



# 电商主播类型对消费者购买行为的影响： AI 主播和真人主播

王翠翠<sup>1,2</sup>, 徐 静<sup>1</sup>, 秦海生<sup>3</sup>, 傅为忠<sup>1,2</sup>, 尚 倩<sup>4</sup>

1 合肥工业大学 管理学院, 合肥 230009

2 数据科学与智慧社会治理教育部哲学社会科学实验室, 合肥 230009

3 科大讯飞股份有限公司 战略产业发展部, 合肥 230088

4 杭州电子科技大学 管理学院, 杭州 310018

**摘要:** AI 主播是人工智能技术应用于电商直播领域创造的虚拟数字人主播, 可以帮助企业减少人力成本, 有效释放真人主播压力, 但不同主播类型 (AI 主播或真人主播) 如何影响消费者行为、AI 主播能否达到真人主播的直播效果还有待验证。因此, 研究不同主播类型下消费者直播购物决策过程对指导商家或平台合理分配 AI 主播和真人主播资源具有重要的现实意义。

聚焦电商直播中的 AI 主播和真人主播, 根据移情理论, 考察不同主播类型对消费者购买意愿的影响以及移情的中介作用, 并考虑产品类型 (搜索型和体验型) 的调节作用; 基于注意负荷理论, 进一步揭示直播过程中不同主播类型对消费者注意力分配的影响机制。运用一个行为实验和两个眼动实验, 调查消费者在不同场景下的购买意愿和信息加工过程; 采用 Process 插件和 bootstrap 分析检验移情的中介作用和产品类型的调节作用, 并结合方差分析和广义线性混合模型检验不同主播类型对注意力分配的影响。

行为实验结果表明, 不同主播类型显著影响消费者购买意愿, 其影响过程以移情作为完全中介, 且产品类型对该中介过程具有调节作用。相对于体验型产品, AI 主播在售卖搜索型产品时具有更高的移情水平, 消费者具有更高的购买意愿; 但真人主播在两种产品类型下的移情水平和购买意愿没有显著差异。两项眼动实验在证实上述行为结果的基础上, 揭示了直播过程中的注意力分配机制, 发现不同主播类型影响消费者对不同兴趣区的关注度, 且产品类型对注意力分配具有调节作用。

研究结果在理论上将电商主播的研究范畴从真人主播扩展到 AI 主播, 并从视觉注意层深化了对电商直播过程中消费者心理认知过程的理解; 在实践上, 研究结果可以为商家和平台设计直播带货策略、AI 主播选择和应用等方面提供借鉴。

**关键词:** 电商直播; AI 主播; 产品类型; 移情理论; 眼动追踪技术

**中图分类号:** F713.365 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1672-0334.2023.04.003

**文章编号:** 1672-0334(2023)04-0030-14

**收稿日期:** 2022-09-04 **修返日期:** 2023-06-07

**基金项目:** 教育部人文社会科学研究项目 (20YJAZH098, 21YJA630076); 浙江省自然科学基金 (LY21G020002); 国家社会科学基金 (23BGL141)

**作者简介:** 王翠翠, 管理学博士, 合肥工业大学管理学院副教授、数据科学与智慧社会治理教育部哲学社会科学实验室科研人员, 研究方向为电子商务、消费者行为和神经营销学等, 代表性学术成果为 “Whether to trust chatbots: applying the event-related approach to understand consumers’ emotional experiences in interactions with chatbots in e-commerce”, 发表在 2023 年第 73 卷《Journal of Retailing and Consumer Services》, E-mail: cuicuiw68@hfut.edu.cn

徐静, 合肥工业大学管理学院硕士研究生, 研究方向为电子商务和消费者行为等, E-mail: xujingdzsyx@163.com

秦海生, 科大讯飞股份有限公司战略产业发展部工程师, 研究方向为人工智能等, E-mail: hsqin@iflytek.com

傅为忠, 管理学博士, 合肥工业大学管理学院教授、数据科学与智慧社会治理教育部哲学社会科学实验室科研人员, 研究方向为市场营销和组织行为等, E-mail: weizhongfu@sina.com

尚倩, 管理学博士, 杭州电子科技大学管理学院副教授, 研究方向为消费者心理与行为、神经营销学等, E-mail: shangqian\_xwz@163.com

## 引言

电商直播是对网络直播和电商购物的融合升级,其生动的形式、高效的交互和真实的体验赢得了众多消费者青睐<sup>[1]</sup>。同时,飞速发展的人工智能(AI)技术与电商直播深度融合,淘宝直播和京东直播等平台广泛应用作为虚拟数字人的AI主播。一方面,AI主播可以低成本实现24小时自主不间断直播,同时依据品牌特色塑造独属的AI主播形象<sup>[2]</sup>;另一方面,AI主播可以有效避免因真人主播自身因素导致的人设崩塌风险。消费者在AI主播直播间购物时,其关注点和心理认知过程是否有别于真人主播直播间、AI主播能否达到真人主播的直播效果是学者和商家关注的重要问题。

已有关于AI主播的研究主要涉及对AI主播关键技术<sup>[3]</sup>和投放流程<sup>[4]</sup>等技术层面的探讨,或定性回顾和展望AI主播发展历程和应用前景<sup>[5]</sup>,较少运用定量方法对AI主播进行研究,尤其缺少从消费者视角对AI主播与真人主播适用场景的对比研究。考虑到产品作为电商直播中人(主播)、货(产品)、场(直播间)三要素之一<sup>[6]</sup>,其类型可能影响AI主播和真人主播直播下的消费者行为;此外,眼动追踪技术可以实时记录消费者在观看直播过程中的视觉注意指标,有效反映消费者的信息加工过程。因此,本研究聚焦电商AI主播和真人主播,考虑产品类型因素,运用行为实验和眼动追踪技术,揭示不同主播类型对消费者购买决策和信息加工过程影响的差异。期待研究结果为商家优化AI主播和真人主播直播策略、提升直播效果提供支持。

## 1 相关研究评述

### 1.1 电商主播类型:真人主播和AI主播

在电商直播中,主要通过主播的现场解说或试用,为消费者展示产品细节,传达消费体验和属性等信息<sup>[7]</sup>。主播是直播的组织者、内容的呈现者和交易的引导者。目前关于电商主播的研究基本围绕真人主播展开,如聚焦于网红和意见领袖等名人主播,研究其形象特征<sup>[8]</sup>、语言风格<sup>[9]</sup>和带货模式<sup>[10]</sup>等对消费者、品牌和商家产生的影响;或聚焦于售货员为主体的企业主播,研究其属性特点<sup>[11]</sup>、沟通风格<sup>[12]</sup>和直播氛围<sup>[13]</sup>等对消费者感知、态度和购买行为的影响。

AI技术的进步促使电商主播类型从真人主播扩展到AI主播。AI主播融合了先进的感知智能和认知智能技术,涵盖了视觉、语音、自然语言处理等多模态融合算法,能够表现出逼真的神态动作、自然的互动反应,具有低成本、全天候、可塑性高、状态稳定等优点<sup>[14]</sup>。除了可以播报展示商品、讲解优惠机制,AI主播还可以与消费者实时互动,包括进场问候、引导购买、回答提问等。鉴于此,尝试使用AI主播进行直播的商家不断增多,但很少有研究关注电商中的AI主播。现阶段对AI主播的研究主要从技术角度对其角色生成、内容生产和视觉呈现等进行剖析<sup>[3-4]</sup>,或者定向梳理AI主播的发展现状、功能特点

和应用前景等<sup>[5,14]</sup>。尚未有学者研究AI主播对于消费者直播购物行为的影响,特别是不同场景下AI主播与真人主播可能的直播效果差异。因此,本研究从消费者行为角度对两种主播类型展开对比研究,探究不同主播类型如何影响消费者购买意愿和信息加工过程。

### 1.2 移情理论

移情是一种识别并理解他人的想法、感受和经历,在此基础上做出适当的情感反应并采取行为的能力<sup>[15]</sup>,包含认知移情和情感移情两个维度。认知移情是指个体洞察和理解他人的感受、观点、需求的能力,情感移情是指个体对他人的情感关怀和情绪感染以及采取对他人有益行为的能力<sup>[16]</sup>。多项研究证明,移情是员工与消费者之间建立有效沟通的基本技能。具有移情能力的员工能够更贴近消费者的内心需求,让消费者感受到独特和真诚的服务,从而提高消费者满意度<sup>[16]</sup>。同时,在与消费者的互动过程中如果员工展现出足够的移情,将有利于消费者产生情感承诺,并提高其对品牌的满意度<sup>[15]</sup>。

上述研究中移情是真人具备的能力,但随着技术更迭,AI也逐渐从具有机械能力、分析能力发展到移情能力<sup>[17]</sup>。AI移情是指AI感知和理解人类的思想、情感、行为、经历并给予反应的能力<sup>[18]</sup>,AI移情不仅被视为促进人机交互成功实现的高级技能,也被认为是提高AI服务水平的重要途径。PELAU et al.<sup>[19]</sup>研究发现,移情可以提高人类与AI的交互质量,进而提高对AI的接受度和信任度;DE KERVENOAE et al.<sup>[20]</sup>认为移情是影响消费者对服务机器人使用意愿的关键因素;LYU et al.<sup>[18]</sup>进一步证明移情能够改善AI服务恢复过程,与消费者建立积极关系,安抚负面情绪,从而增强持续使用意愿。梳理已有研究发现,移情在真人服务和AI服务中都对消费者行为存在重要影响。因此,本研究尝试基于移情的视角探究AI主播和真人主播对消费者直播购物行为的影响机制。

### 1.3 产品类型:搜索型产品和体验型产品

搜索型产品和体验型产品是在线营销研究中常用且有效的分类范式。消费者在购买和使用前能够对产品关键属性进行评估的产品被定义为搜索型产品,反之则为体验型产品<sup>[21]</sup>。消费者评估搜索型产品更多依赖客观指标,评估体验型产品更多依赖感官体验<sup>[22]</sup>,不同的产品类型对消费者在线购买行为产生不同影响。JIMÉNEZ et al.<sup>[23]</sup>在在线评论的研究中发现,对于搜索型产品,详细的评价信息能有效帮助消费者缓解信息不对称问题,减少对其未来性能感知的不确定性,进而提高购买意愿;对于体验型产品,详细的在线评论缺乏诊断性,且详细程度与购买意愿无关。

已有关于电商直播的相关研究开始考虑产品类型的作用。ZHANG et al.<sup>[1]</sup>认为实施电商直播策略应根据产品类型进行区分,产品类型会调节在线直播策略与感知不确定性之间的关系;黄敏学等<sup>[24]</sup>发现

产品类型会影响消费者观看电商直播时的价值驱动和社会影响机制,进而影响消费者的购买意愿。因此,本研究将产品类型作为调节因素,以便明确哪种类型的产品更适合AI主播或真人主播带货。

#### 1.4 注意负荷理论和眼动追踪技术

注意负荷理论认为,人的注意力资源是有限的,且处理任务刺激时的注意力分配是自动的、不受控的<sup>[25]</sup>。吸引注意力的任务刺激分为中心刺激和外围刺激,中心刺激与当前任务直接相关,外围刺激则与当前任务间接相关或无关<sup>[26]</sup>。当多个任务刺激争夺注意力时,由当前任务的感知负荷决定对中心刺激和外围刺激的处理<sup>[27]</sup>,感知负荷取决于当前任务刺激的知觉处理所涉及的信息量。一方面,感知负荷的增加会减少对外围刺激的处理,即充分利用注意力资源进行中心刺激的加工,不会为外围刺激分配多余的注意力<sup>[26]</sup>;另一方面,感知负荷较低时注意力资源没有被全部占用,会自动对外围刺激进行感知处理<sup>[25]</sup>。

电商直播呈现给消费者的观看界面主要由产品、主播、互动文本等部分组成<sup>[1]</sup>。产品是买卖的焦点,主播是至关重要的产品信息来源,两者都与消费者观看直播和在线购买的目的密切相关。主播作为在线产品导购,通过其专业的产品知识、丰富的试用经验,配合产品区域的直观展示,为消费者充分阐述产品详情,在吸引消费者注意力方面起重要作用<sup>[28]</sup>。因此,在电商直播背景下,产品和主播对消费者而言可被视为中心刺激。相比之下,由其他共同观看的消费者发布的互动文本,即在直播页面上实时滚动出现的弹幕评论,可以被界定为外围刺激。因此,根据注意负荷理论,当消费者观看电商直播时,消费者首先将注意力资源集中用于处理中心刺激(主播和产品区域),再依据感知负荷决定对外围刺激(互动文本区域)的注意力投入。

测量消费者注意力的重要手段是眼动追踪技术。眼动追踪主要基于眼-心假说,认为视觉注意指标可以反映一个人的感知、关注和对信息的处理过程,可以揭示一些难以通过自我报告方式评估的潜在心理过程<sup>[29]</sup>。在购物决策过程中,通过监测眼动指标有助于发现消费者更加关注哪些元素,以及检查商家认为重要的元素是否引起消费者的关注,从而改善商家的营销策略<sup>[30]</sup>。注视时长和注视次数是研究中衡量消费者注意力的主要眼动测量指标。对某个兴趣区的较长注视时长和较多注视次数可能反映该兴趣区呈现的刺激物更具吸引力,或需要对该兴趣区的内容展开进一步调查<sup>[21]</sup>。在注视过程中获取的信息进一步影响消费者的记忆、偏好、态度和选择。YANG<sup>[31]</sup>发现线上购物中注视时长与购买意愿存在相关关系,但注视时长越长并不总是意味着购买意愿越高,受到不同信息线索和加工模式的影响。虽然眼动追踪技术已经在消费者行为研究中得到较多应用,但较少将其引入电商直播的研究,目前电商直播研究多采用问卷调查、访谈、情景实验等方法。

眼动追踪技术可以实时记录消费者在观看直播过程中的视觉注意指标,更客观地反映消费者信息加工过程。因此,本研究综合行为实验和眼动实验,共同揭示主播类型对消费者认知和行为的影响机制。

## 2 理论分析和研究假设

### 2.1 主播类型与购买意愿

已有关于AI服务与真人服务的对比研究表明,真人服务更受消费者青睐,消费者对真人员工服务场景的购买意愿和满意度更高。STOCK et al.<sup>[32]</sup>通过实验发现,与人形服务机器人相比,消费者对真人员工的服务行为有更高的满意度和愉悦度;LUO et al.<sup>[33]</sup>的研究表明,在聊天机器人与消费者对话之前披露其机器人身份会使消费者的购买意愿降低,原因在于消费者认为AI比真人缺少移情。而在电商直播购物场景下,人形AI主播作为主流类型之一,虽然可以展示类似于人类的能力和品质,但与真人主播相比,在丰富而自然的情感表达等方面还存在很大的差距<sup>[34]</sup>。因此,相对于AI主播直播场景,消费者在真人主播直播场景下可以获得更好的观看体验,进而拥有更高的购买意愿。基于上述分析,本研究提出假设。

H<sub>1</sub> 与真人主播相比,消费者对AI主播直播的产品有较低的购买意愿。

### 2.2 移情的中介作用

AI可以通过先进的计算机技术分析人类的表情和动作等,以此推算出人类的情感、意图或行为,做出相应的反应,表现出一种人工智能移情<sup>[35]</sup>。然而,目前人工智能在灵活、精确和敏感方面还无法比拟人类,尤其是一些隐含的、内在的情感状态更难以被人工智能分析出来<sup>[36]</sup>。因此,目前人工智能的移情能力尚未达到与自然人同一高度,AI主播作为人工智能技术合成的虚拟主播,其移情能力应低于真人主播。官奕聪等<sup>[34]</sup>认为,AI主播在情感移情方面与真人主播存在差距,与真人主播丰富而又自然的情感表达相比,AI主播的表现可能存在一定程度上的违和感,不仅有碍于与消费者形成有效的互动交流,更会对产品的体验感造成不良影响。

已有研究发现,在线服务的移情能力与消费者的在线购买意愿呈正相关,具有高度移情的在线服务可以更好地理解并满足消费者的独特需求,让消费者感受到个性化服务,提升消费者的感知价值,从而提高购买意愿<sup>[37]</sup>。综上,本研究推测在电商直播场景下,由于真人主播的移情能力高于AI主播,所以真人主播能更好地理解 and 满足消费者的内在情感和独特需求,从而提高消费者的购买意愿。简而言之,主播类型会通过影响移情进而影响消费者的购买意愿。基于上述分析,本研究提出假设。

H<sub>2</sub> 移情在主播类型对消费者购买意愿的影响过程中起中介作用。

### 2.3 产品类型的调节作用

已有研究表明,由于搜索型产品的属性和特征较

为客观,在线购物时只要收集到足够的产品描述信息就可以对其主要性能进行较为充分的评估;而体验型产品的属性和特征偏向主观,很大程度上依赖于个体的偏好和体验,无法仅依据产品描述性信息做出准确的判断<sup>[22]</sup>。LIU-THOMPkins et al.<sup>[36]</sup>认为,当消费者在以体验本身为目的的情景中,增强人工智能的移情可以促进情感体验进而增强人机互动;但在工具性或目标导向的情景中,积极的情感体验很可能是完成目标需求之后的次要考虑因素。已有研究将移情分为认知移情和情感移情<sup>[16]</sup>,而消费者认为AI具有更多人类的认知能力,而非情感能力,且在处理客观任务时的效果比主观任务的效果更好,因为AI缺乏与主观任务相关的情感或者体验能力<sup>[38]</sup>。因此,在搜索型产品直播场景下,AI主播较高的认知移情能力能够提供充分的客观信息描述,帮助消费者进行产品评估,理解和满足消费者自身需求,因此,消费者感知到AI主播更高的移情水平,并积极影响购买意愿。在体验型产品直播场景下,AI主播较低的情感移情能力难以有效传达情感体验相关的产品信息,无法满足消费者对产品的情感需求,从而对AI主播的移情水平有较低的感知,进而降低购买意愿。在真人主播带货时,由于真人主播具有较高的认知移情和情感移情能力,既能有效提供搜索型产品的客观指标信息,又能有效提供体验型产品的情感体验信息,满足消费者对两种产品类型的信息需求,所以消费者对两种情况下的真人主播移情水平感知差异不显著,进而导致购买意愿差异不显著。基于上述分析,本研究提出假设。

H<sub>3</sub>在AI主播的直播场景下,与体验型产品相比,在售卖搜索型产品时,AI主播具有更高的移情水平,进而消费者具有更高的购买意愿。

H<sub>4</sub>在真人主播的直播场景下,消费者对售卖体验型产品与搜索型产品的真人主播移情水平感知差异不显著,进而消费者对两种产品类型的购买意愿也没有显著差异。

#### 2.4 主播类型与注意力分配

根据眼-心假说,人们在受到视觉刺激时,可以通过眼球运动分析其视觉注意,进而识别个体信息加工过程<sup>[29]</sup>。AI主播和真人主播作为两种不同的刺激类型,可能影响消费者在观看直播过程中的信息加工过程。在电商直播中,AI主播与消费者之间的移情低于真人主播。与真人主播相比,消费者在与AI主播互动时需要投入更多的认知努力对其传达的信息进行加工。在提取或理解相关信息时,高认知努力会增加个体对这些信息的注意资源分配,表现为某一区域注视时长或者注视次数的增加<sup>[39]</sup>。根据注意力负荷理论,个体首先利用注意资源对中心刺激进行加工,当注意资源剩余时,会自动对外围刺激进行加工<sup>[25]</sup>。根据前述分析,电商直播中主播和产品区域属于中心刺激,互动文本区域属于外围刺激。因此,在AI主播直播时,消费者需要分配更多注意资源对主播兴趣区或产品兴趣区(中心刺激)进行认

知加工,减少了对互动文本兴趣区(外围刺激)的加工处理;在真人直播时,由于消费者更容易理解人类的想法,不需要付出过多的认知资源对主播兴趣区和产品兴趣区等中心刺激进行加工,剩余的注意资源可以分配到外围刺激,即增加了对互动文本兴趣区的注意资源投入。基于上述分析,本研究提出假设。

H<sub>5</sub>与观看真人主播的直播相比,消费者在观看AI主播的直播时会增加对主播兴趣区和产品兴趣区的注意力分配,减少对互动文本兴趣区的注意力分配。

#### 2.5 产品类型对注意力分配的调节作用

与真人相比,消费者与AI之间的移情水平更低<sup>[40]</sup>,特别是消费者认为AI在情感体验、情感识别和情感表达方面无法比拟真人<sup>[38]</sup>。而搜索型产品通过客观属性信息就足以进行质量评估,体验型产品还需结合情感体验信息才能做出质量判断<sup>[22]</sup>。因此,本研究推测消费者在观看AI主播售卖搜索型产品时,会更关注中心刺激兴趣区的客观信息,以实现对其产品的质量评估;在直播体验型产品时,AI主播对其产品体验的描述无法得到消费者的认同,进而减少消费者对中心刺激兴趣区信息的注意力分配。对于真人主播而言,由于消费者与真人主播之间的认知移情和情感移情较高,消费者认为真人主播可以有效阐述产品的客观属性和使用体验。考虑到搜索型产品的特征,消费者只需要关注真人主播讲解的产品客观信息;对于体验型产品,消费者还需要额外关注真人主播描述的情感体验信息,从而分配给中心刺激兴趣区更多的注意资源。结合注意负荷理论,对产品兴趣区和主播兴趣区分配更多(或更少)的注意资源,会减少(或增加)对互动文本兴趣区的注意力分配。基于上述分析,本研究提出假设。

H<sub>6</sub>在AI主播直播场景下,与体验型产品相比,消费者会增加对搜索型产品的主播兴趣区和产品兴趣区的关注,减少对互动文本兴趣区的关注。

H<sub>7</sub>在真人主播直播场景下,与体验型产品相比,消费者会减少对搜索型产品的主播兴趣区和产品兴趣区的关注,增加对互动文本兴趣区的关注。

基于上述假设,本研究提出研究框架,见图1。

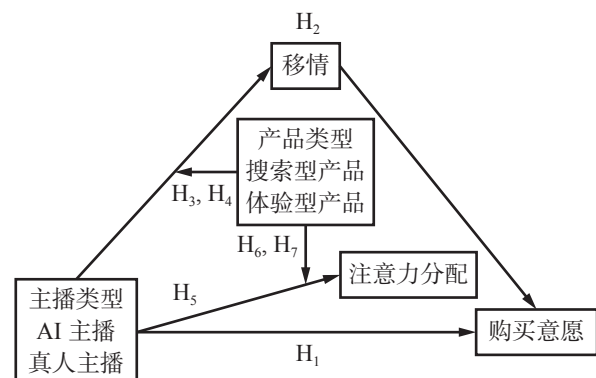


图1 研究框架

Figure 1 Research Framework

### 3 研究1: 行为实验

研究1主要目的是探究移情在主播类型(AI主播和真人主播)与消费者购买意愿之间的中介作用,并且考虑产品类型(搜索型和体验型)的调节作用,即检验 $H_1 \sim H_4$ 。

#### 3.1 实验设计和实验过程

本实验采用AI主播和真人主播与搜索型产品和体验型产品的 $2 \times 2$ 组间实验设计,正式实验的参与者被随机分配到某一小组内,观看相应的直播购物视频,然后填写量表。

##### 3.1.1 实验刺激材料

考虑到淘宝直播作为用户体量较大且AI主播应用较为广泛的电商直播平台,本研究的直播视频材料均录制于淘宝直播。实验直播界面主要包括一名正在介绍产品信息的主播、产品展示区域和互动文本展示区域,尽量排除直播间名称、直播间ID和观看人数等的影响。

2021年5月10日在合肥某高校招募53位参与者进行预测试,针对充电宝、香水、手机、鞋子、移动硬盘、笔记本电脑、防晒霜、耳机、手表、牙膏10款直播产品的类型进行评分,确定搜索型和体验型产品。请参与者对“网上购物时基于互联网上该产品的信息能否对产品进行评估”进行打分,1为完全可以在购买前进行评估,7为只能在购买后进行评估,4为中性态度<sup>[41]</sup>。预测试结果表明,充电宝、手机、移动硬盘、笔记本电脑和手表为搜索型产品,香水、鞋子、防晒霜、耳机和牙膏为体验型产品。本研究选择移动硬盘作为搜索型产品、香水作为体验型产品,配对t检验结果表明两者评分差异显著, $M_{搜} = 3.755, SD_{搜} = 2.227; M_{体} = 5.094, SD_{体} = 2.069; t = -3.265, p < 0.010$ 。

针对选定的两种产品,在淘宝上各录制一段AI主播和真人主播的直播视频,视频内容均包括主播对产品特性和使用体验的介绍以及鼓动购买的口号,对同一产品介绍的要害基本一致。最终获得4段直播视频材料,并将其剪辑成40秒的时长。

##### 3.1.2 实验过程

本实验的时间为2021年6月5日至15日,通过问卷网平台设计问卷并在线发布,共得到278个有效样本,其中,AI-搜索组84人,AI-体验组81人,真人-搜索组59人,真人-体验组54人。参与者的平均年龄为26岁,女性有159人,占57.194%。

实验情景设计如下:假设参与者计划购买一款移动硬盘或香水,首先,请参与者观看直播视频,一位AI主播或真人主播在介绍移动硬盘或香水;其次,请参与者填写测量移情和购买意愿的量表,采用Likert 7点评分法对题项进行打分,1为非常不赞同,7为非常赞同;最后请参与者填写人口统计特征题项。采用BAHADUR et al.<sup>[42]</sup>研究中测量移情的量表,并结合本研究情景适当修改,有5个题项,分别为“该主播能够明白我的需求”“该主播能够理解我的感受”“该主播会站在我的角度思考问题”“该主播会为我

的利益考虑”“该主播会采纳我的主张并推荐所需的产品”,本实验中该量表的Cronbach's  $\alpha$  值为0.915。采用LU et al.<sup>[43]</sup>研究中测量购买意愿的量表,有4个题项,分别为“我愿意在观看该主播直播的过程中将产品加入购物车”“我愿意在观看该主播直播的过程中直接购买产品”“我愿意向身边的朋友推荐我在观看直播时该主播推荐的产品”“如果有需求,我会购买该主播推荐给我的这款产品”,本实验中该量表的Cronbach's  $\alpha$  值为0.914。

#### 3.2 实验结果

以主播类型为自变量,移情和购买意愿为因变量,进行单因素重复方差分析。结果表明,主播类型对移情的影响显著,真人主播比AI主播移情水平更高, $M_{AI} = 4.878, SE = 0.086; M_{真} = 5.601, SE = 0.104; F(1, 276) = 28.847, p < 0.001$ 。主播类型对购买意愿的影响显著,真人主播直播时消费者购买意愿更高, $M_{AI} = 4.841, SE = 0.099; M_{真} = 5.459, SE = 0.120; F(1, 276) = 15.743, p < 0.001$ 。因此, $H_1$ 得到验证。

以主播类型和产品类型为因变量,进行双因素重复方差分析。交互效应检验结果表明,主播类型与产品类型对移情的交互作用显著, $F(1, 274) = 5.827, p < 0.050$ 。与体验型产品相比,AI主播售卖搜索型产品时移情水平更高, $M_{搜-体} = 0.540, SE_{搜-体} = 0.172, p < 0.010$ ,95%置信区间为[0.202, 0.878]。真人主播售卖搜索型产品与体验型产品时移情水平没有显著差别, $p > 0.050$ 。主播类型与产品类型对购买意愿的交互作用显著, $F(1, 274) = 4.499, p < 0.050$ 。在观看AI主播直播时,与体验型产品相比,消费者对搜索型产品的购买意愿更高, $M_{搜-体} = 0.497, SE_{搜-体} = 0.199, p < 0.050$ ,95%置信区间为[0.106, 0.888]。在观看真人主播直播时,消费者对搜索型产品与体验型产品的购买意愿没有显著差别, $p > 0.050$ 。因此, $H_3$ 和 $H_4$ 得到验证。

采用Process程序的模型4对移情的中介效应进行检验,bootstrap抽取5000次样本,在95%置信区间下,以购买意愿为因变量,以主播类型为自变量,AI主播取值为0,真人主播取值为1,以移情为中介变量,检验结果见图2。主播类型对移情的影响显著, $b = 0.716, t = 5.243, p < 0.001$ ;真人主播能带给消费者更高的移情, $M_{真-AI} = 0.723, SE_{真-AI} = 0.135$ ,95%置信区间为[0.458, 0.988];移情对购买意愿存在显著的正向影响, $b = 0.979, t = 26.831, p < 0.001$ 。主播类型对购买意愿的影响总效应显著, $b = 0.610$ ,95%置信区间为[0.302, 0.906];主播类型对购买意愿的直接效应不显著, $b = -0.090$ ,95%置信区间为[-0.260, 0.078];移情在主播类型与购买意愿之间起显著的中介作用, $b = 0.701$ ,95%置信区间为[0.454, 0.953],表明移情在主播类型对购买意愿的影响过程中起到完全中介。因此, $H_2$ 得到验证。

增加产品类型作为调节变量,搜索型产品取值为0,体验型产品取值为1,采用Process程序的模型7对产品类型调节下的移情中介进行分析,检验结果见图3。总体情况下,主播类型与购买意愿之间的直

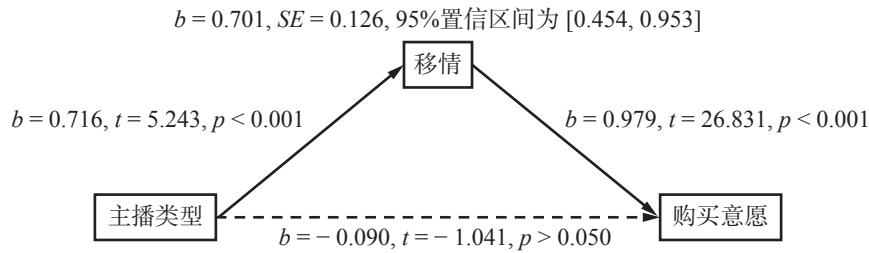


图2 中介效应检验结果(研究1)

Figure 2 Test Results for Mediating Effects (Study 1)

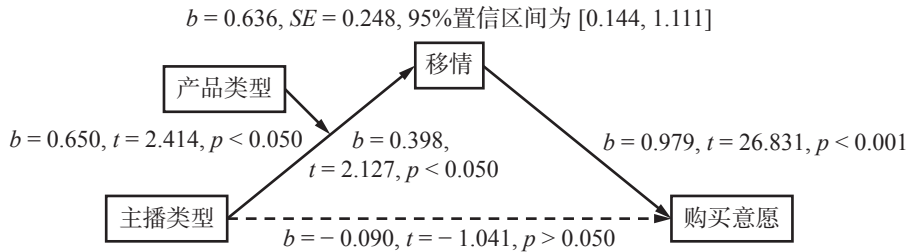


图3 有调节的中介效应检验结果

Figure 3 Test Results for Moderated Mediation Effects

接效应路径不显著,  $b = -0.090$ , 95% 置信区间为  $[-0.260, 0.078]$ 。主播类型 $\rightarrow$ 移情 $\rightarrow$ 购买意愿的中介效应路径显著,  $b = 0.636$ , 95% 置信区间为  $[0.144, 1.111]$ , 其中主播类型对移情的影响显著,  $b = 0.398$ ,  $t = 2.127$ ,  $p < 0.050$ ; 移情对购买意愿影响显著,  $b = 0.979$ ,  $t = 26.831$ ,  $p < 0.001$ 。再次验证  $H_2$ 。产品类型对上述过程存在显著的调节作用,  $b = 0.650$ ,  $t = 2.414$ ,  $p < 0.050$ , 95% 置信区间为  $[0.151, 1.141]$ 。对于搜索型产品,  $b = 0.390$ ,  $SE = 0.153$ , 95% 置信区间为  $[0.100, 0.701]$ ; 对于体验型产品,  $b = 1.026$ ,  $SE = 0.196$ , 95% 置信区间为  $[0.652, 1.423]$ 。  $H_3$  和  $H_4$  得到进一步验证。

### 3.3 讨论

研究1通过行为实验初步探索AI主播和真人主播对消费者直播购物行为的影响, 结果表明, 主播类型通过影响移情进而影响消费者的购买意愿, 产品类型对该过程具有调节作用。具体而言, 与体验型产品相比, AI主播售卖搜索型产品时表现出更高的移情水平, 进而促进消费者购买; 真人主播售卖不同类型的产品时移情水平没有显著差别, 购买意愿也没有显著变化。研究2将运用眼动追踪技术, 进一步从视觉注意的角度揭示不同主播类型对消费者信息加工过程的影响。

## 4 研究2: 眼动追踪实验1

研究2从视觉注意角度进一步探究消费者在AI主播直播间和真人主播直播间购物时潜在的心理认知过程, 以验证  $H_5$ 、 $H_6$  和  $H_7$ 。

### 4.1 实验设计和实验过程

本实验采用AI主播和真人主播与搜索型产品和体验型产品的  $2 \times 2$  组内实验设计, 实验时间为2021年10月14日至11月3日。在合肥某高校招募60位

在校大学生, 30位女性, 30位男性, 平均年龄为21.650岁,  $SD = 2.352$ , 实验后给每位参与者30元人民币作为参与实验的报酬。所有参与者视力或矫正视力均在标准范围内, 且均是右利手。实验所用眼动仪为Tobii T120, 采样率为120 Hz。

参考真实的淘宝直播视频, 构建一个相对真实的直播购物情景, 参与者运用眼动设备观看直播视频, 然后对观看的直播视频中产品的购买意愿进行打分。通过眼动追踪技术自动记录参与者的注意力数据, 并通过自我报告获得参与者的购买意愿数据。

#### 4.1.1 实验刺激材料

首先, 确定焦点产品, 根据研究1预测试的结果, 选择手机和移动硬盘作为本实验的搜索型产品、香水和鞋子作为本实验的体验型产品。配对  $t$  检验结果表明, 两类产品在预测试中的评分差异显著,  $M_{搜} = 3.594$ ,  $SD_{搜} = 1.599$ ;  $M_{体} = 4.859$ ,  $SD_{体} = 1.633$ ;  $t = -4.667$ ,  $p < 0.001$ 。

其次, 确定AI主播和真人主播。考虑主播性别和吸引力的影响, 对于性别, AI主播和真人主播均有4位男性和4位女性, 即共16位主播。对于吸引力, 针对搜索型产品和体验型产品与AI主播和真人主播的  $4(2 \times 2)$  种情况, 请参与者从外表形象、语言表达和专业技能方面对16位主播的吸引力进行综合评分<sup>[28]</sup>, 采用Likert 5点评分法, 1为吸引力非常低, 5为吸引力非常高。根据主播吸引力评分的均值排序, 分别针对搜索型产品和体验型产品初步选择2位高吸引力和2位低吸引力的AI主播、2位高吸引力和2位低吸引力的真人主播。Mann-Whitney U检验结果表明, 高吸引力主播与低吸引力主播在吸引力水平上存在显著差异,  $M_{低} = 2.764$ ,  $M_{高} = 3.260$ ,  $p < 0.001$ 。

再次, 本研究将各直播视频中互动文本的条数和

字数控制在相同范围。本研究手动选取和设置视频中互动文本的显示条数和字数,并且避免极端弹幕评论的干扰;同时,直播的背景均控制为纯色背景,以减少背景复杂性的影响。

最后,在确定主播和产品的的基础上,录制16个淘宝直播视频。参考FEI et al.<sup>[28]</sup>的研究,本实验将直播视频时长剪辑成40秒,保证主播能够在该时长内介绍完产品的主要信息。

#### 4.1.2 实验过程

①向参与者介绍眼动仪并说明相关注意事项,指导参与者阅读并签署知情同意书。②告知参与者实验情景,即观看某电商平台的直播,帮一位关系亲密的好朋友购买合适的产品,产品分别是手机、香水、移动硬盘和鞋子。③请参与者观看1~2个直播视频练习材料,熟悉整个实验流程,练习所用的视频材料与正式实验类似。④确认参与者已经完全理解实验过程后,开展正式实验。⑤请参与者观看16个随机顺序播放的淘宝直播视频,观看完每段视频后就“是否愿意点击产品链接进行后续购买”进行决策,采用Likert 5点评分法,1为非常不愿意,5为非常愿意。眼动实验结束后,参与者填写人口统计特征题项。

### 4.2 实验结果

本实验最终获得60位参与者观看16个淘宝直播视频共960条眼动数据记录,由于广义线性混合模型能够更好地处理过度分散和复杂的重复测量数据,因此本研究使用Spss 25.0软件的广义线性混合模型分析实验数据。

根据研究目标,将直播视频划分为产品兴趣区、主播兴趣区和互动文本兴趣区,划分示例见图4。考虑到本实验中不同兴趣区大小存在差异,采用某兴趣区的相对注视时长和相对注视次数反映注意力分配情况,相对注视时长为某个兴趣区注视时长占整个屏幕注视时长的比例,相对注视次数为某个兴趣

区注视次数占整个屏幕注视次数的比例,再除以该兴趣区的覆盖率。由于本实验的相对注视时长和相对注视次数分析结果较为一致,本研究主要报告相对注视时长的结果。

#### 4.2.1 行为数据结果

对参与者行为数据的检验结果见表1。模型1和模型2检验主效应,主播类型对购买意愿的影响显著,  $b = -0.289, p < 0.001$ 。当主播类型为真人时,消费者的购买意愿更高,  $M_{真-AI} = 0.289, SE_{真-AI} = 0.062$ , 95%置信区间为[0.169, 0.410],  $H_1$ 得到验证。产品类型对购买意愿的影响不显著,  $b = -0.003, p > 0.050$ 。

由于研究2没有测量移情题项,因此模型3主要检验产品类型对购买意愿的调节作用,结果表明,主播类型 × 产品类型对购买意愿的影响显著,  $b = -0.354, p < 0.010$ 。在观看AI主播直播时,与体验型产品相比,消费者对搜索型产品的购买意愿更高,  $M_{搜-体} = 0.215, SE_{搜-体} = 0.092$ , 95%置信区间为[0.035, 0.395],  $H_3$ 得到部分验证。在观看真人主播直播时,消费者对搜索型产品和体验型产品的购买意愿没有显著差别,  $M_{体-搜} = 0.139, SE_{体-搜} = 0.082$ , 95%置信区间为[-0.021, 0.299],  $H_4$ 得到部分验证。

模型4在模型3的基础上引入控制变量,结果与模型3一致,表明本研究结果稳健。此外,控制变量中主播吸引力对购买意愿的影响显著,  $b = -0.268, p < 0.001$ 。与低吸引力的主播相比,当高吸引力的主播直播时,消费者对产品的购买意愿更高,  $M_{高-低} = 0.268, SE_{高-低} = 0.061$ , 95%置信区间为[0.149, 0.387]。

#### 4.2.2 眼动数据结果

运用广义线性混合模型检验主播类型对各个兴趣区信息加工影响的主效应。在相对注视时长的检验结果中,主播类型对产品兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = 0.516, p < 0.001$ ; 主播类型对主播兴趣区的相对注视时长的影响显著,  $b = 3.909, p < 0.001$ 。与真人主播相比,消费者对AI主播产品兴趣区的相对注视时长更长,  $M_{AI-真} = 0.516, SE_{AI-真} = 0.050$ , 95%置信区间为[0.417, 0.615]; 对AI主播兴趣区的相对注视时长更长,  $M_{AI-真} = 3.909, SE_{AI-真} = 0.475$ , 95%置信区间为[2.976, 4.842]。因此,  $H_5$ 得到部分验证。主播类型对互动文本兴趣区的相对注视时长的影响不显著,  $b = -0.083, p > 0.050$ 。

在相对注视次数的检验结果中,主播类型对互动文本兴趣区的相对注视次数的影响显著,  $b = -0.296, p < 0.001$ 。与真人主播相比,消费者对AI主播互动文本兴趣区的相对注视次数更少,  $M_{真-AI} = 0.296, SE_{真-AI} = 0.081$ , 95%置信区间为[0.137, 0.456]。  $H_5$ 得到部分验证。在互动文本兴趣区,相对注视时长与相对注视次数的结果存在不一致,可能原因在于,互动文本信息的字数和条数等被操控,且排除了极端评论,参与者虽然多次浏览此兴趣区,但因为缺少有意思的评论,可能导致注视时长与注视次数的结果之间存在差异。

眼动数据的广义线性混合模型检验结果见表2。



图4 直播视频刺激材料兴趣区划分示例  
Figure 4 Example of Areas of Interest for Live Video Stimulus Material

表1 行为数据的广义线性混合模型检验结果  
Table 1 Test Results for Generalized Linear Mixed Model of Behavioral Data

| 变量          | 购买意愿                 |                     |                     |                      |
|-------------|----------------------|---------------------|---------------------|----------------------|
|             | 模型1                  | 模型2                 | 模型3                 | 模型4                  |
| 主播类型        | -0.289***<br>(0.062) |                     | -0.123<br>(0.085)   | -0.126<br>(0.085)    |
| 产品类型        |                      | -0.003<br>(0.062)   | 0.139<br>(0.082)    | 0.159<br>(0.082)     |
| 主播类型 × 产品类型 |                      |                     | -0.354**<br>(0.123) | -0.348**<br>(0.122)  |
| 主播吸引力       |                      |                     |                     | -0.268***<br>(0.061) |
| 主播性别        |                      |                     |                     | 0.036<br>(0.061)     |
| 参与者性别       |                      |                     |                     | 0.036<br>(0.061)     |
| 参与者年龄       |                      |                     |                     | -0.002<br>(0.013)    |
| 常数          | 3.324***<br>(0.041)  | 3.202***<br>(0.042) | 3.257***<br>(0.056) | 3.373***<br>(0.287)  |
| AICc 准则     | 2 680.441            | 2 700.432           | 2 678.903           | 6 488.797            |
| BIC 准则      | 2 757.700            | 2 777.692           | 2 756.128           | 6 565.952            |
| 样本量         | 960                  | 960                 | 960                 | 960                  |

注:表中数据为固定效应的回归系数,括号内数据为标准误差;AICc 准则为具有小样本校正的 Akaike 信息准则, BIC 准则为贝叶斯信息准则;\*\*\*为  $p < 0.001$ , \*\*为  $p < 0.010$ 。下同。

模型5 检验产品类型对产品兴趣区相对注视时长的调节效应,主播类型与产品类型的交互作用对产品兴趣区相对注视时长的影响不显著,  $b = 0.135, p > 0.050$ ; 模型7 检验产品类型对主播兴趣区相对注视时长的调节效应,主播类型与产品类型的交互作用对主播兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = -6.526, p < 0.001$ ; 模型9 检验产品类型对互动文本兴趣区相对注视时长的调节效应,主播类型与产品类型的交互作用对互动文本兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = 0.487, p < 0.010$ 。在观看真人主播直播时,与搜索型产品相比,人们对体验型产品主播兴趣区的相对注视时长更长,  $M_{\text{体-搜}} = 6.955, SE_{\text{体-搜}} = 0.417, 95\%$  置信区间为  $[6.137, 7.773]$ ; 对互动文本兴趣区的相对注视时长更短,  $M_{\text{搜-体}} = 0.412, SE_{\text{搜-体}} = 0.116, 95\%$  置信区间为  $[0.185, 0.639]$ 。因此,  $H_7$  得到部分验证。在观看 AI 主播直播时,产品类型对主播兴趣区和互动文本兴趣区的相对注视时长的影响不显著,  $95\%$  置信区间分别为  $[-2.046, 1.187]$  和  $[-0.314, 0.164]$ ,  $H_6$  没有得到验证。

模型6 在模型5 的基础上引入控制变量,主播吸引力对产品兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = -0.201, p < 0.001$ ; 参与者性别对产品兴趣区相对注视

时长的影响显著,  $b = -0.106, p < 0.050$ 。将高吸引力赋值为0,低吸引力赋值为1,  $b$  值为负,表明与低吸引力的主播相比,消费者对高吸引力主播直播的产品兴趣区相对注视时长更长,  $M_{\text{高-低}} = 0.201, SE_{\text{高-低}} = 0.049, 95\%$  置信区间为  $[0.105, 0.296]$ 。将男性赋值为0,女性赋值为1,  $b$  值为负,表明与女性消费者相比,男性消费者对产品兴趣区相对注视时长更长,  $M_{\text{男-女}} = 0.106, SE_{\text{男-女}} = 0.046, 95\%$  置信区间为  $[0.016, 0.196]$ 。

模型8 在模型7 的基础上引入控制变量,主播吸引力对主播兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = 2.772, p < 0.001$ 。与低吸引力的主播相比,消费者对高吸引力的主播兴趣区相对注视时长更短,  $M_{\text{低-高}} = 2.772, SE_{\text{低-高}} = 0.353, 95\%$  置信区间为  $[2.080, 3.464]$ 。

模型10 在模型9 的基础上引入控制变量,主播吸引力对互动文本兴趣区相对注视时长的影响显著,  $b = 0.200, p < 0.050$ 。与低吸引力的主播相比,消费者对高吸引力的互动文本兴趣区相对注视时长更短,  $M_{\text{低-高}} = 0.200, SE_{\text{低-高}} = 0.084, 95\%$  置信区间为  $[0.035, 0.364]$ 。

### 4.3 讨论

研究2 运用眼动追踪技术,从注意力角度探讨不同主播类型对消费者直播购物时认知过程的影响。



表2 眼动数据的广义线性混合模型检验结果  
Table 2 Test Results for Generalized Linear Mixed Model of Eye-tracking Data

| 变量          | 产品兴趣区<br>相对注视时长     |                      | 主播兴趣区<br>相对注视时长      |                      | 互动文本兴趣区<br>相对注视时长    |                     |
|-------------|---------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|---------------------|
|             | 模型5                 | 模型6                  | 模型7                  | 模型8                  | 模型9                  | 模型10                |
| 主播类型        | 0.463***<br>(0.062) | 0.393***<br>(0.062)  | 7.004***<br>(0.643)  | 6.483***<br>(0.643)  | -0.350***<br>(0.123) | -0.356**<br>(0.122) |
| 产品类型        | 0.267***<br>(0.056) | 0.187**<br>(0.060)   | 6.955***<br>(0.417)  | 6.684***<br>(0.410)  | -0.412***<br>(0.116) | -0.391**<br>(0.115) |
| 主播类型 × 产品类型 | 0.135<br>(0.100)    | 0.212*<br>(0.102)    | -6.526***<br>(0.923) | -6.538***<br>(0.922) | 0.487**<br>(0.168)   | 0.485**<br>(0.167)  |
| 主播吸引力       |                     | -0.201***<br>(0.049) |                      | 2.772***<br>(0.353)  |                      | 0.200*<br>(0.084)   |
| 主播性别        |                     | 0.017<br>(0.046)     |                      | 0.152<br>(0.333)     |                      | -0.090<br>(0.083)   |
| 参与者性别       |                     | -0.106*<br>(0.046)   |                      | 0.448<br>(0.335)     |                      | 0.156<br>(0.084)    |
| 参与者年龄       |                     | -0.010<br>(0.010)    |                      | 0.060<br>(0.071)     |                      | 0.021<br>(0.018)    |
| 常数          | 0.548***<br>(0.036) | 0.983***<br>(0.216)  | 8.636***<br>(0.232)  | 6.410***<br>(1.559)  | 2.115***<br>(0.086)  | 1.526***<br>(0.397) |
| AICc 准则     | 2 550.855           | 2 551.130            | 6 532.120            | 6 488.797            | 3 291.171            | 3 294.919           |
| BIC 准则      | 2 628.079           | 2 628.285            | 6 609.344            | 6 565.952            | 3 368.396            | 3 372.075           |
| 样本量         | 960                 | 960                  | 960                  | 960                  | 960                  | 960                 |

结果表明,与真人主播相比,消费者在观看AI主播的直播时会增加对中心刺激区域(主播兴趣区和产品兴趣区)的注意力分配,减少对外围刺激区域(互动文本兴趣区)的注意力分配。此外,产品类型对不同主播类型下的注意力分配具有调节作用。具体而言,在真人主播直播的场景下,与搜索型产品相比,消费者增加对体验型产品主播兴趣区的关注,减少对其互动文本兴趣区的关注;在AI主播直播的场景下,无论是搜索型产品还是体验型产品,在注意力分配上无显著差别。考虑到研究2视频长度不够,可能影响消费者的信息加工过程,且没有测量移情变量,无法完全验证研究1的假设。因此,增加视觉长度,设计新的眼动追踪实验(研究3)进一步验证研究1和研究2的结果。

### 5 研究3: 眼动追踪实验2

研究3通过眼动追踪技术,改变直播时长进一步验证研究1和研究2结果的稳健性;在记录眼动数据的同时,测量消费者的移情和购买意愿。

#### 5.1 实验设计和实验过程

2023年5月10日在合肥某高校招募63位参与者进行预测试,针对充电宝、笔记本电脑、耳机、相机、洗发露、手表、牙膏和防晒霜产品的类型进行评分。

预测试过程与研究1的预测试相同,最终选择笔记本电脑作为搜索型产品、洗发露作为体验型产品,配对t检验结果表明两者评分差异显著, $M_{搜} = 3.968$ ,  $SD_{搜} = 2.055$ ;  $M_{体} = 4.968$ ,  $SD_{体} = 1.513$ ;  $t = -3.050$ ,  $p < 0.010$ 。

本实验采用AI主播和真人主播与搜索型产品和体验型产品的2×2组内实验设计,实验时间为2023年5月15日至18日。在合肥某高校招募57名在校大学生,33位女性,平均年龄为22.035岁, $SD = 2.591$ ,实验后给每位参与者30元人民币作为参与实验的报酬。所有参与者视力或矫正视力均在标准范围内,且均是右利手。实验所用眼动仪为Eyelink Portable DUO,采样率为2000Hz。实验过程与研究2一致,增加了移情变量,对移情的测量与研究1相同。

针对搜索型产品和体验型产品,分别采用外表和风格相似的一位真人主播和一位AI主播,共有4个电商直播视频,本实验将直播视频时长剪辑成2分钟。

#### 5.2 实验结果

本实验最终获得57位参与者观看4个视频共228条行为和眼动数据记录,主要运用双因素重复测量方差分析来分析实验数据。直播视频兴趣区划分与研究2相同,由于注视次数分析结果与注视时长较为一致,研究3仅报告注视时长结果。

5.2.1 行为数据结果

运用单因素重复测量方差分析检验主播类型对移情和购买意愿的影响, 结果表明真人主播比 AI 主播移情水平更高,  $M_{AI} = 4.001, SE = 0.122; M_{真} = 4.538, SE = 0.130; F(1, 113) = 10.469, p < 0.010$ 。且与 AI 主播相比, 消费者在真人主播直播时购买意愿更高,  $M_{AI} = 4.211, SE = 0.140; M_{真} = 4.711, SE = 0.149; F(1, 113) = 6.939, p < 0.050$ 。产品类型对移情和购买意愿的主效应均不显著,  $p > 0.050$ 。H<sub>1</sub> 再次得到验证。

运用双因素重复测量方差分析检验主播类型与产品类型的交互作用对移情和购买意愿的影响。交互效应检验结果表明, 主播类型与产品类型的交互作用对移情的影响显著,  $F(1, 56) = 4.916, p < 0.050$ 。与体验型产品相比, AI 主播售卖搜索型产品时移情更高,  $M_{搜} = 4.281, SE = 0.167; M_{体} = 3.722, SE = 0.175; F(1, 56) = 5.408, p < 0.050$ 。真人主播售卖搜索型产品和体验型产品时移情没有显著差别,  $p > 0.050$ 。主播类型与产品类型的交互作用对购买意愿的影响显著,  $F(1, 56) = 10.394, p < 0.010$ 。在观看 AI 主播的直播时, 与体验型产品相比, 消费者对搜索型产品的购买意愿更高,  $M_{搜} = 4.561, SE = 0.186; M_{体} = 3.860, SE = 0.204; F(1, 56) = 6.552, p < 0.050$ 。在观看真人主播的直播时, 消费者对搜索型产品和体验型产品的购买意愿没有显著差别,  $p > 0.050$ 。H<sub>3</sub> 和 H<sub>4</sub> 再次得到验证。

采用 Process 程序的模型 4 对移情的中介效应进行检验, 分析过程与研究 1 相同, 检验结果见图 5。主播类型对移情的影响显著,  $b = 0.537, t = 3.331, p < 0.010$ ; 移情对购买意愿的影响显著,  $b = 0.938, t = 16.802, p < 0.001$ 。主播类型对购买意愿的影响总效应显著,  $b = 0.500, 95\%$  置信区间为  $[0.101, 0.899]$ ; 主播类型对购买意愿的直接效应不显著,  $b = -0.003, 95\%$  置信区间为  $[-0.276, 0.270]$ ; 移情在主播类型与购买意愿之间起显著的中介作用,  $b = 0.503, 95\%$  置信区间为  $[0.201, 0.817]$ , 表明移情在主播类型对购买意愿的影响过程中起完全中介。H<sub>2</sub> 再次得到验证。

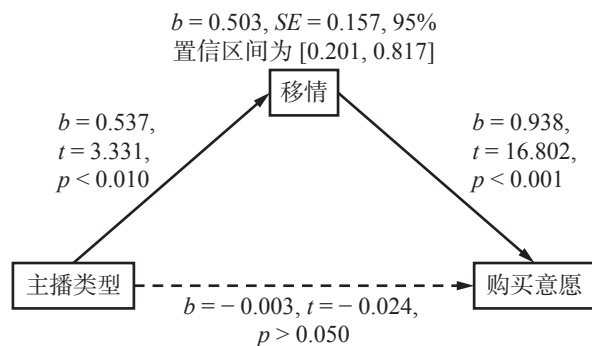


图 5 中介效应检验结果 (研究 3)  
Figure 5 Test Results for Mediating Effects (Study 3)

5.2.2 眼动数据结果

运用单因素重复测量方差分析检验主播类型对各个兴趣区信息加工的影响, 结果表明主播类型对

主播兴趣区注视时长的影响显著,  $F(1, 56) = 5.112, p < 0.050$ ; 对互动文本兴趣区注视时长的影响显著,  $F(1, 56) = 7.428, p < 0.010$ ; 对产品兴趣区注视时长的影响边缘显著,  $F(1, 56) = 3.336, p < 0.100$ 。与真人主播相比, 消费者对 AI 主播直播的主播兴趣区的注视时长更长,  $M_{AI-真} = 4477.474, SE_{AI-真} = 1980.399$ ; 对产品兴趣区的注视时长更长,  $M_{AI-真} = 1644.158, SE_{AI-真} = 900.192$ ; 对互动文本兴趣区的注视时长更短,  $M_{AI-真} = -5128.518, SE_{AI-真} = 1881.746$ 。因此, H<sub>5</sub> 得到验证。

运用双因素重复测量方差分析检验主播类型与产品类型的交互作用对各个兴趣区信息加工的影响。交互效应检验结果表明, 主播类型与产品类型的交互作用对产品兴趣区注视时长的影响显著,  $F(1, 56) = 14.284, p < 0.001$ ; 对互动文本兴趣区注视时长的影响显著,  $F(1, 56) = 7.785, p < 0.010$ ; 对主播兴趣区注视时长的影响不显著,  $p > 0.050$ 。简单效应分析发现, 观看 AI 主播直播时, 与体验型产品相比, 人们对搜索型产品的产品兴趣区的注视时长更长,  $M_{搜-体} = 6534.807, SE_{搜-体} = 1920.943, F(1, 56) = 11.573, p < 0.010$ ; 而产品类型对互动文本兴趣区注视时长的影响不显著,  $p > 0.050$ 。因此, 在 AI 主播直播场景下, 与体验型产品相比, 消费者会增加对搜索型产品的产品兴趣区的关注, H<sub>6</sub> 得到部分验证。观看真人主播直播时, 与体验型产品相比, 人们对搜索型产品的产品兴趣区的注视时长更短,  $M_{搜-体} = -4166.281, SE_{搜-体} = 1358.034, F(1, 56) = 9.412, p < 0.010$ ; 对其互动文本兴趣区的注视时长更长,  $M_{搜-体} = 6177.860, SE_{搜-体} = 2405.551, F(1, 56) = 6.595, p < 0.050$ 。因此, 在真人主播直播场景下, 与体验型产品相比, 消费者会减少对搜索型产品的产品兴趣区的关注, 增加对互动文本兴趣区的关注, H<sub>7</sub> 得到部分验证。

5.3 讨论

研究 3 对行为的检验结果再一次支持研究 1 的结果, 进一步表明在模拟直播环境下, 由于消费者对不同主播类型的移情不同, 导致不同的购买意愿; 与体验型产品相比, 消费者对 AI 主播售卖搜索型产品场景下的移情更高, 有更高的购买意愿。研究 3 的眼动检验结果与研究 2 的眼动结果基本一致, 即主播类型影响消费者的信息加工过程, AI 主播增强消费者对中心刺激兴趣区的注意力分配, 减少对外围刺激兴趣区的注意力分配, 且产品类型存在调节作用。消费者观看直播时间长度不同, 对其视觉注意分配产生一定的影响, 对中心刺激区域的影响差异可能表现在主播兴趣区或者产品兴趣区, 且产品类型对 AI 主播场景下信息加工的影响主要在观看直播时间较长时体现。

为了验证在不同视频时长下研究结果的稳健性, 本研究进一步补充了行为实验, 以笔记本电脑作为搜索型产品、以洗发露作为体验型产品, 设计 60 秒 (介于 40 秒和 2 分钟之间) 的视频材料, 共收集 217 份有效样本。数据分析结果表明, 与体验型产品相比, AI 主播在直播搜索型产品时消费者的购买意愿更高,

$M_{搜-体} = 0.408$ ,  $SE_{搜-体} = 0.198$ ,  $p < 0.050$ ; 而真人主播在上述两种产品类型之间没有显著差异,  $p > 0.050$ 。研究结果与研究1~研究3的主要行为结果一致。此外, 对3个研究中的人口统计学数据进行分析, 证实年龄和性别对不同主播类型下购买意愿的影响不显著,  $p > 0.050$ 。可能原因在于, 3个研究样本中青年人较多, 较少的中老年人可能缺乏代表性, 不过研究样本方面符合现阶段电商直播受众以青年为主的现状。

## 6 结论

### 6.1 研究结果

本研究基于移情理论, 探讨AI主播和真人主播对消费者直播购物过程的影响, 并考虑产品类型的调节作用。研究1的行为实验检验主播类型通过移情对购买意愿的影响, 研究2和研究3借助眼动追踪技术从视觉注意角度进一步揭示其背后的认知机制。

行为研究结果表明, 主播类型影响消费者的购买意愿, 并且这种影响是通过移情中介的。电商直播中, 真人主播比AI主播表现出更高的移情, 让消费者感受到自身需求被理解和重视, 从而对产品有更高的购买意愿。更为重要的是, 产品类型对上述影响具有调节作用。与体验型产品相比, AI主播售卖搜索型产品能带给消费者更高的移情感知, 进而有利于消费者产生购买意愿; 而在真人主播直播时两种类型产品没有显著差异。

眼动研究结果表明, 主播类型影响消费者对各兴趣区的注意力分配, 且产品类型对上述信息加工过程起调节作用。与真人主播相比, AI主播使消费者把注意力更多分配给产品兴趣区或主播兴趣区(中心刺激), 更少地分配给互动文本兴趣区(外围刺激)。此外, 在真人主播直播时, 与搜索型产品相比, 消费者观看体验型产品时在中心刺激区域分配更多的注意资源; 观看AI主播直播时间长度较长时, 与搜索型产品相比, 消费者对体验型产品中心刺激区域分配更少的注意资源。

### 6.2 理论贡献

(1) 本研究将电商主播的研究范畴从真人主播扩展到AI主播, 进一步丰富了电商直播的相关研究。伴随人工智能技术的快速发展和应用, AI主播在电商直播领域应用越来越广泛。然而, 纵观学界对AI主播的研究现状, 关于电商直播情景下不同主播类型(AI主播和真人主播)的对比研究还很少。已有关于电商直播中主播的研究一般围绕某一类型的真人主播展开, 或研究以网红和意见领袖为主体的名人主播<sup>[8]</sup>, 或研究以售货员为主体的企业主播<sup>[13]</sup>, 而对于电商直播场景下的AI主播则鲜有涉及。鲜少有实证研究探讨AI主播与真人主播对消费者行为影响的差异。基于上述理论研究的缺口, 本研究聚焦AI主播对电商直播场景下消费者行为的影响, 并与真人主播进行对比研究, 拓展了电商直播的研究范围。

(2) 本研究运用移情理论解释AI主播和真人主播与产品类型交互对消费者购买行为影响的差异, 有助于推动人际移情向AI移情研究过渡。电商直播中AI主播的出现为商家和消费者带来了更多选择, 但也使消费者与主播之间的交互情况更加复杂。已有研究表明, 移情既是人类员工与消费者之间建立有效沟通的重要技能<sup>[16]</sup>, 也是促进人机交互成功的高级技能<sup>[19]</sup>。本研究将移情引入对不同主播类型下消费者直播购买行为的讨论, 是AI移情在新情景下的探索研究, 结果表明AI主播与真人主播移情的差异是导致消费者不同直播购买行为的重要原因。

(3) 本研究运用眼动追踪技术进一步揭示主播类型对消费者观看直播购物时认知过程的影响, 提供了来自视觉注意层面的证据。视觉注意可以反映个体的感知、关注和认知处理过程, 揭示一些难以通过自我报告方式评估的潜在心理过程<sup>[29]</sup>。本研究用眼动仪捕获消费者观看直播时的注意数据并进行分析, 发现不同的主播类型影响消费者对中心刺激信息和外围刺激信息的注意资源分配, 为不同主播类型的影响差异提供了来自视觉注意方面的支持。

### 6.3 管理启示

(1) 本研究对商家选择合适的直播带货策略具有一定的指导意义。本研究发现, 商家采用AI主播直播时, 售卖搜索型产品比体验型产品能带来更积极的营销效果; 采用真人主播直播时, 售卖搜索型产品或者体验型产品其带货效果差异不大。因此, 建议售卖体验型产品的商家优先选取真人主播进行直播, 尤其是在一些直播的黄金时段和关键场次; 售卖搜索型产品的商家, 可以考虑使用AI主播进行日常直播, 以实现直播效益最大化。

(2) 本研究对优化AI主播的功能设计具有一定的借鉴价值。在AI主播的技术升级过程中, 不仅要重视AI主播的“智商”提升, 强化AI主播的专业能力; 也要关注AI主播的“情商”开发, 提高AI主播的移情能力。具有更高移情能力的AI主播能为消费者带来更优质的在线购买体验, 尤其有益于改善体验型产品的直播效果。AI主播移情能力的提高, 既能合理降低商家的直播成本, 又能增强消费者对直播氛围的情感感知。

### 6.4 研究局限和未来研究方向

①本研究主要从移情视角解释电商直播中的消费者行为, 还有感知信任、心理距离和社会存在等其他的影响因素没有考虑, 未来可以进一步讨论。②本研究采用的实验材料来自真实直播录制, 虽然贴近实际情况, 但AI主播与真人主播的外表形象难以保持一致, 未来可以借助真人主播的虚拟人像作为AI主播, 在控制可能影响变量的基础上更贴近真实直播场景。③本研究的参与者主要为青年群体, 虽然符合电商直播主要受众为青年的现实情况, 但仍存在一定局限。未来可以扩大样本群体, 甚至展开不同年龄群体的比较研究, 可能得到更为有趣的结论。

## 参考文献:

- [1] ZHANG M, QIN F, WANG G A, et al. The impact of live video streaming on online purchase intention. *The Service Industries Journal*, 2020, 40(9/10): 656–681.
- [2] 赵燕东. 人工智能技术在直播电商领域中的应用初探. *电脑知识与技术*, 2021, 17(27): 147–148.  
ZHAO Yandong. A preliminary study on the application of artificial intelligence technology in the field of live e-commerce. *Computer Knowledge and Technology*, 2021, 17(27): 147–148.
- [3] HU L, ZHANG B, ZHANG P, et al. A virtual character generation and animation system for e-commerce live streaming//*Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia*. Chengdu: ACM, 2021: 1202–1211.
- [4] LI F L, ZHAO Z Z, LU Q, et al. AliMe avatar: multi-modal content production and presentation for live-streaming e-commerce//*Proceedings of the SIGIR '21: The 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Montreal: ACM, 2021: 2635–2636.
- [5] 覃凯. 人工智能背景下AI虚拟主播直播带货创新应用研究. *商场现代化*, 2022(5): 14–16.  
QIN Kai. Research on the innovative application of AI virtual anchor live with goods in the context of artificial intelligence. *Market Modernization*, 2022(5): 14–16.
- [6] 王宝义. 直播电商的本质、逻辑与趋势展望. *中国流通经济*, 2021, 35(4): 48–57.  
WANG Baoyi. The essence, logic and trend of livestreaming e-commerce. *China Business and Market*, 2021, 35(4): 48–57.
- [7] 胡丽霞, 闵庆飞, 李梦一. 电商直播技术社会示能性对消费者平台使用意向的影响. *管理科学*, 2023, 36(1): 1–15.  
HU Lixia, MIN Qingfei, LI Mengyi. Influence of live streaming commerce technology's social affordances on consumer intention to use platforms. *Journal of Management Science*, 2023, 36(1): 1–15.
- [8] 张淑萍, 冯蛟. 电商直播中消费者冲动购买的机制: 基于互动和匹配性假设视角. *哈尔滨工业大学学报(社会科学版)*, 2023, 25(3): 138–144.  
ZHANG Shuping, FENG Jiao. The mechanism of consumers' impulsive purchasing behavior in e-commerce live broadcast: based on the perspective of interaction and match-up hypothesis. *Journal of Harbin Institute of Technology (Social Sciences Edition)*, 2023, 25(3): 138–144.
- [9] 高应蓓, 刘书博. “买它!” 中的规训力量: 基于对网络直播间话语分析的案例研究. *中央财经大学学报*, 2022, 12(11): 134–147.  
GAO Yingbei, LIU Shubo. “Just Buy It!” The disciplining force of online marketing: discourse analysis on online living broadcasting. *Journal of Central University of Finance & Economics*, 2022, 12(11): 134–147.
- [10] 汪旭晖, 王佳淇, 乌云. 专门带货还是分享带货: 网红直播类型与产品类型的交互作用对消费者购买意愿的影响. *财经论丛*, 2023(5): 78–90.  
WANG Xuhui, WANG Jiahao, WU Yun. Specialized marketing-type or sharing marketing-type: the effect of interaction between online celebrity type and product type on consumers' purchase intention. *Collected Essays on Finance and Economics*, 2023(5): 78–90.
- [11] 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. *外国经济与管理*, 2020, 42(10): 62–75.  
HAN Xiaoyi, XU Zhengliang. Impacts of e-commerce anchor attributes on consumers' willingness to buy online: research based on the grounded theory. *Foreign Economics & Management*, 2020, 42(10): 62–75.
- [12] 吴娜, 宁昌会, 龚潇潇. 直播营销中沟通风格相似性对购买意愿的作用机制研究. *外国经济与管理*, 2020, 42(8): 81–95.  
WU Na, NING Changhui, GONG Xiaoxiao. Research on the influence mechanism of communication style similarity on purchase intention in live streaming marketing. *Foreign Economics & Management*, 2020, 42(8): 81–95.
- [13] 孙凯, 刘鲁川, 刘承林. 情感视角下直播电商消费者冲动性购买意愿. *中国流通经济*, 2022, 36(1): 33–42.  
SUN Kai, LIU Luchuan, LIU Chenglin. Consumers' impulsive purchase intention from the perspective of affection in livestreaming e-commerce. *China Business and Market*, 2022, 36(1): 33–42.
- [14] 李记平. 智媒时代下虚拟主播应用于淘宝直播的现状探究. *新闻传播*, 2021(11): 44–45.  
LI Jiping. An exploration of the current situation of virtual anchors applied to Taobao live broadcast in the era of smart media. *Journalism Communication*, 2021(11): 44–45.
- [15] IGLESIAS O, MARKOVIC S, RIALP J. How does sensory brand experience influence brand equity? Considering the roles of customer satisfaction, customer affective commitment, and employee empathy. *Journal of Business Research*, 2019, 96: 343–354.
- [16] WIESEKE J, GEIGENMÜLLER A, KRAUS F. On the role of empathy in customer-employee interactions. *Journal of Service Research*, 2012, 15(3): 316–331.
- [17] HUANG M H, RUST R T. Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 2018, 21(2): 155–172.
- [18] LYU X Y, YANG Y F, QIN D Z, et al. Artificial intelligence service recovery: the role of empathic response in hospitality customers' continuous usage intention. *Computers in Human Behavior*, 2022, 126: 106993-1–106993-14.
- [19] PELAU C, DABIJA D C, ENE I. What makes an AI device human-like? The role of interaction quality, empathy and perceived psychological anthropomorphic characteristics in the acceptance of artificial intelligence in the service industry. *Computers in Human Behavior*, 2021, 122: 106855-1–106855-9.
- [20] DE KERVENOAEEL R, HASAN R, SCHWOB A, et al. Leveraging human-robot interaction in hospitality services: incorporating the role of perceived value, empathy, and information sharing into visitors' intentions to use social robots. *Tourism Management*, 2020, 78: 104042-1–104042-15.
- [21] LUAN J, YAO Z, ZHAO F T, et al. Search product and experience product online reviews: an eye-tracking study on consumers' review search behavior. *Computers in Human Behavior*, 2016, 65: 420–430.
- [22] MUDAMBI S M, SCHUFF D. What makes a helpful online review? A study of customer reviews on amazon. com. *MIS Quarterly*, 2010, 34(1): 185–200.
- [23] JIMÉNEZ F R, MENDOZA N A. Too popular to ignore: the influence of online reviews on purchase intentions of search and experience products. *Journal of Interactive Marketing*, 2013, 27(3): 226

- 235.
- [24] 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. *南开管理评论*, 2023, 26(2): 188-198.  
HUANG Minxue, YE Yuqian, WANG Wei. The interaction effect of broadcaster and product type on consumers' purchase intention and behaviors in livestreaming shopping. *Nankai Business Review*, 2023, 26(2): 188-198.
- [25] LAVIE N. Attention, distraction, and cognitive control under load. *Current Directions in Psychological Science*, 2010, 19(3): 143-148.
- [26] LAVIE N. Distracted and confused? Selective attention under load. *Trends in Cognitive Sciences*, 2005, 9(2): 75-82.
- [27] LAVIE N, HIRST A, DE FOCKERT J W, et al. Load theory of selective attention and cognitive control. *Journal of Experimental Psychology: General*, 2004, 133(3): 339-354.
- [28] FEI M Q, TAN H Z, PENG X X, et al. Promoting or attenuating? An eye-tracking study on the role of social cues in e-commerce livestreaming. *Decision Support Systems*, 2021, 142: 113466-1-113466-10.
- [29] JUST M A, CARPENTER P A. A theory of reading: from eye fixations to comprehension. *Psychological Review*, 1980, 87(4): 329-354.
- [30] ROSA P. What do your eyes say? Bridging eye movements to consumer behavior. *International Journal of Psychological Research*, 2015, 8(2): 90-103.
- [31] YANG S F. An eye-tracking study of the elaboration likelihood model in online shopping. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2015, 14(4): 233-240.
- [32] STOCK R M, MERKLE M. Can humanoid service robots perform better than service employees? A comparison of innovative behavior cues//*Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences*. USA: Hawaii, 2018: 1056-1065.
- [33] LUO X M, TONG S L, FANG Z, et al. Frontiers: machines vs. humans: the impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, 2019, 38(6): 937-947.
- [34] 官奕聪, 吕欣. AI虚拟主播的具象化情感表达设计研究. *传媒*, 2020(23): 35-37.  
GUAN Yicong, LYU Xin. Research on the design of figurative emotional expression of AI virtual anchors. *Media*, 2020(23): 35-37.
- [35] ASADA M. Development of artificial empathy. *Neuroscience Research*, 2015, 90: 41-50.
- [36] LIU-THOMPSON Y, OKAZAKI S, LI H R. Artificial empathy in marketing interactions: bridging the human-AI gap in affective and social customer experience. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2022, 50(6): 1198-1218.
- [37] SAM F M, TAHIR N H. Website quality and consumer online purchase intention of air ticket. *International Journal of Basic & Applied Sciences*, 2009, 9(10): 20-24.
- [38] CASTELO N, BOS M W, LEHMANN D R. Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research*, 2019, 56(5): 809-825.
- [39] WANG Q Z, YANG S, LIU M L, et al. An eye-tracking study of website complexity from cognitive load perspective. *Decision Support Systems*, 2014, 62: 1-10.
- [40] ROSENTHAL-VON DER PÜTTEN A M, SCHULTE F P, EIMLER S C, et al. Investigations on empathy towards humans and robots using fMRI. *Computers in Human Behavior*, 2014, 33: 201-212.
- [41] 崔登峰, 李锦秀, 王海忠. 什么样的评论更可信? 心理模拟视角下在线评论类型对感知在线评论可信性的影响研究. *商业经济与管理*, 2022(2): 29-42.  
CUI Dengfeng, LI Jinxiu, WANG Haizhong. What kind of comments are more credible? The influence of online comment types on perceived credibility of online comments from the perspective of psychological simulation. *Journal of Business Economics*, 2022(2): 29-42.
- [42] BAHADUR W, AZIZ S, ZULFIQAR S, et al. Effect of employee empathy on customer satisfaction and loyalty during employee-customer interactions: the mediating role of customer affective commitment and perceived service quality. *Cogent Business & Management*, 2018, 5(1): 1491780-1-1491780-21.
- [43] LU L C, CHANG W P, CHANG H H. Consumer attitudes toward blogger's sponsored recommendations and purchase intention: the effect of sponsorship type, product type, and brand awareness. *Computers in Human Behavior*, 2014, 34: 258-266.

## Effect of E-commerce Anchor Types on Consumers' Purchase Behavior: AI Anchors and Human Anchors

WANG Cuicui<sup>1,2</sup>, XU Jing<sup>1</sup>, QIN Haisheng<sup>3</sup>, FU Weizhong<sup>1,2</sup>, SHANG Qian<sup>4</sup>

1 School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

2 Philosophy and Social Sciences Laboratory of Data Science and Smart Society Governance of Ministry of Education of China, Hefei 230009, China

3 Strategic Industry Development Department, iFLYTEK Co., Ltd., Hefei 230088, China

4 School of Management, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

**Abstract:** AI anchors are virtual digital human anchors created through the application of artificial intelligence technology in

the field of e-commerce live streaming. They can help businesses reduce labor costs, increase the number of live broadcasts, and effectively alleviate the pressure on human anchors. However, the impact of different anchor types (AI anchors/ human anchors) on consumer behavior and whether AI anchors can achieve the same live broadcast effects as human anchors remain to be verified. Therefore, it is of great practical significance to study the consumers' live shopping decision-making process under different anchor types to guide businesses or platforms to reasonably allocate the resources of AI anchors and human anchors.

Focusing on AI anchors and human anchors in e-commerce live streaming, and based on the empathy theory, this study investigates the effect of different anchor types on consumers' purchase intention, the mediating effect of empathy, and the moderating role of product types (search-oriented type and experience-oriented type). Moreover, based on attentional load theory, this study further reveals the influence mechanism of different anchor types on consumers' attention allocation during e-commerce live broadcasting. We use a survey and two eye-tracking experiments to investigate consumer purchasing intention and the process of information processing in under different conditions. Process plug-in and bootstrap analysis were used to investigate the mediating effect of empathy and the moderating effect of product types, with variance analysis and generalized linear mixed model used to examine the effect of different anchor types on consumer attention allocation.

The results of the behavioral experiments show that different anchor types significantly affect consumers' purchase intention, that the influence process is fully mediated by empathy, and product type (search-oriented/experience-oriented) has a moderating effect on this mediation process. Specifically, compared with experience-oriented products, AI anchors have a higher level of empathy when selling search-oriented products, and consumers have a higher purchase intention. However, there was no significant difference in empathy and consumer purchase intention between search-oriented products and experience-oriented products of human anchors. Furthermore, two eye-tracking experiments confirm these behavioral results and reveal the attentional allocation during e-commerce live streaming. Different anchors affect consumer attentional allocation to different interest areas, and that product type has a moderating effect on attentional allocation.

The study results theoretically expand the study scope of anchor types in the field of e-commerce live streaming from human anchors to AI anchors, and deepen the understanding of consumers' psychological cognitive processes from the visual attention perspective during e-commerce live streaming. In practice, the findings can provide specific reference for businesses and platforms to design a suitable live delivery strategy and optimize the selection and application of AI anchors.

**Keywords:** e-commerce live streaming; AI anchors; product types; empathy theory; eye-tracking technology

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

**Funded Project:** Supported by the Social Science and Humanities Research Project of Ministry of Education of China (20YJAZH098, 21YJA630076), the Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LY21G020002), and the National Social Science Foundation of China (23BGL141)

**Biography:** WANG Cuicui, doctor in management, is an associate professor in the School of Management at Hefei University of Technology and is a researcher in the Philosophy and Social Sciences Laboratory of Data Science and Smart Society Governance of Ministry of Education of China. Her research interests cover e-commerce, consumer behavior, and neuromarketing. Her representative paper titled "Whether to trust chatbots: applying the event-related approach to understand consumers' emotional experiences in interactions with chatbots in e-commerce" was published in the *Journal of Retailing and Consumer Services* (Volume 73, 2023). E-mail: [cuicuiw68@hfut.edu.cn](mailto:cuicuiw68@hfut.edu.cn)

XU Jing is a master degree candidate in the School of Management at Hefei University of Technology. Her research interests include e-commerce and consumer behavior. E-mail: [xujingdzsyx@163.com](mailto:xujingdzsyx@163.com)

QIN Haisheng is an engineer in the Strategic Industry Development Department at iFLYTEK Co., Ltd.. His research interest focuses on artificial intelligence. E-mail: [hsqin@iflytek.com](mailto:hsqin@iflytek.com)

FU Weizhong, doctor in management, is a professor in the School of Management at Hefei University of Technology and is a researcher in the Philosophy and Social Sciences Laboratory of Data Science and Smart Society Governance of Ministry of Education of China. His research interests include marketing and organizational behavior. E-mail: [weizhongfu@sina.com](mailto:weizhongfu@sina.com)

SHANG Qian, doctor in management, is an associate professor in the School of Management at Hangzhou Dianzi University. Her research interests include consumer's psychology and behavior, and neuromarketing. E-mail: [shangqian\\_xwz@163.com](mailto:shangqian_xwz@163.com) □

(责任编辑: 刘思宏)