

文章编号: 1000-5862(2021)05-0452-08

基于模糊认知诊断模型的学生认知状态研究

张玉柳¹ 赵波^{1*} 陶金洪²

(1. 云南师范大学信息学院, 云南 昆明 650500; 2. 东北师范大学信息科学与技术学院, 吉林 长春 130024)

摘要: 教育信息化时代, 对个体特征进行精准化的分析成为个性化学习与因材施教的关键。基于不同民族学习群体的认知特点, 该文以云南省某高校 1 286 名汉族学生和 715 名少数民族学生 2019 年“高等数学”课程成绩为例, 运用模糊认知诊断框架结合 4 参数 Logistic 模型, 对少数民族和汉族学生的认知状态进行研究。研究表明: 模糊认知诊断方法能够精准、有效地分析出个体的认知状态, 在“高等数学”课程学习中, 汉族学生与少数民族学生不同知识点方面上的认知差异有所不同。因此, 考虑学生在学习过程中的认知状态, 有利于尊重不同学生的认知差异, 进而为个性化学习与精准教学奠定基础。

关键词: 项目反应理论; 模糊认知诊断; 4 参数 Logistic 模型; 个性化学习

中图分类号: B 841; G 434 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2021.05.02

0 引言

随着教学迈入数据驱动时代, 实现对学习者外显行为和内隐状态精准化的表示与计算是在教育数据挖掘中的研究重点^[1]。应用科学方法分析学生的学习行为数据, 是成功开展“因材施教”的前提。但是, 在教育领域中, “优、良、中、及格、不及格”的“5 分等级制”常常被用来评价学生的学习情况及教师的授课效果。该评价方法的粒度较粗, 对学生知识点的掌握程度缺乏深入地挖掘和分析。具有相同评分等级的学生往往有着不同的认知状态, 其认知水平和能力等均具有隐含、易变的特性, 不能直接从成绩记录中得出学生的真实掌握情况。建构主义理论认为: 学生是信息加工的主体, 是意义的主动建构者^[2]。在对学生成绩的分析中, 关键是要发现学生是否建构或完善自己的认知结构。但大多数研究没有考虑到学生在学习过程中的认知状态, 因而无法对学生进行精确的“因材施教”。因此, 亟需通过科学的方法精准解读学生的认知状态。

目前大数据引起的知识泛化, 使传统教学难以适应学习者个性化需求。顺应数据驱动的发展趋向, 个性化学习成为智慧教育发展的重要方向。实现个

性化学习的前提是对学生的认知状态进行诊断。认知诊断是一种建立在现代认知心理学、心理计量学、现代统计数学和计算机科学的基础上, 并以认知为核心的一种教育测量方法^[3]。但是, 传统的认知诊断模型只能较好地分析试题中的客观题, 无法精确地从主观题中诊断出学生的认知状态。模糊认知诊断模型^[4] (Fuzzy cognitive diagnosis framework, Fuzzy-CDF) 提升了在主观题方面诊断学生认知状态的准确率。许多研究者对少数民族学生的学习特征进行了调查和实证研究, 研究表明: 学生由于受自身背景的影响, 具有不同的学习特征和认知差异, 影响着他们的数学学习^[5]。云南省为少数民族群居地区。因此, 本文以云南省某高校 2019 级多个专业学生的“高等数学”课程成绩为例, 采用 FuzzyCDF 对学生进行诊断, 精确剖析学生的认知状态和差异。对于学生认知状态的分析研究, 有利于教师和教育研究者掌握学生的个体差异, 更好地促进因材施教。

1 试题评估

以云南省某高校 2019 级多个专业“高等数学”课程试题为研究对象, 其中汉族学生 1 286 人, 少数民族学生 715 人, 共获取有效试卷 2 001 份。试题总

收稿日期: 2021-02-16

基金项目: 国家自然科学基金(61967015), 云南省高等学校本科教学改革课题(JG2018060)和云南师范大学 2020 年度研究生科研创新基金资助项目。

通信作者: 赵波(1963—), 女, 山西阳城人, 教授, 博士生导师, 主要从事个性化学习和知识工程的研究。E-mail: ykzb63@126.com

分 100 分,其中填空题 30 分,选择题 10 分,应用题 60 分.客观题包括“函数”“极限”“函数求导”“不定积分”“定积分”等知识点;主观题包括“极限运算”“函数求导”“不定积分”“定积分”等知识点.

1.1 可靠性分析

利用 SPSS 软件进行信度分析和效度分析,试题的信度为 0.866,效度为 0.703,这说明该试题的信度、效度对学校考试而言比较好。

1.2 差异性分析

对 1 286 名汉族学生和 715 名少数民族学生在客观题上的“函数”“极限”“函数求导”“不定积分”“定积分”等知识点进行对应的独立样本 t 检验,其检验结果概率值均大于 0.05. 由此可知,在客观题方面,少数民族学生和汉族学生的知识掌握程度在统计学意义上没有显著差异.

对在主观题上的“极限运算”“函数求导”“不定积分”“定积分”等知识点进行对应的独立样本 t 检验. 检验结果显示: 除导数概念和高阶导数的检验结果概率值分别为 0.04 和 0.05 外, 其他知识点的检验结果概率值均接近或小于 0.01. 由此可知, 在主观题方面, 少数民族学生和汉族学生的知识掌握程度在统计学意义上存在着显著的差异.

2 研究设计与分析

学生是教育数据挖掘研究中的主体,如何根据教育过程中产生的大量学生行为数据,对学生的认知状态进行建模是教育领域的重点研究方向.在教育测量方面,大多数相关研究围绕认知诊断开展.认知诊断能够为教师或者教育研究者提供精确的学生认知掌握情况,被应用于许多教育领域的相关应用中,受到了许多研究者的普遍关注.认知诊断(Cognitive Diagnosis)建立在现代统计数学、心理计量学、现代认知心理学和计算机科学的基础上,对学生的认知过程进行诊断评估.认知诊断模型(Cognitive Diagnosis Models, CDMs)是指能够对个体内部心理过程进行测量、具有诊断功能的一种心理计量模型.

2.1 模型框架设计

学生的作答表现是其与试题交互的结果,在一份考卷中试题往往有多种题型,如何结合学生在客观题和主观题上的作答行为实现学生的认知建模成为教育测量的研究重点.主观题的答案具有开放性,仅凭猜测难以完整回答.因此,主观题有利于考查学生的思维创新、语言表达等综合能力,比客观题更能

全面地评价学生的实际认知状态. 由于传统的 CDMs 不能精确地从主观题方面对学生进行诊断, 所以吴润泽等^[4]提出了一种模糊认知诊断模型 (FuzzyCDF). 大量的实验结果表明: FuzzyCDF 相比传统的 CDMs 提升了在主观题方面的诊断精度. 如图 1^[4]所示, FuzzyCDF 对学生诊断过程如下: 首先, 从学生的潜在特质开始, 结合模糊集理论^[6]精确表示学生的知识能力水平, 而不是简单地将其分类为熟练或不熟练; 然后, 结合教育心理学中的联结型和补偿型假设, 对学生在主观题和客观题上的知识点掌握程度进行建模; 最后, 考虑学生在考试过程中受到猜测、失误因素的影响, 估算出学生的试题作答真实得分, 完成对学生认知状态的评估.

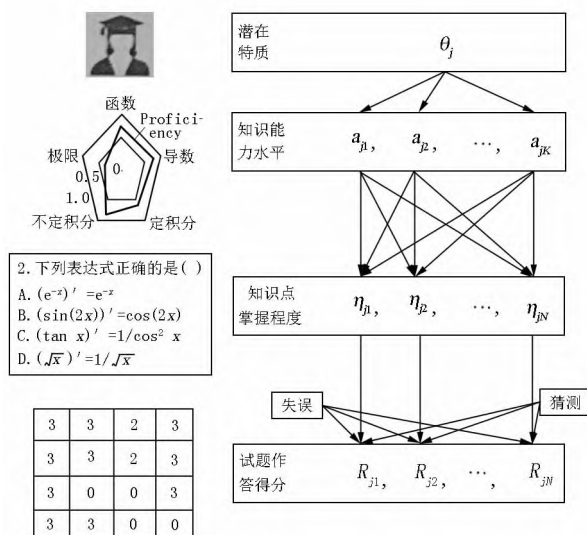


图 1 模糊认知诊断框架

FuzzyCDF 是一种 4 层认知建模生成模型,能够自上而下地逐层分析学生的知识能力水平、知识点掌握程度以及消除失误和猜测因素后得到的学生作答真实得分. 由于 FuzzyCDF 采样估计参数较多、计算具有高复杂性, 所以本文在 FuzzyCDF 前 3 层的基础上结合 IRT 中的 4 参数 Logistic 模型^[7-8], 精确测量学生的认知状态. 4 参数 Logistic 模型包含难度、区分度、猜测和睡眠参数. 睡眠参数是指在测验中存在失误答题的现象, B. D. Wright^[9] 将其称为睡眠现象, 出现这种现象的原因可能有粗心、焦虑、压力过大等因素. 因此, 将 FuzzyCDF 中的失误参数等同于睡眠参数, 使用 R 中的 `sirt` 软件包进行数据的拟合^[10].

2.2 模型可靠性分析

为了验证 FuzzyCDF 的可靠性,文献[11]比较了3种经典认知评估任务(预测考生表现、失分和猜测检测、认知诊断可视化)的表现.其中,在预测

学生表现任务中,研究人员对比了 FuzzyCDF 与其他经典方法(IRT^[12]、DINA^[13]、PMF^[14]、NMF^[15])的预测性能,在 3 个实际的数据集(FrcSub、Math1、Math2)上进行实验.实验结果如表 1 所示^[11],Fuzzy-CDF 表现最佳(t 检验结果也显示 FuzzyCDF 相对于其他方法的 p 值小于 0.001).结合教育假设,Fuzzy-CDF 优于 PMF 和 NMF.从模糊量化的角度分析学生,FuzzyCDF 优于 IRT 和 DINA.综上所述,Fuzzy-CDF 可以更准确地捕获应试者的表现.

表 1 预测考生表现任务

数据集	FuzzyCDF	PMF	DINA	IRT	NMF
FrcSub	111.26	0.14	11.19	1.77	0.070
Math1	885.63	1.27	239.56	78.87	0.344
Math2	1 096.00	1.13	6 184.21	68.14	0.256

在 4 参数 Logistic 模型方面,D. J. Hessen^[16]、戴

海崎等^[17]、简小珠等^[18]、K. Rulison 等^[19]研究表明:4 参数 Logistic 模型能够提高估计结果的准确性,有效纠正学生能力被低估、高估的现象.因此,在 FuzzyCDF 前 3 层的基础上结合 4 参数 Logistic 模型精确测量学生的认知状态,研究结果更可靠.

2.3 认知属性与 Q 矩阵

认知属性的确定是认知诊断的关键环节,“高等数学”试题共包含函数、极限、导数、不定积分、定积分共 5 个分测验,主要诊断学生的计算能力、表述论证能力、逻辑推理能力以及依据实际情境解决问题的能力.结合《高等数学》课程标准和考试大纲共分解出 15 个认知属性,属性来源于同济大学数学系编写的《高等数学》(第 7 版上册)教材.通过该领域教师经验标定试题与所考查知识点的关系可得客观题与主观题的 Q 矩阵(见表 2 和表 3).

表 2 客观题 Q 矩阵

测验	集合 (A_1)	函数 关系 (A_2)	初等 函数 (A_3)	运算 法则 (A_4)	重要 极限 (A_5)	函数的 连续性 (A_6)	导数 概念 (A_7)	高阶 导数 (A_8)	微分 (A_9)	不定积 分性质 (A_{10})	不定积 分公式 (A_{11})	常用积 分方法 (A_{12})	定积分 定义 (A_{13})	定积分 性质 (A_{14})	定积分 应用 (A_{15})
函数	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
极限	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
导数	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
不定积分	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
定积分	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

表 3 主观题 Q 矩阵

测验	运算 法则 (B_1)	重要 极限 (B_2)	函数的 连续性 (B_3)	导数 概念 (B_4)	高阶 导数 (B_5)	微分 (B_6)	不定积 分性质 (B_7)	不定积 分公式 (B_8)	常用积 分方法 (B_9)	定积分 定义 (B_{10})	定积分 性质 (B_{11})	定积分 应用 (B_{12})
函数求导	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
极限运算	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
不定积分	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
定积分	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

2.4 模型的应用分析

2.4.1 学生的知识能力水平分析 M. D. Robert 等^[20]认为,学生在发展中会形成能力和人格特质.每个学生 j 都有一个高阶潜在特质 θ_j ,被广泛定义为各种能力^[12-21].如图 1 的前 2 层所示,FuzzyCDF 从学生的潜在特质中获得学生在特定知识技能上的能力水平.对于具有不同得分的主观题来说,传统的 CDMs 不能精确地进行诊断.为了解决这个问题,FuzzyCDF 融入了模糊集理论^[22-23],应用模糊数对主观、定性和不确定的信息进行量化.在此类集合中的元素具有量化的集合隶属关系,称之为隶属度.“模糊”是指将确定性的二进制变量(熟练的或非熟练的)映射到 $[0, 1]$ 中的值,可以具体衡量学生的知识

能力水平.FuzzyCDF 假设学生的知识能力水平就是学生与该知识能力相对应的模糊集中的隶属度.

FuzzyCDF 假设每一个知识技能 k 均与一个模糊集(J, μ_k)对应,其中 J 是学生集 $\mu_k: J \rightarrow [0, 1]$ 是对应的模糊集隶属度函数.对于每个学生 $j \in J$,定义学生 j 在技能 k 上的知识能力水平 α_{jk} 为学生 j 在模糊集(J, μ_k)中的隶属度 $\mu_k(j)$.因此,如果学生 j 在某种程度上掌握了技能 k ,那么学生 j 属于该模糊集,即 $0 \leq \alpha_{jk} = \mu_k(j) \leq 1$.据此,便可将学生的技能知识能力水平 α_{jk} 表示为 $[0, 1]$ 区间的一个值.根据项目反应理论中的 Logistic 模型^[24],将 α_{jk} 和 $\mu_k(j)$ 定义为 $\alpha_{jk} = \mu_k(j) = 1 / (1 + \exp(-1.7a_{jk}(\theta_j - b_{jk})))$.

学生的知识能力水平 α_{jk} 取决于学生的高阶潜

在特质 θ_j 和知识技能 k 对于学生 j 的难度 b_{jk} 和区分度 a_{jk} ^[25]. 系数 1.7 是 Logistic 模型中的经验参数, 用于最小化正态分布函数和 Logistic 分布函数之间的最大差异^[26]. 这样, 就可以从学生潜在特质来判定其在该知识技能上的能力水平. 表 4 为部分少数民族

学生和汉族学生在主观题的“极限运算”、客观题的“函数”知识点上的知识能力水平. 主观题“极限运算”、客观题“函数”的整体能力水平是由个体在其所包含属性的知识能力水平与“高等数学”试题中包含属性所占分数的加权平均计算得出的.

表 4 知识能力水平(部分)

民族	学生编号	客观题“函数”			函数整体能力水平	主观题“极限运算”			极限整体能力水平
		集合	函数关系	初等函数		运算法则	重要极限	函数的连续性	
少数民族	1	0.94	0.94	0.54	0.84	0.88	0.83	0.82	0.84
	2	0.98	0.96	0.60	0.88	0.88	0.84	0.83	0.85
	3	0.99	0.97	0.65	0.90	0.99	0.97	0.98	0.98

汉族	1	0.99	0.98	0.59	0.89	0.98	0.99	0.99	0.99
	2	0.99	0.96	0.59	0.88	0.98	0.99	0.99	0.99
	3	0.95	0.94	0.58	0.85	0.89	0.89	0.90	0.89

2.4.2 学生的知识点掌握程度分析 在认知诊断模型中, 学生的知识点掌握程度会受到学生在该试题所需的知识能力水平的共同作用^[27]. 因此, 需要考虑在主观题和客观题上知识能力共同作用的差异. 知识能力在主观题和客观题上的共同作用主要可分为联结型或补偿型^[27]. 联结型是指学生只有掌握解决问题所需的全部技能才能答对问题, 而补偿型是指学生只要掌握了解决问题所需的任意一种技能就有可能答对问题. 在考试中, 客观题非对即错,

学生只有掌握了所需的全部技能才能答对, 否则一般不能正确回答. 因此, 在客观题上受到的知识能力共同作用通常被认为是联结型的^[27]. 相比之下, 主观题答题自由, 具有开放性, 学生得分是依据其作答情况给出相应分值. 掌握了部分技能的学生也有可能正确回答. 因此, 在主观题上受到的知识能力共同作用是补偿型的^[27] (见图 2). 根据学生的知识能力水平, 基于模糊逻辑的方法对这 2 种共同作用进行建模, 能够进一步表示学生在试题相关知识点上的掌握程度.

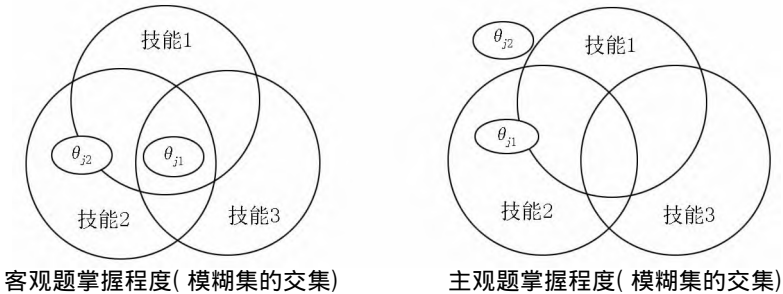


图 2 客观题与主观题的模糊化表示

FuzzyCDF 假设: 掌握问题 i 所需全部(部分)知识技能的学生集合是与技能相关的模糊集合的交集(并集)^[4]. 在联结型假设下, 学生 j 在客观题 i 上的掌握程度 $\eta_{ji} = \bigcap_{1 \leq k \leq K, a_{ik}=1} \mu_k(j)$ 表示问题 i 是否需要知识技能 k . 同理, 在补偿性假设下, 学生 j 在主观题 i 上的知识点掌握程度 $\eta_{ji} = \bigcup_{1 \leq k \leq K, a_{ik}=1} \mu_k(j)$.

采用标准模糊交并运算^[28], 计算公式分别为

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)), \quad (1)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (2)$$

这样, 无论是客观题还是主观题, 便都可以精确表示出学生在该试题上的知识点掌握程度. 表 5 为部分少数民族学生和汉族学生在主观题的“极限运算”、

客观题的“函数”知识点上的掌握程度.

2.4.3 学生的作答真实得分分析 在考试中, 学生的测验结果可以分为 3 种情况: (i) 测试出被试者的真实水平; (ii) 依靠猜测获得正确回答; (iii) 由于焦虑、粗心等而导致错误. (ii)、(iii) 异常情况得出的成绩不能反映学生的实际能力. 学生在某个问题上的得分不仅取决于学生对该试题相关知识点的掌握程度, 还有可能会受到猜测、失误因素的影响, 导致被试者的能力被高估或低估. 运用 R 中的 sirt 软件包进行数据拟合, 利用 4 参数 Logistic 模型对失误、猜测参数进行估计, 可以修正学生能力被高估或低估的现象. 4 参数 Logistic 模型^[10] 的公式为

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_i; a_j, b_j, c_j, d_j) = c_j + (d_j - c_j) e^{1.7a_j(\theta_i - b_j)} /$$

$$(1 + e^{1.7a_j(\theta_i - b_j)})^{-1},$$

其中 a_j 、 b_j 、 c_j 、 d_j 分别表示区分度、难度、猜测参数和睡眠参数. 学生在作答时可以总结出 4 种情况: 掌握但失误答错、未掌握不失误答错、未掌握猜测答对、掌握不猜测答对. 根据知识点掌握程度, 考虑失误和猜测因素可以估算出学生的真实作答得分.

表 5 知识点掌握程度(部分)

民族	学生编号	客观题“函数”	主观题“极限运算”
少数民族	1	0.54	0.81
	2	0.60	0.67
	3	0.61	0.79

汉族	1	0.59	0.95
	2	0.59	0.88
	3	0.49	0.97

无论回答正确与否, 学生在客观题上的分数都可被编码成一个 $\{0, 1\}$ 集合之间的 2 元变量. 主观题具有多元分值, 可将分数映射到 $[0, 1]$ 区间中的一个连续变量. 因此, 采用伯努利分布和高斯分布^[29] 分别来模拟学生在客观题和主观题上的真实

作答得分, 公式^[4] 为

$$P(R_{ji} = 1 | \eta_{ji}, s_i, g_i) = (1 - s_i) \eta_{ji} + g_i(1 - \eta_{ji}),$$

$$P(R_{ji} = 0 | \eta_{ji}, s_i, g_i) = N(R_{ji} | (1 - s_i) \eta_{ji} + g_i(1 - \eta_{ji}), \sigma^2),$$

其中 R_{ji} 表示学生 j 在问题 i 上的得分, s_i 和 g_i 分别表示学生 j 在问题 i 上的失误和猜测, $N(\cdot | \mu, \sigma^2)$ 是均值为 μ 、方差为 σ^2 的高斯分布的概率密度函数. η_{ji} 表示式(1)和式(2)所算出的学生 j 对问题 i 的知识点掌握程度. 因此, $(1 - s_i) \eta_{ji}$ 表示该学生掌握解决问题所需的知识点并正确回答问题(没有失误), $g_i(1 - \eta_{ji})$ 表示该学生在没有掌握解决问题所需的知识点的情况下依靠猜测得到了正确答案. 表 6 为在去除猜测因素和失误因素的影响后, 部分少数民族学生和汉族学生在主观题的“极限运算”、客观题的“函数”知识点上的真实得分. 主观题“极限运算”、客观题“函数”的整体作答得分是由个体在其所包含属性上的作答得分与“高等数学”试题中包含属性所占分数的加权平均计算得出的.

表 6 真实作答得分(部分)

民族	学生编号	客观题“函数”			函数整体得分	主观题“极限运算”			极限整体得分
		集合	函数关系	初等函数		运算法则	重要极限	函数的连续性	
少数民族	1	0.60	0.59	0.60	0.60	0.65	0.70	0.64	0.66
	2	0.65	0.64	0.65	0.65	0.65	0.70	0.64	0.66
	3	0.68	0.67	0.69	0.68	0.68	0.74	0.68	0.70

汉族	1	0.64	0.64	0.64	0.64	0.75	0.73	0.72	0.73
	2	0.57	0.57	0.57	0.57	0.72	0.70	0.69	0.70
	3	0.63	0.62	0.62	0.62	0.48	0.49	0.48	0.48

2.5 模型有效性分析

为了验证模型计算的数据的有效性和解释力, 本文采用 DINA 模型^[30] 并结合认知诊断分析平台 flex CDMS^[31] 对测验数据进行诊断分析. 假定方差相等, 将计算所得与本文分析结果利用 t 检验进行

差异性分析. 结果如表 7 所示, P 值皆高于 0.05, 这说明方差近似相等. P 值(双尾)也都高于 0.05, 即这 2 种方法的计算结果在统计学意义上均不存在显著性差异. 因此, 可以认为运用 FuzzyCDF 和 4 参数 Logistic 模型进行认知诊断, 数据具有解释力和有效性.

表 7 t 检验的结果

民族	个数	题目类型	知识点	F	P 值	t	P 值(双尾)
汉族	1 286	客观题	函数	2.536	0.111	-1.440	0.150
			极限	1.900	0.168	1.310	0.190
			函数求导	3.125	0.077	-1.626	0.104
			不定积分	1.841	0.175	1.637	0.102
			定积分	0.502	0.479	1.958	0.050
		主观题	函数求导	1.772	0.183	-1.789	0.074
			极限运算	0.968	0.325	0.688	0.492
			不定积分	2.864	0.091	-1.484	0.138
			定积分	0.872	0.350	1.378	0.168

表 7(续)

民族	个数	题目类型	知识点	<i>F</i>	<i>P</i> 值	<i>t</i>	<i>P</i> 值(双尾)
少数民族	715	客观题	函数	1. 039	0. 308	1. 393	0. 164
			极限	0. 535	0. 465	0. 401	0. 689
			函数求导	1. 738	0. 188	0. 261	0. 794
			不定积分	1. 473	0. 225	0. 461	0. 645
			定积分	1. 481	0. 224	− 0. 734	0. 463
		主观题	函数求导	0. 760	0. 383	− 0. 109	0. 913
			极限运算	1. 321	0. 251	0. 104	0. 917
			不定积分	0. 610	0. 435	− 0. 135	0. 892
	定积分	1. 765	0. 184	0. 367	0. 714		

3 结论

少数民族学生与汉族学生在客观题题型上的真实表现如图 3 所示. 从总体上来看, 在“函数”知识

点上, 少数民族学生的得分比汉族学生的略高; 在“极限”“定积分”“不定积分”知识点上, 汉族学生比少数民族学生的得分略高. 无论是少数民族学生还是汉族学生, “定积分”知识点的作答得分均是最低的, “不定积分”知识点的作答得分均是最高的.

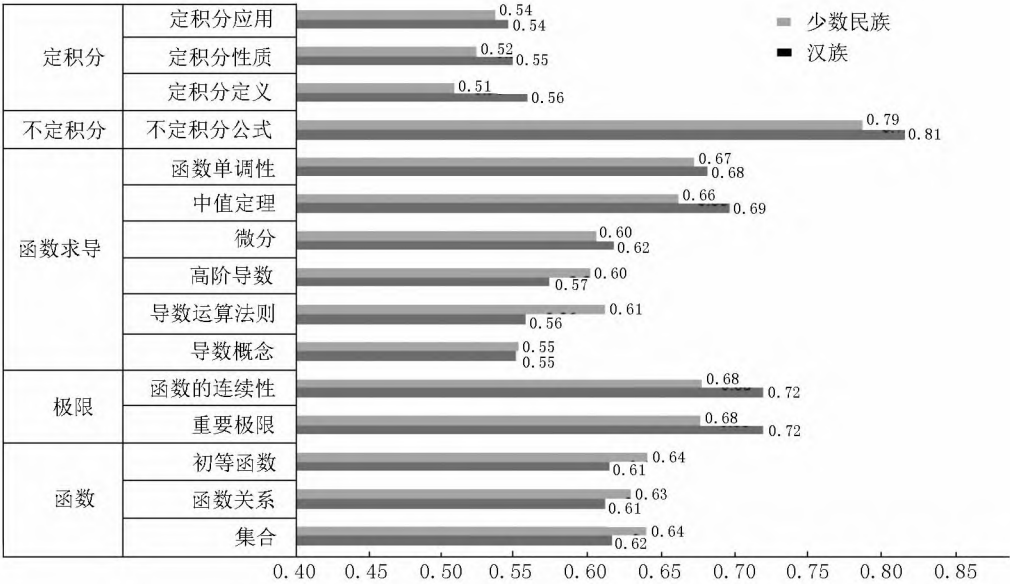


图 3 客观题真实作答表现

少数民族学生与汉族学生在主观题题型上的真实表现如图 4 所示. 在每一种知识点上, 汉族学生的得分都略高于少数民族学生. 在“极限运算”知识点上的得分都高于其他题型. 其中, 在极限运算的运算法则和函数连续性方面, 少数民族学生和汉族学生的得分差异最大.

经过对个体认知状态进行总体分析可知: 在“高等数学”课程学习中, 汉族学生的学习掌握水平略优于少数民族学生的. 在客观题方面, 少数民族学生与汉族学生的掌握水平相差不大; 而在主观题方面, 主观题属于发挥型题目, 能更好地考查学生对于知识掌握的整体情况, 少数民族学生与汉族学生差异较为明显. 这与 *t* 检验结果相吻合. 究其原因, 学生的生活背景、知识经验、学习能力等都是学习数学

的基础. 孙名符等^[32]通过研究发现少数民族的生活习俗、宗教信仰、语言等特点对学生的数学学习造成影响, 影响着民族地区数学教育的发展. 此外, 中国对少数民族地区教育也采取了多种优惠政策和倾斜发展政策. 其中, 少数民族高考优惠政策对少数民族考生实行适当加分、降分或者优先录取等, 就是国家对其因经济、历史、宗教信仰、自然、语言和文化等因素导致的教育落后于发达地区的一种合理补偿^[33]. 但是, 高考优惠政策的实施使得少数民族学生在进入高校时的认知基础大多弱于汉族学生, 表现出不一样的认知差异, 影响着学生的学习成效. 要想让学生的认知和知识形成联结, 就必须从“文化差异”的视角来认识、把握民族数学教育的实质, 进而引导民族数学教育的本质回归^[34].

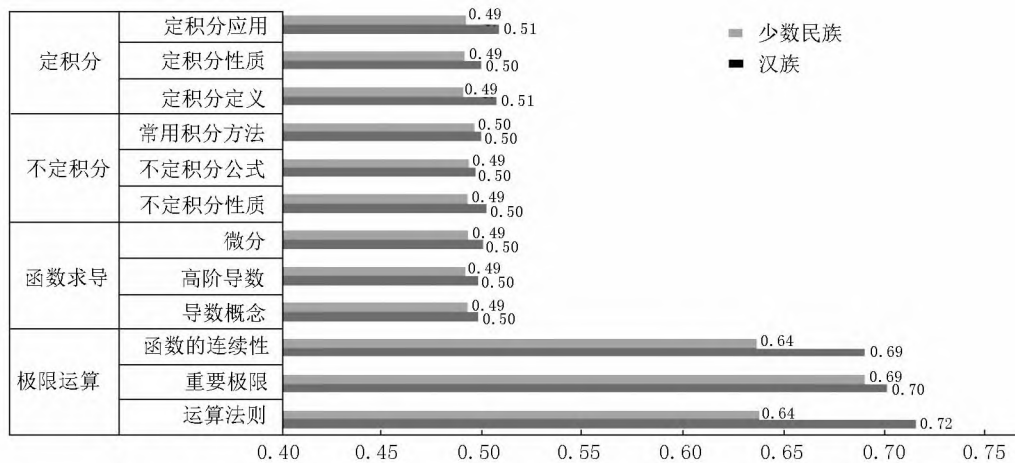


图4 主观题真实作答表现

4 讨论

本文在运用模糊认知诊断模型的基础上,结合项目反应理论精准分析学生的认知状态,有效改进传统认知建模.结合联结型和补偿型这2种独特的教育心理学假设进行建模,更加精准地诊断出学生在客观题和主观题上的作答得分.提供精准的学生属性掌握情况是模糊认知诊断的优势之一,也是认知诊断评价能够有效地促进个性化学习的原因.

随着知识的日新月异与认知迭代,充分考虑学生认知状态的差异化需求,提升个性化学习服务的精准化程度,是个性化学习领域的研究重点.目前,在个性化学习的研究中,没有足够关注到少数民族学生由于受自身文化的影响而造成的认知差异.因此,在为学生提供个性化的学习资源、路径等时需要考虑民族属性,结合民族文化明确个体的认知规律和特点,组织符合个体认知需求的学习活动.在综合型题目上对少数民族进行重点推荐.通过个性化的练习顺序,使学生有效地掌握相对应的技能,并准确地预测学生的表现.面向学生认知差异的研究、考虑少数民族学生和汉族学生认知差异的研究,是对个性化学习发展的补充和完善.本文结合 FuzzyCDF 和 4 参数 Logistic 模型对一次“高等数学”课程成绩进行分析,应用分析广度不够,对学生认知诊断的评价具有片面性,存在不足,以后有待深入研究.在今后的研究中应针对量化的学习认知状态给出具体的学习路径、策略,并针对个性化推荐进行实证研究.

5 参考文献

- [1] 刘三女牙,杨宗凯,李卿.计算教育学:内涵与进路[J].教育研究,2020,41(3):152-159.
- [2] Hein E G. Constructivist learning theory [EB/OL]. [2020-12-17]. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1428-6_2097.
- [3] 刘声涛,戴海崎,周骏.新一代测验理论:认知诊断理论的源起与特征[J].心理学探新,2006,26(4):73-77.
- [4] Wu Runze, Liu Qi, Liu Yuping, et al. Cognitive modelling for predicting examinee performance [M]. CA: AAAI Press, 2015: 1017-1024.
- [5] 张和平,宋乃庆.文化差异与教育回归:对少数民族数学教育中文化差异产生障碍的认识[J].民族教育研究,2016,27(4):77-83.
- [6] Lehmann I, Weber R, Hans J Z. Fuzzy set theory [J]. Operations Research Spektrum, 1992, 14(1): 1-9.
- [7] Barton M A, Lord F M. An upper asymptote for the three-parameter logistic item-response model [EB/OL]. [2020-12-09]. <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1981.tb01255.x>.
- [8] Steven P R, Niels G W. How many IRT parameters does it take to model psychopathology items? [J]. Psychological Methods, 2003, 8(2): 164-84.
- [9] Wright B D. Solving measurement problems with the research model [J]. Journal of Educational Measurement, 1977, 14: 97-116.
- [10] 刘玥,刘红云.四参数 Logistic 模型和传统模型对被试作答拟合能力的比较研究[J].心理学探新,2018,38(3):228-235.
- [11] Liu Qi, Wu Runze, Chen Enhong, et al. Fuzzy cognitive diagnosis for modelling examinee performance [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2018, 9(4): 1-26.
- [12] Rasch G. On general laws and the meaning of measurement in psychology [EB/OL]. [2020-11-18]. <https://faculty.econ.ucsb.edu/~doug/>.
- [13] Junker B W, Sijtsma K. Cognitive assessment models with few assumptions and connections with nonparametric item Response theory [J]. Applied Psychological Measurement, 2001, 25(3): 258-272.
- [14] Andriy M, Ruslan S. 2007. Probabilistic matrix factorization [EB/OL]. [2020-11-18]. <https://www.techylib.com>.

- com/fr/view/arya/probabilistic_matrix_factorization.
- [15] Lee D D ,Seung H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [EB/OL]. [2020-11-18]. https://www.researchgate.net/publication/2538030_Algorithms_for_Non-negative_Matrix_Factorization.
- [16] Hessen D J. Constant latent odds-ratios models and the mantel-haenszel null hypothesis [J]. *Psychometrika*, 2005, 70(3): 497-516.
- [17] 戴海崎,简小珠. 被试作答的偶然性对 IRT 能力估计的影响研究 [J]. *心理科学* 2005 28(6): 1433-1436.
- [18] 简小珠,张敏强,彭春妹. 四参数 Logistic 模型研究进展及其评析 [J]. *心理学探新* 2010 30(3): 69-73.
- [19] Rulison K ,Loken E. I've fallen and I can't get up: can high-ability students recover from early mistakes in CAT? [J]. *Applied Psychological Measurement* 2009 33(2): 83-101.
- [20] Robert M D ,Drake L ,Lacy M J ,et al. Principles of instructional design [J]. *Performance Improvement* ,2005 , 44(2): 44-46.
- [21] Embretson S. A multidimensional latent trait model for measuring learning and change [J]. *Psychometrika* ,1991 , 56(3): 495-515.
- [22] Jan Jantzen. Foundations of fuzzy control: a practical approach second edition [M]. New Jersey: John Wiley and Sons Inc 2013.
- [23] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. *Information and Control* , 1965 8(3): 338-353.
- [24] Jimmy De La Torre. The generalized DINA model framework [J]. *Psychometrika* 2011 76(2): 179-199.
- [25] Jimmy D L T ,Jeffrey A D. Higher-order latent trait models for cognitive diagnosis [J]. *Psychometrika* 2004 69(3): 333-353.
- [26] Charles L H ,Fritz D ,Charles K P. Item response theory: application to psychological measurement [EB/OL]. [2020-11-20]. <http://www.springerlink.com/content/7530w21334084j14/>.
- [27] Pardos Z A ,Heffernan N T ,Ruiz C ,et al. The composition effect: conjunctive or compensatory? An analysis of multi-skill math questions in ITS [EB/OL]. [2020-12-10]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.217.6093>
- [28] Klir G ,Yuan B. Fuzzy sets and Fuzzy logic [M]. Englewood Cliffs ,NJ: Prentice-Hall ,1995.
- [29] Andriy Mnih ,Ruslan Salakhutdinov. Probabilistic matrix factorization [EB/OL]. [2020-12-10]. https://www.techylib.com/fr/view/arya/probabilistic_matrix_factorization.
- [30] De La Torre ,Jimmy. DINA model and parameter estimation: a didactic [J]. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 2009 34(1): 115-130.
- [31] 涂冬波,高旭亮,刘永,等. 认知诊断分析系统(flex CDMs)设计及其实现 [C]//中国心理学会. 第20届全国心理学学术会议: 心理学与国民心理健康摘要集. 北京: 中国心理学会 2017.
- [32] 孙名符,宋玥蕾. 民族文化对数学教育的影响及对新课程实施的启示 [J]. *教育与教学研究* 2009 23(10): 99-102.
- [33] 王敏琦. 我国少数民族高考优惠政策的实施现状及优化策略: 基于高考加分“瘦身”背景 [J]. *黑龙江民族丛刊* 2018(5): 183-186.
- [34] 姚阔耀,杨维平. 文化共生理念下民族数学教育问题反思性研究: 兼议民族数学文化融入数学教育思想 [J]. *数学教育学报* 2019 28(4): 85-91.

The Study on Students' Cognitive State Based on Fuzzy Cognitive Diagnosis Framework

ZHANG Yuliu¹, ZHAO Bo^{1*}, TAO Jinhong²

(1. School of Information Science and Technology, Yunnan Normal University, Kunming Yunnan 650500, China;

2. School of Information Science and Technology, Northeast Normal University, Changchun Jilin 130024, China)

Abstract: In the era of information technology in education, precise analysis of individual characteristics has become the key to personalized learning and teaching according to individual needs. Based on the cognitive characteristics of different ethnic learning groups, Advanced Mathematics score of 1 286 Han students and 715 minority students from a university in Yunnan Province are used as an example in 2019. By fuzzy cognitive diagnosis framework combined with a four-parameter Logistic model, the cognitive status between minority and Han students is studied. The results of the study show that the cognitive state of individuals can be accurately and effectively analyzed using the fuzzy cognitive diagnosis method. In the course of Advanced Mathematics, the degree of cognitive difference between Han students and minority students is diverse in different knowledge points. Therefore, considering the cognitive state of students in the learning process is conducive to respecting different students' cognitive differences, which in turn lays the foundation for personalized learning and precise teaching.

Key words: item response theory; fuzzy cognitive diagnosis; four-parameter Logistic model; personalized learning

(责任编辑: 冉小晓)