

电商主播表达风格影响消费者购买行为的社会临场感效应研究^{*}

吴嘉辉 刁雅静 刘冰雪

(江苏科技大学 经济管理学院, 江苏 镇江 212100)

摘 要 电商直播作为数字经济时代重要的营销新模式发展迅速, 电商主播作为产品推广的关键角色逐渐成为影响消费者购买行为的核心要素。本文以电商主播为研究对象将社会临场感理论引入霍夫兰说服模型, 构建了电商直播情境下的主播表达风格影响消费者购买行为的理论模型, 探究主播表达风格的不同分类以及各表达风格影响消费者购买行为的社会临场感效应。通过潜在狄利克雷分布 (latent Dirichlet allocation, LDA) 模型将主播表达风格分为逻辑型、奖励型、互动型和体验型四类, 并使用模糊集定性比较分析 (fuzzy-set qualitative comparative analysis, fsQCA) 方法对电商直播中社会临场感测量项弹幕活跃度、直播间人气、弹幕情感、观众点赞量和观众送礼数进行组态分析, 研究发现不同表达风格下社会临场感引发消费者高购买行为的构型, 从而进一步将主播表达风格与社会临场感影响因素的匹配结果场景化。研究结果拓宽了霍夫兰说服传播理论在电商直播情境下的运用, 丰富了社会临场感的测量方法, 为企业、主播、平台制定提升直播间消费者购买行为的策略提供了决策参考。

关键词 电商直播, 表达风格, 主播类型, 社会临场感, fsQCA

中图分类号 F724.6

1 引言

作为一种新兴的购物形式, 直播电商改变了传统在线购物的交互方式, 消费者可以在直播间与主播实时互动, 这使得直播间观众仿佛置身于大卖场, 具有身临其境的购物体验^[1]。根据网经社发布的《2022 年度中国直播电商市场数据报告》, 截至 2022 年 12 月中国直播电商市场规模达到 3.5 万亿元, 直播电商渗透率达到 25.3%, 直播电商用户规模达 4.73 亿人。各种现象级主播更是创造了令人惊叹的业绩, 罗永浩的抖音直播间首秀创造了累计观看人数超过 4800 万的记录; 新东方直播间从“长白山皑皑的白雪”到“小时候妈妈炒菜的味道”, 吸引了无数网友争相下单。

电商主播在直播平台上为消费者提供产品展示并对产品进行试用和经验分享, 以吸引消费者在直播间下单购买^[2]。在直播带货过程中, 主播是吸引消费者及开展营销活动的核心因素。已有相关文献大多关注主播自身特性对消费者购买行为的影响, 并探讨这些特性影响消费者购买意愿的内在机制^[3]; 也有研究将主播分为企业主播和名人主播, 探讨主播类型和产品类型的交互作用对消费者购买行为的影响^[4]。

^{*} 基金项目: 江苏省高校哲学社会科学研究重大项目 (2020SJZDA065)、江苏省社科基金一般项目 (22GLB037)、江苏省研究生科研与实践创新计划 (KYCX22_3745)。

通信作者: 刁雅静, 江苏科技大学经济管理学院, 副教授, E-mail: diaoyaj@just.edu.cn。

然而很少有研究聚焦于主播话语内容表达风格的差异及其影响直播间消费者购买行为的内在机制。直播电商中一款商品的销量很大程度上取决于主播的导购能力,而这主要体现在主播表达风格的说服力上^[5]。表达风格是表达内容时所采用的语言特点和结构安排,它反映了主播的个人特色。在直播间交流中,主播的表达风格可能是低价吆喝抑或是娓娓道来,消费者身临其中不同的表达风格会产生不同的说服效果。具体来说,主播不同的表达风格可能会给消费者带来不同的临场感体验,从而刺激或抑制消费者的购买意愿^[6]。因此,本文将通过机器学习方法三层贝叶斯概率模型(LDA)对主播的表达风格进行识别分类,并通过 fsQCA 探讨不同表达风格下社会临场感效应的条件组合影响消费者高购买行为的条件构型。

2 相关研究评述及模型

2.1 电商主播表达风格分类及影响力研究

电商主播是网络空间中通过专业推荐和现场演示,向消费者全面、详细地展示产品,并利用个人魅力吸引消费者现场观看并下单的网红群体^[7]。电商主播的线上导购和互动行为可以比拟真实的线下购物场景,提升消费者的在线购物价值^[3]。霍夫兰说服模型认为影响受众态度改变的主要因素是说服者、说服情境、说服内容和说服对象^[8]。说服内容指说服者向被说服者传递信息,主要包括信息的质量、信息数量、表达风格等能够体现信息本身的内容^[8,9]。说服理论不仅能适用于传统空间下的信息传播场景,也能被用来解释网络环境下的消费者购买行为^[10]。电商直播情境下,对说服者——主播的研究一直是人们关注的焦点。研究主要集中在电商主播的个人特征对消费者购买意愿的影响,主播的专业性、知名度、幽默感等个人吸引力特征正向影响消费者参与意愿和购买意愿^[11];主播自身的说服力和可信度也可以刺激消费者的购买欲望^[12]。电商直播情境下对于说服内容的研究主要体现在表达风格方面。表达风格是能够改变信息内容表达意图的一系列语用特征(pragmatic features),它不改变语言的内容词汇,但能够影响听众对语言信息的主观感知^[13]。

电商直播情境下对于主播表达风格的研究主要集中在话语分析和语用策略两个方面^[14]。在话语分析视角下,有学者从语言本体层面——韵律、词汇、语法、修辞出发对主播夸张性的语言表达进行了概括分析^[15];还有学者从语音、用词、句法三个层面对电商主播的话语技巧进行分析,提出了农产品类带货主播直播话语的优化策略,将带货主播话语与产品特性、粉丝感知层次、卖场场景等契合^[16]。在语用策略上,有学者从语言风格、预设类别、特殊会话含义三个角度出发,探析了电商直播的语言风格和话语构建^[17];还有学者通过分析直播过程中所使用的称呼语、指示语、问候语、语气词等,探究电商主播如何遵循语用移情的四个原则来拉近与消费者的距离,增加粉丝量^[18]。还有学者通过语用学中语用策略和会话原则等相关理论,深入分析了李佳琦语言的语用特点、语用策略和会话原则的使用情况,为相关行业的主播提升语言艺术水平提供了参考^[19]。结合现有研究,本文认为电商直播情境下主播的表达风格是主播通过自身独特的语用策略将商品信息等内容传递给消费者的一种手段,如图 1 所示。

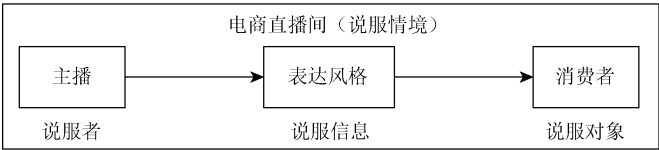


图 1 直播电商情境下的霍夫兰说服模型

直播电商情境下有关主播表达风格的研究较少,已有关于主播表达风格及影响力的研究存在主观分类的问题^[5],且内在机制并不清晰。因此,本文从主播语言的语用策略入手,对直播间主播的语言文本展开研究。同时,为了避免主观分类导致研究结果的不准确,本文选取机器学习的 LDA 方法对主播表达风格进行分类,再通过 K 均值聚类(K-means)方法对分类结果进行检验进一步验证分类结果的准确性。

2.2 社会临场感测量相关研究

电商直播平台的一个特点是基于直播内容的实时交互,主播可以通过弹幕得到消费者实时反馈,并在直播过程中进行互动。已有研究指出越丰富的人际互动和人机互动会使得平台参与者有更高的社会临场感^[20, 21]。社会临场感是交流过程中对他人产生的心理感知,是个体感觉到其他人的心理、情绪和意向状态的程度^[22]。媒介技术决定了用户社会临场感的强弱^[23],电商直播平台凭借自身高度的媒介丰富性可以使用户感受到近乎面对面交流的体验,从而很容易在观看直播的过程中感知到他人的情绪反应或心理变化。高水平的社会临场感可以为观众提供一种社交联系和人情味的感觉,即使没有实际的人际接触^[6]。已有的研究主要集中在了解观众的社会临场感,并发现幽默、社会地位展示、性别和点赞留言等交互性因素会影响观众在直播购物中的社会临场感。在社交商务环境中,媒体的互动性和丰富性、社交性和平台特征被认为是影响用户内部体验的刺激因素^[24],并导致购买意愿的产生。

社会临场感通常从“情感”和“认知”两个维度进行测度^[20, 23]。通过对电商直播内容的具体分析,情感社会临场感指用户观看直播及弹幕后产生的与主播或其他用户之间的情感反馈^[20]。消费者在电商直播间进行点赞、送礼表达了对主播的喜欢与支持,同时电商直播间弹幕内容也反映了消费者对主播的喜爱程度。认知维度的社会临场感指用户能够理解其他成员的相关评价,从而能够判断其他成员的互动行为与认知情感等^[25]。消费者在直播间停留观看并发送弹幕与主播及其他消费者进行互动交流可以获得比拟现实购物环境的真实感。因此,本文从社会临场感认知和情感两个维度对电商直播间的消费者社会临场感进行测量,其中情感维度选用观众送礼数、观众点赞量、弹幕情感三个变量测量,认知维度用弹幕活跃度、直播间人气两个变量测量。

2.3 研究模型

本文基于霍夫兰说服理论中信息内容对说服对象的影响展开研究,直播电商情境下说服内容主要表现为主播表达风格,说服对象为观看直播的消费者。本文首先运用文本分析、LDA 主题提取模型对主播表达风格进行分类,得到具体的主播表达风格分类及其特征。然后根据表达风格分类结果,探讨不同表达风格影响购买行为的社会临场感组态效应(fsQCA)差异。研究模型如图 2 所示,图中用不同符号指代了可能存在的不同表达风格。

3 主播表达风格分类及识别

本文首先对电商直播间的主播表达风格进行识别与分类,通过直播平台采集主播直播片段,并将视频内容转化为文本内容形成主播语言文本集合,再对文本集合进行预处理,包括数据清洗、去除停用词、切分词等;然后利用 LDA 主题模型分析主播语言文本,识别主播表达风格的分类及主题特征,本部分研究框架如图 3 所示。

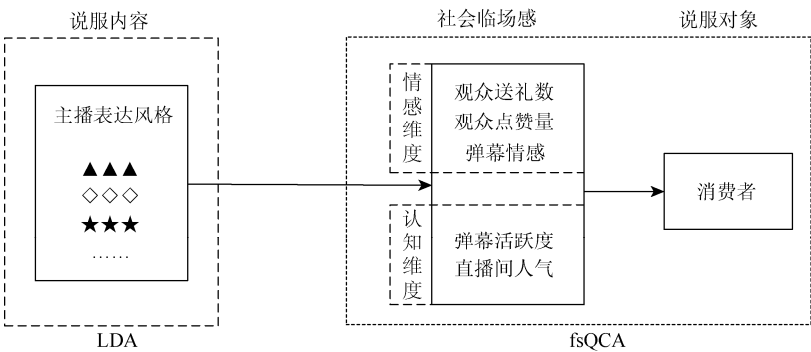


图 2 研究模型

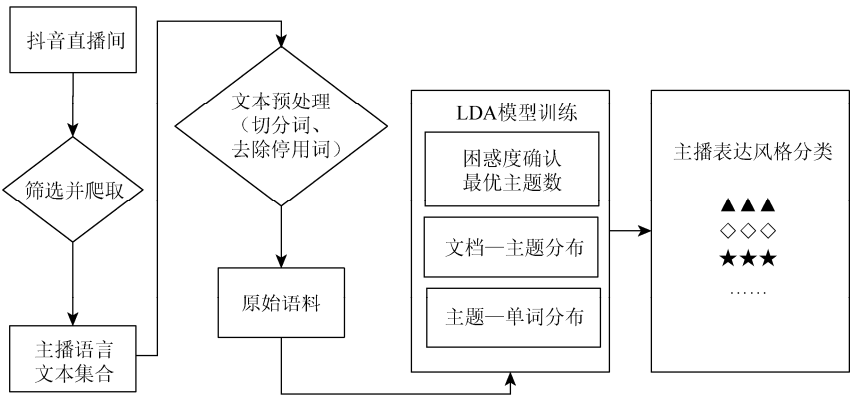


图 3 主播表达风格研究框架

3.1 数据收集

根据访问量和管理成熟度，本文选择抖音直播购物平台作为本文研究的数据源。在主播的选取上，本文根据灰豚数据平台 2022 年 10 月和 11 月抖音直播带货排名进行选取。灰豚数据平台可以选择通过粉丝数、直播间人数、直播销售额等数据对主播进行排名。本文从直播带货排名前 20 的主播东方甄选、交个朋友、疯狂小杨哥等共 120 段直播片段作为本次研究的语音样本。数据采集时间为 2022 年 10 月 1 日至 2022 年 11 月 30 日。本文采用 Python 爬取上述筛选主播的直播间直播源语音素材，通过剪映等视频处理软件将音频转化成文字，然后人工审核翻译后的文字，确保其准确性。为了保证研究结果的普遍性和说服力，数据处理过程中删除了识别效果不佳的文本，并删除了与直播带货无关的语音素材，最终得到 70 场直播数据，文字总字数约 22 万字。直播样本统计表如表 1 所示。

表 1 直播样本统计表

直播间名称	带货商品类型	场次
东方甄选	日用品、食品	6
交个朋友	数码产品、食品	6
疯狂小杨哥	日用品、食品	6
琦儿	日用品、食品、服饰	6
柴碧云	日用品、服饰	6

续表

直播间名称	带货商品类型	场次
Teenie Weenie 官方旗舰店	服饰	6
adidas 官方旗舰店	服饰	6
麦当劳抖金店	食品	6
瑞幸咖啡	食品	6
黑码科技	数码产品	5
华为商城	数码产品	6
韶城集市	食品	5

3.2 数据预处理

本文采用 Python 数据爬虫技术对这 22 万字的有效语音文本进行分词和停用词的文本预处理，并且使用 jieba 库对语音文本进行分词处理。停用词是指分词后需要删除的一些功能词、符号和不重要的词，如“并且、不仅、但是”等，这些词没有太多实际意义但它们较高的频率会影响文本处理的结果。本文利用哈工大停用词表和百度停用词表并结合电商直播行业相关实际情况编制了本次实验所使用的停用词表。在分词的过程中也可以对词语词性进行过滤剔除，为了保证实验结果的完整性，本文保留所有词性。

为保证数据的可靠性，文本预处理之后还需要进行自定义词典的设置。自定义词典是指在分词词典中添加一些特殊词汇，这些词汇往往是一些机器不能识别的新兴网络用语或者根据实验对象所在行业的特点而添加。根据本次研究的带货主播行业，本文在自定义词典中加入了“秒杀”“加车”“点赞”等与直播相关的词语。

经上述文本预处理后，本文首先对分词结果进行了词频统计分析，排名前 16 的词汇见表 2。首先从词性上看，排名前 16 的词都是名词和动词，这是因为人类使用语言表达的过程中名词用于表示人、事物或概念，而动词用于表示动作、状态或行为，这两者在语言表达中的占比最高。其次，从具体的词语来看，主播在直播间使用频率最高的词汇是“链接”，其次是“宝贝”，这表明直播中主播在不断地介绍直播间商品并劝导消费者在直播间下单。排名前 16 的词组中出现了“价格”“块钱”“福利”，这体现了消费者最关注的是直播间商品的价格与直播间的优惠力度；“朋友”“宝宝”“想要”则体现了主播与消费者之间的互动；“喜欢”“好看”“支持”等体现主观感受的词语则是主播在直播间体验商品后的表达。

表 2 文本词频统计表

编号	词	词性	频率	编号	词	词性	频率
1	链接	名词	1448	9	块钱	名词	412
2	宝贝	名词	887	10	颜色	名词	307
3	价格	名词	686	11	衣服	名词	302
4	朋友	名词	652	12	想要	动词	281
5	直播间	名词	634	13	宝宝	名词	269
6	喜欢	动词	563	14	福利	名词	265
7	好看	动词	484	15	支持	动词	236
8	关注	动词	459	16	选择	动词	220

3.3 LDA 参数设置

聚类是一种无监督的学习方法。LDA 模型是目前主流的主题模型之一,最初是由 Blei 等在 2003 年提出^[26],是一个“文本—主题—单词”的三层贝叶斯概率模型。LDA 模型假设一段文字如果属于某个主题,则该段文字中所有单词都与此主题相关,不同类别间的差异在于它们的主题构成及比例不同。本文对于主播表达风格的分类是基于主播的语言策略展开的,相同类型表达风格的主播对于语义内容、词语词性等的使用存在相似性。LDA 方法的分类基于统计模型,能够客观地从文本数据中发现潜在的词组、词性和主题结构,不受研究者主观偏好或经验的影响,产生的结果更具有客观性;同时相较于人工分类,LDA 方法能够在大规模数据量的整个文本数据集上进行主题建模,能够提供更全面和综合的主题分析结果。并且 LDA 方法从词语的视角开始对主题、文档逐级赋值分类,符合语用策略的使用习惯,因此使用 LDA 方法能很好地从文本数据中自动抽取主题信息并深入理解文本背后的语义结构,从而通过文本数据中隐藏的语义关联性将各个类别区分开来。

使用 LDA 方法处理数据时,通常需要提前确定主题数。然而,人为确定主题数可能会导致不确定性和主观性,从而影响模型的准确性和泛化能力。为了解决这个问题,本文通过 LDA 模型中的主题困惑度来自动确定主题数,从而减少人为因素的影响。主题困惑度计算公式如式(1)所示。其中, D 为测试集; M 为文本数量; d_i 为文档 d 中的单词序列; N_i 为文档 d 的单词数目。困惑度表示文档所属主题的不确定性,困惑度越小说明模型预测准确度越高,困惑度越小或者拐点处对应的 K 值即为最优主题数。

$$\text{Perplexity}(D) = \exp \left\{ - \frac{\sum_{i=1}^M \ln \rho(d_i)}{\sum_{i=1}^M N_i} \right\} \quad (1)$$

由图 4 可知,主题困惑度随着主题数的增加而减小,根据手肘法,当 K 在 $(4, 5)$ 的时候,存在一个显著拐点,即当 K 属于 $(1, 4)$ 时,曲线急剧下降,当 K 属于 $(5, 14)$ 时,曲线基本趋于平稳。因此,最优主题数 K 暂定为 4 或 5。

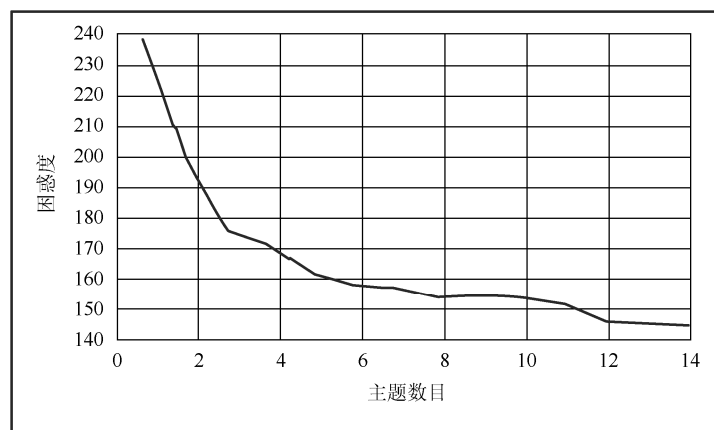


图 4 主题困惑度得分

同时本文采用 pyLDAvis 对 LDA 模型进行可视化处理。结果如图 5、图 6 所示:一个圆圈代表一个

主题，当主题数为 4 时，各圆圈分散，说明主题数为 4 时能够很好地涵盖主播语言文本的大部分内容，主题建模较好；当主题数为 5 时，有两个类别的主题重叠较明显，说明主题数为 5 时出现了分类不准确的情况。因此，本文将最优主题数 K 定为 4。

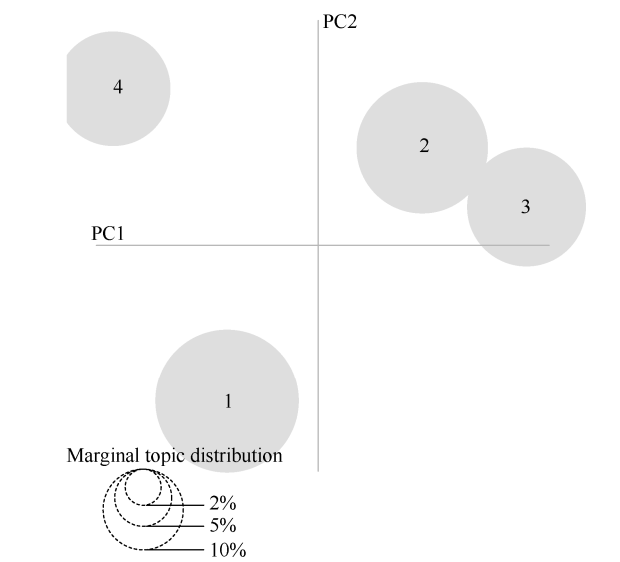


图 5 主题间距离图 ($K = 4$)

PC1 表示第 1 主成分; PC2 表示第 2 主成分; Marginal topic distribution 表示边缘主题分布

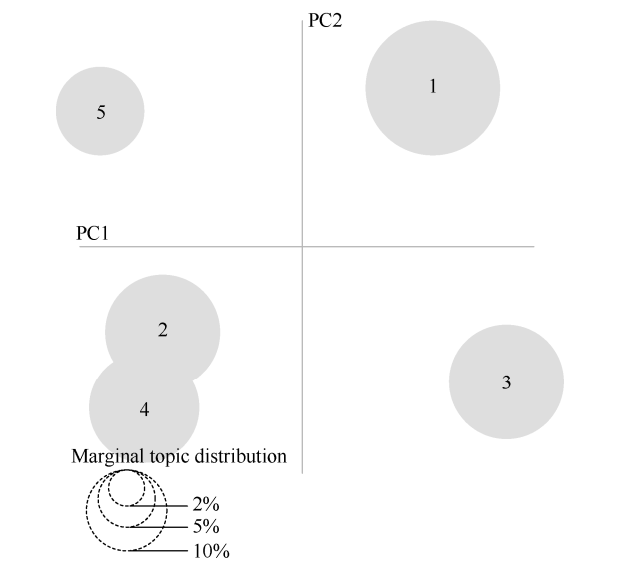


图 6 主题间距离图 ($K = 5$)

PC1 表示第 1 主成分; PC2 表示第 2 主成分; Marginal topic distribution 表示边缘主题分布

3.4 实验结果分析

本文使用分段文本构建词频–逆文本频率（term frequency–inverse document frequency，TF-IDF）指数矩阵，并使用 Python 自带的机器学习包 Sklearn 进行 LDA 模型训练并将模型的最佳主题数 K 定为 4。在基于 LDA 模型的模拟训练后，得到“主题–词组”的概率分布，每个主题词组根据其概率大小排序，得到如下四个主题，其中核心主题词组如表 3 所示。

表 3 “主题–词组”分布表

主题编码	前 10 核心主题词组（词性）	代表直播间	表达风格
Topic1	衣服（n.）黑色（adj.）宝贝（n.） 大衣（n.）外套（n.）裤子（n.） 白色（adj.）姐妹（n.）毛衣（n.） 灰色（adj.）	柴碧云、Teenie Weenie 官方旗舰店、 琦儿	逻辑型
Topic2	支持（v.）手机（n.）优惠（n/v.） 小伙伴（n.）感谢（v.）福利（n.） 产品（n.）明白（v.）广东（n.） 芯片（n.）	华为商城、黑码科技、 韶城集市	奖励型
Topic3	宝贝（n.）宝宝（n.）没错（adv.） 门店（n.）福利（n.）鞋子（n.） 抢到（v.）咖啡（n.）秒钟（n.） 灯牌（n.）	adidas 官方旗舰店、瑞幸咖啡、麦当 劳抖金店	互动型

续表

主题编码	前 10 核心主题词组 (词性)	代表直播间	表达风格
Topic4	兄弟 (n.) 上车 (v.) 老师 (n.) 好吃 (adj.) 品牌 (n.) 没事 (adv.) 孩子 (n.) 粉丝 (n.) 干净 (adj.) 刷新 (v.)	东方甄选、交个朋友、疯狂小杨哥	体验型

注: (n.) 名词, (v.) 动词, (adj.) 形容词, (adv.) 副词

Topic1 注重商品的属性和详细的商品信息。一般来说, 产品的基本信息是消费者关心的问题, 该类主播会在直播间重点介绍直播间商品的属性和基本信息, 因此该类主播的语用策略多为名词和形容词, 且名词多为带货商品, 形容词多为商品的修饰词。本文将这种表达风格定义为逻辑型表达风格, 典型代表是“柴碧云”“Teenie Weenie 官方旗舰店”“琦儿”。

Topic2 注重直播间商品的优惠情况。由于优惠力度大, 大部分消费者在直播间进行购买。因此, 主持人在讲解时会多次强调产品的优惠情况、直播间福利等并呼吁消费者抓紧时间下单, 因此该类主播的语用策略多为名词和动词, 名词多为“优惠”“福利”等体现商品优惠情况的词语。本文将这种表达风格定义为奖励型表达风格, 典型代表是“华为商城”“黑码科技”和“韶城集市”。

Topic3 注重主播与观众之间的互动。该类主播直播过程中会经常性地称呼直播间观众, 因此该类主播的语用策略多为名词, 名词多为“宝宝”“宝贝”等对于观众的昵称, 这是主播与观众在直播间互动的体现, 体现了主播与消费者对互动环节的重视。本文将这种表达风格定义为互动型表达风格, 典型代表是“adidas 官方旗舰店”“麦当劳抖金店”和“瑞幸咖啡”。

Topic4 注重使用感受。Topic4 中“好吃”“干净”等都体现了主持人对产品使用后体验的表达, 因此该类主播的语用策略多为名词、形容词和副词, 且形容词副词多为对带货产品使用体验的感受。本文将这种表达风格定义为体验型表达风格, 典型代表是“东方甄选”“疯狂小杨哥”和“交个朋友”。

3.5 K-means 聚类算法检验

K-means 算法是一种常用的无监督聚类算法, 用于将数据点划分为不同的组。K-means 算法主要是将数据 $D = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 聚类为 k 个类别, $\text{class} = \{\text{class}_1, \text{class}_2, \dots, \text{class}_k\}$ 目标是 minimized 平方误差和 (sum of squared errors, SSE) [27], 其公式如下:

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^k \sum_{a \in c_i} \|a - \text{center}_i\|^2 \quad (2)$$

其中, center_i 表示第 k 个类别的类中心。公式所要表达的含义是计算每类内数据到该类类中心的欧氏距离的和, 描述的是每个类类内距离到该类中心的紧密程度, 值越小, 表示类内越紧密。

通过 LDA 得到直播间主播表达风格分类后, 本文采用 K-means 聚类对分类结果进行进一步验证。首先将清洗的数据进行 Bigram 分词和 jieba 中文分词, 然后通过 TF-IDF 计算权重并获取词袋模型中的所有词语特征, 再对词向量进行聚类。由于上文已经得出聚类结果为 4, 因此 K-means 的聚类个数设置为 4。然后通过 K-means 的超参数 $n_clusters$ 来评估样本距其最近的聚类中心的平方距离之和, 用来评判分类的准确度, 本文得出的效果评估值 (SSE) 为 47.767, 评估值符合分类要求。然后本文通过 t-分布随机邻域嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, T-SNE) 算法对权重进行降维得到可视化分类结果, 结果如图 7 所示。

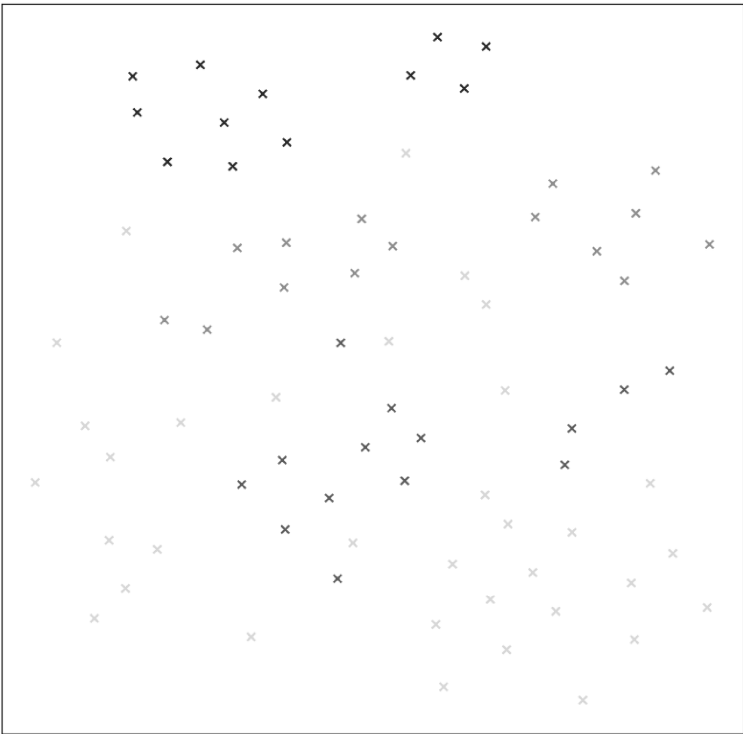


图 7 K-means 分类结果图

主播分类结果如表 4 所示。从结果中看出分类结果和 LDA 分类结果一致，验证了本文上述的分类结果。

表 4 K-means 分类结果表

主题编码	代表直播间
Topic1	柴碧云、Teenie Weenie 官方旗舰店、琦儿
Topic2	华为商城、韶城集市、黑码科技
Topic3	adidas 官方旗舰店、麦当劳金店、瑞幸咖啡
Topic4	东方甄选、交个朋友、疯狂小杨哥

4 主播表达风格影响购买行为的社会临场感效应

在得到四种不同的主播表达风格的分类后，本文将采用 fsQCA 方法从社会临场感的情感和认知两个维度继续研究各个主播表达风格下弹幕活跃度、直播间人气、弹幕情感、观众点赞量、观众送礼数等因素对消费者购买行为的组态效应，从而探究不同主播表达风格下影响直播间观众购买行为的社会临场感构型，这一部分的研究模型如图 8 所示。

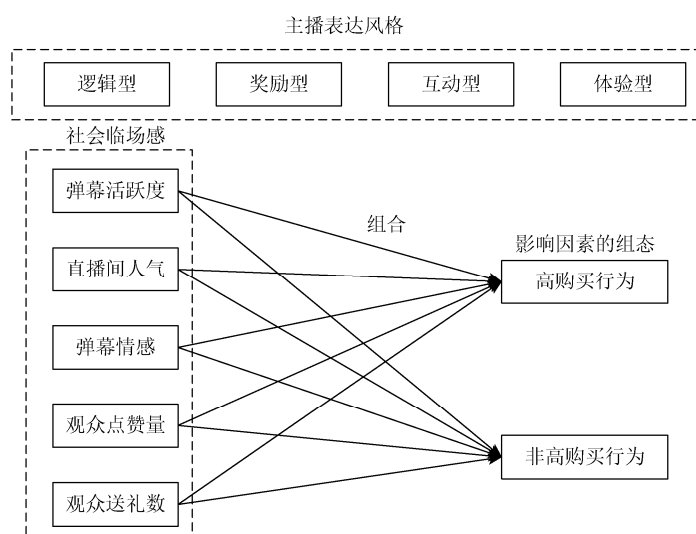


图 8 购买行为的社会临场感效应模型

4.1 变量选取及数据收集

从抖音直播间采集的数据包括以下几个部分：直播间弹幕数据（内容、数量）、直播间商品销量、直播间互动数据（点赞、礼物、进入）。在对相应直播间的相关数据进行整理后，最终得到了 31 899 条弹幕数据，47 条商品销量相关信息，7707 条点赞数据，17 678 条直播间观众送礼数据，83 003 人次进入直播间的数据。

1. 弹幕活跃度

电商直播平台提供的弹幕功能能够满足消费者彼此间的互动需求，直播中用户发送的弹幕会被其他用户使用弹幕进行回应，这种即送即达的信息交流方式在一定程度上使用户产生了沉浸感^[28]。本文选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，使用 Python 爬取并计算该时间段内弹幕数量。

2. 直播间人气

电商直播间的人气间接显示了该直播间的受欢迎程度^[29]。在抖音带货直播间中，实时进入的观众会在直播间有滚动提示。本文选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，使用 Python 爬取该时间段直播间实时进入的观众数作为直播间人气的测量指标。

3. 弹幕情感

主播在电商直播间通过制造观众向往的情感，推动信任关系的形成，引发受众情感共鸣^[30]。而直播间观众的情感反馈往往通过直播间弹幕来表达，本文选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，使用 Python 爬取该时间段内弹幕内容，再使用 SnowNLP 库对弹幕情感进行评分。

4. 观众点赞量

直播间为电商主播和观众提供了一种同一时间、不同空间的无障碍的实时交流方式，从传统电商的“人对货”转变为“人对人”^[31]，直播间观众可以通过点赞来表达对主播的喜欢从而增加主播与观众之间的互动。本文选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，使用 Python 爬取并计算该时间段内观众点赞数量。

5. 观众送礼数

直播带货过程中观众可以给主播赠送鲜花、爱心等虚拟礼物来表达其对主播的喜爱与支持。粉丝与主播之间共同的情感体验促成了二者间的礼物流通，礼物的赠送也成为个体情感的表达渠道。本文选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，使用 Python 爬取并计算该时间段内观众打赏数量。

6. 消费者购买行为

本文用直播间产品销量来反映消费者购买行为，选取同时间段带货主播，截取相同时长的直播流，根据主播讲解商品链接的“已售”数据计算该时间段内商品销量。

4.2 弹幕情感分析

为了解观众在直播间发表的弹幕情感倾向，本文对直播间收集的弹幕文本进行情感分析来测度其情感值。基于情感词典的 SnowNLP 方法能很好地契合直播间弹幕数据。传统的 Python 自然语言处理库大都面向英语文本，对于中文文本处理兼容性较差，而 SnowNLP 库能很好地弥补这一点^[32]。SnowNLP 库自带中文正负情感训练集，可以通过朴素贝叶斯原理实现情感分析、词性标注等操作，故本文选取 SnowNLP 对直播间弹幕内容进行情感分析。获得直播间弹幕内容文本后，首先对文本进行预处理，包括去除文本中的无关符号等信息，保留电商直播的一些特有名词、符号等；再对文本进行分词，将文本拆分成词组的序列；随后，文本根据知网情感词典、台湾大学简体中文情感极性词典和大连理工大学情感词典并结合电商直播情境的一些表情符号、特有短语及其组合等补充了电商直播间弹幕内容的情感特征词，部分新增特征词如表 5 所示。

表 5 部分电商直播特有情感词示例

类别	部分情感词示例
emoji 表情（正向）	[呲牙]、[赞]、[鼓掌]、[玫瑰]、[比心]
短语（正向）	支持、上链接、买买买
emoji 表情（负向）	[流泪]、[泪奔]
短语（负向）	太差了！失望、品控差、虚假发货

在构建好特征词情感词典后，使用基于情感词典的 SnowNLP 对预处理后的文本进行分类——积极评论和消极评论，并返回情绪的概率值，越接近于 1 为积极，接近于 0 为消极，靠近中间的属于中性情绪，最后通过平均数得出该直播间的情感评分，中性情绪不影响情感评分结果。

4.3 基于模糊集的定性比较分析

定性比较分析（qualitative comparative analysis，QCA）是一种案例导向的、基于集合论将定性与定量研究结合的研究分析方法^[33]，该研究方法基于整体的视角，致力于分析相互作用的条件对于结果的组态效应，进而从众多影响因素中找到多个不同的等效路径^[34]。组态理论和 QCA 方法作为一种基于整体论分析多要素组态效应的范式，已在多个管理学领域得到广泛应用^[35]。传统的回归分析方法通常假定变量（条件）相互独立起作用，然而这样限制了所有自变量在解释因变量变异时的内在关系^[33, 34]。例如，电商直播情境下消费者产生购买行为的临场感影响因素很多，有的影响因素是一对一影响，有的影响因素是多对一影响，传统的回归方法通常假定其中某一个或某几个影响因素分别单独影响消费者购买行为，然而实际情况可能是几个因素共同作用一起影响消费者进而产生高购买行为。使用传统的回归方法

就无法有效找出所有影响消费者购买行为的临场感因素，并且无法对这些因素的共同作用进行研究。因此，本文并不关注单个社会临场感因素对消费者购买行为的效应，而是聚焦于产生高消费者购买行为的前因社会临场感构型。因此，本文选取 fsQCA 方法在完全隶属与完全不隶属之间将变量进行校准，进一步探究各社会临场感因素中的核心条件与前因构型。

4.3.1 单一条件必要性分析

在进行必要条件分析前，首先要对原始数据进行校准。本文使用 fsQCA4.0 软件进行描述性统计分析并规范数据在“完全隶属”与“完全不隶属”间的隶属程度。为了将数据转化为介于 0 至 1 之间的模糊集隶属分数，本文将弹幕活跃度、弹幕情感、观众点赞量、观众送礼数、直播间人气以及消费者购买行为这 6 个变量的 3 个锚点分别设定为整体样本数据的 95%分位数值、50%分位数值与 5%分位数值。

数据校准完成之后，采用 fsQCA 软件对单一条件进行必要性分析，判定某个变量是否是结果变量出现的必要条件。根据已有研究并结合本文研究数据情况，若条件必要性的一致性水平高于 0.85，则该条件是结果的必要条件^[36]。

由表 6 和表 7 可知，在逻辑型表达风格和体验型表达风格的直播间，高购买行为的单个前因变量一致性均低于 0.85，说明所有条件变量都不是影响直播间购买行为的必要条件。

表 6 单一前因变量一致性与覆盖度（逻辑型）

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众点赞量	0.657	0.758	0.486	0.556
~观众点赞量	0.615	0.547	0.788	0.695
弹幕活跃度	0.756	0.858	0.378	0.425
~弹幕活跃度	0.494	0.444	0.874	0.780
观众送礼数	0.649	0.681	0.489	0.508
~观众送礼数	0.531	0.512	0.693	0.662
弹幕情感	0.758	0.739	0.534	0.516
~弹幕情感	0.503	0.521	0.730	0.750
直播间人气	0.568	0.596	0.618	0.643
~直播间人气	0.660	0.636	0.612	0.584

注：“~”指逻辑非

表 7 单一前因变量一致性与覆盖度（体验型）

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众点赞量	0.621	0.638	0.542	0.550
~观众点赞量	0.563	0.554	0.644	0.627
弹幕活跃度	0.656	0.704	0.466	0.494
~弹幕活跃度	0.529	0.501	0.721	0.674

续表

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众送礼数	0.528	0.567	0.584	0.619
~观众送礼数	0.645	0.611	0.591	0.553
弹幕情感	0.755	0.699	0.506	0.463
~弹幕情感	0.419	0.462	0.670	0.730
直播间人气	0.521	0.583	0.570	0.629
~直播间人气	0.668	0.611	0.622	0.562

注：“~”指逻辑非

由表 8 和表 9 可知，奖励型表达风格直播间高购买行为中前因变量弹幕活跃度的一致性为 0.881>0.85，互动型表达风格直播间，高购买行为中前因变量弹幕活跃度的一致性为 0.852>0.85。因此，弹幕活跃度是影响奖励型表达风格和互动型表达风格直播间高购买行为的必要条件。

表 8 单一前因变量一致性与覆盖度（奖励型）

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众点赞量	0.844	0.794	0.433	0.612
~观众点赞量	0.588	0.409	0.854	0.891
弹幕活跃度	0.881	0.842	0.419	0.600
~弹幕活跃度	0.581	0.400	0.890	0.918
观众送礼数	0.681	0.572	0.571	0.719
~观众送礼数	0.666	0.508	0.660	0.757
弹幕情感	0.547	0.442	0.602	0.730
~弹幕情感	0.666	0.527	0.540	0.641
直播间人气	0.578	0.484	0.581	0.730
~直播间人气	0.678	0.519	0.590	0.677

注：“~”指逻辑非

表 9 单一前因变量一致性与覆盖度（互动型）

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众点赞量	0.561	0.501	0.556	0.708
~观众点赞量	0.674	0.515	0.609	0.664
弹幕活跃度	0.852	0.747	0.571	0.714
~弹幕活跃度	0.674	0.524	0.798	0.885

续表

前因变量	高购买行为		非高购买行为	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
观众送礼数	0.687	0.557	0.662	0.764
~观众送礼数	0.709	0.595	0.616	0.738
弹幕情感	0.792	0.661	0.516	0.613
~弹幕情感	0.536	0.437	0.715	0.831
直播间人气	0.531	0.431	0.716	0.829
~直播间人气	0.790	0.661	0.509	0.607

注：“~”指逻辑非

4.3.2 条件组态分析

必要条件分析完成后，为了进一步探究各个表达风格下直播间观众购买行为影响因素的组合效应，我们对现有因素进行条件组态分析。在进行正式分析前，需要设定频数阈值和一致性水平来减少真值表行数。根据现有研究并结合样本情况，本文将频数阈值设置为 1，组态充分一致性的阈值设置为 0.80，路径可靠性指数（path reliability index，PRI）一致性的阈值设置为 0.80。接下来基于布尔代数的算法逻辑，fsQCA 将得到简约解和中间解，结合简约解和中间解的结果，可以解释要素在产生结果变量的过程中是辅助条件还是核心条件^[34]。根据 fsQCA4.0 软件结果，各表达风格下引起直播间高购买行为的前因条件构型如表 10 至表 13 所示。

由表 10 可知，在逻辑型表达风格的直播间引起高购买行为的构型 1 的一致性为 0.974（>0.80），构型 2 的一致性为 0.883（>0.80），均满足一致性条件，即构型 1 和构型 2 都是影响直播间高购买行为的充分条件。构型 1 和构型 2 的总体一致性为 0.927（>0.8），进一步说明在逻辑型表达风格的直播间，所有案例组成的前因条件也是直播间高购买行为的充分条件。构型 1 和构型 2 的总体覆盖度为 0.560，即构型 1 和构型 2 的结果解释了约 56%的逻辑型表达风格直播间高购买行为的原因。

表 10 直播间高购买行为的社会临场感构型（逻辑型）

构型	1	2
观众点赞量	—	⊗
弹幕活跃度	●	●
观众送礼数	⊗	●
弹幕情感	●	⊗
直播间人气	⊗	●
一致性	0.974	0.883
原始覆盖度	0.402	0.303
唯一覆盖度	0.258	0.158
总体一致性	0.927	
总体覆盖度	0.560	

注：“●”代表核心条件存在；“●”代表边缘条件存在；“⊗”代表边缘条件不存在；“—”表示构型中该条件同时有存在和不存在两种情况

构型 1 可以解释为逻辑型主播在直播带货中高弹幕活跃度和高弹幕情感反馈二者组合就能让消费者产生高购买行为。这表明逻辑型主播带货直播过程中弹幕的数量和情感能影响直播间消费者的购买行为，弹幕活跃度越高，弹幕情感越积极，消费者购买行为越强烈。

构型 2 可以解释为逻辑型主播带货直播过程中弹幕活跃度、观众送礼数和直播间人气能影响直播间消费者的购买行为，弹幕活跃度越高、观众送礼越多、直播间人气越高，消费者购买行为越强烈。

由表 11 可知，在奖励型表达风格的直播间中引起高购买行为的构型 1 的一致性为 1（>0.80），构型 2 的一致性为 0.970（>0.80），均满足一致性条件，即构型 1 和构型 2 都是影响直播间高购买行为的充分条件。构型 1 和构型 2 的总体一致性为 0.975（>0.80），进一步说明在逻辑型表达风格的直播间，所有案例组成的前因条件也是直播间高购买行为的充分条件。构型 1 和构型 2 的总体覆盖度为 0.613，即构型 1 和构型 2 的结果解释了约 61%的奖励型表达风格直播间高购买行为的原因。

表 11 直播间高购买行为的社会临场感构型（奖励型）

构型	1	2
观众点赞量	●	●
弹幕活跃度	●	●
观众送礼数	●	⊗
弹幕情感	⊗	⊗
直播间人气	⊗	●
一致性	1	0.970
原始覆盖度	0.322	0.488
唯一覆盖度	0.125	0.291
总体一致性	0.975	
总体覆盖度	0.613	

注：“●”代表核心条件存在；“●”代表边缘条件存在；“⊗”代表边缘条件不存在

构型 1 可以解释为奖励型主播带货直播过程中直播间观众点赞量、弹幕活跃度和观众送礼数能影响直播间消费者的购买行为，直播间点赞越多，弹幕活跃度越高，观众送礼越多，消费者购买行为越强烈。

构型 2 可以解释为奖励型主播带货直播过程中直播间观众点赞量、弹幕活跃度和直播间人气能影响直播间消费者的购买行为，直播间点赞越多，弹幕活跃度越高，直播间人气越高，消费者购买行为越强烈。

由表 12 可知，在互动型表达风格的直播间中引起高购买行为的构型 1 的一致性为 0.901（>0.80），满足一致性条件，即构型 1 是影响直播间高购买行为的充分条件。构型 1 的总体覆盖度为 0.391，即构型 1 的结果解释了约 39%的互动型表达风格直播间高购买行为的原因。

表 12 直播间高购买行为的社会临场感构型（互动型）

构型	1
观众点赞量	●
弹幕活跃度	●
观众送礼数	●
弹幕情感	●

续表

构型	1
直播间人气	⊗
一致性	0.901
原始覆盖度	0.391
唯一覆盖度	0.391
总体一致性	0.901
总体覆盖度	0.391

注：“●”代表核心条件存在；“●”代表边缘条件存在；“⊗”代表边缘条件不存在

构型 1 可以解释为互动型主播带货直播过程中直播间观众点赞量、弹幕活跃度、观众送礼数和弹幕情感能影响直播间消费者的购买行为，直播间点赞越多，弹幕活跃度越高，观众送礼越多，弹幕情感越积极，消费者购买行为越强烈。

由表 13 可知，在体验型表达风格的直播间中引起高购买行为的构型 1 的一致性为 0.875（>0.80），满足一致性条件，即构型 1 是影响直播间高购买行为的充分条件。构型 1 的总体覆盖度为 0.44，即构型 1 的结果解释了约 44%的体验型表达风格直播间高购买行为的原因。

表 13 直播间高购买行为的社会临场感构型（体验型）

构型	1
观众点赞量	●
弹幕活跃度	●
观众送礼数	●
弹幕情感	●
直播间人气	●
一致性	0.875
原始覆盖度	0.440
唯一覆盖度	0.440
总体一致性	0.875
总体覆盖度	0.440

注：“●”代表核心条件存在；“●”代表边缘条件存在

构型 1 可以解释为体验型主播在直播带货中观众点赞量、弹幕活跃度、观众送礼数、弹幕情感和直播间人气能影响直播间消费者的购买行为，直播间点赞越多，弹幕活跃度越高，观众送礼越多，弹幕情感越积极，直播间人气越高，消费者购买行为越强烈。

4.3.3 稳健性检验

在 QCA 的研究中，对分析结果进行稳健性检验非常重要。由于 QCA 是一种集合论方法，本文通过改变一致性阈值的方法进行稳健性检验^[37]。在进行稳健性检验时，使用更为严格的阈值进行结果分析，

将一致性阈值从 0.80 提高到 0.85。研究结果,具有与原始模型相似的条件组合、一致性和覆盖率,由此表明本文的研究结论具有稳健性。

5 研究讨论

基于不同主播表达风格的分类结果和定性比较分析的数据结果,可以得到如下相关命题。

命题 1: 对于逻辑型表达风格的主播而言,弹幕活跃度是社会临场感构型下消费者产生高购买行为的核心条件。

逻辑型表达风格的主播因其思路清晰、逻辑严密等特点吸引直播间观众下单,然而仅凭这些特点并不足以引起直播间观众的高临场感和高购买行为。首先,从表达风格来看,逻辑型表达风格的主播在直播过程中对于带货商品可以进行详细讲解,在语用策略上可以多使用一些形容词来修饰带货商品。其次,从临场感构型来看,弹幕是观众表达意见、互相交流的重要渠道。对于逻辑型表达风格的主播弹幕活跃度不仅能够反映观众对带货商品的关注程度,还可以进一步增强直播间观众的临场感。当弹幕活跃度达到一定强度时,观众之间的临场感将进一步加强,有利于引发观众的高购买行为。因此,逻辑型表达风格的主播应该注重与观众的互动,积极引导观众参与弹幕互动,从而提高观众临场感,增加观众购买行为的可能性。

命题 2: 对于奖励型表达风格的主播而言,观众点赞量和弹幕活跃度是社会临场感构型下消费者产生高购买行为的核心条件。

奖励型表达风格的主播以其活泼大方的形象及时不时的福利活动吸引观众下单。首先,从表达风格来看,奖励型表达风格的主播在直播过程中可以说一些有关福利、优惠的词语,并多多呼吁消费者下单,在语用策略上可以多使用一些体现商品优惠的名词和呼吁消费者下单的动词。其次,从临场感构型来看,观众点赞量和弹幕活跃度成为评估观众参与度和互动程度的重要指标,在消费者产生高购买行为中起到核心条件的作用。观众对主播的点赞行为反映了其对主播的喜爱和认可。当观众大量点赞时,不仅能够提升主播的知名度和影响力,也为其他观众传递了积极的评价信号,进而激发更多观众的兴趣和参与。观众通过弹幕表达自己的观点与意见,与主播和其他观众进行互动交流,进一步增加临场感。这种临场感的提升有助于增加观众购买行为的可能性。因此,奖励型表达风格的主播应该注重直播内容与观众互动,积极鼓励观众点赞和参与弹幕互动,从而提高观众的临场感,增加观众购买行为的可能性。

命题 3: 对于互动型表达风格的主播而言,弹幕情感是社会临场感构型下消费者产生高购买行为的核心条件。

互动型表达风格的主播以其亲和力和对观众的关注,常常吸引大量观众参与直播。首先,从表达风格来看,互动型表达风格的主播在直播过程中可以加大与观众的互动交流,在语用策略上可以多使用一些对于直播间观众的昵称,如宝宝、宝贝之类的名词。其次,从临场感构型来看,观众通过弹幕表达自己的观点时,也直接传达了自己对主播的情感认同。此外,弹幕情感还可以增强同一直播间内观众之间的情感共鸣和联系,进一步增加临场感。这种情感认同和临场感的提升有助于增加观众购买行为的可能性。因此,互动型表达风格的主播应该注重与观众的情感互动,通过真诚的表现打动观众,从而提高观众的喜爱程度和临场感,进一步促进观众购买行为的发生。

命题 4: 对于体验型表达风格的主播而言,弹幕活跃度和弹幕情感是社会临场感构型下消费者产生高购买行为的核心条件。

体验型表达风格的主播以其独特、引人入胜的特点,吸引大量观众参与直播。首先,从表达风格来看,体验型表达风格的主播在直播过程中可以多反馈一些有关商品的使用体验,在语用策略上应该多使用一些形容带货产品使用体验感受的副词。其次,从临场感构型来看,弹幕活跃度反映了观众对直播内容的关注。当弹幕活跃度较高时,观众之间的临场感也随之增强。同时,弹幕情感反映了观众对直播内容的情感认同,当观众通过弹幕表达自己的情感和想法时,可以直接传达自己对主播的认可和喜爱程度。观众通过弹幕表达自己的观点与情感并与主播和其他观众进行互动,进一步提升临场感,增加购买行为的可能性。因此,在临场感构型下体验型表达风格的主播应该注重与观众的互动和观众情感的培养,通过独特的表达风格提升观众的临场感,积极鼓励观众参与弹幕互动,提高观众的喜爱程度与临场感,进一步促进购买行为的发生。

6 结论与展望

6.1 研究结论

本文首先使用 LDA 模型对直播间主播表达风格进行分类,然后针对分类结果使用 fsQCA 方法从社会临场感的情感和认知两个维度对直播带货中涉及的弹幕活跃度、直播间人气、弹幕情感、观众点赞量和观众送礼数进行组态分析,分别得到各种表达风格下引发高购买行为的前因构型,研究结论如下。

(1) 主播表达风格分为逻辑型、奖励型、互动型和体验型四类,逻辑型主播直播带货时注重讲解商品的属性和详细信息,语用策略多为名词和形容词,且名词多为带货商品,形容词多为商品的修饰词;奖励型主播直播带货时注重介绍直播间产品的优惠情况,语用策略多为名词和动词,名词多为“优惠”“福利”等体现商品优惠情况的词语;互动型主播直播带货时会注重与观众的互动,语用策略多为名词,名词多为“宝宝”“宝贝”等对于观众的昵称;体验型主播直播带货时则重点强调直播间产品的使用体验,语用策略多为名词、形容词和副词,且形容词副词多为对带货产品使用体验的感受。

(2) 各个表达风格下临场感构型都能引发消费者高购买行为,但是影响消费者高购买行为的前因构型有所差异,其中弹幕活跃度作为核心条件或者边缘条件始终存在,但是仅依靠弹幕活跃度也不能直接引发消费者高购买行为,还需要充分利用其他因素来刺激消费者高购买行为。比如,奖励型表达风格的主播还需要重视观众点赞,多引导观众在直播间为自己点赞;互动型和体验型表达风格的主播还需要重视弹幕情感,及时解决观众通过弹幕提出的问题,努力营造良好的弹幕氛围。

6.2 理论贡献

(1) 本文将临场感理论引入霍夫兰说服模型,构建了电商直播情境下的电商主播影响消费者购买行为的理论模型,拓宽了说服模型的应用领域,丰富了电商直播的相关理论。同时本文从组态视角探讨了电商直播环境下影响消费者购买行为的临场感构型条件,研究结果丰富了电商直播情境下说服理论和临场感的相关理论。

(2) 本文通过机器学习方法 LDA 模型对主播表达风格进行分类识别,避免了分类结果的主观性和随意性。传统的回归分析方法通常假定变量相互独立起作用,然而这样限制了所有自变量在解释因变量变异时的内在关系。本文使用 fsQCA 方法聚焦于电商直播情境下产生高消费者购买行为的前因社会临场感构型而不是关注单个社会临场感因素对消费者购买行为的影响,丰富了 fsQCA 方法的使用场景。

6.3 实践启示

本文将主播表达风格分类并验证了弹幕活跃度、直播间人气、弹幕情感、观众点赞量、观众送礼数与不同表达风格的主播匹配产生的组态效应,为主播、商家、平台提升直播间商品销量提供了决策参考。

(1) 对于电商主播来说,弹幕活跃度对消费者的购买行为有促进作用。无论哪个类型的主播在直播带货过程中都应该注重直播间弹幕互动,多与消费者进行互动,加强消费者的社会临场感。同时还应该重视消费者情感表达,维护好直播间弹幕氛围,及时回复或处理消极的弹幕。体验型主播还可以鼓励观众多赠送小礼物以营造良好的直播间氛围吸引更多的人进入直播间从而增加商品销量。奖励型主播和互动型主播还应该重视直播间观众点赞量,可以通过发放福利等让直播间观众多点赞从而吸引更多的消费者下单。

(2) 对于网店商家来说,商家在选择主播时应该选择一些弹幕活跃度高、弹幕情感积极的主播来为他们带货。商家与主播合作时也应该对主播的表达风格进行分类,以判断该主播是否适合自家商品。比如食品类商家可以选择表达风格为体验型的主播,可以更好地向消费者展现自家商品的特点。而数码产品类商家可以选择一些奖励型主播,通过适当福利和小礼品等让直播间消费者感受到优惠从而下单购买。

(3) 对于直播平台来说,直播平台应当丰富其社交特性并且引导建立和谐积极的直播氛围,为主播在直播过程中提升消费者社会临场感助力。直播平台可以优化弹幕发送方式,增加弹幕展现形式,提升主播与直播间观众的交流便捷性,从而为消费者创造一个更加沉浸式的直播体验。

6.4 研究局限与展望

(1) 商品类型按类别划分有食品类、电子产品类、家居日常类等。针对不同的产品类型,消费者可能会采用完全不同的思维路径和情感态度。商品类型因素和主播表达风格的交互是否会影响研究结论还需要进一步检验。后续研究可以将不同的电商直播产品类型纳入研究框架中来,分析在不同的产品类型中,本文的结论是否依然成立。

(2) 本文从表达风格和社会临场感效应两个方面探究了影响主播带货的相关因素,未来可以考虑细化直播情境因素,进一步研究室内直播间场景和户外真实直播间场景下对消费者购买行为的影响。

参 考 文 献

- [1] Chen C C, Lin Y C. What drives live-stream usage intention? The perspectives of flow, entertainment, social interaction, and endorsement[J]. *Telematics and Informatics*, 2018, 35 (1): 293-303.
- [2] 谢莹,李纯青,高鹏,等.直播营销中社会临场感对线上从众消费的影响及作用机理研究:行为与神经生理视角[J]. *心理科学进展*, 2019, 27 (6): 990-1004.
- [3] 刘凤军,孟陆,陈斯允,等.网红直播对消费者购买意愿的影响及其机制研究[J]. *管理学报*, 2020, 17 (1): 94-104.
- [4] 黄敏学,叶钰芊,王薇.不同类型产品下直播主播类型对消费者购买意愿和行为的影响[J]. *南开管理评论*, 2023, 26 (2): 188-198.
- [5] Luo H Y, Cheng S J, Zhou W H, et al. A study on the impact of linguistic persuasive styles on the sales volume of live streaming products in social e-commerce environment[J]. *Mathematics*, 2021, 9 (13): 1576-1597.
- [6] 谢莹,崔芳,高鹏.网络直播情境下共在临场感与社会临场感对从众消费的影响[J]. *商业经济与管理*, 2021, 41 (2): 68-79.

- [7] 王胜源, 何江林. 不同类型电商主播属性对消费者购买行为的影响机制研究: 基于扎根理论和文本分析[J]. 北京邮电大学学报(社会科学版), 2022, 24(2): 104-116.
- [8] Hovland C I. Reconciling conflicting results derived from experimental and survey studies of attitude change[J]. *American Psychologist*, 1959, 14(1): 8-17.
- [9] 曾丽红, 黄蝶. 是什么在主导网络直播购物意愿: 说服理论视域下对直播购物受众购买意愿的影响因素研究[J]. 新闻与写作, 2021, (7): 50-57.
- [10] 李治, 孙锐. 推荐解释对改变用户行为意向的研究: 基于传播说服理论的视阈[J]. 中国软科学, 2019, (6): 176-184.
- [11] 覃素香, 朱韬. 明星带货主播特质与消费者购买意愿的关系研究: 以社会临场感为中介[J]. 商业经济研究, 2023, (10): 81-84.
- [12] Erkan I, Evans C. The influence of eWOM in social media on consumers' purchase intentions: an extended approach to information adoption[J]. *Computers in Human Behavior*, 2016, 61: 47-55.
- [13] Holtgraves T, Lasky B. Linguistic power and persuasion[J]. *Journal of Language and Social Psychology*, 1999, 18(2): 196-205.
- [14] 朱琳. 话语分析视角下的电商直播语言研究[D]. 上海: 上海师范大学, 2023.
- [15] 朱泓宇, 舒中满. 直播间话语夸张表达与消费意识形态置换: 对李佳琦带货直播的话语分析[J]. 视听界, 2021, (4): 46-51, 56.
- [16] 邱婷程. 农产品类网络带货主播的话语分析: 以抖音短视频直播平台为例[D]. 贵阳: 贵州民族大学, 2021.
- [17] 王威. 新媒体视域下的语用策略研究: 以直播带货为例[J]. 汉字文化, 2021, (7): 12-13, 20.
- [18] 刘佳奇, 李雪晴. “直播带货”话语中的语用移情研究[J]. 商业文化, 2022, (5): 136-138.
- [19] 王芳. 电商主播李佳琦语言的语用研究[D]. 成都: 四川师范大学, 2021.
- [20] 李晶, 薛晨琦, 宋昊阳. 人机交互中的社会临场感研究: 以弹幕短视频为例[J]. 图书馆论坛, 2023, 43(3): 141-150.
- [21] 张婕琼, 韩晟昊, 高维和. 身临其境网络直播用户行为意愿机制探析[J]. 外国经济与管理, 2022, 44(11): 49-62.
- [22] 胡名叶. 虚拟社区中社会线索对用户贡献的影响研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [23] Short J, Williams E, Christie B. *The Social Psychology of Telecommunications*[M]. London: Wiley, 1976: 43-60.
- [24] Jang S C, Namkung Y. Perceived quality, emotions, and behavioral intentions: application of an extended Mehrabian-Russell model to restaurants[J]. *Journal of Business Research*, 2009, 62(4): 451-460.
- [25] 赵宏霞, 周宝刚, 姜参. 网购中临场感对消费者信任的动态影响机制[J]. 企业经济, 2016, 35(3): 62-68.
- [26] Blei D M, Ng A Y, Jordan M I. Latent Dirichlet allocation[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3: 993-1022.
- [27] Capó M, Pérez A, Lozano J A. An efficient approximation to the K-means clustering for massive data[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 117: 56-69.
- [28] 喻昕, 许正良. 网络直播平台中弹幕用户信息参与行为研究: 基于沉浸理论的视角[J]. 情报科学, 2017, 35(10): 147-151.
- [29] 武慧慧. 基于抖音直播数据的电商主播带货能力影响因素研究[D]. 成都: 西南财经大学, 2022.
- [30] 武涛. 组织有序的情感: 电商直播广告中的情感传播策略: 基于“东方甄选”的直播考察[J]. 西部广播电视, 2022, 43(23): 92-95.
- [31] Geng R B, Wang S C, Chen X, et al. Content marketing in E-commerce platforms in the Internet celebrity economy[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2020, 120(3): 464-485.
- [32] 陈玉婵, 刘威. 基于情感分析的学生评教文本观点抽取与聚类[J]. 计算机应用, 2020, 40(S1): 113-117.
- [33] Biernacki R. The comparative method: moving beyond qualitative and quantitative strategies. Charles C. Ragin[J]. *American Journal of Sociology*, 1989, 95(3): 825-826.
- [34] 杜运周, 贾良定. 组态视角与定性比较分析(QCA): 管理学研究的一条新道路[J]. 管理世界, 2017, 33(6): 155-167.
- [35] 杜运周, 李佳馨, 刘秋辰, 等. 复杂动态视角下的组态理论与QCA方法: 研究进展与未来方向[J]. 管理世界, 2021, 37(3): 180-197, 12-13.
- [36] 龚艳萍, 谭宇轩, 龚钜塘, 等. 直播营销中主播类型及其社会临场感效应研究: 基于模糊集的定性比较分析[J]. 南开管理评论, 2023, 26(2): 199-209.

[37] 张明, 杜运周. 组织与管理研究中 QCA 方法的应用: 定位、策略和方向[J]. 管理学报, 2019, 16 (9): 1312-1323.

Research on the Social Presence Effect of E-commerce Anchor's Expression Style on Consumers' Purchase Behavior

WU Jiahui, DIAO Yajing, LIU Bingxue

(School of Economics and Management, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, China)

Abstract As an important new marketing model in the era of the digital economy, e-commerce live streaming has developed rapidly. As a key role in product promotion, e-commerce anchors have gradually become the core factor affecting consumers' purchase behavior. This paper takes the e-commerce anchor as the research object, introduces the social presence theory into Hovland's persuasion model, constructs a theoretical model of the influence of the anchor's expression style on consumer purchase behavior in the context of e-commerce live streaming, and explores the different classifications of the anchor's expression style and the social presence effect of each expression style on consumer purchase behavior. Through the LDA model, the anchor expression style is divided into four categories: logical type, reward type, interactive type, and experiential type, and the fsQCA method is used to measure the social presence in the e-commerce live streaming. The configuration analysis of the danmaku activity, the popularity of the live streaming, the danmaku emotion, number of audience likes, and number of audience gifts is carried out. It is found that the social presence under different expression styles leads to the configuration of consumers' high purchase behavior, so as to further scene the matching results of the anchor expression style and the influencing factors of social presence. The research results broaden the application of Hovland's persuasion communication theory in the context of e-commerce live streaming, enrich the measurement method of social presence, and provide decision-making reference for enterprises, anchors, and platforms to formulate strategies to improve consumers' purchase behavior in live streaming rooms.

Keywords E-commerce live streaming, Expressive style, Anchor types, Social presence, fsQCA

作者简介

吴嘉辉 (1999—), 男, 江苏科技大学经济管理学院 2021 年级硕士研究生, 研究方向为电子商务, E-mail: wjh99217@163.com。

刁雅静 (1979—), 女, 江苏科技大学经济管理学院副教授、硕士生导师, 研究方向包括电子商务、社交商务、管理信息系统等。E-mail: diaoyaj@just.edu.cn。

刘冰雪 (1997—), 女, 江苏科技大学经济管理学院 2021 年级硕士研究生, 研究方向为电子商务, E-mail: bingxue9518@163.com。