

直播商务可视化信息对消费者响应的影响 ——基于平台类型与关系强度的调节*

彭宇泓^{1,2} 郝辽钢¹

(1. 西南交通大学经济管理学院, 四川 成都 610031;
2. 服务科学与创新四川省重点实验室, 四川 成都 610031)

摘要 以直播界面可视化信息为切入点, 基于信号传递理论和双加工理论, 采用文本挖掘与内容分析方法构建 LDA 主题模型, 运用深度学习等方法量化变量, 探索性地提出直播界面可视化信息对消费者响应行为的影响模型, 并考虑了直播平台类型和关系强度的边界作用。研究表明, 启发式线索信息中, 弹幕评论数量与产品销量呈 U 形关系, 与口碑推荐数量呈倒 U 形关系。弹幕评论长度、点赞数量、粉丝数量均显著正向影响消费者响应; 系统式线索信息中, 弹幕评论的情感积极性、语义丰富性均存在积极作用。同时, 各类信息对消费者响应的影响受到平台类型和关系强度的调节。

关键词 直播营销, 弹幕评论, 消费者响应, 深度学习, 启发式-系统式模型

中图分类号 C35

1 引言

随着科技变革, 移动互联网加速普及, 直播商务在中国城市快速推广, 带动了网络零售渗透率进一步提升^[1]。尤其是在新冠疫情发生后, 网络直播购物作为新形势下的无接触销售渠道展现出了强大的社会效应和营销价值。2020 年上半年中国电商直播用户规模为 3.72 亿人, 同比增长 48.8%。交易规模达到 10 500 亿元, 2021 年末已扩大至 2 万亿元^[2]。一方面, 直播商务的产品销量直接影响直播营销者的经济回报; 另一方面, 直播间转发推荐数量也是消费者持续参与直播活动的重要指标。因此, 如何增加直播商务的产品销量和转发推荐数量是理论界和实践界关注的重要话题^[3]。

已有研究从技术可视性^[4]、主播属性^[5]、信息源特性^[6]、消费者偏好^[7]、目标关注和人口统计特征^[8]等方面探讨了影响直播消费者参与和购买行为的因素。然而, 消费者行为会随着接收信息动态变化, 意味着当前静态的研究结果可能与实际的消费行为存在偏差。具体而言, 在网络直播环境中, 信息不对称和信息过载问题并存, 仅靠主播个人的产品讲解难以提供翔实、充分的参考信息。电商领域的信号传递理论认为, 消费者的决策过程是对可观察行为传递的商品价值或质量信息进行加工的过程^[9], 因此直播界面中各类观众参与信息如评论数量、点赞数量、粉丝数量、弹幕数量作为产品质量信号为消费者决策提供了依据。但遗憾的是, 目前直播营销相关研究中直播界面动态数据对消费者响应的影响尚未得到充分检验。直播界面的弹幕评论是观众通过语言形式与主播进行积极互动的重要渠道^[10], 直播观众通常将自身的 product 使用体验^[11]、产品知识寻求^[12]、情感倾向^[13]等信息以弹幕评论的

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(71902129)、教育部人文社会科学项目(17YJC630036)、“服务科学与创新”四川省重点实验室项目(KL2212)。

通信作者: 郝辽钢, 西南交通大学经济管理学院副教授, E-mail: haoliaogang@126.com。

形式显示在屏幕上,具有即时性、简约性、融合性和匿名性^[14]。已有研究表明,弹幕评论的语义丰富性、情感特征在消费者信息加工过程中发挥了重要作用,并驱使着消费者的购买行为^[13]。因此,直播界面的弹幕评论如何影响消费者有效信息获取继而影响其购买和口碑推荐意愿,这一问题同样亟待研究。此外,以往学术界对直播消费者行为研究的结果变量仅包括消费者分享、评论和点赞、打赏等非购买变量^[15],且研究方法大多依赖于问卷调研和行为实验方法。由于难以在总体层面上匹配确切的产品销量和用户的口碑推荐行为,用实际的直播商务数据来量化直播消费者响应结果的研究并不多。因此,以直播观众日常参与的直播界面信息为切入点,探讨直播界面各类可视化信息对消费者购买及口碑推荐行为的影响,可以帮助直播营销人员更深入地了解消费者在观看直播过程中的信息处理机制,这对于提升直播商务的观看-购买转化率、促进直播营销健康发展具有重要意义。

准社会关系理论认为受众在进行媒介消费时的感知准社会关系是个体满意和忠诚的重要前置变量^[16]。例如,Bapna等的研究指出,直播观众与主播的关系越紧密,消费者的感知准社会互动越强,消费者越容易被主播说服,进而产生打赏、点赞等积极行为^[17]。杨楠在进一步探究了消费者参与网红直播的心理机制后认为,强关系是消费者对主播和产品信任的必要条件^[18],而在电商直播情境中消费者对于直播界面动态信息的响应是否受关系强度的影响尚未被验证。因此,探究不同关系强度下直播界面可视化信息对消费者响应的方向及程度具有重要的理论与现实必要性。另外,Hu等依据流量来源和平台属性将主流带货直播平台划分为电商型直播平台和社交型直播平台^[1]。已有研究表明,消费者参与动机影响其对平台信息的关注侧重点^[19, 20],参与动机与平台特征的契合程度越高,消费者响应水平越高,因此有必要探讨直播平台类型的调节作用。

综上所述,为了弥补以上研究缺口,本文拟基于启发式-系统式模型与信号传递理论,将直播界面可视化信息划分为启发式线索信息(评论长度、评论数量、点赞数量、粉丝数量)和系统式线索信息(评论情感、评论语义),通过真实的平台网站数据,构建直播界面综合信息对消费者响应的影响模型,并进一步考虑直播平台类型和关系强度的边界作用,以期扩展已有的研究框架,为增强直播消费者的购买与推荐行为提供新的理论支撑和实践见解。

2 理论背景

2.1 双加工理论与启发式-系统式模型

双加工理论认为,个体的信息加工存在两种不同的模式,直接影响个体的判断与决策^[21]。第一种是浅层信息加工模式,信息处理者只需花费较少的认知资源即可利用自身原有的知识积累和情境特征获取决策信息,因此信息处理速度较快、难度较低。第二种是深层信息加工模式,信息处理者需要耗费个体较多的认知资源,遵循一定的逻辑推理和认知判断,此时个体无法根据直觉和过往经验做出决策,而是要对问题的相关信息进行深度的系统化处理,因此决策速度较慢、难度较高。在群体意见说服领域,双加工理论进一步演化为启发式-系统式模型,该模型阐述了个体信息加工过程以及决策行为的影响机制,界定了两条截然不同的信息处理路径,分别为启发式推理和系统式推理^[22]。前者基于直觉对信息结果进行判断,后者则基于理性逻辑推理,需要充足的认知资源对信息进行评估。对于直播消费者而言,一方面需要对直播间观看人数、粉丝数量、点赞数量等参与指标进行直觉式信息加工,另一方面还会受到直播间弹幕评论的情绪感染,对弹幕评论内容进行深度的语义加工,从而为购买行为提供决策基础,可见直播营销的消费者说服是动态参与数据和实时弹幕评论的双重作用过程^[23]。因此,

根据启发式-系统式模型, 本文认为直播界面可视化信息对消费者响应的影响呈现出启发式线索推理和系统式线索推理两条路径。具体而言:

第一, 启发式线索。直播间弹幕评论数量及长度、粉丝数量、点赞数量等消费者可直观获取的量化信息能够唤起观众的启发式推理。以上可视化数据向观众传递了直播间参与情况、产品关注度、主播流行程度等商业信息。Kilger 和 Romer 的研究指出, 用户参与程度是消费者判断产品品质并做出决策的直观依据, 不论消费者信息处理能力和动机的强弱, 均可以依据以上信息进行判断^[24]。因此, 直播界面的粉丝数量、点赞数量、弹幕评论数量等信息作为快速、无意识的关联信息, 激发了消费者启发式信息处理。第二, 系统式线索。弹幕评论作为直播间的重要沟通渠道和观众实时反馈信息, 是受非确定因素影响的定性化信息, 需要直播消费者采取主动识别和语义推理等方式进行认知加工^[25], 因此主要激发了消费者的系统式线索推理模式。具体在本文中, 系统式线索包括观众实时弹幕评论的主题和情感, 它以语言形式作用于消费者的系统信息处理。这一线索推理的具体过程为, 在主播与观众双方互动过程中, 直播消费者通常使用实时弹幕表达信息需求、宣泄情感, 而语义记忆和情绪感知属于深层次信息处理, 会进一步激活消费者的理性判断和内部动机评估, 进而影响其最终行为。

2.2 信号传递理论

信号传递理论用于分析可观察行为传递商品价值等确切信息的过程^[9], 解释了市场中拥有信息优势的个体如何通过“信号传递”将有价值信息传递给处于信息劣势的个体以改善市场交易情况^[26]。清晰的、确定性强的“高质量信号”更易获得理性个体的青睐, 进入视域后, 这些信号会被分配到更多的关注度, 率先使个体开启认知过程, 进行信号解读, 形成动机, 产生行动。该理论在说服和态度改变等研究领域具有重要影响力, 对群体意见中的有效沟通具有启示作用。根据信号传递理论, 为解决直播情境中信息不对称可能导致的逆向选择问题, 消费者通常使用对商家而言高成本的信息作为质量信号帮助他们甄别产品或服务 quality, 以减少信息不对称。消费者在观看直播的过程中, 除了对主播的产品讲解内容进行认知加工, 还时刻关注着直播界面的动态参与数据, 如粉丝数量、点赞数量、观众弹幕评论内容等。与主播产品讲解信息相比, 以上各类信息能够更加清晰、持续、确定地向消费者传递有关主播流行度、产品关注度、产品使用经验等高成本信息^[23], 并侧面验证了直播平台 and 主播的选品实力, 降低了观众对产品质量的不确定性, 改善了消费者的信息不对称程度, 因此增强了其对电商平台和主播的信任程度, 并最终转化为实际的购买和口碑推荐行为。已有相关研究也证实了这一点, 如 Park 和 Lin 的研究发现主播受欢迎程度、直播观看数量等流行度指标对消费者信任具有直接影响, 游戏直播中弹幕评论的数量正向影响观众的打赏意愿^[20]。由此可见, 信号传递理论为解释直播商务消费者的信息加工过程及决策机制提供了理论支撑。

3 研究模型和假设提出

3.1 启发式线索

1. 评论长度

直播商务的弹幕评论作为一种重要的减少信息不对称的方式, 从第三方的角度为潜在客户提供了额外的信息(如其余消费者的产品使用体验、产品评价等)^[27]。在直播情境下, 主播关于产品特征的

描述性文本、观众的弹幕评论和直播间动态参与数据共同构成了直播消费者判断产品优劣并做出行为决策的综合信号。Racherla 和 Friske 的研究发现,评论字数是信息严谨性的重要标志,与评论有用性正相关,对消费者行为的影响也较为显著^[28]。Mudambi 和 Schuff 的研究表明,较长的评论可能包含了更多商品细节、使用经验和售后评价,能够为消费者提供更多的决策依据,弥补其他可视化信息不足导致的信息不对称^[29]。与此同时,冯钰茹和邓小昭基于三元交互决定论认为弹幕评论本质上是一种具有交互性的信息分享行为,用户在直播间发表评论能够使观众产生良好的信息交互体验,进而产生准社会互动下的临场感^[30]。与简短、重复、单调的评论相比,较长的弹幕评论更能激发消费者的自我效能和参与感,使其对产品相关信息进行主动加工,产生购买和口碑推荐行为。

H_{1a}: 在控制其他因素条件下,直播商务的弹幕评论越长,产品销量越高。

H_{1b}: 在控制其他因素条件下,直播商务的弹幕评论越长,口碑推荐数量越多。

2. 评论数量

弹幕评论数量体现了用户与主播互动以及产品讨论的热烈程度,其中往往蕴含了很多关于产品有价值的信息,随着更多有用弹幕信息的出现,消费者可能会对产品有更充分的理解^[31]。因此,用户通常会把评论数量作为衡量产品质量好坏、产品流行程度的信号,认为评论数量较多的产品质量较高^[32]。此外,评论数量较多说明消费者互动讨论较多,观众观看直播的趣味性会较强^[33]。然而,最佳唤醒水平理论强调^[34],人们倾向对中等的唤醒水平给予正面评价。认知负荷理论同样指出,当环境提供的信息超出了个体控制能力的范围时,个体会产生心理阻抗和负面情绪体验。因此,过多的弹幕评论会造成认知过载和信息污染,损害消费者冷静、谨慎的决策过程,使其产生注意冲突。同时,过多的弹幕会给消费者造成视觉上的混乱,此时消费者更倾向寻求外部信息,如 Sreejesh 等的研究表明,频繁、密集的弹幕会挤占消费者认知资源,使其忽视独特的、高质量的内容或服务^[35]。由此,本文提出如下假设:

H_{2a}: 在控制其他因素条件下,直播商务的弹幕评论数量与产品销量呈倒 U 形关系。

H_{2b}: 在控制其他因素条件下,直播商务的弹幕评论数量与口碑推荐数量呈倒 U 形关系。

3. 点赞数量

在社交商务背景下,电商直播可以通过塑造客户感知价值和信任提升客户参与度。前期研究表明,直播商务在较短的时间内提供了大量的个性化产品信息,缩短了消费者的决策路径,使得产品推广更有说服力,进而提高了客户感知价值^[19]。Törhönen 等的研究发现,直播消费者的点赞行为反映了对主播产品知识水平、社交互动能力及产品质量的积极态度,能够间接增强客户对直播商务平台的信任,减少对产品质量的感知不确定性,进而产生购买和推荐行为^[36]。另外,情绪传染理论^[37]强调,积极情绪的传染不仅能提高顾客的满意度,还能增强其对产品的支持性态度,而点赞数量是消费者积极态度和行为决策的信号之一,如 Yu 等的研究表明观众的点赞数量对购买虚拟礼物具有积极影响^[38]。因此,点赞数量作为主播流行度和直播间产品质量信号能够提高直播消费者的购买意愿和口碑推荐意愿。由此,本文提出以下假设:

H_{3a}: 在控制其他因素条件下,直播商务的点赞数量越多,产品销量越高。

H_{3b}: 在控制其他因素条件下,直播商务的点赞数量越多,口碑推荐数量越多。

4. 粉丝数量

随着互联网技术的发展,直播商务市场出现明显的马太效应,头部主播在与品牌厂家沟通协商

时,往往拥有很强的议价权。再加上信任背书的影响,消费者会认为粉丝量较多的主播推荐的产品可信度更高,且产品优惠力度更大。因此,高粉丝数量的主播推荐产品向消费者传递了高质量和高可信度的产品信号,从而达到增强关注及购买转化等营销目的^[39]。从消费者情感视角来看,粉丝对主播的认可和粉丝群体归属感是消费者主动参与到电商直播的心理动因,高活跃度的粉丝会在网群社区等平台分享自己愉悦的购物体验和良好的产品效果,使得信息传递更加真实^[40]。另外,网红主播依托庞大的粉丝规模形成市场号召力,并借助市场信息反馈机制,快速识别出消费者在购买中的需求,使产品信息的传递面更广。因此,在直播商务购物情境中,粉丝数量对于产品销量和口碑推荐数量具有显著的正向影响。由此,本文提出如下假设:

H_{4a}: 在控制其他因素条件下,直播商务的粉丝数量越多,产品销量越高。

H_{4b}: 在控制其他因素条件下,直播商务的粉丝数量越多,口碑推荐数量越多。

3.2 系统式线索

1. 评论情感

依据情绪传染理论^[37],群体内个体的情绪状态会传递给其他个体,当观众认为弹幕所表达的情感较为强烈时,可能会被弹幕评论的情绪所感染进而发表类似情感倾向的弹幕,甚至在观看直播的过程中获得自我认同的满足感与归属感。与商业环境中情绪传染对决策者行为影响的研究结果一致,Chen等以直播场景现实数据为例,发现积极的主播情绪会诱导观众的积极情绪,激发出观众高情绪浓度的弹幕评论,进而正向激励观众的打赏、评论、点赞行为^[23]。如果直播吸引力较强,观众会发送类似的赞美来表达对主播和产品的赞赏,这种与欣赏相关的情感刺激会增强观众的兴奋程度,观众被弹幕唤醒的兴奋水平越高,购买和推荐产品的意愿就越高。Liang等提出的“激励性帮助”假说^[41]也支持这一论点,即积极情绪会激励人们的捐赠行为,特别是在信息密度较高的情况下,积极正面的情绪感染会提高消费者的预期体验。因此,当积极情绪与弹幕评论相结合时,其说服力更强,消费者响应程度更高。由此,本文提出如下假设:

H_{5a}: 在控制其他因素条件下,直播商务弹幕评论的情感越积极,产品销量越高。

H_{5b}: 在控制其他因素条件下,直播商务弹幕评论的情感越积极,口碑推荐数量越多。

2. 评论语义

直播消费者的弹幕评论作为间接信息,在促进消费者响应过程中扮演着至关重要的作用。一定情境下,正是直播购物环境中消费者对于产品特征的诸多不确定才使得弹幕评论作为信息媒介的优势愈发显著。在直播购物情境中,观众可以从自用、体验晒单等角度通过弹幕的形式发表对产品的看法,如质量水平、售后保障、自我测评、产品延伸等^[13],从而增加直播间的信息量,帮助消费者理解产品特征,弥补了主播单方面产品讲解信息的不足,有助于缩短用户决策时长、促成交易。另外,弹幕将一对一的传播模式转变为一对多的传播模式,形成了一个类似于聊天室的虚拟空间,多样的弹幕评论内容赋予用户一种集体观看、互相分享的感觉,满足了用户特定的心理需求,如信息搜索、社交互动、娱乐等^[42]。已有研究也发现,文本语义的丰富性正向影响 P2P 融资绩效^[43],并且与产品认可度正相关。由此,本文提出如下假设:

H_{6a}: 在控制其他因素条件下,直播商务弹幕评论包含的语义越丰富,产品销量越高。

H_{6b}: 在控制其他因素条件下,直播商务弹幕评论包含的语义越丰富,口碑推荐数量越多。

3.3 关系强度的调节作用

关系是人与人之间由于交流和接触而产生的一种纽带联系, 关系强度则是群体中人与人之间的连接程度^[44], 包括互动频率、关系重视程度、感情强弱、互惠交换频次四个维度内涵。直播商务中关系强度代表观众与主播、直播平台之间关系的亲密程度, 研究普遍认为主播对社群的发展方向具有重要作用^[3]。例如, Aran 等对 Twitch 平台的主播和观众进行访谈, 发现直播间的社群氛围折射了主播的能力和态度, 观众的响应水平取决于主播的吸引力^[45]。Koo 的研究表明, 关系强度会影响受众对信息的信任程度, 当消费者和主播关系强度越强时, 消费者对主播的信任水平也越高, 这种信任可以通过弹幕评论传递到直播间的其他观众, 使得消费者产生较强的产品信任, 进而依赖其他用户的评价信息做出从众决策^[46]。Ma 等也认为, 强关系源比弱关系源使人感知到的可信度和可靠性更高^[47]。当直播商家提供特殊优惠与优秀的技术服务支持时, 消费者也会感觉到良好的互惠交换关系。因此在直播商务中, 观众与主播以及商家的关系亲密程度越高, 主播定期直播、发布产品信息、推荐产品购买的积极性越强, 观众对产品的信任和依赖程度越高, 消费者响应越积极。由此, 本文提出如下假设:

H_{7a}: 关系强度显著正向调节直播商务启发式线索信息与消费者响应的关系。

H_{7b}: 关系强度显著正向调节直播商务系统式线索信息与消费者响应的关系。

3.4 平台类型的调节作用

直播平台是评估产品信息可信度的重要依据。目前, 直播营销主要在两种渠道中进行: ①电商型直播平台, 是指整合直播功能的电商网站, 如淘宝直播, 它在电商网站基础上加入了直播功能, 以拓宽销售渠道。②社交型直播平台, 是指添加了产品直播销售功能的社交网站平台, 如抖音、快手。已有关于直播商务的研究并未探讨不同类型直播平台的信息传递效果差异, 因此本文通过探究平台类型在直播中商务启发式线索信息、系统式线索信息对消费者响应的边界作用来回应以上呼吁。具体地讲, 电商型直播平台通常基于相应的购物软件, 以营利为目的, 平台仅提供购物功能, 几乎没有社交性质。社交型直播平台并非为产品销售而建立, 主播通过提供娱乐价值吸引用户, 再以直播带货的形式向用户推销产品, 将用户流量变现, 因此社交属性更强。

依据精细加工可能性模型^[48], 电商型直播平台用户参与动机主要为产品购买, 购买决策的卷入程度较高, 消费者倾向于深度地加工决策信息, 更关注实时弹幕评论中的产品评价、主播的产品讲解等产品相关信息, 因此消费者对于语义信息的关注和依赖程度更高。社交型直播平台的消费行为主要由用户的社交参与和娱乐动机转换而来, 消费者大多被关键用户的意见分享、娱乐展示所吸引, 对于产品购买的卷入程度较低, 购买信息决策属于边缘性信息加工, 因此更可能依据直播间流行程度、观众参与水平等边缘信息形成产品态度。由此, 本文提出如下假设:

H_{8a}: 平台类型在直播商务系统式线索信息与消费者响应之间发挥调节作用。相对于社交型直播平台, 电商型直播平台系统式线索信息对消费者响应的正向作用更强。

H_{8b}: 平台类型在直播商务启发式线索信息与消费者响应之间发挥调节作用。相对于电商型直播平台, 社交型直播平台启发式线索信息对消费者响应的正向作用更强。

综上, 本文以启发式-系统式模型为研究框架, 将直播界面可视化信息分为启发式线索(评论长度、评论数量、点赞数量、粉丝数量)和系统式线索(评论情感、评论语义), 并探讨直播平台类型和关系强度的边界作用, 最终建立如图 1 的研究模型图。

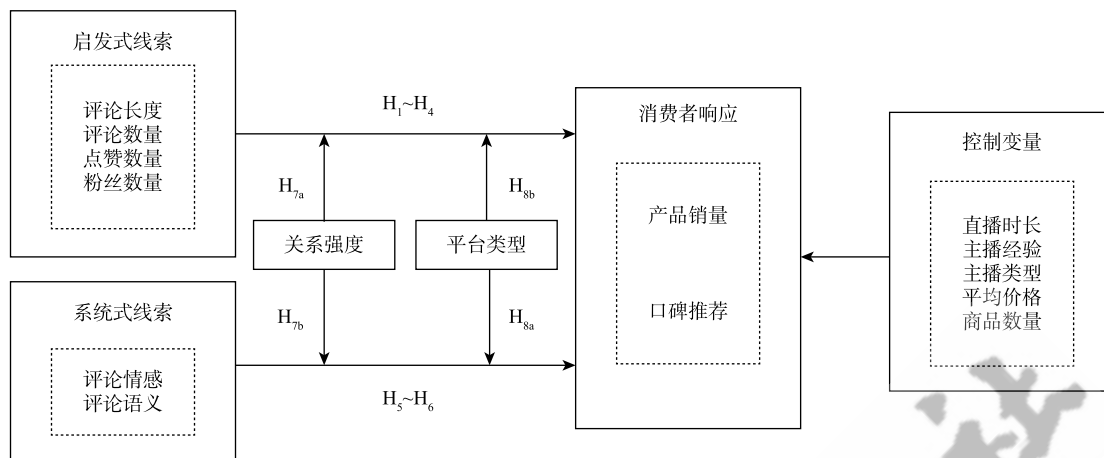


图1 研究模型

4 研究方法

4.1 样本筛选和数据预处理

本文参考2019~2020年中国直播电商用户常用直播平台榜单，以产品销售数据及观看流量数据为标准，选取电商直播网站淘宝直播为电商型直播平台研究对象，该网站定位于“消费类直播”，依托淘宝网站全平台资源优势，产品和市场覆盖面广。2020年淘宝直播全年商品交易总额为1 800亿元，“双11”期间观看人数为46.58亿，直播商品数达到2 200万件，说明淘宝直播网站在国内电商类直播平台中占据重要位置，具有研究的代表性。另外，选取抖音作为社交型直播平台的研究对象。抖音作为一款短视频社交软件，被加入了直播购物功能，2020年“双11”购物节销售额为187亿元，在社交型电商直播软件中排名第一。需要说明的是，本文中直播间粉丝数量、点赞数量、弹幕评论、产品销量、推荐数量和控制变量等相关数据均来源于专业的电商直播数据库“知瓜数据”，其关于直播的信息粒度可细化至月、周、天、小时，同时涵盖整个直播周期详细的相关信息，有利于本文对消费者购买及推荐行为进行量化动态刻画。

考虑到数据的时效性和可获得性，本文获取了2020年11月至2021年5月的直播数据，时间跨度为7个月。为了确保研究数据的有效性，本文按照以下原则对初始样本进行处理：①由于低于1小时的直播通常产品讲解时间较短，难以产生充分的弹幕评论，缺乏研究价值，因此删除直播时间低于1小时，直播间观看人数低于100人的数据；②删除30天内没有直播记录的数据；③剔除过短、重复且无意义的弹幕（如“111”“抢福袋”“老板大气”）；④删除表情符号、文字转译后乱码的弹幕；⑤删除直播数据不完整，缺失值较多的样本，最终获得来自电商型直播平台302场直播、社交型直播平台300场直播，有关76 312个产品，共计11 476条直播实时数据观测值，包括沟通细节（如主播特征、销量数据、观众个人信息等）和评论细节（弹幕评论内容）。在整个样本观测期间，采用爬虫技术共抓取在线弹幕评论78 321 090条，剔除无效评论后，有效弹幕评论共67 230 219条，其中淘宝直播31 932 376条，占47.5%，抖音直播35 297 843条，占52.5%。

4.2 变量定义和测量方法

评论情感 (Sentiment)：直播过程中观众弹幕语言情感程度呈动态变化，因此通过情感得分衡量

评论情感可以更加细致地刻画情感程度。参考叶健和赵慧^[49]有关大规模弹幕数据的研究,本文采用深度学习方法对直播界面弹幕评论的情感程度进行分析。首先使用 Python 去除弹幕评论中的空格、停用词,然后利用 PaddleHub 提供的词法分析对弹幕评论文本进行分词,并设置分词之后词语的选取规则,随后采用 PaddleHub 的深度学习模型作为预训练模型,过程中利用 K 折交叉验证方法,选择 Adam Weight Decay Strategy 进行参数调优,最后利用训练完成的模型预测得到每场弹幕评论的语言情感得分。

评论语义 (Semantic): 借鉴史达等^[50]关于评论语义的研究方法,首先将所有弹幕组合成语料库,再根据主题相似度和困惑度确定所有弹幕的主题数,最后采用基于 TF-IDF 方法的 LDA 模型训练弹幕语料,获得每条弹幕属于每个主题的概率,作为弹幕评论语义变量值。附录一详细阐明了弹幕评论文本分析部分的研究路线。

启发式线索信息: 参考 Zhou 等^[33]在游戏直播打赏行为研究中弹幕字数的变量测量方法,本文采用过滤停止词、删除重复无意义弹幕后直播间弹幕的平均数字量衡量评论长度 (Length); 参考 Li 等^[51]的研究,选取直播期间取样弹幕评论数量总和值 (去重值) 衡量评论数量 (Review); 同样参考 Li 等^[51]的研究,选择该直播间点赞数总和衡量点赞数量 (Like); 直播间最终显示的粉丝数量衡量粉丝数量 (Fans)。

消费者响应行为由两类参与行为衡量: 借鉴 Chen 等^[23]的研究并结合本文实际情况,本文以直播商家在直播期间所有上架商品的销量变化总和衡量产品销量 (Sales)。参考 Lin 等^[3]的研究,以直播间转发数量作为口碑推荐的结果变量 (Recommend), 该指标反映了观众在直播期间内将该场直播信息转发给其他受众的情况,具有针对性和时效性,能够准确地衡量直播消费者在观看直播期间实际操作维度的口碑推荐行为。

平台类型和关系强度是本文的重要构念,其中电商型直播平台取值为 1,社交型直播平台取值为 0。借鉴 Mattke 等^[52]的研究,本文采用直播间超级会员身份数量占比作为消费者与主播、直播平台的关系强度测度值,超级会员身份数量占比越高,意味着观众对主播及商家的亲密度和忠诚度越高,关系强度越大。

为了尽量控制其他潜在因素对被解释变量的影响,降低遗漏变量导致的内生性偏误干扰,本文还在模型中增加了以下几个控制变量,包括直播时长、主播经验、主播类型、平均价格、商品数量等。直播时长 (Duration) 反映了主播产品讲解实力,从侧面证实了主播的带货能力,并且随着直播时长的增加,观众数量和购买数量也可能相应增长,因此本文将其控制。主播经验 (Experience) 体现了主播对产品讲解的熟悉程度,已有研究表明,一线销售人员经验水平与产品销量之间存在显著的正相关关系^[53],因此需要对主播经验进行控制。直播商务中主播依据个人归属可被分为店铺主播和达人主播,达人直播是指商家利用达人自带粉丝和流量进行产品销售,是以达人中心,产品围绕达人的直播形式,要求主播具有鲜明的个人特色、产品专业知识和促单能力。店铺主播则与其相反,需要个体围绕产品组织活动,更具主动性,因此主播只专门服务于该店铺的直播。不同类型主播对产品的了解程度、讲解专注度、沟通风格均不同,因此本文构建主播类型虚拟变量 (Type), 对主播身份差异带来的影响进行控制。与此同时,平均价格 (Price) 和商品数量 (Number) 是影响消费者购买的重要因素,本文同样将其控制。为了缩小变量的量纲差异,提高模型回归结果的稳健性,本文对所有连续变量进行了对数化处理。表 1 展示了所有变量的度量说明。

表 1 主要变量说明

| 变量 | | 定义 |
|-----|------------------|--------------------|
| 因变量 | 产品销量 (Sales) | 所有上架商品在直播期间的销量变化总和 |
| | 口碑推荐 (Recommend) | 直播期间该直播间转发数量总和 |

续表

| | 变量 | 定义 |
|-------|---------------------|--------------------------------|
| 启发式线索 | 评论长度 (Length) | 直播间弹幕文字平均数量 |
| | 评论数量 (Review) | 直播期间弹幕评论数量总和 |
| | 点赞数量 (Like) | 直播期间点赞数量总和 |
| | 粉丝数量 (Fans) | 该直播间粉丝数量总和 |
| 系统式线索 | 评论情感 (Sentiment) | 弹幕评论情感得分 |
| | 评论语义 (Semantic) | 每场弹幕评论含有每个主题的概率 |
| 调节变量 | 平台类型 (Platform) | 哑变量 (电商型直播商务平台=1, 社交型直播商务平台=0) |
| | 关系强度 (Tie strength) | 直播间超级会员身份数量占比 |
| 控制变量 | 直播时长 (Duration) | 直播时间长度 |
| | 主播经验 (Experience) | 近 30 天内主播开播场次 |
| | 主播类型 (Type) | 哑变量 (达人=1, 店铺=0) |
| | 平均价格 (Price) | 直播间商品价格平均值 |
| | 商品数量 (Number) | 直播间购物车商品数量 |

4.3 基于 TF-IDF 方法的 LDA 模型主题提取

语义分析需要解决的首要问题是主题数量如何确定, 本文采用主题相似度作为约束条件, 并结合困惑度的方法来确定最佳主题数, 困惑度越小, 稳固性越好, 主题越易于分类。模型结果显示, 当主题数为 5 时, 困惑度最小, 因此本文确定主题数为 5。本文使用基于 TF-IDF 方法的 LDA 模型从弹幕评论中提取主题。TF-IDF 方法主要通过统计词频、逆文档频率特征来衡量关键词对主题的重要程度。首先对语料库进行词袋化处理并提取 TF-IDF 特征, 再采用 LDA 模型分析得到所有弹幕评论文本段落级的主题概率矩阵, 最后对特定弹幕评论所有段落级主题概率值进行加权平均, 得到其文本本级的主题概率值。词汇按出现的后验概率降序排序, 如表 2 所示。本文进一步通过相关性分析检验主题相似度。结果显示, 各主题间均不相关, 表明主题相似程度低, 有助于避免回归过程中的多重共线性问题。

表 2 基于 TF-IDF 方法的 LDA 模型主题词汇分布结果

| 序号 | 主题 | 词汇 |
|--------|-------|--|
| Topic1 | 情感互动 | 捂脸 (0.032)、流泪 (0.021)、微笑 (0.020)、感谢 (0.019)、比心 (0.019) |
| Topic2 | 观众认可 | 想要 (0.047)、关注 (0.023)、喜欢 (0.020)、推荐 (0.018)、加油 (0.015) |
| Topic3 | 产品属性 | 面膜 (0.035)、手镯 (0.029)、主播 (0.022)、戒指 (0.021)、白色 (0.020) |
| Topic4 | 促销优惠 | 福袋 (0.028)、包装 (0.022)、链接 (0.021)、下单 (0.013)、划算 (0.011) |
| Topic5 | 购买关注点 | 好用 (0.034)、质量 (0.031)、现货 (0.027)、同款 (0.026)、价格 (0.023) |

注: 括号内为对应主题词汇的概率

如表 2 所示, 弹幕评论文本的五个主题侧重于不同的方面, 其中, Topic1 包含了“捂脸”“流泪”“微笑”“感谢”等词汇, 突出观众与主播的情感互动; Topic2 包含了“想要”“关注”“喜欢”“推荐”等词汇, 突出观众对主播和直播间的认可; Topic3 包含了“面膜”“手镯”“主播”“戒指”等词汇, 突出产品属性; Topic4 包含了“福袋”“包装”“链接”“下单”等词汇, 突出直播间的促销优惠; Topic5 包含了“好用”“质量”“现货”“同款”等词汇, 反映了消费者购买产品所关

4.4 情感分析

考虑上下文相关性, 本文采用 5 种深度学习模型训练预测得到各弹幕评论的情感得分, 使用精确度、召回率、 F 值和准确率作为模型有效性的评估标准。根据模型训练结果, senta-bilstm 模型训练效果最佳, 精确度、召回率和准确率较高, 因此本文引入了双向的长短期记忆网络 (bi-directional long short-term memory, BiLSTM), 采用 BiLSTM 作为预训练模型, 模型分析评价结果如表 3 所示。

表 3 基于深度学习方法的的情感分析评价

| 深度学习模型 | 精确度 | 召回率 | F 值 | 准确率 |
|-----------------|------|------|-------|------|
| senta-bilstm 模型 | 0.84 | 0.71 | 0.72 | 0.74 |
| senta-bow 模型 | 0.82 | 0.70 | 0.76 | 0.72 |
| senta-cnn 模型 | 0.83 | 0.77 | 0.80 | 0.75 |
| senta-gru 模型 | 0.70 | 0.71 | 0.70 | 0.73 |
| senta-lstm 模型 | 0.78 | 0.77 | 0.77 | 0.75 |

4.5 模型构建

在计量模型选择上, 为了有效识别直播界面可视化信息对消费者响应的影响, 同时避免部分概念重合和高度相关增大估计误差, 本文拟构建分层回归模型, 分别以产品销量和口碑推荐数量为被解释变量建立多元回归模型 (1) 和模型 (2)。

为检验直播商务启发式线索信息、系统式线索信息对产品销量的影响:

$$\begin{aligned} \ln \text{Sales} = & \beta_0 + \beta_1 \ln \text{Length} + \beta_2 \ln \text{Review} + \beta_3 \ln \text{Review}^2 + \beta_4 \ln \text{Like} \\ & + \beta_5 \ln \text{Fans} + \beta_6 \ln \text{Sentiment} + \beta_7 \ln \text{Semantic} + \beta_8 \ln \text{Duration} \\ & + \beta_9 \ln \text{Experience} + \beta_{10} \text{Type} + \beta_{11} \ln \text{Price} + \beta_{12} \ln \text{Number} + \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

为检验直播商务启发式线索信息、系统式线索信息对口碑推荐数量的影响:

$$\begin{aligned} \ln \text{Recommend} = & \beta_0 + \beta_1 \ln \text{Length} + \beta_2 \ln \text{Review} + \beta_3 \ln \text{Review}^2 + \beta_4 \ln \text{Like} \\ & + \beta_5 \ln \text{Fans} + \beta_6 \ln \text{Sentiment} + \beta_7 \ln \text{Semantic} + \beta_8 \ln \text{Duration} \\ & + \beta_9 \ln \text{Experience} + \beta_{10} \text{Type} + \beta_{11} \ln \text{Price} + \beta_{12} \ln \text{Number} + \varepsilon \end{aligned} \quad (2)$$

5 实证分析结果

5.1 描述性统计

表 4 报告了不同直播平台各变量的描述性统计结果。总体而言, 各变量的最大值和最小值差异显著, 说明本文选取样本具有良好的代表性, 不存在显著的样本选取偏差。

表 4 样本描述性统计

| 变量 | 电商型直播平台 | | | | 社交型直播平台 | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-------|------------|
| | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
| Sales | 39 723.73 | 102 616.8 | 219 | 1 200 700 | 210 744.2 | 2 605 592 | 1 170 | 45 170 000 |
| Recommend | 2 828.424 | 1 855.169 | 39 | 10 797 | 58 149.57 | 385 176.7 | 341 | 6 640 000 |

续表

| 变量 | 电商型直播平台 | | | | 社交型直播平台 | | | |
|--------------|-----------|-----------|---------|------------|-----------|------------|--------|-------------|
| | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
| Length | 8.547 | 12.453 | 1 | 38 | 10.324 | 8.94 | 1 | 45 |
| Review | 51 484.14 | 144 901 | 555 | 1 890 789 | 83 120.96 | 75 593.85 | 1 200 | 517 100 |
| Like | 382 190.6 | 2 180 500 | 8 678 | 37 654 000 | 2 598 374 | 6 637 068 | 12 000 | 51 733 000 |
| Fans | 7 138 201 | 8 411 333 | 165 000 | 56 000 000 | 5 889 828 | 52 384 448 | 24 000 | 903 400 063 |
| Sentiment | 0.609 | 0.144 | 0.11 | 0.967 | 0.480 | 0.275 | 0.013 | 0.995 |
| Topic1 | 0.202 | 0.120 | 0.001 | 0.658 | 0.206 | 0.114 | 0.001 | 0.573 |
| Topic2 | 0.200 | 0.113 | 0.003 | 0.63 | 0.197 | 0.118 | 0.002 | 0.648 |
| Topic3 | 0.208 | 0.112 | 0.002 | 0.818 | 0.199 | 0.114 | 0.001 | 0.612 |
| Topic4 | 0.201 | 0.114 | 0.004 | 0.662 | 0.203 | 0.116 | 0.002 | 0.654 |
| Topic5 | 0.191 | 0.116 | 0.002 | 0.584 | 0.196 | 0.116 | 0.003 | 0.546 |
| Duration | 371.043 | 218.635 | 62 | 1 292 | 377.5 | 197.549 | 70 | 988 |
| Experience | 609.623 | 374.822 | 30 | 2 714 | 25.743 | 14.793 | 1 | 59 |
| Type | 0.725 | 0.447 | 0 | 1 | 0.61 | 0.489 | 0 | 1 |
| Price | 234.248 | 510.675 | 5.74 | 4 963.9 | 296.445 | 675.903 | 1.022 | 5 726.4 |
| Number | 61.887 | 49.708 | 10 | 346 | 68.143 33 | 128.511 | 2 | 2 031 |
| Tie strength | 0.34 | 0.266 | 0.02 | 0.67 | 0.43 | 0.316 | 0.11 | 0.59 |

5.2 模型回归

本文基于每场直播的评论长度、评论数量、点赞数量、粉丝数量和每场直播的弹幕评论情感与语义特征来构建研究模型，因此以直播场次为单位进行模型回归。表 5 汇总了模型中部分主要变量的 Pearson 相关系数值，从数值来看，各主要变量间的相关系数绝大部分未超过 0.5 的阈值，因此本文模型不存在明显的多重共线性问题，保证了后续多元回归模型结果的稳健性。

表 5 变量间相关性矩阵

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) | (13) |
|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|------|------|------|------|
| Sales | 1 | | | | | | | | | | | | |
| Recommend | 0.38* | 1 | | | | | | | | | | | |
| Length | 0.30* | 0.37* | 1 | | | | | | | | | | |
| Review | 0.32* | 0.39* | 0.34* | 1 | | | | | | | | | |
| Like | 0.34* | 0.33* | 0.42* | 0.42* | 1 | | | | | | | | |
| Fans | 0.29* | 0.05* | 0.17* | 0.13* | 0.03* | 1 | | | | | | | |
| Sentiment | 0.34* | 0.05 | 0.11* | 0.27* | 0.24* | 0.47* | 1 | | | | | | |
| Topic1 | 0.05* | 0.01 | 0.08* | 0.06 | 0.02* | 0.05 | 0.04* | 1 | | | | | |
| Topic2 | -0.01 | -0.04 | -0.03 | 0.03 | -0.02 | 0.00 | 0.01 | -0.20* | 1 | | | | |
| Topic3 | 0.03 | -0.02 | -0.01 | 0.02 | -0.00 | 0.05 | 0.05 | -0.09* | -0.22* | 1 | | | |

续表

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) | (13) |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|------|------|
| Topic4 | 0.05 | 0.00 | 0.02 | 0.00 | 0.00 | 0.02 | 0.01 | -0.23* | -0.12* | -0.16* | 1 | | |
| Topic5 | 0.05 | 0.04 | 0.05 | 0.06* | 0.05* | 0.02* | 0.00 | -0.13* | -0.14* | -0.21* | -0.19* | 1 | |
| Tie strength | 0.44* | 0.34* | 0.45* | 0.37* | 0.53* | 0.33* | 0.34* | 0.05 | -0.00 | -0.04 | 0.06 | 0.04 | 1 |

*表示在 5%水平下显著

表 6 包含了 $H_{1a} \sim H_{7b}$ 模型假设的数据分析结果, 控制变量均被包含在内。如模型 1 所示, 启发式线索信息方面, 弹幕评论长度正向影响产品销量 ($\beta=0.149, p<0.001$), 假设 H_{1a} 得到验证。直播的弹幕评论数量对产品销量的影响系数为负 ($\beta=-0.296, NS$), 在加入两项乘积的交互项后, 评论数量二次项 (Review_sq) 对产品销量的影响系数显著为正 ($\beta=0.042, p<0.01$), 即评论数量与产品销量呈显著的 U 形关系而非倒 U 形关系, 因此假设 H_{2a} 不成立。直播观众点赞数量对产品销量影响系数显著为正 ($\beta=0.071, p<0.05$), 假设 H_{3a} 得到验证。与此同时, 直播间的粉丝数量对产品销量的正向影响具有统计学意义 ($\beta=0.147, p<0.001$), 因此假设 H_{4a} 得到支持。系统式线索信息方面, 弹幕评论的语言情感对产品销量的积极影响在 10%的水平上显著 ($\beta=0.115, p<0.1$), 表明弹幕中积极情感对产品销量的影响较大, 验证了假设 H_{5a} 。四个弹幕评论主题均与产品销量呈显著正相关关系, 验证了假设 H_{6a} 。

表 6 多元回归模型参数估计结果

| 变量 | 模型 1 | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 |
|---------------|---------------------|----------------------|---------------------|---------------------|
| | Sales | | Recommend | |
| 主效应 | | | | |
| Length | 0.149*** (0.024) | 0.118*** (0.021) | 0.330*** (0.028) | 0.318*** (0.027) |
| Review | -0.296 (0.335) | -0.949+ (0.471) | 0.723+ (0.381) | 1.832** (0.606) |
| Review_sq | 0.042** (0.016) | 0.068** (0.023) | -0.025+ (0.014) | -0.076** (0.029) |
| Like | 0.071* (0.029) | 0.075** (0.025) | 0.107** (0.034) | 0.092** (0.033) |
| Fans | 0.147*** (0.028) | 0.109*** (0.025) | 0.053+ (0.032) | 0.025+ (0.013) |
| Sentiment | 0.115+ (0.063) | 0.523*** (0.073) | 0.189** (0.072) | 0.222+ (0.093) |
| Topic1 | 0.065+ (0.037) | 0.064+ (0.034) | 0.092* (0.042) | -0.063 (0.044) |
| Topic2 | 0.057 (0.041) | 0.059+ (0.036) | -0.001 (0.047) | -0.002 (0.046) |
| Topic3 | 0.070+ (0.041) | 0.064+ (0.036) | -0.056 (0.047) | -0.053 (0.046) |
| Topic4 | 0.128** (0.043) | 0.119*** (0.037) | -0.028 (0.049) | -0.033 (0.048) |
| Topic5 | 0.072+ (0.037) | 0.080* (0.033) | -0.036 (0.043) | -0.027 (0.042) |
| 交互效应 | | | | |
| Length×TIE | | 0.023+ (0.014) | | 0.104*** (0.031) |
| Review×TIE | | -0.956*** (0.272) | | 0.269 (0.350) |
| Review_sq×TIE | | 0.038** (0.012) | | -0.015 (0.016) |

续表

| 变量 | 模型 1 | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 |
|--------------------|---------|---------------------------------|-----------|-------------------------------|
| | Sales | | Recommend | |
| 交互效应 | | | | |
| Like×TIE | | -0.039 (0.030) | | 0.071 ⁺ (0.039) |
| Fans×TIE | | 0.074 ^{***} (0.020) | | -0.010 (0.025) |
| Sentiment×TIE | | 0.451 ^{***} (0.072) | | 0.212 [*] (0.092) |
| Topic1×TIE | | 0.014 (0.047) | | 0.078 (0.060) |
| Topic2×TIE | | -0.018 (0.050) | | -0.034 (0.064) |
| Topic3×TIE | | 0.092 ⁺ (0.051) | | 0.044 (0.066) |
| Topic4×TIE | | 0.038 (0.056) | | -0.061 (0.072) |
| Topic5×TIE | | 0.048 (0.044) | | -0.033 (0.057) |
| Control included | yes | yes | yes | yes |
| 调整后 R ² | 0.653 9 | 0.752 5 | 0.673 4 | 0.702 2 |

+、*、**和***分别表示在 10%、5%、1%和 0.1%水平下显著
注：括号内为标准差

在对变量进行中心化处理后，模型 2 在模型 1 的基础上加入了关系强度的调节作用。关系强度与评论长度的交互效应显著为正 ($\beta=0.023$, $p<0.1$)。关系强度与评论数量交互系数显著为负 ($\beta=-0.956$, $p<0.001$)，关系强度和评论数量的平方之间的交互作用显著为正 ($\beta=0.038$, $p<0.01$)，表明关系强度放大了评论数量和产品销量之间的 U 形关系。直播消费者点赞数量与关系强度的交互效应系数为负，但并不显著 ($\beta=-0.039$, NS)。直播商务的粉丝数量与关系强度的交互效应系数显著为正 ($\beta=0.074$, $p<0.001$)，因此，总体来讲，假设 H_{7a} 得到了验证。与此同时，关系强度与评论情感具有积极且显著的交互作用 ($\beta=0.451$, $p<0.001$)，与 Topic3 的交互项系数显著为正 ($\beta=0.092$, $p<0.1$)，因此，假设 H_{7b} 得到了验证。

模型 3 和模型 4 因变量为消费者口碑推荐情况。在模型 3 中，启发式线索信息方面，直播间弹幕评论长度正向影响口碑推荐数量 ($\beta=0.330$, $p<0.001$)，假设 H_{1b} 得到验证。直播的弹幕评论数量对口碑推荐的影响系数为正 ($\beta=0.723$, $p<0.1$)，但在加入两项乘积的交互项后，评论数量二次项 (Review_sq) 对口碑推荐的影响系数显著为负 ($\beta=-0.025$, $p<0.1$)，即弹幕评论数量与消费者口碑推荐行为存在显著的倒 U 形关系，假设 H_{2b} 成立。直播观众点赞数量对口碑推荐数量的影响系数显著为正 ($\beta=0.107$, $p<0.01$)，假设 H_{3b} 得到验证。与此同时，直播商务的粉丝数量对消费者口碑推荐意愿的正向影响具有统计学意义 ($\beta=0.053$, $p<0.1$)，因此假设 H_{4b} 得到支持。系统式线索信息方面，弹幕评论语言情感积极程度对口碑推荐数量的积极影响显著为正 ($\beta=0.189$, $p<0.01$)，假设 H_{5b} 得到验证。仅有一个弹幕评论主题与消费者推荐行为呈显著正相关关系 ($\beta=0.092$, $p<0.05$)，即弹幕评论主题对观众口碑推荐行为不存在显著正向影响，假设 H_{6b} 没有得到验证。

模型 4 在模型 3 的基础上加入了关系强度作为调节变量。关系强度与评论长度的交互效应显著为正 ($\beta=0.104$, $p<0.001$)，表明相比于较低的关系强度，主播与消费者的关系越紧密，直播间弹幕评论的长度越长，消费者将直播产品推荐给他人的可能性越高。关系强度与评论数量不存在显著的交互作用

($\beta=0.269$, NS), 关系强度和评论数量的平方之间的交互作用也并不显著 ($\beta=-0.015$, NS), 也就是说, 评论数量对口碑推荐行为的影响并未受到关系强度的影响。直播消费者点赞数量与关系强度的交互效应系数显著为正 ($\beta=0.071$, $p<0.1$)。直播商务的粉丝数量与关系强度的交互效应系数未通过检验 ($\beta=-0.010$, NS)。因此, 假设 H_{7a} 得到了部分验证。与此同时, 关系强度与评论情感具有积极且显著的交互作用 ($\beta=0.212$, $p<0.05$), 关系强度与 5 个弹幕评论主题交互项的系数均不显著。因此, 假设 H_{7b} 得到了部分验证。

表 7 展示了不同直播平台可视化信息与消费者响应之间关系的检验结果。检验数据结果表明, 相比于社交型直播平台, 电商型直播平台的弹幕评论情感积极性的影响系数更大, 且分别在 1% 和 5% 的水平上显著。主题 1、主题 2、主题 4 和主题 5 对消费者响应的系数显著为正, 且均高于社交型直播平台, 即电商型直播平台系统式线索信息对消费者响应的积极作用更明显, 因此假设 H_{8a} 得到验证。模型 7 和模型 8 检验数据结果表明, 相比于电商型直播平台, 社交型直播平台的评论长度、评论数量、粉丝数量对消费者响应的影响系数更大, 即社交型直播平台启发式线索信息对消费者响应的积极作用更显著, 因此假设 H_{8b} 得到验证。

表 7 直播平台类型的调节作用

| 变量 | 电商型直播商务平台 | | 社交型直播商务平台 | |
|------------------|---------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------------------------------|
| | 模型 5 | 模型 6 | 模型 7 | 模型 8 |
| | Sales | Recommend | Sales | Recommend |
| Length | 0.092 ^{***} (0.028) | 0.141 ^{***} (0.028) | 0.096 [*] (0.046) | 0.694 ^{***} (0.064) |
| Review | -0.250 ⁺ (0.127) | 2.039 ^{***} (0.349) | -2.414 ^{***} (0.583) | -1.300 ⁺ (0.68) |
| Review_sq | 0.049 ^{**} (0.017) | -0.093 ^{***} (0.017) | 0.122 ^{***} (0.027) | 0.070 ⁺ (0.038) |
| Like | 0.115 ^{**} (0.036) | 0.145 ^{***} (0.036) | 0.092 ⁺ (0.042) | 0.010 (0.059) |
| Fans | 0.134 ^{***} (0.035) | 0.020 (0.034) | 0.392 ^{***} (0.046) | 0.012 (0.064) |
| Sentiment | 0.369 ^{**} (0.077) | 0.291 [*] (0.146) | -0.070 (0.148) | 0.242 [*] (0.108) |
| Topic1 | 0.092 ⁺ (0.047) | -0.026 (0.044) | 0.012 (0.044) | -0.078 (0.066) |
| Topic2 | 0.082 ⁺ (0.049) | -0.001 (0.050) | 0.008 (0.051) | 0.017 (0.069) |
| Topic3 | 0.037 (0.051) | 0.047 (0.051) | 0.032 (0.050) | -0.074 (0.070) |
| Topic4 | 0.139 ^{**} (0.051) | -0.054 (0.051) | 0.065 [*] (0.055) | -0.008 (0.076) |
| Topic5 | 0.082 ⁺ (0.044) | 0.035 (0.044) | 0.047 (0.048) | -0.115 ⁺ (0.067) |
| Control included | yes | yes | yes | yes |
| 调整后 R^2 | 0.722 5 | 0.409 9 | 0.722 5 | 0.557 5 |

+、*、**和***分别表示在 10%、5%、1%和 0.1%水平下显著

注: 括号内为标准差

5.3 稳健性检验

1. 替换个别变量的衡量方式

为了避免测量误差带来的影响, 进一步保证核心检验结果的可靠性, 本文通过替换个别变量的衡量方式进行稳健性检验。采用直播期间产品销售额变化量衡量产品销量, 直播间 30 日内取样弹幕数平

均值衡量评论数量, 直播间 30 日内点赞数量平均值衡量点赞数量。主播经验采用平台提供的主播综合价值指数(该主播在周期时间内带货水平、互动水平表现)衡量。观察表 8 可知, 各回归结果与表 6 中的主要发现没有显著差异, 表明本文实证结果具有稳健性。

表 8 替换个别变量后的稳健性检验结果

| 变量 | 模型 1 | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 |
|--------------------|---------------------------------|---------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| | Sales | | Recommend | |
| 主效应 | | | | |
| Length | 0.355 ^{***} (0.034) | 0.307 ^{***} (0.035) | 0.644 ^{***} (0.034) | 0.657 ^{***} (0.033) |
| Review | -0.154 ⁺ (0.083) | -0.139 ⁺ (0.083) | 0.025 ^{***} (0.004) | 0.023 ^{***} (0.004) |
| Review_sq | 0.006 ⁺ (0.004) | 0.006 ⁺ (0.003) | -0.799 ^{***} (0.081) | -0.740 ^{***} (0.078) |
| Like | 0.225 ^{***} (0.049) | 0.222 ^{***} (0.049) | 0.547 ^{***} (0.048) | 0.554 ^{***} (0.046) |
| Fans | 0.136 ^{***} (0.037) | 0.154 ^{***} (0.038) | 0.337 ^{***} (0.036) | 0.395 ^{***} (0.036) |
| Sentiment | 0.053 ⁺ (0.028) | -0.013 (0.079) | 0.373 ^{***} (0.075) | 0.419 ^{***} (0.074) |
| Topic1 | 0.090 [*] (0.045) | 0.088 ⁺ (0.048) | 0.018 (0.044) | -0.005 (0.045) |
| Topic2 | 0.074 (0.050) | 0.086 ⁺ (0.050) | 0.032 (0.049) | 0.024 (0.048) |
| Topic3 | 0.018 ⁺ (0.010) | 0.033 (0.051) | -0.039 (0.049) | -0.026 (0.048) |
| Topic4 | 0.109 ⁺ (0.053) | 0.119 ⁺ (0.053) | -0.006 (0.051) | -0.002 (0.050) |
| Topic5 | 0.068 (0.046) | 0.081 ⁺ (0.046) | -0.030 (0.045) | -0.024 (0.024) |
| 交互效应 | | | | |
| Length×TIE | | -0.004 (0.036) | | 0.088 ^{**} (0.034) |
| Review×TIE | | -0.046 ⁺ (0.026) | | 0.013 (0.092) |
| Review_sq×TIE | | 0.001 ⁺ (0.000) | | -0.003 (0.004) |
| Like×TIE | | 0.018 ⁺ (0.010) | | 0.111 [*] (0.048) |
| Fans×TIE | | 0.160 ^{***} (0.040) | | -0.057 (0.038) |
| Sentiment×TIE | | 0.039 ⁺ (0.022) | | 0.304 ^{***} (0.076) |
| Topic1×TIE | | 0.054 ⁺ (0.032) | | -0.029 (0.062) |
| Topic2×TIE | | 0.087 (0.072) | | -0.048 (0.068) |
| Topic3×TIE | | 0.093 (0.070) | | 0.076 (0.066) |
| Topic4×TIE | | 0.080 (0.077) | | -0.119 (0.073) |
| Topic5×TIE | | -0.007 (0.063) | | -0.071 (0.060) |
| Control included | yes | yes | yes | yes |
| 调整后 R ² | 0.608 5 | 0.619 5 | 0.817 3 | 0.835 3 |

+, *、**和***分别表示在 10%、5%、1%和 0.1%水平下显著

注: 括号内为标准差

2. 排除购物节、周末等特殊日期的影响

在重大购物节如“双 11”“318”购物节等，消费者容易受到从众心理和仪式感消费心理的影响产生冲动消费行为，周末节假日也为消费者提供了较为充裕的直播购物时间，可见购物日期可能影响电商直播产品销量和口碑推荐行为。同时，某些社会热点话题（如鸿星尔克捐款）会导致直播消费者购买行为出现异常波动，因此，本文删除 2020 年“双 11”和“双 12”、2021 年“318”、各周末节假日以及涉及焦点事件的直播间样本数据，最终得到 367 条样本。在此基础上加入开店时长、是否有促销活动两个控制变量并重新进行回归分析，结果如表 9 所示，在排除购物节、周末、节假日和特殊事件影响后，所得结论绝大部分与前文论证结果一致，在一定程度上证明了本文研究结果的稳健性。

表 9 排除特殊日期影响的稳健性检验结果

| 变量 | 模型 1 | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 |
|---------------|-------------------------------|--------------------------------|-------------------------------|--------------------------------|
| | Sales | | Recommend | |
| 主效应 | | | | |
| Length | 0.265** (0.003) | 0.482** (0.004) | 0.482** (0.005) | 0.519* (0.026) |
| Review | -0.177* (0.044) | -0.229* (0.065) | 0.019** (0.017) | 0.292** (0.002) |
| Review_sq | 0.103* (0.058) | 0.105* (0.066) | -0.602** (0.069) | -0.316** (0.014) |
| Like | 0.452** (0.022) | 0.184* (0.038) | 0.621** (0.024) | 0.019** (0.028) |
| Fans | 0.219** (0.008) | 0.229** (0.021) | 0.477** (0.035) | 0.284** (0.007) |
| Sentiment | 0.012* (0.013) | 0.312* (0.051) | 0.291** (0.027) | 0.568** (0.019) |
| Topic1 | 0.011 (0.078) | 0.009 ⁺ (0.067) | 0.022 ⁺ (0.054) | 0.011 (0.065) |
| Topic2 | 0.053 ⁺ (0.069) | 0.015* (0.043) | -0.019 (0.067) | -0.004 (0.054) |
| Topic3 | 0.009 ⁺ (0.011) | 0.008* (0.055) | 0.033 (0.052) | 0.038 (0.063) |
| Topic4 | 0.213** (0.006) | 0.013 ⁺ (0.062) | -0.023 (0.066) | -0.009 (0.067) |
| Topic5 | 0.193* (0.029) | 0.006 ⁺ (0.071) | 0.052 (0.048) | 0.016 (0.074) |
| 交互效应 | | | | |
| Length×TIE | | 0.016* (0.059) | | 0.025** (0.017) |
| Review×TIE | | -0.003 ⁺ (0.035) | | 0.111 (0.069) |
| Review_sq×TIE | | 0.195 ⁺ (0.047) | | -0.023 ⁺ (0.033) |
| Like×TIE | | 0.284* (0.007) | | 0.053** (0.004) |
| Fans×TIE | | 0.291* (0.024) | | 0.019* (0.031) |
| Sentiment×TIE | | 0.072* (0.033) | | 0.413** (0.029) |
| Topic1×TIE | | 0.038 (0.057) | | -0.022 (0.073) |
| Topic2×TIE | | 0.006 ⁺ (0.065) | | -0.019 (0.055) |
| Topic3×TIE | | 0.013 (0.074) | | -0.045 (0.064) |

续表

| 变量 | 模型 1 | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 |
|--------------------|---------|------------------|-----------|-------------------|
| | Sales | | Recommend | |
| 交互效应 | | | | |
| Topic4×TIE | | 0.029 (0.079) | | -0.221 (0.072) |
| Topic5×TIE | | 0.002 (0.053) | | -0.093 (0.088) |
| Control included | yes | yes | yes | yes |
| 调整后 R ² | 0.651 2 | 0.698 7 | 0.783 9 | 0.820 1 |

+, *, **和***分别表示在 10%、5%、1%和 0.1%水平下显著

注: 括号内为标准差

根据模型验证参数, 本文假设验证结果如表 10 所示, 其中假设 H_{2a} 和假设 H_{6b} 没有得到支持, 假设 H_{7a} 和假设 H_{7b} 得到部分支持, 其余假设均得到验证。

表 10 假设检验结果

| 序号 | 研究假设 | 结果 |
|-----------------|--|------|
| H _{1a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的弹幕评论越长, 产品销量越高 | 支持 |
| H _{1b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的弹幕评论越长, 口碑推荐数量越多 | 支持 |
| H _{2a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的弹幕评论数量与产品销量呈倒 U 形关系 | 不支持 |
| H _{2b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的弹幕评论数量与口碑推荐数量呈倒 U 形关系 | 支持 |
| H _{3a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的点赞数量越多, 产品销量越高 | 支持 |
| H _{3b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的点赞数量越多, 口碑推荐数量越多 | 支持 |
| H _{4a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的粉丝数量越多, 产品销量越高 | 支持 |
| H _{4b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务的粉丝数量越多, 口碑推荐数量越多 | 支持 |
| H _{5a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务弹幕评论的情感越积极, 产品销量越高 | 支持 |
| H _{5b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务弹幕评论的情感越积极, 口碑推荐数量越多 | 支持 |
| H _{6a} | 在控制其他因素条件下, 直播商务弹幕评论包含的语义越丰富, 产品销量越高 | 支持 |
| H _{6b} | 在控制其他因素条件下, 直播商务弹幕评论包含的语义越丰富, 口碑推荐数量越多 | 不支持 |
| H _{7a} | 关系强度显著正向调节直播商务启发式线索信息与消费者响应的关系 | 部分支持 |
| H _{7b} | 关系强度显著正向调节直播商务系统式线索信息与消费者响应的关系 | 部分支持 |
| H _{8a} | 平台类型在直播商务系统式线索信息与消费者响应之间发挥调节作用。相对于社交型直播商务平台, 电商型直播商务平台系统式线索信息对消费者响应的正向作用更强 | 支持 |
| H _{8b} | 平台类型在直播商务启发式线索信息与消费者响应之间发挥调节作用。相对于电商型直播商务平台, 社交型直播商务平台启发式线索信息对消费者响应的正向作用更强 | 支持 |

6 结论与讨论

6.1 研究结论

本文基于启发式-系统式模型和信号传递理论的研究框架, 利用真实的直播商务平台数据, 将直播

消费者响应的影响因素分为启发式线索（评论长度、评论数量、点赞数量、粉丝数量）和系统式线索（评论情感、评论语义），检验了直播商务环境下，直播界面各类可视化信息对消费者购买和口碑推荐行为的动态影响，实证结果表明：①在启发式线索信息中，弹幕评论长度对消费者响应存在正向影响，评论数量与产品销量之间存在显著的 U 形关系而非原假设中的倒 U 形关系，可能的原因在于，受有限注意力影响，个体的认知思维存在“分散注意力效应”，消费者在直播初始阶段更加关注产品信息和主播的说服过程，对弹幕评论等边缘内容并不敏感，而随着弹幕评论的快速增加，弹幕的信息内容更丰富，消费者更能收获到关于产品实时的口碑评价和观众的情绪感染，此时更容易产生购买行为。评论数量对消费者口碑推荐存在倒 U 形作用。进一步地，本文研究发现点赞数量越多，消费者响应效果越积极。粉丝数量对消费者响应也具有显著的正向影响。②在系统式线索信息方面，弹幕评论的情感积极程度对产品销量和口碑推荐数量存在正向影响。弹幕评论的语义丰富性与产品销量正相关，但并未显著影响消费者推荐行为，这可能是因为消费者推荐行为属于高认知需求行为，消费者通常对各类信息进行综合加工后决定是否向他人推荐该产品或该直播间，丰富的弹幕信息有助于消费者进行决策，但消费者的记忆容量有限，当信息处理需求超过上限会导致消费者的认知超载，进而弱化弹幕评论语义内容对消费者口碑推荐的积极作用，因此消费者对于转发直播间这种“事后行为”的注意力并不强。③关系强度增强了直播商务启发式线索信息与消费者响应的关系。其中关系强度增强了评论数量与产品销量之间的倒 U 形关系，而并没有调节评论数量与口碑推荐行为的倒 U 形关系。可能的解释是，弹幕评论作为直播界面主要的可视化信息，宣泄情感、提供额外产品信息是弹幕的主要功能之一，不论观众与主播和商家的关系是否紧密，过于频繁的弹幕出现在直播界面上均会给观众带来过高的认知负荷，给消费者造成视觉上的混乱，因此不愿意将直播间转发推荐给他人。此外，系统式线索信息方面，关系强度显著增强了评论积极情感与消费者响应之间的关系，但在评论语义与消费者响应间不存在调节作用，这可能是因为弹幕评论语义内容相对于评论情感是更稳健的“信号”，更不容易被观众与主播、直播商家的亲密关系所替代。④直播商务平台类型具有显著的调节作用：相比于社交型直播平台，电商型直播平台系统式线索信息对消费者响应的积极作用更明显，社交型直播平台启发式线索信息对消费者响应的积极作用更显著。

6.2 理论贡献

（1）基于启发式-系统式模型框架，本文探究了直播界面可视化信息如何影响消费者购买和口碑推荐行为。以往关于直播商务的研究探讨了消费者参与直播商务的动机和感知价值，但忽略了直播观看期间各类可视化信息的综合影响。本文将直播界面的弹幕评论数量及长度、粉丝数量、点赞数量、评论情感、评论语义等信息纳入消费者观看直播的信号传递过程，拓展了有关直播商务研究的切入视角。现有关于直播可视化信息的影响效果研究还相对有限，在不充分的信息交换下探索直播营销的影响可能会导致不准确的结果，因此，本文通过关注直播商务界面的动态性和多样性弥补了这一研究缺陷。

（2）本文探索了直播商务动态信息影响消费者响应的不同边界条件。已有学者发现直播商务互动的响应性和个性化水平与顾客参与行为呈非线性关系，观众对直播平台和主播的信任有利于增强直播的参与意愿。可以看出，以往的研究忽略了平台类型和关系强度对直播观众购买及推荐行为的边界影响，这导致对直播商务中消费者行为影响因素的考察过于简化。因此，本文将平台类型和关系强度视为边界条件，阐释了不同类型直播平台和关系强度与直播界面可视化信息的交互作用，丰富了对直播商务信号传递效应的理解。

（3）文章结合动态数据定量分析和文本数据定性分析方法对直播界面信息进行了多维探究。具体地讲，本文采用 BiLSTM 深度学习模型度量弹幕评论情感值，对弹幕评论中情感的真实表达有了更加

准确的预测,在一定程度上提高了现有研究对弹幕评论情感分析的精度。另外,本文根据 TF-IDF 特征向量得到弹幕评论文本的主题概率值,深度挖掘了弹幕评论的语义特征,优化了现有研究关于弹幕评论主题的计算方法。以上方法对本文的文本数据有较好的预测能力,同时降低了算法复杂程度。

6.3 管理启示

本文研究结论对直播电商和营销人员具有一定的实践启示。研究发现直播界面动态参与数据有利于传递积极的产品质量信号,因此直播营销者可以通过各种途径吸引观众积极参与购物直播。例如,以折扣优惠、限时抽奖等方式在消费者中扩大宣传范围,借助网络红人、明星效应实现规模化的流量优势,同时积极关注直播商家账号合规情况、关注和访问量、交易量和粉丝数量等显性数据指标。由于主题丰富、情感积极的弹幕评论会影响消费者的反应,所以直播商家应当积极发布商品相关信息,密切回应消费者对于产品选择方面的需求,加强与观众之间的情感互动,增强消费者对主播的个性化感知和产品的信任程度。然而,过多的弹幕评论充斥直播间会使观众感到不满,因此直播商家应引导观众进行健康、合理的弹幕评论行为。另外,直播商家需要重点关注消费者参与直播的显性需求,依托大数据技术提供算法匹配的定制产品,差异化定制产品营销策略,将内容创新与产品推荐相结合,从而满足不同平台消费者需求。最后,本文研究结论表明,当观众与主播及商家的关系更紧密时,各类可视化信息更能够提升观众的购买和口碑推荐意愿。因此,直播商家需要提升产品和服务品质,优化商品展示方式、产品促销流程和售后服务,全方位提高直播消费者购物体验。电商主播作为直播间营销人员,应当着重围绕商品或服务信息进行真实、准确的介绍,满足消费者对产品特征、品牌信息、用户体验等多方面的信息需求,实现直播产品信息共享,降低双方关于产品或服务的信息不对称程度,同时充分利用积极热情的语言拉近与观众的心理距离,将消费者物质需求与情感需求相联系,实现互动与引流相结合。

6.4 局限性与未来研究方向

虽然本文结合了多种研究方法对直播界面可视化信息的综合影响效果进行分析,并取得了一定成果,但仍然存在一些不足,希望能够在未来研究中得到进一步提升。首先,出于数据可获性和时效性考虑,我们仅对近半年的直播数据进行分析,后续可以扩充研究时间范围,提高研究的纵向效度。同时,本文研究范围仅限于中国境内,未来可以针对直播商务环境进行跨文化对比研究。其次,本文虽然应用了启发式-系统式信息加工的研究框架,将直播界面可视化信息对消费者响应的影响因素分为启发式线索信息与系统式线索信息,但在具体每种信息的特征选择方面尚待完善,如在系统式线索信息特征中,由于技术原因,只选择了弹幕评论文本的定性特征,尚未结合主播面部表情、虚拟形象等视觉指标。未来的研究可以考虑更多启发式-系统式信息的具体特征指标,拓展启发式-系统式信息加工模型在直播消费者响应相关研究领域的应用。

参 考 文 献

- [1] Hu M, Zhang M G, Wang Y. Why do audiences choose to keep watching on live video streaming platforms? An explanation of dual identification framework[J]. Computers in Human Behavior, 2017, 75 (3): 594-606.
- [2] 中国互联网络信息中心. 第 46 次中国互联网络发展状况统计报告[EB/OL]. <http://www.cnnic.net.cn/hlwfzyj/hlwxzbg/hlwtjbg/202009/P020200929546215182514.htm>, 2020-04-30.
- [3] Lin Y, Yao D, Chen X. Happiness begets money: emotion and engagement in live streaming[J]. Journal of Marketing

- Research, 2021, 58 (3) : 417-438.
- [4] Dong X Y, Wang T. Social tie formation in Chinese online social commerce: the role of IT affordances[J]. *International Journal of Information Management*, 2018, 42 (10) : 49-64.
- [5] 韩箫亦, 许正良. 电商主播属性对消费者在线购买意愿的影响——基于扎根理论方法的研究[J]. *外国经济与管理*, 2020, 42 (10) : 62-75.
- [6] 孟陆, 刘凤军, 陈斯允, 等. 我可以唤起你吗——不同类型直播网红信息源特性对消费者购买意愿的影响机制研究[J]. *南开管理评论*, 2020, 23 (1) : 131-143.
- [7] Lee S E, Choi M, Kim S. They pay for a reason! The determinants of fan's instant sponsorship for content creators[J]. *Telematics and Informatics*, 2019, 45 (2) : 101-125.
- [8] Hou F F, Guan Z Z, Li B Y, et al. Factors influencing people's continuous watching intention and consumption intention in live streaming: evidence from China[J]. *Internet Research*, 2020, 30 (1) : 141-163.
- [9] Spence M. Competitive and optimal responses to signals: an analysis of efficiency and distribution[J]. *Journal of Economic Theory*, 1974, 7 (3) : 296-332.
- [10] Wang K, Pan Z, Lu Y B, et al. What motives users to participate in Danmu on live streaming platforms? The impact of technical environment and effectance[J]. *Data and Information Management*, 2019, 3 (3) : 117-134.
- [11] Payne K, Keith M J, Schuetzler R M, et al. Examining the learning effects of live streaming video game instruction over Twitch[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, 77 (2) : 95-109.
- [12] Sjöblom M, Hamari J. Why do people watch others play video games? An empirical study on the motivations of Twitch users[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, 75 (2) : 985-996.
- [13] Peng X, Zhao Y C, Teo H H. Understanding young people's use of Danmaku websites: the effect of perceived coolness and subcultural identity[C]. *Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS2016)*. Association for Information Systems, 2016: 252-262.
- [14] 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[J]. *Marketing Science*, 2020, 39 (2) : 285-295.
- [15] Wongkitrungrueng A, Assarut N. The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers[J]. *Journal of Business Research*, 2018, 117 (9) : 543-556.
- [16] Labrecque L I. Fostering consumer-brand relationships in social media environments: the role of parasocial interaction[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2014, 28 (2) : 134-148.
- [17] Bapna R, Gupta A, Rice S, et al. Trust and the strength of ties in online social networks: an exploratory field experiment[J]. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 2017, 41 (1) : 115-130.
- [18] 杨楠. 网红直播带货对消费者品牌态度影响机制研究[J]. *中央财经大学学报*, 2021, (2) : 118-128.
- [19] Wongkitrungrueng A, Dehouche N, Assarut N. Live streaming commerce from the sellers' perspective: implications for online relationship marketing[J]. *Journal of Marketing Management*, 2020, 36 (5) : 488-518.
- [20] Park H J, Lin L M. The effects of match-ups on the consumer attitudes toward Internet celebrities and their live streaming contents in the context of product endorsement[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2002, 52: 123-130.
- [21] Epstein S, Pacini R, Denes-Raj V, et al. Individual differences in intuitive experiential and analytical rational thinking styles[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1996, 71 (2) : 390-405.
- [22] 黄鹏强, 王刊良. 信息加工模式采用的影响因素及其交互作用: 双加工理论的视角[J]. *管理工程学报*, 2021, (10) : 1-15.
- [23] Chen C D, Zhao Q, Wang J L. How live streaming increases product sales: role of trust transfer and elaboration

- likelihood model[J]. *Behaviour and Information Technology*, 2020, 29 (9) : 1-17.
- [24] Kilger M, Romer E. Do measures of media engagement correlate with product purchase likelihood?[J]. *Journal of Advertisement Research*, 2007, 47 (3) : 313-325.
- [25] Edmans A, Heinle M S, Huang C. The real costs of financial efficiency when some information is soft[J]. *Review of Finance*, 2016, 20 (6) : 2151-2182.
- [26] Connelly B L, Certo S T, Ireland R D, et al. Signaling theory: a review and assessment[J]. *Journal of Management*, 2010, 37 (1) : 39-67.
- [27] Yang T T, Yang F, Men J Q. The impact of Danmu technological features on consumer loyalty intention toward recommendation vlogs: a perspective from social presence and immersion[J]. *Information Technology and People*, 2021, 13 (4) : 234-246.
- [28] Racherla P, Friske W. Perceived “usefulness” of online consumer reviews: an exploratory investigation across three services categories[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2012, 11 (6) : 548-559.
- [29] Mudambi S M, Schuff D. What makes a helpful online review? A study of customer reviews on amazon.com. [J]. *MIS Quarterly*, 2010, 34 (1) : 185-200.
- [30] 冯钰茹, 邓小昭. 弹幕视频网站用户弹幕评论行为的影响因素研究——以 Bilibili 弹幕视频网站为例[J]. *图书情报工作*, 2021, 10 (7) : 1-12.
- [31] Chen Y, Gao Q, Rau P L P. Watching a movie alone yet together: understanding reasons for watching Danmaku videos[J]. *International Journal of Human Computer Interaction*, 2017, 33 (9) : 731-743.
- [32] 王霞, 梁栋. 弹幕数量和弹幕情感强度对视频流行度的影响[J]. *营销科学学报*, 2019, 15 (2) : 132-156.
- [33] Zhou J L, Zhou J, Ding Y, et al. The magic of danmaku: a social interaction perspective of gift sending on live streaming platforms[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2019, 34 (2) : 23-46.
- [34] Krahenbuhl G S. Adrenaline, arousal and sport[J]. *The American Journal of Sports Medicine*, 1975, 3 (3) : 117-121.
- [35] Sreejesh S, Paul J, Strong C, et al. Consumer response towards social media advertising: effect of media interactivity, its conditions and the underlying mechanism[J]. *International Journal of Information Management*, 2020, 54 (10) : 324-335.
- [36] Törhönen M, Giertz J, Weiger W H, et al. Streamers: the new wave of digital entrepreneurship? Extant corpus and research agenda[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2020, 46 (5) : 234-246.
- [37] Xiong X, Li Y Y, Qiao S J, et al. An emotional contagion model for heterogeneous social media with multiple behaviors[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 4 (3) : 185-202.
- [38] Yu E, Jung C, Kim H, et al. Impact of viewer engagement on gift-giving in live video streaming[J]. *Telematics and Informatics*, 2018, 35 (5) : 1450-1460.
- [39] Wang D, Lee Y C, Fu W T. I love the feeling of being on stage, but I become greed[C]. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2019: 1-24.
- [40] Li D H, Zhang G Z, Xu Z, et al. Modelling the roles of celebrity trust and platform trust in consumers’ propensity of live-streaming: an extended tam method[J]. *Computers, Materials and Continua*, 2018, 55 (1) : 137-150.
- [41] Liang J P, Chen Z X, Lei J. Inspire me to donate: the use of strength emotion in donation appeals[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2016, 26 (2) : 283-298.
- [42] He M, Ge Y, Wu L, et al. Predicting the popularity of DanMu-enabled videos: a multi-factor view[C]. *Proceedings of the 21th International Conference on Database Systems for Advanced Applications*. Dallas: Springer, 2016: 351-366.
- [43] Liang K, He J. Analyzing credit risk among chinese P2P lending businesses by integrating text-related soft information[J].

- Electronic Commerce Research and Applications, 2020, 40 (5) : 123-171.
- [44] Granovetter M S. The strength of weak ties[J]. American Journal of Sociology, 1973, 78 (6) : 1360-1380.
- [45] Aran O, Biel J I, Gatica-Perez D. Broadcasting oneself: visual discovery of vlogging styles[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16 (1) : 201-215.
- [46] Koo D. Impact of tie strength and experience on the effectiveness of online service recommendations[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2016, 15 (2) : 38-51.
- [47] Ma L, Zhang X, Ding X Y, et al. How social ties influence customers' involvement and online purchase intentions[J]. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 2020, 16 (3) : 395-408.
- [48] Cacioppo J T, Petty R E, Kao C F. Central and peripheral routes to persuasion: an individual difference perspective[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1986, 51 (5) : 1032-1046.
- [49] 叶健, 赵慧. 基于大规模弹幕数据监听和情感分类的舆情分析模型[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2019, (3) : 86-100.
- [50] 史达, 王乐乐, 衣博文. 在线评论有用性的深度数据挖掘——基于 TripAdvisor 的酒店评论数据[J]. 南开管理评论, 2020, 23 (5) : 64-75.
- [51] Li R, Lu Y B, Ma J F. Examining gifting behavior on live streaming platforms: an identity-based motivation model[J]. Information and Management, 2019, 58 (6) : 443-488.
- [52] Mattke J, Maier C, Reis L, et al. Herd behavior in social media: the role of Facebook likes, strength of ties, and expertise[J]. Information and Management, 2020, 57 (8) : 345-367.
- [53] Roggeveen A L, Grewal D, Schweiger E B. The DAST framework for retail atmospherics: the impact of in- and out-of-store retail journey touch points on the customer experience[J]. Journal of Retailing, 2019, 11 (2) : 713-724.

The Influence of Visual Information of Live Streaming Commerce on Consumer Response: Based on the Moderating Effect of Platform Type and Tie Strength

PENG Yuhong^{1, 2}, HAO Liaogang¹

(1. School of Economics and Management, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Service Science and Innovation Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610031, China)

Abstract This paper takes the visual information of the live broadcast interface as the breakthrough point, uses text mining and content analysis methods to construct the LDA topic model based on signal transmission theory and double processing theory, uses deep learning and other methods to quantify variables, and exploratively proposes an impact model of visual information of the live broadcast interface on consumer response. The boundary effect of live streaming platform type and the relationship strength are also considered. The results show that in the heuristic cue information, the number of comments has a U-shaped relationship with product sales and an inverted U-shaped relationship with the number of WOM. The comment length, the number of likes, and fans all have a significant positive impact on consumer response; In systematic cue information, the emotion and semantic richness of comments have positive effects. At the same time, the impact of various information on consumer response is moderated by platform type and relationship strength.

Key words Live streaming marketing, Bullet commentary, Consumer response, Deep learning, Heuristic-systematic model

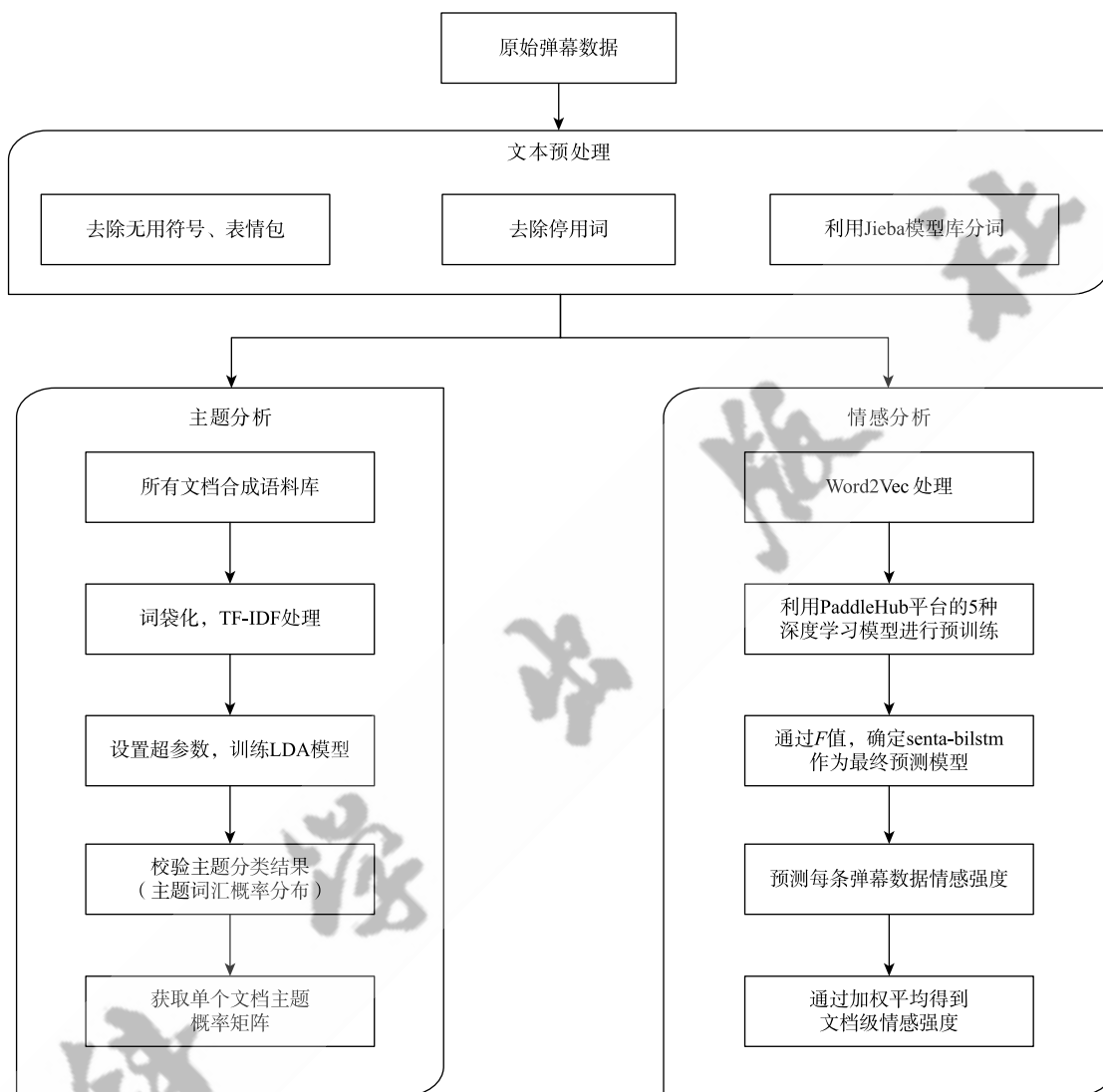
作者简介

彭宇泓（1995—），女，西南交通大学经济管理学院博士研究生，研究方向为直播营销与消费者行为。E-mail: 1325674893@qq.com。

郝辽钢（1978—），男，西南交通大学经济管理学院副教授、博士生导师，研究方向为市场营销、消费者行为。E-mail: haoliaogang@126.com。

成
海
水
版
社

附录一 弹幕评论情感分析和语义分析步骤



附录二 困惑度测量公式

$$\text{Perplexity} - \text{Var}(D_{\text{test}}) = \frac{\text{Perplexity}(D_{\text{test}})}{\text{Var}(D_{\text{test}})}$$

附录三 深度学习模型评价标准公式

$$\text{精确度 (P)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{召回率 (R)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{准确率 (Accuracy)} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$F \text{ 值 (F-score)} = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

TP (true positive) 是指被模型预测为正的正样本; TN (true negative) 是指被模型预测为负的负样本; FP (false positive) 是指被模型预测为正的负样本; FN (false negative) 是指被模型预测为负的正样本。