, \bar{\gamma}_i^f, b_j) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\theta_i - b_j + (\bar{\gamma}_i^s \odot \bar{s}_i + \bar{\gamma}_i^f \odot \bar{f}_i)^T \cdot \bar{T}_j\right)}} \quad (1)$$

其中, $p(y_{ij}|\theta_i, \bar{\gamma}_i^s, \bar{\gamma}_i^f, b_j)$ 为第 i 个答题者答对第 j 个题目的概率, $y_{ij}=1$; θ_i 为所述第 i 个答题者的初始学习能力; b_j 为所述第 j 个题目的题目难度; $\bar{s}_i$ 为由所述第 i 个答题者在所述目标答题库所涉及的每一知识点下学习成功的次数构成的向量; $\bar{f}_i$ 为由所述第 i 个答题者在所述目标答题库所涉及的每一知识点下学习失败的次数构成的向量; $\bar{\gamma}_i^s$ 为所述第 i 个答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应; $\bar{\gamma}_i^f$ 为所述第 i 个答题者对所述目标题库中所涉及的每一知识点的失败学习效应; $\bar{T}_j$ 为所述第 j 个题目的所涉及的知识点分布向量; T 为转置。

其中, $\bar{f}_i$ 、 $\bar{\gamma}_i^s$ 、 $\bar{\gamma}_i^f$ 以及 $\bar{T}_j$ 可以均为 $K*1$ 的向量, K 为目标题库中所涉及的知识点数量。

10 在一种实施方式中, $\bar{T}_j$ 等同于一个二分向量, 即包含该知识点的位置为 1, 不包含的位置为 0。

示例地, 目标题库涉及 5 个知识点, 即知识点 1、知识点 2、知识点 3、知识点 4 以及知识点 5, 其中, 第 j 个题目涉及知识点 1、知识点 3 以及知识点 4, 则第 j 个题目所涉及的知识点分布向量 $\bar{T}_j = [1, 0, 1, 1, 0]$ 。

15 采用上述实施方式, 涉及的知识点越多的题目, 答题者答对该题目的概率越高, 这样, 概率与题目所涉及的知识点数量直接相关, 导致准确度不高。因此, 在另一种实施方式中, 对上述二分向量进行归一化处理, 并将归一化处理后所得的分布向量确定为 $\vec{T}_j$, 其中, 归一化处理后所得的分布向量中各元素之和等于 1。这样, 概率不会受题目所涉及的知识点数量增多而增大, 从而可以提升概率预测的准确度。

20 示例地, 目标题库涉及 5 个知识点, 即知识点 1、知识点 2、知识点 3、知识点 4 以及知识点 5, 其中, 第 j 个题目涉及知识点 1、知识点 3 以及知识点 4, 则第 j 个题目所涉及

的知识点分布向量 $\vec{T}_j = \left[\frac{1}{3}, 0, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 0 \right]$ 。

另外, 还可以根据不同知识点的重要程度来调整上述分布向量, 具体来说, 包含重要知识点的位置处的元素值相对大些, 包含非重要知识点的位置处的元素值相对小些, 从而

体现知识点的主次关系。

下面针对上述 S103 中的基于贝叶斯网络模型和第一答题信息，确定每一待估计参数的估计值的具体实施方式进行详细说明。

5 在一种实施方式中，可以基于贝叶斯网络模型和第一答题信息，采用马尔科夫链蒙特卡洛 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 参数估计模型来确定每一待估计参数的估计值。

在另一种实施方式中，可以基于贝叶斯网络模型和第一答题信息，采用期望传播 (Expectation Propagation, EP) 参数估计模型来确定每一待估计参数的估计值。

在又一种实施方式中，可以基于贝叶斯网络模型和第一答题信息，采用变分推断方法确定每一待估计参数的估计值。

10 具体来说，可以通过以下步骤 (1) ~ 步骤 (3) 来实现：

(1) 针对每一待估计参数，根据该待估计参数在上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在当前时段的先验分布。

(2) 基于贝叶斯网络模型、第一答题信息以及每一待估计参数在当前时段的先验分布，采用变分推断方法，计算变分下界。

15 (3) 以变分下界最大化为目标函数进行参数估计，得到每一待估计参数的估计值。

示例地，可以以变分下界最大化为目标函数进行参数估计，通过随机梯度下降法来得到每一待估计参数的估计值。由于采用随机梯度下降法来得到每一待估计参数的估计值的具体实施方式属于本领域技术人员公知的，本公开不再赘述。

在上述实施方式中，根据该待估计参数在上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数 20 数在当前时段的先验分布，可以使得变分推断方法适用于动态和连续的估参场景，且计算量和内存占用量都优于上述提到过的 MCMC 和 EP 估参方法，可以相对准确且快速地估计每一待估计参数的估计值。

下面针对上述步骤 (1) 中的根据该待估计参数在上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在当前时段的先验分布的具体实施方式进行详细说明。

25 具体来说，可以通过多种方来实现，在一种实施方式中，可以将该待估计参数在上一时段的近似后验分布确定为该待估计参数在当前时段的先验分布。

在另一种实施方式中，可以根据该待估计参数在上一时段的近似后验分布，通过以下等式 (2) 来确定该待估计参数在当前时段的先验分布：

$$p(\text{parameter}) = (1 - \text{decay}) * q_m(\text{parameter}) + \text{decay} * p(\text{parameter}) \quad (2)$$

30 其中， $p(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在当前时段的先验分布；

$q_m(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在上一时段的近似后验分布； decay 为权重系数。

在该种实施方式中，没有将该待估计参数在当前时段的先验分布直接替换为该待估计参数在上一时段的近似后验分布，而是采用加权平均的方式来确定该待估计参数在当前时段的先验分布，从而可以使得过去时段的待估计参数的近似后验分布逐渐影响当前时段和未来时段的近似后验分布的更新，这样，可以避免因初始阶段（即前几个时段）答题信息少，后验分布估计不稳定所带来的影响，进而提升参数估计的准确度。

下面针对上述步骤（2）中的基于贝叶斯网络模型、第一答题信息以及每一待估计参数在当前时段的先验分布，采用变分推断方法，计算变分下界的具体实施方式进行详细说明。

具体来说，可以通过多种方式来实现，在一种实施方式中，可以基于贝叶斯网络模型、第一答题信息以及每一待估计参数在当前时段的先验分布，采用变分推断方法，通过以下等式（3）来计算变分下界：

$$ELBO = \text{likelihood} - \left(E_{\bar{b}} [KL_{\bar{\theta}}] + KL_{\bar{b}} + E_{\bar{b}} [KL_{\bar{\gamma}^s}] + E_{\bar{b}} [KL_{\bar{\gamma}^f}] \right) \quad (3)$$

其中， $ELBO$ 为变分下界； $\bar{\theta}$ 为由预设数量的答题者中每一答题者的初始能力构成的向量； $\bar{b}$ 为由目标题库中每一题目的题目难度构成的向量； $\bar{\gamma}^s$ 为由每一答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应构成的向量； $\bar{\gamma}^f$ 为由每一答题者对目标题库所涉及的每一知识点的失败学习效应构成的向量； likelihood 为基于变分后验分布的重建似然函数，根据贝叶斯网络模型和每一待估计参数确定； $E_{\bar{b}}[\cdot]$ 为对 $\bar{b}$ 的期望； $KL_{\bar{\theta}}$ 为 $\bar{\theta}$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{b}}$ 为 $\bar{b}$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{\gamma}^s}$ 为 $\bar{\gamma}^s$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{\gamma}^f}$ 为 $\bar{\gamma}^f$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度。

示例地， $\text{likelihood} = E_{q_m(\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})} [\log p(\bar{y} | \bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})]$ ，其中，

$q_m(\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})$ 为 $\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b}$ 的后验联合分布， $E_{q_m(\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})}[\cdot]$ 为对

$q_m(\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})$ 的期望, 通过将每一待估计参数、 $\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b}$ 代入上述贝叶斯网络而计算得到 $p(\bar{y}|\bar{\theta}, \bar{\gamma}^s, \bar{\gamma}^f, \bar{b})$ 。

在另一种实施方式中, 可以基于贝叶斯网络模型、第一答题信息以及每一待估计参数在当前时段的先验分布, 采用变分推断方法, 通过以下等式 (4) 来计算变分下界:

$$ELBO = \text{likelihood} - \text{shrink} * \left[\left(1 + \text{enhance} * \frac{g}{\max} \right) * (E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\theta}}] + KL_{\bar{b}}) + E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\gamma}^s}] + E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\gamma}^f}] \right] \quad (4)$$

其中, *shrink* 和 *enhance* 为超参数; g 等于预设数量与第一答题信息对应的题目的数量的乘积; $\max$ 等于关于目标题库的答题者总数与目标题库所包含题目的数量的乘积。

在该种实施方式中, 在参数估计过程中, 结合贝叶斯网络模型的特点, 设置 *shrink*、*enhance* 为超参数, 能够提升参数估计的准确度。另外, 由于初始阶段答题次数和信息少, 主要对答题者的初始学习能力、题目难度进行估计, 但随着答题者针对目标题库的答题练习积累, 答题者的初始学习能力、题目难度基本固定, 可以使得变分推断方法后期更加专注于估计答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应这两个待估计参数, 以提升参数估计的准确度, 因此, 在变分下界 $ELBO$ 中, 加强 (*enhance*)

了已经学习好的待估计参数对应的 KL 散度, 即 $KL_{\bar{\theta}}$ 和 $KL_{\bar{b}}$ 。

另外, 在一种实施方式中, 各时段的 *shrink* 均为预设值。

在另一种实施方式中, 初始时段 (即第 1 个时段) 的 *shrink* 为预设值, 在后续时段 $\text{shrink} = 1$, 这样, 当前时段的先验分布已经包含前一时段学习到的参数近似后验分布, 即保留未来时段的先验分布包含学习到的历史信息, 从而提升参数估计的准确度。

下面针对上述 S104 中的根据每一待估计参数的估计值和第二答题信息, 确定当前答题者的当前能力的具体实施方式进行详细说明。具体来说, 可以通过以下步骤来实现:

首先, 根据第二答题信息, 确定当前答题者在第二答题信息对应的题目所涉及的每一知识点下学习成功的次数和学习失败的次数。

其中, 学习成功的次数即答对的次数, 学习失败的次数即答错的次数。

然后, 根据每一待估计参数的估计值、学习成功的次数以及学习失败的次数, 确定当

前答题者的当前能力。

示例地，当前答题者的当前能力 $\theta_s = \theta_i + (\vec{\gamma}_i^s \odot \vec{s}_i + \vec{\gamma}_i^f \odot \vec{f}_i)^T \cdot \vec{T}_j$ 。

图 2 是根据另一示例性实施例示出的一种信息处理方法的流程图。如图 2 所示，上述方法还包括 S105。

- 5 在 S105 中，根据当前答题者的当前能力和目标题库中候选题目的题目难度以及贝叶斯网络模型，确定当前答题者答对候选题目的概率。

在本公开中，可以从上述 $\vec{b}$ 中查找到候选题目的题目难度。

具体来说，贝叶斯网络模型可以简化为：

$$p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta_s - b_j)}}$$

- 10 这样，通过将当前答题者的当前能力和目标题库中候选题目的题目难度代入到该简化后所得的贝叶斯网络模型中，得到当前答题者答对候选题目的概率。由于能够准确评估答题者的当前能力和候选题目的题目难度，进而能够保证概率预测的准确度。

另外，可以根据上述概率，向答题者自动推送题目。具体来说，如图 3 所示，上述方法还包括 S106。

- 15 在 S106 中，若当前答题者答对候选题目的概率满足预设条件，则向当前答题者推送候选题目。

在一种实施方式中，预设条件可以为上述概率处于预设概率范围内，例如，0.5~0.9。

在另一种实施方式中，预设条件可以为候选题目的熵值大于预设阈值，其中，候选题目的熵值 $H = -p \log p - (1-p) \log (1-p)$ ，其中，p 为上述概率，即

$$20 \quad p = p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j)。$$

根据最大熵原理，候选题目的熵值越大，则答题者练习该题目所能获取的信息量越多，所以当 H 大于预设阈值时，向当前答题者推送候选题目。

图 4 是根据一示例性实施例示出的一种信息处理装置的框图。如图 4 所示，该装置 400 包括：

- 25 获取模块 401，用于获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；

构建模块 402，用于以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；

5 第一确定模块 403，用于基于所述构建模块 402 得到的所述贝叶斯网络模型和所述获取模块 401 获取到的所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；

第二确定模块 404，用于根据所述第一确定模块 403 确定出的每一所述待估计参数的估计值和所述获取模块 401 获取到的所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

在上述技术方案中，首先，以项目反应理论模型中的答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；然后，基于构建的贝叶斯网络模型和预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息，确定每一待估计参数的估计值；最后，根据每一待估计参数的估计值和当前答题者在当前时段关于目标题库的第二答题信息，确定当前答题者的当前能力。这样，随着答题者针对目标题库的答题练习积累，答题者对目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应持续更新，进而实现动态追踪答题者学习能力变化的功能，适用于线上练习场景中答题者学习能力的动态追踪。另外，在确定当前答题者的当前能力时，参考了其初始学习能力，即参考了在当前时段之前当前答题者已获得的能力水平，这样，更贴近实际学习场景，从而能够准确评估当前答题者的当前能力。

10 15

可选地，所述第一确定模块 403 用于基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用马尔科夫链蒙特卡洛参数估计模型来确定每一所述待估计参数的估计值。

20

可选地，所述第一确定模块 403 用于基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用期望传播参数估计模型来确定每一所述待估计参数的估计值。

可选地，所述第一确定模块 403 用于基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用变分推断方法确定每一所述待估计参数的估计值。

25 可选地，所述第一确定模块 403 包括：

第一确定子模块，用于针对每一所述待估计参数，根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布；

计算子模块，用于基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，计算变分下界；

30 估计子模块，用于以所述变分下界最大化为目标函数进行参数估计，得到每一所述待估计参数的估计值。

可选地，所述第一确定子模块用于根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，

通过以上等式 (2) 来确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布。

可选地, 所述计算子模块, 用于基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布, 采用变分推断方法, 通过以上等式 (4) 来计算变分下界。

5 可选地, $shrink = 1$ 。

可选地, 所述第二确定模块 404 包括:

第二确定子模块, 用于根据所述第二答题信息, 确定所述当前答题者在所述第二答题信息对应的题目所涉及的每一知识点下学习成功的次数和学习失败的次数;

10 第三确定子模块, 用于根据每一所述待估计参数的估计值、所述学习成功的次数以及所述学习失败的次数, 确定所述当前答题者的当前能力。

可选地, 所述贝叶斯网络模型为以上等式 (1)。

可选地, $\bar{T}$ 为归一化处理后所得的分布向量。

可选地, 所述装置 400 还包括:

15 第三确定模块, 用于根据所述当前答题者的当前能力和所述目标题库中候选题目的题目难度以及所述贝叶斯网络模型, 确定所述当前答题者答对所述候选题目的概率。

可选地, 所述装置 400 还包括:

推送模块, 用于若所述概率满足预设条件, 则向所述当前答题者推送所述候选题目。

本公开还提供一种计算机可读介质, 其上存储有计算机程序, 该程序被处理装置执行时实现本公开提供的上述信息处理方法的步骤。

20 下面参考图 5, 其示出了适于用来实现本公开实施例的电子设备 (例如终端设备或服务器) 600 的结构示意图。本公开实施例中的终端设备可以包括但不限于诸如移动电话、笔记本电脑、数字广播接收器、PDA (个人数字助理)、PAD (平板电脑)、PMP (便携式多媒体播放器)、车载终端 (例如车载导航终端) 等等的移动终端以及诸如数字 TV、台式计算机等等的固定终端。图 5 示出的电子设备仅仅是一个示例, 不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

25 如图 5 所示, 电子设备 600 可以包括处理装置 (例如中央处理器、图形处理器等) 601, 其可以根据存储在只读存储器 (ROM) 602 中的程序或者从存储装置 608 加载到随机访问存储器 (RAM) 603 中的程序而执行各种适当的动作和处理。在 RAM 603 中, 还存储有电子设备 600 操作所需的各种程序和数据。处理装置 601、ROM 602 以及 RAM 603 通过总线 604 彼此相连。输入/输出 (I/O) 接口 605 也连接至总线 604。

通常, 以下装置可以连接至 I/O 接口 605: 包括例如触摸屏、触摸板、键盘、鼠标、摄像头、麦克风、加速度计、陀螺仪等的输入装置 606; 包括例如液晶显示器 (LCD)、扬声

器、振动器等的输出装置 607；包括例如磁带、硬盘等的存储装置 608；以及通信装置 609。通信装置 609 可以允许电子设备 600 与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图 5 示出了具有各种装置的电子设备 600，但是应理解的是，并不要求实施或具备所有示出的装置。可以替代地实施或具备更多或更少的装置。

5 特别地，根据本公开的实施例，上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如，本公开的实施例包括一种计算机程序产品，其包括承载在非暂态计算机可读介质上的计算机程序，该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信装置 609 从网络上被下载和安装，或者从存储装置 608 被安装，或者从 ROM 602 被安装。在该计算机程序被处理装置 601 执行时，执行本公开实施例的方法中限定的上述功能。

需要说明的是，本公开上述的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于：具有一个或多个导线的电连接、
15 便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦式可编程只读存储器（EPROM 或闪存）、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器（CD-ROM）、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本公开中，计算机可读信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分
20 传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读信号介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：电线、光缆、RF
25 （射频）等等，或者上述的任意合适的组合。

在一些实施方式中，客户端、服务器可以利用诸如 HTTP（HyperText Transfer Protocol，超文本传输协议）之类的任何当前已知或未来研发的网络协议进行通信，并且可以与任意形式或介质的数字数据通信（例如，通信网络）互连。通信网络的示例包括局域网（“LAN”），广域网（“WAN”），网际网（例如，互联网）以及端对端网络（例如，ad hoc 端对端网络），
30 以及任何当前已知或未来研发的网络。

上述计算机可读介质可以是上述电子设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该电子设备中。

上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被该电子设备执行时，使得该电子设备：获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、
5 题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；根据每一所述待估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本公开的操作的计算机程序
10 代码，上述程序设计语言包括但不限于面向对象的程序设计语言—诸如 Java、Smalltalk、C++，还包括常规的过程式程序设计语言——诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网
15 （LAN）或广域网（WAN）——连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。

附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分，该模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个
20 用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算
25 机指令的组合来实现。

描述于本公开实施例中所涉及到的模块可以通过软件的方式实现，也可以通过硬件的方式来实现。其中，模块的名称在某种情况下并不构成对该模块本身的限定，例如，获取模块还可以被描述为“获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息的模块”。

本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如，非
30 限制性地，可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括：现场可编程门阵列（FPGA）、专用集成电路（ASIC）、专用标准产品（ASSP）、片上系统（SOC）、复杂可编程逻辑设备（CPLD）

等等。

在本公开的上下文中，机器可读介质可以是有形的介质，其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备，或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦除可编程只读存储器（EPROM 或快闪存储器）、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器（CD-ROM）、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 1 提供了一种信息处理方法，包括：获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；根据每一所述待估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 2 提供了示例 1 的方法，所述基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值，包括：基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用变分推断方法确定每一所述待估计参数的估计值。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 3 提供了示例 1 的方法，所述基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用变分推断方法确定每一所述待估计参数的估计值，包括：针对每一所述待估计参数，根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布；基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，计算变分下界；以所述变分下界最大化为目标函数进行参数估计，得到每一所述待估计参数的估计值。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 4 提供了示例 3 的方法，所述根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布，包括：

根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，通过以下公式来确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布，包括：

$$p(\text{parameter}) = (1 - \text{decay}) * q_m(\text{parameter}) + \text{decay} * p(\text{parameter})$$

其中， $p(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在所述当前时段的先验分布；

$q_m(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在所述上一时段的近似后验分布；
 decay 为权重系数。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 5 提供了示例 3 的方法，所述基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用
 5 变分推断方法，计算变分下界，包括：

基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，通过以下公式来计算变分下界：

$$ELBO = \text{likelihood} - \text{shrink} * \left[\left(1 + \text{enhance} * \frac{g}{\text{max}} \right) * \left(E_{\bar{\theta}}[KL_{\bar{\theta}}] + KL_{\bar{\theta}} \right) + E_{\bar{b}}[KL_{\bar{b}}] + E_{\bar{\gamma}^s}[KL_{\bar{\gamma}^s}] + E_{\bar{\gamma}^f}[KL_{\bar{\gamma}^f}] \right]$$

其中， $ELBO$ 为所述变分下界； $\bar{\theta}$ 为由每一所述答题者的初始能力构成的向量； $\bar{b}$
 10 为由所述目标题库中每一题目的题目难度构成的向量； $\bar{\gamma}^s$ 为由每一所述答题者对所述目标
 题库所涉及的每一知识点的成功学习效应构成的向量； $\bar{\gamma}^f$ 为由每一所述答题者对所述目
 标题库所涉及的每一知识点的失败学习效应构成的向量； likelihood 为基于变分后验分
 布的重建似然函数，根据所述贝叶斯网络模型和每一所述待估计参数确定； shrink 和
 enhance 为超参数； g 等于所述预设数量与所述第一答题信息对应的题目的数量的乘积；
 15 max 等于关于所述目标题库的答题者总数与所述目标题库所包含题目的数量的乘积；
 $E_{\bar{b}}[\cdot]$ 为对 $\bar{b}$ 的期望； $KL_{\bar{\theta}}$ 为 $\bar{\theta}$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{b}}$ 为 $\bar{b}$ 的
 近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{\gamma}^s}$ 为 $\bar{\gamma}^s$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL
 散度； $KL_{\bar{\gamma}^f}$ 为 $\bar{\gamma}^f$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 6 提供了示例 5 的方法， $\text{shrink} = 1$ 。

20 根据本公开的一个或多个实施例，示例 7 提供了示例 1 的方法，所述根据每一所述待
 估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力，包括：根据所
 述第二答题信息，确定所述当前答题者在所述第二答题信息对应的题目所涉及的每一知识
 点下学习成功的次数和学习失败的次数；根据每一所述待估计参数的估计值、所述学习成
 功的次数以及所述学习失败的次数，确定所述当前答题者的当前能力。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 8 提供了示例 1 的方法，所述贝叶斯网络模型为：

$$p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\theta_i - b_j + (\vec{\gamma}_i^s \odot \vec{s}_i + \vec{\gamma}_i^f \odot \vec{f}_i)^T \cdot \vec{T}_j\right)}}$$

其中， $p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j)$ 为第 i 个答题者答对第 j 个题目的概率， $y_{ij}=1$ ； θ_i 为

5 所述第 i 个答题者的初始学习能力； b_j 为所述第 j 个题目的题目难度； $\vec{s}_i$ 为由所述第 i 个

答题者在所述目标题库所涉及的每一知识点下学习成功的次数构成的向量； $\vec{f}_i$ 为由所述

第 i 个答题者在所述目标题库所涉及的每一知识点下学习失败的次数构成的向量； $\vec{\gamma}_i^s$ 为

所述第 i 个答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应； $\vec{\gamma}_i^f$ 为所述第 i

个答题者对所述目标题库中所涉及的每一知识点的失败学习效应； $\vec{T}_j$ 为所述第 j 个题目的

10 所涉及的知识点分布向量。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 9 提供了示例 8 的方法， $\vec{T}$ 为归一化处理后所得的分布向量。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 10 提供了示例 1-示例 9 任一项的方法，所述方法还包括：根据所述当前答题者的当前能力和所述目标题库中候选题目的题目难度以及所
15 述贝叶斯网络模型，确定所述当前答题者答对所述候选题目的概率。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 11 提供了示例 10 的方法，所述方法还包括：若所述概率满足预设条件，则向所述当前答题者推送所述候选题目。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 12 提供了一种信息处理装置，包括：获取模块，用于获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前
20 时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；构建模块，用于以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；第一确定模块，用于基于所述构建模块得到的所述贝叶斯网络模型和所述获取模块获取到的所述第一答题信息，确定每一
25 所述待估计参数的估计值；第二确定模块，用于根据所述第一确定模块确定出的每一所述

待估计参数的估计值和所述获取模块获取到的所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

根据本公开的一个或多个实施例，示例 13 提供了一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理装置执行时示例 1-11 中任一项所述方法的步骤。

- 5 根据本公开的一个或多个实施例，示例 14 提供了一种电子设备，包括：存储装置，其上存储有计算机程序；处理装置，用于执行所述存储装置中的所述计算机程序，以实现示例 1-11 中任一项所述方法的步骤。

- 10 以上描述仅为本公开的较佳实施例以及对所运用技术原理的说明。本领域技术人员应当理解，本公开中所涉及的公开范围，并不限于上述技术特征的特定组合而成的技术方案，同时也应涵盖在不脱离上述公开构思的情况下，由上述技术特征或其等同特征进行任意组合而形成的其它技术方案。例如上述特征与本公开中公开的（但不限于）具有类似功能的技术特征进行互相替换而形成的技术方案。

- 15 此外，虽然采用特定次序描绘了各操作，但是这不应理解为要求这些操作以所示出的特定次序或以顺序次序执行来执行。在一定环境下，多任务和并行处理可能是有利的。同样地，虽然在上面论述中包含了若干具体实现细节，但是这些不应被解释为对本公开的范围的限制。在单独的实施例的上下文中描述的某些特征还可以组合地实现在单个实施例中。相反地，在单个实施例的上下文中描述的各种特征也可以单独地或以任何合适的子组合的方式实现在多个实施例中。

- 20 尽管已经采用特定于结构特征和/或方法逻辑动作的语言描述了本主题，但是应当理解所附权利要求书中所限定的主题未必局限于上面描述的特定特征或动作。相反，上面所描述的特定特征和动作仅仅是实现权利要求书的示例形式。关于上述实施例中的装置，其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述，此处将不做详细阐述说明。

权利要求书

1、一种信息处理方法，其特征在于，包括：

获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；

以项目反应理论模型中的所述答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；

基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；

根据每一所述待估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值，包括：

基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用变分推断方法确定每一所述待估计参数的估计值。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述基于所述贝叶斯网络模型和所述第一答题信息，采用变分推断方法确定每一所述待估计参数的估计值，包括：

针对每一所述待估计参数，根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布；

基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，计算变分下界；

以所述变分下界最大化为目标函数进行参数估计，得到每一所述待估计参数的估计值。

4、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布，包括：

根据该待估计参数在所述上一时段的近似后验分布，通过以下公式来确定该待估计参数在所述当前时段的先验分布，包括：

$$p(\text{parameter}) = (1 - \text{decay}) * q_m(\text{parameter}) + \text{decay} * p(\text{parameter})$$

其中， $p(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在所述当前时段的先验分布；

$q_m(\text{parameter})$ 为该待估计参数 parameter 在所述上一时段的近似后验分布；
 decay 为权重系数。

5、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，
 5 计算变分下界，包括：

基于所述贝叶斯网络模型、所述第一答题信息以及每一所述待估计参数在所述当前时段的先验分布，采用变分推断方法，通过以下公式来计算变分下界：

$$ELBO = \text{likelihood} - \text{shrink} * \left[\left(1 + \text{enhance} * \frac{g}{\max} \right) * (E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\theta}}] + KL_{\bar{b}}) + E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\gamma}}^s] + E_{\bar{b}}[KL_{\bar{\gamma}}^f] \right]$$

其中， $ELBO$ 为所述变分下界； $\bar{\theta}$ 为由每一所述答题者的初始能力构成的向量； $\bar{b}$ 为
 10 由所述目标题库中每一题目的题目难度构成的向量； $\bar{\gamma}^s$ 为由每一所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应构成的向量； $\bar{\gamma}^f$ 为由每一所述答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的失败学习效应构成的向量； likelihood 为基于变分后验分布的重建似然函数，根据所述贝叶斯网络模型和每一所述待估计参数确定； shrink 和
 enhance 为超参数； g 等于所述预设数量与所述第一答题信息对应的题目的数量的乘
 15 积； $\max$ 等于关于所述目标题库的答题者总数与所述目标题库所包含题目的数量的乘积； $E_{\bar{b}}[\cdot]$ 为对 $\bar{b}$ 的期望； $KL_{\bar{\theta}}$ 为 $\bar{\theta}$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{b}}$ 为 $\bar{b}$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{\gamma}}^s$ 为 $\bar{\gamma}^s$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度； $KL_{\bar{\gamma}}^f$ 为 $\bar{\gamma}^f$ 的近似后验分布与其先验分布的 KL 散度。

6、根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于， $\text{shrink} = 1$ 。

20 7、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述根据每一所述待估计参数的估计值和所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力，包括：

根据所述第二答题信息，确定所述当前答题者在所述第二答题信息对应的题目所涉及的每一知识点下学习成功的次数和学习失败的次数；

根据每一所述待估计参数的估计值、所述学习成功的次数以及所述学习失败的次数，

确定所述当前答题者的当前能力。

8、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述贝叶斯网络模型为：

$$p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\theta_i - b_j + (\vec{\gamma}_i^s \odot \vec{s}_i + \vec{\gamma}_i^f \odot \vec{f}_i)^T \cdot \vec{T}_j\right)}}$$

其中， $p(y_{ij} | \theta_i, \vec{\gamma}_i^s, \vec{\gamma}_i^f, b_j)$ 为第 i 个答题者答对第 j 个题目的概率， $y_{ij}=1$ ； θ_i 为

5 所述第 i 个答题者的初始学习能力； b_j 为所述第 j 个题目的题目难度； $\vec{s}_i$ 为由所述第 i 个答题者在所述目标题库所涉及的每一知识点下学习成功的次数构成的向量； $\vec{f}_i$ 为由所述第 i 个答题者在所述目标题库所涉及的每一知识点下学习失败的次数构成的向量； $\vec{\gamma}_i^s$ 为所述第 i 个答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应； $\vec{\gamma}_i^f$ 为所述第 i 个答题者对所述目标题库中所涉及的每一知识点的失败学习效应； $\vec{T}_j$ 为所述第 j 个题目的

10 所涉及的知识点分布向量。

9、根据权利要求8所述的方法，其特征在于， $\vec{T}$ 为归一化处理后所得的分布向量。

10、根据权利要求1-9中任一项所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

根据所述当前答题者的当前能力和所述目标题库中候选题目的题目难度以及所述贝叶斯网络模型，确定所述当前答题者答对所述候选题目的概率。

15 11、根据权利要求10所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

若所述概率满足预设条件，则向所述当前答题者推送所述候选题目。

12、一种信息处理装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取预设数量的答题者在上一时段关于目标题库的第一答题信息和当前答题者在当前时段关于所述目标题库的第二答题信息，其中，所述当前答题者为所述预设数量的答题者中的一者；

20

构建模块，用于以项目反应理论模型中的答题者的初始学习能力、题目难度和表现因素分析模型中的答题者对所述目标题库所涉及的每一知识点的成功学习效应、失败学习效应为待估计参数，构建贝叶斯网络模型；

第一确定模块，用于基于所述构建模块得到的所述贝叶斯网络模型和所述获取模块获取到的所述第一答题信息，确定每一所述待估计参数的估计值；

25

第二确定模块，用于根据所述第一确定模块确定出的每一所述待估计参数的估计值和所述获取模块获取到的所述第二答题信息，确定所述当前答题者的当前能力。

13、一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该程序被处理装置执行时实现权利要求 1-11 中任一项所述方法的步骤。

5 14、一种电子设备，其特征在于，包括：

存储装置，其上存储有计算机程序；

处理装置，用于执行所述存储装置中的所述计算机程序，以实现权利要求 1-11 中任一项所述方法的步骤。

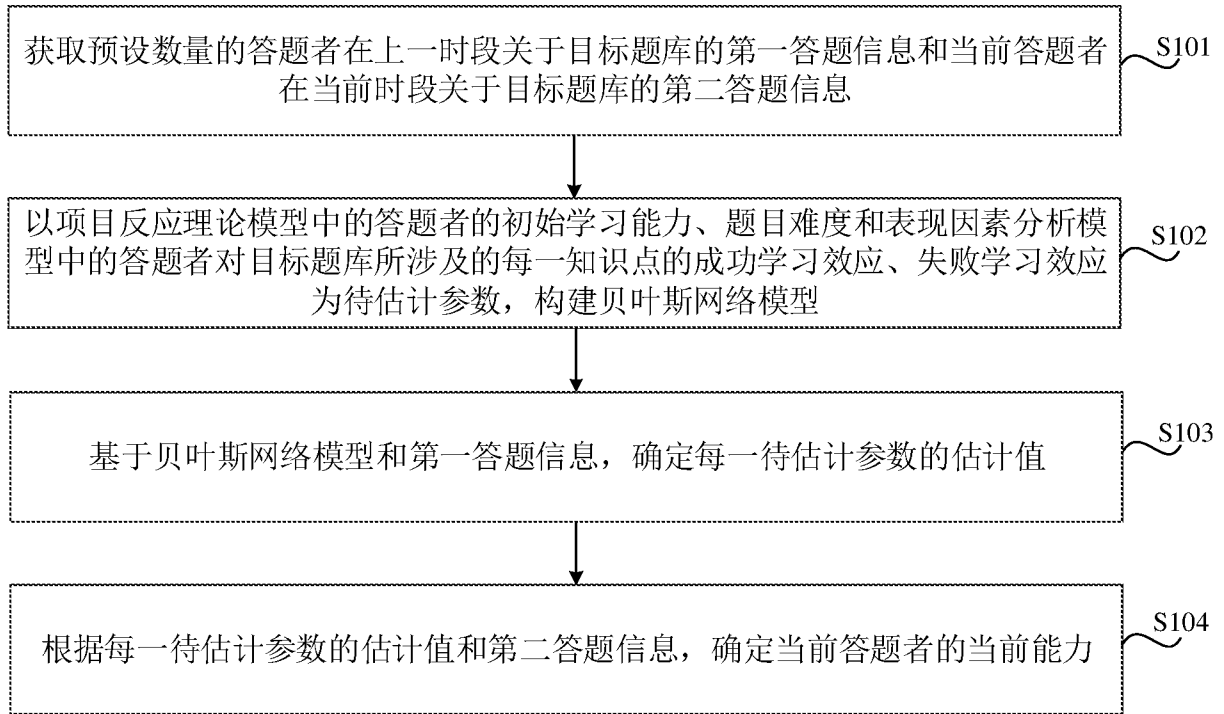


图 1

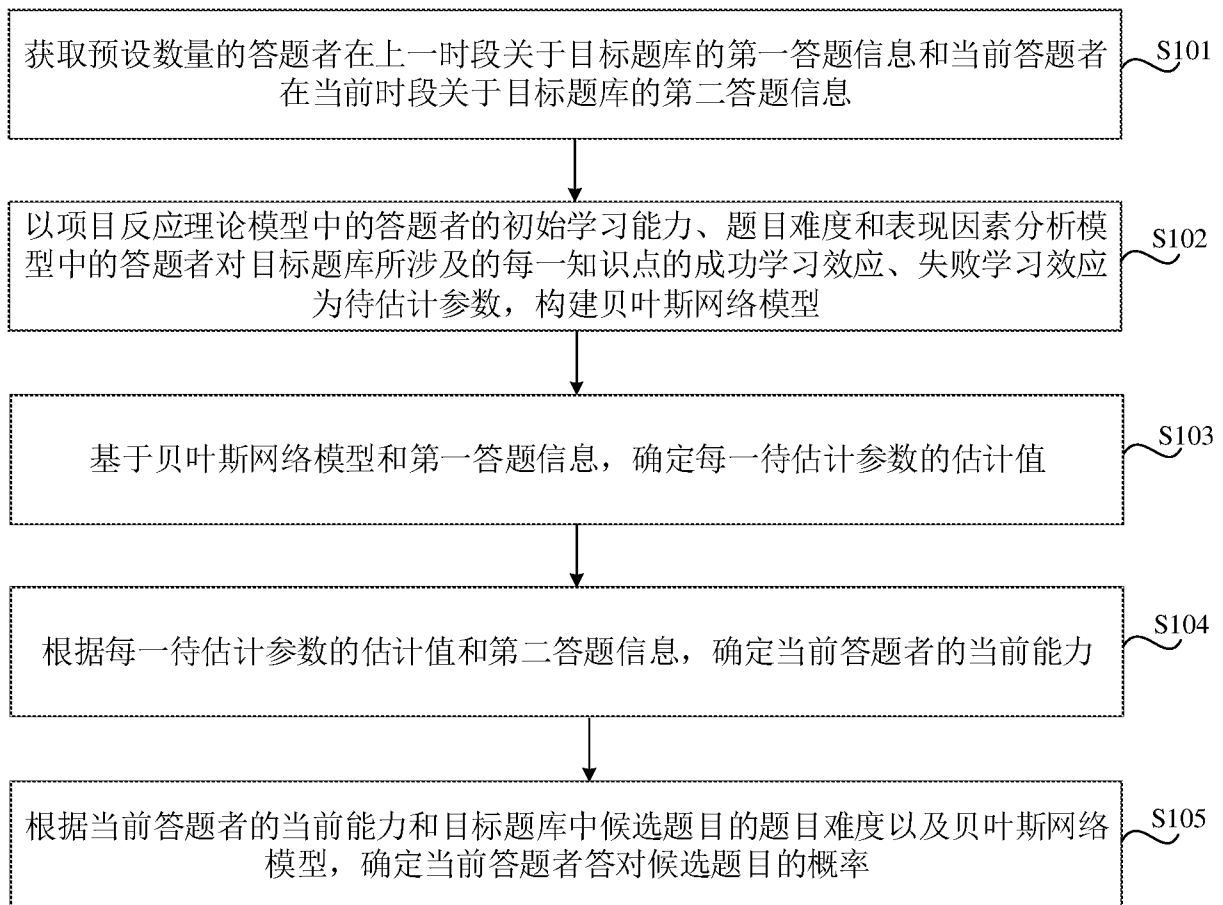


图 2

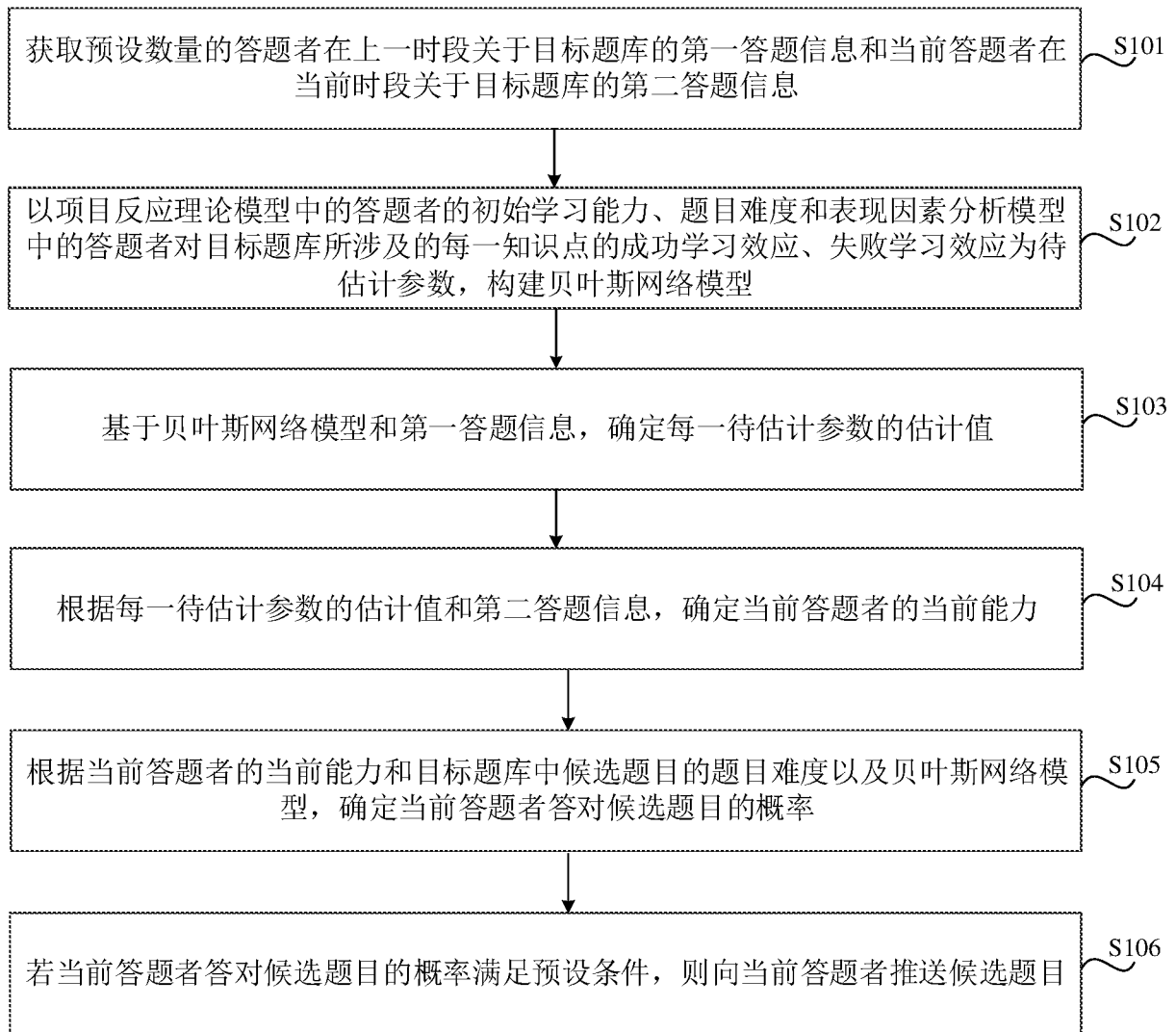


图 3

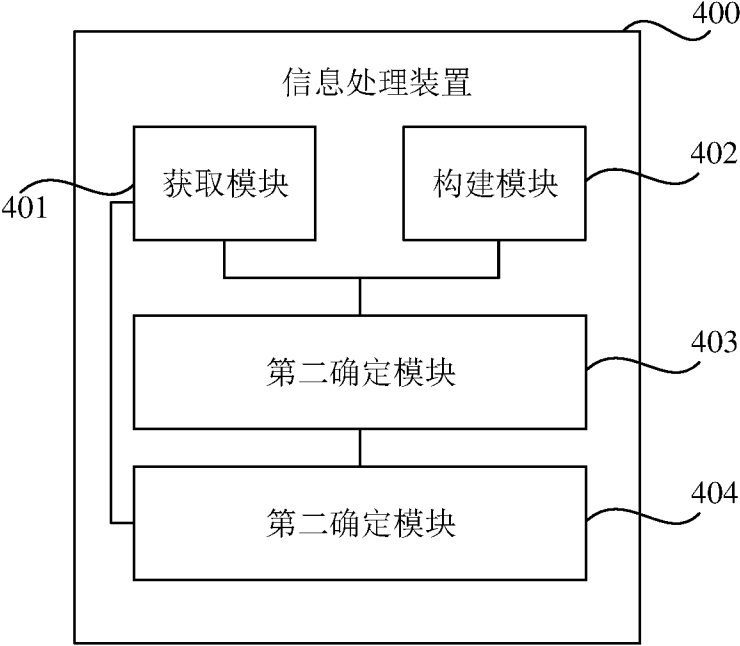


图 4

600

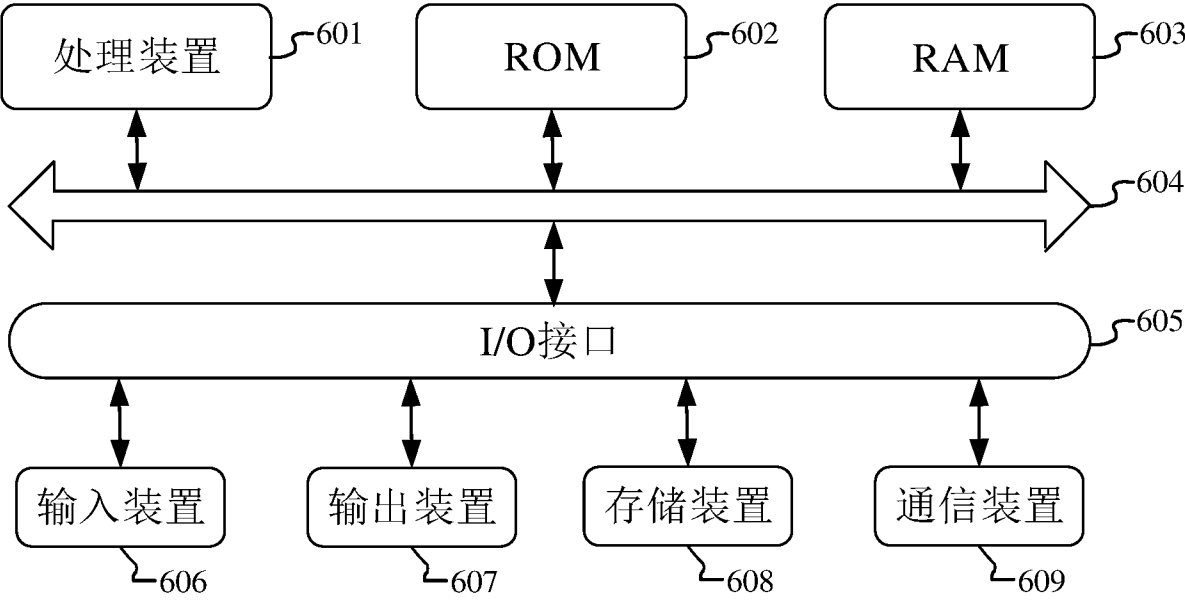


图 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/133207

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06Q 10/06(2012.01)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)

G06Q; G06F; G06N

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; CNKI; DWPI; ENTXT; USTXT; EPTXT; WOTXT: 答题, 考试, 题库, 知识点, 贝叶斯, 项目反应, answer, test, question database, knowledge node, bayes, irt

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 108229683 A (SHANGHAI QIANWEN WANDABA CLOUD CALCULATING TECHNOLOGY CO., LTD.) 29 June 2018 (2018-06-29) description, paragraphs 28-119	1-3, 7, 10-14
Y	CN 111798138 A (GUANGZHOU SHIYUAN ELECTRONICS CO., LTD.) 20 October 2020 (2020-10-20) description, paragraphs 41-55	1-3, 7, 10-14
A	CN 106599999 A (LEARNTA INC.) 26 April 2017 (2017-04-26) entire document	1-14
A	JP 2001209297 A (HUMAN RESOURCE RESEARCH INSTITUTE INC.) 03 August 2001 (2001-08-03) entire document	1-14
A	US 10354544 B1 (SNAPWIZ INC.) 16 July 2019 (2019-07-16) entire document	1-14



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

“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

06 January 2023

Date of mailing of the international search report

16 January 2023

Name and mailing address of the ISA/CN

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

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2022/133207

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	108229683	A	29 June 2018	CN 108229683 B	14 July 2020
CN	111798138	A	20 October 2020	None	
CN	106599999	A	26 April 2017	None	
JP	2001209297	A	03 August 2001	None	
US	10354544	B1	16 July 2019	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/133207

A. 主题的分类 G06Q 10/06 (2012.01) 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) G06Q; G06F; G06N 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; CNKI; DWPI; ENTXT; USTXT; EPTXT; WOTXT; 答题, 考试, 题库, 知识点, 贝叶斯, 项目反应, answer, test, question database, knowledge node, bayes, irt				
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	CN 108229683 A (上海谦问万答吧云计算科技有限公司) 2018年6月29日 (2018 - 06 - 29) 说明书第28-119段	1-3, 7, 10-14		
Y	CN 111798138 A (广州视源电子科技股份有限公司) 2020年10月20日 (2020 - 10 - 20) 说明书第41-55段	1-3, 7, 10-14		
A	CN 106599999 A (北京爱论答科技有限公司) 2017年4月26日 (2017 - 04 - 26) 全文	1-14		
A	JP 2001209297 A (HUMAN RESOURCE RES INST INC) 2001年8月3日 (2001 - 08 - 03) 全文	1-14		
A	US 10354544 B1 (SNAPWIZ INC) 2019年7月16日 (2019 - 07 - 16) 全文	1-14		
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。				
<table><tr><td>* 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 “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</td><td>“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</td></tr></table>			* 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 “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
* 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 “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 2023年1月6日		国际检索报告邮寄日期 2023年1月16日		
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 郭永强 电话号码 86-010-62412084		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/133207

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	108229683	A	2018年6月29日	CN 108229683 B	2020年7月14日
CN	111798138	A	2020年10月20日	无	
CN	106599999	A	2017年4月26日	无	
JP	2001209297	A	2001年8月3日	无	
US	10354544	B1	2019年7月16日	无	