

数字学习的知识转化中低韧性群体学业韧性与困惑感知研究

刘哲雨, 姚宇哲, 王丽蕾

(天津师范大学 教育学部, 天津 300387)

[摘要] 教育数字化时代学习方式和知识生产方式正在经历变革,深刻影响着隐性知识与显性知识的转化机制。数字学习中信息海量且组织方式复杂,“困惑感知”作为自我知识审视的起点,对学生的知识转化起到关键作用。“学业韧性”作为最核心的学习品质之一,是学生面对数字学习挑战时的适应力和修复力。“低韧性群体”在知识转化过程中面临更多障碍,其困惑感知与知识转化效果受到影响。研究首先基于知识转化的 SECI 模型设计实验,其次调查学业韧性,确定低韧性大学生群体,通过多模态数据表征学生困惑感知水平,最后分析学业韧性与困惑感知的相关性。研究发现,低韧性群体在高困惑与低困惑两种数字学习情境下,学业韧性与困惑感知均呈现出显著相关关系。研究结论为提升低韧性群体知识转化效果的数字学习技术设计提供科学支撑。

[关键词] 数字学习; 学业韧性; 困惑感知; 知识转化; 低韧性群体

[中图分类号] G434

[文献标志码] A

[作者简介] 刘哲雨(1980—),女,天津人。副教授,博士,主要从事学习科学、深度学习与智能教育研究。E-mail: zheyuliu@126.com。

一、引言

数字化时代,教育领域正在经历深刻的变革。数字学习环境的兴起不仅重塑了知识的转化过程与生产方式,还对学生的困惑感知能力和学业韧性提出了新的挑战与要求。困惑感知能力是学生的重要学习品质之一。困惑是一种在认识或理解事物时产生的情感反应。在教育心理学中,困惑通常被视为一种认知不协调的状态,这种状态能够激发个体的好奇心和探索欲望,从而提升学习动机与积极性^[1]。有效的困惑感知不仅有助于学生深化对知识的理解,还能够增强学生的学习兴趣 and 探索精神。学业韧性是指学生在面对学业挑战、压力和挫折时所展现出的适应能力和恢复能力^[2]。在数字学习环境下,一些学生表现出较低的学业韧性,这部分学生被称为“低韧性群体”。在知识转化

的关键过程中,这些学生往往面临更多障碍与困难,难以有效应对,从而对学习体验和成效产生不利影响。学业韧性在知识转化过程中扮演着重要角色,它不仅帮助学生更好地感知学习中的困惑,还鼓励他们在知识转化过程中积极面对困难,将困惑转化为深入学习与实践的契机,从而更有效地吸收和应用新知识。

本研究旨在深入探讨数字学习环境下,低韧性群体的学业韧性与困惑感知之间的相关性。首先,研究通过问卷调查学生的学业韧性水平,并筛选出低韧性群体作为研究对象。其次,以 SECI 模型为理论设计基础,收集了社会化、外显化、组合化和内隐化四个知识转化过程中困惑感知的多模态数据^[3]。最后,深入分析这些数据,以揭示低韧性群体在不同困惑程度的学习情境下,困惑感知是否与学业韧性紧密关联,旨在为设计支持低韧性群体的数字学习干预策略提供科学依据。

基金项目: 2024 年教育部人文社会科学规划基金项目“面向深度学习双向调节学习困惑:聚焦多模态诊断与调节支架设计的研究”(项目编号:24YJA880038)

二、文献综述

(一)学业韧性的相关研究

目前,学业韧性的定义主要集中于三种视角:“结果观”强调学业韧性所带来的积极结果;“能力观”关注学生在面对学业困境时克服困难的能力;“过程观”则将其视为一个动态发展的过程,学生在该过程中展现韧性特质,并通过学业韧性促进学业发展。学业韧性通常包括三个核心内容:学习投入、应对方式和学习坚持。高韧性学生通常在学习过程中表现出较高的学习投入、积极的适应能力以及良好的学习毅力^[4]。目前,有关学业韧性的测量研究多围绕上述三方面内容展开。

尽管学业韧性研究已取得一定进展,但全球范围内尚未形成统一的测量工具。国外学者瓦格尼尔德(Wagnild)率先设计了韧性评估量表(Resilience Scale),并系统化提炼了包括应对压力、适应变化、解决问题的个人能力方面的项目,以及涉及自我价值感、自信程度、对未来乐观态度等自我认知方面的项目^[5]。马丁(Martin)和马什(Marsh)进一步将研究聚焦于学业领域,依据学生在面对学业困境时表现出的正向应对因素,开发了学业韧性量表(Academic Resilience Scale, ARS)^[6]。国内学者杨欣和安哲峰等人分别开发了四维五点计分问卷^[7]和三维量表^[8]。学业韧性水平的高低显著影响学生的困惑感知及其调节学业困惑的能力^[9]。研究表明,不同学业韧性水平的学生在面对学业压力和困难情境时表现出的应对策略和心理状态不同^[10]。本研究选取由康纳(Connor)和戴维森(Davidson)编制的心理韧性量表(Connor-Davidson Resilience Scale, CD-RISC)^[11]作为测量工具,以评估学生的学业韧性水平^[12],并用于界定低韧性群体。

(二)困惑感知的相关研究

在数字学习环境中,由于信息丰富、快速迭代以及情境复杂,学生更容易受到困惑的干扰与挑战,因此,困惑已成为数字学习过程中最为常见的学习情绪之一^[13]。已有研究表明,学习过程中的适度障碍可以有效激发学生对学习方法的反思^[14],当引入挑战时能够促使学生调整学习策略,从而显著提升学习效果^[15]。困惑感知的测量与评估方法,主要包括自我报告、行为观察和生理指标测量三种路径。这些方法各有特点,适用于不同的研究情境。行为观察法适合在自然学习环境中评估困惑感知,例如通过分析眼动模式揭示学生在完成学习任务时的困惑状态及其对行为表现的影响^[16]。生理指标测量则利用皮肤电活动(EDA)、脑成像技术或脑电图(EEG)等生理信号,客观

量化学生在学习过程中的困惑程度^[17-18]。相比之下,自我报告法侧重于学生对自身情绪状态的主观评估,但可能受个体自我认知能力的限制,通常需与客观测量方法结合使用,以获得更全面的困惑感知数据。

基于上述背景,本实验综合采用行为观察和生理指标测量两种数据模态,从多模态数据综合评估学生的困惑感知情况。具体而言,本研究通过采集学生在数字学习过程中表现出的眼动数据、EDA信号以及自我报告数据,构建困惑感知的多模态数据互证,深入揭示困惑情绪对学习过程的动态影响及其作用机制。

(三)学业韧性与困惑感知的相关性研究

随着学业韧性的提升,学生应对学业倦怠的能力也显著增强。这是因为学业韧性较高的学生在面对学业挑战时,倾向于对积极信息进行更多关注与认知加工,而对消极信息的处理较少,从而能够保持较高的学习效率^[19]。此外,高韧性学生通常具有良好的心理调节能力,通过调整学习策略和主动寻求帮助来有效解决问题^[20]。大学生的韧性水平与其问题解决能力存在显著正相关关系,这种能力有助于提升困惑感知水平^[21]。需要指出的是,知识转化过程通常伴随着较高度度的困惑感知,因此,深入探讨学业韧性与困惑感知在知识转化过程中的内在联系具有重要意义。

综上所述,基于数字学习的系统性探究学业韧性与困惑感知之间具体关系的研究相对较少,尤其对于低韧性群体,目前尚缺乏对其在数字情境学业挫折源时心理和行为变化动态过程的深入分析,以及对其困惑感知的个性化干预策略的系统研究。因此,本研究基于现有理论和实证研究成果,旨在深入分析低韧性群体的学业韧性与困惑感知在知识转化过程中的关系,期望为数字学习情境下的教学设计与干预策略提供科学依据和实践建议。

三、研究设计

(一)研究框架

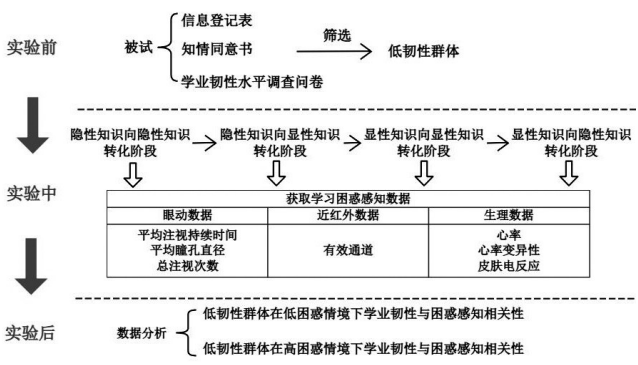


图1 研究框架

本研究的框架如图1所示,基于学业韧性问卷数据,将学生区分为低韧性水平、高韧性水平,选取低韧性群体为研究对象,获取学生在数字学习中面对高难度的学习情境所表现的多模态困惑感知数据,最终通过数据分析探讨两者之间的相关性,以期为课堂教学提供参考。

(二)研究问题

问题一:在不同的知识转化阶段,低困惑数字学习情境下,低韧性群体的学业韧性与困惑感知之间的相关性如何?

问题二:在不同的知识转化阶段,高困惑数字学习情境下,低韧性群体的学业韧性与困惑感知之间的相关性如何?

(三)研究对象与实验材料

本研究采用随机抽样法,从T大学学生中选取107名作为研究对象,其中包括男生47名、女生60名。根据学业韧性问卷结果,利用Mplus软件对样本进行分类,划分为高韧性群体和低韧性群体。其中,低韧性群体48人,高韧性群体59人。本研究重点聚焦低韧性群体的困惑感知与学业韧性之间的关系,旨在为针对性干预措施提供理论依据与实践基础。

数字学习环境具有信息处理智能化、信息显示多媒体化、信息传输网络化以及教学环境虚拟化等特征^[22]。本实验的学习材料基于中国大学慕课平台“桥梁工程”课程,通过多媒体技术直观呈现桥梁材料的核心内容,并借助虚拟教学环境为学习者提供沉浸式体验,使其能够感受到桥梁材料的实际应用场景。桥梁工程因较强的跨学科特性,学生对该领域知识的学习受先验知识水平影响较小,因此,在学习过程中更容易产生困惑情绪。综上所述,本实验材料适用于开展数字学习情境下学业韧性与困惑感知的准实验研究。

(四)研究工具

本研究采用Connor和Davidson(2003)编制的心理韧性量表(CD-RISC)对学生的学业韧性水平进行评估,用以筛选低韧性群体。该量表包含25个条目,采用5点Likert量表评分,涵盖韧性、力量和乐观三个因子,具有良好的信效度,被广泛应用于韧性领域的预测研究。于肖楠和张建新对CD-RISC量表进行了本土化修订,形成中文修订版量表^[23]。修订版聚焦于乐观、力量和韧性三个维度,共28个条目。研究表明,修订版更符合中国大学生的心理特征,且被国内众多学者引用与使用。

在研究正式开始前,本研究对心理韧性量表进行了信效度检验(见表1、表2)。结果显示,该量表的信

度系数为0.898,KMO值为0.831(>0.7),表明量表具有较高的信效度,能够客观反映大学生学业韧性的基本情况,并满足此次研究的测量标准。

表1 问卷信度检验结果

Cronbach's Alpha	项数
0.898	25

表2 KMO和Bartlett的检验

取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量		0.831
Bartlett 的球形度检验	近似卡方	1041.961
	自由度	300
	显著性	0.000

(五)研究过程

1. 多模态数据收集

多模态学习分析利用智能化技术,采集、处理、分析和应用学生生成的多种数字信号,以识别学生的学习状态或预测其在教育中的学习表现^[24]。通过多模态数据,可以更深入地揭示学生的学习规律及行为模式^[25]。从现有技术的应用来看,多模态数据采集主要包括以下几种途径:

(1)近红外数据

在被试者经历学习困惑时,大脑活动出现特定变化。周筠(Zhou)等人通过EEG技术评估游戏学习中的困惑状态^[26],赫丝特(Hester)等人利用功能性磁共振成像(fMRI)技术观察学生在困惑反馈下的额叶活动^[18]。在本研究中,采用功能性近红外光谱(fNIRS)技术监测实验中被试大脑皮层的血氧变化,以评估困惑的神经状态。fNIRS是一种非侵入性技术,适用于自然和动态实验环境,通过HbO(氧合血红蛋白)、HbR(去氧血红蛋白)及HbT(总血红蛋白)等指标,反映低韧性人群在知识转化阶段的大脑活跃度,进而判定被试者困惑的激发情况。

知识转化涉及隐喻、类比、演绎推理和知识应用,主要与左侧额叶相关。双侧额叶负责注意力、意识、记忆整合及情绪监测,这些功能有助于识别困惑感知情况。本研究筛选了符合知识转化和困惑感知特征的脑区通道,共计40个。研究中,被试的脑区通道激活情况表明被试者的困惑感知情况。

(2)生理数据

学习困惑常伴随一系列生理反应。研究者可通过可穿戴设备和脑机接口自动采集被试者生理数据,如脑电、眼动等,为学生课堂参与度及学习表现研究提供科学依据^[27]。佩奇南达(Pechinenda)的研究通过改变字谜难度,探索皮肤电活动(EDA)与任务参与程度之间的关系^[28]。本研究采用BIOPAC MP 150型多导生

理记录仪(Biopac System)采集学生的心率、心率变异性和皮肤电活动等生理反应数据,将其作为学业韧性与困惑感知关系研究的客观度量标准。数据采集配合AcqKnowledge 4.2.1 软件进行记录和分析。通常情况下,学生的困惑程度越高,其心率、心率变异性和皮肤电活动值也越高。

(3)眼动数据

已有研究显示,学生困惑程度越高,其平均注视持续时间越长、瞳孔直径越大、注视总次数越多^[16]。本研究采用 Tobii Pro Spectrum 眼动仪(1200Hz),配合 Tobii Pro Lab 软件使用,通过注视时长、瞳孔直径和注视次数等指标反映学生的困惑感知程度。

2. 多模态数据分析

问卷数据和测试数据均通过 SPSS 27.0 软件进行数据分析。首先,利用描述性统计分析明确低韧性群体的学业韧性水平和困惑感知的基本现状。考虑到低韧性群体在不同困惑情境下困惑感知情况稳定或可变的不确定性,本研究将数据按高困惑情境与低困惑情境两个维度进行相关性分析,以全面揭示学业韧性

与困惑感知之间的精准关联^[29]。

四、数据结果

本部分运用皮尔逊相关分析,探究低韧性水平群体的学业韧性与困惑感知之间的相关关系,进一步分析两个变量的相关关系,以下表格未呈现不显著的以及 overlap<30%的通道数据。

(一)低困惑数字学习情境下,学业韧性水平与困惑感知的相关性分析

1. 近红外数据分析

低困惑学习情境下,低韧性群体在知识转化各阶段与困惑感知的关系见表3。隐性知识向隐性知识转化阶段、隐性知识向显性知识转化阶段呈正相关;显性知识向显性知识转化阶段呈负相关;显性知识向隐性知识转化阶段仍呈正相关。

2. 生理数据分析

在低困惑情境下,隐性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性与心率变异性(HRV)显著正相关;显性知识向显性知识转化阶段,学业韧性与皮肤电反应

表 3 低韧性水平与低困惑感知的相关性分析

事件	低韧性低困惑									
	近红外数据									
	阶段	隐—隐		隐—显		显—显		显—隐		
		相关系数 <i>r</i>	显著性系数 <i>p</i>	相关系数 <i>r</i>	显著性系数 <i>p</i>	相关系数 <i>r</i>	显著性系数 <i>p</i>	相关系数 <i>r</i>	显著性系数 <i>p</i>	
通道	CH2	0.304*	0.048	0.099	0.517	-0.031	0.851	-0.247	0.110	
	CH8	0.059	0.695	0.329*	0.027	-0.049	0.765	-0.007	0.964	
	CH16	0.369**	0.015	0.307*	0.040	-0.022	0.894	0.148	0.344	
	CH17	0.238	0.111	0.352*	0.018	0.105	0.520	0.135	0.387	
	CH20	0.314*	0.041	-0.026	0.865	-0.069	0.670	0.082	0.601	
	CH25	0.310*	0.043	-0.023	0.883	-0.377*	0.016	0.190	0.223	
	CH27	0.147	0.328	0.441**	0.005	-0.151	0.352	0.056	0.719	
	CH31	0.335*	0.028	0.359*	0.016	-0.146	0.368	0.059	0.706	
	CH33	0.367*	0.016	0.142	0.353	-0.180	0.267	0.118	0.452	
	CH34	0.150	0.320	0.301*	0.044	-0.233	0.148	0.080	0.610	
	CH35	0.140	0.353	0.400*	0.006	-0.244	0.129	-0.195	0.210	
	CH38	0.156	0.299	0.365*	0.014	-0.201	0.213	-0.017	0.916	
	CH39	0.047	0.757	0.213	0.161	0.124	0.445	0.309*	0.047	
	CH42	0.198	0.187	0.201	0.185	-0.345*	0.029	0.326	0.035	
	CH46	0.083	0.584	0.530**	0.000	0.086	0.600	0.208	0.181	
	CH47	0.263	0.077	0.322*	0.030	0.250	0.120	0.142	0.363	
	CH48	-0.024	0.877	0.304*	0.039	0.017	0.917	0.046	0.768	
	CH49	0.095	0.528	0.354*	0.016	-0.074	0.649	0.140	0.372	

注:**表示在0.01水平上相关显著,*表示在0.05水平上相关显著。隐—隐表示隐性知识向隐性知识转化,即S阶段;隐—显表示隐性知识向显性知识转化,即E阶段;显—显表示显性知识向显性知识转化,即C阶段;显—隐表示显性知识向隐性知识转化,即I阶段。下同。

(GSR)也呈显著正相关(见表 4)。

3. 眼动数据分析

低困惑情境下,在隐性知识向隐性知识转化阶段、显性知识向显性知识转化阶段以及显性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性 with 平均瞳孔直径呈显著正相关关系(见表 4)。

(二)高困惑数字学习情境下,学业韧性水平与困惑感知的相关性分析

为深入了解低韧性水平的学生在较高困惑的问题情境下,两者的相关性如何,对相关数据进行相关性分析,结果如下:

1. 近红外数据分析

在高困惑情境下,低韧性群体在隐性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性 with 困惑感知之间呈显著正相关;在隐性知识向显性知识转化阶段,CH4 相关系数 $r=0.377$,说明学业韧性 with 困惑感知之间显著正相关,CH5 和 CH50 相关系数分别为 -0.317 、 -0.291 ,说明学业韧性 with 困惑感知之间显著负相关;在显性知识向显

性知识转化阶段,学业韧性 with 困惑感知之间呈显著负相关;在显性知识向隐性知识转化阶段,CH11、CH17、CH26 相关系数分别为 0.340 、 0.356 、 0.390 ,说明学业韧性 with 困惑感知之间显著正相关,CH20、CH31 相关系数分别为 -0.379 、 -0.365 ,说明学业韧性 with 困惑感知之间显著负相关(见表 5)。

2. 生理数据分析

高困惑情境下,隐性知识向显性知识转化阶段,学业韧性 with HRV 指标呈显著负相关关系;显性知识向显性知识转化阶段,学业韧性 with GSR 指标呈显著正相关关系;显性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性 with GSR 指标呈显著正相关关系(见表 6)。

3. 眼动数据分析

如表 6 所示,高困惑情境下,隐性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性 with 平均瞳孔直径指标呈显著正相关关系;显性知识向隐性知识转化阶段,学业韧性 with 平均瞳孔直径指标呈显著正相关关系;显性知识向显性知识转化阶段,学业韧性 with 平均瞳孔直径指标呈

表 4 低韧性水平与低困惑感知的相关性分析

事件	低韧性低困惑								
	阶段	隐—隐		隐—显		显—显		显—隐	
		相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p
指标	生理数据								
	HRV	0.312*	0.039	-0.151	0.317	-0.146	0.318	0.034	0.829
	GSR	0.188	0.200	-0.300	0.036	0.322*	0.024	0.282	0.055
	眼动数据								
	平均瞳孔直径	0.342*	0.025	0.056	0.460	0.310*	0.034	0.307*	0.040

表 5 低韧性水平与高困惑感知的相关性分析

事件	低韧性高困惑								
	阶段	近红外数据							
		隐—隐		隐—显		显—显		显—隐	
		相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p
有效通道	CH4	-0.209	0.164	0.377**	0.009	-0.053	0.721	-0.160	0.331
	CH5	-0.015	0.922	-0.317*	0.030	-0.291*	0.045	-0.254	0.119
	CH10	0.342*	0.023	0.074	0.622	0.032	0.827	-0.282	0.082
	CH11	0.070	0.645	-0.256	0.083	-0.067	0.652	0.340*	0.034
	CH16	0.368*	0.014	0.203	0.171	0.014	0.923	0.210	0.199
	CH17	0.238	0.111	0.051	0.735	-0.077	0.603	0.356*	0.026
	CH20	0.255	0.088	-0.038	0.799	-0.102	0.489	-0.379*	0.017
	CH23	0.331*	0.028	0.112	0.452	0.047	0.750	-0.297	0.067
	CH26	0.023	0.879	-0.072	0.631	0.027	0.858	0.390*	.0014
	CH31	0.298*	0.050	0.003	0.982	0.021	0.885	-0.365*	0.022
	CH41	0.321*	0.034	-0.096	0.519	-0.018	0.905	0.270	0.096
	CH46	0.333*	0.027	0.010	0.946	0.142	0.336	-0.267	0.101
	CH50	0.276	0.064	-0.291*	0.047	-0.005	0.971	0.239	0.143

表 6 低韧性水平与高困惑感知的相关性分析

事件	低韧性高困惑								
阶段		隐—隐		隐—显		显—显		显—隐	
		相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p	相关系数 r	显著性系数 p
	生理数据								
指标	HRV	0.230	0.197	-0.3*	0.036	0.097	0.523	-0.165	0.273
	GSR	0.228	0.119	0.145	0.327	0.309*	0.031	0.310*	0.034
	眼动数据								
	平均瞳孔直径	0.347*	0.021	0.150	0.319	0.337*	0.024	0.306*	0.041
	总注视次数	0.161	0.296	0.056	0.714	-0.324*	0.028	-0.098	0.516

显著正相关关系,学业韧性与总注视次数指标呈显著负相关关系。

五、讨论与结论

(一)低困惑数字学习情境下,学业韧性水平与困惑感知的相关性讨论

本研究表明,在低困惑数字学习环境下,低韧性群体的眼动数据与生理数据高度一致,能够准确反映学生在面对学业挑战时的视觉注意力分配与身体反应特征。然而,尽管近红外数据在趋势上与这两种数据一致,但受环境光敏感度等复杂因素影响,小部分数据存在不一致现象。为确保数据的纯净性与一致性,本研究决定删除近红外数据,以更精准地探讨学业韧性与困惑感知之间的关系。

低困感情境下的多模态数据分析表明,低韧性群体在知识转化四个阶段中,学业韧性与困惑感知呈显著正相关关系^[30],与已有研究结果一致。这表明学业韧性越高的学生,更能有效识别困惑并利用困惑促进学习。然而,低韧性群体在知识转化各阶段面临明显挑战。在隐性知识向隐性知识转化阶段,低韧性群体缺乏交流与沟通能力,难以吸收外部知识,对知识差距的认知模糊。在隐性知识向显性知识转化阶段,缺乏系统性思维和精确表达能力,难以将隐性知识转化为明确的显性表述。在显性知识向显性知识转化阶段,知识整合与构建方面能力不足,难以发现知识体系中的逻辑关系。在显性知识向隐性知识转化阶段,缺乏深入思考与实践能力,难以将显性知识内化为个人经验。

这种在知识转化过程中因能力不足而无法清晰识别困惑的现象,进一步验证了学业韧性与困惑感知之间的正相关关系。同时,有研究表明,学业韧性能够显著预测学习适应性,韧性水平直接影响学生的学习发展^[31]。在低困感情境下,低韧性群体表现出较弱的困惑应对能力,进一步强化了多模态数据中韧性与困惑感知正相关的表现。

(二)高困惑数字学习情境下,学业韧性水平与困惑感知的相关性讨论

在高困惑学习情境中,多模态数据分析揭示了部分矛盾现象。本研究主要聚焦于近红外数据与眼动数据,尽管生理数据也显示了一定的相关性,但生理数据在认知过程中的作用与另外两种模态数据相比更间接。因此,更加关注到近红外数据反映出的学业韧性与困惑感知的神经机制,眼动数据揭示出的学生处理视觉信息的行为模式,二者互为补充,为学业韧性与困惑感知的内在联系提供了全面且辩证的分析视角。在高困惑学习情境下知识转化的四个阶段中,具体表现如下:在隐性知识向隐性知识转化阶段,近红外数据和眼动数据均显示学业韧性与困惑感知呈显著正相关关系;低韧性群体因缺乏有效的交流策略和知识整合能力,面对知识传递与接收障碍时,大脑活动无序,瞳孔直径显著增大,困惑感知显著增强。在显性知识向显性知识转化阶段,近红外数据表现出显著负相关关系,而眼动数据指标则呈现正负不一的复杂情况。

六、研究建议与展望

(一)研究建议

基于本研究的实验结论及分析结果,围绕低韧性群体在数字学习情境中的特征与需求,从学生、教师、教学设计和技术支持四个层面提出以下具体建议:

1. 针对学生的建议:构建韧性思维,培养自我调节能力

低韧性学生在学习困境中容易陷入挫败情绪,应着重培养其学业韧性和应对策略,帮助其构建良性的学习心理机制。首先,鼓励积极思维,转化困惑为动力,帮助学生理解学习困惑的积极作用,通过“最佳困惑区”与“适度困惑”的学习原理^[32],引导学生将困惑视为学习的促进因素,增强面对学习难题时的心理韧性和探索精神。培养自我调节能力,设置分阶段学习目标,强化时间管理和任务分解的能力,逐步提升自

我效能感。其次,针对学习过程中的挫败情绪,可引导学生记录学习日志,通过反思性书写总结经验^[33],逐步形成高效的学习策略。最后,提升社交互动意识,鼓励学生主动寻求同伴支持和教师帮助,建立多元化的支持网络,从而提升其面对高困惑情境时的沟通能力与合作意识。

2. 针对教师的建议:精准指导与个性化支持

教师作为学习过程的重要引导者,应针对低韧性群体的困惑特点,提供更具针对性的教学支持与心理疏导。首先,设计“循序渐进”的困惑情境,根据学生的韧性水平,动态调整学习任务的难度,控制困惑的强度和持续时间,避免困惑过载导致的“学习放弃”现象^[34]。通过设置适度挑战的学习情境,激发学生的认知参与度,使其在逐步克服困难的过程中积累成就感与自信心。其次,教师应对学生在学习中的困惑表现进行及时反馈与鼓励,通过点对点的建议帮助学生明确问题的方向^[35]。同时,在学生取得阶段性进展时,给予积极的鼓励与认可,增强其面对学习困难的动力和信心。最后,利用多模态数据技术对学生的学业轨迹进行实时监测,分析困惑峰值与学业韧性波动的关系,动态调整教学策略,确保低韧性学生的学习进程稳定推进。

3. 针对教学设计的建议:优化任务结构,强化知识转化

教学设计是数字学习环境中知识传递与学生行为塑造的重要环节,应注重构建符合低韧性学生需求的学习任务。第一,强化可视化的知识表达,利用虚拟现实(VR)、增强现实(AR)等数字技术,将复杂的显性知识以图形化、动画化的方式呈现^[36],帮助学生直观理解难点知识、降低认知负荷。第二,重视分层式的任务设计,将知识转化过程划分为多个递进层级,例如,在隐性知识向显性知识转化阶段,可从简化的基础概念入手,逐步深入至复杂的系统性思维,以适应低韧性学生的学习节奏。第三,强化协作学习过程,在教学任务中

嵌入小组合作环节,鼓励学生通过角色扮演、情境模拟等方式进行讨论与分享^[37],从互动中获取新的解决方案,有效调节低韧性群体在独立学习中所面临的挑战。

4. 针对技术支持的建议:智能监测与动态干预

数字学习技术的引入为调节低韧性群体的困惑感知提供了可能,应充分利用智能化工具和数据分析方法,为其学习过程提供有效支持。一方面,提升困惑感知的实时监测技术,开发基于多模态数据的学习监测平台,通过整合眼动数据、皮肤电活动(EDA)和脑成像数据,动态识别学生的困惑状态,及时向教师反馈潜在问题,以便采取针对性干预措施。另一方面,设计适应性学习系统,通过分析学生的学习行为数据,动态调整学习内容的呈现方式和难度^[38],定制化推送符合其韧性水平和学习需求的学习资源^[39],使学生始终处于“最佳困惑区”内,避免因困惑过度导致放弃学习或因困惑不足缺乏学习动力。

(二)研究展望

未来研究可引入更多创新技术,如面部表情识别、实时情绪检测和机器学习算法,优化多模态数据在困惑感知识别中的敏感性与精确性。此外,可探索多模态数据之间的交互机制,建立整合性更强的学习困惑预测模型。结合本研究结果,可进一步设计干预实验,验证基于多模态数据的教学策略对低韧性学生学习适应性的提升效果,特别是在高困惑学习情境下,探索具体的教学设计与技术融合方案。研究学业韧性和困惑感知的作用机制,构建从低韧性到高韧性的渐进式提升模型,进一步探讨学业韧性在不同学习情境中的动态作用。未来,研究者还可分析文化背景、社会支持和个体性格特征对学业韧性的影响,为数字学习环境的个性化设计提供更加全面的理论支持。通过分析不同知识转化阶段中低韧性群体的学业韧性与困惑感知水平之间的关系,为进一步探索学业韧性在知识转化过程中对困惑感知的调节作用奠定基础。

[参考文献]

- [1] D'MELLO S, LEHMAN B, PEKRUN R, et al. Confusion can be beneficial for learning[J]. *Learning and instruction*, 2014, 29: 153-170.
- [2] WANG M C, HAERTEL G D, WAHLBERG H J. Educational resilience in Inner Cities[D]. New York: Cornell University Press, 2004.
- [3] 潘以锋. 基于学习共享空间的知识转化研究[J]. *情报杂志*, 2011, 30(12): 140-144.
- [4] CASSIDY S. Resilience building in students: the role of academic self-efficacy[J]. *Frontiers in psychology*, 2015, 6: 1781.
- [5] WAGNILD G M, YOUNG H M. Development and psychometric evaluation of the resilience scale[J]. *Journal of nursing measurement*, 1993, 1(2): 165-178.
- [6] MARTIN A J, MARSH H W. Academic resilience and its psychological and educational correlates: a construct validity approach[J]. *Psychology in the schools*, 2006, 43(3): 267-281.
- [7] 杨欣. 中学生学业韧性的结构及其发展特点研究[D]. 重庆: 西南大学, 2010.

- [8] 朱祖林,安哲锋,汤诗华,等. 成人在线学业韧性的测评研究[J]. 中国电化教育,2012(6):37-41.
- [9] MORALES E E. The resilient mind: the psychology of academic resilience[J]. The educational forum,2008,72(2):152-167.
- [10] 薛晓琪,赵晓伟,沈书生,等. 在线学习中的数字韧性:关键维度、现状描摹与提升策略——基于江苏省初中生调研数据的分析[J]. 电化教育研究,2023,44(4):72-78,85.
- [11] CONNOR K M, DAVIDSON J R T. Development of a new resilience scale:the connor-Davidson resilience scale (CD-RISC)[J]. Depression and anxiety,2003,18(2):76-82.
- [12] 董行. EFL 学生学习动机、投入及学业韧性作用关系研究——基于 MEW 理论视角[J]. 现代语言学,2024,12(2):1158-1168.
- [13] MARTIN A J. Academic buoyancy and academic resilience:exploring everyday and classic resilience in the face of academic adversity[J]. School psychology international,2013,34(5):488-500.
- [14] DENG L, YU D. Deep learning:methods and applications[J]. Foundations and trends[®] in signal processing,2014,7(3-4):197-387.
- [15] ALTER A L, OPPENHEIMER D M, EPLEY N, et al. Overcoming intuition:metacognitive difficulty activates analytic reasoning[J]. Journal of experimental psychology: general,2007,136(4):569-576.
- [16] DELUCIA P R, PREDDY D, DERBY P, et al. Eye movement behavior during confusion: toward a method[C]// Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. CA:SAGE Publications,2014.
- [17] 谢韵梓,阳泽. 不同情绪诱发方法有效性的比较研究[J]. 心理与行为研究,2016,14(5):591-599.
- [18] HESTER R, BARRE N, MURPHY K, et al. Human medial frontal cortex activity predicts learning from errors[J]. Cerebral cortex, 2008,18(8):1933-1940.
- [19] 王玉龙,姚明,邹森. 不同心理弹性青少年在挫折情境下的认知特点[J]. 心理研究,2013,6(6):40-44.
- [20] 李克东. 数字化学习(上)——信息技术与课程整合的核心[J]. 电化教育研究,2001(8):46-49.
- [21] FRIBORG O, HJEMDAL O, ROSENVINGE J H, et al. A new rating scale for adult resilience: what are the central protective resources behind healthy adjustment?[J]. International journal of methods in psychiatric research,2003,12(2):65-76.
- [22] WANG Q. Design and evaluation of a collaborative learning environment[J]. Computers and education, 2009,53(4):1138-1146.
- [23] 于肖楠,张建新. Connor-Davidson 韧性量表(CD-RISC)在中国大陆的应用[C]//中国心理学会. 第十届全国心理学学术大会论文摘要集. 北京:中国科学院心理研究所,2005.
- [24] ANDERGASSEN M, MÖDRITSCHER F, NEUMANN G. Practice and repetition during exam preparation in blended learning courses:correlations with learning results[J].Journal of learning analytics,2014,1(1):48-74.
- [25] BLIKSTEIN P, WORSLEY M. Multimodal learning analytics and education data mining: using computational technologies to measure complex learning tasks[J]. Journal of learning analytics,2016,3(2):220-238.
- [26] ZHOU Y, XU T, LI S Q, et al. Beyond engagement: an EEG-based methodology for assessing user's confusion in an educational game[J]. Universal access in the information society,2019,18(3):551-563.
- [27] 李昂,唐章蔚. 基于多模态数据分析框架的在线直播课堂学生参与度研究[J]. 教育传播与技术,2024(2):87-96.
- [28] PECCHINENDA A. The affective significance of skin conductance activity during a difficult problem-solving task[J]. Cognition & emotion,1996,10(5):481-504.
- [29] SWELLER J. Cognitive load theory,learning difficulty, and instructional design[J]. Learning and instruction,1994,4(4):295-312.
- [30] 于肖楠,张建新. 韧性(resilience)——在压力下复原和成长的心理机制[J]. 心理科学进展,2005,13(5):658-665.
- [31] 王艺璇. 初中生成就目标定向、学业韧性与学习适应性的关系及教育对策[D]. 开封:河南大学,2020.
- [32] 吴彦茹. 知识转换模式及策略应用于微格教学的探究[J]. 中国电化教育,2012(2):109-112.
- [33] 金慧. 基于问题解决的学习支持模式研究[J]. 电化教育研究,2009,30(5):114-118.
- [34] 刘哲雨,谷姣娣,刘佳乐,等. 在线学习环境中学习困惑的发展研究——基于实证研究的系统性文献综述[J]. 远程教育杂志, 2024,42(4):50-63.
- [35] 朱龙,付道明. 一种提升学生问题解决能力的问题支架应用框架——基于翻转课堂的实证研究[J]. 电化教育研究,2020,41(2): 115-121.
- [36] 刘哲雨,侯岸泽,王志军. 多媒体画面语言表征目标促进深度学习[J]. 电化教育研究,2017,38(3):18-23.
- [37] 袁建林,刘红云. 合作问题解决能力测量:真实性与过程性评价视角[J]. 电化教育研究,2022,43(5):100-108.

- [38] 刘哲雨,刘畅,许博宇. 计划调节学习支架对在线深度学习的影响机制研究[J]. 电化教育研究,2022,43(8):77-84,100.
- [39] 李海峰,王伟. 经验认知冲突探究法——一种翻转课堂模式下的深度协作知识建构学习策略探索[J]. 电化教育研究,2020,41(1):99-106,121.

A Study on Academic Resilience and Confusion Perception in Low-resilience Groups in Knowledge Transformation in Digital Learning

LIU Zheyu, YAO Yuzhe, WANG Lilei

(Faculty of Education, Tianjin Normal University, Tianjin 300387)

[Abstract] In the era of digitalization of education, the learning mode and knowledge production mode are undergoing great changes, which have a profound impact on the transformation mechanism of tacit and explicit knowledge. In digital learning, information is massive and organized in complex ways. As the starting point of self-knowledge introspection, "confusion perception" plays a key role in students' knowledge transformation. "Academic resilience", as one of the most important learning qualities, refers to students' adaptability and restorative capacity in facing digital learning challenges. The "low-resilience group" faces more obstacles in the process of knowledge transformation, and its confusion perception and the effectiveness of knowledge transformation are affected. This study first designed an experiment based on the SECI model of knowledge transformation, and then investigated academic resilience to identify the college student group with low resilience. The multimodal data were used to characterize the level of students' confusion perception, and finally the correlation between academic resilience and confusion perception was analyzed. It is found that there is a significant correlation between academic resilience and confusion perception in low-resilience groups in both high confusion and low confusion digital learning situations. The research results provide scientific support for the design of digital learning technology to improve the effectiveness of knowledge transformation of low-resilience groups.

[Keywords] Digital Learning; Academic Resilience; Confusion Perceptions; Knowledge Transformation; Low-resilience Groups

(上接第 39 页)

in classical statistical thinking, is bound to evolve and develop accordingly. Starting from the connotation of evidence-based education, practice paths and research paradigms of various countries, this paper has explored a new-generation evidence-based education research model through tracing, reasoning, reflection and technology transformation, which changes from the group decision-making to the personalized analysis with the support of intelligent technologies. Following the pathway of problem identification, group evidence analysis, personalized evidence analysis and evidence-based decision generation, this paper proposes the transformation of evidence-based education paradigm, which leverages knowledge representation and reasoning technologies for contextual evidence generation, group evidence-based intervention based on data index technology, personalized accurate prediction and inference based on learning data, and machine learning algorithms to assist the generation of educational decision-making.

[Keywords] Evidence-based Education; Artificial Intelligence; Educational Evidence; Research Paradigm; Educational Decision-making