

平台特征对跨社交媒体 UGC 信息分享行为的影响机理研究

黄伟鑫¹ 毕达天^{1*} 杨 阳² 孔婧媛¹

(1. 吉林大学商学与管理学院, 吉林 长春 130012;

2. 吉林艺术学院马克思主义学院, 吉林 长春 130012)

摘要: [目的/意义] 探究平台特征对跨社交媒体 UGC 信息分享行为的影响, 揭示用户跨社交媒体场景的新特征。[方法/过程] 通过刺激—机体—反应 (SOR) 理论框架构建平台特征对跨社交媒体 UGC 信息分享行为的中介调节模型, 以时间维度和平台维度拼接应用商城数据、百度指数数据、社交媒体数据等, 构建多源异构面板数据集作为样本, 使用固定效应模型验证相关假设。[结果/结论] 平台的声誉和用户服务技术迭代通过感知有用性正向影响跨社交媒体 UGC 信息分享, 而平台的关注度通过感知有用性显著负向影响信息分享行为; 平台声誉和用户服务技术迭代对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享之间的关系具有负向调节作用。本文关注跨社交媒体 UGC 的信息分享行为, 为 UGC 创作者采用跨社交媒体信息投放策略提供参照, 为社交媒体维护平台生态提供启示。

关键词: 平台特征; 跨社交媒体; 信息分享行为; SOR 模型; 用户生成内容

DOI: 10.3969/j.issn.1008-0821.2024.02.010

[中图分类号] G252 [文献标识码] A [文章编号] 1008-0821 (2024) 02-0115-15

Mechanism of the Influence of Platform Features on UGC Information Sharing Behavior Across Social Media

Huang Weixin¹ Bi Datian^{1*} Yang Yang¹ Kong Jingyuan¹

(1. School of Business and Management, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. School of Marxism, Jilin University of Arts, Changchun 130012, China)

Abstract: [Purpose/Significance] This research aims to explore the impact of platform characteristics on User-Generated Content (UGC) sharing behavior across social media platforms, revealing new features of user behavior in cross-social media scenarios. [Method/Process] Drawing from the Stimulus-Organism-Response (SOR) theoretical framework, the study constructed a mediating model to understand the influence of platform characteristics on cross-social media UGC sharing behavior. The paper integrated data from application stores, Baidu Index, and social media across time and platform dimensions, created a multi-source heterogeneous panel dataset as our sample. The hypotheses were tested to use a fixed-effects model. [Results/Conclusion] The platform's reputation and the iterative advancements in user service technology positively influence cross-social media UGC sharing through perceived usefulness. Conversely, the platform's attention level negatively affects sharing behavior via perceived usefulness. Moreover, the platform's reputation and iterative advancements in user service technology have a negative moderating effect on the relationship between perceived usefulness and

收稿日期: 2023-08-14

基金项目: 国家社会科学基金一般项目“基于用户跨社交媒体的信息行为偏好特征挖掘与推荐研究”(项目编号: 21BTQ059)。

作者简介: 黄伟鑫 (2000-), 男, 博士研究生, 研究方向: 社交媒体用户信息行为。杨阳 (1982-), 男, 讲师, 博士, 研究方向: 网络舆情治理。孔婧媛 (1997-), 女, 博士研究生, 研究方向: 用户信息行为与舆情治理。

通讯作者: 毕达天 (1983-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向: 社交媒体用户信息行为。

cross-social media UGC sharing. This study focuses on the sharing behavior of UGC across social media platforms, offering insights for UGC creators to adopt cross-platform content dissemination strategies and providing guidance for social media platforms to maintain a balanced ecosystem.

Key words: platform features; cross-social media; information sharing behavior; SOR model; UGC

《2023 中国社交媒体平台指南》表明,截至 2022 年 12 月,社交媒体用户人数占全体网民的 95.13%,微信、抖音、快手、微博、B 站、小红书等社交媒体平台的月活跃用户总数超过 30 亿,其用户群体相互交叉。在“全民社交”与“社交媒体多元化”的双重催化下,用户跨社交媒体信息行为呈现流行性和普遍性,学界也将社交媒体相关研究的场景从单平台转向多平台或者跨平台^[1-2]。而在跨社交媒体场景下,同一用户会在不同社交平台发布或接触到相似或相同的用户生成内容(User-generated-Content, 简称 UGC),这一类 UGC 被定义为跨社交媒体 UGC。跨社交媒体 UGC 信息分享行为给平台和用户带来了更大的价值,如用户引流、内容曝光、社交关系维系等^[3-5]。因此,分析用户跨社交媒体场景下的特征和主体关系,厘清跨社交媒体 UGC 信息分享行为的影响因素具有重要意义^[6]。

当前,跨社交媒体 UGC 信息分享行为的研究尚处于探索阶段。Oh S 等^[7]基于马斯洛需求层次理论、内在和外在动机模型、双因素理论、社会交换理论和社会认知理论,揭示了跨社交媒体 UGC 信息分享的动机,并发现不同因素受到社交平台异质性的影响;Ham C D 等^[8]从理性行动理论和社会交换理论视角探究其影响因素。相关研究尚存在局限性:以动机理论和社会理论为主,仅考虑用户机体层面的变量,鲜有研究分析信息环境层面变量影响;对于社交平台异质性的探索集中在平台类型中,以对比分析为主,较少研究进一步揭示平台特征的影响机理。

大量针对社交媒体信息行为的元分析已表明,社交平台异质性对于信息行为模型具有显著影响^[9-10]。因此,本文认为,在跨社交媒体场景下,平台特征作为环境刺激影响用户机体感知,从而作用于用户分享行为。基于此,为弥合这一理论差距,本文基于 SOR 模型框架,引入感知有用性,探究平台的声誉、关注度、技术升级等特征对跨社交媒体 UGC 的影响机理,同时利用多源异构面板数据集,通过固定效应模型验证相关假设。针对相关结

论,本文进一步控制时间效应和创作者效应检验结论的稳健性。

1 文献综述

1.1 跨社交媒体 UGC

UGC 是社交媒体的核心组成,是用户表达观点的重要工具,也是获取利益的手段之一,因此,UGC 信息分享过程中至少包含社交平台、UGC 信息创作者、UGC 信息接收者 3 个主体。而跨社交媒体 UGC 至少包含两个及以上的社交平台,强调信息的多渠道流通、互动和共振,对用户信息行为 and 平台战略产生影响。

从用户身份差异的视角看,学者们对政府^[11]、企业^[12]、新闻机构^[13]、学术机构^[14]、个体^[15]等用户跨社交媒体 UGC 展开了分析,并试图解决 3 个基本问题:①用户为什么会跨社交媒体?②如何识别用户跨社交媒体?③用户跨社交媒体具有什么影响?

1.1.1 用户跨社交媒体动机

针对用户跨社交媒体的动机,Alhabash S 等^[16]分析了便利性、娱乐性、打发时间、媒体吸引、信息共享等因素对社交媒体使用动机的影响。研究表明,不同社交媒体使用动机之间的差异并不大,但是自我记录、自我表达和社交互动会让用户更多地选择使用 Snapchat 和 Instagram,而不是 Facebook 或 Twitter。自我表达和社交互动等需求在后续研究中被认为是影响用户跨社交媒体使用行为的关键动因^[1,17]。

1.1.2 用户跨社交媒体识别

针对识别用户跨社交媒体,齐林峰^[18]提出了基于链接和文本内容,比较不同社交媒体账户的属性、领域和关键词等相似度的方法。与之相似,Amara A 等^[19]提出利用各种相似性度量进行身份匹配,其中 Jaccard 指数被选为相似性度量方法。Zafarani R 等^[20]研究表明,可以利用用户独特行为模式下的信息冗余找到不同社交媒体之间身份映射的方法。总体而言,识别用户跨社交媒体主要通过用户的“数字痕迹”,利用相似度算法和关键匹配

属性实现这一目标^[21]。

1.1.3 用户跨社交媒体影响

针对用户跨社交媒体的影响, Unnava V 等^[4]研究发现, 当用户使用多个社交媒体时, 一个平台的品牌宣传会直接影响同一平台的用户参与度, 并可能影响在其他平台上的品牌互动, 同时延长发布 UGC 的互动时间。换句话说, 用户跨社交媒体存在直接效应、溢出效应和延长效应。此外, 许多学者采用对比的方式探究用户跨社交媒体过程中的互动^[11]、议程设置^[22-23]、网络拖钩^[13]等行为之间的差异。

本文的研究问题是对基本问题③的变形与延伸, 即创作者跨社交媒体投放的 UGC 在什么特征的平台中会更容易被信息接收者分享? 针对平台特征的分析, 许多学者采用分组对比的思路^[15,24], 如对比不同平台样本的均值、回归模型等。然而, 这一做法得出的结论因果性较弱。为解决这一问题, 发挥跨社交媒体场景近似随机实验的优势, 本文参照基本问题②, 先采用匹配的方式识别跨社交媒体 UGC, 再构建多源异构面板数据集, 最后在控制创作者效应、时间效应、内容效应等固定效应的基础上进行回归分析。

本文探究的主要思路是以感知有用性作为中介变量, 分别讨论平台的外部特征、内部特征和技术特征对跨社交媒体 UGC 信息分享行为的影响。从信息生态的视角看^[25], 平台特征、用户感知、信息分享行为分别属于信息环境、信息人和信息层面的因素, 三者之间存在内在关联性。具体而言, 信息环境中存在可能影响信息人机体感知的刺激, 对于跨社交媒体用户, 不同社交平台的特征差异是其环境刺激; 信息人的感知又将调整其信息行为, 感知有用性影响信息分享。综上所述, 本文采用刺激—机体—反应模型作为研究的模型框架。

1.2 刺激—机体—反应模型框架

刺激—机体—反应模型(S-O-R Model)表明, 外在环境刺激(S)会影响个体的内在状态(O), 从而使得个体产生反应或行动(R)^[26]。该模型被广泛应用于在线环境中, 如社交媒体、电子商务、直播等^[27-28], 是分析用户行为的有力工具。本文选用 S-O-R 模型作为理论框架的原因有两条: 一方面, 平台特征在影响层次上归属于信息环境, 可被作为

外在环境刺激, 通过该模型能识别平台特征对信息分享行为的独特影响并探明其作用路径; 另一方面, 该模型对于用户信息行为具有较好的适配性, 能更清晰地探究跨社交媒体 UGC 信息分享行为。

1.2.1 刺激: 平台特征

刺激是外部环境因素, 可以在不同方面影响个体。对于跨社交媒体用户而言, 平台特征会影响用户在线上环境中的行为, 因此, 将平台特征作为影响用户信息行为的刺激。学者们一般认为, 不同社交媒体具有异质性, 因此可以从平台特征的视角分析用户信息行为。本文将平台特征分为 3 类: 内部特征、外部特征和技术特征, 它们都对用户信息行为具有重要影响^[22-24]。

内部特征指的是平台声誉。许多研究表明, 声誉是平台用户的整体评价^[29-30], 能有效帮助用户对平台建立信任^[31], 是平台特征的重要体现之一。声誉对用户信息行为也有重要影响, 如激励用户提升信息质量、促进知识分享等^[32-33]。由于声誉是由平台内部用户的评级形成的, 因此它可以表征平台的内部特征。

外部特征指的是平台关注度。关注度指的是公众对平台的注意力程度, 通常由谷歌趋势、百度指数等第三方统计机构进行测量^[34-35]。学者们发现, 关注度是经济预测和行为预测的重要指标^[36], 如通过百度指数精准预测旅游出行行为^[37]。由于平台关注度主要是通过外部搜索形成的, 因此它可以表征平台的外部特征。

技术特征指的是用户服务技术迭代。用户服务技术指的是为解决服务问题, 支撑并提升用户体验而开发的数字化工具, 而技术迭代则是描述技术升级和优化的状态, 因此用户服务技术迭代是技术特征的重要组成。在技术迭代飞速发展的时代, 技术特征对用户信息行为的影响愈加明显, 刘百灵等^[38]分析了隐私管理技术特征对移动用户信息披露意愿的影响; 温科等^[39]以技术特征作为调节变量研究质量信号对创新绩效的影响。同时, 董雪艳等^[40]揭示了技术特征与关系结构之间的关系, 并通过实证研究验证了它们对社会化购买的影响。此外, 还有学者将技术迭代作为宏观背景, 讨论技术演化过程中的用户权利^[41]、算法感知^[42]和商业模式^[43]。

然而，鲜有学者探究用户服务技术迭代的影响，为此，本文将其纳入研究框架中，检验其对用户信息行为的影响。

1.2.2 机体：感知有用性

在 S-O-R 模型中，机体指的是个体感知和情感的状态，这一状态在环境刺激和个体行动之间起着中介作用。在许多经典理论中，如技术接受模型^[44]、信息采纳模型^[45]，都强调感知有用性对个体态度、行为的显著影响，并在社交媒体等相关场景下成为用户信息行为的重要影响因素^[46]。鉴于此，本文将感知有用性作为跨社交媒体 UGC 信息分享行为模型的机体部分，以反映用户在进行信息分享行为时的内在状态。

UGC 的感知有用性受到多个层面因素的影响。从 UGC 的内容看，闫强等^[47]发现，极端的情感倾向和较长的正文评论会正面影响评论的感知有用性，而评论的效价、标题长度和可读性没有显著影响。后续学者在此基础上又探究了追加评论^[48]、矛盾性追加评论^[49]的影响。从 UGC 的信息源看，信息采纳模型中指出信息来源可信度正向显著影响感知有用性^[45]。许一明等^[50]通过扎根理论也得出了 UGC 的信息源会影响感知有用性。综上所述，UGC 的感知有用性不但受到其自身的信息质量、用户的信息需求等微观层面的影响，还受到信息来源等宏观层面的影响。

1.2.3 反应：跨社交媒体 UGC 信息分享

在 S-O-R 模型中，反应是个体依据他们对不

同情境因素的感知而产生的行动。跨社交媒体 UGC 信息分享可以被看作是个体的接受外部环境刺激后做出的反应。针对跨社交媒体 UGC 信息分享行为，Oh S 等^[7]在 5 种不同类型的社交媒体中测试了享受、自我效能、学习、个人收益、利他主义、同理心、社会参与、社区兴趣、互惠和声誉 10 个因素的影响。所有的动机因素都鼓励用户的信息共享行为；Ham C D 等^[8]的研究揭示了社交存在、社交对话、轻松联系和自我管理对信息分享的影响；Shang S 等^[24]通过场效应理论分析了体验社交平台和情报扩散平台下的认知共享过程，并实证分析了平台类型的调节作用。

这些研究集中于用户感知视角，从心理学视角凝练变量，较少研究从平台的外部特征、内部特征和技术特征展开分析。尽管 Shang S 等^[24]验证了平台类型的调节作用，但是本文区别于其选取的平台特征，着重讨论平台的声誉、关注度和技术迭代产生的影响。因此，本文有利于跨社交媒体 UGC 信息分享行为的理论构建，丰富平台层面的影响因素探索。

2 模型构建与假设提出

基于 S-O-R 模型，本文认为在跨社交媒体场景下，平台的声誉、关注度和技术迭代显著影响感知有用性，进而作用于跨社交媒体 UGC 信息分享行为。此外，平台特征对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享之间的关系具有调节作用，如图 1 所示。

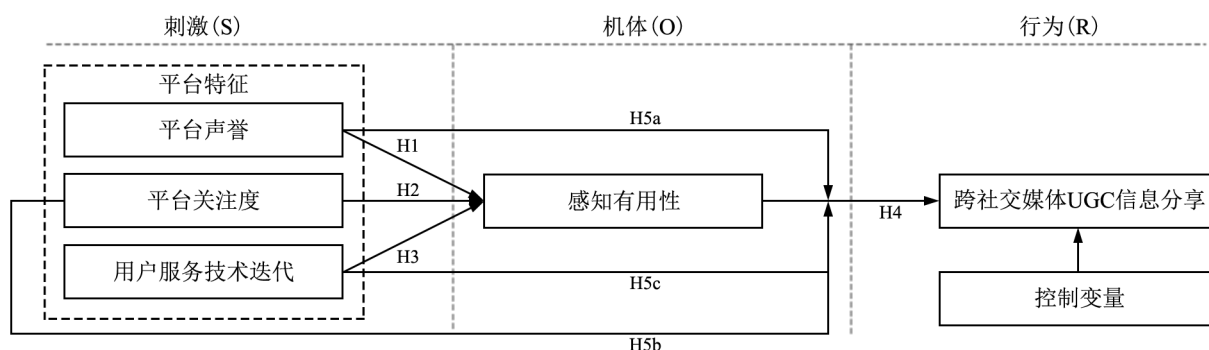


图 1 跨社交媒体 UGC 信息分享行为模型

Fig. 1 Cross-social Media UGC Information Sharing Behavior Model

2.1 平台特征与感知有用性

之前的研究表明，信息来源的特征对感知有用性具有显著影响^[45]。在跨社交媒体场景中，不同的

社交平台特征具有异质性^[51]。因此，在不同社交平台上发布的相同 UGC 的用户感知也存在差异，而这种差异性可以被平台特征所解释^[24]。基于此，本文

分别从平台声誉、平台关注度和用户服务技术迭代 3 个特征出发, 考虑它们对感知有用性的影响。

在跨社交媒体场景中, 由于社交联系、隐私保护、利益驱动等因素的影响, 用户之间处于信息不对称的状态^[3,17]。根据声誉理论^[52], 在信息不对称的情形下, 声誉是一种有效的激励机制, 声誉高的社交平台更容易赢得用户的信任, 提高信息来源的可信度和对信息质量的感知^[29]。同时, 社交媒体存在一个在线的虚拟社交网络, 根据社会支持理论^[53], 用户会得到社区、社群、亲密关系所提供的可被感知的工具性或表达性支持, 社会支持影响用户的认知和情感状态^[54]。而声誉符合表达性支持特征, 因为声誉更高的社交平台意味着用户的认可, 能为使用这些社交平台的用户提供心理支持。综上, 本文提出以下假设:

H1: 平台声誉会显著正向影响感知有用性

许多研究表明, 关注度是用户看待一个事物的情绪表现, 如罗琦等^[55]利用百度指数中的搜索指数衡量投资者对现金股利和高转送的情绪。根据场动力理论^[56], 个体行为的方向和向量取决于环境刺激和个体内部动力, 同时环境刺激只有当被人的“心理场”所感知和激活时才会发挥作用。而平台关注度既属于环境刺激, 也能表征用户的情绪, 还影响着用户行为^[55]。因此, 从场动力理论的角度看, 平台关注度被人的“心理场”所感知, 并进一步形成吸引力, 又反作用于人的感知。综上, 本文提出以下假设:

H2: 平台关注度会显著影响感知有用性

技术特征对用户信息行为的影响日益增强^[57], 特别是推荐算法、AIGC、大数据等技术的兴起。一方面, 用户服务技术迭代将逐渐改变社交平台的内部服务逻辑, 直接影响用户的使用体验和对平台的服务感知^[43]; 另一方面, 随着数字经济的流行, 用户的数字素养得到了锻炼, 对数字技术的接受和应用能力也显著提高^[58]。综上, 本文提出以下假设:

H3: 用户服务技术迭代会显著正向影响感知有用性

2.2 感知有用性的中介作用

TAM 模型表明, 感知有用性具有中介作用, 外部环境变量能通过感知有用性进而影响行为意

向^[44]。已有学者的研究表明, 感知有用性会影响社交媒体场景下的信息分享行为^[59]。从信息生态视角看, 与单社交媒体场景相比, 在跨社交媒体场景下, 主要是信息环境、信息技术和信息等要素的构成发生了显著变化, 而信息人要素的变化较少。因此, 本文推断, 尽管机体感知有用性的外部影响因素会发生改变, 但机体内部的作用路径依然存在。综上, 本文认为:

H4: 平台特征能通过感知有用性进一步影响跨社交媒体 UGC 信息分享行为

2.3 平台特征的调节作用

本文关注的平台特征包含平台的声誉、关注度和用户服务技术迭代。其中, 平台声誉是一种信息激励机制^[31], 高声誉的社交平台收获更多的信任, 同时给予用户心理支持; 平台关注度是用户一段时间内的注意力集成, 蕴含着用户情绪^[55]; 用户服务技术迭代是满足用户需求、提升用户体验的数字工具优化过程^[60]。从场动力理论的视角^[56], 平台特征都属于外部环境刺激, 感知有用性属于内部机体的驱动力。场动力理论表明, 行为受到外部环境刺激和内在驱动力的交互影响。由此, 本文推断平台特征对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享行为具有调节作用。

H5a: 平台声誉对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享行为的关系具有调节作用

H5b: 平台关注度对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享行为的关系具有调节作用

H5c: 平台用户服务技术对感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享行为的关系具有调节作用

3 研究方法

3.1 研究背景

抖音和 B 站是中国最大的内容生成型社交平台, 用户通过视频类 UGC 分享观点和生活日常, 用户之间具备弱社交属性。根据抖音和 B 站的官方数据显示, 抖音平台每月热点视频播放量高达 4 000 亿, 热点视频数量超过百万; B 站的日活跃用户超过 9 000 万。作为头部的内容生成平台, 其创作者群体存在交叉并拥有大规模的 UGC, 能提供丰富、完善的数据集。此外, 抖音是以短视频为主阵地, 用户身份也较为丰富; B 站以长视频为主

阵地,通过二次元等属性吸引众多年轻人和学生群体,用户身份较为集中。由此推断这两个视频平台的声誉、关注度和用户服务技术迭代存在差异,能为平台特征的相关研究提供助力。综上所述,本文选择抖音和 B 站的相关数据作为研究的样本。

3.2 数据采集

数据采集过程如图 2 所示,本文分别从手机应

用商城、百度指数、抖音、B 站等平台采集数据,再根据不同数据集之间的属性关系进行连接,形成面板数据集。数据采集收集的时间为 2023 年 4 月,为避免 UGC 的点赞、评论、收藏、分享等指标的大幅度变化,本文仅获取 2023 年 3 月之前的相关数据。

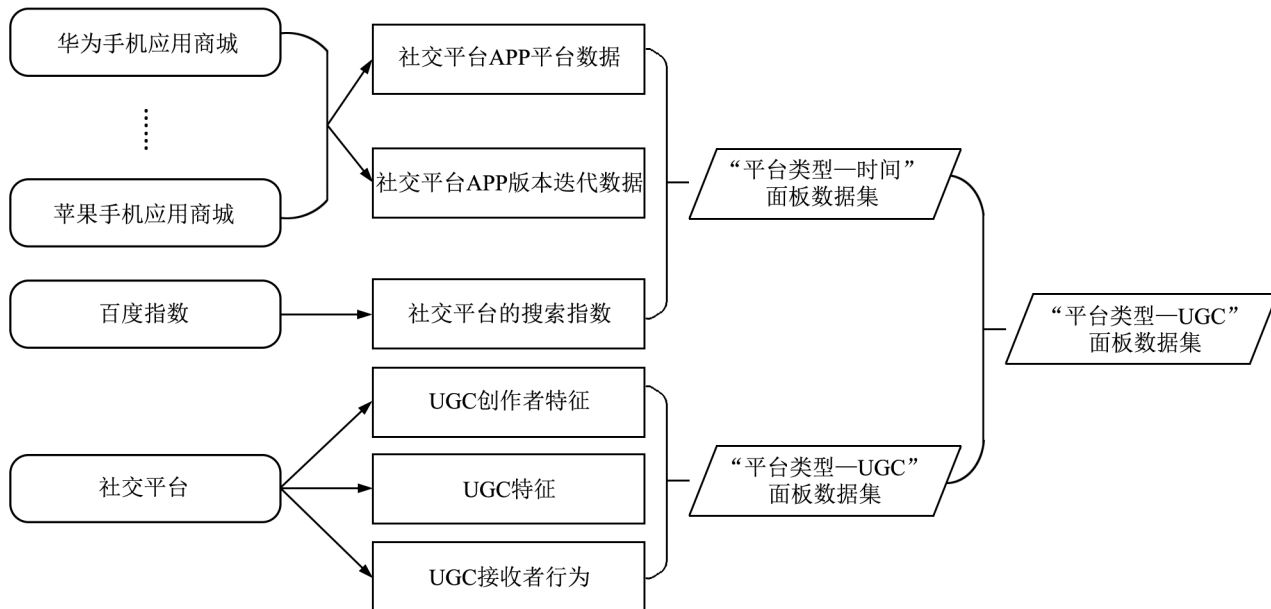


图 2 数据采集平台和对应数据

Fig. 2 Data Collection Platform and Corresponding Data

针对跨社交媒体 UGC 的识别,本文提出两步匹配法,即先匹配跨社交媒体创作者,在此基础上

匹配跨社交媒体 UGC,如图 3 所示。参照前人的研究思路^[18-19],本文选取相似度算法进行匹配。

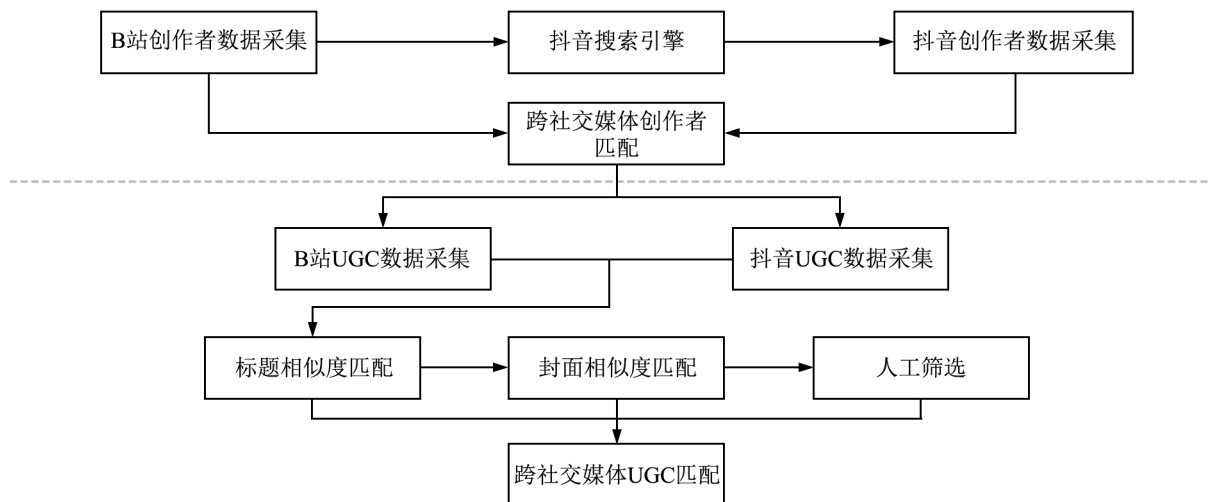


图 3 跨社交媒体 UGC 匹配流程

Fig. 3 Cross-social Media UGC Matching Process

具体而言,本文从 B 站的音乐、舞蹈、游戏、知识等分区中随机抽取 400 名创作者,根据其名

称、头像、简介等相关信息,通过在抖音平台上的搜索实现匹配。由于创作者为了形成跨社交媒体的

影响力，他们在不同平台上的信息具有极高的相似性，因此借助于社交平台的搜索功能就能实现较高的匹配结果。识别完成后，本文爬取了对应创作者在抖音和 B 站发布的所有视频，针对视频数小于 50 的创作者进行剔除，最终识别结果如表 1 所示。

在此基础上，本文针对同一创作者在 B 站和抖音发布的所有视频类 UGC 进行二次匹配。具体而言，对于某一个 UGC，根据余弦相似度计算它的标题与另一平台归属于同一创作者的所有 UGC

标题的相似度，选取其中相似度最高的 UGC 建立对应关系。完成所有的对应关系后，利用三直方图算法计算封面图片相似度进行验证，并只保留封面相似度大于 0.5 的对应关系。最后，通过人工手动核查 UGC 的对应关系，最终的匹配结果如表 1 所示。综上所述，本文从抖音平台和 B 站平台中成功匹配了 5 101 对跨社交媒体 UGC，总计 10 202 条视频，并以此为样本展开分析。

表 1 跨社交媒体 UGC 匹配情况
Tab. 1 Cross-social Media UGC Matching

匹配主体	搜索匹配	剔除数	最终结果	成功率(%)
跨社交媒体创作者	235	52	183	45.75

匹配主体	相似度匹配	匹配错误数	最终结果	准确率(%)
跨社交媒体 UGC	6 124	1 023	5 101	83.30

3.3 变量测量

本文的核心解释变量为平台特征，包含平台声誉、平台关注度和用户服务技术迭代；核心被解释变量为跨社交媒体 UGC 信息分享；中介变量为感知有用性；控制变量包含创作者的关注数、粉丝效

应以及 UGC 的情感倾向等，同时，在此基础上控制平台类型和 UGC 类型带来的固定效应。由于上述变量的数据来源不一致，测算量纲存在差异，因此本文对相关数据进行标准化处理。表 2 为变量测量的方式和依据。

表 2 变量测量
Tab. 2 Variable Measurements

变 量	变 量 测 量
平台声誉(PF)	各大手机应用商城中关于社交平台的每日加权评分均值
平台关注度(PA)	社交平台名称的每日百度搜索指数
用户服务技术迭代(UT)	1 个自然月中社交平台 APP 版本升级披露的用户服务技术次数
跨社交媒体 UGC 信息分享(AUGCS)	跨社交媒体 UGC 的信息分享次数的对数化
感知有用性(PU)	以跨社交媒体 UGC 点赞数、评论数、收藏数为基础的主成分分析指标
创作者关注数(CF)	创作者披露的关注人数的对数化
创作者粉丝效应(FE)	创作者披露的总赞数与粉丝数的比值
UGC 情感倾向(EM)	运用百度 API 测量的 UGC 标题情感倾向

3.3.1 平台特征

针对平台声誉(PR)，参照前人对品牌声誉、服务提供商声誉、产品声誉的测量方式^[30,32,61]，采用用户评级进行测量。由于抖音和 B 站的使用习惯集中在移动端，因此选用手机商城中用户对它们的评分作为衡量依据。具体而言，本文采集了华为、

Oppo、Vivo、小米、苹果等几大头部手机厂商的应用商城评分数据，并以每日点评量为权重，测算抖音和 B 站的每日平台声誉情况。

针对平台关注度(PA)，参照学者们的做法^[62]，应用百度指数中的搜索指数进行衡量。具体而言，本文分别以抖音和 B 站为关键词，在百度指数平

台中进行检索,再通过网络爬虫技术获取每日的搜索指数数据,以此测算抖音和 B 站的每日平台关注度情况。

针对用户服务技术迭代(*UT*),本文采用社交平台 APP 版本升级中披露的相关数据进行衡量。首先,社交平台 APP 为了维持竞争力,会持续优化 APP 的用户服务技术,并对平台版本进行升级;其次,版本升级的同时,社交平台 APP 的发布者会披露相关的技术信息,如图 4 所示;最后,基于这些披露的信息进行文本分析,可以较为高效地衡量出用户技术服务迭代。具体而言,本文采用关键词定位法,当技术文本出现“体验”“用户”“创作”“服务”等关键词时,将本次技术升级纳为用户服务技术,并统计 1 个自然月中技术迭代的次数作为用户服务技术迭代的测算依据。同时,为避免自然月无用户服务技术迭代而造成缺失数据过多的情况,对用户服务技术迭代进行加 1 并对数化处理。

3.3.2 跨社交媒体 UGC 信息分享

针对跨社交媒体 UGC 信息分享(*AUGCS*),由于已在数据采集过程中识别出了跨社交媒体 UGC,因此,本文直接采用用户对不同平台的 *AUGCS* 的

分享次数作为测量依据。

3.3.3 感知有用性

先前的研究表明^[27],用户的点赞、收藏等行为可以反映用户对 UGC 的喜欢和认同。因此,本文以 UGC 的点赞数、评论数、收藏数为指标,采用主成分分析法构建感知有用性。

本文对上述变量进行描述性统计、相关性分析和多重共线性检验,如表 3~5 所示。相关变量的相关性均不大于 0.6,且 VIF 值均小于 10。因此,本文的分析模型不存在多重共线性的问题。

表 3 描述性分析
Tab. 3 Descriptive Analysis

变 量	观测值	均 值	标准差	最小值	最大值
<i>AUGCS</i>	10 202	6.05	2.31	0.69	13.93
<i>PF</i>	10 202	0.55	1.06	-3.55	3.05
<i>PA</i>	10 202	0.00	1.00	-4.76	7.87
<i>UT</i>	10 202	0.00	1.00	-2.55	2.96
<i>PU</i>	10 202	0.01	1.17	-0.41	30.75
<i>CF</i>	10 202	3.68	1.43	0.00	7.83
<i>FE</i>	10 202	0.15	0.04	0.01	0.36
<i>EM</i>	10 202	0.61	0.49	0.00	1.00

表 4 相关性分析
Tab. 4 Correlation Analysis

变量名	<i>AUGCS</i>	<i>PF</i>	<i>PA</i>	<i>UT</i>	<i>PU</i>	<i>CF</i>	<i>CA</i>	<i>EM</i>
<i>AUGCS</i>	1.00							
<i>PF</i>	0.50***	1.00						
<i>PA</i>	0.094***	-0.12***	1.00					
<i>UT</i>	0.16***	-0.06***	0.291***	1.00				
<i>PU</i>	0.51***	0.31***	0.048***	0.23***	1.00			
<i>CF</i>	0.33***	0.18***	0.017*	0.01	0.17***	1.00		
<i>CA</i>	-0.04***	-0.15***	0.053***	0.04***	-0.01	0.00	1.00	
<i>EM</i>	0.16***	0.10***	-0.02**	-0.00	0.027***	0.07***	-0.07***	1.00

注:其中***表示在 0.001 水平上显著,**表示在 0.01 水平上显著,*表示在 0.05 水平上显著。

表 5 共线性检验
Tab. 5 Collinearity Test

	<i>PU</i>	<i>PF</i>	<i>UT</i>	<i>PA</i>	<i>CF</i>	<i>CA</i>	<i>EM</i>
VIF	1.21	1.19	1.14	1.08	1.05	1.03	1.02

3.4 模型测量

本文采用多元回归分析测量构建的跨社交媒体 UGC 信息分享模型,如式(1)和式(2)所示:

$$PU_{i,t,k} = \alpha_0 + \alpha_1 PF_{i,t} + \alpha_2 PA_{i,t} + \alpha_3 UT_{i,t} + \alpha_4 Controls_{i,t,k} + \gamma + \Phi + \varepsilon_{i,t,k} \quad (1)$$

$$AUGCS_{i,t,k} = \beta_0 + \beta_1 PU_{i,t,k} + \beta_2 PF_{i,t} + \beta_3 PA_{i,t} + \beta_4 UT_{i,t} + \beta_5 Controls_{i,t,k} + Z_1 PF_{i,t} \times PU_{i,t,k} + Z_2 PA_{i,t} \times PU_{i,t,k} + Z_3 UT_{i,t} \times PU_{i,t,k} + \gamma + \Phi + \varepsilon_{i,t,k} \quad (2)$$

其中, $i=1,2$ 代表社交平台编码, t 代表 UGC 发布的时间编码(仅考虑年月日,不考虑具体的时分), k 代表跨社交平台 UGC 编码。 PU 为中介变量, $AUGCS$ 为核心被解释变量, PF 、 PA 、 UT 为核心解释变量, $F_{i,t} \times PU_{i,t,k}$ 、 $PA_{i,t} \times PU_{i,t,k}$ 、 $UT_{i,t} \times PU_{i,t,k}$ 表示交互项。 γ 表示平台类型造成的固定效应, Φ 表示 UGC 类型(UGC 类型根据创作者投稿到的分区确定)造成的固定效应。

4 实证结果

4.1 固定效应模型

本文利用 Stata 进行分步多元回归,并以跨社交媒体 UGC 作为聚类标准调整相关误差统计量,

结果如表 6 所示。在模型 (1) 中,本文在控制了平台类型和 UGC 类型后,探究了平台特征(PF 、 PA 、 UT)对感知有用性(PU)的影响,结果表明它们均对 PU 有显著影响,且通过 1% 的显著性检验。其中 PF 和 UT 为正向影响, PA 为负向影响。在模型 (2) 中,本文引入了创作者层面和 UGC 内容层面的控制变量, PF 、 PA 、 UT 对 PU 的影响依旧成立。由此说明, H1、H2、H3 等相关假设成立。此外,由模型 (3) 和模型 (4) 的系数对比可知,在引入 PU 后, PF 的系数从 0.818 缩小为 0.627, UT 的系数从 0.315 缩小到 0.145,这说明 PU 具有中介效应, H4 成立。此外,模型 (5) 表明, PF 、 PA 、 UT 与 PU 的交乘项对 $AUGCS$ 的影响通过 1% 的显著性检验,说明平台特征具有调节效应。

表 6 回归分析结果
Tab. 6 Results of Regression Analysis

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	PU	PU	$AUGCS$	$AUGCS$	$AUGCS$
PU				0.620 *** (9.88)	1.661 *** (13.67)
PF	0.312 *** (20.36)	0.308 *** (20.10)	0.818 *** (41.42)	0.627 *** (27.00)	0.465 *** (16.92)
PA	-0.025 ** (-2.45)	-0.023 ** (-2.33)	0.239 *** (12.83)	0.253 *** (14.77)	0.268 *** (16.40)
UT	0.276 *** (12.39)	0.274 *** (12.39)	0.315 *** (16.63)	0.145 *** (7.47)	0.161 *** (8.96)
CF		0.076 *** (8.06)	0.331 *** (20.85)	0.284 *** (18.82)	0.262 *** (19.16)
FE		0.415 (1.54)	-1.673 *** (-2.60)	-1.930 *** (-3.32)	-1.785 *** (-3.25)
EM		-0.026 (-1.16)	0.304 *** (7.29)	0.320 *** (8.46)	0.346 *** (9.80)
$PA * PU$					0.112 *** (2.86)
$PF * PU$					-0.405 *** (-6.99)
$UT * PU$					-0.277 *** (-11.21)
Constant	-0.160 *** (-21.80)	-0.485 *** (-9.20)	4.464 *** (37.24)	4.765 *** (42.59)	5.113 *** (45.41)

表 6 (续)

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>PU</i>	<i>PU</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>
<i>Platform</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>UGCType</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	10 202	10 202	10 202	10 202	10 202
Adjusted R-squared	0. 199	0. 205	0. 478	0. 557	0. 608

注: *** 表示 $p < 0.01$, ** 表示 $p < 0.05$, * 表示 $p < 0.1$, 括号内为以跨社交媒体 UGC 为聚类依据的稳健 t 统计值, 下同。

4.2 稳健性分析

为验证结果的稳健性, 本文进一步控制时间特征和创作者特征的影响。在时间层面, 本文考虑年、月、星期等 UGC 的发布时间对模型的影响; 在创作者层面, 本文考虑除受社交平台影响外的创作者固定效应。

4.2.1 时间效应

由表 7 可知, 加入年效应、月效应和星期效应后, *PF* 的影响依旧显著, *PA* 对 *AUGCS* 的影响从

显著变为不显著(未通过 5% 的显著性检验), 同时交互项也变为不显著。由此推断, *PA* 对 *AUGCS* 的影响是由于时间差异造成的, *PA* 并不会显著影响 *AUGCS*。此外, 从模型 (3) 可知, 在加入 *PU* 后, *UT* 对 *AUGCS* 的影响由显著变为不显著, 而 *UT* 又显著影响 *PU* (系数为 0.432, t 统计值为 11.75), 由此可以说明, 在加入时间效应后, *PU* 完全中介 *UT* 和 *AUGCS* 之间的关系。

表 7 考虑时间效应的稳健性分析
Tab. 7 Robustness Analysis Considering Time Effects

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>PU</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>
<i>PU</i>			0. 564 *** (9. 38)	1. 544 *** (12. 49)
<i>PF</i>	0. 352 *** (18. 83)	1. 173 *** (61. 79)	0. 974 *** (42. 17)	0. 805 *** (29. 17)
<i>PA</i>	-0. 030 ** (-2. 41)	-0. 045 * (-1. 95)	-0. 028 (-1. 35)	0. 009 (0. 45)
<i>UT</i>	0. 432 *** (11. 75)	0. 291 *** (11. 37)	0. 047 (1. 59)	0. 131 *** (5. 34)
<i>PF * PU</i>				-0. 436 *** (-7. 04)
<i>PA * PU</i>				0. 026 (0. 74)
<i>UT * PU</i>				-0. 222 *** (-9. 34)
<i>CF</i>	0. 071 *** (7. 70)	0. 318 *** (22. 01)	0. 278 *** (20. 17)	0. 254 *** (20. 26)
<i>FE</i>	0. 278 (1. 06)	-2. 641 *** (-4. 58)	-2. 798 *** (-5. 26)	-2. 593 *** (-5. 13)
<i>EM</i>	-0. 020 (-0. 92)	0. 332 *** (8. 82)	0. 343 *** (9. 90)	0. 366 *** (11. 39)
<i>Constant</i>	-0. 471 *** (-9. 51)	4. 452 *** (42. 16)	4. 718 *** (46. 91)	5. 071 *** (48. 10)
<i>Platform</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>UGCType</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Month</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Week</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	10 202	10 202	10 202	10 202
Adjusted R-squared	0. 242	0. 552	0. 614	0. 658

4.2.2 创作者效应

由表 8 可知,进一步考虑创作者效应后, *PF* 的影响依旧显著,而 *PA* 与 *UT* 的显著性与考虑时间效应相同。同时,对比调整后的 *R* 方可知,随着时间效应和创作者效应的引入, *R* 方得到了提高,模型的解释力增强。以考虑交互项的 *AUGCS* 模型为例,在表 6 中,其 *R* 方为 0.608,加入时间

效应后 *R* 方为 0.658,加入创作者效应后 *R* 方为 0.723。由此表明,考虑时间效应和创作者效应后,模型整体的解释能力增强。因此,尽管本文未考虑用户偏好特征的影响,但通过控制多重固定效应,解释了 *AUGCS* 72.3% 的变异量,平台特征的影响是显著且关键的。

表 8 考虑创作者效应的稳健性分析
Tab. 8 Robustness Analysis Considering the Creator Effect

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>PU</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>	<i>AUGCS</i>
<i>PU</i>			0.496*** (9.78)	1.408*** (12.49)
<i>PF</i>	0.293*** (20.15)	0.931*** (49.55)	0.786*** (37.32)	0.637*** (25.78)
<i>PA</i>	-0.025** (-2.23)	-0.031 (-1.50)	-0.018 (-0.98)	0.017 (0.94)
<i>UT</i>	0.406*** (11.77)	0.241*** (10.59)	0.040 (1.55)	0.105*** (4.67)
<i>PF * PU</i>				-0.403*** (-7.39)
<i>PA * PU</i>				0.041 (1.33)
<i>UT * PU</i>				-0.197*** (-9.31)
<i>CF</i>	0.139*** (10.87)	0.587*** (32.30)	0.518*** (27.92)	0.478*** (26.93)
<i>FE</i>	3.449*** (5.78)	4.053*** (4.29)	2.343*** (2.61)	1.987** (2.30)
<i>EM</i>	0.004 (0.17)	0.359*** (10.42)	0.357*** (11.10)	0.351*** (11.66)
Constant	-1.189*** (-11.58)	2.557*** (14.82)	3.146*** (18.38)	3.631*** (21.38)
Platform	Yes	Yes	Yes	Yes
UGCType	Yes	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes	Yes
Month	Yes	Yes	Yes	Yes
Week	Yes	Yes	Yes	Yes
Creator	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	10 202	10 202	10 202	10 202
Adjusted R-squared	0.328	0.647	0.689	0.723

经过稳健性分析,本文重新审视提出的假设,如图 4 所示。*H1*~*H4* 均成立, *H5a*、*H5c* 成立,而 *H5b* 不成立。此外,综合上述分析可知, *PF-PU-AUGCS* 为部分中介路径,而 *UT-PU-AUGCS*, *PA-PU-AUGCS* 为完全中介路径。同时,为进一步分析平台声誉(*PF*)和客户服务技术迭代(*UT*)的调节效应,本文绘制调节效应分解图。如图 5 所示, *PF* 和 *UT* 对 *PU* 和 *AUGCS* 之间的关系均为抑制效应。

5 结论与讨论

5.1 研究结论

本文通过 *S-O-R* 理论框架构建跨社交媒体 UGC 信息分享行为的影响因素模型,并分析平台特征对其的影响路径。研究结论可从 3 个方面进行概述。

首先,平台声誉对跨社交媒体 UGC 信息分享行为具有显著正向影响,而平台关注度和客户服务

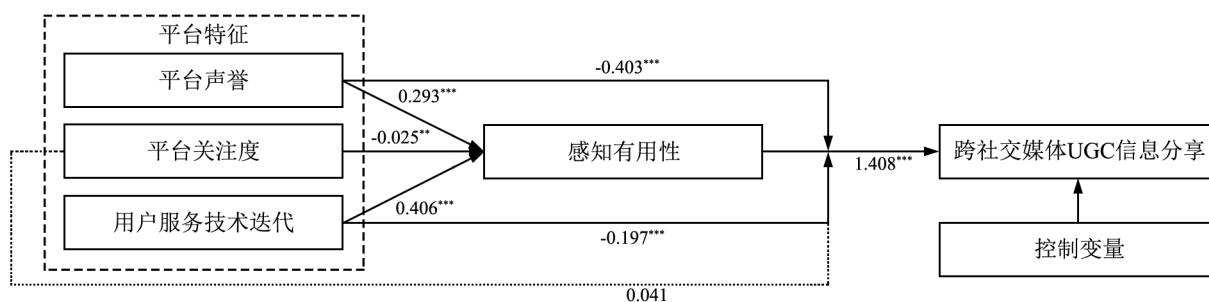


图 4 基于 S-O-R 框架的 AUGCS 模型

Fig. 4 AUGCS Model Based on S-O-R Framework

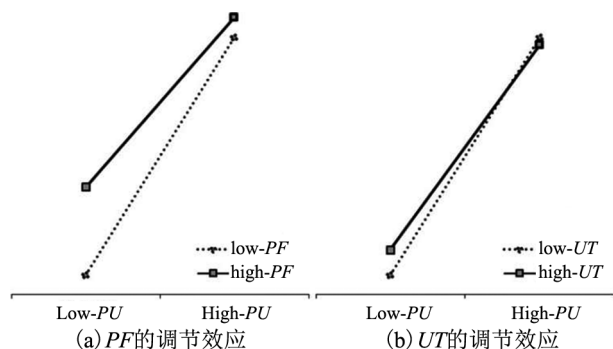


图 5 调节效应分解图

Fig. 5 Exploding Diagram of the Moderating Effect

技术迭代对跨社交媒体 UGC 信息分享行为没有显著影响；其次，平台声誉和用户服务技术迭代通过感知有用性部分中介影响跨社交媒体 UGC 信息分享，而平台关注度则通过感知有用性完全中介影响被解释变量。此外，平台关注度是负向中介路径，用户服务技术迭代是正向中介路径；最后，平台声誉和用户服务技术迭代都抑制感知有用性对跨社交媒体 UGC 信息分享的正向影响。

对于平台声誉而言，用户因受到声誉系统的激励和社会支持而增强对信息的感知有用性从而进行分享，也会因为声誉系统的影响而直接进行信息分享。此外，关于平台声誉的负向调节作用，本文认为产生这一现象的原因是声誉系统主要影响的是用户信任，在声誉高的平台，信任的影响强度大于感知有用性的影响强度，从而抑制了感知有用性对跨社交媒体 UGC 的信息分享。

对于平台关注度，研究发现它对用户的感知有用性是负向影响。平台关注度属于平台的外部信息环境，而外部信息环境比内部信息环境更为复杂和不确定。同时，平台的意外崩溃和负面消息都更容易激发外部搜索和讨论，造成负向的外部性。本文

梳理样本发布期间，抖音和 B 站在微博热搜上出现的原因，大部分都为负向因素。此外，在不考虑时间效应时，平台关注度对跨社交媒体 UGC 信息分享的影响是正向显著的。回顾平台的关注度变化，本文发现抖音关注度较高的时期是它承办 2022 年世界杯直播的时段，B 站则是在电竞比赛的时候具有较高的关注度，而这些活动都是具有周期性的。这也进一步印证了为什么在控制时间效应后，平台关注度的作用效果失效。

对于用户服务技术迭代，本文研究发现，当未加入交互项时，它对跨社交媒体 UGC 信息分享的作用效果被遮掩。这一现象的原因可能是：①用户服务技术迭代并没有直接效应，其效应部分地体现在与其他变量的交互中；②关注表 8 模型 (3) 中的 UT，其 t 统计量为 1.55，接近 5% 的显著性水平。而交互项的加入有助于减少因测量误差导致的偏差，从而使得 UT 的 t 统计量从 1.55 变为 4.67；③加入交互项后意味着模型设定的改变，交互项提供了更多的信息，使得模型的解释能力增强 (调整后的 R 方增加了 3.4%)。因此，本文认为用户服务技术迭代能对被解释变量产生影响。同时，用户服务技术迭代具有负向调节感知有用性和跨社交媒体 UGC 信息分享之间的关系，这一效应与平台声誉的影响类似，存在一个由用户服务技术迭代驱动的关键机体变量。

5.2 研究意义

本文具有实践意义：①对于社交平台而言，优化用户服务技术，激发内在信息环境的声誉优势，控制负面舆论造成的关注度，能有效地在用户跨社交媒体场景下，影响用户的信息分享行为；②对于创作者而言，在低声誉平台中更关注 UGC 的感知

有用性,能形成更具规模的分享效应。区别于 Oh S 等^[7]、Ham C D 等^[8]关于心理动机因素的研究,本文的研究结论能更为直接地为社交平台和内容创作者提供指导,启发社交平台的用户管理和内容创作者的粉丝管理形式,并对内容创作者理解跨社交媒体信息分享提供信息环境层面的思路。

本文具有理论意义:①针对用户跨社交媒体场景,提出“匹配—融合—回归”的实证分析思路,即先匹配跨社交媒体信息,再融合不同社交平台的数据形成面板数据集,最后利用回归分析检验相关假设;②丰富了 S-O-R 理论在跨社交媒体场景中的应用,构建了跨社交媒体 UGC 信息分享模型,丰富了信息分享的理论研究;③揭示了平台特征对用户信息行为的作用路径,为理解平台特征与用户信息行为之间的互动提供理论工具。本文相较于 Shang S 等^[24]的研究,进一步细分了平台特征的类型,在拓展其研究思路的同时,提出新的实证分析思路。此外,本文的研究是对平台异质性的深入探索,与社交媒体信息行为元分析的相关研究结论相呼应,并从外部、内部和技术 3 个层面做了全面分析,为学者理解、构建和分析信息环境层面的影响因素提供了参考。

5.3 研究局限

用户跨社交媒体是一个复杂的场景,在此场景下衍生出的信息行为也更为复杂,故本文的研究存在局限性。首先,仅关注了中国的社交媒体,这一结论在不同文化背景下的可迁移性尚处于未知;其次,仅考虑了具有竞争性的两个社交平台,未对互补性的社交平台进行探究,因此忽略了社交平台之间的互动;最后,未考虑用户偏好和信息需求,因此需要采用不同的研究方法进行进一步的探索。综上所述,未来研究可基于平台维度进一步丰富面板数据集,并充分考虑 UGC 多元化的媒介载体,以及在不同文化背景下的理论延伸。

参 考 文 献

- [1] Davidson B I, Joinson A N. Shape Shifting Across Social Media [J]. *Social Media+Society*, 2021, 7 (1): 1-11.
- [2] Carter M C, Cingel D P, Ruiz J B, et al. Social Media Use in the Context of the Personal Social Media Ecosystem Framework [J]. *Journal of Communication*, 2023, 73 (1): 25-37.

- [3] Tandoc E C, Lou C, Min V. Platform-Swinging in a Poly-Social-Media Context: How and Why Users Navigate Multiple Social Media Platforms [J]. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 2019, 24 (1): 21-35.
- [4] Unnava V, Aravindakshan A. How Does Consumer Engagement Evolve When Brands Post Across Multiple Social Media? [J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2021, 49 (5): 864-881.
- [5] Liao L, Huang T. The Effect of Different Social Media Marketing Channels and Events on Movie Box Office: An Elaboration Likelihood Model Perspective [J]. *Information & Management*, 2021, 58 (7): 103481.
- [6] Wang N, Sun Y Q. Social Influence or Personal Preference? Examining The Determinants of Usage Intention Across Social Media With Different Sociability [J]. *Information Development*, 2016, 32 (5): 1442-1456.
- [7] Oh S, Syn S Y. Motivations for Sharing Information and Social Support in Social Media: A Comparative Analysis of Facebook, Twitter, Delicious, Youtube, And Flickr [J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2015, 66 (10): 2045-2060.
- [8] Ham C D, Lee J, Hayes J L, et al. Exploring Sharing Behaviors Across Social Media Platforms [J]. *International Journal of Market Research*, 2019, 61 (2): 157-177.
- [9] 刘俊晓,李爽,解鉴鉴.基于元分析的社交网络环境下用户信息规避行为影响因素研究[J].*情报资料工作*,2023,44(1):92-102.
- [10] 严炜炜,陈若瑜,张敏.基于元分析的在线知识付费意愿影响因素研究[J].*情报学报*,2021,40(2):204-212.
- [11] Gintova M. Understanding Government Social Media Users: An Analysis of Interactions on Immigration, Refugees and Citizenship Canada Twitter and Facebook [J]. *Government Information Quarterly*, 2019, 36 (4): 101388.
- [12] Roma P, Aloini D. How Does Brand-Related User-Generated Content Differ Across Social Media? Evidence Reloaded [J]. *Journal of Business Research*, 2019, 96 (3): 322-339.
- [13] Fichman P, Rathi M. Trolling CNN and Fox News on Facebook, Instagram, and Twitter [J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2023, 74 (5): 493-505.
- [14] Zheng H, Aung H H, Erdt M, et al. Social Media Presence of Scholarly Journals [J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2019, 70 (3): 256-270.
- [15] Garibaldi A E, Waldfogle G E, Szalma J L. Motivational Underpinnings of Social Media Use [J]. *Psychology of Popular Media*, 2022, 12 (4): 434-449.
- [16] Alhabash S, Ma M. A Tale of Four Platforms: Motivations and Uses of Facebook, Twitter, Instagram, and Snapchat among College Students? [J]. *Social Media+Society*, 2017, 3 (1): 1-13.
- [17] Buss J, Le H, Haimson O L. Transgender Identity Management

- Across Social Media Platforms [J]. Media Culture & Society, 2022, 44 (1): 22-38.
- [18] 齐林峰. 利用实体解析的跨社交媒体同一用户识别 [J]. 图书情报工作, 2017, 61 (6): 107-114.
- [19] Amara A, Taieb M, Ben Aouicha M. Cross-Social Networks Analysis: Building Me-Edge Centered Bynet Dataset Based On Implicit Bridge Users [J]. Online Information Review, 2023, 47 (1): 81-103.
- [20] Zafarani R, Tang L, Liu H. User Identification Across Social Media [J]. Acm Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2015, 10 (2): 1-30.
- [21] Driscoll K, Thorson K. Searching and Clustering Methodologies: Connecting Political Communication Content Across Platforms [J]. Annals of the American Academy of Political and Social Science, 2015, (1): 134-148.
- [22] Literat I, Kligler-Vilenchik N. How Popular Culture Prompts Youth Collective Political Expression and Cross-Cutting Political Talk on Social Media: A cross-platform analysis [J]. Social Media+Society, 2021, 7 (2): 1-14.
- [23] Hunter L Y. Social Media, Disinformation, and Democracy: How Different Types of Social Media Usage Affect Democracy Cross-Nationally [J]. Democratization, 2023, 30 (6): 1040-1072.
- [24] Shang S, Wu Y L, Li E Y. Field Effects of Social Media Platforms on Information-Sharing Continuance: Do Reach and Richness Matter? [J]. Information & Management, 2017, 54 (2): 241-255.
- [25] 王晰巍, 曹茹桦, 杨梦晴, 等. 微信用户信息共享行为影响因素模型及实证研究——基于信息生态视角的分析 [J]. 图书情报工作, 2016, 60 (15): 6-13.
- [26] Mehrabian A, Russell J A. The Basic Emotional Impact of Environments [J]. Perceptual and Motor Skills, 1974, 38 (1): 283-301.
- [27] Kang K, Lu J, Guo L, et al. The Dynamic Effect of Interactivity on Customer Engagement Behavior Through Tie Strength: Evidence from Live Streaming Commerce Platforms [J]. International Journal of Information Management, 2021, 56 (1): 102251.
- [28] Yang T, Yang F, Men J. The Impact of Danmu Technological Features on Consumer Loyalty Intention Toward Recommendation Vlogs: A Perspective from Social Presence and Immersion [J]. Information Technology & People, 2021, 35 (4): 1193-1218.
- [29] Li H F, Fang Y L, Lim K H, et al. Platform-Based Function Repertoire, Reputation, and Sales Performance of E-Marketplace Sellers [J]. Mis Quarterly, 2019, 43 (1): 207-236.
- [30] Shi Z J, Srinivasan K, Zhang K F. Design of Platform Reputation Systems: Optimal Information Disclosure [J]. Marketing science, 2022, 42 (3): 429-636.
- [31] Yang M W, Zheng Z Q, Mookerjee V. The Race for Online Reputation: Implications for Platforms, Firms, and Consumers [J]. Information Systems Research, 2021, 32 (4): 1262-1280.
- [32] Kokkodis M, Lappas T. Your Hometown Matters: Popularity-Difference Bias in Online Reputation Platforms [J]. Information Systems Research, 2020, 31 (2): 412-430.
- [33] 邢文明, 杨泽芳. 基于声誉理论的开放科学数据质量提升激励机制研究 [J]. 图书情报工作, 2022, 66 (21): 22-28.
- [34] Liu Y, Peng G, Hu L Y, et al. Using Google Trends and Baidu Index to Analyze the Impacts of Disaster Events on Company Stock Prices [J]. Industrial Management & Data Systems, 2020, 120 (2): 350-365.
- [35] Vaughan L, Chen Y. Data Mining from Web Search Queries: A Comparison of Google Trends and Baidu Index [J]. Journal of the Association for Information Science and Technology, 2015, 66 (1): 13-22.
- [36] Shen D H, Zhang Y J, Xiong X, et al. Baidu Index and Predictability of Chinese Stock Returns [J]. Financial Innovation, 2017, 3 (1): 1-8.
- [37] Huang X K, Zhang L F, Ding Y S. The Baidu Index: Uses in Predicting Tourism Flows-A Case Study of the Forbidden City [J]. Tourism Management, 2017, 58 (6): 301-306.
- [38] 刘百灵, 孙文静. 隐私管理技术特征对移动用户信息披露意愿的影响 [J]. 系统管理学报, 2020, 29 (6): 1113-1123.
- [39] 温科, 李常洪, 徐晓肆. 质量信号对创新绩效的影响研究: 技术可供性的中介作用与技术特征的调节作用 [J]. 科技管理研究, 2023, 43 (7): 20-32.
- [40] 董雪艳, 王铁男. 技术特征、关系结构与社会化购买行为 [J]. 管理科学学报, 2020, 23 (10): 94-115.
- [41] 郭全中, 袁柏林. 媒介技术迭代下的用户权利扩张——基于 Web 1.0 到 Web 3.0 演进历程中的观察分析 [J]. 新闻与写作, 2023, (2): 77-85.
- [42] Taylor S H, Choi M. An Initial Conceptualization of Algorithm Responsiveness: Comparing Perceptions of Algorithms Across Social Media Platforms [J]. Social Media+Society, 2022, 8 (4): 1-12.
- [43] 喻国明, 陈雪娇. 技术迭代视域下的直播电商: 动力模型与操作逻辑 [J]. 新闻与写作, 2021, (2): 60-66.
- [44] Davis F D. Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology [J]. Mis Quarterly, 1989, 13 (3): 319-340.
- [45] Sussman S W, Siegal W S. Informational Influence in Organizations: An Integrated Approach to Knowledge Adoption [J]. Information Systems Research, 2003, 14 (1): 47-65.
- [46] Lee S G, Trimi S, Yang C G. Perceived Usefulness Factors of Online Reviews: A Study of Amazon. Com [J]. Journal of Computer Information Systems, 2018, 58 (4): 344-352.
- [47] 闫强, 孟跃. 在线评论的感知有用性影响因素——基于在线影评的实证研究 [J]. 中国管理科学, 2013, 21 (S1): 126-131.
- [48] 王长征, 何钊, 王魁. 网络口碑中追加评论的有用性感知研究 [J]. 管理科学, 2015, 28 (3): 102-114.

- [49] 李琪, 任小静. 矛盾性追加评论对感知有用性的影响效应研究 [J]. 管理科学, 2017, 30 (4): 139-150.
- [50] 许一明, 李贺, 解梦凡. 社会化问答社区用户声誉赋予行为动机研究 [J]. 图书情报工作, 2020, 64 (18): 64-75.
- [51] Kim M, Newth D, Christen P. Modeling Dynamics of Diffusion Across Heterogeneous Social Networks: News Diffusion in Social Media [J]. Entropy, 2013, 15 (10): 4215-4242.
- [52] Weigelt K, Camerer C. Reputation and Corporate-Strategy - A Review of Recent Theory and Applications [J]. Strategic Management Journal, 1988, 9 (5): 443-454.
- [53] Zimet G D, Dahlem N W, Zimet S G, et al. The Multidimensional Scale of Perceived Social Support [J]. Journal of Personality Assessment, 1988, 52 (1): 30-41.
- [54] 张一涵, 李凯, 沈洪洲, 等. 社会支持理论及其在信息系统研究领域的应用与展望 [J]. 现代情报, 2023, 43 (5): 135-145.
- [55] 罗琦, 张志达, 吴希梅, 等. 股利情绪、股利迎合与股价崩盘风险——基于百度指数平台搜索量的经验证据 [J]. 管理科学学报, 2023, 26 (2): 87-103.
- [56] Erhagen W, Schoner G. Dynamic Field Theory of Movement Prep-

aration [J]. Psychological Review, 2002, 109 (3): 545-572.

- [57] Zhang H, Lu Y B, Gupta S, et al. What Motivates Customers to Participate In Social Commerce? The Impact of Technological Environments and Virtual Customer Experiences [J]. Information & Management, 2014, 51 (8): 1017-1030.
- [58] 王佑镁, 杨晓兰, 胡玮, 等. 从数字素养到数字能力: 概念流变、构成要素与整合模型 [J]. 远程教育杂志, 2013, 31 (3): 24-29.
- [59] 丁水平, 林杰. 社会化媒体环境下消费者持续信息共享意愿影响因素实证研究——基于信息搜寻和信息分享的同步视角 [J]. 情报科学, 2020, 38 (4): 131-139.
- [60] 申静, 杨家鑫. 数据驱动的智库知识服务流程优化 [J]. 图书情报知识, 2021, 38 (4): 114-124.
- [61] 沈宇飞, 廖博, 徐扬. 社会化问答社区中声誉系统对知识分享活动的影响研究 [J]. 情报学报, 2018, 37 (11): 1154-1163.
- [62] Li S W, Chen T, Wang L, et al. Effective Tourist Volume Forecasting Supported By PCA and Improved BPNN Using Baidu Index [J]. Tourism Management, 2018, 68 (5): 116-126.

(责任编辑: 杨丰侨)

(上接第 114 页)

- [2] Constantin C, DuMouza C, Litwin W, et al. As-index: A Structure for String Search Using N-grams and Algebraic Signatures [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2016, 31 (1): 147-166.
- [3] Konow R, Navarro G. Dual-sorted Inverted Lists in Practice [C] // International Symposium on String Processing and Information Retrieval. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 295-306.
- [4] Jantkal B A, Deshpande S L. Hybridization of B-Tree and Hash-Map for Optimized Search Engine Indexing [C] // 2017 International Conference on Smart Technologies for Smart Nation (Smart-TechCon). IEEE, 2017: 401-404.
- [5] Frakes W B. A Case Study of a Reusable Component Collection in the Information Retrieval Domain [J]. Journal of Systems and Software, 2004, 72 (2): 265-270.
- [6] Kraska T, Beutel A, Chi E H, et al. The Case for Learned Index Structures [C] // Proceedings of the 2018 International Conference on Management of Data, 2018: 489-504.
- [7] Konow R, Navarro G, Clarke C L A, et al. Faster and Smaller Inverted Indices with Treaps [C] // Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2013: 193-202.
- [8] Gupta A, Yadav D. A Novel Approach to Perform Context-based Automatic Spoken Document Retrieval of Political Speeches Based on Wavelet Tree Indexing [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80: 22209-22229.
- [9] Yadav A K, Yadav D, Prasad R. Efficient Textual Web Retrieval

Using Wavelet Tree [J]. International Journal of Information Retrieval Research (IJIRR), 2016, 6 (4): 16-29.

- [10] Singh G, Upadhyay D, Atre M. Efficient RDF Dictionaries with B+ Trees [C] // Proceedings of the ACM India Joint International Conference on Data Science and Management of Data, 2018: 128-136.
- [11] Swales J M. Research Genres: Explorations and Applications [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004: 228-229.
- [12] 张智雄, 刘欢, 丁良萍, 等. 不同深度学习模型的科技论文摘要语步识别效果对比研究 [J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3 (12): 1-9.
- [13] Konow R, Navarro G, Clarke C L A, et al. Inverted Treaps [J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2017, 35 (3): 1-45.
- [14] Ho V P, Park D J. A Survey of the-State-of-the-Art B-tree Index on Flash Memory [J]. International Journal of Software Engineering and Its Applications, 2016, 10 (4): 173-188.
- [15] arXiv 官网地址和简介 [EB/OL]. <https://arxiv.org>, 2023-01.
- [16] Malki A, Benslimane S M, Malki M, et al. Top-k Query Optimization Over Data Services [J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 113: 1-12.
- [17] Pohl S, Moffat A, Zobel J. Efficient Extended Boolean Retrieval [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2011, 24 (6): 1014-1024.

(责任编辑: 郭沫含)