

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2026.03.001

AI 生成摘要对视频社交媒体平台用户行为的多重影响^①

——来自对照实验的证据

童昱^{1,2}, 李易晴¹, 彭希美^{1,3*}

(1. 浙江大学管理学院, 杭州 310058; 2. 浙江数字化发展与治理研究中心, 杭州 310058;
3. 浙江大学神经管理学实验室, 杭州 310058)

摘要: 以 AI 生成摘要(AIGS)为代表的数智技术正通过重塑信息的呈现与处理方式,深刻改变着数智消费服务平台的用户行为交互与决策路径. 研究基于认知吝啬理论,选取国内领先的视频社交媒体平台为研究对象,采用实地对照实验方法分析了 AIGS 对用户认同行为(点赞、投币、收藏)与评论参与行为的影响. 本研究发现,AIGS 降低用户观看和理解视频的认知负荷,从而正向影响了对视频的认同和评论参与行为;同时,AIGS 还显著改变了视频的评论层级结构,即减少了母评论而增加了子评论. 本研究从认知视角揭示,AIGS 作为信息处理辅助工具对用户行为带来的双刃剑效应,丰富了现有 AI 应用及平台治理的理论研究.

关键词: AI 生成摘要(AIGS); 用户行为; 数智服务; 平台生态; 认知负荷

中图分类号: C931 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2026)03-0001-15

0 引言

近年来,以人工智能(AI)为代表的数智技术的广泛应用,改变了数智服务平台上参与主体的交互生态,催生了新型商业模式,这为平台的运营管理带来了新的机遇和挑战^[1]. 随着大语言模型技术的发展,越来越多的数智消费服务平台(如内容社交媒体平台与电商平台)引入了 AI 生成摘要(AI-generated summary, AIGS)应用. AIGS 基于生成式 AI 技术,可从文本、视频等原始内容中提取关键信息并转化为简洁摘要,旨在帮助用户快速把握信息核心并做出决策.

然而,这项以提升效率为初衷的应用正给平台治理带来一个隐蔽的挑战:它在提升信息获取效率的同时,可能引发用户依赖,减少用户互动的深度与原创性,进而侵蚀平台社区健康生态的根基. 已有文献指出,AI 应用在作为生产力工具减轻人类负担的同时,也会对用户的认知模式与行

为动机产生复杂影响. 具体而言,当人们知晓信息可通过外部设备(如搜索引擎)随时获取时,其对信息本身的记忆深度会下降,转而更倾向于记忆信息的存储位置^[2]. 类似地,针对 AI 辅助决策^[3]或创意生成^[4]场景的研究发现,依赖 AI 辅助应用虽可提升效率,却也可能因固化思维框架或抑制对问题的深度分析,反而降低想法的新颖性和导致更低的决策质量. 将这些发现类比至 AIGS 的应用情境中,可以合理推测,用户可能因依赖摘要而形成浅层认知,减少对原始内容的深入探索与独立思考,从而进一步影响其后续参与行为的质量与结构.

尽管这一治理需求日益重要,但学术界的相关研究尚处于起步阶段. 当前探索 AI 应用的用户行为研究主要将 AI 应用视为直接与消费者互动的决策主体或服务代理,例如作为销售代理劝说用户购买^[5]、作为推荐者替用户筛选商品和内

① 收稿日期: 2025-07-31; 修订日期: 2025-11-02.

基金项目: 国家自然科学基金资助重大项目(72394371); 国家自然科学基金资助项目(72472140).

通讯作者: 彭希美(1991-),男,江西吉水人,博士,研究员. Email: pengxx@zju.edu.cn

容^[6]、或作为客服处理用户的请求与问题^[7]。在这些情境下,消费者往往会将 AI 置于与人类对等的角色进行评判,关注它是否像人一样专业或可靠,从而影响后续消费决策。然而,AIGS 有着本质的不同:它并不直接提供服务或决策建议,而是作为一种信息处理的辅助工具。当前,仅有少数论文聚焦于 AIGS 的影响^[8-10],并主要探究其对用户参与行为的影响,普遍发现 AIGS 能够激发更多评论行为或购买行为。然而,这些研究多局限于单一行为指标的分析,未能综合考察 AIGS 对用户多类别参与行为的影响。与此同时,深层次的行为结构组成亦有待深入探究。具体而言,AIGS 提供的摘要信息从根本上改变了用户观看习惯和认知方式,使其无需消费全部内容即可形成初步观点。这种认知捷径的存在可能瓦解或重构用户后续互动的结构,然而这一影响尚未得到充分探讨。

基于此,本研究以国内领先的视频社交媒体平台为研究对象,基于认知吝啬理论,采用实地对照实验方法,探究了 AIGS 对用户视频认同行为、互动评论行为及评论层级结构的影响。本研究不仅对人智交互行为、内容社交媒体平台治理等研究做出了重要理论贡献,也为平台在享受技术红利同时规避其潜在风险、引导高质量互动、维护社区健康生态方面提供了关键的实践启示。

1 理论基础与研究假设

在线平台引入 AIGS 进行内容总结,旨在帮助用户降低信息搜索和理解成本。这与认知吝啬理论(Cognitive Miser Theory)^[11]的观点一致。该理论指出,由于认知能力有限,人们倾向于选择最省力的认知策略来处理信息、快速决策,以节省认知资源和避免疲劳。目前,该理论已在经济管理领域得到广泛应用,用于深入剖析人们的行为决策机制。具体而言,认知成本(cognitive cost)和认知需求(cognitive demand)是影响人们认知投入倾向,进而影响后续行为决策的两大关键机制。其一,人们普遍期望以最少认知成本(如时间、注意力资源)获取有用信息^[12]。因此,平台若提供节省信息搜索时间的设计或功能,便能显著提升用户的满意度和使用意愿。其二,认知需求反映了任务或情境本身对认知加工的要求水平,人们常常倾

向于选择认知需求较低的任务,以减少处理信息所需的精力投入。然而,这种认知方式容易导致人们忽略重要信息、引发认知偏误,最终形成低质量决策^[13]。例如,电商网站上的评论图片分类功能虽然能简化信息呈现,但也可能使消费者减少思考,做出低质量购买决策^[14]。总体而言,认知吝啬理论揭示了认知吝啬行为可能带来的双刃剑效应,为全面理解 AIGS 如何影响用户行为提供了合适的理论分析框架。

AIGS 这一数智应用的嵌入改变并丰富了平台上主体间的行为与交互关系(如图 1 所示)。以视频社交媒体平台为例,视频上传者与视频消费者(观看视频的用户群)为该情景下的主要主体。当 AI 总结者作为新型主体加入后,视频消费者了解视频内容的渠道变得更加多元:除观看完整视频外,也可通过 AIGS 快速把握视频主要内容,并改变更深层参与行为。多元主体间的交互模式因此呈现出多元化、弱中心化、复杂交互等特征属性。本研究除了探索视频认同行为(对视频的点赞、投币和收藏等)、评论参与行为(评论数量)外,也关注另一重要行为指标,即评论层级结构。

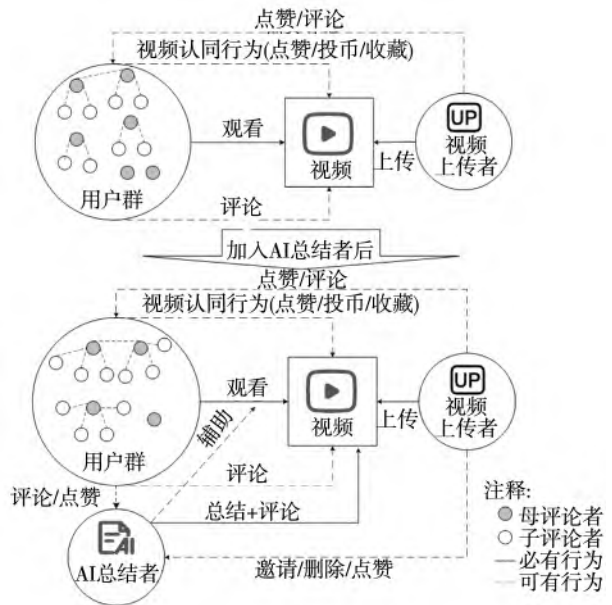


图 1 AIGS 嵌入前后的视频社交媒体平台主体行为关系
 Fig. 1 Actors' behavioral relationship on a video-based social media platform before and after AIGS

以往研究往往将评论区视为一个扁平化的文本集合,关注评论的数量与内容,却在很大程度上忽视了其内部互动是如何组织的,即评论的层级

结构特征^[15]。随着社交媒体的发展,评论区已演变为具有清晰对话脉络的线程式讨论(threaded discussion)系统^[16]。这种结构天然地将评论划分为功能各异的两种类型:母评论(或称一级评论)和子评论(或称二级及以下评论),忽视这一结构差异将丢失大量关于用户互动模式与观点演化的有效信息。事实上,健康的评论生态需要两种评论的协同:既要有用户对视频内容直接发起的原创观点(即母评论),这类评论是用户基于视频核心信息提出的看法,是评论区互动的起点;也要有用户之间围绕这些起点展开的延伸讨论,这类评论是对已有观点的回应、补充或辩论,二者的构成比例反映了社区的互动模式。

目前,关于评论层级结构的研究关注了不同层级评论的差异^[15]及其相互影响^[17]。例如,胡媛等^[15]基于对微博评论的分析指出,一级评论的关注焦点与事件本身的关联性最强,是用户对原始帖子内容的直接回应。而二级及以下评论的关注焦点则逐渐脱离事件本身,出现主题偏移,延伸为与事件相关的其他话题或用户间的相互攻击;层级越深,评论越容易受到已发布内容的影响。Cheng等^[17]在研究Facebook企业页面评论时发现,企业对一级评论的策略性干预会显著改变二级评论的数量和情感倾向。

综上所述,尽管部分研究已认识到用户互动层级结构的重要性,但很大程度上忽略了算法干预,特别是新兴AI应用对该结构的系统性重塑。随着AIGS被各大平台用于优化信息体验,一个关键的理论缺口浮现:作为一种新型信息中介,AIGS对用户评论层级的影响机制尚不明确。这一机制的独特性,根植于AIGS与传统评论干预手段(如专家评论^[18,19]、种子评论^[20]、评论排序^[21]、虚假评论^[22])的根本差异。后者旨在凸显或传播特定观点,而AIGS的核心功能在于降低用户理解原始内容的认知负荷。它改变的是用户在发表评论前的信息获取方式,促使其依赖认知捷径,以更少努力参与互动。因此,本研究核心关注的是:作为以提升信息效率为首要目标的AI生成内容,AIGS是否会在无意中重构用户互动的基本模式?

1.1 AIGS对用户视频认同行为的影响及视频内容的调节作用

从认知成本的角度而言,人们在决策进程中

普遍倾向于最大程度地缩减时间与认知资源的投入,此机制会进一步影响其对特定事物或任务的态度及后续行为。例如,用户在线上平台浏览信息时,往往期望以较低的成本获取所需信息^[23]。因此,若平台能通过便携的交互设计满足这一期望,则更容易获得用户青睐,从而提升其使用体验和满意度^[24,25]。在本研究关注的视频社交媒体平台上,引入AIGS可以帮助用户在观看目标视频之前,快速把握其核心内容与要点,并迅速判断视频中是否包含自己感兴趣的部分。相对于完整观看视频,通过浏览AIGS的总结信息可以显著降低用户的时间成本和认知资源消耗,使他们能够更高效地获取有价值的视频信息,从而显著改善了用户的使用体验。这种良好的使用体验可转化为用户对视频的点赞、投币和收藏等认同行为。因此,本研究提出以下假设:

假设1 AIGS能够提高用户对视频的认同行为。

为了进一步验证认知成本减少是解释AIGS提高用户对视频认同行为这一效应的机制,本文还关注了视频类型的调节作用。根据认知吝啬理论,AIGS为用户提供了更加快捷的理解视频内容的方式,减少了认知成本的投入,进而增加他们对于视频的认同行为。因此,当用户观看的视频不需要过多的认知成本投入时,AIGS对于视频认同行为的正向影响将减弱,相反,当理解所观看的视频内容需要较高的认知成本投入时,这一正向效应将增强。

以往研究表明^[26,27],不同类型的内容对用户信息处理的认知成本要求存在差异。例如,实用型产品的评估偏向于认知驱动、以工具性和功能性为目标。因此,对这类产品信息处理需要投入更多的认知资源以评估其性能和客观属性^[27]。相对地,享乐型或者体验型产品更多地与消费过程中的情感体验、审美愉悦和乐趣相关联,用户在评估和决策时所需的认知成本更低^[26]。本研究关注了两类视频平台上最为核心的内容类型:知识型视频和生活型视频。用户观看知识型视频的主要目的是获取相关专业信息,通常需要较多的时间与认知资源。而生活型视频则大多属于娱乐内容,对认知资源的需求较低。因此,在观看知识型视频时,AIGS能够显著减少用户的认知成本的投入,

从而更有益于用户的观看体验;然而,对于生活型视频,由于其本身对认知资源的需求较低,AIGS所能带来的认知成本降幅有限,因此其对于认同行为的正向作用将会减弱。基于此,本文提出以下假设:

假设2 AIGS对用户认同行为的正向影响,对于知识型视频(vs.生活型视频)更为显著。

1.2 AIGS对用户评论互动行为与结构的影响

在数智经济时代,以在线评论为核心的用户生成内容既是构成平台内容生态与网络效应的关键要素,也是影响企业声誉、消费者决策乃至公司治理的重要力量^[17, 28-33]。因此,本研究进一步关注了AIGS对视频评论互动行为及其结构所产生的潜在影响。

从认知吝啬理论的视角来看,AIGS通过降低用户理解视频内容的认知成本,使得用户可以在有限的认知资源预算下,将节省下来的“认知余量”用于具有社交价值的评论活动中。已有实证研究表明^[8],在其他应用场景中(如电商在线评论),AIGS的介入往往会激发更多的用户反馈与评价行为。此外,AIGS的引入可能会显著改变用户的视频观看路径。例如,用户会在正式观看视频之前,先选择浏览评论区AIGS内容来获取视频要点。这一变化既提高了评论区的可见性,也可能激发其参与评论互动的意愿。因此,本研究提出AIGS的引入将提高用户对视频评论的关注度与参与度,表现为评论总数的显著增加。

假设3 AIGS会增加用户对视频的评论行为。

与此同时,本研究还关注了AIGS对评论互动结构的影响。视频平台的评论可分为母评论和子评论。母评论通常涉及对视频内容的直接评价,要求用户进行更深入的思考,并输出个人的理解和独特观点,因此具有较高的认知需求。而子评论则是对母评论的回应,用户只需参与对其观点的讨论,其认知需求相对较低。

认知吝啬文献指出,个体倾向于在信息处理过程中避免高认知需求的活动,而这一倾向可能带来负面影响。在本文关注的在线视频平台上,这种负面效应可能体现在用户参与评论互动的结构变化上。AIGS虽然降低了用户理解视频内容所感知的认知成本,但同时会让用户倾向于维持在低

认知负荷状态,这种状态使其更容易满足于浅层的认知任务,从而减少对视频内容的深入加工和思考。既有研究亦表明,AI辅助的评论图片分类功能虽然能够提升信息获取效率,但也会抑制用户参与深度思考而引发其低质量购买决策^[14]。

在此背景下,AIGS的引入可能重塑用户的评论参与方式。具体而言,用户更加倾向于采取低负荷的认知方式,采取各类认知捷径来参与活动。由于发表母评论需要更高层次的认知需求,认知吝啬倾向将促使用户回避发表母评论行为,而促使其转向认知需求较低的互动行为。用户可能会更倾向于围绕AIGS总结的观点或其他用户发布的观点进行跟随式评价,发布更多的子评论。因此,本研究提出以下假设:

假设4 AIGS将减少母评论的比例,而增加子评论的比例。

2 研究方法

2.1 实验设计

本研究以国内某大型视频社交媒体平台为研究对象,选取2024年10月9日~10月22日的两周时间窗口构建研究样本,实验流程如图2所示。

AI视频小助理是该平台上一款基于人工智能技术的视频内容总结工具(截至2025年6月已在平台积累53万粉丝),用户通过在某视频评论区@该账号即可触发其AIGS功能,自动生成视频内容的文字摘要并以评论形式发布。为确保实验设计的有效性,预先进行了一项探索性研究。该研究随机抽取了2024年7月25日同一平台知识区和生活区发布的400个视频,并收集了其完整评论数据。分析显示,由用户自发@触发的AIGS评论,64%集中于视频发布当日,27%在发布次日,表明用户对该功能的使用具有一定的时间分布特征。

在上述背景基础上,本研究设计如下实验方案。研究聚焦于平台的生活区和知识区两大核心内容板块,并以每日19:00~20:00(用户活跃高峰时段)发布、时长 ≥ 2 min的视频,作为初始样本库的来源。随后从每日初始样本库中随机抽取160个视频作为实验样本,并将其随机均分为实

验 a 组和实验 b 组(各 80 个),其余视频则归入控制 c 组.

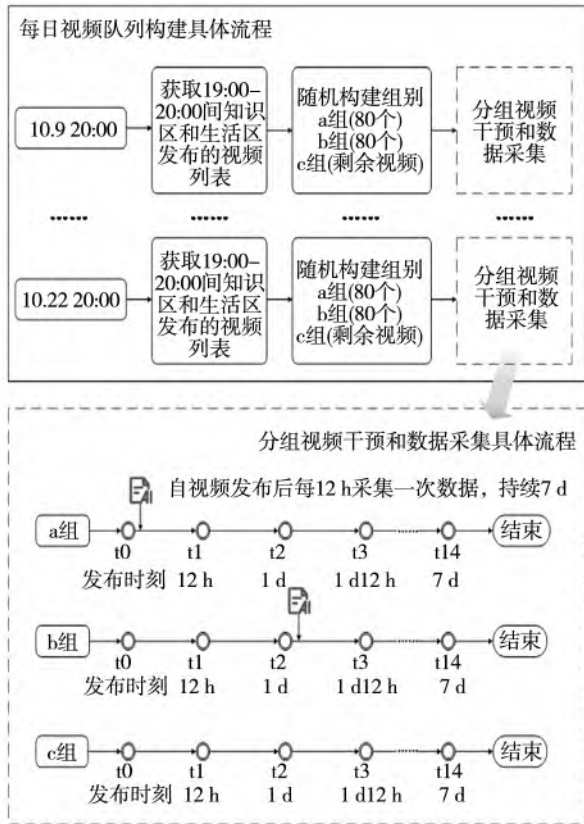


图 2 视频 AIGS 干预实验流程

Fig. 2 Experimental procedure for AIGS intervention on videos

本研究采用时间差异化的干预方案:实验 a 组视频在发布当日 20:00 ~ 22:00,于评论区@ AI 视频小助理以触发 AIGS 功能;实验 b 组则在发布次日相同时段执行相同操作.控制 c 组视频则

保持自然传播状态,不施加任何评论干预措施.此设计基于前期探索性研究发现的用户自然使用模式,以更好地反映 AIGS 功能的实际应用场景.同时,实验 a 组的即时干预确保了 AIGS 作为用户接触视频时的“前置信息”,为识别其纯粹效应提供了良好条件;实验 b 组的次日干预则有助于与其他两组进行对比以检验 AIGS 在不同视频生命周期阶段的效果差异,并结合双重差分法进一步验证因果效应的稳健性.

对于进入视频队列的所有视频,均接受为期 7 d 的纵向追踪,以每 12 h 一次的固定频率(每日 8:00 和 20:00)采集多维数据.这些数据包括视频层面(观看数、点赞数、投币数、收藏数、评论数、具体评论内容等)以及视频发布者层面(粉丝数、关注数、视频数、视频获赞数等)的指标.

2.2 原始数据描述及随机化检验

实验期共纳入 17 042 个视频样本.表 1 的分组平衡性检验结果表明,实验组 a、实验组 b 与对照组 c 在视频时长、标题长度、描述长度、创作者粉丝量、关注数、视频数和视频平均点赞数等所有基线指标上均未呈现显著差异(p 值 > 0.05).

实验期间共对 2 240 个视频(实验 a 组、实验 b 组各 1 120 个)进行干预,其中成功生成 1 617 条 AIGS 评论(成功率 72.2%)^②.这些 AIGS 的平均长度为 390 个字符,其中 200 字符以内的摘要占比最高(约 43.3%,对应 700 条),超过 600 字符的长摘要占比不足 10%.

表 1 实验组与控制组之间的 t 检验

Table 1 T -test results between treatment and control groups

变量	变量定义	实验组 a		实验组 b		控制组 c		a - b		b - c		a - c	
		样本量	均值 (标准差)	样本量	均值 (标准差)	样本量	均值 (标准差)	t 统计量	p 值	t 统计量	p 值	t 统计量	p 值
Duration	视频时长/s	1 120	759.69 (1 694.14)	1 120	759.95 (1 763.48)	14 802	837.59 (1 936.17)	0.0	1.0	-1.3	0.19	-1.31	0.19
TitleLen	视频标题长度	1 120	22.65 (14.77)	1 120	23.21 (14.87)	14 802	22.71 (14.74)	-0.90	0.37	1.1	0.27	-0.13	0.89
DescLen	视频描述长度	1 120	25.99 (53.82)	1 120	27.53 (55.21)	14 802	26.42 (54.66)	-0.67	0.5	0.65	0.51	-0.25	0.8

② 经人工核查,未能生成 AIGS 的视频原因主要有以下几类:第一,部分视频因缺乏语音字幕内容(如纯音乐视频)而导致无法生成 AIGS;第二,当视频内容涉及敏感话题如血腥、暴力时,会触发 AI 的相关保护限制,进而导致 AIGS 生成失败;第三,有 4 个视频在研究人员执行操作前,已被其他用户提前@ AI 视频小助理并成功生成了摘要,触发其“首@ 生效、防重复”机制.

续表 1

Table 1 Continues

变量	变量定义	实验组 a		实验组 b		控制组 c		a - b		b - c		a - c	
		样本量	均值 (标准差)	样本量	均值 (标准差)	样本量	均值 (标准差)	t 统计量	p 值	t 统计量	p 值	t 统计量	p 值
Followers	视频创作者的粉丝数量	1 120	7 096.7 (30 569.93)	1 120	7 552.74 (57 683.15)	14 802	8 634.82 (90 530.22)	-0.23	0.82	-0.39	0.69	-0.57	0.57
Followings	视频创作者的关注数量	1 120	165.08 (523.87)	1 120	144.5 (458.57)	14 802	145.57 (442.08)	0.99	0.32	-0.08	0.94	1.4	0.16
VideoCount	视频创作者发布的视频数量	1 120	394.39 (1 833.9)	1 120	431.29 (1 528.55)	14 802	422.4 (1 646.82)	-0.52	0.61	0.18	0.86	-0.54	0.59
AvgLikes	视频创作者发布视频的平均点赞数	1 120	407.96 (5 567.7)	1 120	417.32 (7 556.28)	14 802	261.27 (3 665.58)	-0.03	0.97	1.24	0.22	1.24	0.22

2.3 数据预处理

为确保结果的严谨性,研究依据以下标准与流程先对数据集进行了严格的筛选:

- 1) 排除干预失败的视频;
- 2) 排除视频发布者删除了 AIGS 的视频;
- 3) 排除在视频发布后 7 d 观察期内被删除的视频;
- 4) 排除控制组中因其他用户干预而出现 AIGS 的视频;
- 5) 排除“知名 UP 主认证”(粉丝量超过 10 万)的视频发布者视频。

筛选后共保留了 15 010 个视频作为研究样本,样本构成具体为:实验组 a 组 756 个视频、实验组 b 组 786 个视频、对照组 c 组 13 468 个视频。

为应对数据排除可能带来的自选择问题,例如 AIGS 干预是否成功会受到视频自身特征或创作者特征的影响,本研究进一步采用倾向得分匹配(propensity score matching, PSM)与文本相似度匹配相结合的两步匹配策略,以平衡处理组与控制组样本特征,降低内生性偏差。

1) 倾向得分匹配

选取以下核心协变量在视频发布时(t_0)的值构建倾向得分模型,其中连续变量均进行对数变换:①视频特征:时长、标题长度、描述长度;②创作者特征:粉丝量、关注量、历史发布量、历史平均获赞数。匹配规则:①限定于同一天同一分区(知

识/生活)内匹配,确保时间与内容领域具有可比性;②采用 1:5 近邻匹配,为每个处理组视频匹配 5 个控制组视频,以兼顾样本量与精度。

匹配后处理组与控制组之间在协变量上的差异均不再显著($p > 0.05$)。PSM 过程为 1 530 个处理组视频匹配到 5 509 个控制组视频(存在重复匹配情况),初步构建了特征相近的可比样本池。

2) 文本相似度匹配

在倾向得分匹配的基础上,进一步通过文本相似度计算优化匹配效果。针对每个处理组视频及其 5 个控制组候选,利用余弦相似度分别计算视频标题文本和描述文本的相似度,并采用杰卡德相似度计算视频标签集合的重合度。后续将上述三个相似度得分进行算术平均,得到综合相似度得分,并据此选取相似度最高的控制组视频作为最终匹配对象。

经过两步匹配流程,最终确定 1 530 个处理组视频(实验 a 组与实验 b 组)及 1 335 个控制组视频(c 组)构成研究样本,有效缓解了自选择偏差的潜在影响,为后续分析奠定了可靠的样本基础。

3 实证分析与结果

3.1 因变量、自变量与控制变量

本研究聚焦视频 i 在发布后第 t 期的用户行

为作为因变量,从用户的视频认同与互动行为两个维度构建因变量指标.

视频认同行为: 依照文献 [34], 本文采用主成分分析, 基于视频 i 在第 t 期新增的点赞量、投币量与收藏量构造复合的视频认同行为指标 ($VideoRecog$).

评论参与行为: 1) 数量特征, 即第 t 期的新增评论量 ($Comment$) 衡量用户在第 t 期互动活跃度; 2) 结构特征包括母评论占比 (即视频 i 截至 t 期时母评论数量占总评论数量的比例 $ParentRatio$) 以衡量直接发言与跟帖讨论的结构差异; 同时, 为更全面刻画评论结构, 本研究还构建了子评论深度 ($Depth$, 即视频 i 截至 t 期每条母评论平均获得的子评论数量) 作为补充指标.

自变量为 $Treat$: 实验 a 组视频在实验周期 14 期内始终接受 AIGS 干预, $Treat$ 取值为 1; 控制 c 组视频在 14 期内均未接受干预, $Treat$ 取值为 0; 实验 b 组视频则采用渐进式干预策略, 前 2 期未受干预 ($Treat = 0$), 后 12 期实施干预 ($Treat = 1$).

为降低其他因素对研究结果的干扰, 本文引入视频和创作者相关的控制变量, 具体包括: 该视频 i 在第 t 期的观看数 ($View$) 用于控制当期视频在平台的曝光程度或流量基础; 视频发布者截至 $t - 1$ 期的粉丝数 ($L_Followers$), 反映其既有影响

力水平; 视频发布者截至 $t - 1$ 期的关注数 ($L_Followings$), 衡量其社交网络规模.

3.2 分析模型

基于面板数据的结构特征, 本文采用如下的面板固定效应模型 (1) 进行估计

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Treat_{i,t} + Controls_{i,t}\Gamma + \delta_i + \theta_t + DayDummies + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中 $Y_{i,t}$ 代表因变量, $Treat_{i,t}$ 表示视频 i 在第 t 期是否受到 AIGS 干预, $Controls_{i,t}$ 为控制变量的向量; δ_i 为视频个体固定效应, 控制不随时间改变的个体异质性; θ_t 为视频发布期数的时间固定效应, 用于捕捉视频发布后不同时间周期内的共性变化趋势; $DayDummies$ 表示 t 期所属的日历日期 (日级别) 的固定效应, 用于控制不同自然日期可能引发的系统性扰动, 如平台运营节奏、节假日效应等.

3.3 实证结果

3.3.1 变量描述性统计

表 2 展示了匹配后的视频在时间 (t) 层面样本的描述性统计结果. 数据显示, 视频在每 12 h 观测窗口期内平均产生 0.207 条新增评论, 新增 60 个观看量. 从评论结构特征来看, 样本中母评论占比均值为 22.3%, 表明平均而言, 直接针对视频内容的一级评论约占评论总量的五分之一. 在互动深度方面, 每条母评论平均引发 0.166 条子评论.

表 2 描述性统计结果

Table 2 Results for descriptive statistics

变量名	变量定义	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
$VideoRecog$	视频 i 在第 t 期所获用户认同的复合量化指标	40 110	0.009	1.060	-0.1	109.9
$Comment$	视频 i 在第 t 期的新增评论量	40 110	0.207	5.954	0	1 060
$ParentRatio$	视频 i 截至 t 期时母评论数量占总评论数量的比例	40 110	0.223	0.385	0	1
$Depth$	视频 i 截至 t 期时每条母评论平均获得的子评论数量	40 110	0.166	0.818	0	40
$View$	视频 i 在第 t 期的观看数	40 110	60.67	591.0	0	69 156
$L_Followers$	视频 i 的发布者截至 $t - 1$ 期的粉丝数	40 110	4 952	13 231	0	107 327
$L_Followings$	视频的发布者截至 $t - 1$ 期的关注数	40 110	126.9	413.7	0	5 000

注: 表 2 是匹配后的视频 $-t$ 层面的数据描述性统计.

3.3.2 回归结果

表 3 报告了在匹配后的总体样本上的回归结果, 表 4 则报告了视频类型的异质性分析. 就视频认

同行为 ($VideoRecog$) 而言, 引入 AIGS 具有显著正向影响 ($\beta = 0.096, p < 0.01$), 但是这一正向影响仅在知识区视频中存在 ($\beta = 0.107, p < 0.05$), 对生活区

视频则不显著. 因此, 假设 1 与假设 2 得到支持. 例如, 对于一个讲解“量子计算原理”的复杂知识视频, AIGS 生成的摘要能帮助用户快速理解核心内容, 降

低认知门槛, 从而更可能产生点赞、收藏等认同行为; 而对于“记录日常午餐”的生活视频, 其内容易于理解, AIGS 对认同行为的正向影响便不显著.

表 3 混合视频类型的回归结果

Table 3 Pooled regression results across different video categories

DV	VideoRecog	ln Comment	ParentRatio	ln Depth
	(1)	(2)	(3)	(4)
Treat	0.096** (0.034)	0.048*** (0.013)	-0.030** (0.010)	0.057*** (0.012)
ln View	0.127*** (0.017)	0.031*** (0.003)	0.003* (0.001)	-0.001 (0.001)
ln L_Followers	-0.278* (0.132)	-0.042* (0.020)	0.026* (0.011)	0.011 (0.009)
ln L_Followings	-0.054 (0.171)	0.025 (0.024)	0.018 (0.018)	-0.014 (0.010)
截距项	1.403* (0.688)	0.132 (0.115)	0.073 (0.084)	0.045 (0.055)
相对时间期数 固定效应	√	√	√	√
日期固定效应	√	√	√	√
视频固定效应	√	√	√	√
样本量	40 110	40 110	40 110	40 110
组内 R ²	0.021	0.016	0.008	0.008

注: 1) *、**、*** 分别代表回归系数在 5%、1% 以及 0.1% 的水平上显著; 2) 括号内为在视频层面聚类调整后的标准误.

在评论互动方面, AIGS 的引入显著增加了评论总数 (Comment), 并且这一效应在知识区 ($\beta = 0.038, p < 0.05$) 与生活区 ($\beta = 0.059, p < 0.01$) 均显著, 因此假设 3 得到验证. 进一步分析评论互动行为结构, AIGS 引入后, 母评论比例 (ParentRatio) 显著降低 ($\beta = -0.030, p < 0.01$); 子评论深度 (Depth) 明显提升 ($\beta = 0.057, p < 0.001$), 支持假设 4, 并且这些影响对不同视频类型不存在异质性. 这种由母评论减少、子评论增多所体现的结构变化, 意味着用户针对视频本身表达观点的趋势降低, 而是更加倾向于在他人评论的基础上进

行回应与讨论. 这通常表现为视频下方的评论区中, 那些富含原创观点、个人经验的母评论随之减少, 例如“博主对 xxx 的构想与元宇宙概念相似, 但现有技术还不足以支撑吧”、“这个 vlog 里的地方我也去过, 当时正好遇到了...” 的探讨和分享减少; 与此同时, 出现了更多如“+1”、“同意楼上说的, 另外补充一点...” 这样的简短附和或补充性回复, 使得母评论下的讨论链得以延长. 换言之, 用户直接针对视频内容发表原创看法的行为减少, 转而更多地围绕既有观点进行延伸探讨.

表 4 按视频类型划分的回归结果

Table 4 Results of regression analysis by video type

DV	知识区视频				生活区视频			
	VideoRecog	ln Comment	ParentRatio	ln Depth	VideoRecog	ln Comment	ParentRatio	ln Depth
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Treat	0.107* (0.049)	0.038* (0.017)	-0.027* (0.013)	0.076*** (0.018)	0.064 (0.037)	0.059** (0.022)	-0.034* (0.014)	0.032* (0.014)
截距项	1.669 (0.865)	0.251 (0.158)	-0.024 (0.119)	0.057 (0.062)	0.323 (0.601)	-0.070 (0.138)	0.217* (0.093)	0.010 (0.116)

续表 4

Table 4 Continues

DV	知识区视频				生活区视频			
	VideoRecog	ln Comment	ParentRatio	ln Depth	VideoRecog	ln Comment	ParentRatio	ln Depth
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
控制变量	√	√	√	√	√	√	√	√
固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
样本量	22 204	22 204	22 204	22 204	17 906	17 906	17 906	17 906
组内 R ²	0.024	0.017	0.005	0.013	0.024	0.017	0.009	0.006

注: 1) *、**、*** 分别代表回归系数在 5%、1% 以及 0.1% 的水平上显著; 2) 括号内为在视频层面聚类调整后的标准误。

3.3.3 稳健性检验

本研究通过多种方法对实证结果的稳健性进行了检验. 首先, 在替代指标检验方面, 为避免主成分分析方法可能的测量偏差, 参照文献采用两种方法重构视频认同复合指标: 一是基于靳馥境等^[35]的标准化加总法; 二是采用 Chen 等^[36]的标准化平均法. 两种替代指标下的回归结果均与主分析保持一致, 支持了研究结论的稳健性.

同时, 在基准分析中, 对于评论数为 0 的视频的相关结构特征变量 (*ParentRatio* 和 *Depth*) 设为零值. 这种处理方式虽是实证研究中的常规做法, 但可能存在以下局限: 第一, 可能无法完全反映无评论视频的真实结构特征, 例如将无评论与有评论但无子评论的情况混在一起, 忽略了二者可能存在本质差异; 第二, 评论出现与否可能存在系统性偏差, 即存在样本选择问题. 为解决以上潜在问题, 本研究采用了 Heckman 二阶段模型^[37]进行补充分析. Heckman 模型设定如下: 第一阶段(选

择方程) 使用 Probit 模型对视频 *i* 截至 *t* 期是否出现评论的二元虚拟变量 *HasComment* 进行建模, 并据此计算逆米尔斯比率 (Inverse Mills Ratio, IMR). 为满足 Heckman 模型的识别条件, 在第一阶段模型中引入截至第 *t* 期的视频总播放量 (*TotalView*) 作为排他性约束变量. 如表 5 中第一阶段模型 (1) 与模型 (4) 所示, 该变量通过扩大观众基数显著提高评论出现概率 ($p < 0.001$), 且不直接影响评论的结构, 因此符合排他性约束的要求. 随后, 第二阶段将所获得的逆米尔斯比率作为控制变量, 以控制由第一阶段选择过程带来的样本选择偏误. 第二阶段的模型 (2)、模型 (3) 中, *IMR* 系数是显著的, 说明在知识区样本中样本偏差确实存在, 且被 Heckman 估计有效地纠正. 从表 5 列 (2)、列 (3) 和列 (5)、列 (6) 中可以看到, 在应用 Heckman 估计纠正了选择偏差后, AIGS 对母评论比例的负向影响与对评论深度的正向影响依然显著且方向一致.

表 5 Heckman 两阶段回归结果

Table 5 Heckman two-step regression results

DV	知识区			生活区		
	<i>HasComment</i>	<i>ParentRatio</i>	ln <i>Depth</i>	<i>HasComment</i>	<i>ParentRatio</i>	ln <i>Depth</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Heckman 估计	第一阶段	第二阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第二阶段
<i>Treat</i>	-0.000 (0.021)	-0.119*** (0.031)	0.267*** (0.069)	-0.081*** (0.023)	-0.069** (0.024)	0.142** (0.045)
ln <i>TotalView</i>	0.380*** (0.007)			0.394*** (0.009)		
ln <i>L_Followers</i>	0.028*** (0.004)	0.027 [^] (0.011)	-0.058** (0.018)	0.050*** (0.004)	0.023 (0.017)	-0.048 (0.027)
ln <i>L_Followings</i>	0.053*** (0.006)	0.022 (0.019)	-0.068 (0.036)	0.093*** (0.006)	0.017 (0.022)	-0.022 (0.041)
ln <i>View</i>		0.002 (0.002)	-0.003 (0.004)		0.001 (0.002)	-0.004 (0.004)

续表5

Table 5 Continues

DV	知识区			生活区		
	<i>HasComment</i>	<i>ParentRatio</i>	<i>ln Depth</i>	<i>HasComment</i>	<i>ParentRatio</i>	<i>ln Depth</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Heckman 估计	第一阶段	第二阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第二阶段
<i>IMR</i>		0.187*** (0.056)	-0.343** (0.106)		-0.014 (0.034)	0.009 (0.053)
截距项	-2.911*** (0.111)	0.411** (0.127)	1.122*** (0.231)	-2.999*** (0.131)	0.643*** (0.156)	0.566* (0.253)
固定效应	√	√	√	√	√	√
样本量	22 204	5 974	5 974	17 906	5 574	5 574
组内 R^2		0.050	0.062		0.019	0.025
<i>F</i> 值		1.656	1.479		1.028	1.073

注: 1) *、**、*** 分别代表回归系数在 5%、1% 以及 0.1% 的水平上显著; 2) 括号内为在视频层面聚类调整后的标准误。

此外,本研究还进行了两项补充敏感性分析,以检验研究结论对不同模型设定和数据结构的稳健性。首先,使用匹配前的全样本重新估计模型。与匹配样本相比,全样本保留了原始数据的所有变异特征。其次,将分析单位从视频 - t (12 h) 层面更改为视频 - 日层面进行时间粒度的敏感性检验。视频 - 日层面的回归结果与主要发现基本保持一致。这两项敏感性分析分别从样本构成和时间维度验证了主分析结论的可靠性,表明研究结果不受匹配算法或时间聚合水平的实质性影响。

3.3.4 附加分析

1) 基于视频时长的异质性分析: 本研究进一步检验了视频时长对 AIGS 干预效果的异质性作用。根据约 5 min 的中位数时长将样本划分为长视频和短视频后,回归结果显示: 在长视频中, AIGS 显著提升了视频认同 ($\beta = 0.178, p < 0.01$) 和评论数量 ($\beta = 0.060, p < 0.01$), 同时促进了评论结构的深度化转变(母评论比例 $\beta = -0.044, p < 0.01$; 子评论深度 $\beta = 0.092, p < 0.001$)。相比之下,短视频仅在评论互动维度呈现较弱效果(评论数量 $\beta = 0.036, p < 0.05$; 母评论比例 $\beta = -0.019, p < 0.1$, 子评论深度 $\beta = 0.031, p < 0.01$), 且对认同行为无显著影响。这一差异表明,对于信息密度更高、认知需求更强的长视频内容(例如,深度评测、知识讲解、教学课程等), AIGS 更有效地辅助用户理解视频价值并促进深

度互动; 而对于信息量相对有限的短视频(例如,搞笑片段、快速穿搭、美食探店等), 用户的认同决策更依赖于直观感受, AIGS 的附加价值相对有限。这进一步验证了 AIGS 有助于降低用户认知成本的机制。

2) 母评论比例对视频认同和发布者粉丝量的影响: 为进一步探究评论结构变量的价值, 本研究在控制 AIGS 干预变量 (*Treat*) 的前提下, 考察了母评论比例对视频认同行为和创作者粉丝增长的影响。结果显示, 评论母评论比例在不同内容类型中表现出明显的异质性: 在知识类视频中, 母评论比例越高, 即原创性、观点多元的评论越多时, 创作者的粉丝增长量显著更高 ($\beta = 4.58, p < 0.01$)。这表明, 在知识分享场景下, 多元观点表达和用户独立发声更有助于建立对创作者的信任和关注意愿。在生活类视频中, 母评论比例与视频认同指标(如点赞、投币等) 呈显著正相关 ($\beta = 0.119, p < 0.05$)。说明在轻松娱乐类场景下, 原创性评论的丰富程度更能激发用户共鸣与促进即时认同。

3) AIGS 内容质量的影响分析: 视频类型和视频长度的异质性分析已经表明 AIGS 的效果具有情境依赖性。在此基础上, 本研究进一步探究了在 AIGS 预期效用较高的场景(如知识类内容和长视频)中, AIGS 的内在内容质量是否会增强其效果。本研究采用用户点赞作为评论的内容质量受到认

可的信号,设置二元变量 *IfSummaryLike* 来考察 AIGS 是否在观察期内获得至少一次用户点赞。结果表明,AIGS 的内容质量对其提升视频认同的效果存在显著的正面调节效应,但对其改变评论结构的效果调节作用不显著。后续研究可进一步探索 AIGS 内容质量的影响机制。

4 结束语

本研究通过实地对照实验探究了视频平台 AIGS 对用户认同行为、评论行为及互动网络结构的影响。研究发现,AIGS 通过节省用户认知资源,能显著提升其视频认同行为。具体而言,引入 AIGS 可以提升视频的点赞、投币和收藏数量,且这一正向影响仅对于认知成本较高的知识型视频显著。此外,AIGS 提升了用户的评论活跃度,使互动总量增加,同时母评论的占比显著降低。这表明 AIGS 的出现在一定程度上改变了用户的互动结构,使用户更倾向于参与认知需求较低的延伸讨论,而非发布认知需求较高的原创母评论。更重要的是,评论结构的变化对不同内容类型的生态产生了异质性的实际影响:在知识类内容中,母评论比例下降不利于创作者的粉丝增长;在生活类内容中,则会削弱用户的认同行为。综上所述,本研究表明,AIGS 所引发的结构性变化并非中性,而是蕴含着深刻的经济后果与复杂的平台治理挑战。

本研究结果的理论贡献主要如下:

1) 揭示了 AIGS 的双面性作用及其机制,进而为人机交互及 AIGS 应用领域贡献了新的理论视角。首先,将 AIGS 的研究场景从以往聚焦的 B2C 电商(如携程和 Expedia 的产品评论总结)^[8,9] 拓展到了互动更复杂、内容更多元的 C2C 视频社交平台。这一发现表明,AIGS 的价值超越了辅助交易决策的范畴,延伸至对社交环境中信息消费与互动行为的影响,从而拓宽了该领域的研究边界。其次,以往研究^[8,9] 多关注单一行为指标(如购买意愿、评论行为),本研究综合考虑了视频认同行为(点赞、投币、收藏)及用户互动

评论形成的网络结构。研究发现凸显了 AIGS 的双面性:一方面,AIGS 作为服务增强工具,通过降低认知成本,提升了用户的核心体验和认同行为;但另一方面,其简化认知的作用可能导致用户在公共讨论中采取认知捷径,产生浅层化、低精力的互动模式。从人智交互研究角度,本研究为理解 AI 作为信息辅助工具如何影响多元用户行为提供了视角。

2) 从社交媒体评论互动研究角度,本研究揭示了效率工具对互动结构的潜在影响。以往对社交媒体评论的研究多关注评论的数量^[17]、长度^[30]、情感和 content 特征^[28,29,31-33],而本研究深入互动结构层面,揭示了技术应用可能带来的非对称影响。目前有限的关于评论层级结构的研究主要关注了不同层级评论的差异及其相互影响^[15,17],但算法干预特别是新兴 AI 工具对评论层级的潜在重构作用,仍未被充分探索。本研究的发现表明,AIGS 功能的引入虽然可能促进了整体互动,但却显著降低了需要深度思考的母评论比例,同时增加了更偏向于反应和附和的子评论比例。这一发现为社交媒体和电子口碑研究引入了一个值得警惕的理论视角:追求信息效率的 AI 工具,可能在无意中引导用户走向浅层互动,从而影响评论区的内容生态质量。这提示未来的研究在关注用户是否互动之外,更应深入探究用户如何互动,为理解在线社区讨论质量的演化提供新的分析维度。

3) 从在线内容干预角度,本研究揭示了 AIGS 作为一种特殊的评论类型,如何影响后续用户的内容表达。现有内容干预文献大多聚焦于规范性与说服力干预手段,无论是通过专家或意见领袖的权威性评论来施加社会影响^[18,19]、利用种子评论来设定和引导讨论基调^[20],还是通过虚假评论来操纵群体感知以提高自身竞争力^[22],这些手段的核心逻辑在于凸显或传播特定观点。它们通过作用于用户的社会认知(如从众心理、对权威的信赖),以引导用户的最终判断和观点表达。相比之下,AIGS 不传递预设观点,其作用机制并非社会说服,而是通过降低用户理解原始内容的认知门槛,作用于用户的个体认知过程。这表明,用户

的表达基础不再仅限于对原始内容的理解或是对他人观点的回应,亦可能源于对高度浓缩的摘要信息进行快速处理的结果。

同时,本研究的发现为视频平台、内容创作者及广大用户提供了实践层面的参考:

1) 对平台管理者而言,本研究不仅验证了 AIGS 对提升用户认同行为的积极作用,更通过异质性分析揭示了其在认知成本较高的内容上效果尤为显著.这一发现启示平台应采取更为精细化的运营策略,例如在知识区主动、优先地部署高质量 AIGS,而在娱乐区则将其作为用户可选的辅助功能.本研究亦警示了 AIGS 可能引致互动浅层化的风险,即原创性母评论减少而附和性子评论增多.因此,平台可以考虑加入提醒机制以防用户过度依赖 AIGS 而缺乏自主思考,或者通过优化评论区交互或调整推荐算法,去激励更有深度的原创评论.

2) 对于内容创作者来说,本研究的结论可以解决他们对于 AIGS 可能分流观众注意力的担忧,证明了 AIGS 在特定场景下是一款有效的内容可及性工具,尤其适合知识类和长视频类创作者用来降低用户的理解门槛.但本研究的发现也揭示了一个需要权衡的复杂局面,即 AIGS 可能导致评论区原创性母评论的比例减少.这就要求创作者需要进行战略性思考:是优先利用 AIGS 来降低内容的理解门槛、提升视频的传播效率;还是更侧重于维护一个高质量、充满原创见解的社区讨论氛围.

3) 对于普通视频观看者,本研究的结果也具有一定的参考意义.用户可以有意识地将 AIGS 当作快速了解视频脉络的导航地图,而非完全替代独立观看和思考的工具,这或许有助于用户在享受 AI 带来便利的同时,更好地保持深度参与和

思考的习惯.

本研究也存在若干局限性,这些局限性为未来研究指明了方向:

1) 本研究主要关注了 AIGS 对用户行为层面的影响,但尚未对评论内容本身进行深入的分析.例如,AIGS 的引入究竟使用户的子评论内容更偏向于情感表达还是观点补充?评论中争议性观点的极化程度是否发生变化?AIGS 关注的视频主题和表述风格,是否会带动用户评论的主题和语言风格趋同?未来研究可结合自然语言处理与内容分析方法,进一步挖掘评论文本在情感、语义与语言风格上的变化,以更全面地揭示 AIGS 对公共讨论质量的深层影响.

2) 本研究尚未深入考察不同行为类别之间可能存在的时序或逻辑关系,例如视频认同与评论行为发生的先后顺序及其内在关联.这一局限可能与用户参与动机和决策习惯的高度异质性密切相关.例如,部分内容驱动型用户可能在观看后先产生认同行为,再参与评论互动;而社区驱动型用户则可能优先浏览并参与评论,后续才决定是否进行点赞、投币等认同行为;此外,大量潜水用户通常仅执行认同行为而不参与互动.这些差异化的行为路径在聚合至视频层面后难以识别,可能掩盖了 AIGS 影响机制在不同用户群体中的异质表现.未来研究可利用用户层级的精细行为轨迹数据,以揭示 AIGS 影响的微观机制与群体边界.

3) 本研究主要聚焦于国内单一视频社交媒体平台,研究结论在其他文化背景或不同运营机制的平台(如抖音、YouTube 等)的普适性仍有待验证.未来研究可开展跨文化、跨平台的比较研究,进一步检验本研究结论的边界条件与适用范围.

参 考 文 献:

[1] 黄海军, 华中生, 曾赛星, 等. 数智服务运营管理中的关键科学问题 [J]. 中国科学基金, 2024, 38(6): 1005 - 1017.

Huang Haijun, Hua Zhongsheng, Zeng Saixing, et al. Key scientific issues on the operation management of service digitalization and intelligentization [J]. Bulletin of the National Natural Science Foundation of China, 2024, 38(6): 1005 - 1017. (in Chinese)

- [2] Sparrow B, Liu J, Wegner D M. Google effects on memory: Cognitive consequences of having information at our fingertips [J]. *Science*, 2011, 333(6043): 776–778.
- [3] Bućinca Z, Malaya M B, Gajos K Z. To Trust or to Think: Cognitive Forcing Functions Can Reduce Overreliance on AI in AI-Assisted Decision-Making [C]. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, New York: ACM, 2021: 1–21.
- [4] Doshi A R, Hauser O P. Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content [J]. *Science Advances*, 2024, 10(28): 1–9.
- [5] 计 伟, 戚海峰, 费鸿萍. 智能助手对消费者的推荐说服机制研究——基于社会角色视角 [J]. *南开管理评论*, 2025, 28(3): 40–50, 62.
Ji Wei, Qi Haifeng, Fei Hongping. Research on the recommendation persuasion mechanism of intelligent agents to consumers: Based on the perspective of social roles [J]. *Nankai Business Review*, 2025, 28(3): 40–50, 62. (in Chinese)
- [6] Longoni C, Cian L. Artificial intelligence in utilitarian vs. hedonic contexts: The “word-of-machine” effect [J]. *Journal of Marketing*, 2022, 86(1): 91–108.
- [7] Castelo N, Boegershausen J, Hildebrand C, et al. Understanding and improving consumer reactions to service bots [J]. *Journal of Consumer Research*, 2023, 50(4): 848–863.
- [8] Deng L, Li C, Ye Q. Cool or poor: Assessing the effectiveness of GenAI-powered review summary feature on the OTA platform [J]. *Tourism Management*, 2026, (114): 105388.
- [9] Wang S, Tong J, Dong J Q, et al. When Generative Artificial Intelligence Meets Human Reviews: Effects on Consumer Behavior and Hotel Sales [C]. *Proceedings of the Pacific-Asia Conference on Information Systems*, Kuala Lumpur: AIS, 2025: 1–17.
- [10] Jia M, Zhao Y, Zhang X. Navigating the perceived credibility and adoption of AI-generated review summaries in online shopping: An affordance perspective [J]. *Information Processing & Management*, 2026, 63(2): 104404.
- [11] Risko E F, Gilbert S J. Cognitive offloading [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2016, 20(9): 676–688.
- [12] Gray W D, Sims C R, Fu W T, et al. The soft constraints hypothesis: A rational analysis approach to resource allocation for interactive behavior [J]. *Psychological Review*, 2006, 113(3): 461–482.
- [13] Kool W, McGuire J T, Rosen Z B, et al. Decision making and the avoidance of cognitive demand [J]. *Journal of Experimental Psychology: General*, 2010, 139(4): 665–682.
- [14] Jiang D L, Ye S, Zhao L, et al. Do reductions in search costs for partial information on online platforms lead to better consumer decisions? Evidence of cognitive miser behavior from a natural experiment [J]. *Information Systems Research*, 2025, 36(3): 1780–1798.
- [15] 胡 媛, 廖文涛, 艾欣怡, 等. 突发事件社交媒体用户观点变化研究——基于多层次微博评论视角 [J]. *数字图书馆论坛*, 2024, 20(8): 29–38.
Hu Yuan, Liao Wentao, Ai Xinyi, et al. Changing user perspectives on social media during sudden events: Based on multilevel Weibo comments [J]. *Digital Library Forum*, 2024, 20(8): 29–38. (in Chinese)
- [16] Johnson S L, Faraj S, Kudaravalli S. Emergence of power laws in online communities: The role of social mechanisms and preferential attachment [J]. *MIS Quarterly*, 2014, 38(3): 795–808.
- [17] Cheng X, Hillol B, Yang M. Engaging users on social media business pages: The roles of user comments and firm responses [J]. *MIS Quarterly*, 2024, 48(2): 731–747.
- [18] Deng Y, Zheng J, Khern-Am-Nuai W, et al. More than the quantity: The value of editorial reviews for a user-generated content platform [J]. *Management Science*, 2022, 68(9): 6865–6888.
- [19] Kong D, Xie K, Yang J. Follow my lead? Impacts of multidimensional expert reviews on subsequent consumer ratings [J]. *Production and Operations Management*, 2025, 34(10): 2970–2990.
- [20] Suh K S, Lee S, Suh E K, et al. Online comment moderation policies for deliberative discussion-seed comments and identi-

- fiability [J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2018, 19(3): 182–208.
- [21] Vana P, Lambrecht A. The effect of individual online reviews on purchase likelihood [J]. *Marketing Science*, 2021, 40(4): 708–730.
- [22] Wang L, Luo X, Qiu L, et al. Win by hook or crook? Self-injecting favorable online reviews to fight adjacent rivals [J]. *Information Systems Research*, 2025, 36(3): 1333–1353.
- [23] Hu P J H, Hu H F, Fang X. Examining the mediating roles of cognitive load and performance outcomes in user satisfaction with a website: A field quasi-experiment [J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(3): 975–988.
- [24] Adam M, Lins S, Sunyaev A, et al. The contingent effects of IS certifications on the trustworthiness of websites [J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2024, 25(3): 549–617.
- [25] Deng L Q, Poole M S. Affect in web interfaces: A study of the impacts of web page visual complexity and order [J]. *MIS Quarterly*, 2010, 34(4): 711–730.
- [26] 霍佳乐, 郝辽钢, 彭宇泓, 等. 情感越多越好吗? ——直播商务中主播情感诉求双重影响研究 [J]. *管理工程学报*, 2025, 39(1): 78–94.
- Huo Jiale, Hao Liaogang, Peng Yuhong, et al. The more emotion, the better?: The two-way effects of live streamers' emotion appeal in live streaming commerce [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2025, 39(1): 78–94. (in Chinese)
- [27] Pan Y, Zhang J Q. Born unequal: A study of the helpfulness of user-generated product reviews [J]. *Journal of Retailing*, 2011, 87(4): 598–612.
- [28] Hou J, Liu W, Cao Y, et al. Evaluating service quality of express logistics service based on online reviews using LDA-LSTM [J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2024, 9(3): 308–327.
- [29] Zhang M, Sun L, Li Y, et al. Using supplementary reviews to improve customer requirement identification and product design development [J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2023, 8(4): 584–597.
- [30] 王 欣, 朱 虹, 赵英男, 等. 默认评论对消费者评论数量与评论长度的影响 [J]. *中国管理科学*, 2023, 31(2): 278–286.
- Wang Xin, Zhu Hong, Zhao Yingnan, et al. The impact of default reviews on consumer review volume and review length [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2023, 31(2): 278–286. (in Chinese)
- [31] 何 勇, 陈 静, 李姗姗, 等. 生鲜电商用户在线选择行为研究——考虑评论的影响效用 [J]. *管理科学学报*, 2025, 28(5): 70–83.
- He Yong, Chen Jing, Li Shanshan, et al. Online choice behavior for fresh e-commerce customers: Considering the social influence of reviews [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2025, 28(5): 70–83. (in Chinese)
- [32] 王昊男, 孙 琦, 陈隽旒, 等. 前作电影口碑多样性对续集电影票房的影响——基于电影评论文本分析的实证研究 [J]. *管理科学学报*, 2025, 28(9): 103–118.
- Wang Haonan, Sun Qi, Chen Jueni, et al. The influence of word-of-mouth diversity of original movies on the box office of sequels: An empirical study based on the analysis of movie reviews [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2025, 28(9): 103–118. (in Chinese)
- [33] 于晓宇, 曹 港. 创业失败的印象管理策略与合法性关系研究 [J]. *管理科学学报*, 2025, 28(5): 38–55.
- Yu Xiaoyu, Cao Gang. A study on the relationship between impression management strategies and legitimacy of entrepreneurial failure [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2025, 28(5): 38–55. (in Chinese)
- [34] Omer T C, Shelley M K, Tice F M. Do director networks matter for financial reporting quality? Evidence from audit committee connectedness and restatements [J]. *Management Science*, 2020, 66(8): 3361–3388.
- [35] 靳馥境, 姜富伟, 唐国豪. 优胜劣汰还是逆向选择——基于上市公司质量与股价表现关联的研究 [J]. *管理科学学报*, 2025, 28(2): 154–170.
- Jin Fujing, Jiang Fuwei, Tang Guohao. Survival of the fittest or fattest: The relationship between quality of listed firms and

- performance of stock price [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2025, 28(2): 154–170. (in Chinese)
- [36] Chen X, He W, Tao L, et al. Attention and underreaction-related anomalies [J]. *Management Science*, 2023, 69(1): 636–659.
- [37] 刘春林, 石 睿. 交易所问询是否影响管理层语调? ——基于上市公司年报的文本分析 [J]. *管理科学学报*, 2024, 27(11): 119–135.
- Liu Chunlin, Shi Rui. Do the stock exchange comment letters affect management tone?: Evidence from textual analysis of listed companies' annual reports [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(11): 119–135. (in Chinese)

The multi-dimensional impact of AI-generated summaries on user behavior on video social media platforms: Evidence from a field experiment

TONG Yu^{1, 2}, LI Yi-qing¹, PENG Xi-xian^{1, 3*}

1. School of Management, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;
2. Center for Research on Zhejiang Digital Development and Governance, Hangzhou 310058, China;
3. Neuromanagement Laboratory, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

Abstract: Artificial intelligence (AI) technologies, particularly AI-generated summaries (AIGS), are reshaping user interactions and decision-making processes on digital content consumption platforms by altering the way information is presented and processed. Grounded in the Cognitive Miser Theory, this study conducted a field experiment on a leading Chinese video social media platform to examine the impact of AIGS on user endorsement behaviors (e.g., likes, coin-tipping, and favorites) and commenting behaviors. The results show that AIGS reduces users' cognitive load in watching and comprehending videos, thereby positively influencing both endorsement and commenting engagement. Further analysis reveals that AIGS significantly alters the hierarchical structure of video comments by reducing parent comments and increasing child comments. From a cognitive perspective, this study reveals the double-edged sword effects of AIGS as an information-processing tool, contributing to the theoretical understanding of AI applications and platform governance.

Key words: AI-generated summaries (AIGS); user behavior; digital and intelligent services; platform ecosystem; cognitive load