

碎片化如何塑造内容多样性

——基于B站用户行为数据的活跃性中介分析

李 华 王琪方 闵 勇

【摘要】在社会加速与算法编排的媒介时间中,视频观看由线性转向碎片化。作为算法治理的核心议题,碎片化信息消费稀释还是拓宽了用户的视野目前仍存有争议。研究旨在探讨用户视频消费的碎片化如何通过活跃性影响内容多样性。基于337名B站真实用户的行为数据与人口属性数据,研究构建了碎片化程度、活跃性与内容多样性之间的中介模型。研究发现,视频观看的碎片化程度显著正向影响内容多样性,并通过提升用户活跃性实现完全中介作用。此外,不同视频类别的碎片化消费对多样性的影响存在显著差异,生活和时尚类视频更能有效提高多样性。本研究为理解碎片化消费对内容多样性的影响机制提供了实证支持,同时将社会加速的宏观叙事细化为“微时性”这一日常生活实践的行为单元,对“过滤气泡/信息过载”的既有观点进行了情景化修正。

【关键词】媒介时间;社交媒体;视频平台;内容多样性;用户活跃性

【中图分类号】G206 **【文献标识码】**A

一、导论

伴随移动互联网的爆发式普及与智能推荐技术的深度渗透,受众的视听消费正从线性、整段式观看迁移至“随调随用”的碎片化模式。数字技术将时间切割成可被随时调用、重新排序与货币化的微单元^①,平台算法又通过预期对时间进行编排^②,重塑了用户的时间感知与内容接触模式。碎片化如何影响用户的信息视野成为了算法社会治理与公共信息多样性讨论的核心议题。

对于这一问题,研究者从不同面向对其进行探索。一方面,社会加速与媒介时间研究揭示了技术何以压缩生活节奏^③,但缺乏对用户参与如何影响算法推荐有效性的量化检验,且多停留

在宏观层面的时间结构,对视频平台等日常时间实践的适用性关注不足。另一方面,已有研究在讨论算法推荐、碎片化消费与内容多样性之间的关系时仍存在分歧,例如有研究指出个性化算法可能收窄内容覆盖^④,亦有证据表明推荐系统提升了短视频^⑤曝光多样性,此种矛盾也凸显了在不同情境下检验算法影响与发展多元评估方法的必要性。^⑥此外,碎片化阅读的相关研究证实了移动阅读可正向影响多样性^⑦,但多停留在文本或短视频情境,且忽视了用户活跃性在算法—行为反馈循环中的中介角色。

整体而言,既有研究在时间颗粒度、机制检验与场景外推上均存在不足,且往往强调算法在塑造多样性中的决定性作用,忽视了用户的能动因

素,缺少将碎片化节奏、用户活跃性与内容多样性置于同一计量框架的实证研究。尤其是针对用户活跃性,相关研究既未检验其是否为碎片化转化为多样性的关键通道,也没能充分关注用户分层效应(如高/低活跃群体)在算法博弈中的差异。然而,随着平台机制的演化,用户的互动频率和行为模式可能会对算法的推荐逻辑产生深刻影响,从而改变内容多样性的最终走向。

为此,本研究以社会加速理论为宏观起点,进而提出社会加速下的微观时间性(“微时性”)这一适配算法媒介环境的微观切口,强调用户在算法推荐中的能动性,进而延展出平台—用户传播博弈的视角,用以解释碎片化视频消费下的时间特征和用户行为逻辑。在此基础上回应“碎片化消费究竟会压缩还是扩张内容多样性”“是算法单边决定还是平台—用户互动博弈影响内容推荐”等议题。

基于此,本文选取337名B站真实用户的32万余条观看行为数据与人口属性数据,采用信息熵量化“观看时点碎片化”与“内容多样性”,以用户参与系统频率衡量活跃性,构建包含人口属性调节的中介模型。围绕“碎片化能否以及如何通过活跃性影响多样性”这一主轴提出三个研究问题:1.用户观看时间的碎片化程度对内容多样性是否呈正向影响?2.用户活跃性在其中是否发挥中介作用?3.背景变量(如高校类型、性别等)会否调节上述路径?

二、文献综述与研究假设

(一)社会加速视域下碎片化阅读对内容多样性的提升与影响

电子媒介和移动互联网极大地扩展了用户的阅读空间和时间。碎片化阅读成为普遍现象,为内容多样化提供了无限可能。

社会时间结构的加速也带来了“时间贫困”

问题,其对个体的影响尤为深远。^⑧根据社会加速理论,个体感知到时间压力和生活节奏加快,从而会提升阅读速度以在单位时间内接触到更多信息^⑨,进一步增强了阅读内容的多样性。^⑩

现有加速理论的宏观叙事虽揭示了现代化进程中速度与效率变化的总体趋势,却较少触及日常时间组织这一微观层面。事实上,社会加速从宏观叙事渗入日常生活,得益于技术接口:技术既是节奏的节拍器,又是时间可被操纵的把手。数字技术由此塑造出现代特有的时间感——“微时性”。具体而言,“微时性”是社会加速逻辑在数字媒介环境中的微观呈现,指涉由算法与平台机制切割而成的可调度、可调用的时间单元。它不仅反映了时间从线性到碎片化的转变,也揭示了用户在算法媒介环境中的时间感知与使用逻辑。相较于传统的钟表时间,微时性突出了数字媒介所塑造的即时性与弹性化特征,并将社会加速从宏观叙事落地到用户的日常实践。

与宏观时间研究不同,“微时性”源自媒体考古学的视角,其代表人物Ernst指出,应从“以时间计数”的通道视角来理解数字媒介,研究不应停留于符号或叙事,而是要转向通道中的脉动和间隔。在这一框架下,信息先成为通道现实,再成为感知对象,从而催生针对技术媒体时间偏向的新型方法——一种强烈的微观时间性。^⑪Ernst进而将微时性与地理空间媒体分析相结合,指出导航、移动和定位等功能必然伴随着微观时间分析。数字通信中的文化记忆从静态档案转向高频动态更新。这种转变凸显了微观时间性在数字媒体中的核心作用。^{⑫⑬}

若从社会加速理论的生活节奏维度回望,微时性正是Rosa所谓加速在个体层面的可感化表达:人们不再按钟表划分大块时段,而是按算法提示的一连串“点击—刷屏—跳出”节拍生活。

Koivunen 等人^①进一步揭示了“平台权力—用户节奏”互构的日常时间结构。这种节拍化对感官编排的方式被称为现象算法节律,即平台以算法作为时间性的载体,以感官节律操控“实时性”的体验。^②

“微时性”直观呈现了用户碎片化观看与注意力调度的行为特征。Wajcman 通过数字日历研究表明,硅谷时间文化把“加速→可调度→多任务”的逻辑编码进网格化日历,将时间物化为可细分的“槽位”。^③用户遂在“随调随用”的注意力调度中生活,碎片化正是这种技术可调度性的副产物。算法将用户时间切割成可调度微单元,碎片化其观看行为,同时也在维护用户阅读内容多样化方面发挥了重要作用。事实上,算法能够利用用户的个体差异性特征,更精准地计算其对多样化内容的需求。有研究发现,增加新闻聚合器的使用有利于提升新闻曝光的多样性,而且这一积极影响具有长期性和持续性。^④既有实验进一步表明,个性化算法推荐可以让用户获取更多样的内容,用户的内容消费满意度也更高。^⑤

基于以上分析,本文提出假设:

H1: 用户观看视频时间的碎片化程度对视频消费的多样性有显著的正向影响。

(二)碎片化阅读与视频消费的多样性:作用机制与影响路径

1. 碎片化消费的心理机制与活性提升

在智能算法驱动的社交平台上,短视频的碎片化消费不仅未能减少个体的信息获取时间,反而在一定程度上延长了个体在社交平台上的使用时长,进一步提高其在平台上的活性。

平台通过智能推荐算法,为用户推荐符合其兴趣的短视频流,从而进一步增强沉浸感并提升用户的积极体验。^⑥这种体验机制类似于即时的奖励反馈:个性化视频流激活了大脑的奖励系统,包括参与多巴胺释放的腹侧被盖区(VTA),

触发多巴胺分泌,产生愉悦体验,进而形成对观看行为的正反馈^⑦,增加对更多屏幕时间的渴望。随着时间推移,持续的多巴胺刺激会诱发奖赏系统脱敏,即需要更多的新奇刺激或花更长时间刷屏才能获得与最初同等强度的满足感。由此,用户对碎片化信息的渴求以及在社交媒体上的持续使用行为将进一步增加。

此外,积极的情感和丰富的体验使受众更容易从物理的实时模式进入体验时模式(Experiential Time Mode)^⑧,使个体主观感受到的时间短于实际流逝的时间,从而呈现出时间感知的弹性特征。碎片化信息的生产者也因此通常采用有趣或创意性的表现形式以提供积极情绪体验。^⑨由此,与长时间浏览完整信息相比,碎片化阅读会让用户感知到的花费时间短于实际时间,从而在无意识中延长媒介使用时长。

基于上述分析,本文提出假设:

H2: 用户观看视频时间的碎片化程度对用户的活性有显著的正向影响。

2. 算法与用户互动的博弈

学界关于“用户活性是否以及如何影响其所接触内容的多样性”形成了三条主要解释路径。第一条路径基于过滤气泡假说,强调个性化算法按照既有偏好精细匹配信息,因而在高活跃情境下可能收窄用户视野。Nguyen 等人^⑩于2014年率先在电影推荐系统中发现多样性会随着时间推移轻微下降;随后,短视频平台也被验证存在类似效应,即兴趣集中且高度活跃的新用户往往会被算法持续推送同质内容,导致内容多样性受限^⑪,用户可能会根据在其开始使用时确定的顶层类别被引导进入过滤气泡。^⑫

第二条路径立足于主动受众视角,认为高活跃并不必然导致多样性下降。若用户兴趣广且乐于点击陌生主题,平台会提高探索权重以维持停留时间,反而能扩展内容覆盖面。研究表明,互动

较多的用户总体上消费的视频内容更加多样化^③,且用户越倾向于接触超出其已知兴趣范围的内容,视频内容多样性越高。^④

第三条路径提出参与度—多样性权衡模型,从平台—用户策略互动的角度揭示二者关系的情境依赖性。TikTok算法优先考虑增加用户在平台上花费的时间和用户参与度,同时向用户推荐未关注账号的视频以增加内容多样性,随着时间的推移,用户平均每天观看视频的次数和在平台上花费的时间都在增加,用户对来自未关注账号的推荐视频完播率更高。^⑤B站通过“强关注+互动权重”算法及技术诱饵维持活跃与多样性并重。^{⑥⑦}最终,活跃度越高的用户所消费视频的多样性也越高,得以避免陷入过滤气泡之中。^⑧这意味着用户活跃性与内容消费多样性之间有着复杂关系,也即活跃性有条件地带来多样性,异质性用户与平台之间的交互策略存在传播博弈。

上述结论分化主要出于四点原因:其一,不同平台对“时长最大化”与“效率/公平”目标函数的权重设定不同;其二,数据采集方式不同,部分研究使用的是日志数据,无法确认用户是否真的关注了算法推荐的内容^⑨,也有研究使用用户自我报告数据或平台实验数据。鉴于新用户和活跃用户的行为特征有着较大差异,用户类型不同也会导致数据口径不一。使用真实用户的多样数据并明确研究对象才能保证结论的客观性;其三,不同研究对活跃性指标(登录频次、点赞、时长等)与多样性界定方法(如向量距离判定法^⑩、信息熵法^⑪等)的操作口径不统一,使得研究难以进行横向比较;其四,平台类别与文化情境存在差异,需要引入可比较的量化指标与共同方法论以跨平台分析过滤气泡或回音室效应。^⑫

综上所述,即便不同研究对活跃性和多样性的操作化概念界定不同,但基于平台优化推荐算法以及相关实证研究,有理由认为用户的活跃性

增加会促进视频消费多样性提升。由此,本文提出假设:

H3:用户的活跃性对视频消费的多样性有显著的正向影响。

回顾已有文献可以发现,尽管碎片化消费在提升信息多样性方面具有潜力,但围绕其机制仍存在较多理论探讨空间。首先是时间维度缺位,大部分研究把活跃性视为静态指标,忽视了时间碎片化对活跃行为的节奏与深度的塑造。其次是机制检验不足,现有研究主要关注碎片化阅读和算法推荐的独立作用,缺乏中介链解析以及将用户碎片化消费、用户活跃性与消费内容多样性结合起来的综合研究,且未对活跃性给出具有操作性的量化指标。再次是场景与样本存在局限,已有研究多集中于欧美音乐情境或短视频,缺少对中长视频高流动、强算法场景的中文语境检验。最后是已有研究更多聚焦于新用户或群体性笼统概况,未能对用户进行分层解析。因此,本研究从社会加速的微观表现与平台—用户策略互动的双重视角出发,通过构建有调节的中介模型,意在探讨碎片化视频消费如何通过活跃性影响内容多样性。

三、研究设计

(一)数据采集

本文选取B站作为主要研究平台。截至2024年第四季度,该平台日均活跃用户达1.03亿,月活跃用户达3.4亿,用户以年轻人为主,其中活跃用户平均年龄为25岁,新用户平均年龄为22岁。作为一个涵盖动画、游戏、时尚、知识、音乐等全品类和圈层的高参与度、高互动性和高粘性虚拟社区^⑬,B站兼具个性化推荐算法与社群互动属性,能够更加真实地反映用户在算法驱动下的能动实践。一方面,其采用的推荐机制充分利用用户的停留时长、互动行为(如投币、收藏、评论、点

赞、分享等)与跨品类点击等数据来塑造个性化内容,算法逻辑与用户行为之间存在显著的动态互动关系;另一方面,B站以年轻、高教育水平群体为主体的用户基础,结合跨越多种内容品类的视频生态,更容易显现用户探索偏好对推荐逻辑的反馈效应。与抖音、快手等以短视频为主、算法主导性更强的平台相比,B站的中长视频和社区属性更能体现用户活跃度对内容多样性的潜在影响,因此是检验“碎片化—活跃度—多样性”机制的理想场域。

需要强调的是,本研究将算法与用户的互动视为塑造内容多样性的共同机制,关注其中的平台—用户博弈逻辑。换言之,平台算法提供规则与权重设定,但用户的活跃性与选择行为也发挥着关键作用。

以往的研究大多使用网上公开数据、研究人员创建账户收集数据、用户自我报告数据或用户捐赠数据,然而这些方法都存在一定的局限性:网络抓取的数据可能在账户的真实性、多样性和历史性上有所不足并受限于平台公开内容的范围;^⑧研究人员创建账户收集的数据难以全面反映真实环境中的用户行为;自我报告很少准确反映用户的数字媒介使用情况;^⑨用户捐赠数据也可能存在合规性与样本偏差问题。^⑩因此,本研究结合了用户的网站行为数据和自我报告的人口属性数据,以获得用户真实而全面的个人行为数据。

本研究采用非概率抽样中的目的抽样方式。首先,在样本对象界定上,鉴于已有研究和B站用户数据显示B站用户以年轻人为主,多数拥有本科学历,因此大学生群体能较好地反映平台的核心用户特征,本研究从S大学和Z大学两所高校招募大学生参与者,以契合平台用户画像。其次,在样本筛选上设置了“观看视频超过200个”的行为门槛,以确保排除低频、偶然使用的群体,纳入样本均为活跃用户,从而将研究聚焦于算法

推荐与用户活跃性之间的动态关系。研究最终共获得337名有效用户样本,并在用户知情授权的前提下,通过API接口获取其浏览行为数据(共322324条),每条历史记录包含以下主要属性:用户ID(已进行匿名处理)、视频ID、视频标题、视频时长、视频分类(包括生活、娱乐、游戏、电影、知识等21个类别)、视频发布者、用户观看时长(精确到秒)、视频观看结束时间及终端类型(手机/Web/Pad/TV)。由于超过三个月或超过1200条的用户历史记录会被B站自动删除,因此本研究的数据样本为2021年12月至2022年4月期间的有效数据。同时,研究者发放了问卷,匿名收集了用户的性别、年龄、教育程度、行业、收入、会员身份等个人信息。

(二)变量测量

1. 视频观看时点的碎片化程度(Fragment)

本研究测量了用户日常阅读时间在一天24小时上分布的分散程度,即阅读时点的碎片化程度(均值=2.677,中位数=2.470,标准差=1.189)。信息熵是一种常用的行为多样性测量指标,例如衡量互联网使用时长的多样性、在线用户位置的多样性等。本研究采用信息熵来计算一个用户视频观看时点的碎片化程度。使用 P_j 表示某个用户在一天24小时中的第 j 小时会进行阅读的概率,如果该用户观看的总天数为 N ,其中在第 i 天的第 j 个小时的消费时长表示为 $duration_{ij}$ (单位:小时),在第 j 个小时观看的总天数为 n_j ,那么该用户在一天第 j 小时观看的概率 P_j 的计算方法如下:

$$P_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} duration_{ij}}{N}$$

视频观看时点的碎片化程度的计算公式如下,Fragmentation越大,说明用户行为越碎片化:

$$\text{Fragmentation} = - \sum_{j=1}^{24} P_j \log P_j$$

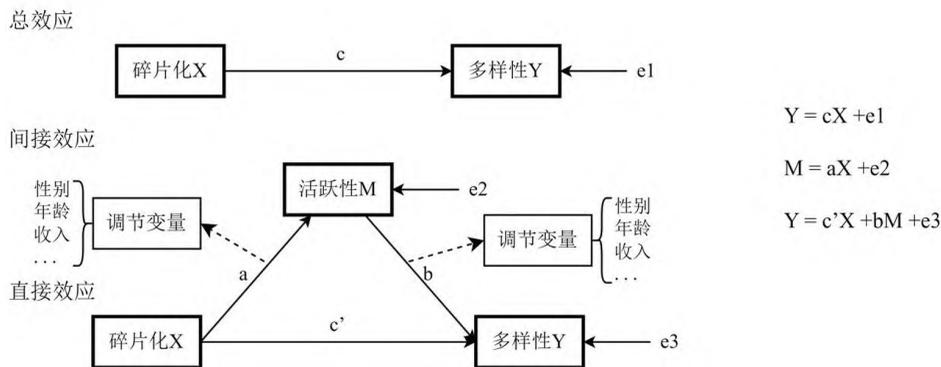


图1 中介效应模型结构

2. 视频内容的多样性(Diversity)

传播学中的多样性包含两个维度:类别数量和元素在类别中的分布。^⑩视频内容的多样性关注用户将注意力分配到不同视频类别的比例分布。与测量视频消费的碎片化程度类似^⑪,本文通过计算每个用户在不同视频分类占比的信息熵,测量个体阅读内容的多样性(均值=1.918,中位数=1.970,标准差=0.293)。B站视频品类与圈层丰富,用户互动产生多类别消费占比数据,信息熵法可借类别概率分布衡量其消费分布均衡性;且B站用户高参与度下的跨品类行为多元,信息熵法能有效捕捉该多样性,适配社区特征。

用户消费的视频内容多样性的公式如下(P_g 为用户观看B站某一分类的视频的比例),Diversity越大意味着用户观看视频的类型偏好越广泛:

$$Diversity = - \sum_{g \in G} p_g \times \log(p_g)$$

3. 用户活跃度(Activity)

活跃度是 Ghoshal 等^⑫提出的用来衡量用户参与系统频率的参数(均值=38.544,中位数=20.288,标准差=45.799)。使用 n_i 表示用户观看视频的总数量, T_i 表示用户第一次和最后一次观看之间的时间差(天),任意用户 i 的活跃度被定义为:

$$A_i = \frac{n_i}{T_i}$$

(三) 统计分析方法

本研究基于回归分析构建了中介效应模型。遵循温忠麟等人^⑬确立的调节变量和调节效应分析方法,本研究设定以下模型结构:自变量 X 为用户观看视频时点的碎片化程度,中介变量 M 为用户的活跃度,因变量 Y 为用户视频消费的多样性。由于本研究所使用的数据缺乏严格的时间序列标记与控制变量,无法进行随机对照组实验以探索变量之前的因果效应。^{⑭⑮}因此,本研究选择在现有数据基础上进行相关性分析,从而探讨变量之间的正负向关系。考虑到不同人口统计学特征的用户群体在行为模式和内容偏好方面可能存在显著差异,进而影响活跃度与多样性之间的关系,我们在模型的两条关键路径上引入了调节变量(如图1所示):

为识别用户在平台使用过程中的行为差异,本研究通过用户消费碎片化程度和活跃度两项指标,对用户进行高低水平划分。由于数据呈现非正态分布,研究采用统计分布特征分析和理论分布拟合结果确定阈值标准。本研究依据数据分布特征,采用幂律拟合法和中位数法作为用户群体划分标准,确保划分的合理性和解释力。碎片化程度指标呈现长尾特性,故以幂律拟合中的最小拟合起点值作为转折点,将碎片化程度大于 3.121 的用户定义为高消费群体。活跃度指标同

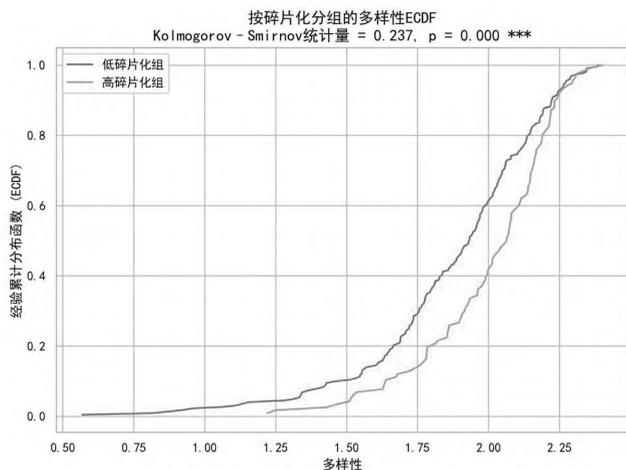


图2 不同碎片化水平用户群体的多样性变化

样偏离正态分布,具有长尾结构,本研究采用中位数作为高活跃性用户的划分阈值,即活跃性大于57.23的用户为高活跃用户。

四、研究结果

(一)用户观看视频碎片化程度对用户视频消费多样性的影响

总效应模型的研究结果显示,用户观看视频的碎片化程度对视频消费多样性具有显著的正向总效应。具体而言,碎片化程度的回归系数为 $c=0.0502$,标准误为 $SE=0.0132$, t 值为 3.8027 ,且 p 值显著($p<0.05$)。这一结果表明,用户观看视频的碎片化行为能够直接促进视频消费多样性的增加,为进一步进行中介效应检验奠定了理论基础。

进一步统计分析用户消费视频类别的碎片化对多样性影响的结果表明,在占比超过1%的视频类别中,多样性变化与生活、时尚、资讯类内容的比例变化呈显著正相关,与音乐、知识、美食、体育、科技、舞蹈类内容无关,与游戏类内容呈负相关。

在消费碎片化方面,图2揭示了不同碎片化水平用户的多样性分布差异。低碎片化用户群体的内容接触范围相对狭窄;而高碎片化用户则显示出更广泛的内容涉猎,反映其接触信息环境具有多元性。

(二)用户观看视频碎片化程度对用户活跃性的影响

中介模型的分析结果显示,用户观看视频的碎片化程度对用户活跃性有显著的正向影响,回归系数为 $a=27.2358$,标准误为 $SE=1.4872$, t 值为 18.3131 ,且 p 值显著($p<0.001$)。这表明用户观看视频的碎片化行为

显著提升了用户活跃性,说明用户活跃性在碎片化行为与多样性之间可能发挥了关键的中介作用。

(三)用户活跃性对用户视频消费多样性的影响

直接效应模型的分析结果显示,在控制了用户观看视频的碎片化程度后,用户活跃性对用户视频消费多样性的影响显著。用户活跃性的回归系数 b 为 0.0010 ,且 $p<0.05$,这表明活跃性对视频消费多样性有显著的正向影响。

用户依据每日视频观看量的中位数被划分为高活跃组与低活跃组。图3显示,高活跃用户在内容消费上的多样性显著高于低活跃用户,表明活跃性越高,用户接触的视频类型也越为丰富。

(四)中介效应分析结果

模型回归结果(见表1)表明,间接效应显著($a \times b=0.0267$, $95\%CI=[0.0074, 0.0477]$),用户活跃性在视频消费碎片化行为与用户视频消费多样性之间起到显著的中介作用;而在控制了用户活跃性后,用户观看视频的碎片化程度对用户视频消费多样性的直接效应不显著($c' =$

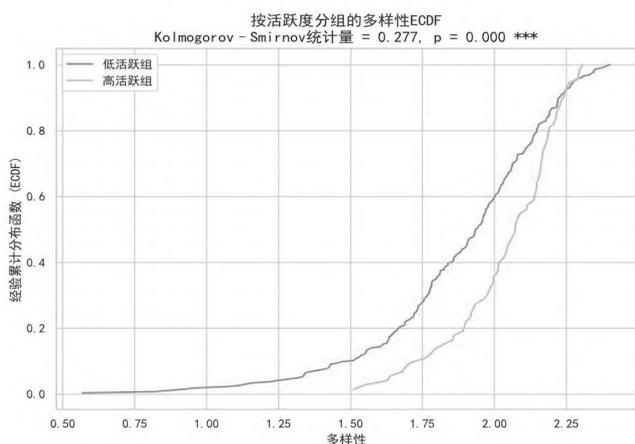


图3 不同活跃度用户群体的多样性变化

0.0235, 95%CI=[-0.0131, 0.0600])。

综上,用户活跃性在用户观看视频的碎片化行为与用户视频消费多样性之间起到了完全中介作用。换言之,用户观看视频的碎片化行为通过增加用户活跃性间接提升了用户视频消费的多样性。

(五)调节效应分析结果

本研究进一步检验了性别、年龄、教育、收入、就读大学、会员身份对“碎片化→活跃性→多样性”路径的调节作用。结果仅就读大学一项显著:既对活跃性呈主效应($\beta = 0.256, p = 0.001$),又与碎片化交互显著($\beta = 0.251$)。S组间接效应0.0831, Z组升至0.1215,调节中介指数0.0384(区间不含0);其余变量均无显著作用。说明高校背

景决定碎片化经活跃性提升多样性的强度,存在明显群体异质性。

对“活跃性→多样性”路径的调节中介分析显示,各背景变量均未显著影响直接效应;但性别显著调节间接效应:女性在“碎片化→活跃性→多样性”链条中的间接效应显著(95%CI=[0.0354, 0.3114]),男性不显著。控制其他因素后,教育水平对多样性呈正向主效应($\beta = 0.2150, p = 0.0271$),会员身份呈负向主效应($\beta = -0.4775, p < 0.001$),二者与活跃性交互均不显著,故未调节该路径。

五、结论与讨论

本研究以“微时性”这一社会加速在个体层面的具象体现与平台—用户传播博弈作为分析框架,整合了337名B站真实用户的行为数据与人口属性信息,采用信息熵与行为频率选取“碎片化程度”“活跃性”“多样性”三个变量,基于回归分析方法构建并检验了有调节的中介模型。

(一)碎片化对内容多样性的作用机制:活跃性中介效应与类别异质性分析

研究的主要发现在于用户视频消费的碎片化程度显著正向影响视频消费的多样性,且这一关系通过用户活跃性的中介作用得以完全解释。研究结果验证了假设H1,这一发现与移动阅读

表1 中介效应分析结果

| 效应类型 | 估计值 | 标准差 | 95% 置信区间下限 (LLCI) | 95% 置信区间上限 (ULCI) |
|------------|--------|--------|----------------------|----------------------|
| 总效应 (c) | 0.0502 | 0.0132 | 0.0242 | 0.0761 |
| 间接效应 (a×b) | 0.0267 | 0.0103 | 0.0074 | 0.0477 |
| 直接效应 (c') | 0.0235 | 0.0186 | -0.0131 | 0.0600 |

注:因变量为视频消费多样性(Diversity)

“碎片化—多样性”正关联的结论一致^⑩,并进一步在中长视频语境下拓宽了其适用范围。然而,这一结果与“过滤气泡”假设的悲观预期形成对照:Nguyen等人的研究指出推荐系统会压缩个体用户的内容多样性^⑪,而本研究发现,当碎片化行为伴随高活跃性时,用户消费了更具多样性的内容,从而逆转了“过滤气泡”的收敛效应,印证了内容多样性的走向依赖于算法—受众互动。该结论也进一步修正了信息过载理论的观点,即碎片化消费并未带来信息过载,信息过载反向影响用户的内容消费多样性不成立,其原因在于智能算法推荐破除了有限注意力与海量内容之间的对立关系。

其次,碎片化程度显著提升了用户的活跃性,而用户活跃性又显著促进了视频消费的多样性。H2得到证明,这也符合媒介时间感知的解释,即算法推荐下的碎片化视频消费强化了沉浸感,淡化了时间流逝感知,使得用户对平台产生更强的参与感^⑫。视频的即时满足感和情绪反馈机制强化了用户的活跃性,进一步推动其在平台上的参与行为。这一过程表明,碎片化的时间使用不仅在于信息获取的方式转变,它还通过影响用户的情感和认知反应,显著增强了其参与意愿和平台活跃性。Dai和Wang^⑬的研究也表明,在网络视频媒介环境下,时间碎片化对受众注意力有显著影响,这与本研究的结论一致。

对H3的验证进一步佐证了关于主动受众的观点:广泛兴趣且高活跃性的用户可能被推送多类别的视频^⑭。本研究进一步将用户划分为高活跃用户和低活跃用户,并证实高活跃用户在内容消费上的多样性显著高于低活跃用户。对用户的精准分层在一定程度上调和了“活跃性—多样性”的正负两派分歧,用户活跃性不同(用户与平台的互动策略不同)带来不同的内容多样性结果。活跃用户的特殊响应本质上揭示了推荐系统

的“探索”价值取决于“多样性与用户兴趣模型的匹配精度”^⑮,活跃用户因历史交互数据充足,算法能更精准预测其偏好,且他们对平台粘性高,更愿意探索新内容以维持兴趣和新鲜感,从而消费内容更为多样。

此外,中介效应分析显示,用户活跃性在碎片化行为与多样性之间发挥了完全中介作用,这不仅验证了理论模型的合理性,也进一步证明了算法推荐系统在促进信息多样性方面的关键作用。

在深入分析下,本研究进一步揭示了内容类别的异质性影响——不同视频类别的碎片化消费对多样性的影响存在显著差异。例如,生活、时尚、资讯类视频的碎片化消费对多样性的促进作用更为显著,而音乐、知识、美食类视频则表现出较弱的影响,这可能与不同类别的受众需求和算法推荐机制有关。这一延伸发现揭示了算法推荐机制与内容类型的交互效应,也拓展了现有文献对碎片化消费影响的理解,表明内容类型在算法推荐与用户活跃性之间的互动机制中扮演着重要角色^⑯,这也提示未来研究需关注不同类别之间的推荐公平性。

(二)个体差异与平台情境对中介路径的调节作用

调节分析揭示“就读大学”强化了“碎片化→活跃性”路径,并显著影响“碎片化→活跃性→多样性”链条强度。S与Z两所大学学生的行为差异并非仅由学校标签决定,而是由学科文化、数字素养^⑰、信息动机^⑱三重因素交织而成:具有更强技术自信和问题解决需求的学生能高效利用碎片化时间接触多元内容,而数字技能和内容动机存在差距的学生,其活跃性和多样性增长也受限。这不仅解释了调节效应背后的机制,还揭示了算法推荐对不同群体可能产生的不平衡影响,为制定针对性的媒介素养干预和平台多样性优化策略提供了依据。性别在“碎片化程度→活跃性→多样性”的

间接路径中具有显著的调节作用,女性用户在同等级活跃水平下更易获得多元内容,该结论与Sukiennik等人^⑧的发现类似。也有研究指出多样性的变化与“游戏”“电影和小品”和“生活”视频的消费变化分别呈负相关、不相关和正相关^⑨,考虑到男性是游戏类视频的主要消费群体,生活、时尚类视频的消费群体更多为女性,此种差异可能与男性与女性用户的消费内容与兴趣有关。

上述发现共同表明,碎片化时间的积极价值取决于用户—算法的动态协同,并受背景特征的非对称放大或抑制,这一结论既补强了社会加速下微时性研究的经验基础,也为过滤气泡成立与否的辩论提供了情境化修正。

(三)理论拓展与价值贡献

本研究的理论贡献体现在概念拓展、问题重构与方法革新三个层面。在概念层面,社会加速理论揭示了现代社会中速度与效率不断提升的总体趋势。在数字化生活语境下,这一趋势进一步体现为技术接口对时间的重构,用户的时间被切割为“微时段”,并在算法驱动下实现即时调度与再分配,从而构成研究的碎片化的现实背景。碎片化视频消费也不再是偶然现象,而是社会加速逻辑在数字平台环境中的日常化呈现。在这一基础上,本文将社会加速的宏观叙事细化为“微时性”这一日常生活实践的行为单元,从而突破了传统仅以钟表时间或宏观速度描述数字生活的范式局限。本研究将“微时性”界定为社会加速第三层次即生活节奏加速在个体层面的具象表达,进而揭示平台—用户交互节律如何通过活跃性—算法探索链路催生更丰富的内容推荐。“微时性”不仅揭示了碎片化视频消费中时间感知的弹性化特征,更为解释算法推荐与用户行为之间的传播博弈提供了新切口。这一视角不仅有助于深化传播学对时间性的研究,也为理解平台沉浸机制、用户时间管理与内容多样性之间的复杂关

系提供了理论支撑。与此同时,赋予这一概念新内涵丰富了媒介考古学的时间性讨论,也为后续衡量数字媒介中“分分秒秒的节拍政治”提供了操作化框架。

在命题更新与理论挑战方面,对于碎片化究竟是压缩还是扩张内容多样性这一学术争论,本研究引入“活跃性”作为中介变量,从而发现当碎片化伴随较高平台活跃性时,用户的消费视野反而得以扩展,从而调和了此前关于过滤气泡与信息过载两者间研究结论的分歧。对于多样性是由算法的单边力量决定还是受平台—用户互动影响,本研究提出并验证了“碎片化—活跃性(完全中介)—多样性”的机制模型,进一步将该机制应用于此前少有关注的用户分层(高/低活跃用户),实现了理论上的从“一刀切”到“精准分层”转变,活跃性对于信息视野的实际影响由算法策略与用户特征共同决定,呈现出动态的传播博弈格局,揭示了多样性走向的情境依赖性。

在经验材料层面,本文采用行为日志与人口属性双源数据,并使用適切平台属性的活跃性/多样性量化方法,通过信息熵测算观看时点与内容类别两类概率分布,一方面将“碎片化”与“多样性”量化为可比较的指标,弥补了跨研究口径不一导致的不可比性,另一方面也为活跃性构建了计量指标,拓宽了以登录频次或停留时长单一度量活跃性的传统路径。此方法组合有助于为未来的跨平台、多文化比较提供可复用的测量基准,亦为算法治理注入用户分层与探索权重的参照。此外,本文聚焦中文语境下的中长视频平台,验证“碎片化—活跃性—多样性”完整链条的同时,揭示了生活、时尚等类别在多样性促进中的突出作用,以及不同类型高校用户的差异表现。

(四)研究局限与未来深化方向

本研究基于B站用户行为数据揭示了“碎片化—活跃性—多样性”的作用机制,但研究结

论仍存在一定的语境局限。首先,样本来源于两所高校的大学生群体,属于目的抽样,虽然这一群体与B站核心用户特征高度契合,且研究设定了活跃性门槛以保证样本与研究主题的高度适配,在一定程度上提升了分析的解释力和因果推断的合理性。但这种抽样方式也可能造成代表性偏差,使研究结论难以直接推广至平台全量用户。未来研究可通过引入更为多样化的样本(如职场用户、其他年龄段群体),并结合随机化或分层抽样方法,以进一步验证结论的稳健性与普适性。

再者,考虑到B站用户以年轻群体和高学历群体为主,其平台形态又以中长视频和强社群属性为特征,因此研究结果可能与以短视频为主的抖音、快手或国际化平台如YouTube存在差异。但鉴于本研究提出了一套可跨平台复用的研究框架,通过结合行为日志、活跃性指标与多样性测量,该框架能够实现不同平台和文化情境下的应用与比较。未来研究可在跨平台、跨文化的对照研究中进一步检验本研究结论的稳健性,并探索不同算法逻辑和用户群体特征下内容多样性的差异化走向。

综上,本研究揭示了碎片化视频消费与内容多样性间的影响机制,并为数字媒体与算法推荐策略的优化提供了重要参考。后续研究可跨平台、跨文化地验证“碎片化—活跃性—多样性”链条的普适性,并采用纵向或准实验设计追踪算法权重、用户反馈与多样性的动态因果。

[本文中中央高校基本科研业务费专项基金资助项目“交叉学科视域下的人类元认知前沿问题研究”(项目编号:1233300003)、“互联网智能媒体中的信息茧房演化动力学研究”(项目编号:1243200012)和教育部人文社会科学研究一般项目“基于社交机器人的跨平台信息茧房形成机制与治理策略研究”(项目编号:23YJA860011)的

阶段性成果;本研究成果受到北京师范大学人才培养质量提升专项计划支持]

[李华:北京师范大学新闻传播学院、计算传播学研究中心讲师,硕士生导师;王琪方:北京师范大学新闻传播学院、计算传播学研究中心硕士生;闵勇(通讯作者):北京师范大学新闻传播学院、计算传播学研究中心教授,博士生导师]

注释:

①⑩ Wajcman, J., "How Silicon Valley Sets Time", *New Media & Society*, vol.21, no.6, 2019, pp.1272-1289.

②③⑭ Koivunen, A., Nikunen, K., Hokkanen, J., et al., "Anticipation as Platform Power: the Temporal Structuring of Digital Everyday Life", *Television & New Media*, vol.25, no.2, 2024, pp.115-132.

④⑦⑲⑳㉑㉒ Nguyen, T.T., Hui, P.M., Harper, F.M., Terveen, L., et al., "Exploring the Filter Bubble: The Effect of Using Recommender Systems on Content Diversity", *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web*, 2014, pp.677-686.

⑤⑦ Shi, W., & Li, J., "News Diversity Under Algorithms: The Effects of Pre-Selected and Self-Selected Personalization on Chinese TikTok (Douyin)", *Digital Journalism*, vol.13, no.7, 2025, pp.1190-1208.

⑥④ Holtz, D., Carterette, B., Chandar, P., et al., "The Engagement-Diversity Connection: Evidence from A Field Experiment on Spotify", *Proceedings of the 21st ACM Conference on Economics and Computation*, 2020, pp.75-76.

⑦⑩⑩ 陈志聪、周钰、巢乃鹏等:《社会加速与传播游戏之间的张力:移动阅读的碎片化、多样性与持续性》,《新闻与传播研究》2022年第10期,第17-33+126页。

⑧ Giurge, L.M., Whillans, A.V., & West, C., "Why Time Poverty Matters for Individuals, Organisations and Nations", *Nature Human Behaviour*, vol.4, no.10, 2020, pp.993-1003.

⑨ Rosa, H., "Social Acceleration: Ethical and Political Consequences of a Desynchronized High-Speed Society", *Constellations*, vol.10, no.1, 2003, pp.3-33.

⑪ Parikka, J., "Operative Media Archaeology: Wolfgang Ernst's Materialist Media Diagrammatics", *Theory, Culture & Society*, vol.28, no.5, 2011, pp.52-74.

⑫ Ernst, W., "Tracing Temporalities in the Age of Media Mobility", *Media Theory*, vol.2, no.1, 2018, pp.164-180.

⑬ Axel Volmar, ed., *Zeitkritische Medien*, Berlin:

Kadmos,2009.

⑮ Lupinacci, L., "Phenomenal Algorithms: The Sensorial Orchestration of 'Real-Time' in the Social Media Manifold", *New Media & Society*, vol.26, no.7, 2024, pp.4078-4098.

⑯ Möller, J., Trilling, D., Helberger, N., & van Es, B., "Do not Blame it on the Algorithm: An Empirical Assessment of Multiple Recommender Systems and their Impact on Content Diversity", *Information, Communication & Society*, vol.21, no.7, 2018, pp.959-977.

⑰ 熊开容、刘超、甘子美:《刷抖音会上瘾吗?——短视频App用户沉浸式体验影响因素与形成机制》,《新闻记者》2021年第5期,第83-96页。

⑱ Su, C., Zhou, H., Gong, L., et al., "Viewing Personalized Video Clips Recommended by TikTok Activates Default Mode Network and Ventral Tegmental Area", *NeuroImage*, vol.237, 2021, article.118136.

⑲ 晏青、韩晨雨:《短视频“爽文化”的情绪感知与快感生产》,《青年记者》2024年第2期,第16-22页。

⑳ 马中红:《平台视角下新二次元文化生产和消费——基于“云养萌宠”的考察》,《新闻与写作》2023年第9期,第15-22页。

㉑ Li, N., Gao, C., Piao, J., et al., "An Exploratory Study of Information Cocoon on Short-Form Video Platform", *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management*, 2022, pp.4178-4182.

㉒ Sukiennik, N., Gao, C., & Li, N., "Uncovering the Deep Filter Bubble: Narrow Exposure in Short-Video Recommendation", *Proceedings of the ACM Web Conference 2024*, 2024, pp.4727-4735.

㉓ Zannettou, S., Nemes-Nemeth, O., Ayalon, O., et al., "Analyzing User Engagement with TikTok's Short Format Video Recommendations using Data Donations", *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2024, pp.1-16.

㉔ 洪杰文、常静宜:《“有意”“无意”之间: B站青年的算法身份建构研究》,《新闻记者》2023年第12期,第39-52页。

㉕ Zhang, W.J., Yi, J., & Liang, H., "I Cue You Liking Me: Causal and Spillover Effects of Technological Engagement Bait", *Computers in Human Behavior*, vol.148, 2023, article.107864.

㉖ Fu, C., Che, Q., Li, Z., Yuan, F., & Min, Y., "Heavy Users Fail to Fall into Filter Bubbles: Evidence from A Chinese Online Video Platform", *Frontiers in Physics*, vol.12, 2024, article.1423851.

㉗ Gao, Y., Liu, F., & Gao, L., "Echo Chamber Effects on Short Video Platforms", *Scientific Reports*, vol.13, 2023, article.6282.

㉘ 哔哩哔哩公司:《哔哩哔哩2024年第四季度业绩发布电话会议演示讲稿》,2025年2月20日, <https://ir.bilibili.com/media/2oxfmi02/q4-2024-%E6%8A%95%E8%B5%84%E8%80%85%E6%BC%94%E7%A4%BA%E8%AE%B2%E7%A8%BF.pdf>, 2025年6月26日。

㉙ Parry, D.A., Davidson, B.I., Sewall, C.J., et al., "A Systematic Review and Meta-Analysis of Discrepancies Between Logged and Self-Reported Digital Media Use", *Nature Human Behaviour*, vol.5, no.11, 2021, pp.1535-1547.

㉚ Ohme, J., Aratjo, T., de Vreese, C.H., et al., "Mobile Data Donations: Assessing Self-Report Accuracy and Sample Biases with the iOS Screen Time Function", *Mobile Media & Communication*, vol.9, no.2, 2021, pp.293-313.

㉛ McDonald, D.G., & Dimmick, J., "The Conceptualization and Measurement of Diversity", *Communication Research*, vol.30, no.1, 2003, pp.60-79.

㉜ Ghoshal, G., & Holme, P., "Attractiveness and Activity in Internet Communities", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol.364, 2006, pp.603-609.

㉝ 温忠麟、侯杰泰、张雷:《调节效应与中介效应的比较和应用》,《心理学报》2005年第2期,第268-274页。

㉞ Dai, X., & Wang, J., "Effect of Online Video Infotainment on Audience Attention", *Humanities and Social Sciences Communications*, vol.10, 2023, article.421.

㉟ Chen, Guangying, Chan, Tat, Zhang, Denni, et al., "The Impact of a More Diversified Recommender System on Digital Platforms: Evidence from a Large-Scale Field Experiment", 2024-5-10, <https://ssrn.com/abstract=4365121>.

㊱ Nitesh Behare & Daman Jeet., "The Art and Science of User Engagement: Personalization and Recommendations in the OTT Era", in *The Rise of Over-the-Top (OTT) Media and Implications for Media Consumption and Production*, Hershey: IGI Global, 2024, pp.130-159.

㊲ Lam, P., McNaught, C., Lee, J., et al., "Disciplinary Difference in Students' Use of Technology, Experience in Using eLearning Strategies and Perceptions towards eLearning", *Computers & Education*, vol.73, 2014, pp.111-120.

㊳ Phillips, M., Fosmire, M., Turner, L., et al., "Comparing the Information Needs and Experiences of Undergraduate Students and Practicing Engineers", *The Journal of Academic Librarianship*, vol.45, no.1, 2019, pp.39-49.

(责任编辑:王雨阳)