

# 【文献研究】认知诊断中知识追踪模型KTM的对比分析与实践

## 一、目的

根据学生答题数据及教研对题目知识点&难度的标注，分析学生的知识点掌握程度即学习效果，进而实现下述目标

- 帮助学生更好地了解自己的学习状态
- 协助教研教学内容的优化
- 提供学生个性化学习建议为班主任提供沟通抓手

## 二、文献研究目标

探索出一个当下知识追踪领域更有效且契合当前YBC学生答题数据现状的知识追踪模型集

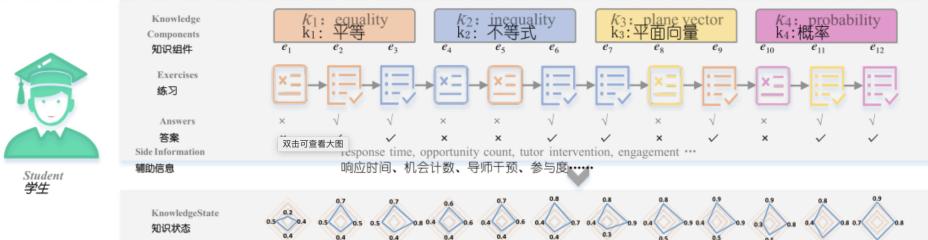
## 三、概念说明

- 项目反应理论 (Item Response Theory, IRT) 是一种典型的心智诊断理论基础。它表示可以根据学生答题情况，通过对试题和学生进行联合建模，来推出试题参数以及学生潜在能力。
- 知识追踪 (KT, Knowledge Tracing) 是智慧教育背景下核心研究主题之一，它通过一系列面向序列建模的机器学习或深度学习方法，并利用在线教育环境下学生学习行为数据（多数情况是答题数据配合其他辅助信息）来监控学生的动态知识状态，KT旨在对学生不断变化的知识状态进行评估，进而对后续答题表现做预测。对应以此为目标的建模统称为知识追踪模型 (Knowledge Tracing model, KTM)。知识追踪在另一种视角下可称为动态心智诊断，与其对应的是静态心智诊断。

\*下图是以一个涉及四个知识点的案例直观说明KT评估的基本过程

知识组件 (Knowledge Components, KC) 可以通俗理解为常说的题目考察的知识点，准确说是知识内容的一个基本单位，为方便理解本文档后面统一描述为KC或KCs，表示一道题目可包含一个或多个知识点。

知识状态 (Knowledge State, KS) 可以理解为各个知识点的掌握情况，为方便理解本文档后面统一描述为KS或知识点掌握情况。



- 本人粗略将知识追踪模型分为四大类，概念探索期模型（1973~1990），机器学习-分类概率模型（离散型）及其种类，机器学习-逻辑回归模型（连续型）及其变种，深度学习模型（近期）。下面先对概念探索期模型做简单说明，由于不贴近需求，后续将研究范围缩小至后三类近期应用较广泛的一些机器学习模型和深度学习模型。

- LLTM模型 (Linear Logistic Trait Model) 由Fischer在1973年提出)

LLTM只使用了一个难度参数来描述测试项，因此被称为单参数 (1PL) 模型； $\eta_i$  表示被试能力参数， $b_i$  表示项目难度参数， $q_{ik}$  表示项目*i*在认知属性*k*上的复杂度计分， $y_k$  表示认知属性*k*的复杂度权重， $d_i$  是标准化常数。LLTM模型通过使用认知属性的复杂度线性组合来描述项目难度，即项目难度是由认知属性的复杂度决定。通过整合认知复杂度，把简单的概率模型转化为具有项目认知内容的潜在特质模型，实现认知与测量的结合。

该模型不足：首先，由于模型中计算的项目难度是通过将问题所测出的认知属性进行线性累加，因此认知属性之间会存在一定的补偿效应。且模型的最终结果是对被试能力值单一维度的估计，因此缺乏对于不同认知属性掌握情况的判断。

评价：LLTM模型仅考虑任务难度这一参数，诊断结果仅为能力值，没有考虑到对被试认知情况做分析。

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_j) = \exp(\theta_j - b_i^*) / [1 + \exp(\theta_j - b_i^*)]$$

$$b_i^* = \sum \eta_k q_{ik} + d_i$$

- RSM模型 (Rule Space Model) 由Tatsuoka在1983年提出)

在RSM模型中，将学生解题时所使用的技能定义为不同类，通过将技能进行结合则会产生不同的技能掌握类别，这些不同类别与学生答题情况一一对应，称之为学习者的知识结构。

RSM模型的构建是根据理想知识掌握情况所对应的项目反应模式来计算序偶  $\{(x_i, \xi_i)\}$ ，其中  $x_i$  表示被试的潜在能力值， $\xi_i$  表示项目反应模式的警戒指标，即能力为  $x_i$  的被试实际测验中项目反应模式偏离其能力水平所对应的项目反应模式的程度。

评价：RSM模型中认为在被试完全掌握项目所考察的技能时，则会答对相应的问题。

$$\xi_i = f(x_i) / [\text{Varf}(x_i)]^{1/2}$$

- DINA模型 (The deterministic inputs, noisy "and" gate (DINA) model 由Junker and Sijsma在2001提出)

DINA和NIDA的发展得益于0矩阵理论的提出，它将被测者的能力水平与测量指标之间关联了起来。在Q矩阵中每一个元素是1或者是0。我们把Q矩阵中的j行k列元素表示成  $q_{jk}$ ，表示在正确回答第j个项目时是否需要属性k，当  $q_{jk} = 1$  时表示需要，当  $q_{jk} = 0$  时表示不需要。由此可见Q矩阵是十分重要的，它可以被看做一个认知设计阵，它明确地给出了每个项目关于认知的详细信息。

DINA模型涉及到三个核心矩阵，学生得分矩阵，知识点考察矩阵，知识点掌握矩阵。除此之外有额外引入两个参数，失误率和猜测率，表示学生会但是答错和不会但是懵对的概率。

模型在具体计算方式上应用了概率论最大似然估计相关方法，假设项目考察的所有属性对于项目正确作答影响相同，缺一不可。也就是说，在不考虑猜测的情况下，被试在某个项目的作答中，只要有一个属性（无论哪个）未掌握，其在该项目上的正确作答概率降为0。

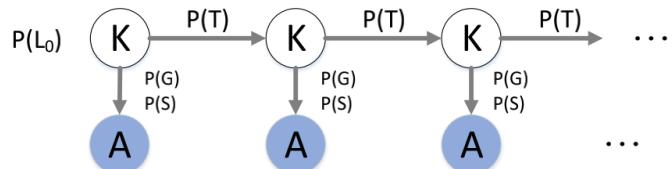
评价：DINA模型通过学生是否答对题目判断学生是否掌握题目包含知识点，且认为学生掌握题目所有知识点就会答对该题，同时有考虑学生失误和懵对的情况。但是学生对知识点掌握情况仅分为二元的是否两种状态。

$$\eta_{ij} = \prod_{k=1}^K a_{ik}^{qjk}$$

#### 四、KTM基本模型概述

前提预设，将学生的学习序列表示为 $X = \{(e_1, a_1, r_1), (e_2, a_2, r_2), \dots, (e_t, a_t, r_t), \dots, (e_N, a_N, r_N)\}$ ， $t$ 是第几步的序列表示， $e$ 是对应题目， $a$ 是作答结果， $r$ 是其他学习记录的辅助信息

类型	经典模型	基本假设	关键技术	限制
概率模型 Probabilistic Models	BKT 贝叶斯知识追踪 Bayesian Knowledge Tracing  由Corbett等在1995年提出	学习过程遵循马尔科夫过程 学生潜在的KC可以通过学生学习表现评估	隐马尔科夫模型HMM  转移概率P(T)：KC从没学会到学会概率 转移概率P(F)：忘记已学会的KC的概率 发射概率P(G)：题目懵对概率，不会做对 发射概率P(S)：题目失误概率，会没做对	1. 每个KC单独建模，忽略知识点之间的关系，比如学会一个知识点会提升另一个知识点的学会概率 2. 一个题目关联一个知识点未考虑到学生之间的差异性 3. 没有考虑到学生间的相互影响



<p>DBKT 动态贝叶斯知识追踪 Dynamic Bayesian Knowledge Tracing</p> <p>由Tanja Kaser等在2017年提出</p>	<p>同上，且认为KCs之间并不是完全独立的而是层次分明密切相关的，比如KC3即使未开始学习，但是完成了KC1和KC2的学习会提升KC3的知识点掌握概率。例如学会数学的加减后会提升学会乘除的概率。</p> <p>DBKT的目标是找到最大化联合概率的似然性参数</p> <p><math>KC_{i,j}</math>: 表示第<i>i</i>个KC在第<i>j</i>次作答的状态</p> <p><math>a_{ij}</math>: 对应观察到的答案</p>
---	---

<p>逻辑回归模型 Logistic Models</p> <p>这类模型，逐渐从KC是固定参数向用学生个性化的表现来形容KC的方向发展</p>	<p>LFA 学习因子分析 Learning Factor Analysis</p> <p>Kenneth Koedinger 等在2006年提出</p>	<p>(1) 正确回答出某题目的概率可以定义为学生能力和KC的参数的数学函数表示</p> <p>(2) 学会不同KC需要时长不同-学习速度</p> <p>(3) 有些KC比其他KC更容易学会-难度</p> <p>(4) 一个学生能力与题目是条件独立的</p> <p>(5) 模型中学生题目是否回答正确遵循伯努利分布。</p> <p>i是哪个学生， j是哪道题目</p> <p><math>\theta</math> : 学生能力</p> <p><math>a</math> : 是学生初始知识状态</p> <p><math>\beta</math> : KC的难度</p> <p><math>\gamma</math> : 学会KC的速度</p> <p><math>s_i</math>和<math>t_j</math>: 分别是学生和KC的协变量</p> $\theta = \sum_{i \in N} \alpha_i s_i + \sum_{j \in KCs} (\beta_j + \gamma_j t_j) K_j,$ $p(\theta) = \frac{1}{1 + e^{-\theta}},$
		<p>1. 学生能力随着做对更多相关知识点的题目而单调递增 KC 的难度和学会速度是固定参数学生能力完全由题目性质决定，未考虑学生的个性化作答情况</p> <p>2.</p> <p>3.</p>

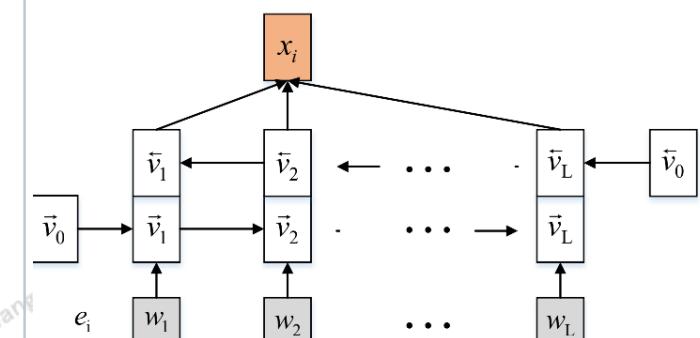
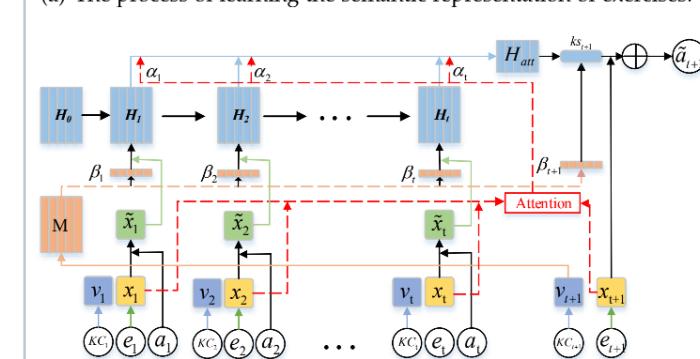
<p>AFM 加性因子模型 additive factor model</p> <p>卡耐基梅隆大学的 Koedinger 等在2009年提出</p>	<p>同上，且公式中额外考虑到学生题目尝试作答次数，首次答对前的次数</p> <p>关键思想：学生正确作答的概率，与学生能力，KC难度，累计学习量的累加组合成正比</p>	<p><math>k</math>: 是哪个KC</p> <p><math>K_j</math>: 描述题目需要哪些KC的集合，可以在Q矩阵中找到</p> <p><math>T_{ik}</math>: 学生在题目上的尝试次数</p> $p_{ij} = \mathcal{L} \left( \theta_i + \sum_{k \in K(j)} (\beta_k + \gamma_k T_{ik}) \right).$	<p>1. 学生能力随着做对更多相关知识点的题目而单调递增 KC除了难度和学会速度固定参数外，增加了学生个性表现，但仅增加了尝试次数未考虑学生答题的顺序支持一个题目多多 KC</p> <p>2.</p> <p>3.</p> <p>4.</p>
---	---	---	---

<p>PFA 绩效因子分析 performance factor analysis</p> <p>Philip L Pavlik Jr 等在2009年提出</p>	<p>同上，且公式中额外考虑到学生作答次数分解成做对和做错次数</p> <p>1. 支持一个题目多KC</p>	<p><math>T_{ik}^S</math> : 学生在KC上的成功次数</p> <p><math>T_{ik}^F</math> : 学生在KC上的失败次数</p> <p><math>\gamma_k^S</math> : 几次成功后的学会速度</p> <p><math>\gamma_k^F</math> : 几次失败后的学会速度</p> $p_{ij} = \mathcal{L} \left( \sum_{k \in K(j)} (\beta_k + \gamma_k^S T_{ik}^S + \gamma_k^F T_{ik}^F) \right)$	<p>1. 学生能力随着做对更多相关知识点的题目而单调递增 KC除了难度和学习速度固定参数外，增加了学生个性表现，在尝试次数基础上增加了分别做对和做错的次数及对应表现。未考虑学生答题的顺序</p> <p>2.</p> <p>3.</p>
---	---	---	--

	<p>KTM 知识追踪机</p> <p>Knowledge Tracing Machine</p> <p>由Jill-Jenn Vie and Hisashi Kashima等在2019年提出</p>	<p>基于FM factorization machine算法</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. KC的参数可考虑多种因素，在分析过程中可充分利用手头可用信息。</li> <li>2. 考虑了学生答题的顺序</li> <li>3. 支持一个题目多KC</li> </ol> <p>N维向量x，一维表示一个factor，对于其中一个值x<sub>kx</sub>，如果该factor对事件有影响，则x<sub>kx</sub>值大于0，否则值为0。</p> $p_{ij} = \mathcal{L} \left( \sum_{k=1}^N w_k x_k + \sum_{1 \leq k < l \leq N} x_k x_l \langle v_k, v_l \rangle + \mu \right)$	<p>1. 学生能力随着做对更多相关知识点的题目而单调递增</p>
<p>深度学习模型</p> <p>Deep Learning-based Models</p>	<p>DKT 深度知识追踪</p> <p>Deep Knowledge Tracing</p> <p>C Piech等在2015年提出</p>	<p>RNN/LSTM</p> <p>可利用循环神经网络RNN对学生的知识状态进行建模。</p> <p>相比于传统神经网络每层之间的节点是无连接的，处理时序问题效果较差，比如预测下一题情况需要用到前面的题目；而RNN考虑到了时序问题，一个序列当前的输出与前面的输出有关。</p> <p>输入层：学生表现&amp;其他信息 隐藏层：don't know 输出层：学生题目作答结果</p> <pre> graph LR     subgraph predictions [predictions]         y1[y1] --&gt; y2[y2]         y2 --&gt; y3[y3]         y3 --&gt; yN[yN]     end     subgraph hiddenStates [hidden states]         h0[h0] --&gt; h1[h1]         h1 --&gt; h2[h2]         h2 --&gt; h3[h3]         h3 --&gt; hN[hN]     end     subgraph learningInteractions [learning interactions]         x1[x1] --&gt; h1         x2[x2] --&gt; h2         x3[x3] --&gt; h3         xN[xN] --&gt; hN     end     style predictions fill:#f4a460,color:#fff     style hiddenStates fill:#66b3ff,color:#fff     style learningInteractions fill:#99cc66,color:#fff     </pre>	<p>1. 对于学生作答结果预测比其他类模型准确，但完全没有过程中的解释性。 2. 未预设KC之间的关系 3. 一个题目仅包含一个KC</p>

<p>MKT 基于记忆网络的知识追踪 Memory-aware Knowledge Tracing</p> <p>Alex Graves等在2016年提出</p>	<p>为了增强可解释性，引入记忆模块存储知识概念更新学生的知识掌握情况。</p> <p>这类模型中最具代表性的是DKVMN（知识追踪动态键值记忆网络），可以较准确指出学生在KCs中的知识状态</p>	<p>初始化一个静态矩阵存储KC的信息，生成一个动态矩阵存储和更新学生知识点掌握情况。</p> <p><b>Write operation:</b></p> $M^v_{t+1} = M^v_{t-1} \otimes (1 - \otimes) + \otimes M^v_t$ <p><b>Read operation:</b></p> $A = M^k \otimes w_t$ $A_t = \text{Sigmoid}(\text{Tanh}(A \otimes v_t))$	<p>1. 同DKT，并且在保证预测准确的基础上，有考虑到分析学生知识点掌握情况，但是未考虑到知识点之间的内在关联。</p>
---	---	---	--

1. 同DKT，有额外考虑到题目本身相似度和难度之类的影响，但仅通过题目的内容来分析这类信息有失偏颇。当前比较成熟的方法更适用于英文语境。

<p>EKT 练习感知的知识追踪 Exercise-aware Knowledge Tracing 由Qi Liu等人在2021年提出</p>	<p>文本内容对于理解题目的相似度和难度等特性具有重要意义</p>	<p>为每个单词<math>w</math>训练一个词嵌入向量，构建双向的LSTM 将包含<math>L</math>个单词的题目文本合并到全局嵌入的<math>x</math>中。</p>  <p>(a) The process of learning the semantic representation of exercises.</p>  <p>(b) EKT with attention mechanism.</p>	
<p>AKT 注意力知识追踪 Attentive Knowledge Tracing Ashish Vaswani等在2017年提出</p>	<p>用注意力机制捕获序列中的全局依赖关系。该机制认为学习过程是时序的，伴随着记忆力的衰减，并且很久之前的表现相较于近期的表现来说重要程度更小，因此引入该机制。  可以反应出：学生面对新题目时，过去概念上不太相关的题目以及很久远的题目，它们与当前的题目并不会很相关。</p>	<p>计算注意力的权重时，加入了一个乘法指数衰减项</p> $\alpha_{t,\tau} = \frac{\exp(s_{t,\tau})}{\sum_{\tau'} \exp(s_{t,\tau'})}$ $s_{t,\tau} = \frac{\exp(-\theta \cdot d(t, \tau)) \cdot \mathbf{q}_t^T k_\tau}{\sqrt{D_k}}$	

1. 同DKT，除了考虑到学生答题结果预测结合题目背后知识点掌握情况外，还额外考虑了时序间隔，很久不出现的同类题目的答题准确率会下降

但是这一优化点与本研究的更准确评价知识点掌握情况的背景不契合。因为在YB C中除了答题外，在编程实验室中练习是强化知识掌握的另一常见方式。

2.

<p>GKT 基于图的知识追踪 Graph-based Knowledge Tracing</p> <p>Hiromi Nakagawa 等在2019年提出</p>	<p>图神经网络 (GNN) 其中图表示一种数据结构，它对一组对象及其关系（节点和边）进行建模，而KCs 中自然存在这样的图结构。该方法尝试将知识结构转换成图，节点对应KC，边对应关系。</p> <p>Ee: KC的嵌入矩阵 Ex: 是学习互动数据的嵌入矩阵</p> <p>更新模型：结合知识图结构更新。Geo和DKVMN 中先擦除后添加机制同理；Ggru 是门控循环单元 (GRU) 门</p> <p>fneighbor : 基于知识图谱结构向相邻节点传播信息</p> <p>The diagram illustrates the GKT model architecture across three main layers:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li><b>Aggregate Layer:</b> Shows nodes <math>j</math>, <math>i</math>, and <math>k</math> connected by "neighbor" edges. Below each node are its "Knowledge state" (<math>h'_j</math>, <math>h'_i</math>, <math>h'_k</math>) and "exercise embedding" (<math>E_c(j)</math>, <math>x, E_x</math>, <math>E_c(k)</math>).</li> <li><b>Update Layer:</b> Three parallel paths process the aggregated information:       <ul style="list-style-type: none"> <li><math>f_{outgo}</math> leads to <math>G_{ea} \&amp; G_{gru}</math> and then to <math>h_j^{t+1}</math>.</li> <li><math>f_{self}</math> leads to <math>G_{ea} \&amp; G_{gru}</math> and then to <math>h_i^{t+1}</math>.</li> <li><math>f_{income}</math> leads to <math>G_{ea} \&amp; G_{gru}</math> and then to <math>h_k^{t+1}</math>.</li> </ul> </li> <li><b>Predict Layer:</b> Three parallel paths <math>f_{out}</math> predict the final output <math>y_t</math> based on the updated states <math>h_j^{t+1}</math>, <math>h_i^{t+1}</math>, and <math>h_k^{t+1}</math>.</li> </ul>	<p>1. 同DKT，额外考虑了对知识点之间的关系进行建模处理。一个题目只能对应一个KC</p> <p>2. </p>
--	---	---

## 五、关注可解释性的知识追踪模型的对比与实践

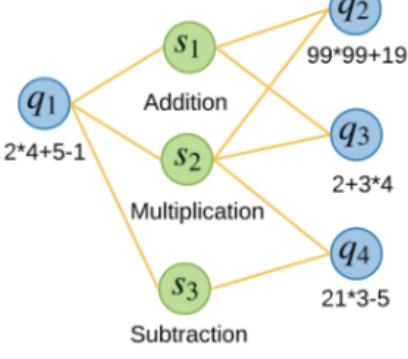
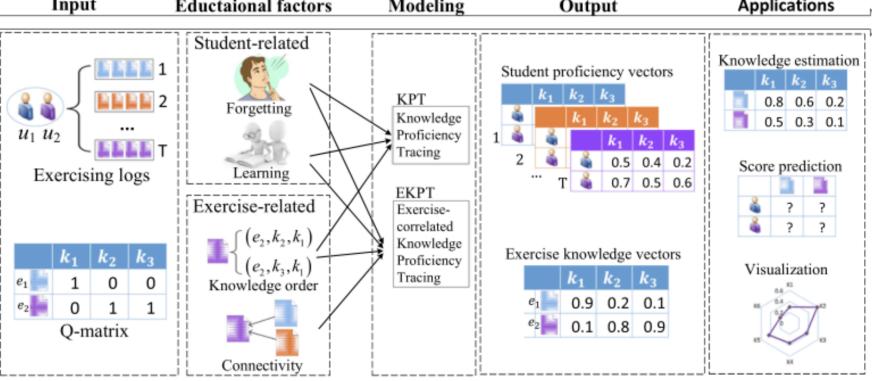
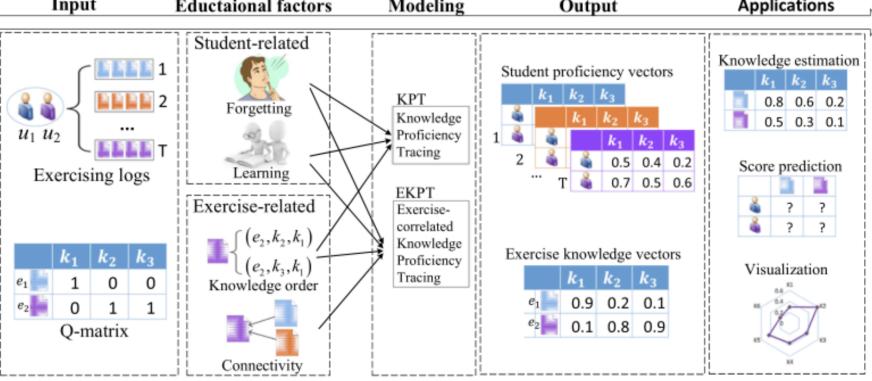
KTM中学生知识掌握情况的评估往往是在预测答题结果任务中间接评估的，模型效果往往仅通过能否精确预测学生后续题目的表现来评价，尤其是深度学习模型。然而本次研究中，可解释性非常重要，因此下面筛选一些保证模型预测效果的前提下，额外关注到可解释性的KTM，并对模型做对比评价及对其开源代码进行实践。

模型类型	原创及代码来源	作者效果记录	特点描述	代码体验反馈

Logistic Models KTM	KTM	<p><b>Strong generalization</b></p> <p>On the Assistments 2009 dataset:</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Model</th><th>Dimension</th><th>AUC</th><th>Improvement</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>KTM: items, skills, wins, fails, extra</td><td>5</td><td><b>0.819</b></td><td></td></tr> <tr> <td>KTM: items, skills, wins, fails, extra</td><td>5</td><td>0.815</td><td>+0.05</td></tr> <tr> <td>KTM: items, skills, wins, fails</td><td>10</td><td>0.767</td><td></td></tr> <tr> <td>KTM: items, skills, wins, fails</td><td>0</td><td>0.759</td><td>+0.02</td></tr> <tr> <td>(DKT (Wilson et al., 2016))</td><td>100</td><td>0.743</td><td>+0.05</td></tr> <tr> <td>IRT: users, items</td><td>0</td><td>0.691</td><td></td></tr> <tr> <td>PFA: skills, wins, fails</td><td>0</td><td>0.685</td><td>+0.07</td></tr> <tr> <td>AFM: skills, attempts</td><td>0</td><td>0.616</td><td></td></tr> </tbody> </table>	Model	Dimension	AUC	Improvement	KTM: items, skills, wins, fails, extra	5	<b>0.819</b>		KTM: items, skills, wins, fails, extra	5	0.815	+0.05	KTM: items, skills, wins, fails	10	0.767		KTM: items, skills, wins, fails	0	0.759	+0.02	(DKT (Wilson et al., 2016))	100	0.743	+0.05	IRT: users, items	0	0.691		PFA: skills, wins, fails	0	0.685	+0.07	AFM: skills, attempts	0	0.616		支持最多20个维度，可以包含学生，题目，KC，答题结果，额外信息（例如答题设备，作答时间，尝试次数等） 作为对数双线性模型，且训练中会进行5次交叉验证，因此可以保证一定的可解释性 支持一个题目多KC	数据预处理： 将数据编码为稀疏向量 未考虑题目难度																																																																																											
Model	Dimension	AUC	Improvement																																																																																																																																
KTM: items, skills, wins, fails, extra	5	<b>0.819</b>																																																																																																																																	
KTM: items, skills, wins, fails, extra	5	0.815	+0.05																																																																																																																																
KTM: items, skills, wins, fails	10	0.767																																																																																																																																	
KTM: items, skills, wins, fails	0	0.759	+0.02																																																																																																																																
(DKT (Wilson et al., 2016))	100	0.743	+0.05																																																																																																																																
IRT: users, items	0	0.691																																																																																																																																	
PFA: skills, wins, fails	0	0.685	+0.07																																																																																																																																
AFM: skills, attempts	0	0.616																																																																																																																																	
KTM-DLF	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Model</th><th>dim</th><th>AUC ↑</th><th>ACC ↑</th><th>NLL ↓</th></tr> </thead> <tbody> <tr><td>KTM-DLF</td><td>5</td><td><b>0.837 ± 0.003</b></td><td><b>0.821 ± 0.006</b></td><td><b>0.405 ± 0.007</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>0</td><td><b>0.836 ± 0.002</b></td><td><b>0.819 ± 0.009</b></td><td><b>0.404 ± 0.013</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>10</td><td><b>0.832 ± 0.003</b></td><td><b>0.819 ± 0.008</b></td><td><b>0.407 ± 0.011</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>20</td><td>0.826 ± 0.003</td><td>0.816 ± 0.004</td><td>0.415 ± 0.005</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>0</td><td>0.826 ± 0.003</td><td>0.815 ± 0.007</td><td>0.414 ± 0.011</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>5</td><td>0.818 ± 0.004</td><td>0.812 ± 0.007</td><td>0.421 ± 0.011</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>20</td><td>0.817 ± 0.005</td><td>0.811 ± 0.004</td><td>0.422 ± 0.007</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>5</td><td>0.775 ± 0.005</td><td>0.802 ± 0.01</td><td>0.458 ± 0.012</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>20</td><td>0.774 ± 0.005</td><td>0.803 ± 0.014</td><td>0.456 ± 0.017</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>0</td><td>0.773 ± 0.002</td><td>0.801 ± 0.004</td><td>0.454 ± 0.006</td></tr> <tr><td>IRT</td><td>0</td><td>0.771 ± 0.007</td><td>0.800 ± 0.009</td><td>0.456 ± 0.015</td></tr> <tr><td>MIRT</td><td>20</td><td>0.770 ± 0.007</td><td>0.800 ± 0.006</td><td>0.460 ± 0.007</td></tr> <tr><td>MIRT</td><td>5</td><td>0.770 ± 0.004</td><td>0.800 ± 0.008</td><td>0.459 ± 0.011</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>0</td><td>0.744 ± 0.004</td><td>0.782 ± 0.003</td><td>0.481 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>0</td><td>0.707 ± 0.005</td><td>0.774 ± 0.004</td><td>0.499 ± 0.006</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>20</td><td>0.670 ± 0.010</td><td>0.748 ± 0.005</td><td>1.008 ± 0.047</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>5</td><td>0.664 ± 0.010</td><td>0.735 ± 0.013</td><td>1.107 ± 0.079</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>20</td><td>0.644 ± 0.005</td><td>0.750 ± 0.005</td><td>0.817 ± 0.076</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>5</td><td>0.640 ± 0.007</td><td>0.742 ± 0.009</td><td>0.941 ± 0.056</td></tr> </tbody></table>	Model	dim	AUC ↑	ACC ↑	NLL ↓	KTM-DLF	5	<b>0.837 ± 0.003</b>	<b>0.821 ± 0.006</b>	<b>0.405 ± 0.007</b>	KTM-DLF	0	<b>0.836 ± 0.002</b>	<b>0.819 ± 0.009</b>	<b>0.404 ± 0.013</b>	KTM-DLF	10	<b>0.832 ± 0.003</b>	<b>0.819 ± 0.008</b>	<b>0.407 ± 0.011</b>	KTM-DLF	20	0.826 ± 0.003	0.816 ± 0.004	0.415 ± 0.005	DAS3H	0	0.826 ± 0.003	0.815 ± 0.007	0.414 ± 0.011	DAS3H	5	0.818 ± 0.004	0.812 ± 0.007	0.421 ± 0.011	DAS3H	20	0.817 ± 0.005	0.811 ± 0.004	0.422 ± 0.007	DASH	5	0.775 ± 0.005	0.802 ± 0.01	0.458 ± 0.012	DASH	20	0.774 ± 0.005	0.803 ± 0.014	0.456 ± 0.017	DASH	0	0.773 ± 0.002	0.801 ± 0.004	0.454 ± 0.006	IRT	0	0.771 ± 0.007	0.800 ± 0.009	0.456 ± 0.015	MIRT	20	0.770 ± 0.007	0.800 ± 0.006	0.460 ± 0.007	MIRT	5	0.770 ± 0.004	0.800 ± 0.008	0.459 ± 0.011	PFA	0	0.744 ± 0.004	0.782 ± 0.003	0.481 ± 0.004	AFM	0	0.707 ± 0.005	0.774 ± 0.004	0.499 ± 0.006	PFA	20	0.670 ± 0.010	0.748 ± 0.005	1.008 ± 0.047	PFA	5	0.664 ± 0.010	0.735 ± 0.013	1.107 ± 0.079	AFM	20	0.644 ± 0.005	0.750 ± 0.005	0.817 ± 0.076	AFM	5	0.640 ± 0.007	0.742 ± 0.009	0.941 ± 0.056	在楼上的基础上，同时考虑了题目的认知难度以及遗忘过程。	wangxiaojin																												
Model	dim	AUC ↑	ACC ↑	NLL ↓																																																																																																																															
KTM-DLF	5	<b>0.837 ± 0.003</b>	<b>0.821 ± 0.006</b>	<b>0.405 ± 0.007</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	0	<b>0.836 ± 0.002</b>	<b>0.819 ± 0.009</b>	<b>0.404 ± 0.013</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	10	<b>0.832 ± 0.003</b>	<b>0.819 ± 0.008</b>	<b>0.407 ± 0.011</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	20	0.826 ± 0.003	0.816 ± 0.004	0.415 ± 0.005																																																																																																																															
DAS3H	0	0.826 ± 0.003	0.815 ± 0.007	0.414 ± 0.011																																																																																																																															
DAS3H	5	0.818 ± 0.004	0.812 ± 0.007	0.421 ± 0.011																																																																																																																															
DAS3H	20	0.817 ± 0.005	0.811 ± 0.004	0.422 ± 0.007																																																																																																																															
DASH	5	0.775 ± 0.005	0.802 ± 0.01	0.458 ± 0.012																																																																																																																															
DASH	20	0.774 ± 0.005	0.803 ± 0.014	0.456 ± 0.017																																																																																																																															
DASH	0	0.773 ± 0.002	0.801 ± 0.004	0.454 ± 0.006																																																																																																																															
IRT	0	0.771 ± 0.007	0.800 ± 0.009	0.456 ± 0.015																																																																																																																															
MIRT	20	0.770 ± 0.007	0.800 ± 0.006	0.460 ± 0.007																																																																																																																															
MIRT	5	0.770 ± 0.004	0.800 ± 0.008	0.459 ± 0.011																																																																																																																															
PFA	0	0.744 ± 0.004	0.782 ± 0.003	0.481 ± 0.004																																																																																																																															
AFM	0	0.707 ± 0.005	0.774 ± 0.004	0.499 ± 0.006																																																																																																																															
PFA	20	0.670 ± 0.010	0.748 ± 0.005	1.008 ± 0.047																																																																																																																															
PFA	5	0.664 ± 0.010	0.735 ± 0.013	1.107 ± 0.079																																																																																																																															
AFM	20	0.644 ± 0.005	0.750 ± 0.005	0.817 ± 0.076																																																																																																																															
AFM	5	0.640 ± 0.007	0.742 ± 0.009	0.941 ± 0.056																																																																																																																															
Gan W, Sun Y, Peng X Applied Intelligence, 2020	<table border="1"> <thead> <tr> <th>model</th><th>dim</th><th>AUC ↑</th><th>ACC ↑</th><th>NLL ↓</th></tr> </thead> <tbody> <tr><td>KTM-DLF</td><td>5</td><td><b>0.837 ± 0.003</b></td><td><b>0.821 ± 0.006</b></td><td><b>0.405 ± 0.007</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>0</td><td><b>0.836 ± 0.002</b></td><td><b>0.819 ± 0.009</b></td><td><b>0.404 ± 0.013</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>10</td><td><b>0.832 ± 0.003</b></td><td><b>0.819 ± 0.008</b></td><td><b>0.407 ± 0.011</b></td></tr> <tr><td>KTM-DLF</td><td>20</td><td>0.826 ± 0.003</td><td>0.816 ± 0.004</td><td>0.415 ± 0.005</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>0</td><td>0.826 ± 0.003</td><td>0.815 ± 0.007</td><td>0.414 ± 0.011</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>5</td><td>0.818 ± 0.004</td><td>0.812 ± 0.007</td><td>0.421 ± 0.011</td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>20</td><td>0.817 ± 0.005</td><td>0.811 ± 0.004</td><td>0.422 ± 0.007</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>5</td><td>0.775 ± 0.005</td><td>0.802 ± 0.01</td><td>0.458 ± 0.012</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>20</td><td>0.774 ± 0.005</td><td>0.803 ± 0.014</td><td>0.456 ± 0.017</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>0</td><td>0.773 ± 0.002</td><td>0.801 ± 0.004</td><td>0.454 ± 0.006</td></tr> <tr><td>IRT</td><td>0</td><td>0.771 ± 0.007</td><td>0.800 ± 0.009</td><td>0.456 ± 0.015</td></tr> <tr><td>MIRT</td><td>20</td><td>0.770 ± 0.007</td><td>0.800 ± 0.006</td><td>0.460 ± 0.007</td></tr> <tr><td>MIRT</td><td>5</td><td>0.770 ± 0.004</td><td>0.800 ± 0.008</td><td>0.459 ± 0.011</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>0</td><td>0.744 ± 0.004</td><td>0.782 ± 0.003</td><td>0.481 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>0</td><td>0.707 ± 0.005</td><td>0.774 ± 0.004</td><td>0.499 ± 0.006</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>20</td><td>0.670 ± 0.010</td><td>0.748 ± 0.005</td><td>1.008 ± 0.047</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>5</td><td>0.664 ± 0.010</td><td>0.735 ± 0.013</td><td>1.107 ± 0.079</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>20</td><td>0.644 ± 0.005</td><td>0.750 ± 0.005</td><td>0.817 ± 0.076</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>5</td><td>0.640 ± 0.007</td><td>0.742 ± 0.009</td><td>0.941 ± 0.056</td></tr> </tbody> </table>	model	dim	AUC ↑	ACC ↑	NLL ↓	KTM-DLF	5	<b>0.837 ± 0.003</b>	<b>0.821 ± 0.006</b>	<b>0.405 ± 0.007</b>	KTM-DLF	0	<b>0.836 ± 0.002</b>	<b>0.819 ± 0.009</b>	<b>0.404 ± 0.013</b>	KTM-DLF	10	<b>0.832 ± 0.003</b>	<b>0.819 ± 0.008</b>	<b>0.407 ± 0.011</b>	KTM-DLF	20	0.826 ± 0.003	0.816 ± 0.004	0.415 ± 0.005	DAS3H	0	0.826 ± 0.003	0.815 ± 0.007	0.414 ± 0.011	DAS3H	5	0.818 ± 0.004	0.812 ± 0.007	0.421 ± 0.011	DAS3H	20	0.817 ± 0.005	0.811 ± 0.004	0.422 ± 0.007	DASH	5	0.775 ± 0.005	0.802 ± 0.01	0.458 ± 0.012	DASH	20	0.774 ± 0.005	0.803 ± 0.014	0.456 ± 0.017	DASH	0	0.773 ± 0.002	0.801 ± 0.004	0.454 ± 0.006	IRT	0	0.771 ± 0.007	0.800 ± 0.009	0.456 ± 0.015	MIRT	20	0.770 ± 0.007	0.800 ± 0.006	0.460 ± 0.007	MIRT	5	0.770 ± 0.004	0.800 ± 0.008	0.459 ± 0.011	PFA	0	0.744 ± 0.004	0.782 ± 0.003	0.481 ± 0.004	AFM	0	0.707 ± 0.005	0.774 ± 0.004	0.499 ± 0.006	PFA	20	0.670 ± 0.010	0.748 ± 0.005	1.008 ± 0.047	PFA	5	0.664 ± 0.010	0.735 ± 0.013	1.107 ± 0.079	AFM	20	0.644 ± 0.005	0.750 ± 0.005	0.817 ± 0.076	AFM	5	0.640 ± 0.007	0.742 ± 0.009	0.941 ± 0.056	该模型认为题目难度不仅与题目包含的知识点难度有关，包含相同知识点的题目本身难度也有不同。不仅如此，该模型认为对于不同学生而言同一个题目的难度挑战不同。	wangxiaojin																												
model	dim	AUC ↑	ACC ↑	NLL ↓																																																																																																																															
KTM-DLF	5	<b>0.837 ± 0.003</b>	<b>0.821 ± 0.006</b>	<b>0.405 ± 0.007</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	0	<b>0.836 ± 0.002</b>	<b>0.819 ± 0.009</b>	<b>0.404 ± 0.013</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	10	<b>0.832 ± 0.003</b>	<b>0.819 ± 0.008</b>	<b>0.407 ± 0.011</b>																																																																																																																															
KTM-DLF	20	0.826 ± 0.003	0.816 ± 0.004	0.415 ± 0.005																																																																																																																															
DAS3H	0	0.826 ± 0.003	0.815 ± 0.007	0.414 ± 0.011																																																																																																																															
DAS3H	5	0.818 ± 0.004	0.812 ± 0.007	0.421 ± 0.011																																																																																																																															
DAS3H	20	0.817 ± 0.005	0.811 ± 0.004	0.422 ± 0.007																																																																																																																															
DASH	5	0.775 ± 0.005	0.802 ± 0.01	0.458 ± 0.012																																																																																																																															
DASH	20	0.774 ± 0.005	0.803 ± 0.014	0.456 ± 0.017																																																																																																																															
DASH	0	0.773 ± 0.002	0.801 ± 0.004	0.454 ± 0.006																																																																																																																															
IRT	0	0.771 ± 0.007	0.800 ± 0.009	0.456 ± 0.015																																																																																																																															
MIRT	20	0.770 ± 0.007	0.800 ± 0.006	0.460 ± 0.007																																																																																																																															
MIRT	5	0.770 ± 0.004	0.800 ± 0.008	0.459 ± 0.011																																																																																																																															
PFA	0	0.744 ± 0.004	0.782 ± 0.003	0.481 ± 0.004																																																																																																																															
AFM	0	0.707 ± 0.005	0.774 ± 0.004	0.499 ± 0.006																																																																																																																															
PFA	20	0.670 ± 0.010	0.748 ± 0.005	1.008 ± 0.047																																																																																																																															
PFA	5	0.664 ± 0.010	0.735 ± 0.013	1.107 ± 0.079																																																																																																																															
AFM	20	0.644 ± 0.005	0.750 ± 0.005	0.817 ± 0.076																																																																																																																															
AFM	5	0.640 ± 0.007	0.742 ± 0.009	0.941 ± 0.056																																																																																																																															
DAS3H  AFM	<table border="1"> <thead> <tr> <th>model</th><th>dim</th><th>AUC ↑</th><th>NLL ↓</th></tr> </thead> <tbody> <tr><td>DAS3H</td><td>0</td><td><b>0.826 ± 0.003</b></td><td><b>0.414 ± 0.011</b></td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>5</td><td><b>0.818 ± 0.004</b></td><td><b>0.421 ± 0.011</b></td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>20</td><td><b>0.817 ± 0.005</b></td><td><b>0.422 ± 0.007</b></td></tr> <tr><td>DASH</td><td>5</td><td>0.775 ± 0.005</td><td>0.458 ± 0.012</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>20</td><td>0.774 ± 0.005</td><td>0.456 ± 0.017</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>0</td><td>0.773 ± 0.002</td><td>0.454 ± 0.006</td></tr> <tr><td>IRT</td><td>0</td><td>0.771 ± 0.007</td><td>0.456 ± 0.015</td></tr> <tr><td>MIRTb</td><td>20</td><td>0.770 ± 0.007</td><td>0.460 ± 0.007</td></tr> <tr><td>MIRTb</td><td>5</td><td>0.770 ± 0.004</td><td>0.459 ± 0.011</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>0</td><td>0.744 ± 0.004</td><td>0.481 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>0</td><td>0.707 ± 0.005</td><td>0.499 ± 0.006</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>20</td><td>0.670 ± 0.010</td><td>0.406 ± 0.008</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>5</td><td>0.664 ± 0.010</td><td>0.411 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>20</td><td>0.644 ± 0.005</td><td>0.412 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>5</td><td>0.640 ± 0.007</td><td>0.423 ± 0.006</td></tr> </tbody> </table> <table border="1"> <thead> <tr> <th>model</th><th>dim</th><th>AUC ↑</th><th>NLL ↓</th></tr> </thead> <tbody> <tr><td>DAS3H</td><td>5</td><td><b>0.791 ± 0.005</b></td><td><b>0.369 ± 0.005</b></td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>0</td><td><b>0.790 ± 0.004</b></td><td><b>0.371 ± 0.004</b></td></tr> <tr><td>DAS3H</td><td>20</td><td>0.776 ± 0.023</td><td>0.387 ± 0.027</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>0</td><td>0.749 ± 0.002</td><td>0.393 ± 0.007</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>20</td><td>0.747 ± 0.003</td><td>0.399 ± 0.002</td></tr> <tr><td>IRT</td><td>0</td><td>0.747 ± 0.002</td><td>0.393 ± 0.007</td></tr> <tr><td>DASH</td><td>5</td><td>0.747 ± 0.003</td><td>0.399 ± 0.002</td></tr> <tr><td>MIRTb</td><td>5</td><td>0.746 ± 0.002</td><td>0.398 ± 0.006</td></tr> <tr><td>MIRTb</td><td>20</td><td>0.746 ± 0.004</td><td>0.399 ± 0.007</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>20</td><td>0.746 ± 0.003</td><td>0.397 ± 0.004</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>5</td><td>0.744 ± 0.007</td><td>0.402 ± 0.007</td></tr> <tr><td>PFA</td><td>0</td><td>0.739 ± 0.003</td><td>0.406 ± 0.008</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>5</td><td>0.706 ± 0.002</td><td>0.411 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>20</td><td>0.706 ± 0.002</td><td>0.412 ± 0.004</td></tr> <tr><td>AFM</td><td>0</td><td>0.692 ± 0.002</td><td>0.423 ± 0.006</td></tr> </tbody> </table>	model	dim	AUC ↑	NLL ↓	DAS3H	0	<b>0.826 ± 0.003</b>	<b>0.414 ± 0.011</b>	DAS3H	5	<b>0.818 ± 0.004</b>	<b>0.421 ± 0.011</b>	DAS3H	20	<b>0.817 ± 0.005</b>	<b>0.422 ± 0.007</b>	DASH	5	0.775 ± 0.005	0.458 ± 0.012	DASH	20	0.774 ± 0.005	0.456 ± 0.017	DASH	0	0.773 ± 0.002	0.454 ± 0.006	IRT	0	0.771 ± 0.007	0.456 ± 0.015	MIRTb	20	0.770 ± 0.007	0.460 ± 0.007	MIRTb	5	0.770 ± 0.004	0.459 ± 0.011	PFA	0	0.744 ± 0.004	0.481 ± 0.004	AFM	0	0.707 ± 0.005	0.499 ± 0.006	PFA	20	0.670 ± 0.010	0.406 ± 0.008	PFA	5	0.664 ± 0.010	0.411 ± 0.004	AFM	20	0.644 ± 0.005	0.412 ± 0.004	AFM	5	0.640 ± 0.007	0.423 ± 0.006	model	dim	AUC ↑	NLL ↓	DAS3H	5	<b>0.791 ± 0.005</b>	<b>0.369 ± 0.005</b>	DAS3H	0	<b>0.790 ± 0.004</b>	<b>0.371 ± 0.004</b>	DAS3H	20	0.776 ± 0.023	0.387 ± 0.027	DASH	0	0.749 ± 0.002	0.393 ± 0.007	DASH	20	0.747 ± 0.003	0.399 ± 0.002	IRT	0	0.747 ± 0.002	0.393 ± 0.007	DASH	5	0.747 ± 0.003	0.399 ± 0.002	MIRTb	5	0.746 ± 0.002	0.398 ± 0.006	MIRTb	20	0.746 ± 0.004	0.399 ± 0.007	PFA	20	0.746 ± 0.003	0.397 ± 0.004	PFA	5	0.744 ± 0.007	0.402 ± 0.007	PFA	0	0.739 ± 0.003	0.406 ± 0.008	AFM	5	0.706 ± 0.002	0.411 ± 0.004	AFM	20	0.706 ± 0.002	0.412 ± 0.004	AFM	0	0.692 ± 0.002	0.423 ± 0.006	支持题目包含多个KC，同时考虑到记忆衰减的情况 原项目在抽认卡的情境中进行，致力于准确描述KS的同时，更好的对卡片题目做推荐，以期提升学生学习效率	wangxiaojin
model	dim	AUC ↑	NLL ↓																																																																																																																																
DAS3H	0	<b>0.826 ± 0.003</b>	<b>0.414 ± 0.011</b>																																																																																																																																
DAS3H	5	<b>0.818 ± 0.004</b>	<b>0.421 ± 0.011</b>																																																																																																																																
DAS3H	20	<b>0.817 ± 0.005</b>	<b>0.422 ± 0.007</b>																																																																																																																																
DASH	5	0.775 ± 0.005	0.458 ± 0.012																																																																																																																																
DASH	20	0.774 ± 0.005	0.456 ± 0.017																																																																																																																																
DASH	0	0.773 ± 0.002	0.454 ± 0.006																																																																																																																																
IRT	0	0.771 ± 0.007	0.456 ± 0.015																																																																																																																																
MIRTb	20	0.770 ± 0.007	0.460 ± 0.007																																																																																																																																
MIRTb	5	0.770 ± 0.004	0.459 ± 0.011																																																																																																																																
PFA	0	0.744 ± 0.004	0.481 ± 0.004																																																																																																																																
AFM	0	0.707 ± 0.005	0.499 ± 0.006																																																																																																																																
PFA	20	0.670 ± 0.010	0.406 ± 0.008																																																																																																																																
PFA	5	0.664 ± 0.010	0.411 ± 0.004																																																																																																																																
AFM	20	0.644 ± 0.005	0.412 ± 0.004																																																																																																																																
AFM	5	0.640 ± 0.007	0.423 ± 0.006																																																																																																																																
model	dim	AUC ↑	NLL ↓																																																																																																																																
DAS3H	5	<b>0.791 ± 0.005</b>	<b>0.369 ± 0.005</b>																																																																																																																																
DAS3H	0	<b>0.790 ± 0.004</b>	<b>0.371 ± 0.004</b>																																																																																																																																
DAS3H	20	0.776 ± 0.023	0.387 ± 0.027																																																																																																																																
DASH	0	0.749 ± 0.002	0.393 ± 0.007																																																																																																																																
DASH	20	0.747 ± 0.003	0.399 ± 0.002																																																																																																																																
IRT	0	0.747 ± 0.002	0.393 ± 0.007																																																																																																																																
DASH	5	0.747 ± 0.003	0.399 ± 0.002																																																																																																																																
MIRTb	5	0.746 ± 0.002	0.398 ± 0.006																																																																																																																																
MIRTb	20	0.746 ± 0.004	0.399 ± 0.007																																																																																																																																
PFA	20	0.746 ± 0.003	0.397 ± 0.004																																																																																																																																
PFA	5	0.744 ± 0.007	0.402 ± 0.007																																																																																																																																
PFA	0	0.739 ± 0.003	0.406 ± 0.008																																																																																																																																
AFM	5	0.706 ± 0.002	0.411 ± 0.004																																																																																																																																
AFM	20	0.706 ± 0.002	0.412 ± 0.004																																																																																																																																
AFM	0	0.692 ± 0.002	0.423 ± 0.006																																																																																																																																
<p>两个数据源的结果</p>																																																																																																																																			

Deep Learning-based Models	DKT+	 <a href="https://github.com/ckyeungac/deep-knowledge-tracing-plus">https://github.com/ckyeungac/deep-knowledge-tracing-plus</a> Chun-Kit Yeung; Dit-Yan Yeung; (2018)	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Dataset</th><th><math>\lambda_r</math></th><th><math>\lambda_{w_1}</math></th><th><math>\lambda_{w_2}</math></th><th>AUC(N)</th><th>AUC(C)</th><th><math>w_1</math></th><th><math>w_2</math></th><th><math>m_1</math></th><th><math>m_2</math></th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>ASSIST2009</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.8212±0.00023</td><td>0.9044±0.00151</td><td>0.0830±0.00381</td><td>0.1279±0.00535</td><td>0.3002±0.01832</td><td>0.0156±0.00205</td></tr> <tr> <td></td><td>0.1</td><td>0.003</td><td>3.0</td><td><b>0.8227±0.00041</b></td><td><b>0.9625±0.00365</b></td><td><b>0.0229±0.00022</b></td><td><b>0.0491±0.00033</b></td><td><b>0.4486±0.00427</b></td><td><b>0.0573±0.00132</b></td></tr> <tr> <td>ASSIST2015</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.7365±0.00045</td><td>0.8846±0.00185</td><td>0.0282±0.00116</td><td>0.0414±0.00162</td><td>0.6208±0.00799</td><td>0.0476±0.00044</td></tr> <tr> <td></td><td>0.05</td><td>0.03</td><td>3.0</td><td><b>0.7371±0.00017</b></td><td><b>0.9233±0.00180</b></td><td><b>0.0124±0.00017</b></td><td><b>0.0210±0.00018</b></td><td><b>0.8122±0.00915</b></td><td><b>0.0591±0.00029</b></td></tr> <tr> <td>ASSISTChall</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td><b>0.7343±0.00021</b></td><td>0.7109±0.00579</td><td>0.0690±0.00130</td><td>0.1045±0.00181</td><td>0.1151±0.00920</td><td>-0.0055±0.00199</td></tr> <tr> <td></td><td>0.1</td><td>0.3</td><td>3.0</td><td><b>0.7285±0.00024</b></td><td><b>0.8570±0.00175</b></td><td><b>0.0147±0.00053</b></td><td><b>0.0301±0.00091</b></td><td><b>0.3052±0.00729</b></td><td><b>0.0441±0.00039</b></td></tr> <tr> <td>Statics2011</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.8159±0.00037</td><td>0.7404±0.00556</td><td>0.1358±0.00070</td><td>0.1849±0.01308</td><td>-0.2590±0.01124</td><td>-0.0658±0.00502</td></tr> <tr> <td></td><td>0.20</td><td>1.0</td><td>30.0</td><td><b>0.8349±0.00029</b></td><td><b>0.9038±0.00431</b></td><td><b>0.0074±0.00023</b></td><td><b>0.0130±0.00016</b></td><td><b>0.4761±0.03587</b></td><td><b>0.0315±0.00303</b></td></tr> <tr> <td>Simulated-5</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.0</td><td>0.8255±0.00034</td><td>0.8642±0.00265</td><td>0.0426±0.00136</td><td>0.0588±0.00199</td><td>-0.1512±0.02501</td><td>-0.0134±0.00569</td></tr> <tr> <td></td><td>0.20</td><td>0.001</td><td>10.0</td><td><b>0.8264±0.00061</b></td><td><b>0.9987±0.00081</b></td><td><b>0.0196±0.00013</b></td><td><b>0.0426±0.00164</b></td><td><b>0.9064±0.01948</b></td><td><b>0.1659±0.00830</b></td></tr> </tbody> </table>	Dataset	$\lambda_r$	$\lambda_{w_1}$	$\lambda_{w_2}$	AUC(N)	AUC(C)	$w_1$	$w_2$	$m_1$	$m_2$	ASSIST2009	0.0	0.0	0.0	0.8212±0.00023	0.9044±0.00151	0.0830±0.00381	0.1279±0.00535	0.3002±0.01832	0.0156±0.00205		0.1	0.003	3.0	<b>0.8227±0.00041</b>	<b>0.9625±0.00365</b>	<b>0.0229±0.00022</b>	<b>0.0491±0.00033</b>	<b>0.4486±0.00427</b>	<b>0.0573±0.00132</b>	ASSIST2015	0.0	0.0	0.0	0.7365±0.00045	0.8846±0.00185	0.0282±0.00116	0.0414±0.00162	0.6208±0.00799	0.0476±0.00044		0.05	0.03	3.0	<b>0.7371±0.00017</b>	<b>0.9233±0.00180</b>	<b>0.0124±0.00017</b>	<b>0.0210±0.00018</b>	<b>0.8122±0.00915</b>	<b>0.0591±0.00029</b>	ASSISTChall	0.0	0.0	0.0	<b>0.7343±0.00021</b>	0.7109±0.00579	0.0690±0.00130	0.1045±0.00181	0.1151±0.00920	-0.0055±0.00199		0.1	0.3	3.0	<b>0.7285±0.00024</b>	<b>0.8570±0.00175</b>	<b>0.0147±0.00053</b>	<b>0.0301±0.00091</b>	<b>0.3052±0.00729</b>	<b>0.0441±0.00039</b>	Statics2011	0.0	0.0	0.0	0.8159±0.00037	0.7404±0.00556	0.1358±0.00070	0.1849±0.01308	-0.2590±0.01124	-0.0658±0.00502		0.20	1.0	30.0	<b>0.8349±0.00029</b>	<b>0.9038±0.00431</b>	<b>0.0074±0.00023</b>	<b>0.0130±0.00016</b>	<b>0.4761±0.03587</b>	<b>0.0315±0.00303</b>	Simulated-5	0.0	0.0	0.0	0.8255±0.00034	0.8642±0.00265	0.0426±0.00136	0.0588±0.00199	-0.1512±0.02501	-0.0134±0.00569		0.20	0.001	10.0	<b>0.8264±0.00061</b>	<b>0.9987±0.00081</b>	<b>0.0196±0.00013</b>	<b>0.0426±0.00164</b>	<b>0.9064±0.01948</b>	<b>0.1659±0.00830</b>	<p>在原始 DKT 模型的损失函数中引入了正则化项，以增强 KC 掌握水平预测的一致性。实验表明，正则化损失函数有效地缓解了【KC 掌握情况的预测与实际明显不一致】和【跨时间步长的预测性能不一致】这两个问题，而不会降低 DKT 的原始任务。</p>																																																											
Dataset	$\lambda_r$	$\lambda_{w_1}$	$\lambda_{w_2}$	AUC(N)	AUC(C)	$w_1$	$w_2$	$m_1$	$m_2$																																																																																																																																																																				
ASSIST2009	0.0	0.0	0.0	0.8212±0.00023	0.9044±0.00151	0.0830±0.00381	0.1279±0.00535	0.3002±0.01832	0.0156±0.00205																																																																																																																																																																				
	0.1	0.003	3.0	<b>0.8227±0.00041</b>	<b>0.9625±0.00365</b>	<b>0.0229±0.00022</b>	<b>0.0491±0.00033</b>	<b>0.4486±0.00427</b>	<b>0.0573±0.00132</b>																																																																																																																																																																				
ASSIST2015	0.0	0.0	0.0	0.7365±0.00045	0.8846±0.00185	0.0282±0.00116	0.0414±0.00162	0.6208±0.00799	0.0476±0.00044																																																																																																																																																																				
	0.05	0.03	3.0	<b>0.7371±0.00017</b>	<b>0.9233±0.00180</b>	<b>0.0124±0.00017</b>	<b>0.0210±0.00018</b>	<b>0.8122±0.00915</b>	<b>0.0591±0.00029</b>																																																																																																																																																																				
ASSISTChall	0.0	0.0	0.0	<b>0.7343±0.00021</b>	0.7109±0.00579	0.0690±0.00130	0.1045±0.00181	0.1151±0.00920	-0.0055±0.00199																																																																																																																																																																				
	0.1	0.3	3.0	<b>0.7285±0.00024</b>	<b>0.8570±0.00175</b>	<b>0.0147±0.00053</b>	<b>0.0301±0.00091</b>	<b>0.3052±0.00729</b>	<b>0.0441±0.00039</b>																																																																																																																																																																				
Statics2011	0.0	0.0	0.0	0.8159±0.00037	0.7404±0.00556	0.1358±0.00070	0.1849±0.01308	-0.2590±0.01124	-0.0658±0.00502																																																																																																																																																																				
	0.20	1.0	30.0	<b>0.8349±0.00029</b>	<b>0.9038±0.00431</b>	<b>0.0074±0.00023</b>	<b>0.0130±0.00016</b>	<b>0.4761±0.03587</b>	<b>0.0315±0.00303</b>																																																																																																																																																																				
Simulated-5	0.0	0.0	0.0	0.8255±0.00034	0.8642±0.00265	0.0426±0.00136	0.0588±0.00199	-0.1512±0.02501	-0.0134±0.00569																																																																																																																																																																				
	0.20	0.001	10.0	<b>0.8264±0.00061</b>	<b>0.9987±0.00081</b>	<b>0.0196±0.00013</b>	<b>0.0426±0.00164</b>	<b>0.9064±0.01948</b>	<b>0.1659±0.00830</b>																																																																																																																																																																				
Deep Learning-based Models	DKVMN	 <a href="https://github.com/0russwest0">https://github.com/0russwest0</a> Zhang J, Shi X, King I Proceedings of the 26th international conference on World Wide Web. 2017	<table border="1"> <thead> <tr> <th rowspan="2">Model</th> <th colspan="4">Synthetic-5</th> <th colspan="4">ASSISTments2009</th> <th colspan="4">ASSISTments2015</th> <th colspan="4">Statics2011</th> </tr> <tr> <th>s. dim</th> <th>m. size</th> <th>test num</th> <th>p.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>DKT</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>80.06</td> <td>2.4K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>73.88</td> <td>4.3K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>72.40</td> <td>4.0K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>78.12</td> <td>39K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>50</td> <td>-</td> <td>80.22</td> <td>28K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td>74.11</td> <td>37K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td><b>72.52</b></td> <td>36K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td>79.86</td> <td>205K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>100</td> <td>-</td> <td><b>80.34</b></td> <td>96K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td><b>74.12</b></td> <td>114K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td>72.49</td> <td>111K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td>80.16</td> <td>449K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>200</td> <td>-</td> <td>80.32</td> <td>352K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td>74.10</td> <td>388K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td>72.45</td> <td>382K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td><b>80.20</b></td> <td>1.0M</td> </tr> <tr> <td>DKVMN</td> <td>10</td> <td>50</td> <td>82.00</td> <td>12K</td> <td>10</td> <td>50</td> <td><b>74.69</b></td> <td>17K</td> <td>10</td> <td>20</td> <td><b>72.68</b></td> <td>14K</td> <td>10</td> <td>10</td> <td>82.72</td> <td>92K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>50</td> <td>50</td> <td>82.66</td> <td>25K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td>74.58</td> <td>30K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td>72.66</td> <td>29K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td><b>82.84</b></td> <td>197K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>100</td> <td>50</td> <td><b>82.73</b></td> <td>50K</td> <td>100</td> <td>20</td> <td>74.63</td> <td>61K</td> <td>100</td> <td>50</td> <td>72.64</td> <td>63K</td> <td>100</td> <td>10</td> <td>82.71</td> <td>338K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>200</td> <td>50</td> <td>82.71</td> <td>130K</td> <td>200</td> <td>10</td> <td>74.35</td> <td>148K</td> <td>200</td> <td>50</td> <td>72.53</td> <td>153K</td> <td>200</td> <td>10</td> <td>82.70</td> <td>649K</td> </tr> </tbody> </table>	Model	Synthetic-5				ASSISTments2009				ASSISTments2015				Statics2011				s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	DKT	10	-	80.06	2.4K	10	-	73.88	4.3K	10	-	72.40	4.0K	10	-	78.12	39K		50	-	80.22	28K	50	-	74.11	37K	50	-	<b>72.52</b>	36K	50	-	79.86	205K		100	-	<b>80.34</b>	96K	100	-	<b>74.12</b>	114K	100	-	72.49	111K	100	-	80.16	449K		200	-	80.32	352K	200	-	74.10	388K	200	-	72.45	382K	200	-	<b>80.20</b>	1.0M	DKVMN	10	50	82.00	12K	10	50	<b>74.69</b>	17K	10	20	<b>72.68</b>	14K	10	10	82.72	92K		50	50	82.66	25K	50	10	74.58	30K	50	10	72.66	29K	50	10	<b>82.84</b>	197K		100	50	<b>82.73</b>	50K	100	20	74.63	61K	100	50	72.64	63K	100	10	82.71	338K		200	50	82.71	130K	200	10	74.35	148K	200	50	72.53	153K	200	10	82.70	649K	<p>模型中有一个称为键的静态矩阵存储 KC 信息，称为值的动态矩阵存储和更新 KC 的掌握水平，可以直接输出每个 KC 的掌握水平</p>
Model	Synthetic-5				ASSISTments2009				ASSISTments2015				Statics2011																																																																																																																																																																
	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.																																																																																																																																																													
DKT	10	-	80.06	2.4K	10	-	73.88	4.3K	10	-	72.40	4.0K	10	-	78.12	39K																																																																																																																																																													
	50	-	80.22	28K	50	-	74.11	37K	50	-	<b>72.52</b>	36K	50	-	79.86	205K																																																																																																																																																													
	100	-	<b>80.34</b>	96K	100	-	<b>74.12</b>	114K	100	-	72.49	111K	100	-	80.16	449K																																																																																																																																																													
	200	-	80.32	352K	200	-	74.10	388K	200	-	72.45	382K	200	-	<b>80.20</b>	1.0M																																																																																																																																																													
DKVMN	10	50	82.00	12K	10	50	<b>74.69</b>	17K	10	20	<b>72.68</b>	14K	10	10	82.72	92K																																																																																																																																																													
	50	50	82.66	25K	50	10	74.58	30K	50	10	72.66	29K	50	10	<b>82.84</b>	197K																																																																																																																																																													
	100	50	<b>82.73</b>	50K	100	20	74.63	61K	100	50	72.64	63K	100	10	82.71	338K																																																																																																																																																													
	200	50	82.71	130K	200	10	74.35	148K	200	50	72.53	153K	200	10	82.70	649K																																																																																																																																																													
Deep Learning-based Models	DKVMN	 <a href="https://github.com/0russwest0">https://github.com/0russwest0</a> Zhang J, Shi X, King I Proceedings of the 26th international conference on World Wide Web. 2017	<table border="1"> <thead> <tr> <th rowspan="2">Model</th> <th colspan="4">Synthetic-5</th> <th colspan="4">ASSISTments2009</th> <th colspan="4">ASSISTments2015</th> <th colspan="4">Statics2011</th> </tr> <tr> <th>s. dim</th> <th>m. size</th> <th>test num</th> <th>p.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>DKT</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>80.06</td> <td>2.4K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>73.88</td> <td>4.3K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>72.40</td> <td>4.0K</td> <td>10</td> <td>-</td> <td>78.12</td> <td>39K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>50</td> <td>-</td> <td>80.22</td> <td>28K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td>74.11</td> <td>37K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td><b>72.52</b></td> <td>36K</td> <td>50</td> <td>-</td> <td>79.86</td> <td>205K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>100</td> <td>-</td> <td><b>80.34</b></td> <td>96K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td><b>74.12</b></td> <td>114K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td>72.49</td> <td>111K</td> <td>100</td> <td>-</td> <td>80.16</td> <td>449K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>200</td> <td>-</td> <td>80.32</td> <td>352K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td>74.10</td> <td>388K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td>72.45</td> <td>382K</td> <td>200</td> <td>-</td> <td><b>80.20</b></td> <td>1.0M</td> </tr> <tr> <td>DKVMN</td> <td>10</td> <td>50</td> <td>82.00</td> <td>12K</td> <td>10</td> <td>50</td> <td><b>74.69</b></td> <td>17K</td> <td>10</td> <td>20</td> <td><b>72.68</b></td> <td>14K</td> <td>10</td> <td>10</td> <td>82.72</td> <td>92K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>50</td> <td>50</td> <td>82.66</td> <td>25K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td>74.58</td> <td>30K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td>72.66</td> <td>29K</td> <td>50</td> <td>10</td> <td><b>82.84</b></td> <td>197K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>100</td> <td>50</td> <td><b>82.73</b></td> <td>50K</td> <td>100</td> <td>20</td> <td>74.63</td> <td>61K</td> <td>100</td> <td>50</td> <td>72.64</td> <td>63K</td> <td>100</td> <td>10</td> <td>82.71</td> <td>338K</td> </tr> <tr> <td></td> <td>200</td> <td>50</td> <td>82.71</td> <td>130K</td> <td>200</td> <td>10</td> <td>74.35</td> <td>148K</td> <td>200</td> <td>50</td> <td>72.53</td> <td>153K</td> <td>200</td> <td>10</td> <td>82.70</td> <td>649K</td> </tr> </tbody> </table>	Model	Synthetic-5				ASSISTments2009				ASSISTments2015				Statics2011				s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	DKT	10	-	80.06	2.4K	10	-	73.88	4.3K	10	-	72.40	4.0K	10	-	78.12	39K		50	-	80.22	28K	50	-	74.11	37K	50	-	<b>72.52</b>	36K	50	-	79.86	205K		100	-	<b>80.34</b>	96K	100	-	<b>74.12</b>	114K	100	-	72.49	111K	100	-	80.16	449K		200	-	80.32	352K	200	-	74.10	388K	200	-	72.45	382K	200	-	<b>80.20</b>	1.0M	DKVMN	10	50	82.00	12K	10	50	<b>74.69</b>	17K	10	20	<b>72.68</b>	14K	10	10	82.72	92K		50	50	82.66	25K	50	10	74.58	30K	50	10	72.66	29K	50	10	<b>82.84</b>	197K		100	50	<b>82.73</b>	50K	100	20	74.63	61K	100	50	72.64	63K	100	10	82.71	338K		200	50	82.71	130K	200	10	74.35	148K	200	50	72.53	153K	200	10	82.70	649K	<p>模型中有一个称为键的静态矩阵存储 KC 信息，称为值的动态矩阵存储和更新 KC 的掌握水平，可以直接输出每个 KC 的掌握水平</p>
Model	Synthetic-5				ASSISTments2009				ASSISTments2015				Statics2011																																																																																																																																																																
	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.	s. dim	m. size	test num	p.																																																																																																																																																													
DKT	10	-	80.06	2.4K	10	-	73.88	4.3K	10	-	72.40	4.0K	10	-	78.12	39K																																																																																																																																																													
	50	-	80.22	28K	50	-	74.11	37K	50	-	<b>72.52</b>	36K	50	-	79.86	205K																																																																																																																																																													
	100	-	<b>80.34</b>	96K	100	-	<b>74.12</b>	114K	100	-	72.49	111K	100	-	80.16	449K																																																																																																																																																													
	200	-	80.32	352K	200	-	74.10	388K	200	-	72.45	382K	200	-	<b>80.20</b>	1.0M																																																																																																																																																													
DKVMN	10	50	82.00	12K	10	50	<b>74.69</b>	17K	10	20	<b>72.68</b>	14K	10	10	82.72	92K																																																																																																																																																													
	50	50	82.66	25K	50	10	74.58	30K	50	10	72.66	29K	50	10	<b>82.84</b>	197K																																																																																																																																																													
	100	50	<b>82.73</b>	50K	100	20	74.63	61K	100	50	72.64	63K	100	10	82.71	338K																																																																																																																																																													
	200	50	82.71	130K	200	10	74.35	148K	200	50	72.53	153K	200	10	82.70	649K																																																																																																																																																													

Deep Learning-based Models	<b>SKVMN</b> 顺序键值记忆网络 <a href="https://github.com/Badstu/CAKT_othermodels/tree/0c28d870c0d5cf52cc2da79225e372be47b5ea83/SKVMN">https://github.com/Badstu/CAKT_othermodels/tree/0c28d870c0d5cf52cc2da79225e372be47b5ea83/SKVMN</a>	<table border="1"> <thead> <tr> <th rowspan="2">Dataset</th><th rowspan="2">d</th><th rowspan="2">N</th><th colspan="2">SKVMN</th><th colspan="2">DKVMN</th></tr> <tr> <th>AUC (%)</th><th>m</th><th>AUC (%)</th><th>m</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="4">Synthetic-5</td><td>10</td><td>50</td><td>83.11</td><td>15K</td><td>82.00</td><td>12k</td></tr> <tr> <td>50</td><td>50</td><td>83.67</td><td>30k</td><td>82.66</td><td>25k</td></tr> <tr> <td>100</td><td>50</td><td><b>84.00</b></td><td>57k</td><td><b>82.73</b></td><td>50k</td></tr> <tr> <td>200</td><td>50</td><td>83.73</td><td>140k</td><td>82.71</td><td>130k</td></tr> <tr> <td rowspan="4">ASSISTments2009</td><td>10</td><td>10</td><td><b>83.63</b></td><td>7.8k</td><td>81.47</td><td>7k</td></tr> <tr> <td>50</td><td>20</td><td>82.87</td><td>35k</td><td><b>81.57</b></td><td>31k</td></tr> <tr> <td>100</td><td>10</td><td>82.72</td><td>71k</td><td>81.42</td><td>68k</td></tr> <tr> <td>200</td><td>20</td><td>82.63</td><td>181k</td><td>81.37</td><td>177k</td></tr> <tr> <td rowspan="4">ASSISTments2015</td><td>10</td><td>20</td><td><b>74.84</b></td><td>16k</td><td><b>72.68</b></td><td>14k</td></tr> <tr> <td>50</td><td>10</td><td>74.50</td><td>31k</td><td>72.66</td><td>29k</td></tr> <tr> <td>100</td><td>50</td><td>74.24</td><td>66k</td><td>72.64</td><td>63k</td></tr> <tr> <td>200</td><td>50</td><td>74.20</td><td>163k</td><td>72.53</td><td>153k</td></tr> <tr> <td rowspan="4">Statics2011</td><td>10</td><td>10</td><td>84.50</td><td>92.8k</td><td>82.72</td><td>92k</td></tr> <tr> <td>50</td><td>10</td><td><b>84.85</b></td><td>199k</td><td><b>82.84</b></td><td>197k</td></tr> <tr> <td>100</td><td>10</td><td>84.70</td><td>342k</td><td>82.71</td><td>338k</td></tr> <tr> <td>200</td><td>10</td><td>84.76</td><td>653k</td><td>82.70</td><td>649k</td></tr> <tr> <td rowspan="4">JunyiAcademy</td><td>10</td><td>20</td><td>82.50</td><td>16k</td><td>79.63</td><td>14k</td></tr> <tr> <td>50</td><td>10</td><td>82.41</td><td>31k</td><td>79.48</td><td>29k</td></tr> <tr> <td>100</td><td>50</td><td><b>82.67</b></td><td>66k</td><td>79.54</td><td>63k</td></tr> <tr> <td>200</td><td>50</td><td>82.32</td><td>163k</td><td><b>80.27</b></td><td>153k</td></tr> </tbody> </table>	Dataset	d	N	SKVMN		DKVMN		AUC (%)	m	AUC (%)	m	Synthetic-5	10	50	83.11	15K	82.00	12k	50	50	83.67	30k	82.66	25k	100	50	<b>84.00</b>	57k	<b>82.73</b>	50k	200	50	83.73	140k	82.71	130k	ASSISTments2009	10	10	<b>83.63</b>	7.8k	81.47	7k	50	20	82.87	35k	<b>81.57</b>	31k	100	10	82.72	71k	81.42	68k	200	20	82.63	181k	81.37	177k	ASSISTments2015	10	20	<b>74.84</b>	16k	<b>72.68</b>	14k	50	10	74.50	31k	72.66	29k	100	50	74.24	66k	72.64	63k	200	50	74.20	163k	72.53	153k	Statics2011	10	10	84.50	92.8k	82.72	92k	50	10	<b>84.85</b>	199k	<b>82.84</b>	197k	100	10	84.70	342k	82.71	338k	200	10	84.76	653k	82.70	649k	JunyiAcademy	10	20	82.50	16k	79.63	14k	50	10	82.41	31k	79.48	29k	100	50	<b>82.67</b>	66k	79.54	63k	200	50	82.32	163k	<b>80.27</b>	153k	模型可以更好的发现题目和KC之间的潜在关联性
Dataset	d	N				SKVMN		DKVMN																																																																																																																																			
			AUC (%)	m	AUC (%)	m																																																																																																																																					
Synthetic-5	10	50	83.11	15K	82.00	12k																																																																																																																																					
	50	50	83.67	30k	82.66	25k																																																																																																																																					
	100	50	<b>84.00</b>	57k	<b>82.73</b>	50k																																																																																																																																					
	200	50	83.73	140k	82.71	130k																																																																																																																																					
ASSISTments2009	10	10	<b>83.63</b>	7.8k	81.47	7k																																																																																																																																					
	50	20	82.87	35k	<b>81.57</b>	31k																																																																																																																																					
	100	10	82.72	71k	81.42	68k																																																																																																																																					
	200	20	82.63	181k	81.37	177k																																																																																																																																					
ASSISTments2015	10	20	<b>74.84</b>	16k	<b>72.68</b>	14k																																																																																																																																					
	50	10	74.50	31k	72.66	29k																																																																																																																																					
	100	50	74.24	66k	72.64	63k																																																																																																																																					
	200	50	74.20	163k	72.53	153k																																																																																																																																					
Statics2011	10	10	84.50	92.8k	82.72	92k																																																																																																																																					
	50	10	<b>84.85</b>	199k	<b>82.84</b>	197k																																																																																																																																					
	100	10	84.70	342k	82.71	338k																																																																																																																																					
	200	10	84.76	653k	82.70	649k																																																																																																																																					
JunyiAcademy	10	20	82.50	16k	79.63	14k																																																																																																																																					
	50	10	82.41	31k	79.48	29k																																																																																																																																					
	100	50	<b>82.67</b>	66k	79.54	63k																																																																																																																																					
	200	50	82.32	163k	<b>80.27</b>	153k																																																																																																																																					
(a) DKVMN																																																																																																																																											
(b) SKVMN																																																																																																																																											
Deep Learning-based Models	<b>GKTNet</b> 	<table border="1"> <thead> <tr> <th rowspan="2">Method</th> <th colspan="2">AUC</th> </tr> <tr> <th>ASSISTments</th> <th>KDDCup</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Baseline</td> <td>DKT</td> <td>0.709</td> <td>0.751</td> </tr> <tr> <td></td> <td>DKVMN</td> <td>0.710</td> <td>0.753</td> </tr> <tr> <td>Statistics-based</td> <td>Dense Graph</td> <td>0.722</td> <td>0.762</td> </tr> <tr> <td></td> <td>Transition Graph</td> <td>0.721</td> <td><b>0.769</b></td> </tr> <tr> <td></td> <td>DKT Graph</td> <td><b>0.723</b></td> <td>0.764</td> </tr> <tr> <td></td> <td>PAM</td> <td>0.719</td> <td>0.762</td> </tr> <tr> <td>Learning-based</td> <td>MHA</td> <td><b>0.723</b></td> <td>0.766</td> </tr> <tr> <td></td> <td>VAE</td> <td>0.722</td> <td><b>0.769</b></td> </tr> </tbody> </table>	Method	AUC		ASSISTments	KDDCup	Baseline	DKT	0.709	0.751		DKVMN	0.710	0.753	Statistics-based	Dense Graph	0.722	0.762		Transition Graph	0.721	<b>0.769</b>		DKT Graph	<b>0.723</b>	0.764		PAM	0.719	0.762	Learning-based	MHA	<b>0.723</b>	0.766		VAE	0.722	<b>0.769</b>	将知识追踪任务重新表述为GNN中的时间序列节点级的分类问题。	一个题目仅包含一个KC																																																																																																		
Method	AUC																																																																																																																																										
	ASSISTments	KDDCup																																																																																																																																									
Baseline	DKT	0.709	0.751																																																																																																																																								
	DKVMN	0.710	0.753																																																																																																																																								
Statistics-based	Dense Graph	0.722	0.762																																																																																																																																								
	Transition Graph	0.721	<b>0.769</b>																																																																																																																																								
	DKT Graph	<b>0.723</b>	0.764																																																																																																																																								
	PAM	0.719	0.762																																																																																																																																								
Learning-based	MHA	<b>0.723</b>	0.766																																																																																																																																								
	VAE	0.722	<b>0.769</b>																																																																																																																																								
GKT	<a href="https://github.com/fannazy/GKTNet">https://github.com/fannazy/GKTNet</a> Nakagawa H, Iwasawa Y, Matsuo Y. IEEE, 2019: 156-163.	<p>增加了学生KC变化过程的可视化显示</p>						考虑到了KC间的关系：学生在回答与知识n相关的题目时，还会更新与知识n相邻的知识的状态。																																																																																																																																			
								该方面在预测学生表现方面优于过去方法，且提供了更好的可解释性。																																																																																																																																			
								相比楼上DKVMN的优点：可以处理复杂的KC间的多重关系																																																																																																																																			

<p><b>Deep Learning-based Models</b></p> <p><b>GKT</b></p>  <p><a href="https://github.com/ApexEDM/GIKT">https://github.com/ApexEDM/GIKT</a></p> <p>Yang Y, Shen J, Qu Y Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, 2020</p>	<p><b>GIKT</b></p>  <table border="1"> <thead> <tr> <th>Model</th> <th>ASSIST09</th> <th>ASSIST12</th> <th>EdNet</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>BKT</td> <td>0.6571</td> <td>0.6204</td> <td>0.6027</td> </tr> <tr> <td>KTM</td> <td>0.7169</td> <td>0.6788</td> <td>0.6888</td> </tr> <tr> <td>DKVMN</td> <td>0.7550</td> <td>0.7283</td> <td>0.6967</td> </tr> <tr> <td>DKT</td> <td>0.7561</td> <td>0.7286</td> <td>0.6822</td> </tr> <tr> <td>DKT-Q</td> <td>0.7328</td> <td>0.7621</td> <td>0.7285</td> </tr> <tr> <td>DKT-QS</td> <td>0.7715</td> <td>0.7582</td> <td>0.7428</td> </tr> <tr> <td>GAKT</td> <td>0.7684</td> <td>0.7652</td> <td>0.7281</td> </tr> <tr> <td><b>GIKT</b></td> <td><b>0.7896*</b></td> <td><b>0.7754*</b></td> <td><b>0.7523*</b></td> </tr> </tbody> </table>	Model	ASSIST09	ASSIST12	EdNet	BKT	0.6571	0.6204	0.6027	KTM	0.7169	0.6788	0.6888	DKVMN	0.7550	0.7283	0.6967	DKT	0.7561	0.7286	0.6822	DKT-Q	0.7328	0.7621	0.7285	DKT-QS	0.7715	0.7582	0.7428	GAKT	0.7684	0.7652	0.7281	<b>GIKT</b>	<b>0.7896*</b>	<b>0.7754*</b>	<b>0.7523*</b>	<p>利用图卷积网络聚合嵌入的题目和KC，利用题目和KC的关系缓解数据稀疏和多KC的问题。</p> <p>模型引入了回顾模块和交互模块，可以更好的描述学生KC掌握情况。</p> <p>使用区别于SKVMN的方式，首次尝试用图神经网络将题目和KC之间的关系进行建模</p>
Model	ASSIST09	ASSIST12	EdNet																																			
BKT	0.6571	0.6204	0.6027																																			
KTM	0.7169	0.6788	0.6888																																			
DKVMN	0.7550	0.7283	0.6967																																			
DKT	0.7561	0.7286	0.6822																																			
DKT-Q	0.7328	0.7621	0.7285																																			
DKT-QS	0.7715	0.7582	0.7428																																			
GAKT	0.7684	0.7652	0.7281																																			
<b>GIKT</b>	<b>0.7896*</b>	<b>0.7754*</b>	<b>0.7523*</b>																																			
<p><b>Probabilistic Models</b></p> <p><b>KPT和EKPT</b></p> <p>知识熟练程度追踪</p>  <p><a href="https://github.com/bigdata-ustc/EduKTM/blob/main/docs/EKPT.md">https://github.com/bigdata-ustc/EduKTM/blob/main/docs/EKPT.md</a></p> <p>Huang Z, Liu Q, Chen Y ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2020</p>	<p><b>KPT and EKPT</b></p> <p>知识熟练程度追踪</p>  <p><a href="https://github.com/bigdata-ustc/EduKTM/blob/main/docs/EKPT.md">https://github.com/bigdata-ustc/EduKTM/blob/main/docs/EKPT.md</a></p> <p>Huang Z, Liu Q, Chen Y ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2020</p>	<p>在Q矩阵中，将每个题目与一个知识向量关联；</p> <p>模型设计中联合了教育心理学中的学习曲线和遗忘曲线来捕捉学生知识熟练程度随时间的变化。</p> <p>可实现知识熟练程度评估和诊断结果的可视化</p> <p>一个题目包含多个KC，但是这些KC之间平分重or不要</p>																																				

Deep Learning-based Models	LPKT	学习过程一致性的知识追踪	ASSIST2012												ASSISTchall				EdNet-KT1				学习增益始终为正，该模型认为即使学生答错题目也不代表知识点掌握情况下降，反而提升。且模型用学习过程控制某些答题过程不会提升认知，且考虑到学生遗忘特征。	不考虑，一方面因为该模型对错误题目也代表知识点掌握情况高，与实际需求不符。且该模型未考虑到题目难度影响作答时长的特征。
			Methods	RMSE	AUC	ACC	$r^2$	RMSE	AUC	ACC	$r^2$	RMSE	AUC	ACC	$r^2$	RMSE	AUC	ACC	$r^2$					
DKT	0.4241	0.7289	0.7360	0.1468	0.4471	0.7213	0.6907	0.1425	0.4508	0.6836	0.6889	0.1008												
DKT+	0.4239	0.7295	0.7254	0.1497	0.4502	0.7101	0.6842	0.1308	0.4601	0.6429	0.6733	0.0635												
DKVMN	0.4261	0.7228	0.7329	0.1398	0.4503	0.7108	0.6842	0.1302	0.4538	0.6741	0.6843	0.0913												
SAKT	0.4258	0.7233	0.7339	0.1403	0.4626	0.6605	0.6694	0.0822	0.4524	0.6794	0.6862	0.0964												
CKT	0.4234	0.7310	0.7365	0.1497	0.4455	0.7263	0.6924	0.1488	0.4519	0.6811	0.6871	0.0984												
AKT	0.4100	0.7740	0.7554	0.2035	0.4317	0.7655	0.7141	0.2015	0.4241	0.7701	0.7287	0.2059												
LPKT	<b>0.4069</b>	<b>0.7772</b>	<b>0.7583</b>	<b>0.2145</b>	<b>0.4153</b>	<b>0.8008</b>	<b>0.7424</b>	<b>0.2609</b>	<b>0.4234</b>	<b>0.7721</b>	<b>0.7300</b>	<b>0.2085</b>												

Diagram illustrating the learning process and knowledge tracing for 15 knowledge points (e1 to e15). The points are represented by icons of books and papers. Below the diagram is a heatmap showing the probability of three categories for each point. The categories are: 1. Absolute value (blue), 2. Addition and Subtraction Integers (green), and 3. Ordering Integers (orange). The heatmap shows that for most points, the probability for category 2 (green) is highest, followed by category 1 (blue), and category 3 (orange) is the lowest. Points e4, e5, e6, e7, e8, e9, e10, e11, e12, e13, e14, and e15 have a red box around them, indicating they are likely to be part of a sequence or group.

1	Absolute value	2	Addition and Subtraction Integers	3	Ordering Integers
1	- 0.5 0.81 0.91 0.9 0.68 0.65 0.62 0.6 0.59 0.59 0.58 0.57 0.58 0.58 0.58	2	- 0.62 0.62 0.63 0.63 0.7 0.83 0.73 0.77 0.86 0.88 0.89 0.75 0.76 0.73 0.73	3	- 0.5 0.51 0.52 0.52 0.51 0.51 0.5 0.51 0.5 0.51 0.51 0.51 0.67 0.86 0.87 0.89
	e <sub>1</sub> e <sub>2</sub> e <sub>3</sub> e <sub>4</sub> e <sub>5</sub> e <sub>6</sub> e <sub>7</sub> e <sub>8</sub> e <sub>9</sub> e <sub>10</sub> e <sub>11</sub> e <sub>12</sub> e <sub>13</sub> e <sub>14</sub> e <sub>15</sub>				

## 六、参考文献

- 徐鹏, 王以宁, 刘艳华, 等. 大数据视角分析学习变革——美国《通过教育数据挖掘和学习分析促进教与学》报告解读及启示[J]. 远程教育杂志, 2013, 31(6): 11-17.
- 张羽, 李越. 基于MOOCs大数据的学习分析和教育测量介绍[J]. 清华大学教育研究, 2013, 34(04): 22-26. DOI: 10.14138/j.1001-4519.2013.04.004.
- 张明心. 基于认知诊断的贝叶斯知识追踪模型改进与应用[D]. 华东师范大学, 2019.
- 张暖, 江波. 学习者知识追踪研究进展综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(04): 213-222.
- Abdelrahman G, Wang Q, Nunes B P. Knowledge tracing: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2022.
- Song X, Li J, Cai T, et al. A survey on deep learning based knowledge tracing[J]. Knowledge-Based Systems, 2022: 110036.
- Yeung C K, Yeung D Y. Addressing two problems in deep knowledge tracing via prediction-consistent regularization[C]//Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Learning at Scale. 2018: 1-10.
- MacLellan C J, Liu R, Koedinger K R. Accounting for Slipping and Other False Negatives in Logistic Models of Student Learning [J]. International Educational Data Mining Society, 2015.
- MacLellan C J. Investigating the Impact of Slipping Parameters on Additive Factors Model Parameter Estimates[C]//EDM (Workshops). 2016.
- Liu Q, Shen S, Huang Z, et al. A survey of knowledge tracing[J]. arXiv preprint arXiv:2105.15106, 2021.
- Nakagawa H, Iwasawa Y, Matsuo Y. Graph-based knowledge tracing: modeling student proficiency using graph neural network[C]//2019 IEEE/WIC/ACM International Conference On Web Intelligence (WI). IEEE, 2019: 156-163.
- Ghosh A, Heffernan N, Lan A S. Context-aware attentive knowledge tracing[C]//Proceedings of the 26th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2020: 2330-2339.
- Piech C, Bassett J, Huang J, et al. Deep knowledge tracing[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
- Zhang J, Shi X, King I, et al. Dynamic key-value memory networks for knowledge tracing[C]//Proceedings of the 26th international conference on World Wide Web. 2017: 765-774.
- Huang Z, Liu Q, Chen Y, et al. Learning or forgetting? a dynamic approach for tracking the knowledge proficiency of students[J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2020, 38(2): 1-33.
- Shen S, Liu Q, Chen E, et al. Learning process-consistent knowledge tracing[C]//Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2021: 1452-1460.
- Gan W, Sun Y, Peng X, et al. Modeling learner's dynamic knowledge construction procedure and cognitive item difficulty for knowledge tracing[J]. Applied Intelligence, 2020, 50(11): 3894-3912.
- Choffin B, Popineau F, Bourda Y, et al. DAS3H: modeling student learning and forgetting for optimally scheduling distributed practice of skills[J]. arXiv preprint arXiv:1905.06873, 2019.
- Abdelrahman G, Wang Q. Knowledge tracing with sequential key-value memory networks[C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2019: 175-184.
- Yang Y, Shen J, Qu Y, et al. GI KT: a graph-based interaction model for knowledge tracing[C]//Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Springer, Cham, 2020: 299-315.