



# 数字内容营销： 基于用户生成视频的实证研究

龚诗阳<sup>1</sup>, 李倩<sup>2</sup>, 王天然<sup>3</sup>, 汪婉苓<sup>4</sup>

1 北京师范大学经济与工商管理学院, 北京 100875

2 北京外国语大学国际商学院, 北京 100089

3 复旦大学管理学院, 上海 200433

4 上海叠纸互娱网络科技有限公司市场部, 上海 200433

**摘要:** 在数字化时代, 用户生成视频已经逐渐成为一种主流的营销沟通工具, 企业的营销资源也开始逐步向视频内容营销方面倾斜。然而, 学术界对视频内容营销的研究仍处于起步阶段, 尤其是对视频内容营销效果的实证研究还比较欠缺。

以数字内容营销为视角, 实证探讨用户生成视频在电影行业的营销创新。基于哔哩哔哩网站上2017年上映的211部电影的8231条用户生成视频数据建立计量经济模型, 围绕两方面的核心问题开展实证研究。其一, 从宏观层面研究用户生成视频对电影票房的影响; 其二, 从微观层面研究视频的多媒体特征对视频感知质量的影响。

研究表明, ①用户生成视频对电影票房具有显著的正向影响; 相对于用户感知质量较低的视频, 用户感知质量较高的视频对电影票房具有更大的影响; 不同情感倾向和重塑程度的视频也对电影票房存在异质性影响。②用户生成视频的一系列多媒体特征(包括镜头、声音和对话特征)与视频的感知质量相关。在视频的镜头特征方面, 镜头的平均时长、最长镜头与最短镜头的差距这两个特征与视频的感知质量正相关; 在视频的声音特征方面, 声音的平均响度与视频的感知质量正相关, 而响度范围与视频感知质量负相关; 在视频的对话特征方面, 视频中包含镜头的平均台词字数与观众的观看体验负相关。

一方面, 研究证明了用户生成视频对电影票房具有显著的促进作用; 另一方面, 发现了镜头、声音和对话等一系列视频独有的多媒体特征与消费者态度和行为之间的影响关系。丰富了数字内容营销理论, 并且在实践层面为企业如何优化视频类的数字内容营销策略提供建议。

**关键词:** 数字内容营销; 用户生成视频; 多媒体特征; 电影行业; 票房

**中图分类号:** F274

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3969/j.issn.1672-0334.2023.04.001

**文章编号:** 1672-0334(2023)04-0003-14

**收稿日期:** 2022-09-04 **修返日期:** 2023-04-07

**基金项目:** 国家自然科学基金(71972040, 72072014); 北京市社会科学基金规划项目(22GLC064); 中央高校基本科研业务费专项资金(2022NTSS43); 北京外国语大学青年学术创新团队项目(2021JT001); 北京外国语大学“双一流”项目(2022SYLZD001, SYL2020ZX012); 北京外国语大学卓越人才计划项目; 北京师范大学经济与工商管理学院青年拔尖人才计划

**作者简介:** 龚诗阳, 管理学博士, 北京师范大学经济与工商管理学院副教授, 研究方向为数字营销和营销科技等, 代表性学术成果为“Tweeting as a marketing tool: a field experiment in the TV industry”, 发表在2017年第6期《Journal of Marketing Research》, E-mail: [gongshiyang@bnu.edu.cn](mailto:gongshiyang@bnu.edu.cn)

李倩, 管理学博士, 北京外国语大学国际商学院教授, 研究方向为企业管理和组织行为等, 代表性学术成果为“Polluted psyche: is the effect of air pollution on unethical behavior more physiological or psychological?”, 发表在2020年第8期《Psychological Science》, E-mail: [liq@bfsu.edu.cn](mailto:liq@bfsu.edu.cn)

王天然, 复旦大学管理学院博士研究生, 研究方向为数字经济和新媒体营销等, E-mail: [trwang20@fudan.edu.cn](mailto:trwang20@fudan.edu.cn)

汪婉苓, 上海叠纸互娱网络科技有限公司市场部经理, 研究方向为市场营销和消费行为等, E-mail: [wangqin666@gmail.com](mailto:wangqin666@gmail.com)

## 引言

用户深度参与视频内容创作是数字化时代的重要特点之一,随着5G通信技术的进步,视频内容的创作和扩散速度大幅提升,造就了以抖音、哔哩哔哩等为代表的一批全球领先的视频内容平台。在这些平台上,由用户创造并传播的视频内容数量庞大、特征丰富,仅哔哩哔哩视频平台2021年第4季度平均每月的视频作品就超过1 000万个。中国互联网络信息中心发布的互联网调查报告显示,2021年中国网络视频用户规模达9.75亿。

视频内容营销也愈发受到企业营销管理者的重视,越来越多的企业营销资源开始向视频内容平台和视频内容营销方面倾斜。根据调研机构Wyzowl报告,采用视频内容作为营销沟通工具的企业比例从2016年的61%增长到2021年的93%,94%的企业均认为视频内容能够让企业的产品或服务更好地获得用户认可。尽管企业界的实践如火如荼,学术界对视频内容营销的研究仍然处于起步阶段<sup>[1]</sup>,尤其是对视频内容营销的效果知之甚少。

本研究以电影行业的用户生成视频为研究对象,通过实证研究论证用户生成视频对电影票房的影响,从视频的镜头、声音和对话这3类多媒体特征的角度,探索一系列相关变量与视频感知质量之间的关系。

## 1 相关研究评述

电影行业的营销创新研究一直是学术界和企业界关注的焦点。根据统计网站Statista的报告,2021年全球电影行业的营销沟通支出已经达到20.4亿美元。自20世纪80年代以来,一系列实证研究开始探讨电影获得成功的关键因素。早期的研究主要聚焦于分析电影特征和市场特征对电影票房的影响。LITMAN<sup>[2]</sup>认为,电影的制作成本、类型、发行方、上映时间和获奖情况等特征对票房有显著的影响。在后续的研究中,LITMAN et al.<sup>[3]</sup>又发现,电影的原产国、排片场次和市场集中度等特征也对电影票房有重要影响。随后,学者们进一步证实营销支出的重要影响,由此开启了对各种营销沟通方式的热烈探讨<sup>[4]</sup>。

有关电影中明星效应的研究是学者们关注的一个焦点。WALLACE et al.<sup>[5]</sup>发现,电影明星有能力影响电影的票房收益,但不同明星的作用存在较大差异;LIU et al.<sup>[6]</sup>的研究进一步拓展了电影明星的影响范围,认为明星不仅对观众产生影响,也会影响电影投资者、院线和媒体等诸多利益相关者的行为;龚诗阳等<sup>[7]</sup>的研究表明,明星效应也会影响产品的口碑。

另一个受到重点研究的主题是电影评论的影响。早在1977年,BURZYNSKI et al.<sup>[8]</sup>的研究就表明,有关电影的正面和负面评论信息影响个体观看电影的感受。随后,大量研究探讨影评人撰写的批判性评论的影响。AUSTIN<sup>[9]</sup>认为,专业影评可以帮助公众选

择电影,理解电影内容,强化对电影的看法,促进电影传播;ELIASHBERG et al.<sup>[10]</sup>发现,专业影评的主要作用在于预测而非影响电影在未来一段时间的票房收入;BASUROY et al.<sup>[11]</sup>的研究表明,专业影评对电影票房既有预测作用,也存在影响作用。

随着豆瓣网、烂番茄等在线评论社区的普及,更多的研究转为探讨由普通观众生成和发布的用户生成内容的影响<sup>[12]</sup>。HOLBROOK<sup>[13]</sup>认为,专业评论与用户评论强调的标准有很大区别;LIU<sup>[14]</sup>研究雅虎电影网站的用户评论对电影票房的影响,发现评论数量对票房收入有显著的正向影响,评论效价的影响却不显著;DUAN et al.<sup>[15]</sup>的研究表明,评论数量对票房收入有直接的促进作用,并且还受到评论效价和前期票房收入的影响。近期的研究开始分析用户评论中的具体内容(如剧透和情感等)对票房的影响<sup>[16]</sup>。

在内容营销方面,电影行业主要采用的传统方法是预告片。预告片通过包含完整电影中的一些镜头,让观众形成对观看整部电影的情感反应和体验预期<sup>[17]</sup>。有研究表明,预告片对消费者的观影行为和票房收入都有显著的影响<sup>[18]</sup>。BOKSEM et al.<sup>[19]</sup>运用脑电扫描的方法发现,观众在观看预告片时产生的脑神经反应可以有效帮助预测电影票房是否能够成功。从事件营销的角度,孙磊等<sup>[20]</sup>研究同档期竞争电影事件营销对电影票房的影响,发现当电影的事件营销强度与同档期电影最大事件营销强度差距越大,电影票房收入越低。

综上,对已有的主要研究进行分类总结,见表1。在每个研究主题下,本研究选取了国内外学者的代表性研究成果进行简要介绍。在内容营销方面,随着哔哩哔哩和抖音等视频类数字内容平台的迅速发展,由用户主动参与创作的视频内容正在成为主流的内容营销方式<sup>[28]</sup>。本研究试图从两个层面探讨用户生成视频的价值,其一,从电影市场的宏观层面,分析用户生成视频与电影票房之间的关系;其二,从用户感知的微观层面,探索视频的多媒体特征与用户对视频的感知质量的关系。

## 2 理论分析和研究假设

### 2.1 用户生成视频对电影票房的影响

在数字化时代,消费者不再只是企业信息的被动接受者,而是逐渐成为信息内容的主动创造者和传播者。这些由不隶属于企业的消费者产生的信息内容称为用户生成内容<sup>[29]</sup>。随着数字技术和应用的发展,营销学术界对用户生成内容的关注度逐年增加,并且获得了很多有意义的理论和实践启示<sup>[30]</sup>。用户生成内容具有丰富多样的形式,如博客、线上评论、维基百科和图片等<sup>[31]</sup>。本研究主要探讨用户生成视频对电影票房的影响,用户生成视频即用户基于已有的电影相关素材主动生成和传播的视频内容。

与线上评论等其他典型的用户生成内容类似,用户生成视频对消费者行为存在信息性影响。这种信息性影响主要体现为知晓效应和说服效应<sup>[32]</sup>,这两

表1 已有研究汇总  
Table 1 Summary of Current Studies

研究主题	作者	研究内容
电影特征	LITMAN <sup>[2]</sup>	制作成本、类型、发行方、上映时间、获奖情况等对电影票房存在影响
	LITMAN et al. <sup>[3]</sup>	原产国、排片场次、市场集中度等对电影票房存在影响
	侯永等 <sup>[21]</sup>	前作电影的品牌溢出效应对续集电影票房存在影响
	何双男等 <sup>[22]</sup>	电影制作团队的社会资本对电影票房存在影响
	WALLACE et al. <sup>[5]</sup>	明星效应对电影票房的影响存在异质性
	ELBERSE <sup>[23]</sup>	明星加入或退出电影的新闻报道影响预期票房收入
	LIU <sup>[14]</sup>	明星效应对观众、投资者、院线、媒体等利益方的影响
	龚诗阳等 <sup>[7]</sup>	明星效应也会影响产品口碑
电影评论	池建宇 <sup>[24]</sup>	明星导演比明星演员的影响力更强
	AUSTIN <sup>[9]</sup>	专业影评会影响公众的电影选择和电影传播
	ELIASHBERG et al. <sup>[10]</sup>	专业影评对于电影票房具有预测作用
	BASUROY et al. <sup>[11]</sup>	正面和负面的专业影评均对电影票房具有显著影响
	HOLBROOK <sup>[13]</sup>	用户影评与专业影评的差异
	LIU <sup>[14]</sup>	影评数量影响显著,而影评评价影响不显著
	DUAN et al. <sup>[15]</sup>	影评数量对票房有直接影响,影评评价有间接影响
	郝媛媛等 <sup>[17]</sup>	影评中的情感表达和感知有用性的影响
内容营销	严建援等 <sup>[18]</sup>	影评中剧透对票房的影响
	KARRAY et al. <sup>[25]</sup>	预告片对票房有显著影响
	BOKSEM et al. <sup>[19]</sup>	观众在观看预告片时产生的脑神经反馈
	孙春华等 <sup>[26]</sup>	预告片投放策略对票房有显著影响
	孙磊等 <sup>[20]</sup>	同档期竞争电影的事件营销强度
	孙磊等 <sup>[27]</sup>	事件营销强度

种效应通过不同的认知-行为路径对消费者决策产生影响。知晓效应是指用户生成内容通过在消费者之间传递和分享产品相关的信息,使更多潜在消费者知晓该产品,从而促进消费者购买行为。GODES et al.<sup>[33]</sup>的研究发现,线上群组中用户生成内容的传播数量和分散度对电视节目收视率有明显的促进作用;DELLAROCAS et al.<sup>[34]</sup>将用户生成内容加入销量预测模型,发现预测精度显著提升。说服效应是指用户生成内容中通常含有内容创造者对产品的主观态度和评价,能塑造或改变潜在消费者对产品的偏好,从而影响消费者购买行为。20世纪90年代,BANERJEE<sup>[35]</sup>在有关社会互动的经典模型中提出,即使是理性的消费者,也倾向于忽略自己了解的私人信息,而是跟随其他消费者的态度和行为进行决策。由于视频内容的创造者同样也是消费者,很容易被众多潜在消费者当做“自己人”,从而加深了说服的效果。综上,基于信息性的影响机理,本研究认为用户生成视频的数量与电影票房之间存在正相关关系。

因此,本研究提出假设。

H<sub>1</sub> 用户生成视频对电影票房具有正向影响。

作为一种特殊形式的用户生成内容,用户生成视频还可能通过情感性的影响改变观众的态度。相关研究表明,影视类视频吸引观众的关键在于给予观众集中的情绪体验<sup>[36]</sup>。GRODAL<sup>[37]</sup>认为,每种影视类型都有一种原型叙事的特点,其目的是为了引发一种中心情绪。例如,用悲剧引起悲伤情绪,用喜剧引起快乐情绪,用恐怖剧引起恐惧情绪。已有的营销研究运用脑神经科学的方法佐证了影视预告片的情绪反馈对消费者购买意愿的影响<sup>[19]</sup>。对于用户生成视频而言,由于视频创造者本身也是观众的一员,他们更能够从观众的角度感知电影的中心情绪。在视频的创作和传播过程中,创作者有可能增加或放大关键性的内容,从而提高观众对电影类用户生成视频的态度和评价<sup>[38]</sup>。当消费者感知质量高的用户生成视频越多时,电影票房受到的影响可能更加明显。因此,本研究提出假设。



H<sub>2</sub> 视频感知质量高的用户生成视频对电影票房的影响越大。

## 2.2 视频多媒体特征对视频感知质量的影响

已有研究表明,用户生成内容的特征影响其传播度以及消费者对产品的购买意愿<sup>[39]</sup>。作为一种新兴的内容营销工具,视频内容具有镜头和声音等独特的多媒体特征和元素。近年来,一些学者开始尝试挖掘这些非结构化数据在营销领域的应用价值。LIU et al.<sup>[28]</sup>运用理论模型验证了电影预告短片中视频的场景剪辑特征和音量大小特征对消费者观影意愿具有显著的影响,场景剪辑特征包括场景总数、平均长度和最长场景位置,音量大小特征包括总音量和音乐音量;LI et al.<sup>[1]</sup>的研究发现,如果众筹项目的宣传短片色彩变化幅度较大,并且包含了人物或乐器这两种元素,会获得更高的成功率;王霞等<sup>[40]</sup>的研究发现视频弹幕数量和弹幕情感强度均对视频流行度具有显著的正向影响,弹幕数量越多、弹幕情感越强烈,视频的播放量、收藏量和投币量则越高。

本研究进一步参考影视语言和视频挖掘的相关研究分析视频的多媒体特征对消费者行为的影响。影视语言是指影视制作人运用剪辑技术,通过镜头、声音和角色互动等引导观众注意力并传递预期意义的一套准则<sup>[41]</sup>。结合影视语言的定义和已有营销研究中采用的特征变量<sup>[1,28]</sup>,本研究从视频中提取镜头、声音和对话3类多媒体特征。

(1) 镜头被认为是影视作品中观众产生影响的最基本单元<sup>[42]</sup>,视频的创作者可以通过镜头的数量和长度调整镜头剪辑的节奏来改变消费者的观看体验。消费者行为的相关研究表明,节奏过快的消费过程使消费者过快地感受到满足感,从而导致消费的愉悦度下降<sup>[43]</sup>;节奏较慢的消费过程减缓消费者产生满足感的速度,从而带来更加愉悦的体验<sup>[44]</sup>。因此,本研究推断视频中镜头的节奏安排也会产生类似的效应。首先,如果视频中镜头数量安排得过多,就会加快视频的节奏,观众可能来不及消化感知到的内容而迅速产生满足感,从而降低观看视频的体验和对电影的观看意愿;其次,如果视频中镜头的平均长度增加,会总体上放慢视频的节奏,从而提升观众的观看体验;最后,根据影视心理学的相关研究,通常用长镜头叙述影视作品中比较深刻的意义和内容,用短镜头强调事件或人物之间的冲突<sup>[45]</sup>。所以,镜头时长的范围,即最长镜头与最短镜头的时长差距,可能给观众带来更加具有节奏感的体验,从而提升观众对视频的感知质量<sup>[29]</sup>。因此,本研究提出与用户生成视频中镜头特征相关的假设。

H<sub>3a</sub> 用户生成视频中镜头的数量与视频感知质量负相关;

H<sub>3b</sub> 用户生成视频中镜头的平均时长与视频感知质量正相关;

H<sub>3c</sub> 用户生成视频中最长镜头与最短镜头的时长差距与视频感知质量正相关。

(2) 在视频内容特征中,声音也是一个重要的元

素<sup>[46]</sup>。已有研究表明,视频中的声音如果使用得当,可以起到引发观众注意和加强情绪反应的作用,从而塑造观众的感性体验<sup>[47-48]</sup>。因此,本研究推测视频中的声音特征可能影响消费者的态度和行为。首先,作为最为直观的声音测量,视频中声音的响度可能通过提升观众的注意力和情绪,进而提高观众对视频内容的观看体验。但是,如果视频中声音的响度过大,可能给观众带来听觉上的不适。因此,当视频中声音的响度升高至一定水平后,响度的进一步提高可能降低观众的观看体验。其次,视频的响度范围也有可能和消费者观看体验相关。如果在整个视频播放的动态过程中声音的响度范围过大,声音忽大忽小,有可能造成观众听觉上的不适,从而降低观看视频的体验<sup>[49]</sup>。因此,本研究提出与用户生成视频中声音特征相关的假设。

H<sub>4a</sub> 用户生成视频中声音的响度与视频感知质量正相关;

H<sub>4b</sub> 用户生成视频中声音响度的平方项与视频感知质量负相关;

H<sub>4c</sub> 用户生成视频中声音的响度范围与视频感知质量负相关。

(3) 视频中的对话也是一个重要的元素。作为角色之间互动的主要方式,对话可以直接向观众传递视频想要陈述的意义<sup>[50]</sup>。从这个角度出发,视频中如果存在更多的对话,有可能更好地提升观众观看用户生成视频的体验和对影视作品本身的理解。但是,也存在不少相反的观点。首先,由于生活节奏加快,消费者的时间变得碎片化,越来越偏好短视频<sup>[28]</sup>。在短时间的认知过程中,观众很难通过系统性的思考模式处理角色之间的对话来达到对视频的深刻了解。其次,随着信息媒介和渠道的增加,消费者的注意力容易被其他信息内容转移。从消费者知觉的角度,视频中的镜头(影像)和声音线索比对话更能直观和迅速地吸引消费者的注意力<sup>[51]</sup>。综上所述,如果视频中的对话太多,可能在短时间内引发消费者认知资源的衰退,从而削弱影音感官的影响。但是,当视频中的对话减少至一定水平时,如果进一步减少对话,视频则无法通过语言这一重要的要素向观众传递信息,从而降低观众的观看体验。基于上述分析,本研究推断视频中的对话长度与观众的观看体验存在负相关关系,且视频中对话长度的平方项与观众的观看体验存在正相关关系。由于在视频中常用镜头中的台词数量衡量角色的对话,因此,本研究提出假设。

H<sub>5a</sub> 用户生成视频中台词的数量与视频感知质量负相关;

H<sub>5b</sub> 用户生成视频中台词数量的平方项与视频感知质量正相关。

## 3 数据和变量

### 3.1 收集数据

本研究运用R软件的RCurl程序包,从哔哩哔哩

视频网站(bilibili.com)、猫眼电影(maoyan.com)、时光网(mtime.com)和豆瓣网(douban.com)收集实证研究所需的数据。

实证研究的对象为2017年1月1日至12月31日上映的票房规模大于500万元人民币的电影,共计211部。根据互联网电影资料库(Internet Movie Database, IMDb)的分类标准,这些电影覆盖了主流的电影类型,一部电影可能属于多种类型,其中,剧情片占39%,动作片占37%,喜剧片占28%,动画片占17%,爱情片占15%,惊悚片占14%,纪录片占2%。本研究将211部电影以周为时间单位进行整理,时间为上映前一周至上映结束,整理后得到1729个样本,其中有211个样本分布于电影上映前一周,1518个样本分布于电影上映之后的时间段。本研究探讨电影上映之后的样本,不同的电影在上映之后的存续时间不同,最短的时间为4周,最长的时间为9周。对于每一部电影,本研究均收集3个方面的数据:①每周的票房收入和排片场次;②电影特征信息,包括上映时间、上映周数、制作费用、导演、演员、是否为续作、是否采用3D技术等;③网络口碑信息,包括线上评论数量和评论效价。

在2019年2月,本研究从哔哩哔哩视频网站收集用户生成视频数据。哔哩哔哩视频网站是中国最早成立的的视频内容创作和分享网站之一,其官网财报显示,截至2021年第4季度,哔哩哔哩视频网站的月度活跃用户达到2.720亿,每月的视频内容上传量为1088万部,每日的视频播放量超过22亿次。得益于其良好的用户活跃度和广泛的影响力,哔哩哔哩视频网站为本研究用户生成视频提供了理想的数据来源。

为了确保获得完整和准确的视频数据,本研究通过4个步骤对与样本中电影相关的视频进行筛选。①通过模糊查询的方式,使用电影片名在哔哩哔哩网站上搜索与电影片名相同或高度相似的视频内容;②保留视频发布周期在电影上映周期之内(上映前一周至上映结束)的视频;③通过人工复核,删除与电影内容无关的视频;④删除机构用户发布的视频,仅保留普通用户发布的视频。最终,本研究获得8231条视频内容。对于每一个视频,本研究收集以下数据:①视频特征,包括视频名称和发布时间;②发布者特征,包括发布者名称、等级和粉丝数;③消费者观看视频的体验,包括视频的点赞数、投币数和播放量。

### 3.2 研究变量

本研究基于原始数据构建电影层面和视频层面的变量。

(1) 电影层面的变量。本研究采用电影真实的票房收入作为因变量,采用电影的用户生成视频数量作为自变量。为了控制其他可能影响电影票房的因素,本研究还考虑了一系列控制变量。①控制电影排片数,即电影在院线上映期间排片的总体数量。②控制电影的口碑效应,根据线上消费者评论信息,

计算电影每周的评论数量、评论效价和评分差异。计算评分差异的方法为该电影在该周获得的所有评分的方差<sup>[52]</sup>。③控制电影的明星效应,本研究查询了每部电影的导演以及前5位主演的历史获奖信息,例如,导演徐克共获奖9次,包括香港电影金像奖、中国电影金鸡奖和大众电影百花奖等。④控制电影讨论热度,即电影在市场上的热度,从百度上收集每部电影上映后各周的百度搜索指数,用以测量电影讨论热度,该指标是每一部电影在百度上搜索量的客观反映。⑤还控制了电影的制作费用、电影是否为续集、是否采用3D技术、上映时间是否包含法定节假日。变量定义见表2。

表2同时给出电影层面变量的描述性统计结果。在因变量方面,电影的每周平均票房收入为3617万元人民币。在自变量方面,对于样本中的电影,哔哩哔哩网站上平均每周会产生4.670个与电影内容相关的用户生成视频。在控制变量方面,对于电影的口碑效应,评论数量的均值为102.533,评论效价的均值为3.462,评分差异的均值为1.007。对于电影的明星效应,平均而言,导演获奖次数为1.232次,主演获奖次数为5.462次。对于电影在市场上的热度,百度搜索指数的均值为23389。

(2) 视频层面的变量。本研究采用视频感知质量作为因变量。根据哔哩哔哩网站的官方解释以及ZHANG et al.<sup>[53]</sup>的相关研究,点赞和投币是哔哩哔哩网站中最主要的反映观众观看视频体验的两种指标,用户可以通过点赞和投币的方式表达对视频的喜爱,故本研究采用用户生成视频的点赞总数量和投币总数量测量视频感知质量。本研究从视频中的镜头、声音和对话3类多媒体特征方面构建自变量。首先,对于视频中的镜头,本研究采用Python的pySceneDetect程序包识别视频中每一个镜头的起始时间和结束时间,并将每一个视频切割为以镜头为单位的子视频。在此基础上,构建3个与镜头相关的特征变量:①镜头数量;②镜头平均时长,以秒为单位;③镜头时长差距,即视频中最长镜头与最短镜头在时长上的差距,以秒为单位。其次,对于视频中的声音,本研究使用Adobe Audition CC软件中的响度探测计功能测量视频的声音响度,构建两个与声音相关的特征变量:①声音响度,即视频的平均响度;②声音响度范围,即最大瞬时响度与最小瞬时响度之差。响度的单位采用国际通用的K计权响度。最后,对于视频中的对话,采用台词数量进行测量。本研究先使用Adobe Audition CC软件提取视频中每个镜头的台词音频,再使用语音转文字助手软件将台词音频转化成文字,计算每个镜头的台词字数。同样地,本研究也考虑一系列可能影响用户对视频感知质量的控制变量,包括视频播放量、视频上传者粉丝数、视频播放时长、视频上传年份、视频上传月份和视频上传时段。变量定义见表3。由于计算量的限制,本研究难以对全部8231条视频的多媒体内容进行提取。因此,本研究在211部电影中随机抽取20部电

表2 电影层面变量的描述性统计结果  
Table 2 Results for Descriptive Statistics of Film-level Variables

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义	数据来源	均值	标准差	最小值	最大值
因变量	电影票房/万元	Rev	电影在院线上映期间所获得的票房收入	猫眼电影	3 617	13 692	0	199 533
自变量	用户生成视频	Vid	用户基于电影相关素材主动生成的视频的数量	哔哩哔哩	4.670	10.946	0	139
控制变量	电影排片数	Scr	电影在院线上映期间被安排播放的总次数	猫眼电影	58 713	139 764	1	1 025 000
	电影评论数量	Vol	观众线上发布的对电影的评论数量	豆瓣网	102.533	386.918	0	5 453
	电影评论均价	Val	观众线上发布的对电影的评分	豆瓣网	3.462	0.780	1	5
	电影评分差异	Var	观众线上发布的对电影评分的方差	豆瓣网	1.007	0.279	0	2.049
	导演获奖次数	Dir	电影导演的历史获奖次数	时光网	1.232	3.047	0	29
	主演获奖次数	Act	电影主演的历史获奖次数	时光网	5.462	7.912	0	43
	电影讨论热度	Bai	电影的百度搜索指数	百度	23 389	66 447	0	1 422 751
	电影制作费用/亿元	Bud	电影的制作费用	猫眼电影	2.675	3.979	0.020	21
	电影是否为续集	Seq	电影为续集取值为1, 否则取值为0	猫眼电影	0.204	0.403	0	1
	电影是否采用3D技术	3D	电影采用3D技术取值为1, 否则取值为0	猫眼电影	0.394	0.489	0	1
上映时间是否包含法定节假日	Hol	上映时间包含中国法定节假日取值为1, 否则取值为0	猫眼电影	0.189	0.391	0	1	

注: 样本量为1 518。

影, 约占总样本的10%, 以这20部电影对应的455条视频为样本进行后续分析。为了确保抽取样本的代表性, 在抽取过程中, 本研究按照电影票房的四分之一分位数对所有样本进行4等分, 然后在这4个区间内各随机抽取5部电影样本, 抽取的样本在电影票房和排片场次等方面与全部样本无显著差异。表3为视频层面变量的描述性统计结果。在因变量方面, 每个用户生成视频平均被点赞89.802次, 同时平均获得93.596个投币, 这反映了用户对视频内容的喜爱和支持。在自变量方面, 关于视频镜头, 用户生成视频平均包含91.844个镜头, 每个镜头的平均持续时间为8.313秒, 最长镜头与最短镜头之间的时长差距为31.733秒。这些数据表明, 平均而言, 视频创作者在视频剪辑过程中较为注重镜头多样性和节奏感的呈现。在视频响度方面, 声音的平均响度为-15.643, 这意味着视频中的声音整体较为安静柔和, 响度较低; 响度变化范围的平均值为7.570, 表明视频中的声音具有一致性, 不会出现明显的响度差异。此外, 每个镜头的平均台词数量为26.385个字, 表明视频中的台词内容较为丰富, 可能包括大量的口头表达和对话。在控制变量方面, 控制了一系列可能影响视频感知质量的视频特征变量, 视频播放量平均为27.025千次, 视频上传者粉丝数平均为89.999千

人, 视频播放时长平均为2.543百秒。另外, 还控制了视频上传的具体年份、月份和时段。

图1初步展示了电影票房与用户生成视频之间的关系。电影票房和用户生成视频的数量均是在电影上映的第一周达到最大值, 随着时间的推移而下降, 两者在图形上呈现出非常一致的变化趋势。这一结果说明, 电影票房与用户生成视频之间存在较

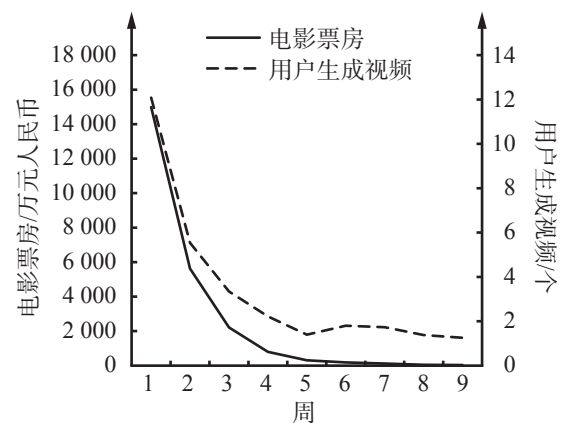


图1 用户生成视频与电影票房的关系  
Figure 1 Relationship between User-generated Videos and Movie Box Office



表3 视频层面变量的描述性统计结果  
Table 3 Results for Descriptive Statistics of Video-level Variables

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义	均值	标准差	最小值	最大值
因变量	视频感知质量	Lik 2	视频的观众点赞数量	89.802	501.828	0	6 486
		Coi 2	视频的观众投币数量	93.596	427.558	0	5 587
自变量	镜头数量	Snu	视频中的镜头数量	91.844	81.394	1	799
	镜头平均时长/秒	Sle	视频中镜头的平均时长	8.313	32.574	0.040	512.100
	镜头时长差距/秒	Sra	视频中最长镜头与最短镜头的时长差距	31.733	69.414	0	921.400
	声音响度	Lou	视频中声音的平均响度(LKFS,以0为基准)	-15.643	5.201	-51.700	-4.700
	声音响度范围	Lra	视频中声音的响度范围	7.570	4.065	1	23.600
	台词数量	Spo	视频中每个镜头的平均台词数量	26.385	116.397	0.066	1 871
	控制变量	视频播放量/千次	Vie	视频的播放数量	27.025	88.417	0.028
视频上传者粉丝数/千人		Fol	视频上传者的粉丝数量	89.999	355.780	0.002	3 302
视频播放时长/百秒		Run	视频的播放时长	2.543	1.871	0.080	15.350
视频上传年份		Yea	2018年取值为1,2017年取值为0	0.011	0.104	0	1
视频上传月份		Mon	1月~12月	8.345	3.236	1	12
视频上传时段		Hou	0点~23点	14.040	6.332	0	23

注:样本量为455。

高程度的相关性。

### 3.3 构建模型

为了检验用户生成视频与电影票房的关系,本研究构建线性回归模型为

$$\ln Rev_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln Vid_{i,t-1} + \alpha_2 \ln Scr_{i,t} + \alpha_3 \ln Vol_{i,t-1} + \alpha_4 \ln Val_{i,t-1} + \alpha_5 \ln Var_{i,t-1} + \alpha_6 \ln Dir_i + \alpha_7 \ln Act_i + \alpha_8 \ln Bai_{i,t} + \alpha_9 \ln Bud_i + \alpha_{10} Seq_i + \alpha_{11} 3Di + \alpha_{12} Hol_t + \alpha_{13-18} Gen_i + \alpha_{19-26} Wee_i + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$\ln Rev_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \ln Vhi_{i,t-1} + \beta_2 \ln Vlo_{i,t-1} + \beta_3 \ln Scr_{i,t} + \beta_4 \ln Vol_{i,t-1} + \beta_5 \ln Val_{i,t-1} + \beta_6 \ln Var_{i,t-1} + \beta_7 \ln Dir_i + \beta_8 \ln Act_i + \beta_9 \ln Bai_{i,t} + \beta_{10} \ln Bud_i + \beta_{11} Seq_i + \beta_{12} 3Di + \beta_{13} Hol_t + \beta_{14-19} Gen_i + \beta_{20-27} Wee_i + \mu_{i,t} \quad (2)$$

其中,  $i$  为电影编号,  $t$  为周;  $Vhi$  为感知质量高的视频;  $Vlo$  为感知质量低的视频;  $Gen_i$  为电影类型的向量, 有7种电影类型, 本研究以剧情片为基准, 回归中有6个电影类型的哑变量, 分别为动作片、喜剧片、动画片、爱情片、惊悚片和纪录片;  $Wee_i$  为上映周的向量, 电影的最长存续周为9周, 本研究以第1周为基准, 回归中有8个哑变量, 分别为第2周~第9周;  $\alpha_0$  和  $\beta_0$  为常数项;  $\alpha_1 \sim \alpha_{26}$ 、 $\beta_1 \sim \beta_{27}$  为回归参数;  $\varepsilon$  和  $\mu$  为残差项。考虑到用户生成视频对电影票房影响的滞后性, 采用滞后1周的用户生成视频数量。借鉴已有

研究的做法, 电影的评论数量、评论效价和评分差异也采用滞后1周的数据。为进一步检验  $H_2$ , 本研究分别以视频的点赞数量和投币数量的中位数作为标准, 将用户生成视频分为用户感知质量高的视频和用户感知质量低的视频, 以比较不同感知质量的视频对电影票房的影响。

本研究对于所有呈现出倾斜分布的变量均进行对数变换<sup>[14]</sup>。对数变换的主要作用在于可以帮助稳定方差, 使倾斜分布尽可能更加接近正态分布。此外, 对数变换还可以将潜在的非线性关系转换为线性关系, 并且控制数据中极端值的影响, 使回归分析的结果更加稳健。对因变量和自变量进行双对数变换后, 回归系数的结果可解释为弹性, 即自变量变化率对因变量变化率的影响<sup>[54]</sup>。

## 4 实证分析和结果

### 4.1 用户生成视频对电影票房的影响

#### 4.1.1 回归结果

本研究采用普通最小二乘估计, 表4给出用户生成视频对电影票房的回归结果。(1)列为采用(1)式进行回归的结果, 用户生成视频的回归系数为0.159,  $p < 0.010$ , 表明用户生成视频的数量每增加1%, 电影票房收入将增加0.159%。 $H_1$ 得到验证, 即用户生成视频对电影票房具有显著的正向影响。在控制变量方面, 排片场次对电影票房有非常显著的正向影响, 回归系数为0.897,  $p < 0.010$ ; 评论效价的回归系数为

表4 用户生成视频对电影票房的回归结果

Table 4 Regression Results for User-generated Videos on Movie Box Office

变量	lnRev <sub>i,t</sub>		
	(1)	(2)	(3)
lnVid <sub>i,t-1</sub>	0.159*** (0.045)		
lnVhi <sub>i,t-1</sub> (点赞数量)		0.162*** (0.047)	
lnVlo <sub>i,t-1</sub> (点赞数量)		0.102** (0.046)	
lnVhi <sub>i,t-1</sub> (投币数量)			0.151*** (0.050)
lnVlo <sub>i,t-1</sub> (投币数量)			0.134*** (0.044)
lnScr <sub>i,t</sub>	0.897*** (0.028)	0.892*** (0.028)	0.890*** (0.028)
lnVol <sub>i,t-1</sub>	0.024 (0.039)	0.017 (0.039)	0.015 (0.039)
lnVal <sub>i,t-1</sub>	0.752*** (0.229)	0.758*** (0.228)	0.764*** (0.228)
lnVar <sub>i,t-1</sub>	0.373 (0.279)	0.369 (0.298)	0.367 (0.297)
lnDir <sub>i</sub>	0.059 (0.041)	0.066 (0.040)	0.064 (0.040)
lnAct <sub>i</sub>	0.020 (0.038)	0.022 (0.038)	0.021 (0.038)
lnBai <sub>i,t</sub>	-0.034 (0.036)	-0.034 (0.036)	-0.037 (0.036)
lnBud <sub>i</sub>	-0.079 (0.067)	-0.090 (0.066)	-0.095 (0.067)
Seq <sub>i</sub>	0.119 (0.076)	0.124* (0.074)	0.122 (0.074)
3D <sub>i</sub>	0.303*** (0.114)	0.304*** (0.112)	0.306*** (0.114)
Hol <sub>t</sub>	0.037 (0.094)	0.046 (0.095)	0.051 (0.095)
Gen	是	是	是
Wee	是	是	是
常数项	-3.891*** (0.319)	-3.837*** (0.319)	-3.809*** (0.321)
样本量	1 518	1 518	1 518
R <sup>2</sup>	0.924	0.925	0.925

注：括号内的数据为稳健标准误，\*\*\*为 $p < 0.010$ ，\*\*为 $p < 0.050$ ，\*为 $p < 0.100$ ，下同。

0.752,  $p < 0.010$ , 说明影片评价的好坏对消费者的决策有明显的影响; 电影是否采用3D技术的回归系数

为0.303,  $p < 0.010$ , 说明采用3D技术的电影能够获得更高的票房。

(2)列和(3)列为采用(2)式进行回归的结果, 视频感知质量高和低的两类视频对电影票房均有显著的正向影响, 并且无论是以点赞数量还是投币数量为划分标准, 视频感知质量越高的视频对电影票房的影响越大。以(2)列为例, 视频感知质量高的视频每增加1%, 电影票房将增加0.162%; 视频感知质量较低的视频每增加1%, 电影票房增加的幅度为0.102%, 约为前者的2/3。F检验的结果表明, 两者系数的差异显著,  $F = 11.270, p < 0.001$ 。因此,  $H_2$ 得到验证, 即消费者感知质量越高的用户生成视频对电影票房的影响越大。

#### 4.1.2 异质性分析

为了进一步验证研究结果, 本研究进行不同类别视频的异质性分析。本研究按照情感倾向和重塑程度两个典型特征对用户生成视频进行分类, 情感倾向是指视频内容中包含的基于情感而产生的态度、想法或评价。通常, 情感倾向可以划分为正面、中性和负面3个维度<sup>[55]</sup>。重塑程度是一个相对新兴的概念。NAIR et al.<sup>[56]</sup>将重塑广泛地定义为在已有的原材料基础上进一步建立的创新事物。用户生成视频可以视为视频制作者在已有的电影素材基础上创作出的新视频内容<sup>[57]</sup>。

首先, 本研究对视频的情感倾向进行分类。具体的分类标准为: 如果视频内容主要带有正面或负面的情感态度、想法或评价, 则归类为正面情感倾向的视频(Vpo)或负面情感倾向的视频(Vneg); 如果视频未体现明确的情感态度、想法或评价, 或者正负面两种态度或评价的比例相当, 则归类为中性情感倾向的视频(Vne)。本研究邀请两位研究助理参与视频分类, 他们在观看视频后, 先独立地对每一部视频进行评判和划分, 然后又对不一致的视频划分结果进行讨论, 并最终达成一致。

其次, 本研究对视频的重塑程度进行分类。本研究参考哔哩哔哩网站上的视频分类标签, 结合视频的具体内容进行划分。所有视频按照重塑程度划分为低、中、高3类, 低重塑程度的视频主要为电影的预告片、花絮彩蛋、资讯报导和主题曲, 这类视频主要来源于对原有电影素材的搬运或简单的剪辑, 属于重塑程度较低的视频(Vrl); 中重塑程度的视频主要包括电影评论和剧透解说, 这类视频在原有电影素材的基础上加入了制作者对电影一定量的再创作, 如声音或文字的旁白等, 属于重塑程度中等的视频(Vrm); 高重塑程度的视频主要包括电影的鬼畜恶搞、混剪视频和同人作品, 这类视频在原有电影素材的基础上进行大量再创作, 创作后的视频与原有的电影素材有很大区别, 属于重塑程度较高的视频(Vrh)。同样, 两位研究助理按照这一标准独立地对视频进行划分, 以保证研究结果的可靠性。

在按照以上标准完成视频的分类之后, 本研究运用新的分类变量采用(1)式进行回归, 对于每一种分



类标准, 首先将代表不同类别的变量单独进行回归, 随后再将它们统一加入回归模型中。本研究采用普通最小二乘估计, 表5给出按照情感倾向和重塑程度两种标准进行回归的结果。

由表5可知, 情感倾向为正面和中性的用户生成视频与电影票房具有显著的正向关系, 情感倾向为负面的用户生成视频与电影票房的关系不显著, 说明带有正面和中性情感的视频对电影票房有一定促进作用, 带有负面情感的视频可能由于数量和关注度较少, 对票房产生的负面作用并不明显。重塑程度较低或适中的视频均与电影票房显著正相关, 重塑程度较高的视频与票房收入的关系不显著。可能的解释是, 重塑程度较低或适中的视频数量多受众广, 因而对票房的影响比较明显; 重塑程度较高的视频由于制作难度大, 所以数量较少, 对大众消费者行为的影响不明显。

4.1.3 内生性问题讨论

在本研究中引发内生性问题的潜在原因有两点。第1个原因是遗漏变量, 即如果存在难以观测的变量在回归分析中被遗漏, 且该变量与其他自变量相关, 则自变量与残差项的无关性假定就不再成立, 导致最小二乘法的估计结果产生偏误。周静等<sup>[58]</sup>发现遗漏变量在很大程度上影响音乐文件的网络下载量与专辑销量之间关系的估计结果。在本研究中, 电影的质量或受欢迎程度等内在特征难以观测, 但又很可能与电影票房和用户生成视频均存在相关关系, 从而导致内生性问题。第2个原因源于同期性, 即在用户生成视频对电影票房产生影响的同时, 电影票房也有可能影响用户生成视频。试想, 电影上映早期如果获得优异的票房收入, 很可能吸引更多用户创作视频, 进一步吸引更多受众去观看电影; 反之, 如果早期的用户生成视频获得了广泛关注, 可能会吸引更多的观众去观看电影, 并进一步产生更多的用户生成视频。类似的问题在相关营销研究中非常普遍, PAPIES et al.<sup>[55]</sup>研究音乐专辑销量与音乐会门

票销量之间的相互影响。在本研究中, 电影票房与用户生成视频也可能存在这样的相互影响, 这将导致残差项的均值不为零, 自变量与因变量之间的关系呈现出螺旋式上升或下降的情况, 从而使自变量的系数估计值产生偏误。

本研究采取4种方法减弱内生性的潜在影响。①在所有回归分析中纳入电影类型的固定效应。在一定程度上, 固定效应控制了因未观测到的电影内在特征而引发的内生性<sup>[59-60]</sup>。②在回归分析中加入百度搜索指数, 用于控制其他未观测到的需求端的冲击<sup>[61]</sup>。③在回归中采用自变量的滞后项进行分析, 这在一定程度上削弱了用户生成视频与电影票房的同期性效应。④在异质性分析中, 本研究发现不同感知质量、情感倾向和重塑程度的视频对电影票房的影响存在统计上的显著差异, 这意味着用户生成视频与电影票房之间在一定程度上存在因果关系, 而非简单的相关关系。因此, 尽管无法完全解决内生性问题, 以上的各项措施减轻了内生性在本研究中存在根本性影响的担忧。

4.2 视频多媒体特征对视频感知质量的影响

上述研究结果表明, 用户生成视频对电影票房有显著的正向影响, 并且与观众感知质量较低的视频相比, 观众感知质量较高的视频对电影票房的影响更大。

本研究进一步分析视频多媒体特征与视频感知质量的关系, 探究哪些因素影响消费者对视频的感知质量。由于采用点赞数量和投币数量测量的视频感知质量为非负整数, 所以本研究采用计数模型估计多媒体特征的影响。本研究假设因变量的期望满足标准的指数形式, 即

$$E \left[ \begin{matrix} Lik_{i,j} \\ Coi_{i,j} \end{matrix} \right] = utility = \exp(x_j \lambda) \tag{3}$$

其中,  $j$  为视频编号,  $x_j$  为所有变量,  $\lambda$  为参数项。

在本研究的样本中, 因变量存在过度分散的特征, 本研究采用负二项回归模型进行回归分析。具体模

表5 异质性分析结果  
Table 5 Results for Heterogeneity Analysis

变量	lnRev <sub>i,t</sub>				变量	lnRev <sub>i,t</sub>			
	(1)	(2)	(3)	(4)		(5)	(6)	(7)	(8)
lnVpo <sub>i,t-1</sub>	0.279*** (0.078)			0.176** (0.077)	lnVrl <sub>i,t-1</sub>	0.264*** (0.044)			0.257*** (0.048)
lnVne <sub>i,t-1</sub>		0.185*** (0.044)		0.161*** (0.045)	lnVrm <sub>i,t-1</sub>		0.173*** (0.049)		0.071*** (0.036)
lnVneg <sub>i,t-1</sub>			0.091 (0.113)	-0.025 (0.108)	lnVrh <sub>i,t-1</sub>			0.108 (0.070)	-0.064 (0.071)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制变量	控制	控制	控制	控制
样本量	1 518	1 518	1 518	1 518	样本量	1 518	1 518	1 518	1 518
R <sup>2</sup>	0.924	0.925	0.923	0.925	R <sup>2</sup>	0.926	0.924	0.923	0.926

型为

$$E \begin{bmatrix} Lik_{i,j} \\ Coi_{i,j} \end{bmatrix} = \mu = \exp(\lambda_0 + \lambda_1 Snu_{i,j} + \lambda_2 Sle_{i,j} + \lambda_3 Sra_{i,j} + \lambda_4 Lou_{i,j} + \lambda_5 Lou_{i,j}^2 + \lambda_6 Lra_{i,j} + \lambda_7 Spo_{i,j} + \lambda_8 Spo_{i,j}^2 + \eta X_{i,j} + \phi Tim_{i,j} + \psi Mov_i + \epsilon_{i,j}) \quad (4)$$

其中,  $X_{i,j}$ 为包含一系列与视频相关的控制变量向量, 包括用以控制视频受欢迎程度<sup>[2]</sup>的视频播放量、用以控制视频创作者影响力的视频上传者粉丝数、用以控制潜在多项式关系的视频播放时长的一次项和二次项;  $Tim_{i,j}$ 为时间效应向量, 包括  $Yea$ 、 $Mon$  和  $Hou$ , 用以控制视频上传的年份、月份和日内时段的潜在影响;  $Mov_i$ 为电影的固定效应向量;  $\lambda_0$ 为常数项;  $\lambda_1 \sim \lambda_8$ 、 $\eta$ 、 $\phi$ 、 $\psi$ 均为回归系数;  $\epsilon$ 为残差项。等号左边的两个因变量测量用户观看视频的体验, 等号右边为一系列视频的多媒体特征变量和控制变量。

表6给出采用(4)式进行最大似然估计的结果, (1)列和(2)列的因变量为采用点赞数量测量的视频感知质量, (3)列和(4)列的因变量为采用投币数量测量的视频感知质量。

对于一系列视频多媒体特征变量, 视频感知质量的回归结果均体现出较强的一致性。以表6的(4)列为例, 首先, 视频中镜头数量的回归系数为0.0003, 不显著, 说明视频包含的镜头数量的多少并不会影响视频感知质量。视频中镜头平均时长的回归系数为0.013,  $p < 0.010$ ; 最长镜头与最短镜头的时长差距的回归系数为0.003,  $p < 0.050$ 。说明采用长镜头的视频比采用短镜头的视频更受观众喜爱。并且, 镜头长短需要有一定交叉变化, 观众观看长短镜头相结合的视频体验更好。因此,  $H_{3a}$ 没有得到验证,  $H_{3b}$ 和 $H_{3c}$ 得到验证。

其次, 视频中声音响度的一次项回归系数为0.043,  $p < 0.050$ , 说明视频中包含音频的平均响度与用户感知质量显著正相关; 但二次项的回归系数为0.0003, 不显著, 说明声音响度与用户感知质量之间并不存在非线性关系。这可能是由于视频的作者在发布视频之前会检查视频的声音响度大小, 以保证其在合理的范围之内。视频中声音响度范围的回归系数为-0.055,  $p < 0.010$ , 说明声音响度范围越小, 用户感知质量越高。因此,  $H_{4a}$ 和 $H_{4c}$ 得到验证,  $H_{4b}$ 没有得到验证。

最后, 视频中镜头的台词数量的一次项回归系数为-0.004,  $p < 0.050$ , 说明镜头中的台词越少, 用户感知质量越好。但二次项的回归系数为-0.053, 不显著, 说明台词数量与用户感知质量之间不存在非线性关系。因此,  $H_{5a}$ 得到验证,  $H_{5b}$ 没有得到验证。

控制变量的回归结果表明, 视频播放量、视频上传者粉丝数和视频播放时长的一次项与用户感知质量显著正相关, 视频播放时长二次项的回归系数显著为负, 说明视频播放时长与用户感知质量之间呈先增后减的倒U形关系。

表6 视频多媒体特征对用户感知质量的影响

Table 6 Effect of Video Multimedia Features on User's Perceived Quality

变量	$Lik_{i,j}$		$Coi_{i,j}$	
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Snu_{i,j}$	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.0005 (0.002)	0.0003 (0.002)
$Sle_{i,j}$	0.011*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.013*** (0.003)	0.013*** (0.003)
$Sra_{i,j}$	0.002* (0.001)	0.002* (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)
$Lou_{i,j}$	0.029** (0.012)	0.023* (0.014)	0.038*** (0.014)	0.043** (0.018)
$Lou_{i,j}^2$		-0.001 (0.001)		0.0003 (0.001)
$Lra_{i,j}$	-0.016 (0.018)	-0.018 (0.018)	-0.057*** (0.018)	-0.055*** (0.018)
$Spo_{i,j}$	-0.004*** (0.001)	-0.004*** (0.002)	-0.005*** (0.001)	-0.004** (0.002)
$Spo_{i,j}^2$		0.013 (0.061)		-0.053 (0.071)
$Vie_{i,j}$	0.013*** (0.003)	0.013*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)
$Fol_{i,j}$	0.001** (0.0004)	0.001** (0.0004)	0.001** (0.0004)	0.001** (0.0004)
$Run_{i,j}$	0.305*** (0.080)	0.301*** (0.081)	0.356*** (0.080)	0.354*** (0.081)
$Run_{i,j}^2$	-0.022*** (0.007)	-0.021*** (0.007)	-0.027*** (0.009)	-0.027*** (0.009)
$Mov_i$ 哑变量	控制	控制	控制	控制
$Yea_{i,j}$ 哑变量	控制	控制	控制	控制
$Mon_{i,j}$ 哑变量	控制	控制	控制	控制
$Hou_{i,j}$ 哑变量	控制	控制	控制	控制
常数项	1.503*** (0.548)	1.442*** (0.554)	2.691*** (0.463)	2.765*** (0.473)
样本量	455	455	455	455
$R^2$	0.147	0.147	0.119	0.119

## 5 结论

### 5.1 研究结果

用户生成视频正逐渐成为一种主流的内容营销工具, 本研究以电影行业为研究对象, 采用从哔哩哔哩和猫眼电影等多个网站获取的客观数据, 通过实证分析探讨用户生成视频在内容营销方面的价值, 得到以下研究结果。

一方面, 本研究分析用户生成视频对电影票房的

影响。总体样本的回归结果表明,用户生成视频对电影票房具有显著的正向影响,在考虑内生性问题后两者的影响关系依然稳健。异质性分析结果进一步表明,与观众感知质量较低的视频相比,观众感知质量较高的视频对电影票房具有更大的影响;不同情感倾向和重塑程度的用户生成视频也对电影票房存在异质性影响。

另一方面,鉴于不同感知质量的视频对电影票房的影响有显著差异,本研究进一步分析视频的多媒体特征与用户感知质量的关系。首先,在视频的镜头特征方面,本研究发现镜头的平均时长、最长镜头与最短镜头的时长差距这两个特征对观众的观看体验有显著的正向影响,视频中的镜头数量对观众的观看体验没有显著影响。其次,在视频的声音特征方面,本研究发现声音的平均响度对观众的观看体验有显著的正向影响,声音响度范围对观众的观看体验有显著的负向影响。最后,在视频的对话特征方面,视频中镜头包含的台词数量对观众的观看体验有显著的负向影响。

## 5.2 理论贡献

(1) 数字化内容营销作为一种新兴的营销趋势,近年来愈发受到营销学术界的关注。然而,已有的理论和实证研究大量集中于分析文本类用户生成内容<sup>[35]</sup>。本研究以视频内容为研究对象,探讨用户生成视频的营销潜力,丰富了数字化内容营销理论。

(2) 本研究发现用户生成视频作为一种新形式的用户生成内容,具有文本类用户生成内容不具备的特点。已有研究表明,视频内容比单纯的文字内容包含更丰富的多媒体特征<sup>[1,33]</sup>。本研究证实镜头、声音、台词等一系列视频独有的多媒体特征与消费者的态度和行为之间也存在显著的相关关系。

(3) 在数字化时代,由于消费者的行为习惯发生了较大变化,对于电影等体验型产品,传统营销沟通方式的有效性正在下降。本研究通过实证分析,在控制传统营销沟通方式的基础上,证明用户生成视频对电影票房有显著的促进作用。本研究的实证结果补充了数字化时代下体验型产品的营销沟通理论。

(4) 非结构化数据的营销应用是营销领域的前沿范畴<sup>[6]</sup>。由于用户生成视频中包含了大量非结构化、高频的多媒体数据,难以用常规的研究方法进行处理和分析。本研究应用多种软件和方法,将视频中包含的数据信息分解为镜头、声音和台词3类,将非结构化的视频数据转化为结构化的数据进行实证分析,为视频数据在营销领域的后续应用提供了一定的参考价值。

## 5.3 管理启示

(1) 用户生成视频具有创作门槛低、社交性和互动性强、便于平台传播等特点,是数字经济时代一种极具活力的内容营销新形式。本研究以电影行业为例的实证结果表明,用户生成视频对电影票房有显著的正向影响。因此,从平台和企业的角度,应鼓励

更多的用户参与视频内容的二次创作和传播。自2022年3月以来,抖音与搜狐和爱奇艺等平台相继就视频内容的二次创作达成正式合作,在二次创作的授权和推广方面展开一系列的合作。该举措有助于促进公众多元化表达和文化繁荣,也对平台和企业更好地运用视频内容进行营销沟通创新具有重要作用。

(2) 由于用户生成视频数量庞大、质量参差不齐,可以采用多维度的用户感知质量指标进行分类管理。本研究发现,能获得观众点赞数量和高投币数量的视频对电影票房的影响更大。因此,平台和企业应该基于这些指标鼓励用户创作更多高感知质量的视频。此外,鼓励用户创作更多具有正面和中性情感情倾向,以及具有低等和中等重塑程度的视频也会对促进电影票房的增长有所帮助。

(3) 以提升视频感知质量为目的,用户在视频创作的过程中应充分考虑视频的各种多媒体特征,如镜头、声音和对话等。本研究发现,视频的时长、镜头、声音和对话特征均对观众的观看体验产生显著影响。因此,在创作视频的过程中,可以参考如下标准:①视频的时长应适中,不宜过短或过长;②增加长镜头的运用,进行叙事型演绎,同时穿插短镜头强调情绪和冲突;③提高声音的平均响度,但应该控制在较稳定的范围内;④减少视频中对话和台词的数量。这些标准不仅可以运用于电影产品,也可以运用于其他相关的体验型数字化产品的视频内容创作和营销过程。

(4) 从政策制定者的角度,应该进一步加强视听产业版权保护意识的普及,建立和健全视听产业版权法律法规体系,提高技术手段,加强对视听内容的监测和保护,以促进数字文化产业的健康发展。2022年6月1日中国施行了最新著作权法,已正式将现行法律中“电影作品和以类似摄制电影的方法创作的作品”的表述修改为“视听作品”,这意味着著作权保护的范围进一步扩大,用户生成视频等新型作品将获得更加有力的法律保护。

## 5.4 研究不足和展望

①本研究立足于分析电影行业,未来研究可以考虑进一步拓展研究对象,探索用户生成视频在游戏、新闻、众筹服务等其他产品类型中的营销效果。②用户生成视频涉及与原始视频的相似程度,尽管本研究发现低等和中等重塑(相似)程度的视频影响效果更好,但对其中机制的认识还有待未来研究进一步探索,如高重塑程度影响不显著是否与重塑内容有关,在什么维度上进行二次创作和重塑更加有效,在什么维度上进行二次创作和重塑就会适得其反等。③本研究主要从镜头、声音和对话3个特征维度分析视频的多媒体特征的影响,未来研究可以考虑其他更加丰富的特征维度。④本研究并未考虑用户生成视频对不同类型和不同质量的电影影响的异质性,未来研究可以进一步区分不同的电影类型和不同的评分区间进行研究。如相对于情绪唤醒较低的纪录



片和剧情片等电影类型, 视频内容营销对于具有更多情绪唤醒的喜剧片和恐怖片等电影类型效果可能更好。

#### 参考文献:

- [1] LI X, SHI M Z, WANG X. Video mining: measuring visual information using automatic methods. *International Journal of Research in Marketing*, 2019, 36(2): 216–231.
- [2] LITMAN B R. Predicting success of theatrical movies: an empirical study. *The Journal of Popular Culture*, 1983, 16(4): 159–175.
- [3] LITMAN B R, KOHL L S. Predicting financial success of motion pictures: the '80s experience. *Journal of Media Economics*, 1989, 2(2): 35–50.
- [4] PRAG J, CASAVANT J. An empirical study of the determinants of revenues and marketing expenditures in the motion picture industry. *Journal of Cultural Economics*, 1994, 18(3): 217–235.
- [5] WALLACE W T, SEIGERMAN A, HOLBROOK M B. The role of actors and actresses in the success of films: how much is a movie star worth?. *Journal of Cultural Economics*, 1993, 17(1): 1–27.
- [6] LIU A, LIU Y, MAZUMDAR T. Star power in the eye of the beholder: a study of the influence of stars in the movie industry. *Marketing Letters*, 2014, 25(4): 385–396.
- [7] 龚诗阳, 李倩, 姜博, 等. 叫座却不叫好: 明星效应对网络口碑的影响. *管理科学*, 2020, 33(2): 114–126.  
GONG Shiyang, LI Qian, JIANG Bo, et al. A loud but harsh voice: the impact of celebrity endorsement on online WOM. *Journal of Management Science*, 2020, 33(2): 114–126.
- [8] BURZYNSKI M H, BAYER D J. The effect of positive and negative prior information on motion picture appreciation. *The Journal of Social Psychology*, 1977, 101(2): 215–218.
- [9] AUSTIN B A. Critics' and consumers' evaluations of motion pictures: a longitudinal test of the taste culture and elitist hypotheses. *Journal of Popular Film and Television*, 1983, 10(4): 156–167.
- [10] ELIASHBERG J, SHUGAN S M. Film critics: influencers or predictors?. *Journal of Marketing*, 1997, 61(2): 68–78.
- [11] BASUROY S, CHATTERJEE S, RAVID S A. How critical are critical reviews? The box office effects of film critics, star power, and budgets. *Journal of Marketing*, 2003, 67(4): 103–117.
- [12] 聂卉. 基于内容特征的评论效用排名预测: 以豆瓣书评为例. *管理评论*, 2021, 33(2): 176–186.  
NIE Hui. Content-specific ranking prediction for online reviews: case of Douban book reviews. *Management Review*, 2021, 33(2): 176–186.
- [13] HOLBROOK M B. Popular appeal versus expert judgments of motion pictures. *Journal of Consumer Research*, 1999, 26(2): 144–155.
- [14] LIU Y. Word of mouth for movies: its dynamics and impact on box office revenue. *Journal of Marketing*, 2006, 70(3): 74–89.
- [15] DUAN W J, GU B, WHINSTON A B. The dynamics of online word-of-mouth and product sales: an empirical investigation of the movie industry. *Journal of Retailing*, 2008, 84(2): 233–242.
- [16] RYOO J H, WANG X, LU S J. Do spoilers really spoil? Using topic modeling to measure the effect of spoiler reviews on box office revenue. *Journal of Marketing*, 2021, 85(2): 70–88.
- [17] 郝媛媛, 叶强, 李一军. 基于影评数据的在线评论有用性影响因素研究. *管理科学学报*, 2010, 13(8): 78–88, 96.  
HAO Yuanyuan, YE Qiang, LI Yijun. Research on online impact factors of customer reviews usefulness based on movie reviews data. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 13(8): 78–88, 96.
- [18] 严建援, 李扬, 冯森, 等. 网络口碑中的刷透效应: 来自电影市场的证据. *南开管理评论*, 2020, 23(4): 37–48.  
YAN Jianyuan, LI Yang, FENG Miao, et al. Spoiler effect in online word-of-mouth: evidence from the movie market. *Nankai Business Review*, 2020, 23(4): 37–48.
- [19] BOKSEM M A S, SMIDT'S A. Brain responses to movie trailers predict individual preferences for movies and their population-wide commercial success. *Journal of Marketing Research*, 2015, 52(4): 482–492.
- [20] 孙磊, 翟昕, 廖琳. 基于档期竞争的事件营销对观影意愿和电影票房的影响研究. *营销科学学报*, 2019, 15(4): 128–160.  
SUN Lei, ZHAI Xin, LIAO Lin. The impact of event marketing on movie consumers' willingness and box office based on schedule competition. *Journal of Marketing Science*, 2019, 15(4): 128–160.
- [21] 侯永, 王铁男, 李向阳. 续集电影品牌溢出效应的形成机理: 从信号理论与品牌延伸理论的视角. *管理评论*, 2014, 26(7): 125–137.  
HOU Yong, WANG Tienan, LI Xiangyang. Mechanism of movie sequel spillover effect: perspective of brand extension and signaling theory. *Management Review*, 2014, 26(7): 125–137.
- [22] 何双男, 徐晓庚. 社会资本与市场绩效: 对电影票房的新解释. *管理科学*, 2021, 34(5): 41–52.  
HE Shuangnan, XU Xiaogeng. Social capital and market performance: new interpretation of film box office. *Journal of Management Science*, 2021, 34(5): 41–52.
- [23] ELBERSE A. The power of stars: do star actors drive the success of movies?. *Journal of Marketing*, 2007, 71(4): 102–120.
- [24] 池建宇. 演员与导演谁更重要: 中国电影票房明星效应的实证研究. *新闻界*, 2016(21): 36–41.  
CHI Jianyu. Who is more important: an empirical study of the star effect on box office in Chinese films. *Journalism and Mass Communication*, 2016(21): 36–41.
- [25] KARRAY S, DEBERNITZ L. The effectiveness of movie trailer advertising. *International Journal of Advertising*, 2017, 36(2): 368–392.
- [26] 孙春华, 刘业政. 电影预告片在线投放对票房的影响: 基于文本情感分析方法. *中国管理科学*, 2017, 25(10): 151–161.  
SUN Chunhua, LIU Yezheng. The effects of online pre-launch movie trailers on the box office revenue: based on text sentiment analysis method. *Chinese Journal of Management Science*, 2017, 25(10): 151–161.
- [27] 孙磊, 翟昕. 事件营销对电影票房的影响研究. *营销科学学报*, 2018, 14(2): 101–120.  
SUN Lei, ZHAI Xin. The impact of event marketing on movie box office revenue. *Journal of Marketing Science*, 2018, 14(2): 101–120.
- [28] LIU X, SHI S W, TEIXEIRA T, et al. Video content marketing: the making of clips. *Journal of Marketing*, 2018, 82(4): 86–101.
- [29] LUKYANENKO R, PARSONS J, WIERSMA Y F, et al. Expecting the unexpected: effects of data collection design choices on the quality of crowdsourced user-generated content. *MIS Quarterly*,

- 2019, 43(2): 623–647.
- [30] FADER P S, WINER R S. Introduction to the special issue on the emergence and impact of user-generated content. *Marketing Science*, 2012, 31(3): 369–371.
- [31] 杨德锋, 雷蜀豫, 姚卿, 等. 负面评论首页效应: 追评数量和评论深度的影响. *营销科学学报*, 2022, 2(1): 123–141.  
YANG Defeng, LEI Shuyun, YAO Qing, et al. The negative review first-page effect: the influences of the number and depth of additional reviews. *Journal of Marketing Science*, 2022, 2(1): 123–141.
- [32] 龚诗阳, 刘霞, 刘洋, 等. 网络口碑决定产品命运吗: 对线上图书评论的实证分析. *南开管理评论*, 2012, 15(4): 118–128.  
GONG Shiyang, LIU Xia, LIU Yang, et al. Does online word-of-mouth determine product's fate: an empirical analysis of online book reviews. *Nankai Business Review*, 2012, 15(4): 118–128.
- [33] GODES D, MAYZLIN D. Using online conversations to study word-of-mouth communication. *Marketing Science*, 2004, 23(4): 545–560.
- [34] DELLAROCAS C, ZHANG X Q, AWAD N F. Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: the case of motion pictures. *Journal of Interactive Marketing*, 2007, 21(4): 23–45.
- [35] BANERJEE A V. A simple model of herd behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107(3): 797–817.
- [36] HEWIG J, HAGEMANN D, SEIFERT J, et al. A revised film set for the induction of basic emotions. *Cognition and Emotion*, 2005, 19(7): 1095–1109.
- [37] GRODAL T. *Moving pictures: a new theory of film genres, feelings, and cognition*. Oxford: Clarendon Press, 1999: 157.
- [38] HART H. 9 (short) storytelling tips from a master of movie trailers. (2014-05-29)[2022-09-01]. <https://www.fastcompany.com/3031012/9-short-storytelling-tips-from-a-master-of-movie-trailers>.
- [39] 殷国鹏. 消费者认为怎样的在线评论更有用? 社会性因素的影响效应. *管理世界*, 2012, 28(12): 115–124.  
YIN Guopeng. In consumers' opinion, what on-line comment is more useful? The influential effect of social elements. *Journal of Management World*, 2012, 28(12): 115–124.
- [40] 王霞, 梁栋. 弹幕数量和弹幕情感强度对视频流行度的影响. *营销科学学报*, 2019, 15(2): 132–156.  
WANG Xia, LIANG Dong. The impact of danmaku volume and danmaku emotional intensity on video popularity. *Journal of Marketing Science*, 2019, 15(2): 132–156.
- [41] ADAMS B, DORAI C, VENKATESH S. Toward automatic extraction of expressive elements from motion pictures: tempo. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2002, 4(4): 472–481.
- [42] CUTTING J E, BRUNICK K L, CANDAN A. Perceiving event dynamics and parsing Hollywood films. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 2012, 38(6): 1476–1490.
- [43] GALAK J, KRUGER J, LOEWENSTEIN G. Slow down! Insensitivity to rate of consumption leads to avoidable satiation. *Journal of Consumer Research*, 2013, 39(5): 993–1009.
- [44] NELSON L D, MEYVIS T. Interrupted consumption: disrupting adaptation to hedonic experiences. *Journal of Marketing Research*, 2008, 45(6): 654–664.
- [45] CUTTING J E, DELONG J E, NOTHELPER C E. Attention and the evolution of Hollywood film. *Psychological Science*, 2010, 21(3): 432–439.
- [46] BORDWELL D, THOMPSON K, SMITH J. *Film art: an introduction*. New York: McGraw-Hill, 1993: 7.
- [47] BRADLEY M M, LANG P J. Affective reactions to acoustic stimuli. *Psychophysiology*, 2000, 37(2): 204–215.
- [48] LANG P J, BRADLEY M M, CUTHBERT B N. Motivated attention: affect, activation, and action//LANG P J, SIMONS R F, BALABAN M T. *Attention and Orienting: Sensory and Motivational Processes*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 1997: 97–135.
- [49] SHERLOCK L P, FORMBY C. Estimates of loudness, loudness discomfort, and the auditory dynamic range: normative estimates, comparison of procedures, and test-retest reliability. *Journal of the American Academy of Audiology*, 2005, 16(2): 85–100.
- [50] CUTTING J E. Narrative theory and the dynamics of popular movies. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2016, 23(6): 1713–1743.
- [51] KRISHNA A. An integrative review of sensory marketing: engaging the senses to affect perception, judgment and behavior. *Journal of Consumer Psychology*, 2012, 22(3): 332–351.
- [52] CHINTAGUNTA P K, GOPINATH S, VENKATARAMAN S. The effects of online user reviews on movie box office performance: accounting for sequential rollout and aggregation across local markets. *Marketing Science*, 2010, 29(5): 944–957.
- [53] ZHANG Q, WANG W B, CHEN Y X. Frontiers: in-consumption social listening with moment to-moment unstructured data: the case of movie appreciation and live comments. *Marketing Science*, 2020, 39(2): 285–295.
- [54] WOOLDRIDGE J M. *Introductory econometrics: a modern approach*. 6th ed. Stanford: Cengage Learning, 2015: 191.
- [55] PAPIES D, VAN HEERDE H J. The dynamic interplay between recorded music and live concerts: the role of piracy, unbundling, and artist characteristics. *Journal of Marketing*, 2017, 81(4): 67–87.
- [56] NAIR H S, MANCHANDA P, BHATIA T. Asymmetric social interactions in physician prescription behavior: the role of opinion leaders. *Journal of Marketing Research*, 2010, 47(5): 883–895.
- [57] 刘容, 于洪彦. 在线品牌社区顾客间互动对顾客愉悦体验的影响. *管理科学*, 2017, 30(6): 130–141.  
LIU Rong, YU Hongyan. Impact of customer-to-customer interaction in online brand communities on customer enjoyable experience. *Journal of Management Science*, 2017, 30(6): 130–141.
- [58] 周静, 沈俏蔚, 涂平, 等. 社交网络中用户关注类型与发帖类型对发帖行为的影响. *管理科学*, 2019, 32(2): 67–76.  
ZHOU Jing, SHEN Qiaowei, TU Ping, et al. Influence of neighbor and posting type on users' posting behavior in social networks. *Journal of Management Science*, 2019, 32(2): 67–76.
- [59] 赵建彬, 景奉杰. 在线品牌社群氛围对顾客创新行为的影响研究. *管理科学*, 2016, 29(4): 125–138.  
ZHAO Jianbin, JING Fengjie. The influence of online brand community climate on the customer innovation behavior. *Journal of Management Science*, 2016, 29(4): 125–138.
- [60] LIU A X, STEENKAMP J B E M, ZHANG J R. Agglomeration as a driver of the volume of electronic word of mouth in the restaurant industry. *Journal of Marketing Research*, 2018, 55(4): 507–523.
- [61] LIU X, SINGH P V, SRINIVASAN K. A structured analysis of unstructured big data by leveraging cloud computing. *Marketing Science*, 2016, 35(3): 363–388.

# Digital Content Marketing: An Empirical Study on User-generated Video

GONG Shiyang<sup>1</sup>, LI Qian<sup>2</sup>, WANG Tianran<sup>3</sup>, WANG Wanqin<sup>4</sup>

1 Business School, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

2 International Business School, Beijing Foreign Studies University, Beijing 100089, China

3 School of Management, Fudan University, Shanghai 200433, China

4 Marketing Department, Shanghai Papergames Interactive Entertainment Technology Co., Ltd., Shanghai 200433, China

**Abstract:** In the digital era, user-generated video has gradually become a mainstream marketing communication tool, and companies' marketing resources have begun to gradually tilt toward video content marketing. However, academic study on video content marketing is still in its infancy, especially that the empirical study on the impact effect of video content marketing is still lacking.

From the perspective of digital content marketing, this study explores the marketing innovation of user-generated videos in China's film industry. Based on data of 8 231 user-generated video from 211 movies released in 2017 on the Bilibili website, econometric models are established to carry out empirical study around two core issues. First, at the macro level, the impact of user-generated videos on movie box-office is studied; second, at the micro level, the impact of multimedia features of videos on the perceived quality of videos is studied.

The results show that, ①User-generated videos have a significant positive impact on movie box office; videos with higher user perceived quality have a greater impact on movie box office compared with videos with lower user perceived quality; videos with different emotional valence and remixing degree have heterogeneous effects on movie box office. ②A series of multimedia features of user-generated videos (including scene, sound and conversation features) are related to the perceived quality of videos. In terms of the scene features of the video, the average duration of the scene and the gap between the longest and shortest scene, are found to be positively related to the perceived quality of the video. In terms of sound features, the average loudness of the sound is found to be positively correlated with the perceived quality of the video, while the range of loudness is negatively correlated; In terms of the conversation features of the video, the average number of words of lines in the scenes has a negative effect on the perceived quality.

On one hand, it is demonstrated that user-generated videos have a significant impact on movie box office; on the other hand, the relationship between a series of multimedia features of videos, such as scenes, sounds, and conversations and consumer attitudes and behaviors is found. It enriches the digital content marketing theory and provides practical suggestions on how companies can optimize their digital content marketing strategies.

**Keywords:** digital content marketing; user-generated video; multimedia features; film industry; box office

**Received Date:** September 4<sup>th</sup>, 2022      **Accepted Date:** April 7<sup>th</sup>, 2023

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (71972040, 72072014), the Beijing Social Science Foundation Planning Project (22GLC064), the Fundamental Research Funds for the Chinese Central Universities (2022NTSS43), the Beijing Foreign Studies University Young Academic Innovation Team Project (2021JT001), the Beijing Foreign Studies University "Double First Class" Project (2022SYLZD001, SYL2020ZX012), the Beijing Foreign Studies University Excellence Talent Program, and the Young Talent Program of Business School of Beijing Normal University

**Biography:** GONG Shiyang, doctor in management, is an associate professor in the Business School at Beijing Normal University. His research interests include digital marketing and marketing technology. His representative paper titled "Tweeting as a marketing tool: a field experiment in the TV industry" was published in the *Journal of Marketing Research* (Issue 6, 2017). E-mail: [gongshiyang@bnu.edu.cn](mailto:gongshiyang@bnu.edu.cn)

LI Qian, doctor in management, is a professor in the International Business School at Beijing Foreign Studies University. Her research interests include business management and organizational behavior. Her representative paper titled "Polluted psyche: is the effect of air pollution on unethical behavior more physiological or psychological?" was published in the *Psychological Science* (Issue 8, 2020). E-mail: [liq@bfsu.edu.cn](mailto:liq@bfsu.edu.cn)

WANG Tianran is a Ph.D candidate in the School of Management at Fudan University. His research interests include digital economy and new media marketing. E-mail: [twang20@fudan.edu.cn](mailto:twang20@fudan.edu.cn)

WANG Wanqin is a manager in the Marketing Department at Shanghai Papergames Interactive Entertainment Technology Co., Ltd.. Her research interests include marketing and consumer behavior. E-mail: [wanqin666@gmail.com](mailto:wanqin666@gmail.com) □

(责任编辑: 刘思宏)