

# 基于多模态数据的在线学习元认知能力 数字化建模及应用

王洪江<sup>1</sup>, 张一夫<sup>1</sup>, 伦昊<sup>1</sup>, 陈沛瑜<sup>2</sup>, 张少英<sup>1</sup>

(1.华南师范大学教育信息技术学院, 广东广州 510631;

2.广州市花都区铁英学校, 广东广州 510800)

**[摘要]** 在线学习元认知能力对在线学习成效具有重要影响,对其进行模型构建有助于学习者调整学习策略和过程,但当前建模方式存在理论指导不统一、偏向于单模态指标等困境。为此,文章梳理在线学习元认知理论,构建基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型,并将其应用于常态化在线课程中,以验证基于模型的在线学习元认知能力评估效果。结果表明:(1)基于多模态数据的数字化模型为准确评估在线学习元认知能力提供了基础;(2)各模态数据采用深度学习模型进行分析,结合多模态决策级融合,使评估结果具有全面性与可解释性。

**[关键词]** 在线学习元认知能力;数字化模型;多模态评估;常态化教学;深度学习

**[中图分类号]** G434 **[文献标志码]** A

**[作者简介]** 王洪江(1977—),男,浙江绍兴人。教授,博士,主要从事在线教学理论、人工智能教育应用研究。E-mail: wanghongjiang@m.scnu.edu.cn。

## 一、引言

随着全球数字化浪潮的推进,数字技术逐步推动教育数字化转型发展<sup>[1]</sup>,为教育系统带来诸多新机遇。2022年2月,《教育部高等教育司关于印发2022年工作要点的通知》要求,“全面推进高等教育教学数字化,……打造全球在线教育资源公共平台”<sup>[2]</sup>。2024年1月,《数字化引领教育变革新风向——一年来国家教育数字化战略行动发展观察》表明,“以慕课和在线教育为抓手,高等教育数字化转型的步伐在不断加快”<sup>[3]</sup>。可见,教育数字化转型新局面推动了在线教育持续发展,进一步释放在线学习变革教学方式的潜力。然而,在线学习者元认知能力普遍较低,无法有效审视自身学习过程并做出反馈调整,导致在线学习成效受到影响<sup>[4]</sup>。元认知是反映或调节认

知活动的任一方面知识或认知活动<sup>[5]</sup>,在线学习者需调整自身元认知能力以适应在线学习环境<sup>[6]</sup>。因此,对在线学习者元认知能力进行模型构建,可以为其提供调整学习策略和过程的依据,促进深度学习的发生。但当前关于在线学习者元认知能力的建模研究缺乏理论依据,且元认知能力表征模态选取也较为单一<sup>[7]</sup>,这在一定程度上削弱了模型的全局性与准确性,影响在线学习成效。

多模态技术是对多种感官渠道(即“模态”)进行融合分析,以实现信息高效传递与感知的技术。多模态数据分析结果能够为复杂的学习过程提供全面洞察与客观评价<sup>[8]</sup>,便于实现学习者模型的准确全面构建,进而助力学习者建模的数字化转型。因此,本研究梳理在线学习元认知理论,基于在线课程中的多模态数据,构建数字化模型并开展实证研究,旨在从理论

基金项目:2023年度广东省教育科学规划课题(高等教育专项)“协作学习中搭便车行为的内部机理分析与干预研究”(课题编号:2023GXJK270);广东省哲学社会科学规划2023年度学科共建项目“人工智能视角下基于在线学习行为的元认知评估方法与应用研究”(项目编号:GD23XJY56)

和实践两方面解决当前研究不足,为后续相关研究开展提供借鉴。

## 二、文献综述

### (一)在线学习元认知理论

在元认知研究的早期,主要由 Flavell 和 Brown 对其概念进行定义与界定。Flavell 认为,元认知的两要素是相对静态的“元认知知识”和“元认知体验”<sup>[9]</sup>,Brown 则更倾向于将其视为活动过程,将两要素界定为“认知知识”和“认知调节”<sup>[10]</sup>。在此基础上,董奇对元认知结构进行三元细化,将其定义为“元认知知识”“元认知体验”“元认知监控”<sup>[11]</sup>。王亚南在上述“三元论”的定义上,提炼出三部分之间“相互联系、密不可分”的动态连续特性<sup>[12]</sup>。随着元认知概念界定的明晰,研究者逐渐探索教育教学领域的元认知应用,并将其视为引导自我管理学习的重要机制<sup>[13]</sup>。然而,传统教学环境的元认知“三元论”可能不适用于在线学习,原因如下:(1)元认知知识在应用层面存在差异。传统课堂中,师生交互有助于学习者获取和应用元认知知识。而在线学习中,学习者更多依赖于自我反思和自主学习,对元认知知识有着更高要求。(2)元认知体验在情感层面存在差异。相较于传统学习环境,在线学习者将面临因技术焦虑产生的情感变化,影响元认知策略在学习过程中的应用<sup>[14]</sup>。(3)元认知监控在支持层面存在差异。针对传统教学中学习者的自我监控调节,教师会给予计划和评估方面的支持。但在线师生处于异步状态,教师提供的学习支持也仅限于间接作用<sup>[15]</sup>,无法直接影响学习者元认知监控过程。

### (二)在线学习元认知能力数字化建模

随着技术不断发展,在线学习元认知能力数字化建模取得了一些突破。具体而言,已有研究从以下两方面开展:(1)基于内隐生理信号的数字化建模。Zargar 等人通过设计眼动任务并开展在线学习活动,基于注视持续时间对元认知监控进行数字化建模,以了解学习者的监控困境<sup>[16]</sup>;Dindar 等人利用皮电活动 EDA (Electrodermal Activity, EDA) 对在线学习者元认知体验进行建模,为观察和量化元认知提供新的途径<sup>[17]</sup>。(2)基于外显学习行为的数字化建模。纪阳等人梳理了“参与”“学习”“方式”等五类行为指标集,基于 16 种行为指标对在线学习元认知能力进行建模<sup>[18]</sup>;Zhang 等人从“内容”“评估”等五类行为获取学习者行为序列数据,对在线学习元认知能力进行数字化建模,发现模型能够有效提取微观层面信息<sup>[19]</sup>。可见,当前数字化建模研究取得了一定成效,

为在线学习元认知能力评估提供了依据。

然而,现有研究仍存在以下不足:(1)理论层面缺乏统一指导,导致评估准确性不足。例如:Taub 与 Tsai 等基于不同元认知理论构建眼动信息的数字化模型,在固定视觉是否显著评估元认知能力的结论上存在分歧<sup>[20-21]</sup>;李士平与 Li 等采用不同理论基础的元认知问卷,导致“浏览学习资源”评估指标分析结论不一致<sup>[22-23]</sup>。(2)实践层面模态选取较为单一,导致评估全面性不足。例如:Zhang 等人仅基于文本模态数据,对学习者调节过程中元认知能力进行数字化建模<sup>[24]</sup>;Tsalas 等人仅通过事件相关电位 ERP (Enterprise Resource Planning, ERP) 数据构建模型,以此判断元认知与认知过程之间的差异<sup>[25]</sup>。

### (三)在线学习中多模态数据支持的数字化建模

通过整合两种及以上数据来源,多模态技术能更准确、全面地对在线学习者进行数字化建模。具体而言,在线学习中多模态数据支持的数字化建模具有以下特性:(1)内隐表征性。研究者通常获取在线学习者生理行为、心理变化等多模态数据并进行分析,以实现内部学习状态的准确刻画<sup>[26]</sup>,与元认知的内隐性相契合。(2)全面动态性。已有多模态研究通常涉及在线学习过程的数据采集,进而分析学习者内部状态变换情况<sup>[27]</sup>,与元认知的动态特性一致<sup>[28]</sup>。(3)高效准确性。相较于单模态,多模态数字化建模能聚合更多通道信息,在性能、精度上也更佳,已在各类应用中取得显著效果<sup>[29]</sup>。

基于以上优势,多模态技术有助于支持在线学习者元认知能力的数字化建模。然而,此类研究在日常教学中却难以推广<sup>[30]</sup>,这是因为:一方面,多模态研究在真实教学环境中,学习者活动更加多样化,数据采集和分析的复杂性增加,实践效果难以保证;另一方面,多模态研究往往依赖各种可穿戴设备采集学习者生理和行为数据,在实践中设备难以具有一致性,阻碍了多模态研究的常态化应用。

综上所述,在线学习元认知能力模型构建缺乏统一理论指导,实践中采用数据模态较为单一,导致元认知能力评估缺乏准确性与全面性。而在线学习中多模态数据支持的数字化建模与元认知特性契合,为模型构建提供了新思路。但多模态研究存在忽视实验与真实环境差异、对智能设备要求较高等问题,难以在常态化教学推广应用。鉴于此,本研究拟梳理在线学习元认知理论,构建基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型并开展实证研究,以期在理论和实践层面推动多模态研究在常态化教学中的应用。

### 三、基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化建模

#### (一)数字化模型构建

##### 1. 数字化模型理论基础

与传统的元认知“三元论”不同,在线学习情境下的元认知理论具有独特的发展路径,将二者等同视之,可能对元认知研究的深入推进产生一定干扰。鉴于此,本文在继承“三元论”核心观点的基础上,结合在线学习的情境特征,对相关理论进行了迁移与整合,旨在构建适用于多模态数字化建模的在线学习元认知理论框架,从而为后续研究提供坚实的理论支撑。具体而言,在线学习元认知理论具有以下特性:(1)元认知知识自主性与多样性。在线学习中,学习者需自主了解多样的学习过程与资源,以实现学习策略的适配调整与应用。(2)元认知体验复杂性与情感性。在线学习者元认知体验不仅局限于学习活动,还涉及多种复杂学习情境认知,此过程中的学习孤立感与技术焦虑都将增加认知负荷<sup>[31]</sup>,进而产生较为频繁的情绪波动。(3)元认知监控动态性与调控性。在线学习者通常需要动态监控多类型的在线学习活动,实现对自身学习过程的准确判断与调控,以促进不同类型学习目标达成。

##### 2. 基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型

本研究基于在线学习元认知理论,参考常态化教学环境下能有效评估学习者内隐认知过程的多模态数据采集维度(文本、图像、音频和行为)<sup>[32]</sup>,对各模态

数据进行预处理,结合多种深度学习算法对数据进行分析,最后采用多模态融合算法整合结果,以实现在线学习元认知能力数字化模型的构建(如图1所示)。

基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型由三个核心组成部分构成:多模态数据支持、算法分析支持以及在线学习元认知能力建模。首先,在常态化线上教学环境中,学习管理系统LMS(Learning Management System, LMS)对多模态数据进行采集、分类与存储,为模型构建提供了数据基础。其次,借助各类深度学习算法对多模态数据进行特征提取与评估分析,结合决策层多模态融合方法,为数字化模型提供了有效的分析支持。最后,基于在线学习元认知理论,结合数据分析结果,模型可实现对“元认知知识”“元认知体验”“元认知监控”三项核心要素及其特性的自动化与客观化评估,从而实现对学习者元认知能力的全面系统测量。

#### (二)模型结构解析

##### 1. 在线学习元认知能力层级及其评估方式解析

当前,学习成果分类主要基于布鲁姆、安德森等教育心理学家提出的目标分类学<sup>[33]</sup>,为研究者提供了客观划分学习者能力的依据。因此,本研究基于布鲁姆认知目标分类体系,构建在线学习元认知能力层级结构,明确划分低、中、高三类在线学习元认知能力水平(如图2所示)。在线学习元认知能力呈螺旋上升趋势,三类不同元认知能力水平学习者与布鲁姆认知目标层级相对应:(1)低在线学习元认知能力。低水平学习者在三要素上缺乏理解能力,通常仅停留在基础学习需求的认识(知记与领会),难以有效选择学习策略

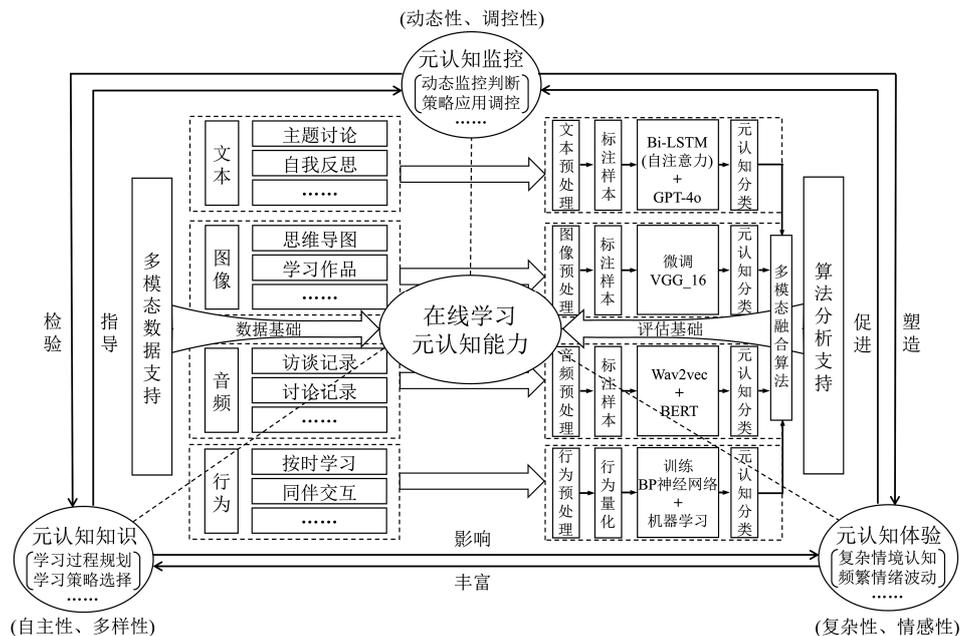


图1 基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型

与自我监控。(2)中在线学习元认知能力。相比低水平学习者,中等水平学习者已具备较好的学习规划能力,能够调整情绪并应对学习障碍(应用),主动剖析自身学习过程(分析)。(3)高在线学习元认知能力。高水平学习者能对复杂的在线学习任务作出准确判断(综合),并通过反思监控学习过程以优化学习策略(评价),确保学习目标的实现。

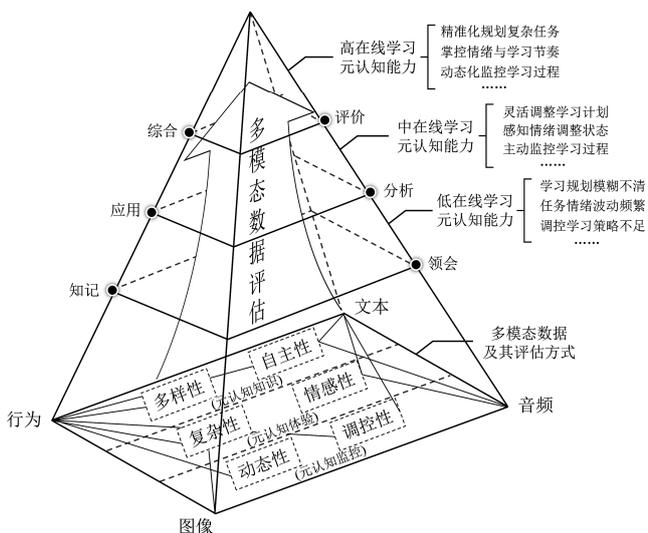


图2 在线学习元认知能力层级及其评估方式

依据上述层级评估标准,数字化模型将对四类多模态数据分别进行评估,模态对应在线学习元认知能力具体如下:(1)音频数据通常记录学习者规划学习过程及体验,反映在线学习元认知知识自主性、元认知体验情感性。(2)文本数据通常包含在线学习者对学习过程的自主反思、自我调节以及情感变化,对其评估涉及元认知知识自主性、元认知体验情感性及复杂性。(3)图像数据可呈现学习者在多种复杂学习情境下的认知程度,适用于表征元认知体验复杂性。(4)行为数据直接记录学习者学习过程,支持自主规划、策略调整等方面的全方位观察,能够反映除元认知体验情感性外的其他在线学习元认知能力维度。

### 2. 多模态数据处理解析

依据在线学习元认知能力层级及其评估方式,多模态数据处理能逐步使原始数据转化为有意义的信息,进而评估学习者在线学习元认知能力:(1)数据预处理。清理不同模态数据,以确保后续分析可行性。例如,文本数据、访谈音频中包含冗余信息与噪声,需要通过算法去除。(2)数据编码。鉴于各模态评估在线学习者元认知能力时侧重点不同,此阶段采用人工编码方式,按照低、中、高三类元认知能力层级对数据进行标注,以支持后续评估分析。(3)数据分析与呈现。基于标注数据,构建并训练深度学习模型,实现在线学

习者元认知能力的自动评估与预测分析,并通过多模态融合算法揭示各元认知特性权重分布。

## 四、基于多模态数据的在线学习元认知能力模型应用

### (一)应用场景

本研究以广州市H高校在线平台“砺儒云课堂”公选课“移动互联网创业模式与实践”为例,应用基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型,以期常态化多模态评估提供借鉴。在线课程每期开展11周,为获取充足的在线数据,实验选取两期共93名学习者作为研究对象。

### (二)数据采集与编码

本研究依托在线学习平台收集常态化多模态数据,实现学习者在线学习元认知能力数字化建模,并开展多模态评估。第一,教师在平台上设置“学习计划”“阶段反思”等讨论区,提供视频与文本等学习资源,平台会自动获取在线学习者多模态数据日志。第二,教师在课程结束后发放在线学习元认知能力调查问卷,获取学习者在线学习元认知能力水平相关数据。问卷结合在线学习元认知理论,对Schraw<sup>[34]</sup>、O'Neil<sup>[35]</sup>等常用元认知问卷进行改编,并在数据分析前对其信度与效度进行检验,结果表明,问卷结构良好且具有可信度(Cronbach's Alpha=0.929,KMO=0.804,Bartlett球形检验值为0.004)。第三,依据在线学习元认知能力层级及评估方式构建多模态数据编码表(见表1,其中,行为模态以量化替代编码),并由两位专家按照该编码表对数据进行标注,将低、中、高三个层级分别赋值为1、2、3。编码方式有效避免了专家之间的差异,计算所得各模态编码一致性达88.4%,编码具备有效性。第四,结合各模态标注数据训练深度学习模型,并以7:3比例随机划分为训练集和测试集,进而评估模型性能。

### (三)数字化模型应用效果分析

#### 1. 文本模态分析

在文本识别方面,模型将实现在线学习元认知知识自主性、元认知监控调控性、元认知体验情感性的分类评估。本研究选取Bi-LTSM+Self-Attention深度学习模型进行自主性和调控性分类任务,大模型GPT-4o进行情感性分类任务。其中,Bi-LTSM+Self-Attention是一种全局语义理解架构,在文本分类任务中能有效捕捉双向信息及其重要特征<sup>[36]</sup>;GPT-4o是一种具备多模态能力,能够理解自然语言的生成式预训练模型,可用于文本情绪识别任务中<sup>[37]</sup>。

表 1

多模态数据编码表

评估维度	评估特性	多模态数据类型	多模态数据来源	编码维度		
				低元认知能力 (知记、领会)	中元认知能力 (应用、分析)	高元认知能力 (综合、评价)
在线学习元认知知识	自主性	文本	讨论区学习计划描述	仅描述对学习内容的理解,无明确的学习步骤	有在具体任务中的学习计划	能从多个维度进行规划,以此优化后续学习策略
		音频	小组线上讨论贡献度	仅在讨论中复述他人观点	在讨论中主动提出观点或方法	在讨论中整合多方观点,对方案进行反思评估
		行为	日志中的访问记录	学习日志中测试频次、访问平台等行为数据的次数		
	多样性	行为	日志中的行为序列记录	学习日志中行为序列的多样性		
在线学习元认知体验	复杂性	图像	思维导图	知识节点线索少	知识节点线索多,关系复杂	呈现出多层次与交叉分支,具有创新的设计思路
		行为	日志中的行为类型	学习日志中行为种类与次数的复杂性		
	情感性	文本	讨论区学习体验情感	未提及学习过程中的情感体验	提及学习中的情绪变化,但仅停留在情感陈述	描绘自身多样情绪体验,同时涉及情绪调节
		音频	小组线上讨论体验情感	无明显情感波动	出现情感积极或消极波动	情感丰富且能根据情感状态主动调整
在线学习元认知监控	动态性	行为	日志中的行为变化	学习日志中不同行为之间的切换频次		
	调控性	文本	讨论区学习反思描述	仅描述学习活动过程	提及学习过程中发现的问题	涉及监测学习进展,并能根据问题合理优化
		行为	日志中的知识行为交替	学习日志中知识获取行为与其他行为的交替出现频次		

本研究将标注数据输入上述模型,通过学习文本间的语义关联,在元认知层面实现对内容的解读。文本模态评估预测结果见表 2,其中,准确率、精确率、召回率、F1 值是常见的模型评估指标,在本研究中可用于衡量模型自动评估在线学习者元认知能力的性能。可见,Bi-LTSM+Self-Attention 模型对自主性和调控性的评估预测结果均在 90%以上,整体评估效果较好;GPT-4o 精确率达到了较高的 95.79%,可用于在线学习元认知体验情感性识别。

表 2 文本模态评估预测结果

分类模型	指标	在线学习元认知特性		
		自主性	调控性	情感性
Bi-LTSM+ Self-Attention	准确率	91.43%	92.31%	/
	精确率	91.31%	93.59%	
	召回率	91.54%	90.98%	
	F1 值	0.9142	0.9226	
GPT-4o	准确率	/	/	86.21%
	精确率			95.79%
	召回率			86.21%
	F1 值			0.8994

## 2. 图像模态分析

思维导图是学习者多种思维方式的可视化呈现<sup>[38]</sup>,通过分析其节点连接、层级结构和概念关联,有助于

揭示学习者的整体思维模式。因此,在图像模态分析中,首先采用拉普拉斯算子(Laplace Operator)进行边缘增强处理,突出思维导图中的节点、线条等结构化信息,随后输入 VGG\_16 以评估预测在线学习元认知体验复杂性。VGG\_16 是一种经典的卷积神经网络架构,由卷积层(提取局部特征)、池化层(保留重要特征)、全连接层(全局整体理解)三类组成,可用于检测学习者在复杂环境下的知识掌握情况<sup>[39]</sup>。

在 VGG\_16 模型中,卷积层会提取思维导图局部特征,池化层会进一步提取关键特征,全连接层将提取的高级特征映射到元认知能力标签,最终实现元认知能力层级预测评估(微调后 VGG\_16 架构如图 3 所示)。结果表明,训练后的模型对图像模态具有较好的预测准确率(准确率 88.89%、精确率 92.59%、召回率 90.91%、F1 值 91.04%),可用于评估在线学习元认知能力体验复杂性。

## 3. 音频模态分析

在语音识别方面,模型将对线上讨论数据进行分析,实现在线学习元认知体验情感性、元认知知识自主性的分类评估。本研究采用中文语音预训练模型 Wav2vec 2.0 进行特征提取,结合双向变换器模型 BERT 进行分析处理,实现元认知情感性与自主性的评估预测。其中,中文 Wav2vec 2.0 模型能够从大规

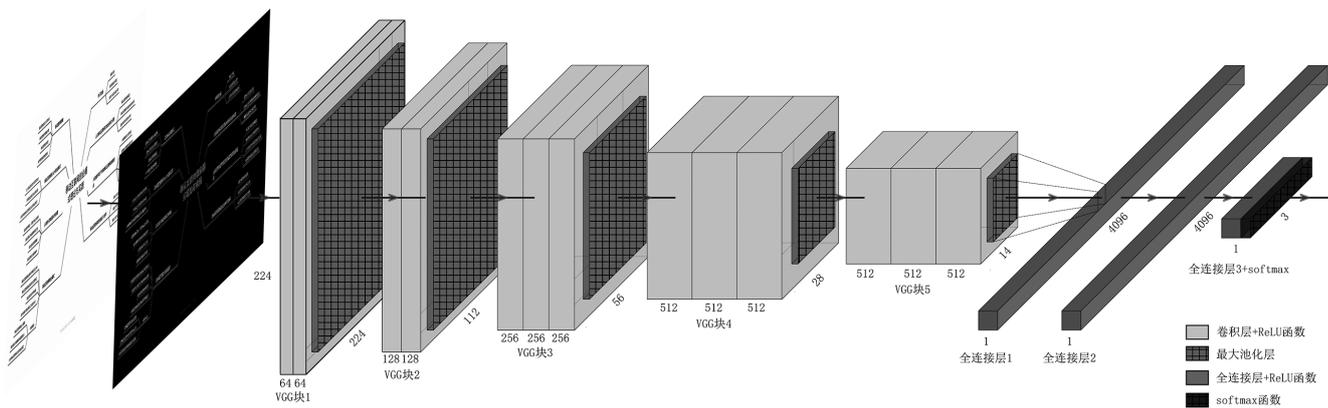


图3 微调后 VGG\_16 架构

模未标注的中文语音数据中提取高质量语音特征；BERT 则可以通过同时从前后文学习语义表示,进行自然语言处理任务。

本研究将音频数据输入 Wav2vec 2.0 中,将语音特征向量解码为文本数据后,结合 BERT 理解文本的上下文语义,识别文本中与元认知知识、元认知体验相关的关键内容,并通过标注数据指导模型实现自动评估,语音模态评估预测结果见表 3。可见,BERT 模型可通过微调适应在线学习元认知的评估预测。

表 3 语音模态评估预测结果

分类模型	指标	在线学习元认知特性	
		自主性	情感性
BERT	准确率	80.00%	96.84%
	精确率	87.14%	93.78%
	召回率	81.00%	98.01%
	F1 值	0.8400	0.9585

#### 4. 行为模态分析

在行为识别方面,模型将对在线学习日志进行分析,实现在线学习元认知知识、体验、监控三类能力的评估预测。本研究参考王洪江等评估元认知能力的在线学习行为指标及量化方法<sup>[9]</sup>,并将 11 种行为指标输入 BP 神经网络实现自动评估。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,通过反向传播算法调整权重以处理复杂的非线性关系,在多维度数据评估中具有一定优势。

在 BP 神经网络中,输入层接收标准化后的行为特征,隐含层通过非线性激活函数学习特征与元认知能力

之间的映射,输出层形成元认知能力标签类别。本研究选用常见的三种机器学习模型与 BP 神经网络作对比,评估预测结果见表 4,可见 BP 神经网络相比机器学习模型,在分类与整体预测上均具有较好的准确率。

#### 5. 多模态融合分析

在多模态融合分析中,本研究对在线学习元认知各特性采用决策级融合,全面剖析元认知能力评估要素权重占比。其中,决策级融合是多模态研究中最常用的数据融合方案,通过整合不同模态模型的结果以得出精准决策<sup>[41]</sup>。具体而言,本研究将上述四种模态模型的分析结果进行汇总,结合在线学习元认知能力调查问卷数据,采用多层感知机 MLP 进行各特性权重计算。在 MLP 中,将带有标注的四种模态分析结果作为输入数据,利用多元线性回归算法对模型进行拟合运算(其权重矩阵记录了各模态对元认知能力的贡献),加权线性模型为:在线学习元认知能力=0.160×自主性+0.208×多样性+0.180×复杂性+0.160×情感性+0.156×动态性+0.136×调控性,同时模型拟合程度良好( $R^2=87.49%$ )。通过加权线性模型可知,在线学习元认知能力是由多个因素共同作用的结果,各特性在评估过程中均有一定贡献。

### 五、讨 论

#### (一)基于多模态数据的数字化模型是在线学习元认知能力准确评估的基础

已有研究表明,基于多模态数据的学习评估可全

表 4 行为模态评估预测结果

评估模型	准确率				精确率	召回率	F1 值
	元认知知识	元认知体验	元认知监控	整体			
SVM 模型	76.53%	74.50%	73.47%	79.94%	80.28%	79.94%	0.8002
RF 模型	76.28%	81.63%	74.74%	82.14%	84.31%	82.14%	0.8244
KNN 模型	83.42%	79.30%	77.07%	86.73%	86.67%	86.33%	0.8600
BPNN 模型	85.71%	88.52%	81.63%	90.82%	90.21%	92.18%	0.9104

面获取教学场景数据,从而实现对学习状态的准确评估<sup>[42]</sup>。因此,本研究基于在线学习元认知理论,构建多模态数字化模型并应用于常态化教学中,分别收集与处理四种模态数据,结合多模态决策级融合技术,对在线学习元认知三要素及其特性进行自动评估与权重解析。结果表明:在理论层面,数字化模型以在线学习元认知理论为支撑,阐述了元认知能力具体层级关系及评估方式,为在线学习元认知能力准确评估奠定理论基础;在实践层面,数字化模型采用深度学习模型评估在线学习元认知各特性,通过多模态决策级融合算法整合结果,充分获取了多模态数据的完整特征,提高了准确评估的可能性。

## (二)多模态融合有助于提高在线学习元认知能力模型的全面性与可解释性

通过多模态数据分析,教育研究者能更好地理解学习者的内在认知状态,但如何进行多模态数据融合是该领域的难点问题<sup>[43]</sup>。因此,本研究采用多模态决策级融合,利用MLP拟合最优回归模型,确定各特性在评估过程中的权重占比。结果表明,在线学习元认知能力是由多个相互关联的特性共同决定的,其中元认知知识多样性的影响权重系数最大。这是因为,元认知知识为元认知活动提供基本知识背景<sup>[44]</sup>,多样化知识背景使学习者能够选择并应用合适的策略,从而更有效地进行情感管理和调整,促进元认知体验与监控能力的提升。通过多模态决策级融合得出的权重系数,可有效提高模型的全面性与可解释性:一方面,多模态融合有效消除了单一模态评估的片面性,使教师

能够更全面准确地了解在线学习者元认知三个维度的表现,为改善教学策略提供数据层面的支持;另一方面,根据决策级融合生成的各特性权重,在线学习者内隐认知状态得到更加客观的解释,教育工作者可基于此优化在线课程设计。

## 六、结束语

本研究基于在线学习元认知理论,依托常态化在线学习场景的多模态数据与分析技术,进行在线学习元认知能力多模态数字化建模,并将其应用于在线课程中开展实证研究,以实现自动准确的多模态评估。研究结论如下:(1)基于多模态数据的在线学习元认知能力数字化模型由“多模态支持”“算法分析支持”“在线学习元认知能力”组成,为准确评估在线学习元认知能力提供理论基础;(2)各模态数据采用深度学习模型分析,结合多模态决策级融合,提升了在线学习元认知能力评估的全面性与可解释性。

多模态技术转向常态化教学应用时,往往面临教学情境复杂、数据多样化等问题<sup>[45]</sup>。本研究对在线学习环境中的多模态数据进行收集与分析,实现了在线学习元认知能力的准确评估,在提升在线学习质量的同时,也为教育研究提供更多的实证基础。此外,相比于在线学习环境,混合学习结合了在线学习与传统学习优势,也适合在常态化教学中推广应用。因此,后续研究将以混合学习理论为基础,重点关注传统学习与在线学习元认知能力结合的路径,推动多模态元认知能力模型在混合学习中的应用。

## [参考文献]

- [1] 陈亮,许姝燕,成红丽.数字化转型赋能城乡教师高质量发展的内在逻辑与培育策略[J].中国电化教育,2024(8):94-101.
- [2] 中华人民共和国教育部.教育部高等教育司关于印发2022年工作要点的通知[EB/OL].(2022-02-23)[2024-12-06].[http://www.moe.gov.cn/s78/A08/tongzhi/202203/t20220310\\_606097.html](http://www.moe.gov.cn/s78/A08/tongzhi/202203/t20220310_606097.html).
- [3] 中国教育报.数字化引领教育变革新风向——一年来国家教育数字化战略行动发展观察[EB/OL].(2024-01-27)[2024-12-06].[http://www.moe.gov.cn/fbh/live/2024/55785/mtbd/202401/t20240129\\_1113154.html](http://www.moe.gov.cn/fbh/live/2024/55785/mtbd/202401/t20240129_1113154.html).
- [4] ANTHONYSAMY L. The use of metacognitive strategies for undisrupted online learning: preparing university students in the age of pandemic[J]. Education and information technologies, 2021,26(6):6881-6899.
- [5] 吴秀娟,张浩,倪厂清.基于反思的深度学习:内涵与过程[J].电化教育研究,2014,35(12):23-28,33.
- [6] BROADBENT J, POON W L. Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: a systematic review[J]. The internet and higher education, 2015,27:1-13.
- [7] 王洪江,李作锟,廖晓玲,等.在线自主学习行为何以表征元认知能力——基于系统性文献综述及元分析方法[J].电化教育研究,2022,43(6):94-103.
- [8] 殷常鸿,张义兵,高伟,等.“皮亚杰—比格斯”深度学习评价模型构建[J].电化教育研究,2019,40(7):13-20.
- [9] FLAVELL J H. Metacognition and cognitive monitoring: a new area of cognitive-developmental inquiry [J]. American psychologist, 1979,34(10):906.

- [10] BROWN A. Knowing when, where & how to remember; a problem of metacognition[M]. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associate, 1987.
- [11] 董奇. 论元认知[J]. 北京师范大学学报, 1989(1):68-74.
- [12] 王亚南. 元认知的结构、功能与开发[J]. 南京师大学报(社会科学版), 2004(1):93-98.
- [13] STANTON J D, SEBESTA A J, DUNLOSKY J. Fostering metacognition to support student learning and performance [J]. *CBE—Life sciences education*, 2021, 20(2):fe3.
- [14] BROADBENT J. Comparing online and blended learner's self-regulated learning strategies and academic performance [J]. *The internet and higher education*, 2017, 33:24-32.
- [15] ANTHONYSAMY L, KOO A C, HEW S H. Self-regulated learning strategies and non-academic outcomes in higher education blended learning environments; a one decade review[J]. *Education and information technologies*, 2020, 25(5):3677-3704.
- [16] ZARGAR E, ADAMS A M, CONNOR C M D. The relations between children's comprehension monitoring and their reading comprehension and vocabulary knowledge: an eye-movement study[J]. *Reading and writing*, 2020, 33(3):511-545.
- [17] DINDAR M, JÄRVELÄ S, HAATAJA E. What does physiological synchrony reveal about metacognitive experiences and group performance?[J]. *British journal of educational technology*, 2020, 51(5):1577-1596.
- [18] 纪阳, 李思琪, 张默雨. 元认知评估能力发展预测的可行性研究[J]. 北京邮电大学学报(社会科学版), 2020, 22(5):117-124.
- [19] ZHANG M, DU X, RICE K, et al. Revealing at-risk learning patterns and corresponding self-regulated strategies via LSTM encoder and time-series clustering[J]. *Information discovery and delivery*, 2022, 50(2):206-216.
- [20] TAUB M, AZEVEDO R. How does prior knowledge influence eye fixations and sequences of cognitive and metacognitive SRL processes during learning with an intelligent tutoring system? [J]. *International journal of artificial intelligence in education*, 2019, 29:1-28.
- [21] TSAI P Y, YANG T T, SHE H C, et al. Leveraging college students' scientific evidence-based reasoning performance with eye-tracking-supported metacognition[J]. *Journal of science education and technology*, 2019, 28:613-627.
- [22] 李士平, 赵蔚, 刘红霞, 等. 数据表征元认知: 基于学习分析的网络自主学习行为研究[J]. 电化教育研究, 2017, 38(3):41-47.
- [23] LI Q, BAKER R, WARSCHAUER M. Using clickstream data to measure, understand, and support self-regulated learning in online courses[J]. *The internet and higher education*, 2020, 45:100727.
- [24] ZHANG T, TAUB M, CHEN Z. Measuring the impact of COVID-19 induced campus closure on student self-regulated learning in physics online learning modules[C]//11th International Learning Analytics and Knowledge Conference, April 12-16, 2021, University of California, Irvine, California. New York: Association for computing Machinery, 2021:110-120.
- [25] TSALAS N R H, MÜLLER B C N, MEINHARDT J, et al. An ERP study on metacognitive monitoring processes in children[J]. *Brain research*, 2018, 1695:84-90.
- [26] CHANGO W, CEREZO R, ROMERO C. Multi-source and multimodal data fusion for predicting academic performance in blended learning university courses[J]. *Computers & electrical engineering*, 2021, 89:106908.
- [27] 王小根, 陈瑶瑶. 多模态数据下混合协作学习者情感投入分析[J]. 电化教育研究, 2022, 43(2):42-48, 79.
- [28] 汪玲, 郭德俊. 元认知的本质与要素[J]. 心理学报, 2000(4):458-463.
- [29] HUANG Y, DU C, XUE Z, et al. What makes multi-modal learning better than single(provably)[J]. *Advances in neural information processing systems*, 2021, 34:10944-10956.
- [30] 范福兰, 李韩婷, 戚天姣, 等. 基于多模态数据的大学生认知深度评价框架构建及应用[J]. 现代远距离教育, 2023(3):57-65.
- [31] TSAI M J. The model of strategic e-learning; understanding and evaluating student e-learning from metacognitive perspectives[J]. *Journal of educational technology & society*, 2009, 12(1):34-48.
- [32] 马云飞, 郑旭东, 赵冉, 等. 深度学习的发生机制与多模态数据测评研究[J]. 远程教育杂志, 2022, 40(1):50-60.
- [33] 张红峰. 基于创新核心素养的高校学习成果分类框架构建研究[J]. 教育学术月刊, 2018(10):24-34.
- [34] SCHRAW G, DENNISON R S. Assessing metacognitive awareness [J]. *Contemporary educational psychology*, 1994(19):460-475.
- [35] O'NEIL H, BROWN R S. Differential effects of question formats in math assessment on metacognition and affect [J]. *Applied measurement in education*, 1998, 11(4):331-351.

- [36] XIE J, CHEN B, GU X, et al. Self-attention-based BiLSTM model for short text fine-grained sentiment classification [J]. IEEE access, 2019, 7:180558-180570.
- [37] RATHJE S, MIREA D M, SUCHOLUTSKY I, et al. GPT is an effective tool for multilingual psychological text analysis [J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2024, 121(34):e2308950121.
- [38] 赵国庆, 杨宣洋, 熊雅雯. 论思维可视化工具教学应用的原则和着力点[J]. 电化教育研究, 2019, 40(9):59-66, 82.
- [39] LIU Y, CHEN L, YAO Z. The application of artificial intelligence assistant to deep learning in teachers' teaching and students' learning processes[J]. Frontiers in psychology, 2022, 13:929175.
- [40] 王洪江, 陈沛瑜, 李作锬, 等. 基于 BPNN 的在线学习者元认知能力评估[J]. 现代教育技术, 2024, 34(11):132-142.
- [41] 丁继红. 多模态协作学习分析理论模型、实践逻辑和教育价值[J]. 远程教育杂志, 2023, 41(2):95-104.
- [42] 张学波, 李王伟, 张思文, 等. 数据使能教学决策的发展——从数据教育应用到多模态学习分析支持教学决策[J]. 电化教育研究, 2023, 44(3):63-70.
- [43] 彭红超, 姜雨晴. 多模态数据支持的教育科学研究发展脉络与挑战[J]. 中国远程教育, 2022(9):19-26, 33, 78.
- [44] 汪玲, 郭德俊, 方平. 元认知要素的研究[J]. 心理发展与教育, 2002(1):44-49.
- [45] CUKUROVA M, GIANNAKOS M, MARTINEZ-MALDONADO R. The promise and challenges of multimodal learning analytics[J]. British journal of educational technology, 2020, 51(5):1441-1449.

## Digital Modeling and Application of Online Learning Metacognitive Abilities based on Multimodal Data

WANG Hongjiang<sup>1</sup>, ZHANG Yifu<sup>1</sup>, LUN Hao<sup>1</sup>, CHEN Peiyu<sup>2</sup>, ZHANG Shaoying<sup>1</sup>

(1.School of Information Technology in Education, South China Normal University, Guangzhou Guangdong 510631; 2.Guangzhou Huadu District Tieying School, Guangzhou Guangdong 510800)

**[Abstract]** Online learning metacognitive ability has an important impact on the effectiveness of online learning, and modeling it helps learners to adjust their learning strategies and processes. However, current modeling approaches suffer from inconsistent theoretical guidance and an over-reliance on unimodal indicators. For this reason, the study combs through online learning metacognition theories, constructs a digital model of online learning metacognitive ability based on multimodal data, and applies it to regular online courses to verify the effectiveness of model-based assessment of online learning metacognitive ability. The results demonstrate that: (1)the multimodal data-based digital model provides a solid foundation for accurately assessing online learning metacognitive ability; (2)each modal data is analyzed using a deep learning model combined with multimodal decision-level fusion to make the assessment results comprehensive and interpretable.

**[Keywords]** Online Learning Metacognitive Ability; Digital Model; Multimodal Assessment; Routine Teaching; Deep Learning