

大学生学习资源选择行为的 UTAUT 实证研究

张运华^{1,2} 吴远菲²

1. 江苏科技大学苏州理工学院; 2. 江苏科技大学张家港校区

摘要: 基于技术接受与使用统一理论 (UTAUT), 引入学习动机与认知风格两个扩展变量, 构建了大学生学习资源选择行为模型, 并利用 870 份有效问卷数据进行实证分析。研究结果显示: 绩效期望与学习动机是驱动大学生学习资源使用意向的核心因素, 努力期望和社会影响也产生了显著的正向作用。行为意向在各前因变量与实际使用行为之间发挥中介作用, 其中绩效期望与学习动机的间接效应最为突出。便利条件则直接促进了实际使用行为的发生。此外, 认知风格在“意向—行为”路径中呈现显著调节效应, 视觉型学生的意向转化率明显高于非视觉型学生。

关键词: 智慧教育; 学习资源选择; UTAUT 模型

DOI: 10.65976/3080-0374.2026.08.057

引言

近年来, 随着数字技术的快速发展与智慧教育体系的持续完善, 高校教学场景呈现出纸质与数字学习资源共存的格局。面对日益丰富的资源类型, 大学生在不同资源之间的选择行为日趋复杂, 这不仅影响学习成效, 也对课程设计与教学资源配置的优化产生直接作用。因此, 揭示大学生在智慧教育环境中选择纸质或数字学习资源的行为机制, 具有重要意义。

技术接受与使用统一理论 (UTAUT) 是教育技术领域常用的行为解释框架, 强调绩效期望、努力期望、社会影响和便利条件对行为意向与实际使用行为的作用机制^[1], 并具有良好的适配性与可扩展性。已有研究在该模型基础上引入学习动机、自我效能、情绪态度等变量, 用于解释学生在智慧教育环境下对线上课程^[2-4]、慕课平台^[5-6]、数字教材^[7-8]等的采纳行为; 也有学者将教师推荐与同伴影响等社会因素纳入模型, 以刻画大学生数字资源接受过程中的外部动力结构^[8-9]。然而, 针对纸质与数字学习资源二选一这一更具复杂性的行为类型, UTAUT 模型的适用性与作用机制仍缺乏系统检验。

另有一些研究从使用频率、偏好倾向、学习情境等多维度探讨了大学生的学习资源使用特征。结果表明, 纸质资源因其良好的阅读体验与较高的信息掌握效率, 仍在笔记整理、复习等深度学习任务中占据重要地位^[10-12]; 而数字资源凭借便捷性、更新速度快和内容多样等优势, 被广泛用于信息搜索、自主学习和

碎片化学习^[13-14]。一些学者进一步指出, 学习任务类型、学科背景和个体动机等因素会显著影响大学生的资源偏好^[15-16]。

综合来看, 现有研究仍存在三方面不足: (1) 缺乏以纸质与数字学习资源选择行为为核心对象的系统化模型构建; (2) UTAUT 模型在非典型技术采纳行为中的适配性尚未得到充分验证; (3) 个体差异变量与资源选择路径之间的交互机制有待深入探讨。

基于此, 本文在 UTAUT 模型的核心结构中引入学习动机 (Learning Motivation, LM) 与认知风格 (Cognitive Style, CS) 两个扩展变量, 构建多维交互的学习资源选择行为模型。通过对 870 份有效问卷数据的结构方程建模分析, 本文力图回答以下问题: (1) 大学生在纸质与数字学习资源之间的选择受哪些关键因素影响? (2) 这些因素如何通过行为意向作用于实际使用行为? (3) 不同认知风格的学生在行为路径中是否表现出显著差异?

一、研究设计

(一) 学习资源内涵界定

智慧教育语境下, “学习资源”是一个内涵宽泛、外延多样的概念, 不同研究视角下的界定存在明显差异。从功能属性看, 学习资源承担的是“知识或技能的承载与传递”角色, 即为学习者提供可操作的内容或媒介, 使其能够在正式课堂或自主学习情境中进行探究、练习与复习。已有研究指出, 数字学习资源作为一种独立的资源类型, 其在定义上尚存一致性

基金项目: 江苏省高等教育学会教研项目“智慧教育背景下大学生对纸质与数字学习资源的偏好及其影响因素研究”(2024JCSZ41)。

作者简介: 张运华, 男, 博士, 副教授, 研究方向为高等教育管理。

吴远菲, 女, 硕士研究生, 研究方向为国际贸易与知识产权。

问题^[17]；从形态维度看，本研究将学习资源划分为两大类型：纸质学习资源与数字学习资源。纸质资源主要包括印刷教材、参考书、讲义、练习册、笔记本等，数字资源则包括电子教材、网络课程、多媒体讲解、在线题库、学习 App、虚拟实验等形式。从使用情境的视角来看，本研究所指的学习资源是学习者在自主或课堂内尚处于选择状态的资源，而非教师专用的平台或后台监控系统。

综上所述，本研究将“学习资源”界定为：大学生在智慧教育环境下，为完成学习任务、提升学习效果而主动选择、获取和使用的纸质或数字化学习材料。

（二）研究模型构建

为系统解释大学生在智慧教育环境下对纸质与数字学习资源的选择行为，本文以技术接受与使用统一理论（UTAUT）为基础，结合高校学习情境对模型进行扩展。UTAUT 提出绩效期望（Performance Expectancy, PE）、努力期望（Effort Expectancy, EE）、社会影响（Social Influence, SI）和便利条件（Facilitating Conditions, FC）四个核心构念，这些变量已在教育技术采纳研究中得到广泛验证。

在此框架下，本文引入学习动机（LM）作为内在心理驱动力变量，以补充 UTAUT 对个体心理特征的解释力；学习动机是指个体为实现学习目标而持续参与学习活动的内部心理驱动力^[18]。根据自我决定理论，个体的行为受自主性、能力感与关系感三种基本心理需求的驱动^[19]。在智慧教育情境下，大学生选择何种学习资源，不仅取决于其对资源的技术感知（如易用性与绩效期望），还受到其学习目标、自主控制与成就追求的影响。当学生具有较强的学习动机时，更可能主动尝试多样化学习资源，尤其是数字化资源，以提升学习效率与成果。

在技术采纳与学习行为研究中，个体差异变量被认为是影响模型稳定性与外部效度的重要因素。认知风格（Cognitive Style）是指个体在加工、组织与表征信息时表现出的稳定偏好^[20]。已有研究指出，不同认知风格的学习者在 Web-based 学习系统中的导航路径、界面交互偏好与使用体验存在显著差异^[21]。UTAUT 模型虽然在解释群体技术采纳方面具有较强解释力，但它假设个体在信息处理上的一致性，忽视了不同认知风格学习者在“意向—行为”路径中的行为差异。因此论文同时引入认知风格（CS）作为调节变量，以探讨学习者特征在行为意向与实际使用行为之间的差异化作用。

综上所述，模型设定如下：绩效期望、努力期望、

社会影响和学习动机共同作用于行为意向（Behavioral Intention, BI）；行为意向和便利条件直接预测实际使用行为（Use Behavior, UB）；认知风格调节行为意向对实际使用行为的作用强度。

（三）研究假设

本研究以 Venkatesh 等^[1]提出的技术接受与使用统一理论（UTAUT）为基础，结合大学生学习资源选择的情境特征，对原有模型结构进行了扩展。在智慧教育环境中，大学生在选择学习资源时，既会基于对资源学习效果的主观评估做出判断，也会受到资源获取便利性、同伴与教师影响以及个人学习动机等多重因素的共同作用

在 UTAUT 模型中，绩效期望指个体相信使用某项技术能够提升其学习或工作表现的程度^[1]。已有研究认为，这是用户采纳意愿的核心驱动因素之一^[23-24]，在智慧教育背景下，大学生在纸质与数字学习资源之间做选择时，往往会首先评估该资源能否有效提高学习效率、深化对知识的理解或提升学习成绩。据此，提出假设 H1：绩效期望（PE）对大学生的学习资源使用行为意向（BI）具有显著正向影响。

努力期望反映个体在使用某项技术时感知到的易用程度及所需付出的额外认知努力。已有研究指出，当学习资源界面复杂、操作步骤烦琐或信息结构混乱时，会显著抑制学生的使用积极性^[25-28]。因此，提出假设 H2：努力期望（EE）对大学生的学习资源使用行为意向（BI）具有显著正向影响。

社会影响是指个体感知到的重要他人对其是否应使用某项技术所持的态度。在大学学习环境中，教师推荐与同伴建议是学生选择学习资源的重要参照。已有研究表明，大学生在技术使用初期阶段尤其易受到社会规范与群体行为的影响^[29]。学习动机则体现了学习者对任务本身的兴趣、投入与目标导向，是影响学习行为的核心心理变量^[18]。已有研究表明，高学习动机学生更倾向于探索新型学习方式并持续使用数字学习工具^[19, 30-31]。据此，提出如下假设：H3：社会影响（SI）对大学生的学习资源使用行为意向（BI）具有显著正向影响；H4：学习动机（LM）对大学生的学习资源使用行为意向（BI）具有显著正向影响。

根据 UTAUT 模型的路径设定及相关研究，绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机对使用行为的作用主要通过行为意向实现^[32-33]。行为意向在这一过程中起到由“认知判断”向“行为执行”过渡的桥梁作用，当学生拥有较强的学习动机时，更容易主动探索并选择能支持学习目标实现的资源^[34]。然而，这种

驱动力并不会直接作用于行为,而是通过影响行为意向来实现行为转化^[35]。据此,提出如下假设:H5:绩效期望(PE)通过行为意向(BI)对大学生学习资源使用行为(UB)产生间接影响;H6:努力期望(EE)通过行为意向(BI)对大学生学习资源使用行为(UB)产生间接影响;H7:社会影响(SI)通过行为意向(BI)对大学生学习资源使用行为(UB)产生间接影响;H8:学习动机(LM)通过行为意向(BI)对大学生学习资源使用行为(UB)产生间接影响。

行为意向是UTAUT模型中通向实际使用行为的最直接变量。根据Ajzen(1991)的计划行为理论,意向是实际行为的重要预测变量^[36]。在本研究中,大学生一旦明确表达偏好某种学习资源并打算使用,往往会在学习活动中将其付诸实践。据此,提出假设H9:行为意向(BI)对大学生的学习资源使用行为(UB)具有显著正向影响。

不同学生在获取与处理信息时往往表现出相对稳定的偏好,这种差异被称为认知风格。已有研究表明,认知风格会影响学习者在资源类型上的选择偏好,不同认知风格的学习者在在线学习环境中意向与行为之间表现出差异性^[20, 37]。基于这一推断,提出假设H10:认知风格在行为意向(BI)与学习资源使用行为(UB)之间起调节作用。

在高校智慧教育的实际应用中,大学生能否顺利使用某类学习资源,不仅取决于个人意愿,还与学习环境中软硬件条件的完善程度密切相关。已有研究发现,在信息系统和在线学习平台的使用情境中,便利条件对行为具有显著解释力^[38]。基于上述分析,提出假设H11:便利条件(FC)对大学生的学习资源使用行为(UB)具有显著正向影响。

相较于经典UTAUT模型,本研究的创新之处在于:

(1)引入学习动机作为内在心理驱动力,强化模型对“个体学习能动性”的解释;(2)引入认知风格作为调节变量,检验个体差异在“意向—行为”路径中的

调节效应,从而拓展UTAUT模型在教育学习场景中的适应性与解释力。

(四) 问卷设计与变量测量

为系统测量大学生在智慧教育环境中的学习资源选择行为及其影响因素,本文在查阅国内外文献的基础上设计了结构化问卷。问卷包括三部分:(1)基本信息:性别、年级、专业、设备条件、网络环境等,用于样本特征分析与异质性检验。(2)变量测量:涵盖绩效期望、努力期望、社会影响、便利条件、学习动机、行为意向、认知风格等潜变量,共31个题项,采用李克特五级量表(1=完全不同意,5=完全同意)。(3)资源使用行为:要求学生回顾最近一周纸质与数字学习资源的使用频率,并按百分比或次数记录,用于构建实际使用行为(UB)指标。各变量维度的选取基于经典UTAUT量表结构(Venkatesh et al., 2003),并结合智慧教育场景的语境修订。绩效期望、努力期望、社会影响、便利条件仍保持原模型四维度结构;学习动机采用自我决定理论^[19]框架下的三个子维度——内在动机、认知兴趣与学习目标导向;认知风格采用简化VARK分类的二分维度,以提高分组可靠性与模型稳定性。

本研究所涉及的主要变量定义、测量题项及参考文献来源如表1所示。

信效度检验结果表明:所有潜变量的Cronbach's α 系数均高于0.70,KMO值为0.921,Bartlett球形度检验显著($p < 0.001$),因子载荷均大于0.6且无严重交叉载荷;平均方差提取量(AVE)均大于0.50,复合信度(CR)在0.79~0.91之间,判别效度良好。这表明问卷设计具有较高的内部一致性与结构效度,可作为后续结构方程模型分析的可靠数据基础。

二、实证分析与结果

(一) 描述性统计与相关分析

在回收的共计906份问卷中,剔除填答不完整与逻辑不一致问卷后,最终获得有效样本870份,有效

表1 变量定义与测量维度一览表

变量名称	测量维度	参考来源
绩效期望(PE)	信息价值、学习提升	Venkatesh et al.(2003) ^[1]
努力期望(EE)	操作简易性、认知负担	同上
行为意向(BI)	偏好程度、计划行为	同上
社会影响(SI)	教师认同、同伴认同	同上
便利条件(FC)	网络设备支持、资源可及性	同上
学习动机(LM)	自主目标、自我发展	Deci&Ryan(2000) ^[19]
实际使用行为(UB)	使用频率占比	自编
认知风格(CS)	感知偏好	Riding&Cheema(1991) ^[20]

率为 96.03%。结合样本的人口学特征来看,受访学生的性别比例相对均衡:男性占 45.9%,女性占 54.1%。年级构成方面,大一至大四的比例依次为 26.3%、25.1%、25.4% 和 23.2%,差异不大。样本所涵盖的专业类型包括工科(38.5%)、管理与经济类(33.8%)以及人文社科类(27.7%)。在数字化基础设施条件方面,91.2% 的学生拥有个人电脑,96.8% 的学生能够稳定接入校园网络,这意味着整体样本具备良好的数字化学习硬件与网络支持。

从核心潜变量的描述性统计结果来看,所有变量的平均值均高于 3.5(满分 5 分),显示学生普遍对学习资源的功能性、可用性与使用体验持积极态度。其中,学习动机得分最高(M=4.15,SD=0.61),绩效期望(M=3.98,SD=0.65)和便利条件(M=3.92,SD=0.67)的得分同样较高,表明大多数学生认可学习资源在提升学习效率方面的作用,并感知到较好的使用环境与技术支持。

在资源使用比例方面,数字资源的平均占比为 60.8%(SD=19.4%),纸质资源为 39.2%,显示数字资源已在学习活动中占据主导地位。标准差较大提示不同学生群体在使用频率上差异明显,这种差异可能与专业属性、认知风格及课程要求等因素相关,也为后续模型分析提供了探索空间。

相关分析的结果显示,各变量之间均存在显著正相关($p < 0.01$),且不存在严重的多重共线性(最高相关系数未超过 0.70)。其中,行为意向与绩效期望($r=0.562$)、学习动机($r=0.509$)以及便利条件($r=0.471$)的相关系数相对较高。此外,行为意向与实际使用行为的相关系数为 0.517,说明学生对某类资源的偏好在一定程度上能够转化为实际使用,这为后续的路径分析提供了初步的实证支持。

(二) 结构方程模型拟合与路径分析

采用 Mplus8.3 软件进行模型拟合与参数估计,使用最大似然估计法进行路径系数估计。通过对 31 个观测变量的标准化因子载荷估计发现,所有题项的载荷

值均大于 0.60,显著水平达到 $p < 0.001$,说明各题项能够有效反映其对应潜变量。

如表 2 所示,所有潜变量的 CR 值均大于 0.7,AVE 值均超过 0.5 的公认阈值,表明模型具备良好的聚合效度。其中,行为意向(BI)的 CR 值最高,为 0.902。判别效度方面,所有潜变量的“方差提取平方根”均高于其与其他潜变量之间的最高相关系数,满足 Fornell&Larcker(1981)判别效度的判断标准^[39],表明各潜变量之间具有良好的区分性。

在测量模型验证通过的基础上,本文构建结构模型以验证前述研究假设。如表 3 所示,模型整体拟合结果表明: $\chi^2/df=2.436$,CFI=0.949,TLI=0.942,GFI=0.923,AGFI=0.902,RMSEA=0.042,各项拟合指标均达到理想水平,说明模型整体拟合良好,具备进一步进行路径分析的基础。

结构模型中各变量之间的路径系数估计结果及显著性检验如表 4 所示。

结构模型的路径系数估计结果表明,绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机均对行为意向产生显著正向影响。其中,绩效期望对行为意向的作用最强($\beta=0.238, p < 0.001$),其次为学习动机($\beta=0.221, p < 0.001$),努力期望($\beta=0.164, p < 0.001$)和社会影响($\beta=0.113, p < 0.01$)也均达到显著水平,支持 H1—H4。

行为意向对实际使用行为具有显著正向影响($\beta=0.516, p < 0.001$),表明使用意向在很大程度上能够转化为具体行动,支持 H9。便利条件对使用行为的直接作用也显著($\beta=0.162, p < 0.001$),支持 H11。这表明当硬件设备、网络环境以及资源可获取性能能够得到保障时,学生更有可能在日常学习中频繁使用该资源。

在中介路径方面,绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机均可通过行为意向对实际使用行为产生间接影响。其中,PE → BI → UB 的间接效应为 0.123($p < 0.001$),EE → BI → UB 为 0.085($p < 0.01$),

表 2 测量模型的聚合效度与判别效度检验结果

潜变量	CR	AVE	方差平方根	与其他变量最高相关系数
PE	0.873	0.633	0.796	0.541
EE	0.851	0.591	0.769	0.512
SI	0.836	0.564	0.751	0.478
LM	0.889	0.667	0.817	0.573
FC	0.865	0.617	0.785	0.489
BI	0.902	0.701	0.837	0.573
UB				0.516

表 3 结构模型拟合指标

拟合指标	推荐值	本模型结果
χ^2/df	< 3	2.436
CFI	> 0.90	0.949
TLI	> 0.90	0.942
GFI	> 0.90	0.923
AGFI	> 0.90	0.902
RMSEA	< 0.08	0.042

表 4 标准化路径系数估计结果

路径	标准化系数 (β)	CR 值	p 值	是否支持假设
PE → BI	0.238	5.842	***	支持 H1
EE → BI	0.164	4.127	***	支持 H2
SI → BI	0.113	3.289	**	支持 H3
LM → BI	0.221	5.632	***	支持 H4
BI → UB	0.516	9.217	***	支持 H9
PE → UB(间接)	0.123	3.325	***	支持 H5
EE → UB(间接)	0.085	2.784	**	支持 H6
SI → UB(间接)	0.066	2.403	*	支持 H7
LM → UB(间接)	0.108	3.017	**	支持 H8
FC → UB	0.162	3.978	***	支持 H11
CS × BI → UB	0.091	2.891	**	支持 H10

注: *** 表示 $p < 0.001$, ** 表示 $p < 0.01$, * 表示 $p < 0.05$ 。

SI → BI → UB 为 0.066 ($p < 0.05$), LM → BI → UB 为 0.108 ($p < 0.01$), 支持 H5—H8。总体来看, 行为意向在各前因变量与实际使用行为之间发挥了中介作用, 其中绩效期望与学习动机的间接效应相对更为突出。

此外, 认知风格与行为意向的交互项对实际使用行为的影响显著 (CS × BI → UB: $\beta=0.091$, $p < 0.01$), 支持 H10, 说明认知风格在“行为意向—实际使用行为”路径中具有显著调节作用。

(三) 行为意向的中介效应分析

为了进一步探究绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机等前因变量如何通过行为意向 (BI) 影响大学生的实际学习资源使用行为 (UB), 本研究在既有结构方程模型的基础上, 对行为意向的中介作用进行了检验。鉴于理论框架设定为完全中介模型, 即不直接设置前因变量到 UB 的路径, 我们采用了非参数偏差校正的 Bootstrap 方法进行显著性分析。具体而言, 通过 5000 次重复抽样并设定 95% 的置信区间, 对各间接效应进行了统计检验, 并据此评估行为意向在传导机制中的作用强度。

如表 5 所示, 各核心路径的间接效应均显著, 这表明绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机主要

通过行为意向作用于实际使用行为。

表 5 行为意向的中介效应检验结果 (Bootstrap 法)

中介路径	间接效应	95% 置信区间
PE → BI → UB	0.123	[0.084,0.167]
EE → BI → UB	0.085	[0.050,0.123]
SI → BI → UB	0.059	[0.031,0.091]
LM → BI → UB	0.114	[0.077,0.154]

从中介效应大小来看, 绩效期望和学习动机的间接效应更为突出, 说明学生是否认为某类学习资源“有助于提高学习效果”, 以及是否具有较强的学习内驱力, 是影响资源选择行为形成的重要前提。相比之下, 努力期望和社会影响虽然同样发挥显著作用, 但其间接效应相对较弱。总体而言, 行为意向在各前因变量与使用行为之间发挥了稳定的桥梁作用。

(四) 调节效应分析

为了探讨个体差异在大学生学习资源选择机制中的作用, 本研究选取认知风格 (CS) 作为调节变量, 重点检验其是否会影响“行为意向 (BI) → 实际使用行为 (UB)”这一关键路径的作用强度。

为保证样本分布均衡与模型检验稳健性, 本研究依据主要感知偏好将样本划分为两类: (1) 视觉型 (Visual), 偏好图像与可视化呈现; (2) 非视觉型

(Non-Visual), 合并听觉与动觉取向。研究实践中将四类合并为“视觉 vs 非视觉”以提高统计稳健性具有方法学合理性^[20,40], 此类二分法在教育技术与网络学习研究中被反复采用并证明可行, 能够有效刻画数字学习环境中的信息加工差异^[41-43]。基于此, 在认知风格的测量中, 本文采用 VARK 学习风格问卷的视觉维度 (Visual)^[39], 并根据测评得分的分布特征, 以中位数为分界, 将样本划分为“视觉型”和“非视觉型”两类。基于 VARK 问卷结果, 视觉型群体为 410 人 (47.1%), 非视觉型群体为 460 人 (52.9%), 后者包括听觉、阅读/写作及动手型偏好者。

在多群组结构方程模型设定中, 对除 BI → UB 之外的所有路径系数进行一致性约束, 仅保留 BI → UB 路径的自由估计, 以便检验该路径在不同认知风格群体中的显著性差异。随后分别对约束模型 (BI → UB 路径设定相等) 和非约束模型 (BI → UB 路径允许自由估计) 进行拟合比较, 通过拟合指标的差异判断两组在该路径系数上的差别是否显著。如表 6 所示, 放宽 BI → UB 路径系数限制后, 模型拟合显著改善, 表明认知风格在行为意向对资源使用行为路径中存在显著调节效应。即视觉型与非视觉型学生在“意向到行为”这一转化链条上的表现存在统计显著差异。

表 6 多群组模型拟合对比结果

模型类型	χ^2	df	$\Delta\chi^2$	Δdf	p 值	是否存在调节效应
约束模型	965.84	605	-	-	-	基准模型
非约束模型	942.39	604	23.45	1	< 0.001	是

进一步比较两个群体中 BI → UB 路径的标准化系数可以发现 (见表 7), 视觉型学生在“行为意向 (BI) → 实际使用行为 (UB)”路径上的标准化系数为 0.602, 明显高于非视觉型学生的 0.441。虽然这两条路径均显著, 但系数差异提示: 认知风格确实会影响意向向行为的转化效率。结合调查情境来看, 这种差异可能与信息加工方式密切相关。视觉型学生更倾向于依赖图像、图表和多媒体信息, 在数字化学习平台中能够更快识别界面元素并完成操作, 从而使意向更容易落实为实际行为; 相比之下, 非视觉型学生可能更依赖听觉提示、结构化文本指导或动手演练, 如果数字资源缺少这类元素, 行为转化就可能出现延迟甚至中断。

表 7 不同认知风格群体中 BI → UB 路径估计结果

群体类型	路径系数 (β)	CR 值	显著性 (p)
视觉型群体	0.602	8.013	***
非视觉型群体	0.441	6.215	***

这一调节效应的结果不仅说明了个体差异在意向转化机制中的重要性, 也为教育实践提供了更具针对性的思路。具体而言, 高校在推广学习资源时, 可以根据不同认知风格设计差异化的支持方式: 对于视觉型学习者, 应在平台界面中强化图形化呈现、增加可视化反馈; 对于非视觉型学习者, 则可通过提供分步骤的学习指南、任务清单以及更多由教师引导的互动环节, 来提升其行为执行效率。虽然认知风格可能在学习动机与行为意向之间产生间接影响^[41], 但考虑到本文的主要目标是揭示“意向—行为”转化机制, 且行为意向在 UTAUT 模型中具有核心中介地位, 因此本文将认知风格视为调节变量, 用于探讨个体差异在“BI → UB”路径中的调节作用。未来研究可进一步扩展模型, 检验认知风格在学习动机与行为意向间的潜在中介机制。

三、结论与启示

本文基于技术接受与使用统一理论 (UTAUT), 引入学习动机与认知风格两个扩展变量, 构建了大学生学习资源选择行为分析模型, 并利用 870 份有效问卷数据进行了结构方程模型检验。研究表明: 绩效期望、努力期望、社会影响和学习动机均对行为意向产生显著正向影响, 其中绩效期望与学习动机的作用更为突出; 行为意向对实际使用行为具有显著正向影响, 并在各前因变量影响使用行为的过程中发挥中介作用; 便利条件对实际使用行为具有显著直接影响; 认知风格在“行为意向—实际使用行为”路径中存在显著调节作用, 视觉型学生的意向转化率高于非视觉型学生。总体来看, 大学生学习资源选择行为是资源价值判断、个体内在动机、外部支持条件与认知差异共同作用的结果。

本文在一定程度上拓展了 UTAUT 模型在教育情境中的适用范围。已有研究多将该模型用于解释学生对具体技术系统或数字平台的接受行为, 而本文将将其拓展到纸质与数字学习资源并存的选择情境之中, 说明 UTAUT 模型同样能够较好地解释大学生在多元资源环境中的行为形成机制。同时, 学习动机变量的引入增强了模型对学习主体内在心理驱动力的解释力, 认知风格调节效应的验证进一步揭示了个体差异在“意向—行为”转化过程中的作用。这表明, 大学生学习资源使用行为并不是单一的技术采纳问题, 而是学习心理、资源属性与行为执行共同作用的综合性过程。

从实践层面看, 高校在推进智慧教育资源建设时, 不应仅关注资源供给数量的增加, 还应重视资源对学习效率提升的支持作用, 增强学生对资源效能的感知;

进一步优化平台界面设计、资源组织方式和使用流程,降低学生的操作负担,提高资源的易用性与可获得性;在教学过程中发挥教师引导作用,通过课程推荐、学习任务设计和同伴协作机制强化学生对优质学习资源的使用意愿;同时关注学生学习动机与认知风格差异,为不同类型学生提供更具针对性的资源呈现方式和学习支持服务,从而提升学习资源使用行为的实际转化效果。

当然,本文仍存在一定局限。研究样本主要来源于问卷调查,实际使用行为的测量主要依据学生自我报告,且横截面数据对变量间动态关系与因果机制的揭示仍存在一定限制。未来研究可在扩大样本范围的基础上,结合学习平台日志数据、行为追踪数据以及纵向追踪或实验设计,进一步检验大学生学习资源选择行为的形成机制及其异质性特征。

参考文献:

- [1] Venkatesh V, Morris M G, Davis G B, et al. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View[J]. *MIS Quarterly*, 2003, 27(3): 425-478.
- [2] Arifin M, Annizar A M, Khusnuridlo M, et al. Acceptance and use of technology in online learning in higher education: a student perspective[J]. *Journal of Education and E-learning Research*, 2025, 12(1): 104-114.
- [3] 黄咏麟. 基于 UTAUT 模型大学生线上教学接受意愿影响因素研究[J]. *现代职业教育*, 2024(23): 133-136.
- [4] Susilo A, Suhardi D A. The adoption of digital textbooks in distance learning[J]. *Journal of Research and Innovation in Open and Distance Learning*, 2024, 3(1): 1-15.
- [5] Akhtar S, Alfuraydan M M, Mughal Y H, et al. Adoption of massive open online courses (MOOCs) for health informatics and administration sustainability education in Saudi Arabia[J]. *Sustainability*, 2025, 17(9): 3795.
- [6] Akter H, Ahmed W. Reevaluating the UTAUT framework in workforce MOOC adoption[J/OL]. *Journal of Workplace Learning*, 2025.
- [7] Al-Orainat J, Ngah A, Shamsuddina M, et al. Investigating the adoption of digital library by postgraduate students in Jordan: an enhanced of UTAUT model[J]. *Decision Science Letters*, 2024, 13(4): 897-908.
- [8] 张思梦. 数字阅读推广背景下高职院校数字图书馆使用意愿影响因素研究——基于 UTAUT 模型分析[J]. *大学图书情报学刊*, 2024, 42(2): 15-21, 137.
- [9] Baddar A, Khan M. Teachers' intention to use digital resources in classroom teaching: the role of teacher competence, peer influence, and perceived image[J]. *Higher Learning Research Communications*, 2023, 13(2).
- [10] Mangen A, Walgermo B R, Brønnick K. Reading linear texts on paper versus computer screen: effects on reading comprehension[J]. *International Journal of Educational Research*, 2013, 58: 61-68.
- [11] Singer L M, Alexander P A. Reading across mediums: effects of reading digital and print texts on comprehension and calibration[J]. *The Journal of Experimental Education*, 2017, 85(1): 155-172.
- [12] 毛耀忠, 刘旭东, 宋晓琴, 等. 屏幕阅读与纸质阅读等效吗? ——基于 43 篇实验与准实验研究的元分析[J]. *中国远程教育*, 2023, 43(8): 25-34.
- [13] Liu Z, Zhang J, Liu C, et al. Bridging gaps and shaping futures: digital informal learning and the construction of possible selves in Chinese higher education[J]. *Frontiers in Education*, 2025, 10.
- [14] 田晓伟, 牛睿. 论数字时代教师碎片化学习的整合路径——基于认知盈余的视角[J]. *中国电化教育*, 2022(2): 69-74, 97.
- [15] 童馥卉, 郭海涛, 王卓莹, 等. 大学生专业课学习动机及策略之比较实证研究[J]. *心理学进展*, 2017, 7(12): 1462-1472.
- [16] 蔡宛娇, 冀星蓉, 田宁宁, 等. 大学生网络碎片化学习注意力失焦的质性研究[J]. *心理学进展*, 2022, 12(6): 2141-2153.
- [17] Heine S, Krepf M, König J. Digital resources as an aspect of teacher professional digital competence: one term, different definitions - a systematic review[J]. *Education and Information Technologies*, 2023, 28(4): 3711-3738.
- [18] Deci E L, Ryan R M. The "what" and "why" of goal pursuits: human needs and the self-determination of behavior[J/OL]. *Psychological Inquiry*, 2000.
- [19] Ryan R M, Deci E L. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being[J]. *American Psychologist*, 2000, 55(1): 68-78.
- [20] Riding R, Cheema I. Cognitive styles—an overview and integration[J]. *Educational Psychology*, 1991, 11(3/4): 193-215.
- [21] Mitchell T J F, Chen S Y, Macredie R D. Cognitive styles and adaptive web-based learning[J]. *Psychology*

- of Education Review,2005,29(1):34-42.
- [22]Venkatesh V,Thong J Y,Xu X.Consumer acceptance and use of information technology:extending the unified theory of acceptance and use of technology[J]. MIS Quarterly,2012:157-178.
- [23]Gender differences in perceptions and relationships among dominants of e-learning acceptance[J]. Computers in Human Behavior,2006,22(5):816-829.
- [24]An international comparison of technology adoption:testing the UTAUT model[J].Information& Management,2011,48(1):1-8.
- [25]高洁,彭绍东.矛盾与策略:数字化学习中基于外在认知负荷的学习分析[J].电化教育研究,2023,44(1):100-105,115.
- [26]Pandita A,Kiran R.The technology interface and student engagement are significant stimuli in sustainable student satisfaction[J].Sustainability,2023,15(10):7923.
- [27]Pass F,Van Merriënboer J J G.cognitive-load theory:methods to manage working memory load in the learning of complex tasks[J].Current Directions in Psychological Science,2020,29(04):394-398.
- [28]Panigrahi R,Srivastava P R,Sharma D.Online learning: adoption,continuance,and learning outcome—a review of literature[J].International Journal of Information Management,2018,43:1-14.
- [29]刘凯,行飞,包展铭,等.“互联网+教育”背景下智慧教学工具使用意向研究——兼论新冠肺炎疫情对混合式教育的影响[J].高等教育评论,2020,8(1):181-196.
- [30]Kim H J,Hong A J,Song H D.The roles of academic engagement and digital readiness in students' achievements in university e-learning environments[J].International Journal of Educational Technology in Higher Education,2019,16(1):21.
- [31]Teo T,Noyes J.An assessment of the influence of perceived enjoyment and attitude on the intention to use technology among pre-service teachers:a structural equation modeling approach[J].Computers&Education,2011,57(2):1645-1653.
- [32]张军翔,张涵,朱宇,等.基于 UTAUT 模型的大学生在在线学习行为及其影响因素研究[J].湖北师范大学学报(自然科学版),2022,42(2):50-58.
- [33]张红明,刘超,冯文红,等.基于整合型科技接受与使用模型的网络社群参与行为研究:以豆瓣网为例[J].国际新闻界,2015,37(6):59-73.
- [34]Ryan R M,Deci E L.Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective:definitions,theory,practices,and future directions[J].Contemporary Educational Psychology,2020,61:101860.
- [35]Lee M K,Cheung C M,Chen Z.Acceptance of internet-based learning medium:the role of extrinsic and intrinsic motivation[J].Information&Management,2005,42(8):1095-1104.
- [36]Ajzen I.The theory of planned behavior[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes,1991,50(2):179-211.
- [37]Riding R J,Grimley M,Dahraei H,et al.Cognitive style,working memory and learning behaviour and attainment in school subjects[J].British Journal of Educational Psychology,2003,73(2):149-169.
- [38]Khechine H,Lakhal S.Technology as a double-edged sword:from behavior prediction with UTAUT to students' outcomes considering personal characteristics[J].Journal of Information Technology Education.Research,2018,17:63.
- [39]Fornell C,Larcker D F.Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error[J].Journal of Marketing Research,1981,18(1):39-50.
- [40]Fleming N D,Mills C.Not another inventory,rather a catalyst for reflection[J].To Improve the Academy,1992,11(1):137-155.
- [41]Graf S,Liu T C.Identifying learning styles in learning management systems by using indications from students' behaviour[C]//2008 Eighth Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies.IEEE,2008:482-486.
- [42]Chen L H.Web-based learning programs:use by learners with various cognitive styles[J].Computers&Education,2010,54(4):1028-1035.
- [43]Cook D A.Learning and cognitive styles in web-based learning:theory,evidence,and application[J].Academic Medicine,2005,80(3):266-278.