

# 个性化内容推荐关闭对移动社交媒体持续使用意愿的影响\*

■ 王文韬<sup>1</sup> 钱鹏博<sup>2</sup> 丁雨辰<sup>3</sup> 唐思捷<sup>1</sup> 宋天骁<sup>1</sup> 倪悦<sup>1</sup>

<sup>1</sup>安徽大学管理学院 合肥 230601 <sup>2</sup>复旦大学文献信息中心 上海 200433

<sup>3</sup>中国科学院科技战略咨询研究院 北京 100190

**摘要:** [目的/意义] 探索个性化内容推荐关闭后用户体验的变化与对持续使用意愿的影响, 有助于相关监管部门正确地规范算法不合理应用, 促进算法相关行业健康有序发展。[方法/过程] 在传统 SOR 理论框架的基础上引入前因维度构建用户持续使用意愿影响模型, 采用移动经验取样法, 在 3 天内追踪 53 位有长期使用移动社交媒体经验的用户在个性化内容推荐关闭后的使用体验和情绪变化数据, 并结合实时问卷与半结构化访谈进行定量与定性的混合分析。[结果/结论] 在个性化内容推荐关闭的情境下, 信息质量下降和信息冗余度上升会导致用户产生焦虑和倦怠的负面情绪, 弱化用户沉浸体验感知, 促使用户产生不持续使用意愿。依据研究结果得出如下启示: 算法层面, 应当构建梯度管控机制, 为用户提供多种个性化推荐强度选项以避免引发戒断反应; 企业层面, 应当优化信息分发体系, 尊重用户信息知情权; 社会层面, 应当督促头部企业加强社会责任感, 联合企业采取积极干预措施帮助用户缓解焦虑倦怠心理; 学科层面, 信息资源管理学科应当始终以用户为中心, 警惕突变情境下的用户信息行为失衡, 为促进信息环境健康持续发展做出更大贡献。

**关键词:** 个性化内容推荐关闭 持续使用意愿 SOR 理论 移动经验取样法

**分类号:** G252

**DOI:** 10.13266/j.issn.0252-3116.2023.00.000

## 1 引言

伴随着信息时代的深入发展和互联网经济的日益兴起, 网络信息数量呈指数级上升, 用户已经开始进入大数据环境<sup>[1]</sup>。大量信息虽然有助于用户提高决策能力, 但当信息过载时, 并非所有用户都能在海量的信息中准确描述自身需求并找到答案, 此时, 个性化内容推荐的出现正好解决了这一痛点。随着计算机技术的不断迭代和广泛应用, 个性化内容推荐为用户带来了更为便捷的服务, 其黑箱属性和可解释性也引起了社会的普遍关注<sup>[2]</sup>, 当个性化信息服务已经成为目前主流移动社交媒体的生态特征, “信息茧房”“回音室效应”等问题也逐渐进入大众视野, 虽然个性化内容推荐的过滤机制可以缓解过载问题, 但其也会带来较大的负面影响<sup>[3]</sup>。在学术层面, 较多学者认为当前的推荐算法将用户的目标信息等价为用户的偏好信息进行推送, 导致用户只能浏览到自己

感兴趣的信息, 沉浸在符合自身偏好的信息环境中, 失去了主动突破壁垒获取新信息的能力, 进而产生“信息窄化”和“群体极化”等危害<sup>[4]</sup>。在立法层面, 2022 年颁布的《互联网信息服务算法推荐管理规定》明确要求算法推荐服务提供者需公开算法基本原理和运行机制, 并提供关闭推荐算法服务的选项<sup>[5]</sup>, 以此对推荐算法的使用进行一定程度的限制, 达到保护用户权益的目的。

长期以来, 学者们习惯将被个性化推荐算法包裹的个体比作“茧”, 并将其等同于缺乏自主性和主观能动性, 信息茧房亦成为无理性、非自主性的写照。然而, 互联网技术的发展决定了信息爆炸的必然性, 为了提高信息匹配和检索效率, 用户需要使用推荐算法、搜索引擎等方法主动定制媒介偏好, 自 20 世纪 90 年代施乐帕克研究中心研发出了推荐系统后, 推荐算法已经逐渐延展并深度应用于各个领域, 当前互联网用户也已经适应了被推荐算法包裹的信息环境。

\* 本文系安徽省杰出青年科研项目“信息经验视域下信息成瘾的敏化机理与干预策略研究”(项目编号: 2022AH020004)研究成果之一。

作者简介: 王文韬, 副教授, 博士, 硕士生导师, 通信作者, E-mail: wwtor007@163.com; 钱鹏博, 硕士研究生; 丁雨辰, 硕士研究生; 唐思捷, 硕士研究生; 宋天骁, 硕士研究生; 倪悦, 本科生。

收稿日期: 2022-11-09 修回日期: 2023-02-20 本文起止页码: 2023-3132 本文责任编辑: 王传清

已有学者论证了在个性化推荐算法机制下网络信息环境仍然具有较高的丰富性,且随着使用时间的增加,用户本身的主观能动性也在增强<sup>[6]</sup>,因此,算法与用户相互适应的最终结果可能是建立了一个以用户个体偏好为中心的认知框架<sup>[7]</sup>。在此情况下,如果强制要求关闭个性化内容推荐算法不仅不会解决信息茧房问题,反而可能因为算法关闭导致用户感觉信息搜寻和获取效率有所降低并演化为中辍使用行为。为了探究用户在这一突变过程中的内在情绪变化和外在行为表现,本文以长期使用移动社交媒体的用户为研究对象,对其在个性化内容推荐关闭情境下的持续使用意愿进行研究,以期能为政府相关部门正确恰当地监管算法不合理应用,为促进算法相关行业健康有序的发展提供有价值的参考。

## 2 文献回顾

### 2.1 个性化内容推荐研究

个性化内容推荐是指基于用户的个人信息,如性别、年龄、偏好、行为等,为用户提供专门定制的内容<sup>[8]</sup>,以吸引信息接受者的注意力或者增强其阅读并加工信息的动力,这一技术的实现主要依靠协同过滤、信息过滤和加权混合推荐算法,其中,协同过滤通过分析用户历史评分,为目标用户推荐相似兴趣用户或资源,同时信息过滤通过寻找与用户兴趣资源相似程度高的资源进行推荐,最后通过融合这两种算法,并根据实际需要调整两种算法的权重以实现精准推荐<sup>[9]</sup>。从传播学角度而言,个性化内容推荐算法技术使信息传播实现了由“用户被动搜寻感兴趣的信息”到“信息主动定位到可能会感兴趣的用户的”转变;而在情报学层面,用户的信息采纳行为则由“根据需求主动搜集信息”转变为“从可能符合需求的信息中被动筛选”<sup>[4]</sup>。目前,学界对其研究内容主要集中于个性化推荐的系统优化、应用场景和算法隐忧等方面。在系统优化方面,汤文兵<sup>[10]</sup>基于深度学习框架,提出了一种新型 Top-N 个性化推荐模型,利用协同卷积网络降低预测误差和算法成本;X. He 等<sup>[11]</sup>删除了 NCF 中的非线性激活与特征映射,提出了轻量化图卷积模型以优化推荐领域的数据处理过程<sup>[12]</sup>。在应用场景方面,段尧清等<sup>[13]</sup>从用户信息采纳的行为视角出发,建立了数字图书馆个性化推荐信息用户采纳行为模型;席运江等<sup>[14]</sup>将用户平均观看时长作为重要维度融入 RFM 模型,针对直播行业特点提出了直播平台用户细分与个性化推荐方法。在算法隐

忧方面,杨雨娇、袁勤俭<sup>[15]</sup>认为个性化推荐算法技术可能会产生过滤气泡,从而加剧信息茧房现象;S. Strauss<sup>[16]</sup>发现推荐算法易对用户产生模糊化、简单化定位,继而把用户的某些一次性行为解读为深层兴趣偏好,表现出数字定性的机械感,促使数字霸权的形成;李伶俐<sup>[17]</sup>认为企业出于商业利益考量,个性化推荐算法会迎合某些受众的低级趣味,尤其会侵蚀青少年的思想,影响他们的生活、学习及身心健康。

纵观已有文献资料可以发现,当前对个性化内容推荐的研究集中于个性化内容推荐开启情境,研究热点多聚焦算法本身的优化改进以及在不同场景下的应用模型构建,同时学界对于个性化内容推荐所带来的负面影响较为担忧,认为其助推了视觉文化时代的泛娱乐化和“利益至上”思想。而少有研究关注到个性化内容推荐关闭这一研究情境,自抖音等多平台上线个性化内容推荐算法关闭模式以来,有 53.8% 的用户选择过关闭算法推荐服务<sup>[18]</sup>,但个性化内容推荐关闭后,用户的使用体验、使用意愿等是否会发生变化以及发生何种变化尚未被论证。

### 2.2 用户持续使用意愿研究

用户持续使用意愿是指用户在了解某种信息技术或产品后产生的愿意持续使用或购买的主观倾向<sup>[19]</sup>,属于一种心理机制。当前该领域的研究重点关注于影响用户持续使用某项技术或者产品的因素。如 A. Anderson<sup>[20]</sup>认为满意度是用户持续使用意愿的重要影响因素,且感知有用性和确认程度会通过满意度的中介效应对持续使用意愿产生影响;赵保国、姚瑶<sup>[21]</sup>基于期望确认、感知成本等相关理论构建了用户持续使用内容付费 APP 意愿影响因素模型,发现期望确认程度、满意度、主观参照和感知有用性对用户持续使用意愿有正向影响;F. D. Davis<sup>[22]</sup>认为感知有用性和感知易用性是用户持续使用某项技术的主要因素,并据此提出技术接受模型;熊强等<sup>[23]</sup>以交互影响距离理论为基础,构建了在线教学平台持续使用意愿模型,发现交互性通过功能体验和情感体验显著正向影响持续使用意愿。基于相关文献分析可以发现,目前有关用户持续使用行为的研究多采用结构方程建模等定量研究方法,重点从用户的使用动机和需求满足维度出发,引入技术接受理论、理性行为理论等经典理论与模型框架,以探索用户持续使用意愿的影响机制和作用机理,并且关注不同变量对持续使用意愿的中介作用。

综上所述,目前已有较多文献对用户持续使用意

愿进行了研究,但鲜有研究把个性化内容推荐作为变量纳入持续使用意愿的模型建构,尽管有部分学者论证了个性化内容推荐的关闭可能会对用户体验有负面影响,但是对于其具体的影响机理并未深入分析。因此,本文基于扩展的刺激-机体-反应理论框架(Stimulus-Organism-Response, SOR),引入移动经验取样法,创新性地从个性化内容推荐关闭的情境出发,深入追踪在突变情境下用户体验的实时变化,探索其持续使用意愿的影响机理,以期科学规范互联网企业的推荐算法应用提供参考。

### 3 理论模型与研究假设

#### 3.1 SOR 理论模型及扩展演化

SOR 理论框架,最初由刺激-反应理论(Stimulus-Response, SR)演化而来,SR 将人类复杂行为抽象理解为“刺激”和“反应”两部分,但其忽略了用户内心状态的变化所带来的中介作用。1926年,R.S. Woodworth<sup>[24]</sup>在 SR 理论上首次提出 SOR 模型,将刺激作为原因变量,机体作为中介变量,反应作为结果变量,考察外界刺激对个体最终行为的影响<sup>[25]</sup>。此后 SOR 作为心理学领域的主流理论之一,因其能够较好地连接外部环境、个体心理及行为,逐渐从心理学推广到市场营销、产品设计、信息资源管理等多个学科,并在用户行为分析、用户使用意愿等相关问题研究中得到广泛应用,例如王文韬等<sup>[26]</sup>基于 SOR 理论构建智能健康手环用户不持续使用行为模型,深

入分析了用户不持续使用行为的影响因素;S. K. Lee 与 S. R. Min<sup>[27]</sup>应用 SOR 理论调查了在线旅行社信息质量对用户信任和持续使用意愿的影响;陈明红等<sup>[28]</sup>借鉴 SOR 理论模型,将技术因素和社会因素作为刺激,用户契合作为调节变量,构建了政务微信用户持续使用行为模型。当 SOR 模型被作为成熟且固定的理论框架时,国外部分学者<sup>[29]</sup>开始关注刺激维度(Stimulus)前是否存在前因维度,H. Markus 等<sup>[30]</sup>在 1985 年便提出了 O-S-O-R 模型,J. Cho 等<sup>[31]</sup>在此基础上,将推理 R (Ratiocination)融入 O-S-O-R 的因果关系链构建了 O-S-R-O-R 模型。由此可见,国外已经对 SOR 模型的前因维度进行了较为充分的探索。综合以上对 SOR 理论模型的扩展演化分析可知,相比经典 SOR 模型,增加前因维度的扩展模型更有助于解释个体在特定情境下应对外部刺激的内在心理感知和行为反应,与本研究具有较高的契合度。因此,本文以移动社交媒体用户为调查对象,将个性化内容推荐关闭作为前因维度,将信息质量和信息冗余作为移动社交媒体持续使用意愿的外部刺激(S),将消费者体验过程中的体验特征(时间失真)和情绪特征(使用焦虑、使用倦怠)作为具有内部认知的有机体(O),是对外部刺激的心理反应,将用户持续使用意愿作为这一心理变化下所做出的行为反应(R),建立“前因-刺激-机体-反应”研究路径,以反映当人们被迫从个性化推荐的包裹中脱离出来时,用户体验会受到的影响过程,具体研究模型如图 1 所示。

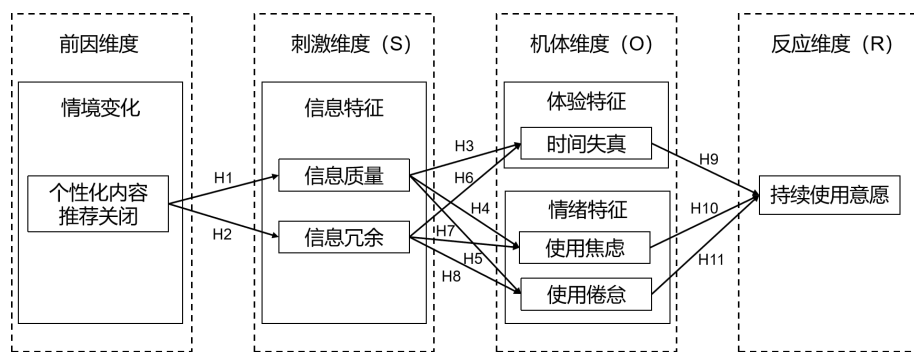


图 1 基于扩展 SOR 框架的移动社交媒体持续使用意愿影响模型

#### 3.2 研究假设

信息系统成功模型(DeLone and McLean Information System Success Model, D&M)<sup>[32]</sup>指出信息质量具有完整性、相关性、易理解性、个性化和安全性等特征。在海量信息中,大数据个性化内容推荐算法能够针对用户需求推送相关信息,不仅使用户得到的信息质量得到明显提升,同时也提高了移动社交媒体

的推荐效率<sup>[33]</sup>。当个性化内容推荐算法关闭,用户会不可避免地失去以其偏好为主的信息环境,此时信息过载会导致用户接收的内容缺乏差异性,使用户感知信息质量下降。基于此,本文提出以下假设:

H1: 个性化内容推荐关闭与信息质量呈负相关。

大数据时代,用户在面对大量信息时,往往由于各种主客观因素而难以进行正常信息接收、处理、转

化和决策等过程, 即信息过载。信息过载会引发数字囤积, 直观表现为信息冗余和同质信息替代, 而目前广泛使用的协同过滤算法能够有效解决信息冗余造成的信息可用性低的问题, 帮助用户从海量数据中找到有价值的信息和服务, 尽可能避免用户浏览大量无关和不感兴趣的信息<sup>[34]</sup>。但当个性化内容推荐算法关闭后, 移动社交媒体后台难以利用用户历史浏览数据预测其潜在信息需求<sup>[35]</sup>, 导致用户无法在有限的时间内找到所需信息, 此时就会造成信息冗余的产生。基于此, 本文提出以下假设:

H2: 个性化内容推荐关闭与信息冗余呈正相关。

时间失真是指个体一旦将注意力集中在一件具体而特定的活动或事物之上, 就常常难以再观察到时间的正常运转, 即对时间流逝失去正确感知的情况, 作为沉浸状态的重要指标之一<sup>[36]</sup>, 通常被用于衡量虚拟环境下的用户使用体验<sup>[37]</sup>。当虚拟环境用户与推荐算法等信息技术高度互动时, 极易获得积极的使用体验<sup>[38]</sup>, 此时用户对外部线索的注意力得到显著提升, 根据注意闸门理论, 注意资源是有限的, 因此用户用来估计时间的注意资源就会减少, 即体验到时间失真<sup>[39]</sup>。信息的同质化、低质化会导致用户认知失调, 对其使用体验产生负面影响, 影响用户进入沉浸状态, 进而阻碍其时间失真体验的形成<sup>[40]</sup>, 而信息的有用性和娱乐性在使用户信息和心理需求得到满足的同时, 有效提升了用户对信息的关注密度和使用频度, 进而对用户时间失真产生积极影响<sup>[41]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H3: 信息质量与时间失真呈正相关。

使用焦虑是指用户在获取信息过程中由于自身认知、个人素养及检索工具等互联网背景下的特定原因, 而产生的紧张、焦躁与不确定感等消极情绪状态<sup>[42]</sup>。信息质量会影响用户对信息的获取与判别, 继而可能诱发其产生使用焦虑。虚假信息、重复信息和过量信息等信息形式会使用户错过或误判信息, 由此产生焦虑情绪<sup>[43]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H4: 信息质量与使用焦虑呈负相关。

当用户所需要处理的信息超过了其自身负载阈值, 极容易产生倦怠等负面情绪<sup>[44]</sup>, 而使用倦怠就是指用户在外界压力和自身能力等多方面原因下产生的消极心理, 并容易产生降低使用频率甚至放弃使用移动社交媒体等中辍行为<sup>[45]</sup>。信息质量的良莠不齐会加大用户处理信息的难度, 信息内容与形式的激增提高了用户的感知成本, 由此会使用户产生倦怠情

绪<sup>[46]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H5: 信息质量与使用倦怠呈负相关。

信息冗余使人们无法及时准确捕捉到个人所需要的内容, 从而降低信息利用的效率和效果。而用户习惯性地时间视为成本<sup>[47]</sup>, 其会因信息冗余而浪费的时间产生焦虑等负面情绪, 这种消极情绪会影响用户的沉浸体验, 导致用户不愿花费时间继续检索, 继而产生放弃行为<sup>[48]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H6: 信息冗余与时间失真呈负相关。

信息冗余具有信息重复、混乱、无关、无序等表现, 其出现会增加知识不确定性<sup>[49]</sup>。当个体大脑输入过多信息, 但短时间内无法进行有效加工时就会产生消极的情绪体验, 即产生使用焦虑。信息过载会瓦解用户的交流系统, 使其承受较大的精神压力, 放大其对健康威胁的感知, 并引起头痛烦躁、失眠、焦虑等症状<sup>[50]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H7: 信息冗余与使用焦虑呈正相关。

信息冗余的产生主要源于环境压力和个人信息处理能力的不平衡<sup>[51]</sup>, 当用户信息处理能力与海量信息不匹配时, 会处于一种超负荷的状态而易产生疲惫厌倦等负面情绪。同时, 社交媒体信息的同质化也会让用户觉得无趣, 从而降低其停留在当前信息环境中的意愿<sup>[52]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H8: 信息冗余与使用倦怠呈正相关。

当个体高度沉浸在虚拟世界且充分参与技术互动时, 在时间和空间上会产生交错的感觉<sup>[53]</sup>, 这种把注意力高度集中在当前活动上的主观状态是一种高水平的享受和满足, 在此状态下, 个体情绪愉悦并不计较个人时间成本的付出<sup>[46]</sup>, 继而提升用户的感知愉悦性, 并对持续使用意愿产生积极影响<sup>[54]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H9: 时间失真与持续使用意愿呈正相关。

认知行为学理论认为, 个体的使用焦虑对使用意愿有显著的影响作用, 在高焦虑水平下, 用户认知程度降低、不确定感加强, 为避免可能带来的损失, 有很大可能产生放弃使用的意愿<sup>[55]</sup>, 焦虑情绪会通过削弱使用意愿, 对用户持续使用产生消极影响<sup>[56]</sup>。基于此, 本文提出以下假设:

H10: 使用焦虑与持续使用意愿呈负相关。

使用倦怠作为一种包含疲惫、厌倦、冷漠等多种负面情感的多维度主观情绪, 会减弱用户的潜在交互动机<sup>[57]</sup>, 即使用户出现降低使用、刻意回避, 甚至是注销账号、删除应用等不持续使用行为<sup>[58]</sup>, 用户

使用时感知到的倦怠感越强，不持续使用的可能性越高。基于此，本文提出以下假设：

H11：使用倦怠与持续使用意愿呈负相关。

## 4 研究设计与实验流程

研究过程主要分为两个阶段：第一阶段为定量研究阶段，借助移动经验取样法，通过定时提醒和

用户自主填写问卷两种收集形式，获取被试连续三天的问卷数据；第二阶段为定性研究阶段，以半结构化访谈的形式进一步深挖用户在关闭个性化内容推荐后对于情绪变化和体验变化的关键描述，作为补充性数据一方面支撑结构方程模型的结果，另一方面为后续探讨优化策略提供参考，整体实验流程如图2所示。

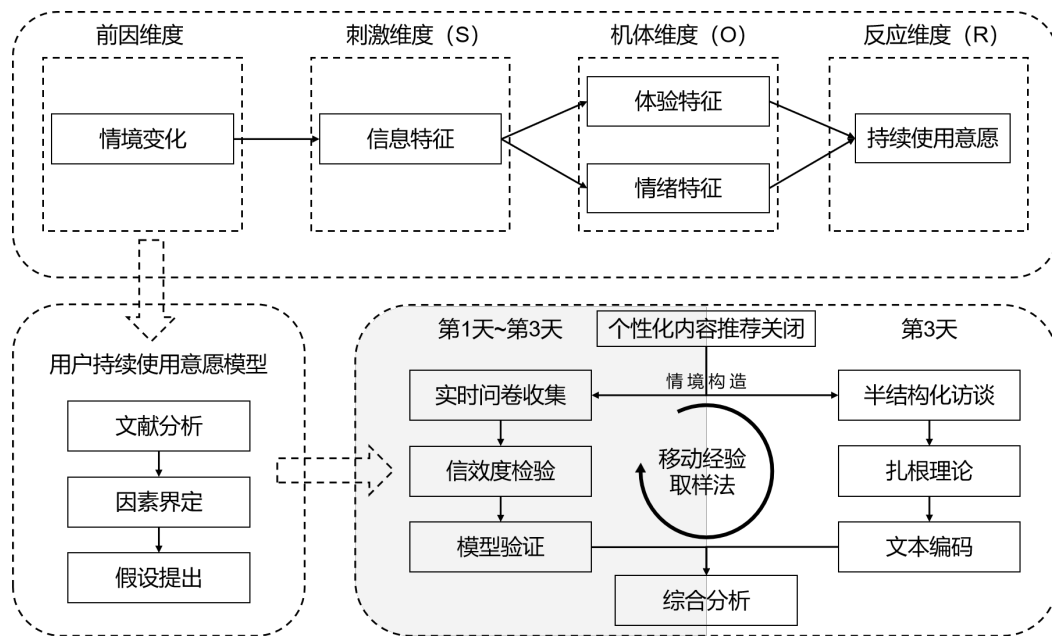


图2 实验流程

### 4.1 实验对象

基于本文的研究目的，需要被试有长期使用移动社交媒体的经验并且能准确感知自己的情绪变化，因此要求被试需满足以下3个条件：①各类内嵌个性化内容推荐算法的移动社交媒体（抖音、小红书、微博等）至少有一项使用时间超过3个月；②能严格遵守实验期间第一天关闭该移动社交媒体的个性化推荐算法，并在未来72小时内继续正常使用该移动社交媒体；③具备较好的语言表达能力。

通过两周的线上线下招募，去除4位使用时长不符合的用户，最终符合条件的被试共有53位，本次研究选取的被试者年龄段较为集中，主要分布在22-25周岁，基本为在校大学生，有较高的信息素养；男女数基本持平，包括27位女性，26位男性，所有被试移动社交媒体使用经验均超过3个月，研究样本使用的移动社交媒体覆盖了当前比较普及的软件，如抖音、快手和小红书等，具有较好的代表性，53位被试的样本特征与实验要求较为相符且全部完成了整个实验。

### 4.2 基于移动经验取样法的定量研究

为了获取更具有实时性、有效性的数据以验证假设的准确性，本文引入移动经验取样法（mobile Experience-Sampling Methodology, mESM），以便更好地通过问卷收集用户在情境突变环境中其外在体验与内在情绪的变化数据。移动经验取样法是基于移动技术的经验取样法（Experience-Sampling Methodology, ESM）发展而来，本质是研究人们日常生活情境下的行为与反应，该方法包括时间抽样、事件抽样与混合抽样三种取样方式<sup>[59]</sup>。时间抽样指主试在固定时间段发起实验；事件抽样是当实验目标事件发生时被试自动进行及时反馈；混合抽样是将时间抽样与事件抽样相结合<sup>[60]</sup>。由于用户体验是一种即时性体验，若采用时间抽样，可能会导致用户在接受访谈或填写问卷时已经对当时的自我体验记忆模糊，单一采用事件抽样又无法监督用户的自主填写问卷行为，因此本研究采用混合抽样的方式进行问卷搜集。

根据前文论述，本研究包括7个变量，各变量测量题项均来源于国内外相关研究，并结合本研究的需

要进行适度修改所得, 所有题项均采用李克特五级量表, 其中 1 表示“非常不同意”, 5 表示“非常同意”, 如表 1 所示。

表 1 社交媒体用户持续使用意愿影响因素调查问卷

变量	测量项	参考文献
个性化内容推荐关闭	1、我能够明显感觉浏览的信息更加具有随机性	查道林等 <sup>[61]</sup>
	2、我能够明显感觉到 APP 的浏览界面呈现的内容发生了变化	
	3、浏览界面开始出现一些之前明显不会浏览到的物品 / 视频 / 信息	
信息质量	1、该 APP 能够及时更新、提供给我所希望看到的最新信息	查先进等 <sup>[62]</sup>
	2、该 APP 能够提供全面、完整以及我所需要的信息	
	3、该 APP 能够提供正确、准确及无差错的信息	
信息冗余	1、该 APP 提供了更多的无用信息	P. R. Wisniewski <sup>[63]</sup>
	2、该 APP 中给我提供了大量同质化信息	
	3、我搜索到我想要的信息需要我耗费更长的时间	
使用焦虑	1、现在使用这个 APP 会让我感到疲惫感	汪雅倩 <sup>[64]</sup>
	2、当我和这个 APP 上长时间浏览不到我希望看到的信息会感到厌倦	
	3、现在使用这个 APP 会让我感觉不耐烦	
时间失真	1、在浏览 APP 时我会非常专注	Y. X. Skadberg <sup>[65]</sup>
	2、我感觉我自己完全沉浸在使用 APP 的过程中	
	3、在使用 APP 时我感到非常愉悦	
使用倦怠	1、现在使用这个 APP 让我感到厌烦	赵启南 <sup>[66]</sup>
	2、现在使用这个 APP 让我感到无趣	
	3、我现在对于这个 APP 上的信息并不感兴趣	
持续使用意愿	1、我仍然愿意使用这个 APP	王哲 <sup>[67]</sup>
	2、我仍然会花费时间和精力在这个 APP 上	
	3、这个 APP 依然是我消磨时间的第一选择	

正式实验时间为 2022 年 4 月 10 日 -4 月 15 日, 在实验开始前, 主试为被试客观介绍实验背景、实验内容和专业术语, 确保被试熟悉实验流程与注意事项, 并要求其保持正常的心理状态进行实验。实验开始第 1 天, 被试需关闭所使用的 APP 中个性化内容推荐模式, 并且在整个实验过程中按照往常使用习惯继续使用 APP, 期间不对用户进行任何干预。实验过程中, 当被试发现自己因算法关闭而在使用过程中感到认知或情绪变化时, 允许其自主填写调查问卷, 若发现被试存在忘记填写问卷现象, 主试会与被试进行沟通后, 在每天的 12:00、18:00、22:00 发送提醒消息, 但并不强制要求其立刻填写, 仅充当提醒功能。问卷采用纸质问卷和电子问卷相结合的方式, 共收回有效问卷 184 份。

### 4.3 基于半结构化访谈的定性研究

事后访谈作为补充性知识的常见辅助研究手段, 常用于移动经验取样法的后续具体情境与问题研究

的数据获取<sup>[68]</sup>。因此, 在实验结束后的第三天, 为了得到对用户自身体验变化的关键描述, 对每位被试进行半结构化访谈, 深度采集被试在关闭个性化内容推荐 3 天里的体验感受, 在受访者同意后选择录音的形式展开访谈, 每次访谈时间为 20-30 分钟, 访谈内容主要包括对个性化内容推荐关闭后的使用感受、满意度变化和原因以及对于个性化内容推荐的想法, 具体访谈提纲如表 2 所示。

表 2 访谈提纲

访谈对象基本信息	
姓名	
性别	
年龄	
专业、学院、学校	
关闭个性化推荐的 APP	
持续使用该 APP 的时间	三月以内 / 六月以内 / 一年以内 / 一年以上
访谈问题提纲	
1、对出台《互联网信息服务算法推荐管理规定》有什么想法? 对 APP 设置关闭“个性化推荐”怎么看?	
2、平时在浏览这些 APP 推荐的信息时, 自己会主动另行搜索吗?	
3、知道个性化推荐算法大概的运行模型或逻辑吗?	
4、觉得个性化推荐功能好不好? 为什么?	
5、个性化推荐功能对你有没有影响, 具体表现是什么?	
6、有意识到之前使用 APP 时自己遇到信息茧房现象吗? 觉得信息茧房是好是坏, 你自己怎么看使用这些 APP 时出现信息茧房现象?	
7、是否认为个人性化推荐使自己浏览信息时遇到信息窄化和信息极化现象?	
8、关闭个性化推荐后, 使用最大的感受是什么? 与之前开启状态有什么不同? (如: 关闭个性化推荐后, 是否有轻松的感觉, 感觉自己能够更加集中于现实世界的工作学习生活。)	
9、关闭个性化推荐后, 在信息搜寻、信息获取、信息利用上有没有变化? 是什么变化?	
10、关闭个性化推荐后对这个 APP 的印象和看法有发生变化吗? 为什么? 关闭后满意吗? (如满意, 满意在哪?) 有什么不满意的地方? 为什么?	
11、在关闭个性化推荐后, 是否有想重新打开个性化推荐的想法? 如有, 是什么触发了你有这种想法? (如重新打开使用后, 感受如何? 会一直打开吗? 还是会间歇性打开 / 关闭, 为什么?)	
12、关于个性化推荐或者对推荐算法, 你有什么建议? 有什么期待?	

访谈结束后对收集的 53 份共 28 万余字的访谈文本进行整理和转录, 访谈材料编号由“R+ 被试编号”, 然后通过质性分析软件 Nvivo12 进行逐句逐行的编码, 初步得到 221 个自由节点, 对这些节点进行归类合并, 最终形成 18 个节点, 其中 16 个节点与用户的使用体验感受有关, 剩余 2 个节点分别是优化建议和持续使用意愿, 通过不断比较和分析, 依据不重复、不遗漏的原则进行合并, 利用树节点将其联系, 将其中关于体验感受的节点划分为算法感知、行为变化、情绪变化和体验变化 4 个维度, 如表 3 所示。

表3 主要范畴与代表性语句

维度	范畴	参考点	代表性语句
算法感知	算法认知	19	算法能节省了我在筛选信息上的时间, 过滤一些我不喜欢的信息
	算法依赖	10	找不到感兴趣的东西, 生活没有“个性化推荐”, 我还是有点不适应
	自我调节	12	可以让我达到一个放松的目的
行为变化	使用成本感知	10	不管是在信息搜寻、信息获取、信息利用上, 变得更加的费时
	主动搜索	3	关闭之后, 我肯定是主动去搜索信息的, 感觉我搜索出来的信息更加准确
	社交激励	2	有着相似的语言系统, 这会让我们之间的交流变得更加的轻松、方便、快捷和有趣
	信息疲劳	9	刷到感兴趣的短视频, 但是连续往下刷到好几个同类型会感觉到疲劳
	使用倦怠	9	有一些可能就是我不感兴趣, 就觉得很无聊
情绪变化	认知失衡	7	营销号主题太过于吸引人了, 我就会不小心点进去看里面的内容
	隐私担忧	6	害怕我个人信息的泄露
	使用焦虑	2	一直看不到想看的, 导致内心有压力或者是不愉快的情绪, 心情更加不好
体验变化	信息冗余	38	关闭了个性化推荐之后, 我曾经喜欢的方向的视频类型会减少很多
	信息质量	12	推送的一些视频重复的内容会比较多, 接收到信息的丰富度和均衡度上有所降低, 导致我们能利用到的信息的质量下降
	时间失真	12	刷了两三个有别的事就果断地就能放下手机去干一些别的事情。而不是像之前一样一直刷忘记时间
	陌生体验感	8	突然变得很陌生, 我突然就不认识这个软件了
	印象变化	5	感觉这个抖音变得不高级了, 一些土味视频在我的抖音里面快速增加
	优化建议	36	将内容筛选的主动权下放给用户, 采用更加灵敏的关键词屏蔽方式
	持续使用意愿	21	不想再继续看这个 APP

## 5 数据分析与假设检验

### 5.1 问卷的信效度检验

通过 SPSS 26.0 计算问卷整体信度 (见表 4), 7 个变量的 Cronbach's Alpha 值均大于 0.8, 说明问卷的内部一致性较高。研究变量各个维度的组合信度均在 0.8 以上, 表明问卷整体信度良好。随后使用 SmartPLS 软件对概念模型进行拟合, 运用验证性因

素分析评价模型的结构效度, 整个问卷总体的 KMO 值为 0.864, 适合进行因素分析, 且 7 个因子的初始特征根值都大于 1, 可以解释总变异的 79.011%, 说明有较好的方差解释能力; 所有项目的因子荷载均在 0.500~1.000, 测量模型符合要求。同时, 如表 5 所示, 对角元素值均大于纵向和横向各元素, 表明变量间存在较好的区别效度, 综合上述分析, 信效度均通过检验可继续建模。

表4 信度及效度分析参数汇总

变量	均值	标准差	问项	载荷值	Cronbach's Alpha	CR	AVE	P 值
个性化内容推荐关闭	4.04	0.785	A1	0.854	0.861	0.848	0.650	0.00
	4.2	0.813	A2	0.899				0.00
	4.22	0.801	A3	0.899				0.00
信息质量	2.77	0.920	C1	0.857	0.854	0.856	0.666	0.00
	2.79	0.981	C2	0.920				0.00
	2.68	0.997	C3	0.873				0.00
信息冗余	3.74	0.800	B1	0.860	0.859	0.811	0.589	0.00
	3.35	0.980	B2	0.728				0.00
	3.7	0.937	B3	0.661				0.00
时间失真	2.98	0.899	D1	0.899	0.882	0.862	0.676	0.00
	2.77	0.907	D2	0.921				0.00
	2.9	0.918	D3	0.877				0.00
使用焦虑	3.32	0.867	E1	0.887	0.867	0.871	0.693	0.00
	3.77	0.896	E2	0.856				0.00
	3.34	0.922	E3	0.924				0.00
使用倦怠	3.35	0.823	F1	0.915	0.893	0.841	0.637	0.00
	3.45	0.867	F2	0.928				0.00
	3.38	0.860	F3	0.881				0.00
持续使用意愿	3.41	0.748	G1	0.865	0.890	0.886	0.722	0.00
	3.31	0.787	G2	0.878				0.00
	2.86	0.942	G3	0.788				0.00

表 5 潜变量的相关系数与 AVE 平方根

潜变量	个性化内容推荐关闭	信息冗余	信息质量	时间失真	使用倦怠	使用焦虑	持续使用意愿
个性化内容推荐关闭	0.825						
信息冗余	0.254	0.607					
信息质量	-0.156	-0.154	0.827				
时间失真	-0.223	-0.116	0.632	0.847			
使用倦怠	0.218	0.551	-0.189	-0.402	0.861		
使用焦虑	0.183	0.572	-0.236	-0.327	0.816	0.833	
持续使用意愿	-0.217	-0.169	0.434	0.667	-0.459	-0.377	0.753

## 5.2 结构方程模型检验

为验证假设 H1-H11, 本文根据图 1 所构建的概念模型, 绘制各变量间的影响路径, 采用最大似然法拟合模型。从表 6 可以看出, 各个参数均在拟合程度的评判标准内, 研究模型的拟合度较好, 可进行下一步研究。

表 6 模型适配水平

缩写	解释	数值	适配标准	适配结果
$\chi^2$	卡方统计量	346.532	越小越好	较好
$\chi^2/df$	卡方自由度比值	1.947	(1,2)	较好
AGFI	修正拟合优度指数	0.918	>0.91	较好
RMSEA	近似误差均方根	0.072	<0.10	较好
RMR	均方根残差	0.284	<0.05	较好
NNFI	非规范拟合指数	0.916	>0.90	较好
CFI	比较拟合指数	0.929	>0.90	较好

结构方程模型路径系数如表 7 所示, 模型中的标准化路径系数估计值都在 (-1, 1) 内, 在以上 11 个假设中, 除 H10 不成立外, 其他假设均通过检验。

表 7 结构方程模型路径系数

假设	路径	Estimate	S.E.	C.R.	P 值	显著性
H1	个性化内容推荐关闭 →信息质量	-0.187	0.103	-2.229	0.026	显著
H2	个性化内容推荐关闭 →信息冗余	0.241	0.069	2.762	0.006	显著
H3	信息质量→使用焦虑	-0.157	0.066	-2.453	0.014	显著
H4	信息质量→时间失真	0.694	0.086	8.441	0.000	显著
H5	信息质量→使用倦怠	-0.125	0.064	-1.961	0.050	显著
H6	信息冗余→使用焦虑	0.951	0.191	7.923	0.000	显著
H7	信息冗余→时间失真	-0.205	0.110	-3.051	0.002	显著
H8	信息冗余→使用倦怠	0.933	0.182	8.000	0.000	显著
H9	时间失真→持续使用 意愿	0.665	0.066	7.872	0.000	显著
H10	使用焦虑→持续使用 意愿	0.209	0.197	0.843	0.399	不显著
H11	使用倦怠→持续使用 意愿	-0.460	0.199	-1.876	0.061	显著

## 6 结果分析

### 6.1 前因维度—刺激维度

用户对于算法的认知和依赖度提高会导致其与 技术之间相互适应并逐步形成稳态, 个性化内容推荐算法不仅可以减少信息搜寻时间 (使用成本感知, R01), 还可以帮助用户寻找到具有相似喜好的群体 (社交激励, R03), 并且对于信息素养较高的青年群体而言, 其自身具有一定的自我调节能力, 能够明晰自身使用软件的目的并控制使用时间 (自我调节, R23), 而此时突然关闭个性化内容推荐会导致用户产生一定程度的不适应感 (算法依赖, R10), 这种不适应感直接会体现在被试对信息质量和信息冗余感知两个方面, 而结构方程模型结果也证实了个性化内容推荐关闭对信息质量有显著负向影响, 对信息冗余有显著正向影响。个性化内容推荐能够根据用户行为刻画用户画像, 实现其与信息的高效匹配, 当算法关闭后, 用户会接触到大量自己不感兴趣的内容, 如被试表示“出现了一些从来没有见过也没有触及的视频, 也出现了许多我不感兴趣的, 或者是比较讨厌的类型” (信息冗余, R24), 这种信息冗余主要表现在推送内容与用户所在年龄段偏好完全不符 (信息冗余, R03; R05; R16 等) 和推送内容变得“低俗” (信息冗余, R06; R27 等)。与此同时, 较多被试表示信息质量也出现断崖式下降, 如“无法及时推送我想要搜寻的信息” (信息质量, R42), 当算法关闭, 用户不仅无法准确高效地获取信息, 其对信息有用性感知程度也会随之下降, 极大提高了接触信息的精力成本和时间成本。

### 6.2 刺激维度—机体维度

随着软件的向下布局和内容制作成本的降低, 低质量内容数量远超优质内容, 但这与移动社交媒体的用户分布也密切相关, 从需求供给视角而言, 高信息素养群体仍然是少数, 适合这类群体的优质信息内

容也相对较少。因此,所谓个性化内容推荐算法产生的信息茧房,对于高信息素养群体而言更多的是一种保护屏障,一旦屏障被打破,其日常观看的视频内容极易被低质量内容渗透,并由此产生使用焦虑、使用倦怠和沉浸体验感不足等问题,从结构方程模型结果分析可知,当个性化内容推荐关闭后,信息质量的下降和信息冗余程度的提升对于用户在使用社交媒体软件时产生焦虑、倦怠心理有正向影响,对时间失真有负向影响。情绪特征方面,低质量的信息会加剧用户的信息筛选和理解的难度,从而让用户感知到信息决策的风险,进而产生焦虑和倦怠等负面情绪,如被试表示“感到非常无聊、疲倦,非常想回到以前的抖音界面”(使用倦怠,R27)、“看不到我想要的东西,导致内心积压的一些压力或不愉快的情绪并不会随着使用APP得到消解,反而心情更加烦躁”(使用焦虑,R06)。在体验特征方面,用户往往会因为信息质量下降和信息冗余上升导致其信息需求和内在兴趣难以得到满足,同时有5位被试提到其对软件的印象也会降低,此类情况主要出现在一些短视频软件如抖音、快手等,被试表示有大量“土味”视频在其软件界面快速增加(印象变化,R03;R16;R46等),但是在一些购物软件如淘宝、京东等,个性化内容推荐算法关闭对其使用体验影响较小,主要原因是用户对于不同软件的使用路径存在差异,对于购物性APP,用户更偏向基于已有目的主动搜索信息,而对于娱乐性APP,用户更多出于放松、解压的目的而被动地接受信息。

### 6.3 机体维度—反应维度

高信息素养群体具有良好的信息意识和较强的信息技能,但同时其自身的信息需求和信息期望也相对较高,一旦当前信息环境无法满足用户需求,便会产生较为强烈的逃离行为或替代行为。此外,高信息素养并不意味着具有较好的自控能力,部分高信息素养群体可能会存在过度依赖问题,即便其产生焦虑厌倦情绪,也依然会遵循习惯继续使用移动社交媒体,从模型结果也可以看出,使用焦虑对持续使用意愿的影响不显著,使用倦怠对持续使用意愿有显著负向作用,时间失真对其有显著正向作用,且时间失真与用户持续使用意愿的相关性最强。在数字时代,过多的信息会导致用户感觉自己被信息淹没,因此用户需要个性化内容推荐算法减少时间成本(使用成本感知,R01;R03;R11等),同时在开放的互联网环境下,用户也对推荐算法有了

一定的认知,能够接受算法带来的信息局限性,如“信息茧房存在但影响不大,少了解一些其他方面的事并不会让人损失什么”(算法认知,R27),从而逐渐适应并享受这种服务,如“一般不会想天天去搜一些比较感兴趣的,享受它给你推送的过程”(算法认知,R06),当个性化内容推荐突然关闭,可能会导致用户在这一情景转换过程中出现难以适应的状况,激化了负面情绪对本身使用行为的冲击,最终演化成实际的不持续使用行为,其中H10假设没有得到验证的原因正如前文所述与用户的自控能力有关,当用户自控能力较强时,焦虑心理可能会促使其停止使用,但反之焦虑心理可能也会诱导其继续使用,不愿脱离虚拟世界。

## 7 研究启示

### 7.1 构建梯度管控机制,减轻用户戒断反应

随着个性化内容推荐算法的深度应用,信息茧房已成为一个普遍性问题,人们的信息使用行为、信息处理习惯以及思维模式早已被算法影响和改变,当用户已经沉浸在自己熟知、以自身偏好为中心的算法框架下,如果政府意图加强对算法的全流程管控,拦截性地设立规则,反而会引起心理上的“戒断反应”,即当用户脱离其熟悉的信息环境后可能会产生的适应性反跳。基于研究结果可以发现,在个性化内容推荐算法突然关闭的情境下,尤其是高信息素养群体,更容易产生焦虑、倦怠等负面情绪,因此对于这一类群体进行个性化推荐算法管控需要循序渐进,既要客观看待算法风险,也要对其主观需求有理性认知,在继续保证优质内容的同时丰富内容类型,使其逐渐适应梯度递减的个性化内容推荐过程,并为用户提供多种个性化推荐强度设置。如当用户不想接受个性化推荐的时候可以选择“完全关闭个性化内推荐”或“清空历史使用数据”(优化建议,R27),当用户不希望个性化推荐强度过大时可以选择低强度的推荐(优化建议,R16),也有被试表示希望可以自主设置偏好模式,让用户在使用过程中能随意切换偏好选择(优化建议,R14)。只有将服务主体回归到用户本身,让用户选择获取信息的方式,而非将用户作为制造流量浪潮的工具,才能创造一个良好的互联网信息生态系统。

### 7.2 优化信息分发体系,尊重用户信息知情权

毋庸置疑,个性化内容推荐算法能够缓解信息窄化和内容质量下降问题,但随之而来的过滤气泡效应

也让大众产生担忧, 同时研究模型也指出了个性化内容推荐关闭会降低信息质量、提高信息冗余程度。因此企业可以尝试优化网站信息展示机制和信息资源组织方式, 避免信息同质化, 如将内容筛选的主动权下放给用户, 采用更加灵敏的关键词屏蔽模式, 或者将随机推荐和个性化推荐结合, 在用户主动搜索时提高个性化推荐权重, 当用户在被动浏览时让推荐内容更加随机化、多元化(优化建议, R11)。同时较多被试表示关闭算法前后内容变化过于剧烈, 出现较多不符合其对应年龄段的内容(优化建议, R16), 因此企业也需要重新考虑算法架构, 综合考量群体基本特征和环境特征等因素进行决策, 对于青少年群体需加大信息分配的监管力度, 严防各类低俗暴力、价值观导向错乱的信息渗透。此外, 高信息素养也意味着其对于个人信息隐私更加看重, 较多被试表示自己对于隐私泄露的担忧也会影响其使用意愿(隐私担忧, R03; R23; R30等)以及部分软件个性化推荐关闭的设置过于隐蔽会让用户感觉到被隐瞒、欺骗(隐私担忧, R06), 因此企业应积极寻求相关措施降低用户的隐私担忧程度, 例如提供保护用户隐私的承诺以及将个性化内容推荐关闭作为常用选项放在用户容易发现的子界面等。

### 7.3 引入积极干预措施, 缓解用户焦虑倦怠心理

根据模型结果可知, 个性化内容推荐关闭与用户持续使用意愿的核心因素, 即用户的使用倦怠心理以及时间失真感的消失紧密关联, 此外也有学者表明用户倦怠可能还会触发孤独、消极等情绪。因此对于部分因个性化内容推荐关闭而引起负面情绪的用户, 有必要引入积极干预措施, 但是考虑到网络的社会性功能, 很难对其采用传统的节制式干预模式, 所以政府或企业可以考虑“认知行为疗法”和“动机强化疗法”, 主动辅助用户学会认知技术、问题解决技术, 并针对具有不同自控能力的用户实行差异化干预策略。对具有较高自控能力的用户, 可以为其设置提醒功能或学习模式以及扩展信息接收渠道, 亦或让其在使用软件前填写一份问卷, 从而刻画出用户的基础画像, 无论在算法开启或关闭后其基础画像都能保持不变, 最大程度降低负面情绪产生的可能; 对具有较低自控能力的用户, 由于其自身长时间沉浸在信息环境中, 可能会进一步演化为成瘾行为, 并产生一系列身心健康问题, 如睡眠不足、抑郁和注意力分散等, 此时应当对其进行强制性干预, 例如药物疗法<sup>[69]</sup>、系统补偿性综合心理干预<sup>[70]</sup>以及重复经颅刺激<sup>[71]</sup>, 同时引

导其培养在现实世界中的兴趣爱好以有效缓解负面情绪的产生。

### 7.4 警惕突变情境下的用户信息行为失衡, 促进信息环境健康发展

个性化内容推荐关闭的突变情境, 仅仅是信息技术飞速发展时代的缩影。随着技术的快速变革, 如今用户会时常被迫改变自身的信息行为习惯, 而这种被迫性改变对于其信息行为和使用体验所造成的影响却鲜有关注, 可以预见, 在未来元宇宙环境下, 当信息与人实现完全融合后, 用户的信息利用行为也会发生剧变并产生一系列矛盾与问题, 在这一过程中, 始终把“人-信息-技术”作为核心理念的信息资源管理学科, 应当肩负起对于这些问题研究的重任, 从用户视角出发, 对技术的发展过程提出优化建议, 为维持用户体验与技术发展之间的相对稳定、促进信息环境的健康可持续发展贡献更大的力量。

#### 参考文献:

- [1] 魏娟, 李敏. 信息过载影响消费者决策研究的知识图谱分析 [J]. 管理现代化, 2022, 42(1): 156-161.
- [2] 丁晓东. 基于信任的自动化决策: 算法解释权的原理反思与制度重构 [J]. 中国法学, 2022(1): 99-118.
- [3] 喻国明学术工作室, 杨雅, 陈雪娇, 等. 类脑、具身与共情: 如何研究人工智能对于传播学与后人类的影响——基于国际三大刊 Science、Nature 和 PNAS 人工智能相关议题的分析 [J]. 学术界, 2021(8): 108-117.
- [4] 彭燕林. 个性化推荐中的“过滤气泡”现象相关研究综述 [J]. 科技创业月刊, 2019, 32(4): 135-139.
- [5] 国家互联网信息办公室. 解读《互联网信息服务算法推荐管理规定》[EB/OL]. [2023-03-26]. [http://www.gov.cn/zhengce/2022-01/04/content\\_5666428.htm](http://www.gov.cn/zhengce/2022-01/04/content_5666428.htm)
- [6] GROSHEK J, KOC-MICHALSKA K. Helping populism win? social media use, filter bubbles, and support for populist presidential candidates in the 2016 US election campaign [J]. Information, Communication & Society, 2017, 20(9): 1389-1407.
- [7] 蔡立媛, 张金海. “媒介涵化受众”与“受众涵化媒介”: 大数据环境下网络涵化模式的重构 [J]. 出版广角, 2015(6): 88-91.
- [8] 吕巍, 杨颖, 张雁冰. AI 个性化推荐下消费者感知个性化对其点击意愿的影响 [J]. 管理科学, 2020, 33(5): 44-57.
- [9] 耿立校, 晋高杰, 李亚函, 等. 基于改进内容过滤算法的高校图书馆文献资源个性化推荐研究 [J]. 图书情报工作, 2018, 62(21): 112-117.
- [10] 汤文兵. 基于深度学习的 Top-N 个性化推荐技术研究与应用

- [D]. 上海: 东华大学, 2021.
- [11] HE X, DENG K, WANG X, et al. LightGCN: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation[C]// Proceedings of the 43rd international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval. New York: Association for Computing Machinery, 2020: 639-648.
- [12] 武慧娟, 孙鸿飞, 金永昌. 社会化标注系统中个性化信息推荐多维度融合与优化模型研究 [J]. 现代情报, 2019, 39(1): 37-42, 85.
- [13] 段尧清, 刘宇明, 蔡诗茜, 等. 数字图书馆个性化推荐用户信息采纳行为影响研究——信息采纳意向的中介效应 [J]. 现代情报, 2019, 39(2): 85-93.
- [14] 席运江, 郭黛翎, 廖晓, 等. 基于改进 RFM 模型的直播平台用户细分及个性化推荐方法研究 [J]. 竞争情报, 2022, 18(3): 36-47.
- [15] 杨雨娇, 袁勤俭. 个性化推荐的隐忧: 基于扎根理论的信息茧房及其前因后果探析 [J]. 情报理论与实践, 2023, 46(3): 117-126.
- [16] STRAUSS S. Datafication and the seductive power of uncertainty—a critical exploration of big data enthusiasm[J]. Information, 2015, 6(4): 836-847.
- [17] 李伶俐. 繁荣表象下的隐忧: 短视频对青少年的负面影响及应对策略 [J]. 中共云南省委党校学报, 2020, 21(3): 133-138.
- [18] 中国经营报. 五成受访者会选择关闭 算法推荐何去何从? [EB/OL]. [2023-03-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1728309291819627518&wfr=spider&for=pc>
- [19] 万立良, 蒲坤. 微信视频号用户持续使用意愿的影响因素探究 [J]. 情报探索, 2022(3): 10-18.
- [20] ANDERSON A, HUTTENLOCHER D, KLEINBERG J, et al. Engaging with massive online courses[C]//Proceedings of the 23rd international conference on world wide web. New York: Association for Computing Machinery. 2014: 687-698.
- [21] 赵保国, 姚瑶. 用户持续使用知识付费 APP 意愿的影响因素研究 [J]. 图书馆学研究, 2017(17): 96-101.
- [22] DAVIS F. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. MIS quarterly, 1989, 13(3): 319-340.
- [23] 熊强, 李文元, 陈晓燕, 等. 在线教学平台交互性、体验价值和持续使用意愿的关系研究——一个有调节的中介效应 [J]. 管理评论, 2022, 34(6): 153-161.
- [24] WOODWORTH R S. Dynamic psychology[J]. The pedagogical seminary and journal of genetic psychology, 1926, 33(1): 103-118.
- [25] 周涛, 刘佳怡, 邓胜利. 基于 SOR 模型的在线知识社区用户潜水行为研究 [J]. 情报杂志, 2022, 41(7): 160-165, 83.
- [26] 王文韬, 张震, 张坤, 等. 融合 SOR 理论的智能健康手环用户不持续使用行为研究 [J]. 图书馆论坛, 2020, 40(5): 92-102.
- [27] LEE S K, MIN S R. Effects of information quality of online travel agencies on trust and continuous usage intention: an application of the SOR model[J]. The journal of Asian finance, economics and business, 2021, 8(4): 971-982.
- [28] 陈明红, 潘子璇, 曾庆彬. 政务微信用户持续使用行为及用户契合的调节作用研究 [J]. 现代情报, 2020, 40(11): 85-98.
- [29] JOHNSON J D, MEISCHKE H. A comprehensive model of cancer-related information seeking applied to magazines[J]. Human communication research, 1993, 19(3): 343-367.
- [30] MARKUS H, ZAJONC R. The cognitive perspective in social psychology[J]. Handbook of social psychology, 1985, 1(1): 137-230.
- [31] CHO J, SHAH D, MCLEOD J, et al. Campaigns, reflection, and deliberation: advancing an OSROR model of communication effects[J]. Communication theory, 2009, 19(1): 66-88.
- [32] DELONE W, MCLEAN E. The DeLone and McLean model of information systems success: a ten-year update[J]. Journal of management information systems, 2003, 19(4): 9-30.
- [33] 范波, 李金瞳, 白天, 等. 基于混合机器学习优化的协同过滤算法 [J]. 湖南理工学院学报 (自然科学版), 2021, 34(3): 9-12.
- [34] 李玉. 基于深度确定性策略梯度算法的信任推荐研究 [D]. 烟台: 烟台大学, 2022.
- [35] 王志远, 王兴芬. 基于用户兴趣差异改进矩阵填充的个性化推荐算法 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(12): 224-230+237.
- [36] CAHILL S, BANDURA A. Social Foundations of thought and action: a social cognitive theory[J]. Contemporary sociology a journal of reviews, 1987, 16(1): 12.
- [37] BRIDGES E, FLORSHEIM R. Hedonic and utilitarian shopping goals: the online experience[J]. Journal of business research, 2007, 61(4): 309-314.
- [38] LEE Y, CHEN A, HESS T. The online waiting experience: using temporal information and distractors to make online waits feel shorter[J]. Journal of the association for information systems, 2017, 18(3): 231-263.
- [39] PELET J, ETTIS S, COWART K. Optimal experience of flow enhanced by telepresence: Evidence from social media use[J]. Information & Management, 2017, 54(1): 115-128.
- [40] 张玥, 李青宇. 基于 PPM 理论的网络用户信息茧房滞留意愿影响因素研究 [J]. 现代情报, 2022, 42(4): 52-61
- [41] 薛杨, 许正良. 微信营销环境下用户信息行为影响因素分析与模型构建——基于沉浸理论的视角 [J]. 情报理论与实践, 2016, 39(6): 104-109.
- [42] BANDURA A. Social foundations of thought and action[J].

- Englewood Cliffs, NJ, 1986, 1: 23-28.
- [43] 王畅. 信息焦虑量表的编制研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2010
- [44] 刘国亮, 张汇川, 刘子嘉. 移动社交媒体用户不持续使用意愿研究——整合错失焦虑与社交媒体倦怠双重视角 [J]. 情报科学, 2020, 38(12): 128-133.
- [45] 袁顺波. 社会化阅读用户流失意愿实证研究 [J]. 浙江学刊, 2022(2): 99-110.
- [46] 包家帅. 基于 S-O-R 模型的新浪微博用户倦怠研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2020.
- [47] OZKARA B, OZMEN M, KIM J. Examining the effect of flow experience on online purchase: a novel approach to the flow theory based on hedonic and utilitarian value[J]. Journal of retailing and consumer services, 2017, 37: 119-131.
- [48] 李慧. 不良推荐对用户持续使用电商平台影响研究 [D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- [49] 林渊渊. 互联网信息冗余现象 [J]. 当代传播, 2004(5): 58-60.
- [50] 陈琼, 宋士杰, 赵宇翔. 突发公共卫生事件中信息过载对用户信息规避行为的影响: 基于 COVID-19 信息疫情的实证研究 [J]. 情报资料工作, 2020, 41(3): 76-88.
- [51] CURRAN S, SAGUY A. Migration and cultural change: a role for gender and social networks?[J]. Journal of international women's studies, 2001, 2(3): 54-77.
- [52] LIN H. Determinants of successful virtual communities: contributions from system characteristics and social factors[J]. Information & management, 2008, 45(8): 522-527.
- [53] SÁNCHEZ - FRANCO M, ROLDÁN J. Web acceptance and usage model: a comparison between goal-directed and experiential web users[J]. Internet research, 2005, 15(1): 21-48.
- [54] 李曼静. 学术虚拟社区用户持续使用意愿研究 [D]. 武汉: 华中师范大学, 2015.
- [55] 丁晓燕. 社会化商务情境下品牌转换意愿的影响机理研究 [D]. 济南: 山东财经大学, 2018.
- [56] KUMMER T F, RECKER J, BICK M. Technology-induced anxiety: manifestations, cultural influences, and its effect on the adoption of sensor-based technology in German and Australian hospitals[J]. Information & management, 2017, 54(1): 73-89.
- [57] RAVINDRAN T, YEOW KUAN A C, HOE LIAN D G. Antecedents and effects of social network fatigue[J]. Journal of the association for information science and technology, 2014, 65(11): 2306-2320.
- [58] BRIGHT L, KLEISER S, GRAU S. Too much Facebook? an exploratory examination of social media fatigue[J]. Computers in human behavior, 2015, 44: 148-155.
- [59] 张肖, 王文韬, 谢阳群, 等. 量化自我场域下个人健康信息组织实证与优化——以智能手环为例 [J]. 现代情报, 2021, 41(10): 21-29, 39.
- [60] JEONG J K. A systematic comparison of time use instruments: time diary and experience sampling method[J]. Survey research, 2008, 9(1): 43-68.
- [61] 查道林, 蒋智慧, 曹高辉. 信息系统用户感知算法焦虑的内涵及其结构维度研究 [J]. 情报科学, 2022, 40(6): 66-73.
- [62] 查先进, 张晋朝, 严亚兰. 微博环境下用户学术信息搜寻行为影响因素研究——信息质量和信源可信度双路径视角 [J]. 中国图书馆学报, 2015, 41(3): 71-86.
- [63] KARR-WISNIEWSKI P, LU Y. When more is too much: operationalizing technology overload and exploring its impact on knowledge worker productivity[J]. Computers in human behavior, 2010, 26(5): 1061-1072.
- [64] 汪雅倩. 焦虑视角下强关系社交媒体不持续使用研究——以微信朋友圈为例 [J]. 新闻界, 2019(10): 81-91.
- [65] SKADBERG Y X, KIMMEL J R. Visitors' flow experience while browsing a website: its measurement, contributing factors and consequences[J]. Computers in human behavior, 2004, 20(3): 403-422.
- [66] 赵启南. 关系性压力下青年使用者社交媒体倦怠影响及其行为结果 [J]. 新闻与传播研究, 2019, 26(6): 59-75, 127.
- [67] 王哲. 社会化问答社区知乎的用户持续使用行为影响因素研究 [J]. 情报科学, 2017, 35(1): 78-83, 143.
- [68] 朱庆华, 徐孝婷, 赵宇翔, 等. 基于移动经验取样法的量化自我参与流程及内在机理研究 [J]. 情报学报, 2022, 41(3): 217-228.
- [69] 苏斌原, 李江雪, 叶婷婷, 等. 青少年网络成瘾治疗研究的新进展 [J]. 广州大学学报 (社会科学版), 2014, 13(12): 23-29.
- [70] KUSS D, GRIFFITHS M. Internet gaming addiction: a systematic review of empirical research[J]. International journal of mental health and addiction, 2012, 10(2): 278-296.
- [71] KO C, YEN J, CHEN C, et.al. Gender differences and related factors affecting online gaming addiction among taiwanese adolescents[J]. The journal of nervous and mental disease, 2014, 193(4): 273-277.

#### 作者贡献说明:

王文韬: 题目设计、写作指导;  
钱鹏博: 数据搜集、数据分析、论文撰写;  
丁雨辰: 数据处理、模型计算、论文撰写;  
唐思捷: 论文修改;  
宋天骁: 论文修改;  
倪悦: 数据搜集, 论文修改。

## The Impact of Personalized Content Recommendation Close on Continuous Use Intention of Mobile Social Media

Wang Wentao<sup>1</sup> Qian Pengbo<sup>2</sup> Ding Yuchen<sup>3</sup> Tang Sijie<sup>1</sup> Song Tianxiao<sup>1</sup> Ni Yue<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Management, Anhui University, Hefei 230601

<sup>2</sup>Fudan University Library, Shanghai 200433

<sup>3</sup>Institutes of Science and Development, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

**Abstract:** [Purpose/Significance] To explore the changes in user experience and the impact on continued usage intention after personalized content recommendation is turned off, which helps relevant regulatory authorities to properly and appropriately regulate the unreasonable application of algorithms and promote the healthy and orderly development of algorithm-related industries. [Method/Process] Based on the traditional SOR theoretical framework, this paper introduced the antecedent dimensions to construct a model of the influence of users' intention to continue using, and adopted the mobile experience sampling method to track the usage experience and emotional change data of 53 users with long-term experience of using mobile social media after personalized content recommendations were turned off within 3 days, and combined with real-time questionnaires and semi-structured interviews to conduct a mixture of quantitative and qualitative analysis. [Result/Conclusion] In the case of personalized content recommendation closing, the decline in information quality and the increase in information redundancy will cause users to have negative emotions of anxiety and burnout, weaken the user's immersion experience, and promote users' willingness to use it unsustainably. According to the research results, the following enlightenments are drawn: at the algorithm level, gradient control mechanism should be constructed to provide users with a variety of personalized recommendation intensity options to avoid triggering abstinence reactions; at the enterprise level, information distribution system should be optimized and users' right to know information should be respected; at the social level, leading enterprises should be urged to strengthen their sense of social responsibility, and joint enterprises should adopt active intervention measures to help users relieve anxiety and burnout; at the discipline level, the discipline of information resources management should always focus on users, guard against user behavior imbalances under sudden changes, and make greater contributions to the healthy and sustainable development of the information environment.

**Keywords:** personalized content recommendation closing continuous use intention SOR theory mobile experience sampling method