

面向个性化教育的大数据分析 方法研究与应用

刘 中国科学技术大学计算机学院 qiliuql@ustc.edu.cn 2018年11月4日

1	研究背景
2	教育资源表征方法
3	学生认知水平建模
4	教育推荐系统
5	总结与讨论



研究背景

■ 基于大数据+机器学习的智能服务已应用于多个行业











电子 商务



移动 商务

教育



军事



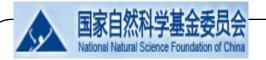
气象





大数据驱动教育的发展

- 教育是立国之本,教育强则国强
- 大数据驱动的智慧教育是国家信息化战略重要组成部分
- 2017年, 国务院下发《国家教育事业发展"十三五"规划》
 - ■尤其突出强调积极发展"互联网+教育",全力推动信息技术与教育教学的深度融合,发展"互联网+教育"服务新业态



▶ 教育已成为信息学部新成立的交叉 学科(学科代码F07)的第一个方向



教育信息化"十三五"规划

- ▶ 实现对学生日常学习情况的大数据采集和分析,优化教学模式
- 教师利用信息技术增强学情分析、
- 个性化教学的能力

大丁丁 孩子今年开学已经上小学五年级了,现在报课外班学 Tensorflow 还来得及吗?



教育大数据基础



大于51万所

学校数





大于2.6亿



互联网接入率

在线教育用户



超过1.4亿

超过92%

《2016年全国教育事业发展统计公报》等



数字化校园

■ 师生在校日常工作学习和生活过程中产生了大量的数据记录



课堂学习







图书借阅



上网记录



移动轨迹



■ 2017年《中国教育网络》"高校大数据应用与服务创新奖"

■ 电子科技大学: 校园大数据分析决策平台

■ 西安交通大学:教育教学质量实时监测大数据平台

■ 中科大: 于2004年在全国高校中首创了"隐形补助"体系

- ■传统贫困认定覆盖范围不准确、贫困认定工作周期长、贫困认定标准地域差异等
- ■利用食堂就餐和超市购物数据,精确定位困难学生,发放一定金额的生活补助
- ■至2017年7月,已经累计资助中科大贫困生4万人次,金额超过600万元







在线学习平台

- 线下教育的线上扩展:大规模开放式在线课程MOOC
 - 教学方式
 - ■教学短片、在线论坛
 - 评测机制
 - ■在线测试、学生互评
 - 行业标杆
 - ■MOOC、Academy、Coursera、Edx
 - ■学堂在线、网易公开课、学而思

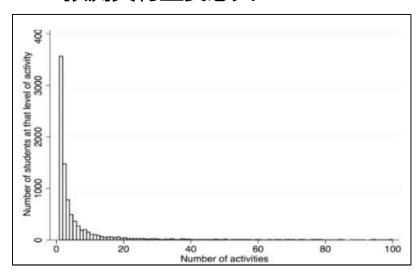


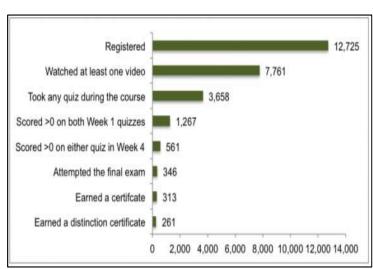




在线学习平台

- 课程标注、关联与推荐,课程论坛知识传播等
- **MOOC平台活跃度预测 (KDD CUP 2015)**
 - MOOC平台中的学习具有较强的自主性
 - ■大量的学生选择自己感兴趣的课程进行学习,产生了海量的学习行为数据
 - MOOC平台中课程学习的参与人数随时间而下降
 - ■利用大数据分析技术对MOOC平台海量学生行为数据建模以实现平台活跃度 预测具有重要意义







智能辅导系统

- 智能辅导系统 (Intelligent Tutoring System, ITS)
 - **计算机代替教师**的角色
 - 利用机器学习、试题库和大数据技术模拟学生真实学习,自动分配学习任务,同时 给予及时的学习反馈,满足学生自身需求
 - 典型代表: 英语流利说、智学网、猿题库、学霸君、可汗学院等













学生的学习数据举例

智能教辅系统: 大量学生不同学科、不同时间的答题数据(KDD CUP 2010)

试题题面

题号:1014486143 题型:解答题 难度:一般 日期:2016-05-13

标题/来源:

知识点:不等式和绝对值不等式

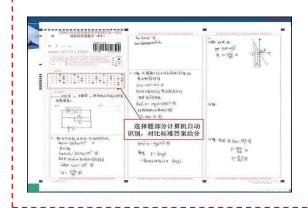
【题文】

已知关于x的不等式|ax-1|+|ax-a|≥1(a>0).

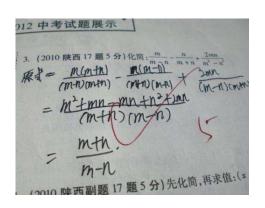
- (1) 当a=1时,求此不等式的解集;
- (2) 若此不等式的解集为R,求实数a的取值范围.

试题-知识点关联矩阵(Q矩阵)

	一次函数	函数求导	线性规划
试题1	1	0	1
试题2	1	1	0
试题3	0	1	0
试题4	0	0	1







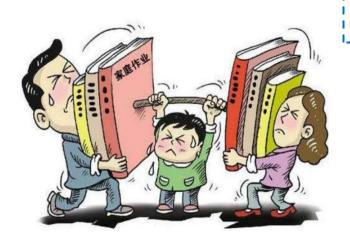


面向个性化教育的大数据分析

■ 传统教育存在一些问题

- 无法系统直观地了解学生的认知能力和知识水平
- 学生课业压力大, 题海战术
- 教师同质化、填鸭式教学
- 教与学没有针对性和个性化

0 0 0



因材施教

■ 个性化、智能化"教与学"

- 全面了解学生的学习状态、诊断学生的认知水平和能力
- 通过机器学习为学生提供个性 化学习、针对性练习
- 帮助教师实现个性化教学

0 0 0





教育大数据分析面临的挑战

- 挑战性问题一:
 - 不同教育资源通常不能直接进行有效比较
 - ■教育资源一般包含图片、文本、知识网络等**异构信息**
 - ■教育资源**内在结构及语义的复杂性**,难以发现关键信息

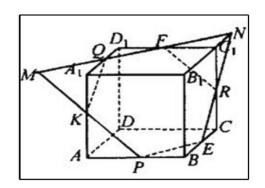
"不可比"

$$9-3 \div \frac{1}{3}+1=$$
?

$$c_n = \sum_{k=0}^n a_k b_{n-k} = \sum_{k=0}^n (-1)^k (-1)^{n-k}$$

$$\sum_{k=0}^n (-1)^n = (-1)^n (n+1).$$

(TD) Larry was on another of his underwater expeditions but this time, it was different. He decided to take his daughter along with him. She was only ten years old.[...]Dangerous areas did not preven him from continuing his search. Sometimes, he was limited to a cage underwater but that did not bother him. [...]Already, she looked like she was much braver than had been then. This was the key to a successful underwater expedition. Q1:In what way was this expedition different for Larry? A. His daughter had grown up. B. He had become a famous diver. C. His father would dive with him. D. His daughter would dive with him Q2:Why did Larry have to stay in a cage underwater sometimes? A. To protect himself from danger B. To dive into the deep water. C. To admire the underwater view D. To take photo more conveniently



文本

图片

知识结构



教育大数据分析面临的挑战

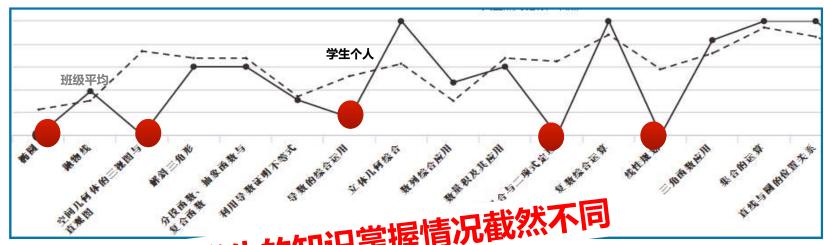
■ 挑战性问题二:

"不可见"

■ 学生的认知水平和能力等均为隐含、易变属性,不能完全从数据记录直接观察得到

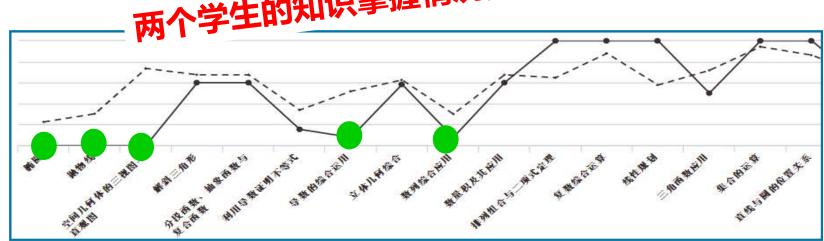
学生A: 70分

掌握程度



学生B: 70分

掌握程度





教育大数据分析面临的挑战

■ 挑战性问题三:

"难评价"

- 面向个性化教育的信息推荐目标经常与众不同
 - ■并不是简单的匹配用户 (学生) 兴趣或者优化推荐准确率

传统推荐系统 (需求 = 兴趣)

个性化教育推荐 (需求?兴趣)

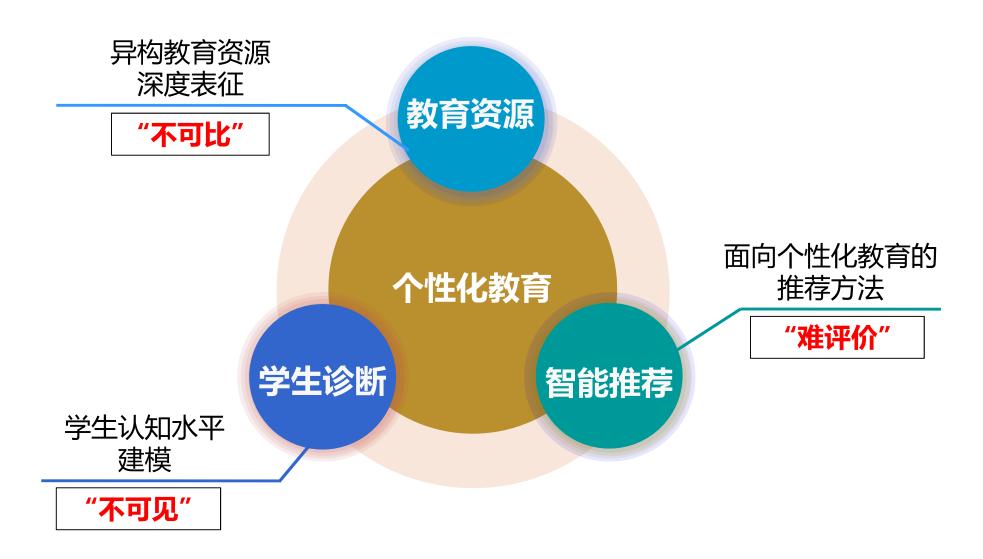








面向个性化教育的大数据分析



1	研究背景
2	教育资源表征方法
3	学生认知水平建模
4	教育推荐系统
5	总结与讨论

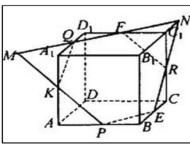


教育资源表征方法研究

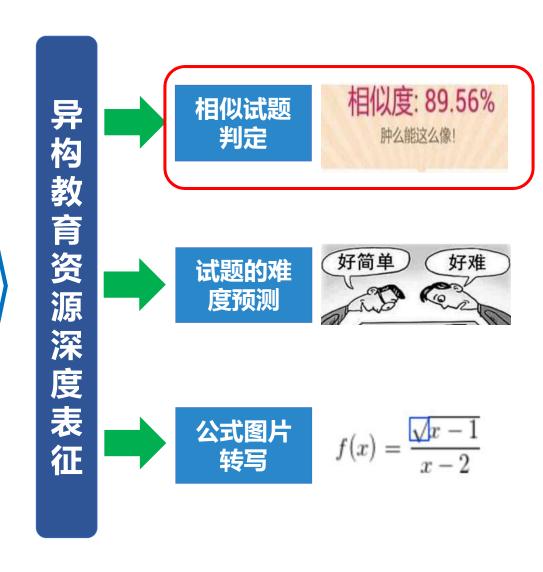
■ 研究思路

(TD) Larry was on another of his underwater expeditions but this time, it was different. He decided to take his daughter along with him. She was only ten years old. "Disuperous areas did not prevent the property of the pro

文本



知识结构





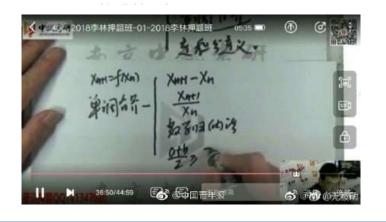
相似试题判定

■ 在线学习系统中

- 千万量级的题目资源
- "以题搜题"模式
- 推荐
-

■ 相似试题检索

考研数学被疑泄题 教育部考试中心:不实





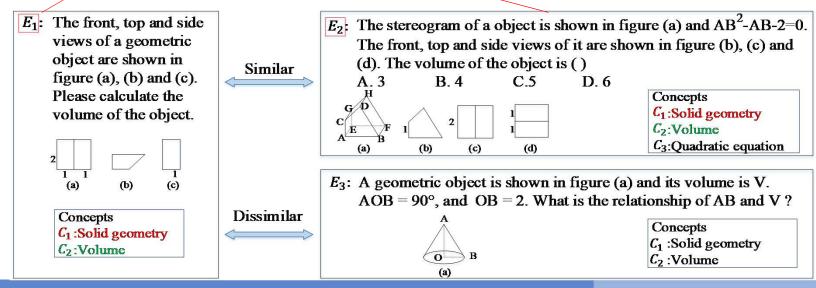


相似试题判定—相似试题定义

■ 遵循教育心理学,相似试题是那些具有相同考察目的的试题

- 具有相同的考查目标
- 如考查相同的能力(计算、抽象能力)、相同的解题方法或技巧、相同的核心的知识点
- 试题考查目的蕴涵于试题的内容信息: 文本、图片、知识

有相同的考察目的

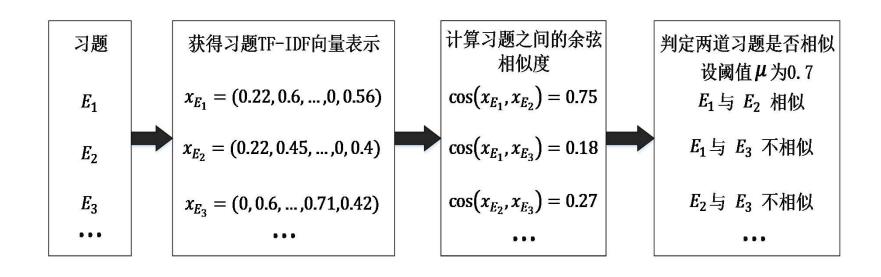




相似试题判定—相似试题定义

■ 向量空间模型 (VSM, Vector Space Model)

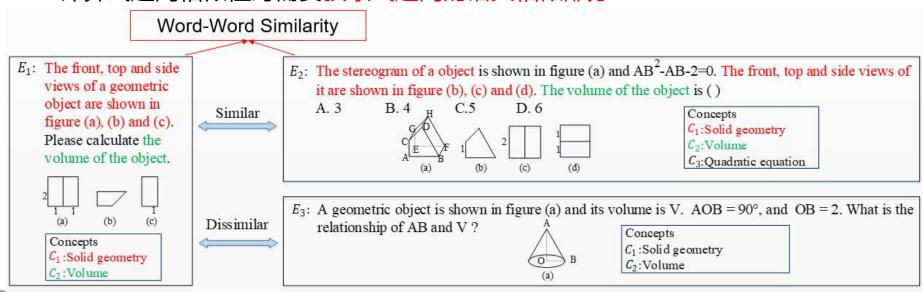
- □ 向量空间模型是一种代数模型,把对文本内容的处理简化为向量空间中的向量 运算,并将其在空间上的相似度表达成语义的相似度
- □ 利用TF-IDF获得试题的向量表示,计算向量的余弦相似度,最后与设定的阈值 比较判定这两道试题是否相似





相似试题判定—挑战

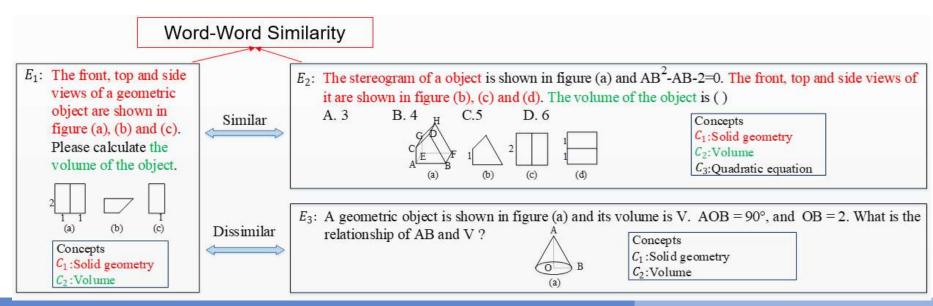
- 1. 试题包含异构数据:文本,图片,知识点
 - 需要利用多模态学习方式整合异构数据理解试题的考查目的和进行语义表示
 - ■传统向量空间模型只能利用文本或知识点信息
- 2. 一个试题中存在文本与知识点的关联、文本与图片的关联
 - 理解一个试题时需要学习文本—知识点、文本—图片的关联
- 3.在"一对相似试题"中,两道试题包含不同的文本描述、图片和知识点
 - 计算试题间相似性时需要获取试题间的语义相似部分





相似试题判定—MANN模型框架

- 以多模态方式处理异构数据,学习每道试题的统一语义表示
- 提出两个注意力机制来捕捉<mark>每道试题</mark>中的文本-图片和文本-知 识点的关联
- 设计相似性注意力机制来测量每个<mark>试题对</mark>中的相似部分及其语 义表示





相似试题判定—MANN模型框架

输入: 试题对 (E_a, E_b)

输出: 试题对的相似性 **Multimodal Exercise Representing Layer Similarity Score Layer Similarity Attention** concatenate $r^{(E_a)}$ E_a **MERL** $h_{att}^{(E_a)}$ $s^{(E_a)}$ similarity full-connect $h^{(E_a)}$ score Unified semantic shared weights $S(E_a, E_b)$ representation Attention Matrix A $h^{(E_b)}$ $S^{(\overline{E}_b)}$ E_{b} **MERL** $h_{att}^{(E_b)}$ $r(E_b)$ 挑战1:多模态方 挑战2:学习文本-挑战3:获取试 式进行试题理解 题间的语义相 知识点、文本-图 和语义表示 片的关联 似部分

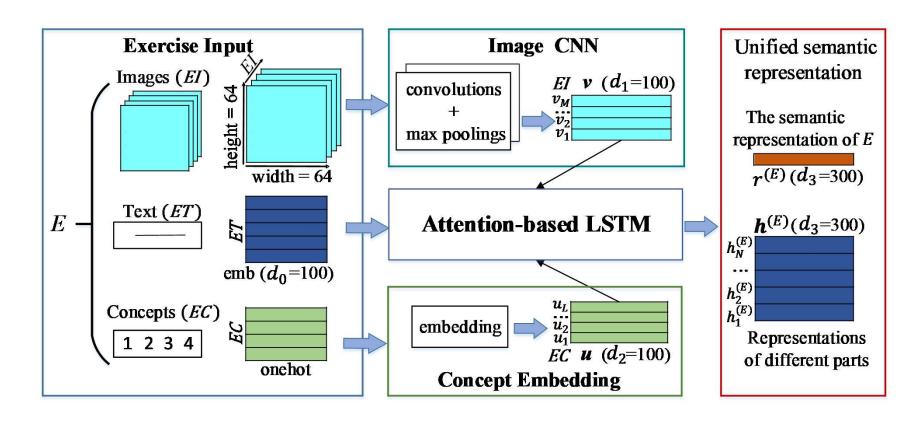


相似试题判定—第一层: MERL

■ 目标:多模态方式结合试题异构数据,学习试题统一的语义表示

■ 试题输入: 图片, 试题文本, 知识标签

 $lacksymbol{\bullet}$ 输出:试题的语义表示 $(r^{(E)}, oldsymbol{h}^{(E)})$

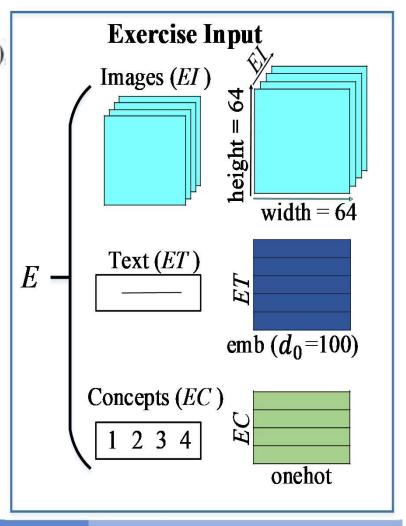




相似试题判定—第一层: MERL

试题输入:

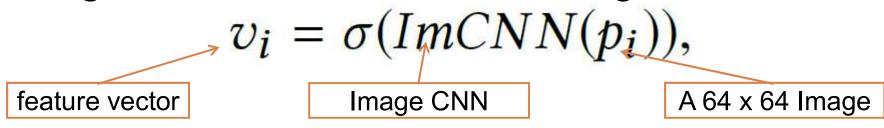
- ➤ 试题文本 (*ET*):
 - > Sequence words: $ET = (w_1, w_2, \dots, w_N)$
 - \triangleright Each word: d_0 -dimensional word2vec
- ➤ 图片(*EI*):
 - A tensor: $EI = (p_1, p_2, \dots, p_M) \in \mathbb{R}^{M \times 64 \times 64}$
 - > Each image: a 64 x 64 matrix
- ➤ 知识标签 (*EC*):
 - ➤ A matrix : $EC = (k_1, k_2, ..., k_L) \in \{0, 1\}^{L \times L_{all}}$
 - Each concept: one-hot vector

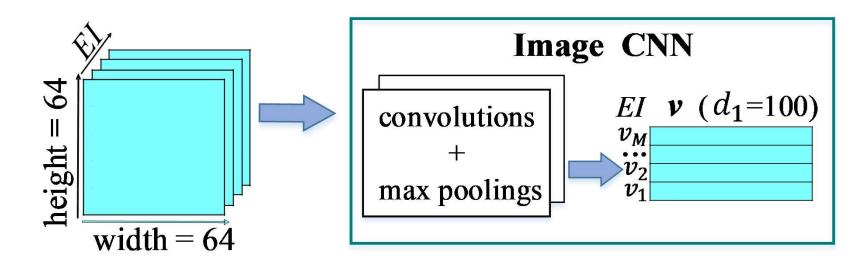




相似试题判定—第一层:MERL

- 试题输入:试题文本,图片,知识标签
- Image CNN
 - > get the feature vector for each image.

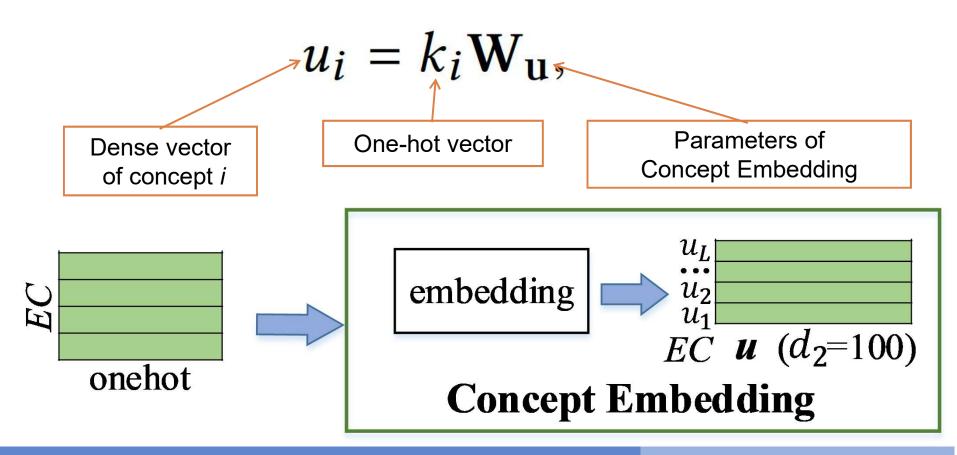






相似试题判定—第一层:MERL

- 试题输入: 试题文本, 图片, 知识标签
- Concept Embedding
 - convert one-hot vectors of concepts into low-dimensions.





第一层: MERL—Attention-based LSTM

■ 利用两个注意力机制学习试题中文本-知识点、文本-图片的关联

■ TCA: 学习文本-知识点关联

■ TIA: 学习文本-图片关联

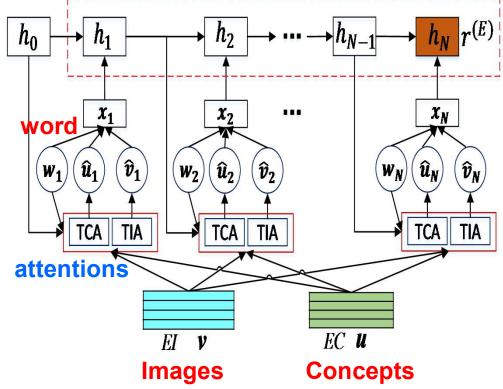
■ TCA建模形式化如下:

$$\hat{u}_t = \sum_{j=1}^{L} \alpha_j u_j, \quad \alpha_j = \frac{\varphi(u_j, w_t, h_{t-1})}{\sum_{i=1}^{L} \varphi(u_i, w_t, h_{t-1})},$$

 $\varphi(u_j, w_t, h_{t-1}) = \mathbf{V_{ac}} tanh(\mathbf{W_{ac}}[u_j \oplus w_t \oplus h_{t-1}]),$

- \hat{u}_t 是词 w_t 对应的关联知识点向量表示
- u_j 是试题的第j个知识点向量表示
- α_j 是第j个知识点与词 w_t 的关联权重

semantic representations of different parts, $h^{(E)}$





相似试题--第二层:试题对之间的Attention

- Similarity Attention
 - ➤ 给定第一层输出的单个试题语义表征,Similarity Attention层用来建模任一试题对中的两道试题(如Ea和Eb)不同部分(如,不同word)之间的相似度
- Attention Matrix A
 - measure the similarity of corresponding parts

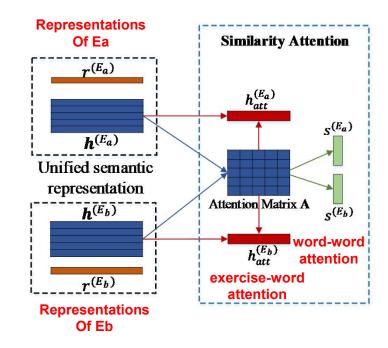
$$A_{i,j} = cos(h_i^{(E_a)}, h_j^{(E_b)})$$
 , $1 \le i \le N_{E_a}$, $1 \le j \le N_{E_b}$

 \triangleright Similarity attention representations $s^{(E_a)}$ and $s^{(E_b)}$

the attention score of the i-th part of Ea
$$s_i^{(E_a)} = \sum_{k=1}^{N_{E_b}} A_{i,k}$$
 $s_j^{(E_b)} = \sum_{k=1}^{N_{E_a}} A_{k,j}$

ightharpoonup Semantic attention representations $h_{att}^{(E_a)}$ and $h_{att}^{(E_b)}$

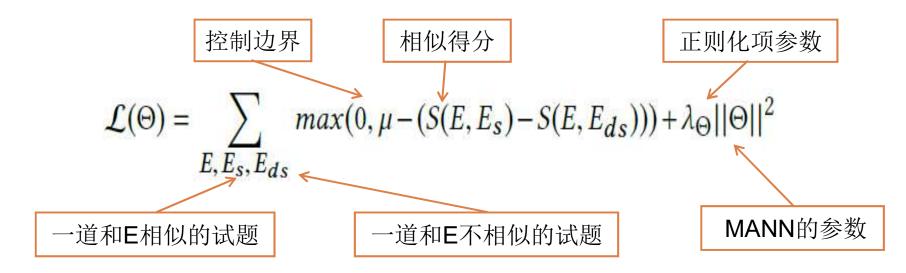
the weighted sum of the semantic representations for each part(word) of Ea
$$h_{att}^{(E_a)} = \sum_{i=1}^{N_{E_a}} A_{i,N_{E_b}} h_i^{(E_a)}, \qquad h_{att}^{(E_b)} = \sum_{j=1}^{N_{E_b}} A_{N_{E_a},j} h_j^{(E_b)}.$$





第三层:输出—训练MANN

■ Pairwise 损失函数



- 其中相似试题 (如 Es) 通过教育专家标注得到
- 不相似试题 (如 Eds) 通过训练集采样得到
 - 随机采样:每次循环,从所有不相似试题集合中采样一批试题
 - 按知识点采样:每次循环,从与E有至少一个相同知识点的不相似试题集合中采样一批试题



相似试题判定—实验数据

■ 实验数据集

- 由iFLYTEK提供,从Zhixue收集
- 包含1,420,727个数学练习

■ 数据集分析

- 平均每道试题有3.84个相似试题
- 每道试题包含约1.61个知识点和3.04个图片
- 大约75%的试题至少包含一个图片
- 99%的试题文本少于200个单词
- 超过55%的有标签试题具有至少1,000道含有相同知识点的试题

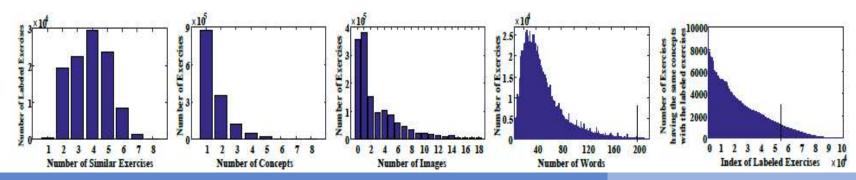


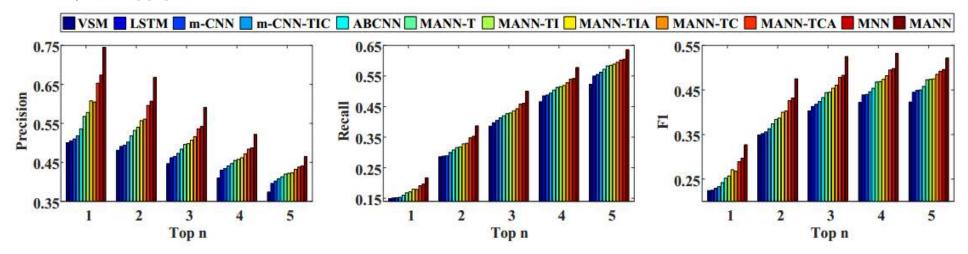
Table 2: The statistics of the dataset.

Statistics	Values
number of exercises	1,420,727
number of exercises having images	1,064,964
number of labeled exercises	104,515
number of similar pairs	401,476
number of similar pairs having the same concepts	174,672
Average similar pairs per labeled exercise	3.84
Average concepts per exercise	1.61
Average images per exercise	3.04



相似试题判定—实验结果

■ 实验结果



- MANN性能最佳,并且MANN的变体也比其他方法表现更好
- MANN-T比ABCNN表现更好,证实了<mark>相似性注意力</mark>测量试题对的相似部分的有效 性
- MANN-TIA优于MANN-TI, MANN-TCA表现优于MANN-TC, 展示了TIA和TCA的有效性
- MANN表现最佳,MNN排名第二,表明通过整合文本,图像和概念,以及进一步 证明TIA和TCA的有效性,它对寻找相似题任务更有效



相似试题判定—实验结果

- 试题 E_a和 E_b 的蓝色框部分(或者红色框,绿色框)语义相似
- 这说明MANN提出的相似性注意 力很好的抓住了试题的相似语义部分,具有很强的解析性

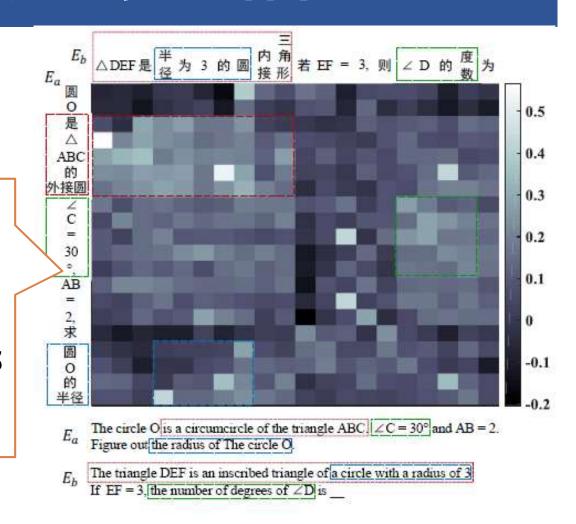


Figure 10: Visualization of the similar parts between two example exercises E_a and E_b .

□ Q. Liu(刘淇), Z. Huang, et al. Finding Similar Exam Questions in Online Education Systems. KDD 2018.

试题难度预测

- 标准化测试 (TOEFL, GRE)
 - □ 规则:考生可以多次考试,选择最高分数作为最终分数(学校申请)
 - □ 公平性保障:要求多次考试的试题的难度具有一致性
- 中国高考测试
 - □ 需要评估试题,以确保试题质量
- 需求: 试题难度 (错答率) 预测
 - □ 预估每一道测试试题的难度
- 现实意义:
 - □ 帮助在线学习系统构造题库,试题标注
 - □ 自动组卷基础,减少人工工作量
 - □ 帮助学生筛选试题,找到合适的学习试题



传统试题难度预测方法

■ 基于教师经验的人工评估方法



存在问题

- 主观性强
- 专家偏好
- 费时费力

■ 教育心理学模型



学生考试记录



简单回归模型

存在问题

- 基于小样本
- 特征少
- 未使用试题文本

[Hontangas et al., EJPA 2000]

试题难度预测

- 大数据时代下:
 - □ 利用试题的题目文本自动化预测试题难度



在线学习系统

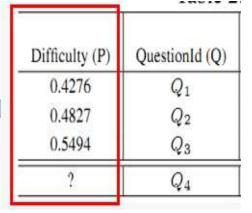


学生做题日志

time, it was different. He decided to take his daughter along with him. She was only ten years old.[...]Dangerous areas did not prevent him from continuing his search. Sometimes, he was limited to a cage underwater but that did not bother him. [...]Already, she looked like she was much braver than had been then. This was the key to a successful underwater expedition. Q1:In what way was this expedition different for Larry? A. His daughter had grown up. B. He had become a famous diver. C. His father would dive with him. D. His daughter would dive with him Q2: Why did Larry have to stay in a cage underwater sometimes? B. To dive into the deep water. C. To admire the underwater view. D. To take photo more conveniently.

机器学习

英语阅读理解



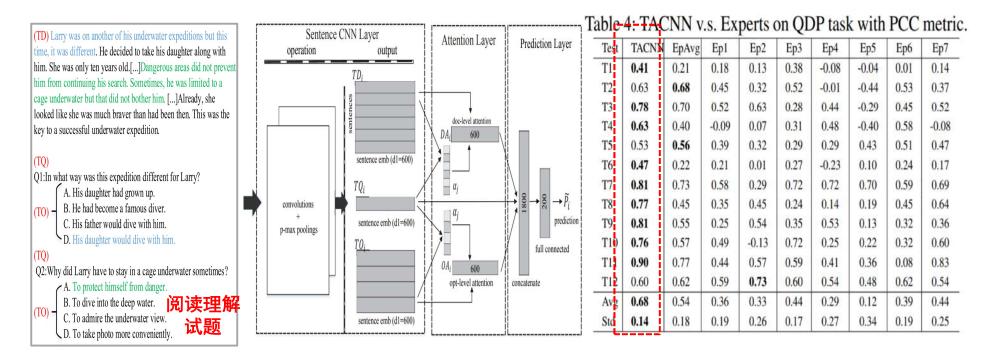
试题难度预测

试题文本描述

记录

研究问题——试题难度预测

构建了结合注意力机制的信息资源深度表征框架,实现了各部分内容(如教育资源的原文、题面、答案等)的统一建模并建立了深层语义的关联,从而提高属性预测的精度



试题难度预测的精度与稳定性均超越人工专家标注结果

□ Z. Huang, Q. Liu(刘淇, 通讯作者), et al. Question Difficulty Prediction for READING Problems in Standard Tests. AAAI 2017.

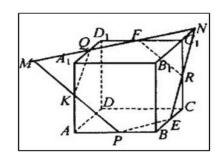


公式图片转写

■ 进一步细化对题目资源的表征:

- 理解试题中的公式所蕴含的语义
- 文本形式有利于资源存储与检索





$$\overrightarrow{b} = (-2, m)$$



 $\operatorname{vec}\{b\}=(-2,m)$

$$f(x) = \frac{\sqrt{x-1}}{x-2}$$



 $f(x) = \frac{x-1}{x-2}$

公式图片

TeX 源码



公式图片转写: 特点与挑战

■ 结构化图片的特点:

- 图片对象结构复杂
- **局部**区域蕴含大量**语义**信息

$$\overrightarrow{b} = (-2, m)$$

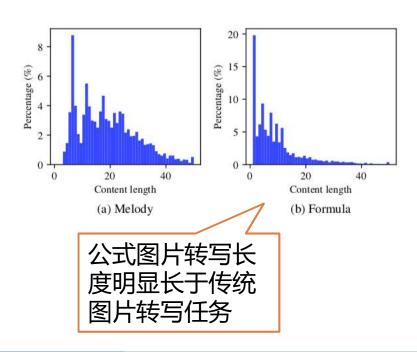
$$\forall$$

■ 较多相似对象干扰

$$f(x) = \frac{\sqrt{x-1}}{x-2}$$

 $f(x) = \frac{x-1}{x-2}$







公式图片识别转写—转写效果

Transcribing Content from Structural Images with Spotlight Mechanics (KDD2018)

结构化图片数据集开放下载:

http://home.ustc.edu.cn/~yxonic/stn_dataset.7z

(b) Formula

Baseline	Testing set percentage			
Daseillie	40%	30%	20%	10%
EncDec	0.405	0.427	0.445	0.451
AttnDot	0.530	0.563	0.600	0.611
AttnFC	0.657	0.701	0.717	0.725
AttnPos	0.716	0.723	0.732	0.741
STNM	0.717	0.726	0.740	0.749
STNR	0.739	0.751	0.759	0.778

预测准确率超过基于 attention的方法

$$g(x) = f(x) + \frac{a}{x}$$

聚焦中心的移动跟随图片结构;模型 跟着聚焦中心的移动转写对应符号

[□] Yu Yin, Zhenya Huang, Enhong Chen, Qi Liu, Fuzheng Zhang, Xing Xie, Guoping Hu, Transcribing Content from Structural Images with Spotlight Mechanics, *KDD 2018*. 2643-2652, 2018.

1	研究背景
2	教育资源表征方法
3	学生认知水平建模
4	教育推荐系统
5	总结与讨论



如何评价一个学生的能力?

传统的评价方法:

- 基于学生成绩的评价方法
- 基于学生排名的评价方法

认知诊断评价方法:

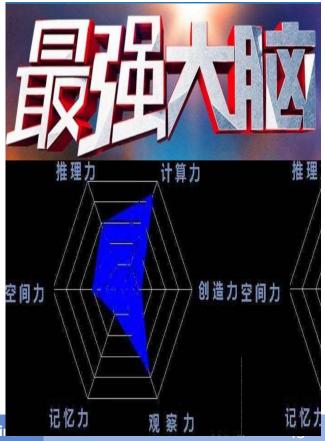
- 结合答题数据和教育心理学方法
- 能够分析学生的知识状态





问题

- 评价粒度粗
- 结果单一
- 没有个性化分析





■ 给定 (输入)

- 得分矩阵 R (包括主客观题)
 - ■R_ji: 学生j在题目i上面的得分
- 教育专家标注的Q矩阵
 - ■q_ik: 指示题目i与知识能力k是否关联

得分矩阵R

1	0	1	2	3	4
0	1	0	0	5	3
0	1	0	1	6	5

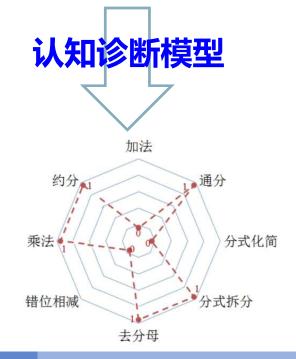
客观题 主观题

Q-矩阵

	一次函数	函数求导	线性规划
试题1	1	0	1
试题2	1	1	0
试题3	0	1	0
试题4	0	0	1

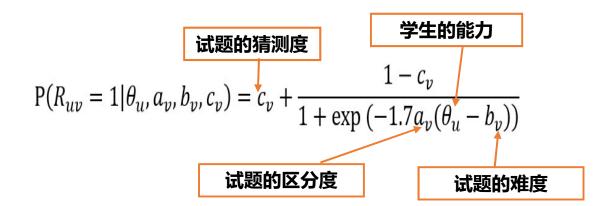
■輸出

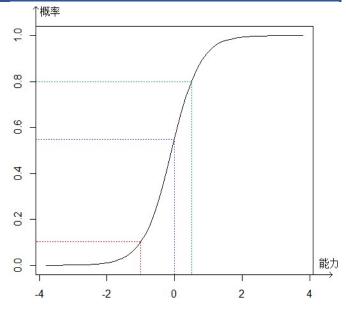
■量化的认知诊断结果





- 传统的认知诊断模型 (CDM)
 - □ 60年代,项目反应理论(IRT)
 - 单技能维度:项目反应函数

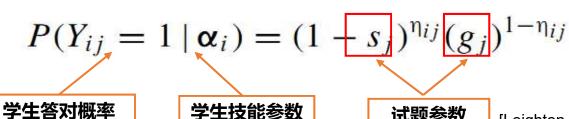




加法

去分母

DINA模型



试题参数

[Leighton et al., 2007, Bello et al. 2006, Torre et al. 2009]

约分和

错位相减

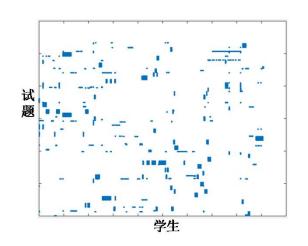
分式拆分

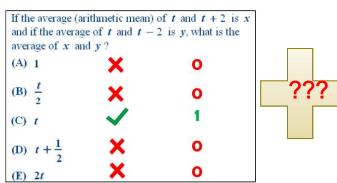
分式化简

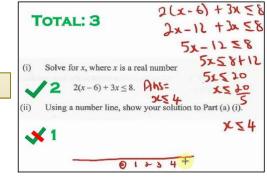
通分



- 传统认知诊断方法基于小样本(多人同题),如何建模大量的稀疏答题数据?
- 传统认知诊断方法针对客观题,如何结合主观题提高认知诊断的精确性?







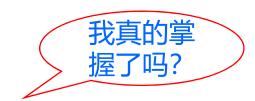
客观题 (选择题)

主观题 (解答题)

■ 如何建模学生解题过程中的粗心、猜测等不确定因素的影响?







此题会,但我粗心了

此题不会,我是猜的

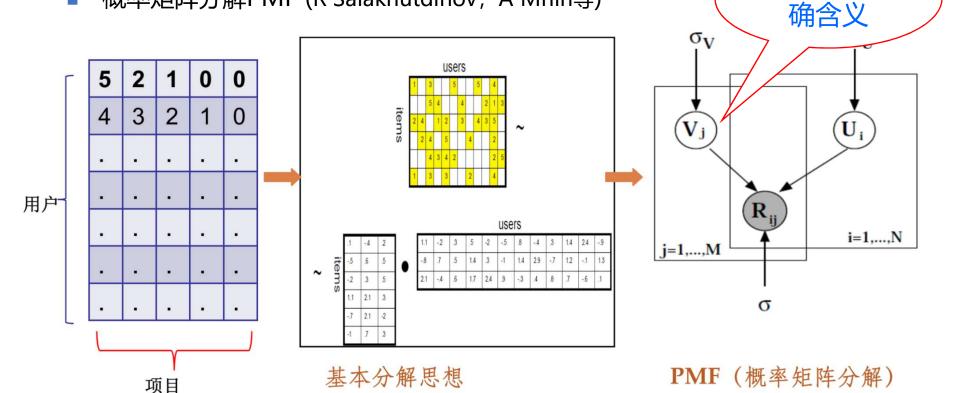


■ 基于机器学习的分析方法

□ 面向得分预测的模型:

■ 概率矩阵分解PMF (R Salakhutdinov, A Mnih等)

 $p(R|U,V,\sigma^2) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M \left[\mathcal{N}(R_{ij}|U_i^TV_j,\sigma^2) \right]^{I_{ij}}$ (点因子无明



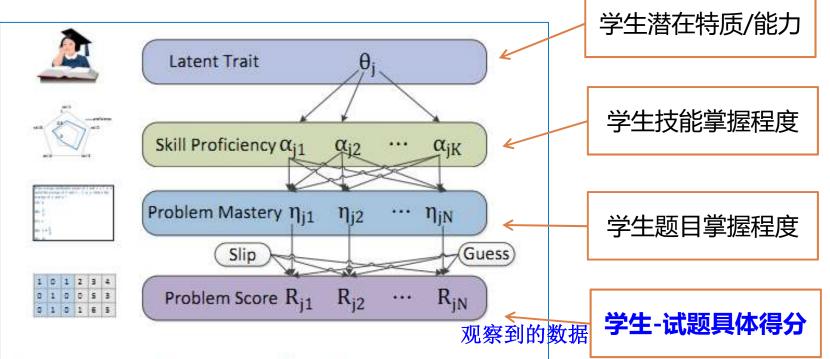
[Salakhutdinov et al., NIPS 2008]



框架:模糊认知诊断模型(四层生成模型)

- 概率化学生技能掌握程度、实现大样本量的、稀疏的答题数据的协同建模
- 结合模糊理论,分别建模客观题与主观题的技能反映模式(多技能反应模式)

■ 考虑学生不确定因素 (粗心"和"猜测")

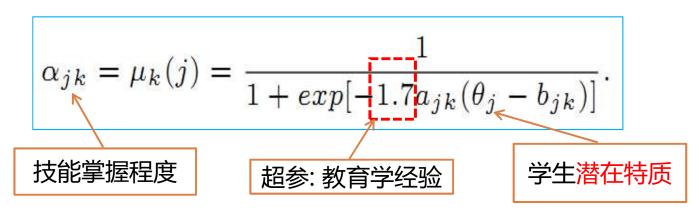


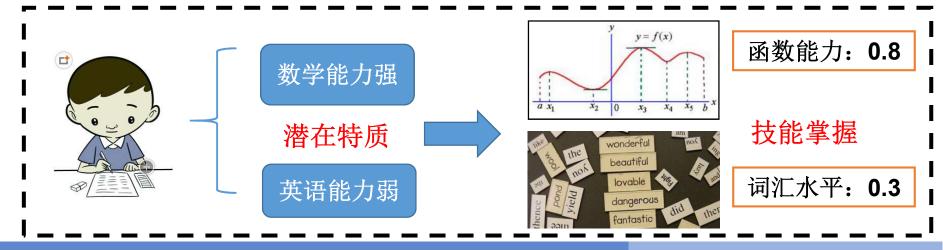
学生认知建模层级



潜在特质层 > 技能掌握层:基于项目反应理论

- 学生技能掌握程度受到潜在特质的影响
- 结合项目反应理论(连续性认知诊断模型),概率化学生技能掌握程度

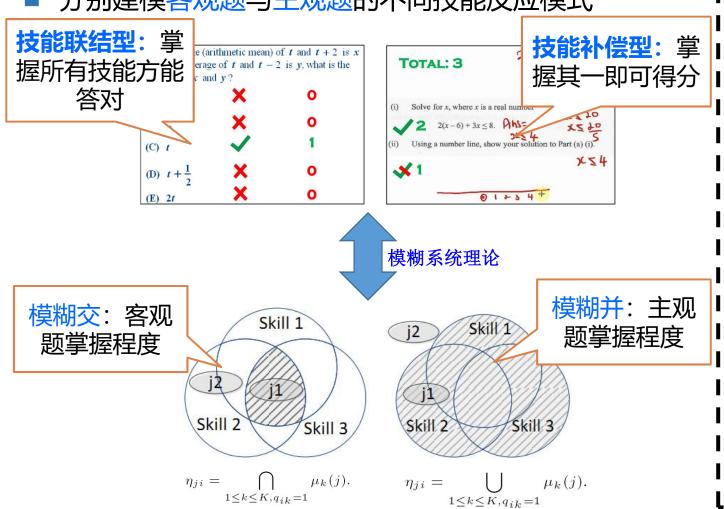


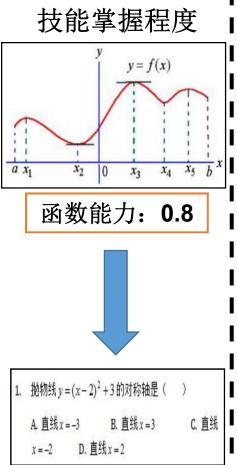




技能掌握层>试题掌握层:面向认知诊断的模糊系统

■ 分别建模客观题与主观题的不同技能反应模式





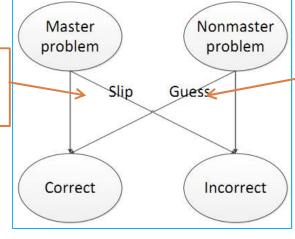
试题掌握: 0.7



试题掌握层→学生试题得分生成

考虑不确定因素"粗心"vs "猜测"

粗心: 胜券在握也 "大意失荆州"



猜测: 东郭先生也 "瞎猫碰死耗子"

客观题(伯努利)

$$P(R_{ji} = 1 | \eta_{ji}, s_i, g_i) = (1 - s_i) \eta_{ji} + g_i (1 - \eta_{ji}).$$
 $P(R_{ji} | \eta_{ji}, s_i, g_i) = \mathcal{N}(R_{ji} | (1 - s_i) \eta_{ji} + g_i (1 - \eta_{ji})], \sigma^2).$ 题(高斯)

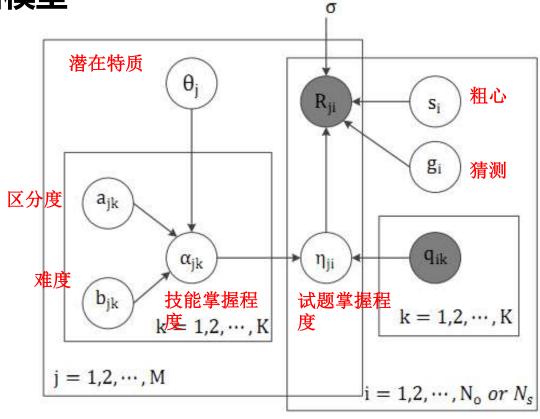
主观题(高斯)

猜测因素





模糊认知诊断模型



参数先验分布

```
\begin{aligned} &\theta_{j} \sim \mathcal{N}(\mu_{\theta}, \sigma_{\theta}^{2}), a_{jk} \sim ln \mathcal{N}(\mu_{a}, \sigma_{a}^{2}), b_{jk} \sim \mathcal{N}(\mu_{b}, \sigma_{b}^{2}); \\ &s_{i} \sim Beta(v_{s}, w_{s}, min_{s}, max_{s}), \\ &g_{i} \sim Beta(v_{g}, w_{g}, min_{g}, max_{g}); \\ &1/\sigma^{2} \sim \Gamma(x_{\sigma}, y_{\sigma}). \end{aligned}
```



实验验证

- 真实学生考试数据
 - ■公开数据集: 分数减法测验
 - ■私有数据集: 高中数学期末考试
- 测试集:
 - 随机选20%、40%、60%、80%答题记录

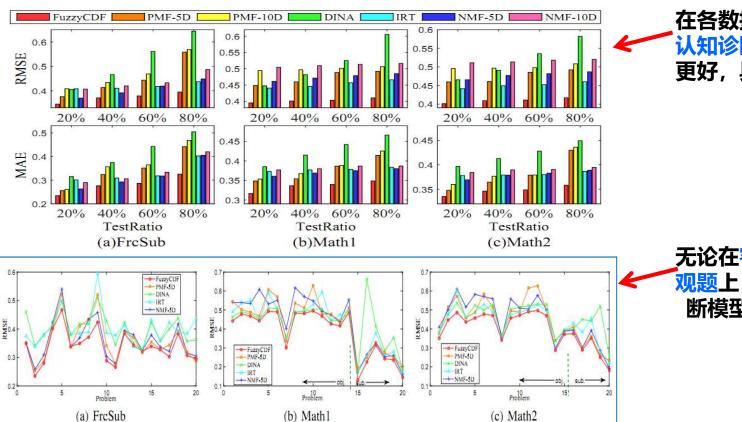
			题目	数量
数据集	学生数量	知识能力种数	客观题数量	主观题数量
FreSub	536	8	20	0
Math1	4,209	11	15	5
Math2	3,911	16	16	4

	理科数学	
一、选择题:在每小题给出的四个选	项中,只有一项符合题目要求(本大题共 10 小	麼,每小題
5分,共50分).	X A W	
1.	$\{x \mid x^2 \leq 4\}, \emptyset M \cap N = \emptyset$	(C)
(A) (1,2) (B) [1,2)	$(x \mid x^2 \leq 4), \text{ MM } \cap N =$ (C) (1,2] (D) [1,2]	
2. 下列函数中,既是奇函数又是增加	2000 图 20	(D)
(A) $y = x + 1$ (B) $y = -x^2$	(C) $y = \frac{1}{x} \bigvee_{A} \langle A \rangle (D) y = x x $	
3. 设 a, b ∈ R, i 是虚数单位,则"	$ab=0$ " 是"复数 $a+\frac{b}{i}$ 为纯虚数" 的	[B]
(A) 充分不必要条件	(B) 必要不充分条件	
(C) 充分必要条件	(D) 既不充分也不必要条件	
4. 已知圆 C : $x^2 + y^2 - 4x = 0$, l	是过点 P(3,0) 的直线,则	[A]
(A) 1与C 相交	(B) / 与C 相切	X, A
(C) 1与C 相离	(D) 以上三个选项均有可能	7/2



得分预测评估

- 对比方法:传统认知诊断方法IRT、DINA,矩阵分解
- 准确度评估标准: RMSE

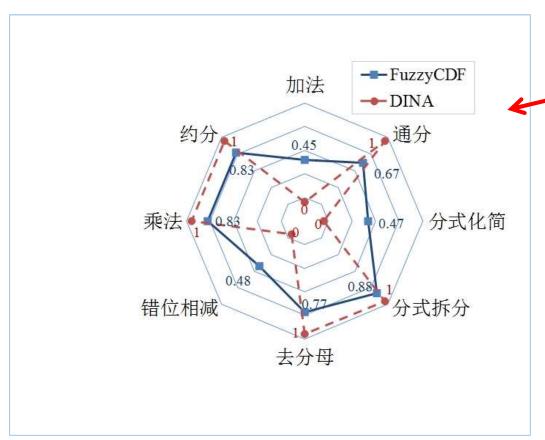


在各数据集上,模糊 认知诊断模型均表现 更好,具有更好的适 应性

无论在客观题还是主 观题上,模糊认知诊 断模型均表现更好

诊断效果评估

■ 比较学生诊断结果解释性和利用价值



- 传统DINA模型只能给出 学生技能掌握的离散结果
 - 模糊认知诊断模型 FuzzCDF能够量化诊断 结果,提供更合理和精细 的诊断信息

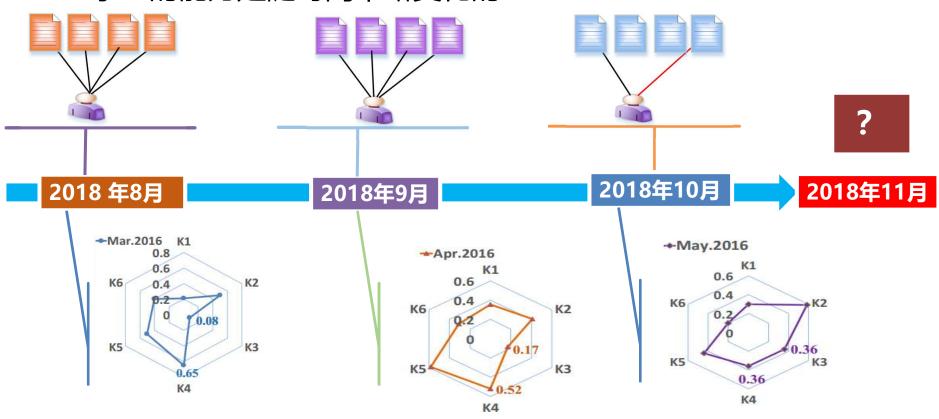
[□] Qi Liu, Runze Wu, Enhong Chen, Guandong Xu, Yu Su, Zhigang Chen, Guoping Hu. Fuzzy Cognitive Diagnosis for Modelling Examinee Performance. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (ACM TIST), 9(4): 48, 2018.



动态认知能力跟踪

■ 学习是一个持续漫长的过程

□ 学生的能力是随时间不断变化的



如何动态捕捉学生能力随时间的变化?

能否预测学生未来的能力?



动态认知能力跟踪——现有模型

■ 知识跟踪模型Bayesian Knowledge Tracing (BKT)

■ 基于隐马尔可夫模型HMM 知识点K的掌握程度

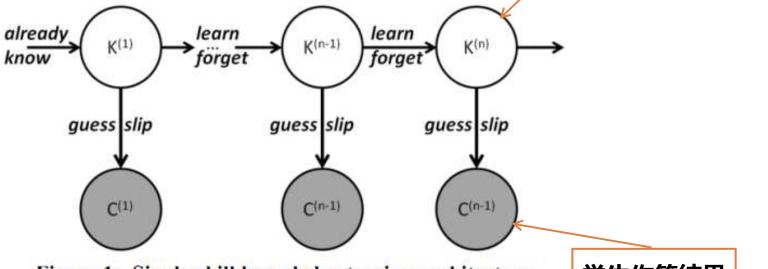


Figure 1: Single-skill knowledge tracing architecture

学生作答结果

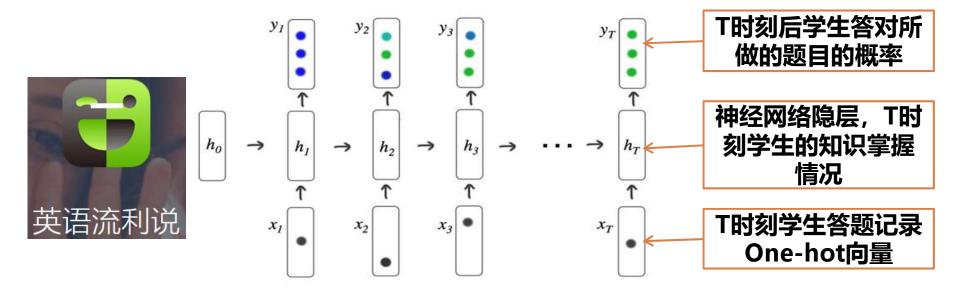
- 模型特点
 - 相同知识点的试题视为相同 vs 考虑试题独立性?
 - 单个知识点追踪建模 vs 多知识点相互关联?
 - 诊断结果是离散的(掌握or没掌握)vs 学生能力程度?

[Corbett et al., 1995]



动态认知能力跟踪——现有模型

- 深度知识跟踪Deep Knowledge Tracing (DKT)
 - □ 针对学生做题序列,利用RNN对学生的技能掌握进行动态建模
 - □ RNN中的隐层向量: 学生的认知能力

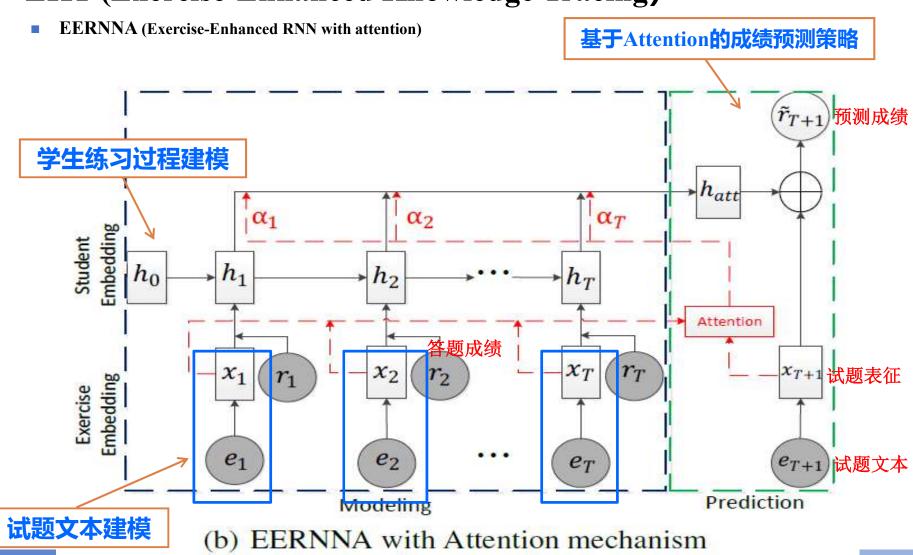


- □模型特点
 - □ 考虑到知识间的相互关联
 - □ 无法区分同一知识点下的不同题目 (不能建模试题的文本信息)

[Piech et al., NIPS 2015]

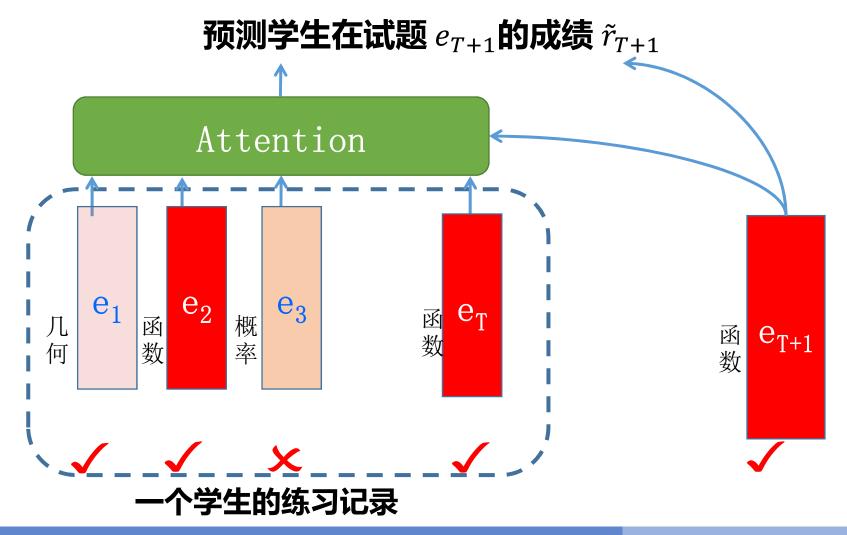


EKT (Exercise-Enhanced Knowledge Tracing)





■ 基于注意力机制的学生成绩预测模型





实验数据集

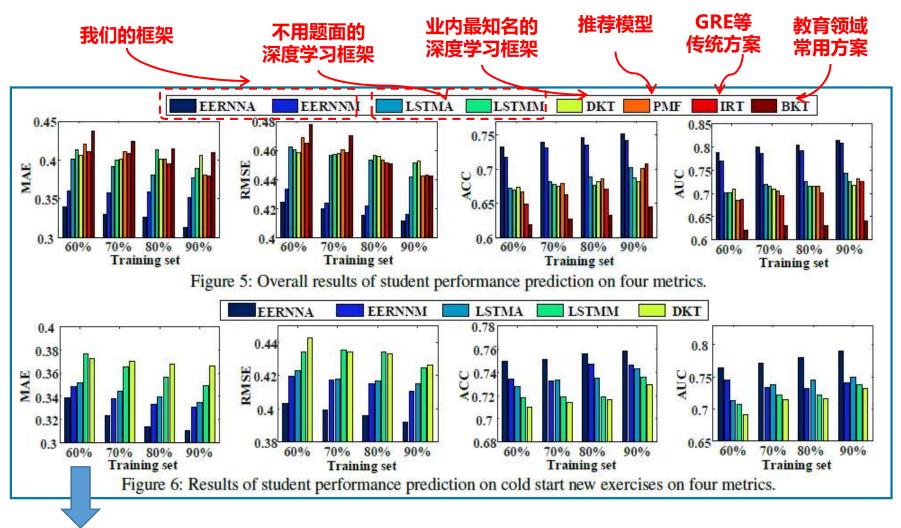
■ 由科大讯飞智学网提供



Table 1: The statistics of mathematics dataset.

Statistics	Original	Pruned
# of records	68,337,149	5,596,075
# of students	110,0726	84,909
# of exercises	1,825,767	15,045
# of knowledge concepts	550	447
Avg. exercises per student	\	65.9
Avg. words per exercise	\	27.3
Avg. knowledge concepts per exercise	\	1.8
Avg. exercises per knowledge concept	\	54.2





冷启动情况下(预测一道从来没有出现在训练集中的题目),我们的方案效果也比较稳定



答题记录

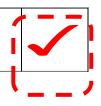
e_1	三角形 ABC 有三个角 A,B,C 和三条边 a,b,c。有		
	边角关系b = 2a cosA,请描述这个三角形的形状。		
e_2	有函数 $f(x) = (ax^2 + bx - 3)/(x - 1)$,并且 x 大于 1。		
	当 a=1 并且 b=3 的时候,函数f(x)的值域为?		
e_3	如果 a, b, c 符合一个等比序列,请问函数f(x) =		
	ax ² + bx + c有多少个零点?		
e_4	四边形 ABCD 中,点 E,F,G,H 在边 AB,BC,		
	CD,DA 上,如果边 EH,FG 交于点 M,以下哪条线		
	将经过点 M?		I
e_5	对于序列 $a_n=2n^2-21n$, S_n 代表该序列的前 n 项和。		!
	请问 n 为多少时 S_n 的值最小?	-	
_		V ++	ontion Scores

预测



Attention Scores

e₂₀ 有两条线 a 和 b。如果 a 平行于 b,并且 b 在平面 C 上,请问线 a 和平面 C 的关系是什么?



□ Y. Su, Q. Liu, Q. Liu, Zhenya Huang, Enhong Chen, et al. Exercise-Enhanced Sequential Modeling for Student Performance Prediction, AAAI 2018.

1	研究背景
2	教育资源表征方法
3	学生认知水平建模
4	教育推荐系统
5	总结与讨论



基于"认知诊断"的试题推荐

针对不同场景的学生个性化试题推荐

- 在个性化教育推荐中,不是推荐越难的试题越好、也不是推荐越简单的试题越好,这和传统的推荐系统有较大的差异
- 根据试题相对于学生的难度,从试题库中为学生推荐个性化试题





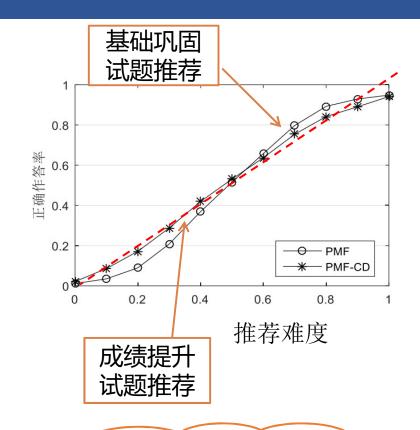
基于"认知诊断"的试题推荐

实验结果

■ 评价指标:

学生实际正答率 = 推荐试题难度 学生做题得分率





按照试题的难度划分推荐等级, 我们方法的预测结果更贴近学 生真实的答题率

- □ 刘淇, 陈恩红, 黄振亚, 苏喻, 胡国平. 面向个性化学习的学生认知能力分析. 中国计算机学会通讯, 2017.
- □ 朱天宇,黄振亚,陈恩红,刘淇等,基于认知诊断的个性化试题推荐方法. 计算机学报,40(1): 176-191,2017年1月.



基于"认知诊断"的试题推荐

第二章 圆锥曲线与方程 - 2.2 椭圆





	表点数型 299 电阻差差数 130
知识点掌握情况	我的错题
● 直线与椭圆的位置关系,取作 掌握程度 班级平均得分率 ● 根据椭圆方程研究其性质 掌握程度 班级平均得分率 ● 椭圆的标准方程的理解及应用 掌握程度 班级平均得分率 ● 椭圆中的中点弦问题 掌握程度 班级平均得分率	为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为 为
● 椭圆的定义及其应用	那么 <i>PF</i> , 是 <i>PF</i> , 的 ()

A 3倍

89%

1. 已知椭圆 $\frac{x^2}{4} + y^2 = 1$, 若此椭圆上存在不同 的两点A、B关于直线y=2x+m对称,求实 数 m 的取值范围()

推荐练习

已答题

2. 若椭圆 $\frac{x^2}{4} + \frac{y^2}{4+k} = 1(k > 0)$ 的两焦点和两 顶点构成一个正方形,则 k = (

3. 设 F_1 、 F_2 为椭圆 $\frac{x^2}{9} + \frac{y^2}{5} = 1$ 的两个焦 点,点P在椭圆上,若线段 PF_1 的中点在 y 轴上,则 $\frac{|PF_2|}{|PF_1|}$ 的值为()

4. 已知椭圆C: $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 (a > b > 0)$ 离心 率 $\frac{1}{2}$, 长轴长为4. 若直线l: y=kx+m与 椭圆 C 交于A、B两点, $S_{\land AOB} = \sqrt{3}$,O为 原点, $k_{OA} \cdot k_{OB}$ 为定值, 此定值为()

B 4倍

C 5倍

D 7倍



面向协同学习的学友推荐

协同学习分组

- 协同学习(Collaborative Learning): 通过学习(友)小组的形式组织学生进行学习的一种教学应用
- 学习小组: 一般5 8人
- 目标:将学生进行分组,将班内所有学生分入若干个组中,组内学生通过相互交流、讨论,达到学业水平提升







面向协同学习的学友推荐

传统协同学习分组方式及存在的问题

■ 人工选择

■ 学生自助构建:容易聚集相似的学生、难以达到分组学习目的

■ 教师主导推荐:分配效率低,难以保证分配效果

■ 自动生成

■ 基于模拟特征的分组研究缺乏分组效果的验证

■ 基于学生得分特征, 粒度过粗, 无法分析学生技能掌握水平

挑战:

■ 如何选择更适宜的特征描述学生状态?

■ 如何根据不同的优化目标,设计协同学习分组

■ 学生差异最大

■ 分组收益最优

提出一种基于学生 认知水平的协同学 习推荐框架

[Agrawal et al., KDD 2014]



面向协同学习的学友推荐

协同学习推荐性能评估(调查问卷)

数据集:

学	生数	技能数	试题数
3	907	16	12

■ **评价标准**: 命中率 (HR)

■ 三类对比特征

■ 试题原始得分

■ DINA: 二元技能掌握程度

■ 认知诊断: 概率化技能掌握程度

特征	HR
学生得分	0.066
二元技能掌握程度	0.267
概率化技能掌握程度	0.667

认知诊断得到的技能掌握程度作为特征构建的学 习小组,准确率效果最好

协同学习分组效果调查

老师保好

协同学习就是在教学上运用小组,使每一个小组成员不仅能够提升自己,还能够帮助组里 其他同学。以全组每一个同学都学好为目标,达到"1+1>2"的效果。

在这种数学模式中, 学生的差别将发挥积极的作用。所以, **难想的分组要考虑学生之间的** 差别, 禁足"组内差异性"的原则。为了使组内差体收益最大, 一个组内的学生应尽量处于各种不同的层水。

一个好的分组应具有各个分数段、各个成绩层次的学生,以促进各层次学生的学习; 者一个分级只有中差层次的学生或好差两级分化严重。将不利于学生提升能力。

根据上学期期末考试的数学成绩,我们使用了不同的分组方式得出了三种分组结果。如下, 我们对每种结果抽取了三个组,并已打乱顺序。请您对分组的效果进行评估并从中选择3个 您认为比较合理的分组。十分感谢!

姓名	得分	排名
'学生 A'	109	6
'学生 B'	87	19
'学生 C'	81	27
'学生 D'	72	37
'学生 E'	61	49
()	

姓名	得分	排名
'学生F'	99	10
'学生 G'	86	21
'学生 H'	73	34
'学生!'	72	39
'学生」'	54	52
()	

姓名	得分	排名
'学生 K'	98	11
'学生 L'	98	12
'学生 M'	87	18
'学生 N'	65	44
'学生 0'	61	48
)	

姓名	得分	排名
'学生'P	111	3
'学生 Q'	87	18
'学生 R'	76	31
′学生5′	68	42
'学生 T'	51	54
1	A	

姓名	得分	排名
'学生 U'	72	35
'学生 V'	72	38
'学生 W'	63	46
'学生 X'	61	47
'学生 Y	54	52

姓名	得分	排名
'学生 Z'	98	12
'学生1'	95	13
'学生 2'	74	33
'学生3'	61	48
'学生 4'	59	50
- (3	

姓名	得分	排名
'学生 5'	99	10
'学生 6'	98	11
'学生プ	80	29
'学生 8'	73	34
'学生 9'	61	47

姓名	得分	排名
'学生 10'	84	24
'学生11'	83	26
'学生 12'	80	29
'学生13'	68	42
'学生 14'	64	45
19		

姓名	得分	排名
'学生 15'	104	8
'学生16'	86	20
'学生17'	72	35
'学生 18'	63	46
'学生19'	52	53
- ()	



大数据个性化精准教学联合实验室



1	研究背景
2	教育资源表征方法
3	学生认知水平建模
4	教育推荐系统
5	总结与讨论



总结: 教育大数据分析

- 教育信息化的发展
 - 传统教育情境的信息化
 - 教育模式在线扩展
 - 新兴网络学习模式和资源

全面感知的校园环境,协同高效的校园治理个性互动的校园学习,轻松便捷的校园生活无微不至的家校沟通

数字化校 园

智能辅导系统

在线学习平台

■ 教育从"线下" 走向"线上" 从"人工" 走向"智能"

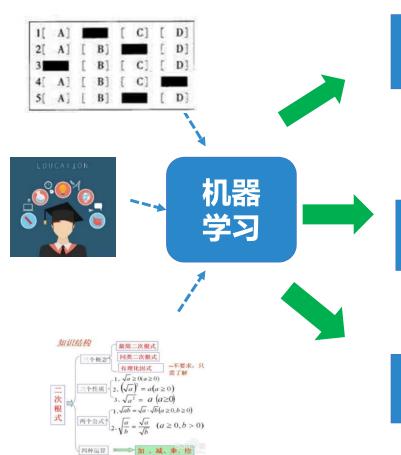






面向个性化教育的大数据分析

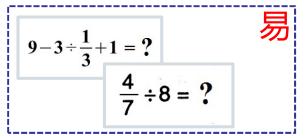




学生认知水 平建模



教育资源的 表征



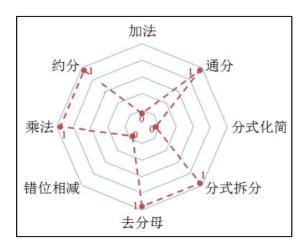
个性化教育 推荐

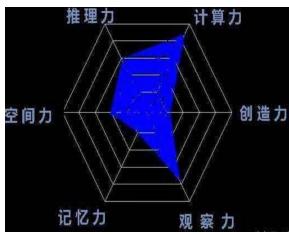




讨论: 学生认知画像及其应用

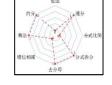
- 显式能力→隐式特征挖掘
 - 创造力、情感、价值观等的量化





- 融合能力水平的匹配推荐
 - 竞技场景推荐合适的项目或对手

能力建模(能做什么)



٠

兴趣建模(想做什么)





匹配(matchup)推荐

[Chen et al., KDD 2016]





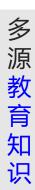




讨论:多源教育知识的抽取与融合

- 建立关联结构,提高个性化教育的可解释性
 - 多源教育知识的抽取
 - 大规模教育知识的融合
 - 教育知识图谱的构建





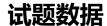


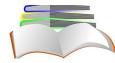


试题中的概 念抽取



知识对齐







课本中的知 识抽取





教育知识图谱

课本数据







百科中的网 页抽取

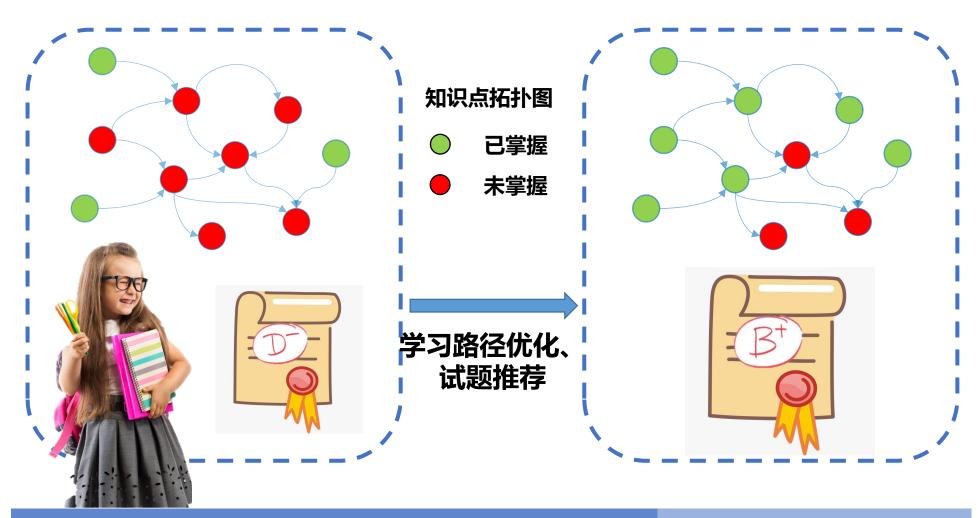


知识融合



讨论: 学习路径优化和推荐

如何为学生找到最高效的学习方案? ——学习路径优化与个性化试题推荐





- Qi Liu, Runze Wu, Enhong Chen, Guandong Xu, Yu Su, Zhigang Chen, Guoping Hu, Fuzzy cognitive diagnosis for modelling examinee performance. ACM TIST, 2018, 9(4): 48.
- Qi Liu, Zai Huang, Zhenya Huang, Chuanren Liu, Enhong Chen, Yu Su, Guoping Hu, Finding Similar Exercises in Online Education Systems, KDD2018:1821-1830.
- Yu Yin, Zhenya Huang, Enhong Chen, Qi Liu, Fuzheng Zhang, Xing Xie, Guoping Hu, Transcribing Content from Structural Images with Spotlight Mechanics, KDD2018: 2643-2652.
- Zhenya Huang, Qi Liu, Enhong Chen, Hongke Zhao, Mingyong Gao, Si Wei, Yu Su, Guoping Hu. Question Difficulty Prediction for READING Problems in Standard Tests, AAAI2017:1352-1359.
- Yu Su, Qingwen Liu, Qi Liu, Zhenya Huang, Yu Yin, Enhong Chen, Chris Ding, Si Wei, Guoping Hu, Exercise-Enhanced Sequential Modeling for Student Performance Prediction, AAAI2018, 2435-2443.
- Yuying Chen, Qi Liu, Zhenya Huang, Enhong Chen, Le Wu, Runze Wu, Yu Su and Guoping Hu. Tracking Knowledge Proficiency of Students with Educational Priors, CIKM2017, 989-998.
- Runze Wu, Guandong Xu, Enhong Chen, Qi Liu, Wan Ng. **Knowledge or Gaming? Cognitive Modelling Based on Multiple-Attempt Response**, **WWW2017 Companion**, 20(2): 417-435.
- Runze Wu, Qi Liu, Yuping Liu, Enhong Chen, Yu Su, Zhigang Chen, Guoping Hu, Cognitive Modelling for Predicting Examinee Performance. IJCAI2015: 1017-1024.
- Yuping Liu, Qi Liu, Runze Wu, Enhong Chen, Yu Su, Zhigang Chen, Guoping Hu. Collaborative Learning Team Formation: A Cognitive Modeling Perspective. DASFAA2016: 383-400.
- Qi Liu, Enhong Chen, Hui Xiong, Yong Ge, Zhongmou Li, and Xiang Wu. A Cocktail Approach for Travel Package Recommendation. IEEE TKDE, 26(2): 278-293, 2014.
- 刘淇,陈恩红,黄振亚,苏喻,胡国平. **面向个性化学习的学生认知能力分析**. 中国计算机学会通讯



- Hontangas, P.; Ponsoda, V.; Olea, J.; and Wise, S. L. 2000. The choice of item difficulty in self-adapted testing. European Journal of Psychological Assessment 16(1):3–12.
- Di Bello, Louis V., Louis A. Roussos, and William Stout. **31A Review of cognitively diagnostic assessment** and a summary of psychometric models. Handbook of statistics 26 (2006): 979-1030
- De La Torre, Jimmy. **DINA model and parameter estimation: A didactic**. Journal of Educational and Behavioral Statistics 34.1 (2009): 115-130
- Corbett, A. T.; Anderson, J. R. (1995). "Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge". User Modeling and User-Adapted Interaction. 4 (4): 253–278.
- Agrawal, R., Golshan, B., Terzi, E.: Grouping students in educational settings. In: SIGKDD, pp. 1017–1026. ACM (2014)
- Chen, S., & Joachims, T. Predicting Matchups and Preferences in Context. In SIGKDD, 2016.
- Cen, Hao, Kenneth R. Koedinger, and Brian Junker. "Is Over Practice Necessary?-Improving Learning Efficiency with the Cognitive Tutor through Educational Data Mining." Frontiers in Artificial Intelligence and Applications 158 (2007): 511.
- Pavlik, Philip I., Hao Cen, and Kenneth R. Koedinger. "Performance Factors Analysis--A New Alternative to Knowledge Tracing." 14th International Conference on Artificial Intelligence in Education. Vol. 2009. No. 1. 2009.



- Salakhutdinov R, Mnih A. **Probabilistic Matrix Factorization**[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. 2007:1257-1264.
- Piech C, Bassen J, Huang J, et al. **Deep knowledge tracing**[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2015: 505-513.
- González-Brenes, J. P., Yun Huang, and Peter Brusilovsky. "General features in knowledge tracing: Applications to multiple subskills, temporal item response theory, and expert knowledge." Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining (accepted, 2014). 2014.
- J. P. Gonzalez-Brenes, Y. Huang, and P. Brusilovsky. General features in knowledge tracing to model multiple subskills, temporal item response theory, and expert knowledge. In Proc. EDM, 2014.
- Klingler, Severin, et al. "On the Performance Characteristics of Latent-Factor and Knowledge Tracing Models." EDM, 2015
- Khajah, M., et al. "Integrating Latent-Factor and Knowledge-Tracing Models to Predict Individual Differences in Learning." Proceedings of the Seventh International Conference on Educational Data Mining. 2014.
- Zhuoxuan Jiang, Yan Zhang, Chi Liu and Xiaoming Li. "Influence Analysis by Heterogeneous Network in MOOC Forums: What can We Discover?." EDM, 2015.





谢谢!

实验室主页: <u>http://bigdata.ustc.edu.cn/</u>

个人主页: http://staff.ustc.edu.cn/~qiliuql/