

**本科毕业设计[论文]**

**AI主播特征对消费者行为意愿的影响研究**

|  |  |
| --- | --- |
| 院 系 | **管理学院** |
| 专业班级 | **市场营销1801班** |
| 姓 名 | **何英豪** |
| 学 号 | **U201816379** |
| 指导教师 | **戴鑫** |

2022年6月3日

**学位论文原创性声明**

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包括任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名： 年 月 日

**学位论文版权使用授权书**

本学位论文作者完全了解学校有关保障、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关学位论文管理部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权省级优秀学士论文评选机构将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于 1、保密 囗 ，在 年解密后适用本授权书。

2、不保密 囗 。

（请在以上相应方框内打“√”）

作者签名： 年 月 日

导师签名： 年 月 日

# 摘 要

随着电商直播的发展，人工智能、元宇宙等技术也在逐步融入电商直播，AI主播受到越来越多商家的欢迎。AI主播是指进行在线电商直播，与粉丝互动，通过描述、展示、试用产品等方式，向观众推荐产品促成交易的虚拟数字人。AI主播作为一种越来越流行的直播主体，在电子商务和人工智能领域的研究却仍有不足，关于AI主播特征对消费者行为的影响尚不明晰。

本研究通过偏最小二乘法结构方程模型和模糊集定性比较分析等方法，研究AI主播特征如何影响消费者行为意愿。研究发现外表拟人化、意识拟人化、感知新颖、感知专业会通过感知兼容正向影响行为意愿，感知新颖、感知专业、感知互动会通过信任正向影响行为意愿。同时发现产生高观看意愿的三种组态和高购买意愿的四种组态。本研究为电商直播和人工智能领域文献补充了AI主播视角的研究，可以帮助相关商家更好地设计营销策略。

**关键词：**电商直播；虚拟数字人；拟人化；感知新颖；感知兼容

# Abstract

With the development of live streaming e-commerce, artificial intelligence, Metaverse and other technologies are gradually integrated into live streaming e-commerce, AI streamers are welcomed by more and more businesses. AI streamers are metahuman who perform online live streaming, interact with fans, and recommend products to fans to promote transactions by describing, demonstrating, and trying out products. As an increasingly popular live subject, AI streamers are still under-researched in the field of e-commerce and artificial intelligence, and the impact of AI anchor characteristics on consumer behavior is still unclear.

This study investigated how AI anchor characteristics affect consumer behavior intentions through methods such as PLS-SEM and fsQCA. It was found that appearance anthropomorphism, consciousness anthropomorphism, perceived novelty, and perceived professionalism positively affect behavioral intentions through perceived compatibility, and perceived novelty, perceived professionalism, and perceived interaction positively affect behavioral intentions through trust. Three configurations that generate high willingness to watch and four groups that generate high willingness to buy were also found. This study adds an AI streamers perspective to the literature in the field of live e-commerce and artificial intelligence, and can help relevant merchants to better design their marketing strategies.

**Key Words：**live streaming; metahuman; anthropomorphism; perceived compatibility; perceived novelty

**目 录**

[**摘 要 I**](#_Toc105405266)

[**Abstract II**](#_Toc105405267)

[**1 绪论 1**](#_Toc105405268)

[1.1 研究背景 1](#_Toc105405269)

[1.2 研究目标 2](#_Toc105405270)

[1.3 研究意义 2](#_Toc105405271)

[1.4 研究方法和技术路线 3](#_Toc105405272)

[**2 文献综述 4**](#_Toc105405273)

[2.1 电商直播相关研究 4](#_Toc105405274)

[2.2 人工智能营销相关研究 6](#_Toc105405275)

[2.3 文献述评 8](#_Toc105405276)

[**3 研究假设与研究设计 9**](#_Toc105405277)

[3.1 研究假设 9](#_Toc105405278)

[3.2 研究设计 14](#_Toc105405279)

[**4 数据分析与结果 17**](#_Toc105405280)

[4.1 结构方程模型分析与结果 17](#_Toc105405281)

[4.2 定性比较分析分析与结果 29](#_Toc105405282)

[**5 研究结论与未来展望 38**](#_Toc105405283)

[5.1 研究结论 38](#_Toc105405284)

[5.2 理论贡献 38](#_Toc105405285)

[5.3 营销启示 39](#_Toc105405286)

[5.4 研究局限与未来展望 40](#_Toc105405287)

[**致谢 41**](#_Toc105405288)

[**参考文献 42**](#_Toc105405289)

# 1 绪论

## 1.1 研究背景

随着人工智能和元宇宙技术的发展，元宇宙的“主角”数字虚拟人受到管理人员的关注。虚拟员工、虚拟网红、虚拟主播是三种常见的数字虚拟人类型。虚拟员工崔筱盼曾获得2021年万科总部优秀新人奖。虚拟网红Lil Miquela在Instagram上有超过150万粉丝，尽管她公开承认，“我不是一个人，我是一个机器人”。虚拟主播则是在中国电商平台是更为常见的数字虚拟人类型，有超过两千位活跃的虚拟主播。各种消费品企业都在电商平台采用虚拟主播来向消费者推荐他们的产品，例如兰蔻、科颜氏等知名美妆企业，飞利浦、三星等跨国数码企业，还有耐克、李宁等服装企业。对于中国的消费者来说，进入一个由人工智能（Artificial Intelligence，AI）虚拟主播主持的直播间，在评论区与虚拟主播和其它观众实时互动，根据虚拟主播的推荐购买商品，是一种新颖但又普遍的元宇宙购物方式。

AI虚拟主播是通过人工智能技术制作的虚拟数字人，用于在电商平台直播带货，为商家创造效益，可以与粉丝互动交流，通过讲解推荐来促进产品销售。当用户进入到某品牌AI虚拟直播间后，AI虚拟主播会立刻向用户问好，请求关注。其根据用户评论留言的关键字，做出迅速回应，介绍用户希望了解的产品和优惠活动等信息，并引导用户购买。在直播的过程中，AI虚拟主播的表情、动作、语气等副语言也可以进行实时变化。

与真人主播相比，虚拟主播不受体能和状态的限制，可以7×24小时不间断直播，具有更长的服务和销售时间。此外，真人主播流动性大，随时有转行跳槽的风险，而虚拟主播作为商家的虚拟资产，不会流失更加稳定。但由于普通虚拟主播的交互性、个人表现力、表情丰富度较弱，且超写实数字人目前的生产、驱动以及实时直播的成本相对较高，目前虚拟主播主要是出现在凌晨档、春节假期期间，以补充真人无法直播的时段。随着技术的发展，虚拟主播有望给商家降低成本，带来更多的机遇。

当前已有不少电视台在新闻播报中使用AI虚拟主播。但本研究探讨的AI虚拟电商主播与AI虚拟新闻主播不同，前者需要实时与观众互动给出商品推荐，后者只需将固定的新闻稿文字转化为语音。此外，娱乐直播平台存在的虚拟UP主（Virtual YouTuber，Vtuber）虽然也被称作虚拟主播，但是其实质是真人利用虚拟形象与观众互动交流，与AI虚拟主播有着本质的区别。

本研究所探讨的AI虚拟主播是一种交互性强、技术性新颖的人工智能展现形式。但是关于AI虚拟电商主播的研究还较少，过去有关电商直播的研究大多是关注真人主播类型，还没有人探究与真人主播性质完全不同的AI虚拟主播，消费者对AI虚拟的接受机制尚不明晰。

## 1.2 研究目标

基于电商直播实践的发展和AI虚拟主播的研究不足，本研究旨在探究AI主播特征对消费者行为意愿的影响机制。本研究采用偏最小二乘法结构方程模型（PLS-SEM）分析AI主播特征对消费者行为意愿的净效应，然后采用模糊集定性比较方法（fsQCA）分析AI主播特征对消费者行为意愿的组态效应，从多角度来分析其中有影响机制。

## 1.3 研究意义

随着人工智能支持的服务越来越普遍，其中的人机交互受到了学者们的关注，了解消费者在人机交互中的认知机制非常重要。本研究针对AI虚拟主播这种新的营销方式，为研究消费者对AI虚拟主播的感知提供了新见解。在AI虚拟主播这一研究主题下，目前还没有完善的影响机制研究，本研究识别了消费者与AI虚拟主播交互的心理机制，并揭示的产生消费者高行为意愿的组态，为人机交互和社会化营销的文献做出的贡献。随着元宇宙的发展，虚拟数字人的接受机制受到了营销学者的关注[1]，本研究为元宇宙中虚拟数字人的接受机制提供了新见解。本研究具有实践意义，可以促进AI虚拟主播的推广，帮助开发和使用AI虚拟主播的商家更好地设计营销策略。

## 1.4 研究方法和技术路线

本研究主要采用文献法、偏最小二乘法结构方程模型、模糊集定性比较方法等多种方法，综合采用SPSS、SmartPLS、fsQCA等统计分析工具来进行计算。

（1）文献法：通过阅读国内外相关领域的前沿文献，了解影响消费者接受AI服务、购买主播推荐产品的因素，为研究虚拟主播准备理论基础。

（2）偏最小二乘法结构方程模型：探讨各因素与观看意愿和购买意愿的净效应，验证理论假设模型。

（3）模糊集定性比较方法：探讨各前因条件与结果的组态效应，寻找高观看意愿和高购买意愿的组态构型。

本课题分为文献综述、研究假设与模型、研究设计、数据分析与结果、研究结论与未来展望五个部分的工作。文献综述部分回顾了国内外有关文献；研究假设与模型部分根据前人文献提出了本研究理论模型；研究设计部分说明了本研究的实验设计与问卷收集过程；数据分析与结果部分通过问卷数据验证模型的净效应和探索前因条件的组态效应；研究结论与未来展望部分回顾和总结研究工作。

# 2 文献综述

## 2.1 电商直播相关研究

### 2.1.1 电商直播的定义

电商直播是一种包含实时社交互动的在线购物类型[2]，隶属于社交商务电子商务[3]。电商直播平台有两种，一种是将直播嵌入电商平台，如淘宝、京东等，另一种是将电商嵌入直播平台，如抖音、快手等[2]。

电商主播是指在直播平台进行在线直播，与粉丝的互动，通过网络描述、展示、试用产品的方式，向粉丝推荐产品促进成交的人[4][5]。主播是电商直播最为核心的人，主要可以分为企业主播和网红主播[5]。企业主播主要为单一品牌带货，售卖本企业的产品。网红主播往往具有较好的外形或独特的吸引力，售卖各个品牌的产品[5]。不同于纯商业行为的电商直播，县长这一有执政地位的政府官员也可以进行直播带货，县长直播具有公益助农属性、政务服务创新等新特性[6]。对于AI虚拟主播这一独特的电商直播主体，还缺少相关的研究。

### 2.1.2 电商直播的特征

电商直播购物与传统的线上购物有着诸多区别，可以归纳为以下四个特征：

1）实时性。电商直播有实时的主播视频画面和观众文字评论，观众可以同步观看主播的产品体验过程，主播也可以和直播间观众进行实时互动[7]。

2）可视性。电商直播是通过在线视频进行产品展示的高度可见的在线购物形式[8]，主播可以通过流媒体演示如何使用产品、产品的使用效果，其视频画面可以动态地给观众展示产品的细节[3, 9]。

3）互动性。与传统的网上购物不同，得益于实时的文字评论，电商直播具有很强的互动性。文字评论使观众和直播者之间、观众之间的实时互动成为可能。鉴于直播的实时沉浸性，消费者即使没有实际的人际接触，也能感受到和真人互动相似的社会存在感和[3]。互动性增强了直播间观众的社会临场感和心理唤起[4][10]。

4）社交性。中国的电商直播是一个关系导向的在线社区[11]。电商直播中顾客通过和主播、品牌方建立快速关系增加对产品信任[11][12]。电商直播通过实时的互动和可视化的商品展示增加了消费者和公司建立和谐关系的机会。消费者和主播间的人际互动也增加了消费者的购买意愿[12]。同时，网红主播多是在细分领域成为网红后才进行电商直播的，本身和粉丝间就具有很强的社交联系。

### 2.1.3 电商直播的使用动机

部分学者从消费者的视角探讨了消费者采用电商直播的动机。Cai等探讨了享乐动机和功利动机对购物意愿的影响[2]。Wongkitrungrueng和Assarut阐述了感知价值与客户参与的关系[3]。电商直播还可以通过减少消费者的心理距离和感知不确定性来增加购买意愿[13]。顾客参与对购买意愿也有显著正向影响[14]。

还有学者研究了平台因素如何影响客户行为。例如，Chen和Lin研究了设计特征对顾客行为的影响[15]。Sun等提出，IT可视性对客户行为产生影响[9]。

对于不同的主播类型的研究，学者们提出了许多见解。朱东红和常亚平关注县长主播这一特殊主体[6]，黄敏学等研究企业主播和网红主播的适用场景[5]，孟陆等探讨了娱乐型、技能型和带货型三种主播对购买意愿的影响[10]。但是AI虚拟主播这一和人不同主体少有研究者关注。

### 2.1.4 电商直播的研究方法

在采用单一方法的研究中，大部分研究都是采用结构方程模型来分析影响对电商直播的购买意愿、口碑、消费者参与的净效应[16][17]。也有采用多元线性回归[18]、扎根理论[19]、情景实验[2]等方法。

也有许多学者结合多种方法从不同视角来分析电商直播现象。Wang等运用扎根理论提取影响者的特征指标，采用fsQCA进行组态分析，得出电商直播中产生高口碑的配置[20]。朱东红和常亚平采用网络民族志方法对县长直播带货案例进行分析构建理论模型，然后采用结构方程模型检验定性研究提出的假设模型[6]。黄敏学等通过情景实验和二手数据发现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[5]。采用结构方程模型分析净效应，然后采用模糊集定性比较分析组态效应的范式还少有人使用。

## 2.2 人工智能营销相关研究

### 2.2.1 人工智能营销的定义

人工智能致力于理解和构建智能化的机器或计算机系统[21]，用于执行通常需要人类智能的任务[22]。人工智能营销是目前营销科学中的一个新兴领域，不同学者对于人工智能营销的定义也不同。Rekha等强调了人工智能营销中新兴技术的应用，利用了数据库、机器学习等人工智能概念和模型的一种直接营销形式[23]。Overgoor等将人工智能营销定义为人工智能代理根据所掌握的信息来建议或采取营销行动以达到最佳营销效果[24]。该定义则更加强调了利用人工智能来实现企业的消费者的价值共创[25]。

### 2.2.2 拟人化相关研究

Mori提出的恐怖谷（uncanny valley）假说认为，对机器人的使用意图并不总是随着其与人类的相似性增加而增加。人们可能会觉得一个高度像人的机器人令人感到恐怖，而怪异或不适的感觉可能会导致拒绝使用高度拟人化机器人[26]。即低层次的拟人化对顾客态度有积极的影响，但是升高到一定程度后对顾客态度有负面的影响。

拟人化（anthropomorphism）理论是对恐怖谷理论的延伸[27]。技术拟人化是指将类人的特征归因到非人类的代理[28]。拟人化指的是顾客认为服务机器人像人的程度，而不是公司设计机器人像人的程度[29]。通过将非人类理解为人类，拟人化可以满足人类的两种基本需求:社会联系的需求、对环境控制和理解的需求[28]。人类与生俱来的拟人化倾向在机器人和人工智能等智能对象中尤其突出，与其他形式的技术相比，人们似乎更倾向于将机器人拟人化，尤其是服务机器人[30]。拟人化理论是理解人类对机器人反应的一个关键理论[29]。

顾客对于拟人化产品的态度在越来越多的文献中得到研究。许多学者研究证实了拟人化存在积极作用。VanPinxteren等研究表明，信任在拟人化和采用服务机器人中起来了中介作用，感知拟人化促进了对拟人化服务机器人的信任，进而增强客户采用拟人化服务机器人的意愿[31]。Kim等发现，拟人化会增加了顾客对服务机器人的感知温暖，但是不会影响对其的感知能力[32]。Zhu和Chang研究发现机器人厨师的拟人化会增加消费者对其的感知温暖和感知能力，进而对食品质量预测有积极影响[33]。但是，拟人化也存在许多的消极作用。Longoni等发现在客户可能会抵制人工智能，因为AI代理被认为无法考虑每个患者的独特性、以及个体和情境的特征[34]。Mende等发现，顾客在与类人服务机器人互动时，会感受到怪异和对人类身份的威胁，对被认为更像人类的机器人的反应更消极[35]。Crolic等发现对于愤怒的客户，聊天机器人拟人化对客户满意度和购买意愿等都有负面影响[36]。

### 2.2.3 AI产品或服务接受模型

关于AI产品或服务接受的研究主要基于技术接受理论（Technology Acceptance Model, TAM）、计划行为理论（Theory of Planned Behavior, TPB）和创新扩散理论（Innovation Diffusion Theory, IDT）等基础理论，学者也提出了专门针对AI产品或服务接受的模型。

根据技术接受模型，感知有用性和感知易用性对使用意图起决定作用[37]。创新扩散理论提出感知相对优势、感知兼容、感知复杂、可试验性和可观察性五个前因[38]。但是技术接受模型主要研究非智能产品的接受动机，学者在智能产品领域对该模型进行了许多改善。Heerink等提出的阿尔梅勒模型（the Almere model）发现了社会影响、感知有用性、感知易用性等前因变量[39]。Wirtz等则基于对智能服务机器人的研究提出了Service Robot Acceptance Model（sRAM）模型，指出用户的接受程度会受到功能因素（感知易用性、感知有用性和主观社会规范）、关系因素（信任和和谐）和社会情感因素（感知类人、感知社会互动、感知社会存在）的影响[40]。Gursoy等提出的人工智能设备使用动机模型（Artificially Intelligent Device Use Acceptance, AIDUA）包含三个接受生成阶段（初级评价、次级评价和结果阶段）和六个前因（社会影响、享乐动机、拟人化、绩效期望、努力期望和情绪）[41]。

## 2.3 文献述评

目前收集到的文献看，在电商直播领域对于主播特征对消费者行为意愿的研究的相关文献很多，在人工智能领域对于AI技术特征对用户行为意愿的研究相关文献也非常多，并且涉及了消费者行为学、心理学、人机工程学、传播学等学科的知识。前人研究的文献从多个多度分析这些特征对消费者行为意愿的影响，为本研究打下了坚实的理论基础。

AI主播是中国电商直播商家和平台对AI技术的发展，前人的相关文献并没有关注到这一特殊的直播主体。尽管电商直播中对于网红主播、企业主播、县长主播等各种真人主播的特征都有研究，但是AI是一种和人完全不同的主体，目前这方面的研究还很不足。人工智能领域对AI产品的接受有了广泛的研究，对于AI主播的技术也有很大的发展，但是AI主播的接受机制还不明晰。由此，本研究拓展了前人研究的不足，丰富了电商直播和人工智能领域的相关研究。

# 3 研究假设与研究设计

## 3.1 研究假设

AI虚拟主播是AI技术和电商主播的结合，同时具有二者的特征。我们选取了AI技术特征中的外表拟人化、意识拟人化和感知新颖，选取了主播特征中的感知专业和感知互动，将其作为前因变量。根据创新扩散理论和信任理论，将感知兼容和信任作为中介变量。最后，观看和购买是两种不同的行为变量，我们将二者采纳为结果变量。

### 3.1.1 AI主播特征和行为意愿

拟人化是指将类人的特征归因到非人类的AI代理上[28]。技术拟人化是一种个人倾向，认为技术产品具有类似人类的精神和情感[42]。拟人化被认为是接纳AI服务或产品的关键因素[29]。因为电商主播具有可视性，需要用外表形象来直观的展示产品，因此AI虚拟主播的形象特征至关重要。同时，消费者会根据AI虚拟主播的推荐来购物产品，在此过程中和AI主播实时互动，产生社交行为，因此 AI虚拟主播的思考能力尤为重要。在本研究中，我们将拟人化特质分为外表拟人化和意识拟人化两个部分，这种划分符合人们从外在和内在两个方面评价他者的潜在认知，也适用于人们对AI虚拟主播的评价。

外表拟人化是指消费者感知AI虚拟主播在外表上和人类相似的程度。“晕轮效应”认为外表好看的人更聪明、有能力、善于交际、有趣[43]。在营销中，研究者已经证明了沟通者的外表会影响说服性沟通的有效性[44]。研究结果还表明，长得好看的代言人比长相平平的代言人更能提升消费者对品牌的评价，也会让消费者产生更强烈的购买意愿[45]。在对电商主播的研究中，已经发现电商主播的外表会影响消费者感知享乐价值进而影响购买意愿[16]。对于AI产品，研究者也证明了外表更像人的机器人厨师会让消费者感知到更多的温暖和能力[33]。信任在拟人化和服务机器人采用中起来了中介作用，拟人化程度促进了对拟人化服务机器人信任，进而增强客户使用拟人化服务机器人的意愿[31]。此外，在对于AI新闻主播的研究中证实，感知形象拟人化正向影响受众对于新闻AI主播的态度[46]。外表拟人化的AI代理，会被认为更有可能完成用户的购买任务，与用户的购买习惯更兼容，用户更加的信任AI代理。因此，我们推测，对AI虚拟主播的外表拟人化感知会影响到感知兼容和信任这两种心理反应。

因此，提出假设：

H1a：外表拟人化正向影响消费者对AI虚拟主播的感知兼容。

H1b：外表拟人化正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

意识拟人化是指消费者感知AI虚拟主播具有自己的意识、思想和情感的程度。研究表明，年轻群体对于意识拟人化程度高的服务机器人的人接受意愿更高[47]，具有高水平意识拟人化的机器人比具有低水平意识拟人化的机器人更容易被信任[48]。Kim等发现拟人化的机器人增加对其温暖和感知[32]。此外，在对于AI新闻主播的研究中证实，感知能动性正向影响受众对于新闻AI主播的态度[46]。因此，我们推测，对AI虚拟主播的意识拟人化感知会影响到感知兼容和信任这两种心理反应。

因此，提出假设：

H2a：意识拟人化正向影响消费者对AI虚拟主播的感知兼容。

H2b：意识拟人化正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

感知新颖性是指想法或创新被感知到的新颖性，是一种消费者对创新的反应[38]。新颖性是创新的基本特征之一，过去的研究通常认为新颖性是信息技术创新的固有属性，但不同的人对同一技术新颖性程度的认知有很大不同[49]。研究结果表明，感知新颖性是一种显著的情感信念，在信息技术创新的采用中起着重要作用[49]。使用智能零售技术的感知新颖正向影响了消费者的感知购物价值，进而影响他们的商店忠诚度和采用智能零售技术的意愿[50]。感知新颖性等因素的配置，会提高使用智能零售技术的意愿[51]。此外，在对于AI新闻主播的研究中发现，感知新颖性正向影响受众对于新闻AI主播的态度[46]。AI虚拟主播作为一种新颖的技术产物，用户对其的感知新颖性会影响对于这种新技术的接受。因此，我们推测，对AI虚拟主播的感知新颖会影响到感知兼容和信任这两种心理反应。

因此，提出假设：

H3a：感知新颖正向影响消费者对AI虚拟主播的感知兼容。

H3b：感知新颖正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

高专业性的主播提供的信息可以大大减少消费者在产品搜索、评价和决策方面的花费的时间[52]。研究表明，社交商务背景下，感知专业会对心流体验有积极影响，进而影响购买意愿[53]。主播的推荐专业性会影响消费者对主播的信任和购买意愿[16][19]。感知专业可能会让消费者认为AI虚拟主播更能完成购买任务，和以往的购物经历更加兼容，对其更加的信任。因此，我们推测，对AI虚拟主播的感知专业会影响到感知兼容和信任这两种心理反应。

因此，提出假设：

H4a：感知专业正向影响消费者对AI虚拟主播的感知兼容。

H4b：感知专业正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

互动性是电商直播的一个基本特征，互动性增强了直播间的社会临场感和心理唤起[4][10]。对于感知互动的研究表明互动会增加消费者的信任和购买意愿[16][19][20]。互动与信任、满意度等积极态度密切相关[54]。互动可能会让消费者对AI虚拟主播增进了解，增加对这种新体验的接受度和信任感。因此，我们推测，对AI虚拟主播的感知互动会影响到感知兼容和信任这两种心理反应。

因此，提出假设：

H5a：感知互动正向影响消费者对AI虚拟主播的感知兼容。

H5b：感知互动正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

感知兼容是指感知到某项创新与现有价值观、以往经验、预期采用者需求的共存程度[38]。在不同领域的新技术应用研究中，感知兼容都被证明对信任和行为意愿有正向影响。手机银行相关研究表明，感知兼容对态度有显著影响，还会导致接受(或继续使用)手机银行的行为意愿[55]。电子政务相关研究表明感知兼容是市民使用电子政务服务意愿的重要预测因子[56]。学生对博客的感知兼容对态度有正向影响[57]。因此，我们推测，对AI虚拟主播的感知兼容会影响到信任这种心理反应，也会影响观看和购买两种行为意愿。

因此，提出假设：

H6：感知兼容正向影响消费者对AI虚拟主播的信任。

H7a：感知兼容正向影响消费者对AI虚拟主播的观看意愿。

H7b：感知兼容正向影响消费者对AI虚拟主播的购买意愿。

信任是行为意愿很重要的预测因子。虚拟环境中的信任已经成为影响电子商务和社交媒体发展的重要因素[7]。Wongkitrungrueng等研究表明在电商主播中，信任可以影响消费者的参与意愿、使用意愿和购买意愿[8]。因此，提出假设：

H8a：信任正向影响消费者对AI虚拟主播的观看意愿。

H8b：信任正向影响消费者对AI虚拟主播的购买意愿。

观看是购买的前提条件，因此，我们提出如下假设：

H9：观看意愿正向影响消费者对AI虚拟主播的购买意愿。

### 3.1.2 感知兼容和信任的中介作用

感知兼容是创新扩散理论中的对于行为意愿的一个重要前因条件。拟人化程度会提高消费者对机器人的感知温暖[32][33]，拟人化程度会增加消费者对其的能力期望[36]，这可能会增加AI虚拟主播与消费者的现有价值、以前的经验和当前需求相匹配的程度。我们推测，外表拟人化和意识拟人化通过感知兼容的中介作用来影响到观看意愿和购买意愿。不同的人对新颖性的看法有很大的不同[49]，对于愿意接纳新技术的年轻群体，感知新颖可能会正向的影响感知兼容，因为这和他们愿意采用创新的价值一致。感知专业和感知互动会增加消费者的积极态度[16][19][53]，让消费者可能感知到AI虚拟主播和真人主播的相同之处，让他们觉得AI虚拟主播与他们的购买任务兼容，并且有能力满足他们的购买需求。因此，我们推测消费者对于AI虚拟主播的行为意愿通过感兼容来进行中介。

因此，提出假设：

H10：感知兼容在外表拟人化（H10a）、意识拟人化（H10b）、感知新颖（H10c）、感知专业（H10d）、感知互动（H10e）与观看意愿的关系间起着中介作用。

H11：感知兼容在外表拟人化（H11a）、意识拟人化（H11b）、感知新颖（H11c）、感知专业（H11d）、感知互动（H11e）与购买意愿的关系间起着中介作用。

虽然前人的研究表明，拟人化的信任的关系还不明确[29]，但是同样研究也证明了信任会增加消费者对于新AI产品的信任[31]。于是我们推测，外表拟人化和意识拟人化通过信任的中介作用来影响到观看意愿和购买意愿。感知新颖可能会导致消费者感知到的不确定性增加，但是众多研究证明了感知新颖可能让消费者产生积极的态度[50][51]。我们合理的推测，信任在感知新颖和行为意愿中起到了中介作用。得益于其真实性、可视化和实时交互的优势，电商直播有效地消除了网络购物的不确定性，提高了消费者的信任水平和直播平台（即主播、社区成员和产品）的融合程度[18]。相应的，我们推测消费者对于AI虚拟主播的行为意愿通过信任来进行中介。

基于以上分析，我们提出以下研究假设：

H12：信任在外表拟人化（H12a）、意识拟人化（H12b）、感知新颖（H12c）、感知专业（H12d）、感知互动（H12e）与观看意愿的关系间起着中介作用。

H13：信任在外表拟人化（H13a）、意识拟人化（H13b）、感知新颖（H13c）、感知专业（H13d）、感知互动（H13e）与购买意愿的关系间起着中介作用。

总体而言，本研究的理论模型如图3-1所示。

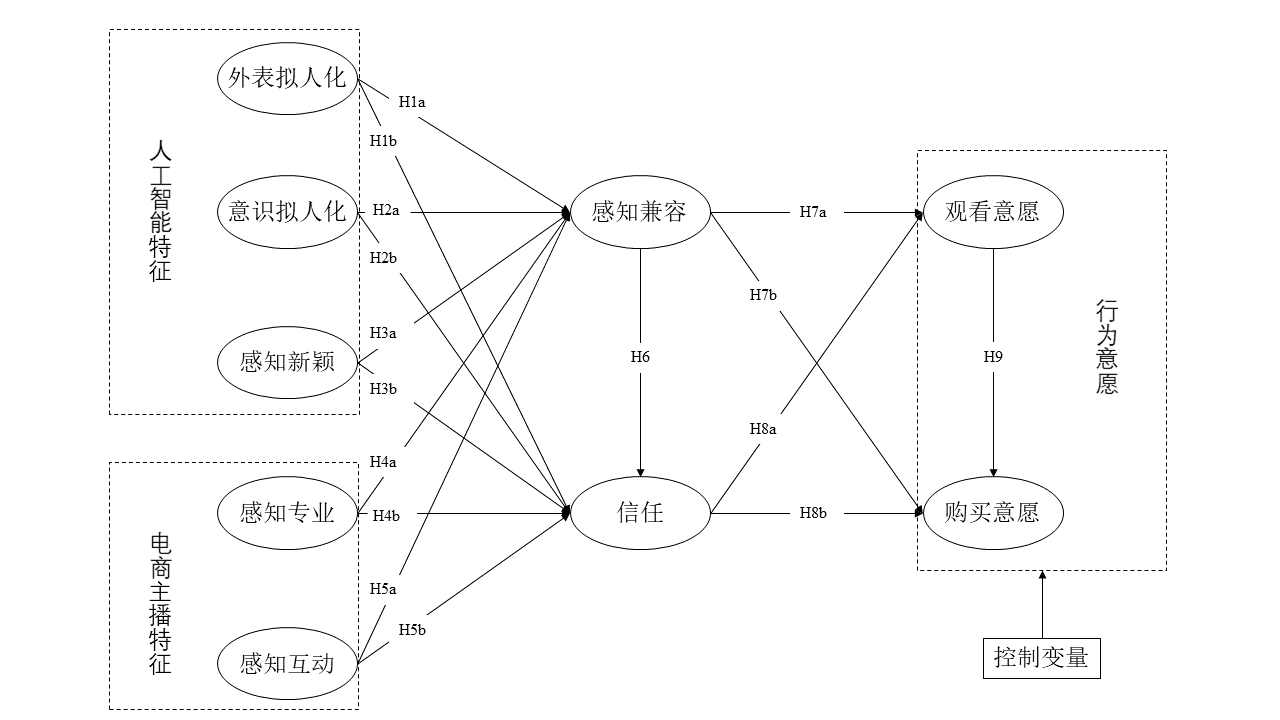


图3-1 研究模型

## 3.2 研究设计

### 3.2.1 数据收集

问卷由四个部分组成。问卷第一部分采用虚拟情境法，研究者选取了2022年4月三星手机的淘宝直播中AI虚拟主播直播页面，去除了商品品牌信息和价格信息后，制作为实验刺激材料。参与者需先阅读一段文字“请想象一个场景：你打算购买一台新手机，于是你进入了一个直播间去选购手机。你看到一位AI虚拟主播正在介绍手机的相关信息。她会主动回答评论区观众的提问，并与观众互动”。第二部分要求参与者填写对AI虚拟主播的外表拟人化、意识拟人化、感知新颖、感知专业、感知互动、感知兼容、信任的看法。第三部分要求参与者填写对AI虚拟主播的行为意愿，包括观看意愿和购买意愿。第四部分是人口统计学信息，以及是否观看过AI虚拟主播和观看电商直播的频率。为了保证问卷的有效性，本研究共设置了4个注意力检测题，用于排除没有认真填写的参与者。

本研究于2022年4月20日和21日，在问卷收集平台问卷星（www.wjx.cn）上共收集了508份问卷。在去除了注意力检测题答错、年龄小于10岁的异常值、填写时间小于1分钟和大于1000秒的无效问卷，总共收集到500份有效问卷，有效率为98.42%。24.20%的为男性，75.80%的为女性。83.80%的参与者年龄集中在18-24岁，平均为22.59岁。全日制学生占比84.00%。有36.60%的参与者在之前观看过虚拟主播，90.40%的参与者观看过电商带货直播。样本的人口统计特征如表3-1所示。

表3-1 样本人口统计特征

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **频数** | **比例** |
| **性别** |  |  |
| 男 | 121 | 24.20% |
| 女 | 379 | 75.80% |
| **年龄** |  |  |
| 16-18岁 | 5 | 1.00% |
| 18-24岁 | 419 | 83.80% |
| 25-30岁 | 62 | 12.40% |
| 31-60岁 | 14 | 2.80% |
| **职业** |  |  |
| 全日制学生 | 420 | 84.00% |
| 专业技术人员/教师/医生 | 21 | 4.20% |
| 企业/事业单位一般职员 | 41 | 8.20% |
| 企业/事业单位管理人员 | 8 | 1.60% |
| 其它 | 10 | 2.00% |
| **是否观看过AI虚拟主播** |  |  |
| 是 | 183 | 36.60% |
| 否 | 317 | 63.40% |
| **观看电商直播频率** |  |  |
| 每天都有 | 35 | 7.00% |
| 每周有3-4天 | 60 | 12.00% |
| 每周有1-2天 | 99 | 19.80% |
| 每月有1-5天 | 134 | 26.20% |
| 近几个月没有看过 | 127 | 25.40% |
| 从来没有看过 | 48 | 9.60% |

### 3.2.2 量表设计

本研究包括外表拟人化、意识拟人化、感知新颖、感知专业、感知互动、感知兼容、信任、观看意愿和购买意愿9个变量。

外表拟人化改编自Bartneck等和Chi等所设计的量表[58][59]，共有三个题项：“我觉得AI虚拟主播的外表和人类相似”；“我觉得AI虚拟主播的长相和人类差不多”；“我觉得AI虚拟主播的外观和真人类似”。

意识拟人化改编自Bartneck等和Chi等所设计的量表[58][59]，共有三个题项：“我觉得AI虚拟主播有自己的思想”；“我觉得AI虚拟主播是有自主意识的”；“我觉得AI虚拟主播可以体验情感”。

感知新颖量表采用Wells等所设计的量表[49]，共有三个题项：“我觉得观看AI虚拟主播是一种新奇的购买体验”；“我觉得AI虚拟主播打破了我对主播的固有印象”；“我觉得AI虚拟主播带货让我感觉耳目一新”。

感知专业量表采用Ohanian所设计的量表[60]，共有三个题项：“我认为AI虚拟主播对商品十分了解”；“我认为AI虚拟主播可以提供丰富的信息”；“我认为AI虚拟主播对于产品很在行”。

感知互动量表改编了Song等所设计的量表[61]，共有三个题项：“我认为AI虚拟主播会乐意与观众交流”；“我认为AI虚拟主播会积极回应观众提问”；“我认为AI虚拟主播会及时回答观众问题”。

感知兼容量表采用了Moore等所设计的量表[62]，共有三个题项：“我认为观看AI虚拟主播直播符合我的购物需求”；“我认为观看AI虚拟主播直播符合我的购买习惯”；“我认为观看AI虚拟主播直播可以帮助完成购买任务”。

信任量表改编自Mayer等所设计的量表[63]，共有三个题项：“我觉得AI虚拟主播会向我提供真实准确的信息”；“我觉得AI虚拟主播不会故意损害消费者的利益”；“我觉得AI虚拟主播的推荐会增加我对产品的信任”。

观看意愿量表改编自Venkatesh等所设计的量表[64]，共有三个题项：“我愿意持续观看AI虚拟主播的直播带货”；“我将来可能会时常观看AI虚拟主播直播带货”；“我未来可能会经常观看AI虚拟主播直播带货”。

购买意愿量表改编自Dodds等所设计的量表[65]，共有三个题项：“我愿意购买AI虚拟主播推荐的产品”；“我考虑购买AI虚拟主播推荐产品”；“我可能会购买AI虚拟主播推荐的产品”。

上述测量均使用李克特量表“1 ＝ 非常不同意，7 ＝ 非常同意”。

# 4 数据分析与结果

## 4.1 结构方程模型分析与结果

由于本研究有九个构面，模型复杂度高，研究偏向探索性，数据为非正态数据，根据Ringle的建议[66]，本研究适合采用PLS-SEM。本研究所采用的软件为Ringle开发的SmartPLS 3.0[67]。在报告结果的方式上，本研究采用Sarstedt等提出的市场营销研究中报告PLS - SEM结果系统程序[68]。

### 4.1.1 测量模型检验

本研究使用SmartPLS 3.0对该测量模型进行检验，本研究的指标均为反映型指标，Sarstedt等认为评估反映型指标形成的测量模型时应该考虑内部一致性信度、聚合效度、区分效度三个方面[68]。

1）内部一致性信度

在该模型的信度方面。首先，可以看出所有变量的克隆巴赫Alpha（Cronbach’s α）值均高于0.7，根据Nunnally提出的标准，Cronbach’s α值≥0.7表示量表的信度相当高[69]，本研究的变量测量量表具有良好的信度。其次，表5-1中可以看到所有变量的组合信度CR 值高于0.8，根据Chin提出的标准[70]，本研究的测量模型具有良好的组合信度。因此，该测量模型的信度数据均高于建议值，具有良好的信度。

2）聚合效度

表5-1显示因子负载值（factor loading）均高于0.7。其次，我们依据Fornell 等（1981）提出的方法[71]，计算了所有变量的平均方差提取（average variance extracted ，AVE），表4-1显示AVE值均高于0.6，模型具有较好的聚合效度[71]。

3）区分效度

依据Fornell 等提出的方法[71]，计算了各变量的AVE 值的平方根和与其它变量的相关系数，表4-2显示该模型具有较好的区分效度。根据Henseler 等测量区分效度的建议[72]，本研究计算了模型的HTMT（Heterotrait-monotrait）值，表4-3可以看出该模型的HTMT值均小于0.85，具有良好的区分效度[72]。

表4-1 变量的信度与效度

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | 因子载荷 | AVE | CR | α |
| 外表拟人化 | 我觉得AI虚拟主播的外表和人类相似 | 0.906 | 0.833 | 0.937 | 0.9 |
| 我觉得AI虚拟主播的长相和人类差不多 | 0.925 |  |  |  |
| 我觉得AI虚拟主播的外观和真人类似 | 0.907 |  |  |  |
| 意识拟人化 | 我觉得AI虚拟主播有自己的思想 | 0.931 | 0.857 | 0.947 | 0.916 |
| 我觉得AI虚拟主播是有自主意识的 | 0.946 |  |  |  |
| 我觉得AI虚拟主播可以体验情感 | 0.899 |  |  |  |
| 感知新颖 | 我觉得观看AI虚拟主播是一种新奇的购买体验 | 0.887 | 0.82 | 0.932 | 0.891 |
| 我觉得AI虚拟主播打破了我对主播的固有印象 | 0.913 |  |  |  |
| 我觉得AI虚拟主播带货让我感觉耳目一新 | 0.917 |  |  |  |
| 感知专业 | 我认为AI虚拟主播对商品十分了解 | 0.877 | 0.815 | 0.93 | 0.887 |
| 我认为AI虚拟主播可以提供丰富的信息 | 0.91 |  |  |  |
| 我认为AI虚拟主播对于产品很在行 | 0.92 |  |  |  |
| 感知互动 | 我认为AI虚拟主播会乐意与观众交流 | 0.888 | 0.829 | 0.935 | 0.896 |
| 我认为AI虚拟主播会积极回应观众提问 | 0.935 |  |  |  |
| 我认为AI虚拟主播会及时回答观众问题 | 0.907 |  |  |  |
| 感知兼容 | 我认为观看AI虚拟主播直播符合我的购物需求 | 0.919 | 0.801 | 0.924 | 0.876 |
| 我认为观看AI虚拟主播直播符合我的购买习惯 | 0.897 |  |  |  |
| 我认为观看AI虚拟主播可以帮助完成购买任务 | 0.869 |  |  |  |
| 信任 | 我觉得AI虚拟主播会向我提供真实准确的信息 | 0.815 | 0.671 | 0.859 | 0.758 |
| 我觉得AI虚拟主播不会故意损害消费者的利益 | 0.756 |  |  |  |
| 我觉得AI虚拟主播的推荐会增加对产品的信任 | 0.881 |  |  |  |
| 观看意愿 | 我愿意持续观看AI虚拟主播的直播带货 | 0.921 | 0.877 | 0.955 | 0.93 |
| 我将来可能会时常观看AI虚拟主播直播带货 | 0.94 |  |  |  |
| 我未来可能会经常观看AI虚拟主播直播带货 | 0.948 |  |  |  |
| 购买意愿 | 我愿意购买AI虚拟主播推荐的产品 | 0.909 | 0.853 | 0.946 | 0.914 |
| 我考虑购买AI虚拟主播推荐产品 | 0.947 |  |  |  |
| 我可能会购买AI虚拟主播推荐的产品 | 0.915 |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **变量** | **1** | **2** | **3** | **4** | **5** | **6** | **7** | **8** | **9** | **10** | **11** | **12** | **13** | **14** |
| 1.外表拟人化 | **0.913** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2.意识拟人化 | 0.234 | **0.913** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3.感知专业 | 0.318 | 0.165 | **0.906** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4.感知新颖 | 0.214 | 0.191 | 0.387 | **0.903** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5.感知互动 | 0.137 | 0.207 | 0.465 | 0.573 | **0.910** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6.感知兼容 | 0.414 | 0.42 | 0.495 | 0.455 | 0.416 | **0.895** |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7.信任 | 0.264 | 0.203 | 0.474 | 0.489 | 0.526 | 0.530 | **0.819** |  |  |  |  |  |  |  |
| 8.观看意愿 | 0.369 | 0.379 | 0.528 | 0.348 | 0.402 | 0.664 | 0.526 | **0.936** |  |  |  |  |  |  |
| 9.购买意愿 | 0.346 | 0.311 | 0.584 | 0.436 | 0.421 | 0.672 | 0.570 | 0.778 | **0.924** |  |  |  |  |  |
| 10.性别 | 0.032 | 0.011 | -0.02 | -0.029 | -0.046 | 0.002 | -0.018 | -0.050 | -0.034 | **1** |  |  |  |  |
| 11.年龄 | 0.011 | 0.041 | 0.054 | 0.029 | 0.019 | 0.096 | -0.009 | 0.051 | 0.003 | -0.104 | **1** |  |  |  |
| 12.职业 | 0.012 | 0.051 | -0.036 | 0.007 | 0.024 | 0.075 | 0.027 | 0.036 | -0.013 | -0.152 | 0.530 | **1** |  |  |
| 13.购买经历1 | -0.148 | -0.099 | -0.139 | -0.072 | -0.085 | -0.176 | -0.091 | -0.190 | -0.197 | 0.104 | -0.090 | -0.009 | **1** |  |
| 14.购买经历2 | -0.119 | -0.15 | -0.119 | -0.143 | -0.138 | -0.166 | -0.162 | -0.188 | -0.158 | -0.100 | -0.049 | -0.035 | 0.163 | **1** |

表4-2 变量间的相关系数与AVE 的平方根

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **变量** | **1** | **2** | **3** | **4** | **5** | **6** | **7** | **8** | **9** | **10** | **11** | **12** | **13** | **14** |
| 1.外表拟人化 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2.意识拟人化 | 0.256 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3.感知专业 | 0.354 | 0.182 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4.感知新颖 | 0.238 | 0.21 | 0.434 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5.感知互动 | 0.148 | 0.227 | 0.521 | 0.643 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6.感知兼容 | 0.466 | 0.467 | 0.557 | 0.514 | 0.467 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7.信任 | 0.308 | 0.223 | 0.569 | 0.585 | 0.623 | 0.622 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 8.观看意愿 | 0.403 | 0.409 | 0.576 | 0.381 | 0.436 | 0.735 | 0.600 |  |  |  |  |  |  |  |
| 9.购买意愿 | 0.379 | 0.338 | 0.647 | 0.482 | 0.463 | 0.747 | 0.663 | 0.381 |  |  |  |  |  |  |
| 10.性别 | 0.033 | 0.014 | 0.031 | 0.03 | 0.047 | 0.013 | 0.037 | 0.052 | 0.036 |  |  |  |  |  |
| 11.年龄 | 0.025 | 0.043 | 0.057 | 0.031 | 0.020 | 0.103 | 0.032 | 0.054 | 0.018 | 0.104 |  |  |  |  |
| 12.职业 | 0.013 | 0.053 | 0.038 | 0.033 | 0.027 | 0.080 | 0.032 | 0.038 | 0.014 | 0.152 | 0.530 |  |  |  |
| 13.购买经历1 | 0.156 | 0.101 | 0.145 | 0.076 | 0.088 | 0.189 | 0.106 | 0.195 | 0.207 | 0.104 | 0.090 | 0.009 |  |  |
| 14.购买经历2 | 0.126 | 0.157 | 0.127 | 0.153 | 0.146 | 0.178 | 0.185 | 0.195 | 0.165 | 0.100 | 0.049 | 0.009 | 0.163 |  |

表4-3 变量间的HTMT

### 4.1.2 结构模型检验

基于上文已验证研究模型的测量模型是合格的，因此可以进行结构模型的分析。Sarstedt等认为测评结构模型应该考虑内部模型共线性、路径系数、解释能力、预测能力、模型拟合度[68]。

1）共线性

使用方差膨胀因子（Variance Inflation Factor, VIF）对结构模型中所有预测结构集进行共线性评估。VIF≤3表示无共线性问题，VIF在3到5之间表示可能有共线性问题，VIF≥5表示严重共线性问题。本研究的结构模型VIF见表4-4和表4-5，所有结构模型的VIF均<3。因此，本研究的结构模型无共线性问题。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  | 95%修正后置信区间 | |  |  |  |
|  | Std beta | T-value | p-value | LB | UB | VIF | R2 | Q2 |
| H1a外表拟人化→感知兼容 | 0.212\*\*\* | 5.365 | 0.000 | 0.134 | 0.288 | 1.173 | 0.461 | 0.360 |
| H2a意识拟人化→感知兼容 | 0.269\*\*\* | 7.623 | 0.000 | 0.199 | 0.337 | 1.098 |  |  |
| H3a感知新颖→感知兼容 | 0.261\*\*\* | 6.112 | 0.000 | 0.176 | 0.343 | 1.416 |  |  |
| H4a感知专业→感知兼容 | 0.203\*\*\* | 4.103 | 0.000 | 0.106 | 0.300 | 1.561 |  |  |
| H5a感知互动→感知兼容 | 0.094 | 1.842 | 0.066 | -0.006 | 0.194 | 1.691 |  |  |
| H1b外表拟人化→信任 | 0.041 | 0.806 | 0.420 | -0.058 | 0.143 | 1.256 | 0.431 | 0.270 |
| H2b意识拟人化→信任 | -0.029 | 0.738 | 0.461 | -0.107 | 0.045 | 1.232 |  |  |
| H3b感知新颖→信任 | 0.153\*\*\* | 3.356 | 0.001 | 0.063 | 0.243 | 1.542 |  |  |
| H4b感知专业→信任 | 0.159\* | 3.158 | 0.002 | 0.058 | 0.255 | 1.638 |  |  |
| H5b感知互动→信任 | 0.250\*\*\* | 4.901 | 0.000 | 0.152 | 0.349 | 1.707 |  |  |
| H6感知兼容→信任 | 0.272\*\*\* | 4.699 | 0.000 | 0.154 | 0.382 | 1.856 |  |  |
| H7a感知兼容→观看意愿 | 0.521\*\*\* | 11.569 | 0.000 | 0.432 | 0.610 | 1.448 | 0.494 | 0.426 |
| H8a信任→观看意愿 | 0.234\*\*\* | 5.009 | 0.000 | 0.145 | 0.327 | 1.412 |  |  |
| H7b感知兼容→购买意愿 | 0.227\*\*\* | 5.203 | 0.000 | 0.143 | 0.313 | 1.985 | 0.672 | 0.560 |
| H8b信任→购买意愿 | 0.166\*\*\* | 4.277 | 0.000 | 0.090 | 0.242 | 1.520 |  |  |
| H9观看意愿→购买意愿 | 0.536\*\*\* | 14.099 | 0.000 | 0.462 | 0.608 | 1.977 |  |  |

表4-4 结构模型的评估

注：\*\*\*＝p<0.001，\*\*＝p<0.01,\*=p<0.05

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  | 95%修正后置信区间 | |  |
|  | Std beta | T-value | p-value | LB | UB | VIF |
| 性别→观看意愿 | -0.049 | 1.435 | 0.151 | -0.119 | 0.015 | 1.053 |
| 年龄→观看意愿 | -0.001 | 0.016 | 0.987 | -0.078 | 0.076 | 1.419 |
| 职业→观看意愿 | -0.019 | 0.551 | 0.582 | -0.085 | 0.048 | 1.418 |
| 购买经历1→观看意愿 | -0.062 | 1.818 | 0.069 | -0.128 | 0.005 | 1.076 |
| 购买经历2→观看意愿 | -0.059 | 1.749 | 0.080 | -0.132 | 0.004 | 1.074 |
| 性别→购买意愿 | -0.008 | 0.288 | 0.774 | -0.065 | 0.046 | 1.058 |
| 年龄→购买意愿 | -0.027 | 1.067 | 0.286 | -0.077 | 0.024 | 1.419 |
| 职业→购买意愿 | -0.041 | 1.538 | 0.124 | -0.095 | 0.008 | 1.419 |
| 购买经历1→购买意愿 | -0.044 | 1.732 | 0.083 | -0.095 | 0.005 | 1.084 |
| 购买经历2→购买意愿 | 0.011 | 0.403 | 0.687 | -0.041 | 0.062 | 1.081 |

表4-5 控制变量的评估

注：\*\*\*＝p<0.001，\*\*＝p<0.01,\*=p<0.05

2）路径系数

表4-4显示，外表拟人化（β＝0.212, p<0.001）、意识拟人化（β＝0.269, p<0.001）、感知新颖（β＝0.261, p<0.001）、感知专业（β＝0.203, p<0.001）对感知兼容有正向影响，假设H1a、H2a、H3a、H4a得到了支持。感知新颖（β＝0.153, p=0.001）、感知专业（β＝0.159, p=0.002）、感知互动（β＝0.250, p<0.001）、感知兼容（β＝0.272, p<0.001）对信任有正向影响，假设、H3a、H4a、H5a、H6得到了支持。感知兼容（β＝0.521, p<0.001）、信任（β＝0.234, p<0.001）对观看意愿有正向影响，假设H7a、H8a得到了支持。感知兼容（β＝0.227, p<0.001）、信任（β＝0.166, p<0.001）、观看意愿（β＝0.536, p<0.001）对购买意愿有正向影响，假设H7b、H8b、H9得到了支持。H1b、H2b和H5a没有得到支持。另外，所有控制变量对观看意愿和购买意愿都没有显著影响。

3）解释能力

根据Chin提出的标准[70]，R2>0.670为具有一个高度的解释力，R2在0.333左右表示中度解释能力，R2在0.190左右表示解释能力薄弱。表4-4显示，感知兼容的R2为0.461，信任的R2为0.431，观看意愿的R2为0.494，购买意愿的R2为0.672。因此，本研究对感知兼容、信任、观看意愿具有中度的解释能力，对购买意愿具有高度的解释能力。

4）预测能力

Q2越大代表预测相关性越强。本研究采用blindfolding方法来计算Q2。表5-4显示，感知兼容的Q2为0.360，信任的Q2为0.270，观看意愿的Q2为0.426，购买意愿的Q2为0.560。根据Chin提出的标准Q2>0，越大代表预测能力越强[70]。因此，本研究具有一定的预测能力。

PLSpredict是一种相对较新的程序，研究者最近才提供其使用指南[73]。本研究采用PLSpredict算法，将数据包数目和重复次数设置为10[73]，结果如表4-6所示。所有的Q2predict均>0，Q2predict为正，表明该模型具有预测能力。于是将PLS-SEM分析的RMSE值与naïve LM基准进行比较，我们发现PLS-SEM分析对较少指标的预测误差较低。例如，当我们使用PLS-SEM去建模时，感知兼容三个指标的RMSE分别为1.171、1.233、1.257，而使用线性回归模型时值为1.180、1.216、1.270。与naïve LM基准相比，PLS-SEM的少数指标产生更低的预测误差，这表明本研究的模型具有较低的预测能力[73]。

表4-6 显性变量的PLSpredict评估

|  | PLS-SEM | | LM | PLS-LM |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | RMSE | Q2predict | RMSE | RMSE |
| 感知兼容1 | 1.171 | 0.384 | 1.180 | -0.009 |
| 感知兼容2 | 1.233 | 0.318 | 1.216 | 0.017 |
| 感知兼容3 | 1.257 | 0.366 | 1.270 | -0.013 |
| 信任1 | 1.076 | 0.356 | 1.074 | 0.002 |
| 信任2 | 1.318 | 0.113 | 1.339 | -0.021 |
| 信任3 | 1.298 | 0.260 | 1.310 | -0.012 |
| 观看意愿1 | 1.258 | 0.347 | 1.220 | 0.038 |
| 观看意愿2 | 1.386 | 0.296 | 1.379 | 0.007 |
| 观看意愿3 | 1.373 | 0.325 | 1.360 | 0.013 |
| 购买意愿1 | 1.121 | 0.321 | 1.128 | -0.007 |
| 购买意愿2 | 1.036 | 0.388 | 1.022 | 0.014 |
| 购买意愿3 | 1.141 | 0.320 | 1.128 | 0.013 |

5）模型拟合度

在模型拟合度指标上，Hair等建议研究人员不要使用GoF（Goodness of Fit）值，应该使用SRMR（Standardized Root Mean Square Residual）值来判断模型拟合度[74]。Henseler等引入SRMR作为PLS-SEM的一种良好的拟合度量，可以用来避免模型的错误描述[72]。Hair等认为SRMR需要大约500个样本大小来可靠地检测错误规格[74]。而本研究的样本量为500，因此适用SRMR进行评估模型拟合度。SRMR小于0.08被认为是很合适的，本研究的SRMR＝0.047，因此，研究模型具有十分良好的拟合度。

### 4.1.3中介效应检验

为了检验感知兼容和信任在外表拟人化、意识拟人化、感知专业、感知新颖、感知互动与观看意愿和购买意愿之间的中介作用，本研究按照Zhao等的方法[75]，采用5000个子样本的bootstrapping方法来检验中介效果。表4-7a为感知兼容的中介效应结果，表4-7b为信任的中介效应的置信区间。

结果表明，感知兼容在外表拟人化、意识拟人化、感知专业、感知新颖与观看意愿和购买意愿之间的中介作用显著，置信区间不含0。在感知互动与观看意愿和购买意愿之间的中介作用不显著，置信区间包含0。H10a-d成立，H10e不成立；H11a-d成立，H11e不成立。信任在感知专业、感知新颖、感知互动与观看意愿和购买意愿之间的中介作用显著，置信区间不含0。在外表拟人化、意识拟人化与观看意愿和购买意愿之间的中介作用不显著，置信区间包含0。H12c-e成立，H12a-b不成立；H13c-e成立，H13a-b不成立。

如图4-1所示，如果消费者在AI虚拟主播直播购物中感知外表拟人化、意识拟人化、专业性、新颖性更多，他们就会产生更强的感知兼容，进而导致观看行为和购买行为。如果消费者在AI虚拟主播直播购物中感知专业性、新颖性和互动性更多，他们就会产生更强的信任，进而导致观看行为和购买行为。

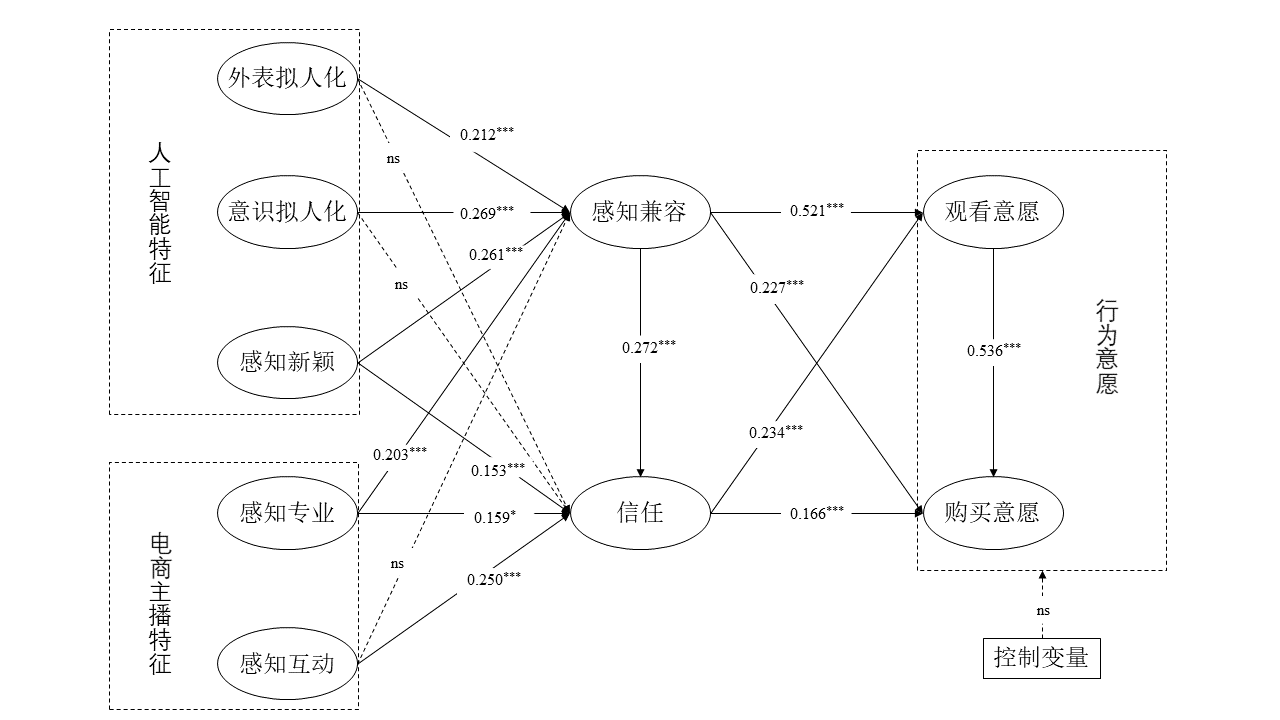


图4-1 结构模型

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  | 95%修正后置信区间 | |
|  | Std beta | T-value | p-value | LB | UB |
| H10a外表拟人化→感知兼容→观看意愿 | 0.110\*\*\* | 4.655 | 0.000 | 0.066 | 0.160 |
| H10b意识拟人化→感知兼容→观看意愿 | 0.140\*\*\* | 6.132 | 0.000 | 0.098 | 0.188 |
| H10c感知专业→感知兼容→观看意愿 | 0.106\*\*\* | 3.825 | 0.000 | 0.055 | 0.164 |
| H10d感知新颖→感知兼容→观看意愿 | 0.136\*\*\* | 5.188 | 0.000 | 0.087 | 0.189 |
| H10e感知互动→感知兼容→观看意愿 | 0.049 | 1.845 | 0.065 | -0.003 | 0.101 |
| H11a外表拟人化→感知兼容→购买意愿 | 0.048\*\*\* | 3.853 | 0.000 | 0.027 | 0.077 |
| H11b意识拟人化→感知兼容→购买意愿 | 0.061\*\*\* | 4.412 | 0.000 | 0.036 | 0.090 |
| H11c感知专业→感知兼容→购买意愿 | 0.046\*\* | 3.103 | 0.002 | 0.022 | 0.081 |
| H11d感知新颖→感知兼容→购买意愿 | 0.059\*\*\* | 3.818 | 0.000 | 0.033 | 0.094 |
| H11e感知互动→感知兼容→购买意愿 | 0.021 | 1.728 | 0.084 | 0.000 | 0.049 |

表4-7a 中介效应检验

注：\*\*\*＝p<0.001，\*\*＝p<0.01,\*=p<0.05

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  | 95%修正后置信区间 | |
|  | Std beta | T-value | p-value | LB | UB |
| H12a外表拟人化→信任→观看意愿 | 0.010 | 0.749 | 0.454 | -0.012 | 0.040 |
| H12b意识拟人化→信任→观看意愿 | -0.007 | 0.735 | 0.462 | -0.026 | 0.011 |
| H12c感知专业→信任→观看意愿 | 0.037\*\* | 2.883 | 0.004 | 0.016 | 0.067 |
| H12d感知新颖→信任→观看意愿 | 0.036\*\* | 2.622 | 0.009 | 0.014 | 0.068 |
| H12e感知互动→信任→购买意愿 | 0.059\*\*\* | 3.459 | 0.001 | 0.031 | 0.097 |
| H13a外表拟人化→信任→购买意愿 | 0.007 | 0.786 | 0.432 | -0.010 | 0.026 |
| H13b意识拟人化→信任→购买意愿 | -0.005 | 0.687 | 0.492 | -0.021 | 0.007 |
| H13c感知专业→信任→购买意愿 | 0.026\* | 2.426 | 0.015 | 0.009 | 0.051 |
| H13d感知新颖→信任→购买意愿 | 0.026\* | 2.377 | 0.017 | 0.009 | 0.051 |
| H13e感知互动→信任→购买意愿 | 0.042\*\*\* | 3.208 | 0.001 | 0.021 | 0.072 |

表4-7b 中介效应检验

注：\*\*\*＝p<0.001，\*\*＝p<0.01,\*=p<0.05

## 4.2 定性比较分析分析与结果

### 4.2.1 定性比较分析

本研究用组态的视角来分析消费者对虚拟主播购买意愿的多元驱动机制，因此采用QCA进行实证分析。

在电商直播领域，Wang等采用QCA研究网络直播中口碑的驱动机制[20]。在人工智能领域，Lalicic等研究发现了影响用户使用人工智能旅游代理的组态[76]。

本研究采用fsQCA方法的依据有以下三点：

（1）高观看意愿和高购买意愿与其形成影响因素之间存在并发因果关系。传统分析假设变量间是相互独立的，关注变量间的净效应，，但是却没有考虑变量间的互相依赖[77]。本研究的前因条件间存在互相依赖的可能，具有并发因果关系。因此，适用采用fsQCA方法对前因条件进行研究。

（2）高观看意愿和高购买意愿具有结果等效性。在前文的研究分析中发现，不同的前因条件都可能会导致高观看意愿和高购买意愿，即殊途同归。采用fsQCA方法可以来探究导致高观看意愿和高购买意愿的多条等效路径，并且识别出其核心条件和边缘条件。

（3）高观看意愿和高购买意愿具有因果不对称性。QCA方法分析关注于条件之间的因果不对称性，即同样的条件会产生不同的结果。而传统的回归分析，是分析前因变量的变化对结果变量的影响，假设因果是对称的。但是在本研究中条件和结果是因果不对称的，例如高感知新颖可能会增加消费者的好奇，从而产生购买意愿，但是也可能产生不信任感降低购买意愿。

由于本研究的前因条件，即外表拟人化、意识拟人化、感知新颖、感知专业、感知互动、感知兼容、信任，之间是相互依赖的、具有等效性、因果不对称性，因此，适合运用fsQCA的方法对其中的因果关系进行研究。本研究运用fsQCA方法，分析必要和充分两类因果关系[77]，首先，本研究用检验特定AI虚拟主播前因条件是否是产生高观看意愿和高购买意愿的必要条件，然后用分析必要和充分因果关系。

### 4.2.2 数据及校准

本研究的问卷收集过程和信效度检验已经在前文完成，表3-1展示了本研究的样本结构，表4-1、4-2、4-3证明了数据具有良好的信度与效度。因此，本研究的数据适合采用fsQCA方法进行分析。

QCA第一步是对数据进行校准（calibrate），转化为0-1之间的集合隶属度。把变量再校准为集合。Ragin的建议是将95%分位数定为完全隶属，50%分位数定为交叉点，5%分位数定为完全不隶属[77]。

对于采用李克特7分制量表数据的研究，目前还没有统一的校准标准。根据本研究的实际数据分布情况和前人研究，采用先取均值后再取分位数的方法，以95%分位数为完全隶属，50%为交叉点，5%为完全不隶属[77][78]。对最后的校准结果中的0.5加上0.001，以确保在计算模糊集时不除任何案例。采用SPSS 26计算校准锚点，采用fsQCA进行校准。各条件和结果的校准锚点见表4-8。

表4-8 各条件和结果的校准锚点

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | 模糊集校准 | | |
|  |  | 完全隶属 | 交叉点 | 完全不隶属 |
| 条件 | 外表拟人化 | 6.000 | 4.000 | 1.667 |
|  | 意识拟人化 | 4.333 | 2.000 | 1.000 |
|  | 感知新颖 | 7.000 | 5.333 | 2.667 |
|  | 感知专业 | 7.000 | 4.667 | 2.000 |
|  | 感知互动 | 7.000 | 5.000 | 2.667 |
|  | 感知兼容 | 5.683 | 3.667 | 1.000 |
|  | 信任 | 6.350 | 4.667 | 2.667 |
| 结果 | 观看意愿 | 6.333 | 4.000 | 1.000 |
|  | 购买意愿 | 6.333 | 4.333 | 2.000 |

### 4.2.3 必要性分析

在本研究中，我们分析了单个条件（包括该条件的非集）的必要性。根据表4-9中的对高观看意愿和高购买意愿的分析结果显示，所有的条件一致性水平均低于临界值0.9，单个条件一致性水平普遍较低。这说明，不存在产生高观看意愿和高购买意愿的必要前因条件。同时，对于低观看意愿和低购买意愿，分析结果显示也没有产生低购买意愿的必要前因条件。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 高观看意愿 | | 高购买意愿 | | 低观看意愿 | | 低购买意愿 | |
| 条件 | 一致性 | 覆盖度 | 一致性 | 覆盖度 | 一致性 | 覆盖度 | 一致性 | 覆盖度 |
| 高外表拟人化 | 0.738 | 0.766 | 0.721 | 0.775 | 0.590 | 0.591 | 0.607 | 0.585 |
| 低外表拟人化 | 0.606 | 0.606 | 0.615 | 0.636 | 0.766 | 0.738 | 0.767 | 0.711 |
| 高意识拟人化 | 0.681 | 0.745 | 0.652 | 0.739 | 0.525 | 0.553 | 0.552 | 0.560 |
| 低意识拟人化 | 0.592 | 0.564 | 0.612 | 0.604 | 0.759 | 0.697 | 0.743 | 0.656 |
| 高感知新颖 | 0.825 | 0.759 | 0.833 | 0.795 | 0.621 | 0.551 | 0.612 | 0.523 |
| 低感知新颖 | 0.512 | 0.584 | 0.500 | 0.590 | 0.729 | 0.801 | 0.760 | 0.803 |
| 高感知专业 | 0.725 | 0.750 | 0.740 | 0.794 | 0.602 | 0.601 | 0.599 | 0.575 |
| 低感知专业 | 0.614 | 0.616 | 0.603 | 0.627 | 0.749 | 0.724 | 0.785 | 0.730 |
| 高感知互动 | 0.751 | 0.745 | 0.763 | 0.784 | 0.607 | 0.581 | 0.605 | 0.557 |
| 低感知互动 | 0.577 | 0.604 | 0.569 | 0.617 | 0.733 | 0.739 | 0.765 | 0.743 |
| 高感知兼容 | 0.840 | 0.809 | 0.828 | 0.827 | 0.564 | 0.524 | 0.575 | 0.514 |
| 低感知兼容 | 0.507 | 0.547 | 0.513 | 0.574 | 0.795 | 0.827 | 0.806 | 0.808 |
| 高信任 | 0.760 | 0.784 | 0.772 | 0.825 | 0.556 | 0.553 | 0.552 | 0.528 |
| 低信任 | 0.567 | 0.570 | 0.559 | 0.582 | 0.783 | 0.759 | 0.817 | 0.762 |

表4-9 QCA单个条件必要性分析

### 4.2.4 组态分析

采用fsQCA 3.0软件进行分析，构建2k行的真值表，其中k为前因条件数，列出了所有可能的观看意愿和购买意愿组合。一致性阈值设置为0.8，PRI一致性设置为0.8[79]。由于本研究的案例数较多，综合考虑后将案例频数阈值设置为3。前因条件如何影响结果的依据不足。因此，在标准分析时，质蕴涵项全部选择；在反事实分析时，假设单个前因条件出现与否均可贡献高观看意愿与高购买意愿[80]。在fsQCA中实现高观看意愿和高购买意愿的组态结果如表4-10所示。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 高观看意愿 | | | | 高购买意愿 | | | | | |
| 条件 | WS1 | WS2 | WS3a | WS3b | PS1 | PS2 | PS3a | PS3b | PS4 | PS5 |
| 外表拟人化 | ● | ● |  |  | ● | ● | ● |  | ● |  |
| 意识拟人化 | ● | ● | ● | ● | ● |  |  | ● | ● |  |
| 感知新颖 |  | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● |  | ● |
| 感知专业 |  |  | ● |  |  | ● |  |  | ● | ● |
| 感知互动 |  | ● |  | ● |  |  | ● | ● | ● | ● |
| 感知兼容 | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● |
| 信任 | ● |  | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● |
| 一致性 | 0.959 | 0.963 | 0.960 | 0.953 | 0.969 | 0.968 | 0.967 | 0.964 | 0.971 | 0.957 |
| 原始覆盖度 | 0.446 | 0.411 | 0.423 | 0.433 | 0.396 | 0.463 | 0.462 | 0.422 | 0.362 | 0.497 |
| 唯一覆盖度 | 0.043 | 0.029 | 0.004 | 0.012 | 0.006 | 0.015 | 0.011 | 0.011 | 0.016 | 0.028 |
| 总体一致性 | 0.940 | | | | 0.945 | | | | | |
| 总体覆盖度 | 0.530 | | | | 0.599 | | | | | |

表4-10 在fsQCA实现高观看意愿和高购买意愿的组态

注：●=核心条件存在；⊗=核心条件缺失；●= 边缘条件存在；⊗=边缘条件缺失

缘条件缺失

最终结果如表4-10显示，实现高观看意愿一共有三种组态。解的一致性水平达到了0.940，这意味着在所有满足三种组态的案例中，有94%的呈现了高的观看意愿。解的覆盖度达到了0.530，这意味着三种组态可以解释53%的高观看意愿的AI虚拟主播案例。fsQCA分析的一致性和覆盖度均高于临界值，表明分析是有效的。基于三种条件组态，我们可以识别出产生对AI虚拟主播高观看意愿的适配关系。

1）高度拟人型－未来AI虚拟主播的可能趋势

条件组态WS1是代表高度拟人化型的AI虚拟主播，当AI虚拟主播拥有高度的外表拟人化和意识拟人化，并且消费者对其的感知兼容和信任程度也很高时，消费者会对其产生高的观看意愿。我们认为在未来虚拟仿真等AI技术发展更加完善时，各方面高度拟人化的AI虚拟主播更多时后，此种组态会成为一种重要的存在。在技术的成熟阶段，消费者对AI虚拟主播的了解加深，感知兼容和信任程度更高，会导致更高的观看意愿。高度拟人化型的组态也反应了未来AI虚拟主播的可能趋势。

2）互动拟人型－当前AI主播提升方向

条件组态WS2代表互动水平高的高度拟人化AI虚拟主播。当高度拟人化AI虚拟主播和消费者的互动频繁，并且消费者对其的感知兼容也很高时，消费者会对其产生高的观看意愿。互动性是电商直播的核心特征，一个可以和直播间内观众实时互动的拟人化AI虚拟主播，会让消费者对其的观看意愿提高。目前的AI虚拟主播可以实时回答观众的问题，但是回答的智能程度和个性化程度还有待提高，和观众的互动水平还可以提升。

3）新颖智能型－拟物型AI主播发展方向

条件组态WS3a和WS3b代表高度智能的新颖型AI虚拟主播。高度智能和高度新颖的AI虚拟主播也可能会有高的观看意愿。并非所有的AI虚拟主播都在外表是拟人化的，比如天猫超市的AI虚拟主播形象是黑猫，即品牌形象天猫，认养一头牛的AI虚拟主播形象是一头牛，和品牌的产品牛奶有关。条件组态WS3a和WS3b揭示了另一种AI虚拟主播的成长道路，采用外表拟人化低的AI虚拟主播也会成功，但是对于其的感知智能水平、感知兼容、信任都需要同时存在。

如表4-10显示，实现高购买意愿一共有三种组态。解的一致性水平达到了0.945，这意味着在所有满足三种组态的案例中，有94.5%的呈现了高的购买意愿，覆盖度达到了0.599。 fsQCA分析的一致性和覆盖度均高于阈值，表明分析是有效的。基于三种条件组态，我们可以识别出产生对AI虚拟主播高购买意愿的适配关系。

1）新颖拟人型－AI虚拟主播发展道路

条件组态PS1代表高度拟人化和新颖的AI虚拟主播。让消费者感知到新颖的拟人化AI虚拟主播，如果消费者的感知兼容和信任较高，就会产生高的购买意愿。由于目前的AI技术发展日新月异，高度拟人化的AI虚拟主播可能会和高度感知新颖同时出现，新颖拟人型的AI虚拟主播给服务提供商提供了一条可能的发展路径。

2）外表专业型－当前AI主播优化思路

条件组态PS2代表高度外表拟人化和感知专业型的AI虚拟主播。对于外表拟人化程度的AI虚拟主播，消费者对其感知专业、感知新颖、感知兼容和信任水平高会导致更高的购买意愿。目前消费者感知的AI虚拟主播的意识拟人化程度较低，外表拟人化的程度较高。但是由于AI虚拟主播背后的设置，让其可以根据关键词回答消费者的问题，只要商家设置的关键词恰当，设置的回答足够专业，也会产生高的购买意愿。外表专业型AI虚拟主播为目前的直播商家提供了一些现阶段的见解。

3）新颖互动型－当前AI主播优化思路

条件组态PS3a和PS3b代表高度新颖和高度互动型的AI虚拟主播。对于互动性高的AI虚拟主播，消费者对其感知新颖、感知兼容、感知信任水平高时会产生高的购买意愿。可以看到在PS3a中外表拟人化边缘存在，在PS3b中意识拟人化边缘存在，说明了对于这两种拟人化特质都边缘存在时，提高AI虚拟主播的互动性是一个选择。AI虚拟主播的服务提供商可以设置更多的互动性特质，商家可以设置更多的互动关键词。

4）全能成熟型－AI主播最终成熟类型

条件组态PS4代表全能的成熟型AI虚拟主播，其拟人化、专业性、互动性程度都核心存在，消费者对其的感知新颖无关。这种组态更多产生于AI虚拟主播发展的成熟阶段，各项技术成熟，消费者对其已经不觉得新鲜。表明了全能型的AI虚拟主播也会产生高的购买意愿，或许在成熟时期可以更大程度代替真人主播。

5）潜力发展型－AI主播发展初期道路

条件组态5的多项条件边缘存在，拟人化因素不是必须的因素。在发展的AI虚拟主播发展的初期，AI虚拟主播在功能上尽可能存在，拟人化程度不是初期的必要。该组态揭示了在AI虚拟主播形成初期，消费者听从其推荐购买的前因条件构型。

# 5 研究结论与未来展望

## 5.1 研究结论

电商直播和AI营销是目前学术界和企业界都在广泛关注的研究主题。本研究选取了AI虚拟主播这一研究对象，在前人的理论基础上，研究影响消费者对AI虚拟主播观看和购买意愿的影响因素和内在机制。通过PLS-SEM和fsQCA对影响因素及其心理机制进行了探讨，分析了各因素间的净效应与组态效应。

本研究发现，消费者对AI虚拟主播的外表拟人化、意识拟人化、感知新颖、感知专业、感知互动对感知兼容有正向影响，感知新颖、感知专业、感知互动对信任有正向影响；感知兼容和感知信任都正向影响观看意愿与购买意愿；感知兼容正向影响信任；观看意愿正向影响购买意愿；感知兼容对购买意愿的影响起中介作用，信任在感知新颖、感知专业、感知互动对购买意愿的影响中起中介作用。研究表明，突出AI虚拟主播的外表拟人化、意识拟人化、感知新颖和直播过程中的感知专业、感知互动让消费者产生感知兼容与信任，会产生对AI虚拟主播好的行为意愿，是实现企业和消费者价值共创的保障。

本研究还发现产生高观看意愿有三种组态，产生高购买意愿有五种组态。产生高观看意愿的三个组态分别为：高度拟人型、拟人互动型、新颖智能型。产生高购买意愿的五种组态：新颖拟人型、外表专业型、新颖互动型、全能成熟型、潜力发展型。对于不同发展阶段的AI虚拟主播和不同类型的AI虚拟主播都提供了预期的发展方向。

## 5.2 理论贡献

1）本研究拓展了电商直播研究，提出了AI虚拟主播对消费者在线行为意愿影响的理论模型。本研究通过实验设计，问卷收集，多种方法实证分析验证提出的理论模型。AI虚拟主播作为和真人主播完全不同的直播主体，本研究在前人的理论基础上提出了针对这一特殊主体的理论模型。AI虚拟主播作为一种7×24小时的低成本工具，在中国被越来越多的商家采用。然而，与目前中国电商的管理实实践相比，对于AI虚拟主播的研究略显不足。本研究通过实证研究证明了AI虚拟主播是一种有效的营销方式，并且提出了其影响的因素和成功组态。

2）本研究丰富了高度互动环境下AI助手的研究。与AI语音助手相比，AI虚拟主播需要和直播间的所有观众实时互动，为其推荐产品，具有更强的互动性、社会性，并且与用户购买行为直接相关。本研究提出了影响行为意愿的几大关键因素，不仅分析了其净效应，也分析了其组态效应，对于高度互动环境下的AI助手影响机制做出了补充。

3）本研究拓展了元宇宙的相关研究。虚拟人作为元宇宙的“主角”，受到了越来越多关注，本研究聚焦于AI虚拟主播这类虚拟人，为元宇宙中消费者接纳虚拟人的研究提供了见解。

## 5.3 营销启示

本研究对于营销实践有以下三点启示：

1）AI虚拟主播可以作为一种直播主体来采用。当前采用AI虚拟主播的商家主要是大品牌，他们有足够的财力来采用，中小品牌对AI虚拟主播采用较少。本研究研究发现了AI虚拟主播同样可以让消费者产生高的观看意愿和购买意愿，为企业创造效益。意味着观望是否采用AI虚拟主播来进行直播带货的商家可以尝试采用这一新的营销方式来促进产品销售。

2）AI虚拟主播的服务提供商可以选择提高AI虚拟主播的拟人化、新颖性、专业性和互动性。在PLS-SEM的分析中，研究发现五个前因变量都对感知兼容有正向影响，感知新颖、感知专业、感知互动对信任有正向影响。生产商家可以着重通过技术优化这些方面来帮助直播商家更好的销售。并且，fsQCA分析的结果显示，AI虚拟主播在不同的阶段可以有选择性的加强部分的功能。例如，在进入市场初期需要新颖、专业、互动各方面都有所长，而后发展为新颖互动型或外表专业型等形态，最后可以发展为全能成熟型的AI虚拟主播。研究还表明，不是只有外表拟人的才会受到消费者的欢迎，对于外表不是类人的AI虚拟主播也可以发展为新颖智能型。

3）与现有的消费者价值观、购物习惯、购物方式兼容是重中之重。在PLS-SEM的分析中，感知兼容是一个重要的中介变量；在fsQCA分析中，感知兼容在大多数组态中都是核心存在或边缘存在。提升消费者对AI虚拟主播感知兼容是商家未来发展的重点之一。对于少数不理解AI虚拟主播的消费者要通过消费者教育让这种新的直播方式普及。

## 5.4 研究局限与未来展望

本研究存在以下问题需要进一步研究：首先，信任是一个多维度的变量，本研究只选取了其部分维度。未来的研究可以深入探讨对AI虚拟主播的信任机制。其次，本研究存在部分样本未观看过AI虚拟主播。未来研究可以收集更为细致的样本数据。最后，未来可以采用定性研究、大数据分析等多种方法结合来深入分析，还可以采用时序性的fsQCA方法详细探讨消费者采纳AI虚拟主播不同阶段的组态。

# 致谢

一转眼，已经在华中科技大学度过了四年的本科时光。

还记得大一时，参加戴鑫老师的大创项目，当时戴老师用了几个小时来指导我们科研学习的方方面面。戴老师的《社会化媒体营销》是我印象最深的本科课程，我们小组成员一起查找最新的学术文献、企业案例、书籍报纸等资料，小组最终成功完成了三节课备课讲课任务。在同戴老师前往企业调研的过程中，他“穷理以致其知，反躬以践其实”的研究精神让我获益匪浅。桃李不言，下自成蹊，再次衷心感谢戴老师的教诲！

同时由衷感谢班主任常亚平老师，还有管理学院所有授课老师们，遇良师不易，时刻感念师恩！从市场营销、组织间营销、消费者行为学、市场研究等专业基础课，到产品管理、定价管理、渠道管理、销售管理、品牌管理、服务营销、营销工程等专业深入课程，再到战略管理、商业模式、商业伦理、商务谈判等商科课程，各位老师倾囊相授，让我度过了四年充实丰富的本科学习生涯。再次衷心感谢各位老师精彩绝伦的授课！

感谢奶奶、爸爸、妈妈、叔叔、婶婶、姑姑等亲人无私的支持！

感谢营销1801班的同学们，尤其感谢喨喨帮、营销七子、大小姐的校园生活项目组、相约⑨⑧调研组等群聊的成员。写至致谢便想到，毕业一别，不知何时再见！

“满纸荒唐言，一把辛酸泪。”这篇论文虽然拙劣，也是自己辛酸成果，姑且感谢何英豪。

# 参考文献

[1] Appel G, Grewal L, Hadi R, et al. The future of social media in marketing [J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2020, 48(1): 79-95.

[2] Cai J, Wohn D Y, Mittal A, et al. Utilitarian and Hedonic Motivations for Live Streaming Shopping [C] in Hokyoung R. 5th ACM International Conference on Interactive Experiences for TV and Online Video (ACM TVX). Seoul, South Korea: ACM, 2018: 81-88.

[3] Wongkitrungrueng A, Assarut N. The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers [J]. Journal of Business Research, 2020, 117: 543-556.

[4] 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(06): 990-1004.

[5] 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/OL].南开管理评论:1-21.

[6] 朱东红,常亚平.不务正业还是令人钦佩？县长直播带货对购买意愿的影响[J/OL].南开管理评论:1-25.

[7] Chen Y H, Chen M C, Keng C J. Measuring online live streaming of perceived servicescape [J]. Internet Research, 2020, 30(3): 737-762.

[8] 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(5-6): 488-518.

[9] Sun Y, Shao X, Li X, et al. How live streaming influences purchase intentions in social commerce: An IT affordance perspective [J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2019, 37: 1-12.

[10] 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(01): 131-143.

[11] Guo L, Hu X, Lu J, et al. Effects of customer trust on engagement in live streaming commerce: mediating role of swift guanxi [J]. Internet Research, 2021, 31(5): 1718-1744.

[12] Chen H, Zhang S, Shao B, et al. How do interpersonal interaction factors affect buyers' purchase intention in live stream shopping? The mediating effects of swift guanxi [J]. Internet Research, 2021, 32(1): 335-361.

[13] Zhang M, Qin F, Wang G A, et al. The impact of live video streaming on online purchase intention [J]. The Service Industries Journal, 2019, 40(9-10): 656-681.

[14] Clement Addo P, Fang J, Asare A O, et al. Customer engagement and purchase intention in live-streaming digital marketing platforms [J]. The Service Industries Journal, 2021, 41(11-12): 767-786.

[15] 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.

[16] Guo Y, Zhang K, Wang C. Way to success: Understanding top streamer's popularity and influence from the perspective of source characteristics [J]. Journal of Retailing and Consumer Services, 2022, 64: 1-13.

[17] 刘洋, 李琪, 殷猛. 网络直播购物特征对消费者购买行为影响研究 [J]. 软科学, 2020, 34(06): 108-114.

[18] Xu X, Huang D, Shang X. Social presence or physical presence? Determinants of purchasing behaviour in tourism live-streamed shopping [J]. Tourism Management Perspectives, 2021, 40: 1-10.

[19] 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.

[20] Wang L, Wang Z, Wang X, et al. Assessing word-of-mouth reputation of influencers on B2C live streaming platforms: the role of the characteristics of information source [J]. Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics, 2021, ahead-of-print(ahead-of-print).

[21] Russell S J, Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach [M]. NEW JERSEY, USA: Prentice Hall, 1995.

[22] Bawack R E, Fosso Wamba S, Carillo K. Artificial intelligence in practice: Implications for Information Systems research [C] in 25th Americas Conference on Information Systems of the Association-for-Information-Systems( AMCIS) 2019. Cancun, MEXICO: Assoc Informat Syst, 2019.

[23] Rekha A G, Abdulla M S, Asharaf S. Artificial Intelligence Marketing: An application of a novel Lightly Trained Support Vector Data Description [J]. Journal of Information and Optimization Sciences, 2016, 37(5): 681-691.

[24] Overgoor G, Chica M, Rand W, et al. Letting the Computers Take Over: Using AI to Solve Marketing Problems [J]. California management review, 2019, 61(4): 156-185.

[25] 朱国玮, 高文丽, 刘佳惠, 等. 人工智能营销：研究述评与展望 [J]. 外国经济与管理, 2021, 43(07): 86-96.

[26] Mori M, MacDorman K F, Kageki N. The Uncanny Valley [From the Field] [J]. IEEE robotics & automation magazine, 2012, 19(2): 98-100.

[27] 林子筠, 吴琼琳, 才凤艳. 营销领域人工智能研究综述 [J]. 外国经济与管理, 2021, 43(03): 89-106.

[28] Epley N, Waytz A, Cacioppo J T. On Seeing Human: A Three-Factor Theory of Anthropomorphism [J]. Psychological review, 2007, 114(4): 864-886.

[29] Blut M, Wang C, Wünderlich N V, et al. Understanding anthropomorphism in service provision: a meta-analysis of physical robots, chatbots, and other AI [J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2021, 49(4): 632-658.

[30] Novak T P, Hoffman D L. Relationship journeys in the internet of things: a new framework for understanding interactions between consumers and smart objects [J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2018, 47(2): 216-237.

[31] van Pinxteren M M E, Wetzels R W H, Rüger J, et al. Trust in humanoid robots: implications for services marketing [J]. The Journal of services marketing, 2019, 33(4): 507-518.

[32] Kim S Y, Schmitt B H, Thalmann N M. Eliza in the uncanny valley: anthropomorphizing consumer robots increases their perceived warmth but decreases liking [J]. Marketing Letters, 2019, 30(1): 1-12.

[33] Zhu D H, Chang Y P. Robot with humanoid hands cooks food better? [J]. International Journal of Contemporary Hospitality Management, 2020, 32(3): 1367-1383.

[34] Longoni C, Cian L. Artificial Intelligence in Utilitarian vs. Hedonic Contexts: The “Word-of-Machine” Effect. Journal of Marketing, 2022,86(1): 91-108.

[35] Mende M, Scott M L, van Doorn J, et al. Service Robots Rising: How Humanoid Robots Influence Service Experiences and Elicit Compensatory Consumer Responses [J]. Journal of Marketing Research, 2019, 56(4): 535-556.

[36] Crolic C, Thomaz F, Hadi R, et al. Blame the Bot: Anthropomorphism and Anger in Customer–Chatbot Interactions [J]. Journal of Marketing, 2022, 86(1): 132-148.

[37] Davis F D. Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology [J]. Mis Quarterly, 1989, 13(3): 319-340.

[38] Rogers E M. Diffusion of innovations [M]. 4th ed. New York, USA: Simon and Schuster, 2010: 432-448.

[39] Heerink M, Kröse B, Evers V, et al. Assessing Acceptance of Assistive Social Agent Technology by Older Adults: the Almere Model [J]. International Journal of Social Robotics, 2010, 2(4): 361-375.

[40] Wirtz J, Patterson P G, Kunz W H, et al. Brave new world: service robots in the frontline [J]. International journal of service industry management, 2018, 29(5): 907-931.

[41] Gursoy D, Chi O H, Lu L, et al. Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery [J]. International Journal of Information Management, 2019, 49: 157-169.

[42] Garvey A M, Kim T, Duhachek A. Bad News? Send an AI. Good News? Send a Human [J]. Journal of Marketing, 2022, ahead-of-print(ahead-of-print).

[43] Erdogan B Z. Celebrity Endorsement: A Literature Review [J]. Journal of Marketing Management, 1999, 15(4): 291-314.

[44] Cohen J B, Golden E. Informational social influence and product evaluation [J]. Journal of applied psychology, 1972, 56(1): 54-59.

[45] Till B D, Busler M. The Match-Up Hypothesis: Physical Attractiveness, Expertise, and the Role of Fit on Brand Attitude, Purchase Intent and Brand Beliefs [J]. Journal of Advertising, 2000, 29(3): 1-13.

[46] 王忆希, 吴福仲, 王峥. 人工智能新闻主播何以被接受?:新技术与社会行动者的双重视角 [J]. 全球传媒学刊, 2021, 8(04): 86-102.

[47] Alimardani M, Qurashi S. Mind perception of a sociable humanoid robot: a comparison between elderly and young adults[C] in Manuel F S. Iberian Robotics Conference. Porto, Portugal: Springer, Cham, 2019: 96-108.

[48] Mou W, Ruocco M, Zanatto D, et al. When would you trust a robot? a study on trust and theory of mind in human-robot interactions[C] in Silvia R. 2020 29th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN). Naples, Italy: IEEE, 2020: 956-962.

[49] Wells J D, Campbell D E, Valacich J S, et al. The Effect of Perceived Novelty on the Adoption of Information Technology Innovations: A Risk/Reward Perspective [J]. Decision sciences, 2010, 41(4): 813-843.

[50] Adapa S, Fazal-e-Hasan S M, Makam S B, et al. Examining the antecedents and consequences of perceived shopping value through smart retail technology [J]. Journal of Retailing and Consumer Services, 2020, 52: 1-11.

[51] Fazal-e-Hasan S M, Amrollahi A, Mortimer G, et al. A multi-method approach to examining consumer intentions to use smart retail technology [J]. Computers in Human Behavior, 2021, 117: 1-11.

[52] Hu X, Huang Q, Zhong X, et al. The influence of peer characteristics and technical features of a social shopping website on a consumer’s purchase intention [J]. International Journal of Information Management, 2016, 36(6): 1218-1230.

[53] Liu H, Chu H, Huang Q, et al. Enhancing the flow experience of consumers in China through interpersonal interaction in social commerce [J]. Computers in Human Behavior, 2016, 58: 306-314.

[54] Bao H, Li B, Shen J, et al. Repurchase intention in the Chinese e-marketplace: Roles of interactivity, trust and perceived effectiveness of e-commerce institutional mechanisms [J]. Industrial management + data systems, 2016, 116(8): 1759-1778.

[55] Lin H-F. An empirical investigation of mobile banking adoption: The effect of innovation attributes and knowledge-based trust [J]. International Journal of Information Management, 2011, 31(3): 252-260.

[56] Carter L, Belanger F. The utilization of e-government services: citizen trust, innovation and acceptance factors [J]. Information Systems Journal, 2005, 15(1): 5-25.

[57] Ifinedo P. Determinants of students' continuance intention to use blogs to learn: an empirical investigation [J]. Behaviour & information technology, 2018, 37(4): 381-392.

[58] Bartneck C, Kulić D, Croft E, et al. Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots [J]. International Journal of Social Robotics, 2008, 1(1): 71-81.

[59] Chi O H, Jia S, Li Y, et al. Developing a formative scale to measure consumers’ trust toward interaction with artificially intelligent (AI) social robots in service delivery [J]. Computers in Human Behavior, 2021, 118, 1-17.

[60] Ohanian R. Construction and Validation of a Scale to Measure Celebrity Endorsers' Perceived Expertise, Trustworthiness, and Attractiveness [J]. Journal of Advertising, 1990, 19(3): 39-52.

[61] Song J H, Zinkhan G M. Determinants of Perceived Web Site Interactivity [J]. Journal of Marketing, 2008, 72(2): 99-113.

[62] Moore G C, Benbasat I. Development of an Instrument to Measure the Perceptions of Adopting an Information Technology Innovation [J]. Information systems research, 1991, 2(3): 192-222.

[63] Mayer R C, Davis J H, Schoorman F D. An Integrative Model of Organizational Trust [J]. Academy of Management Review, 1995, 20(3): 709-734.

[64] Venkatesh V, Thong J Y L, Xu X. Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology [J]. Mis Quarterly, 2012, 36(1): 157-178.

[65] Dodds W B, Monroe K B, Grewal D. Effects of price, brand, and store information on buyers' product evaluations [J]. Journal of Marketing Research, 1991, 28(3): 307-319.

[66] Ringle C M, Sarstedt M, Straub D W. A Critical Look at the Use of PLS-SEM in MIS Quarterly [J]. Mis Quarterly, 2012, 36(1): III-XIV.

[67] Ringle, Christian M., Sven Wende, and Jan-Michael Becker, 2015. SmartPLS 3. Boenningstedt: SmartPLS GmbH

[68] Sarstedt M, Hair J F, Pick M, et al. Progress in partial least squares structural equation modeling use in marketing research in the last decade [J]. Psychology & Marketing, 2022, 39(5): 1035-1064.

[69] Nunnally J C. Psychometric theory 3E [M]. New York, USA: Tata McGraw-hill education, 1994.

[70] Chin W W. The partial least squares approach to structural equation modeling [J]. Modern methods for business research, 1998, 295(2): 295-336.

[71] Fornell C, Larcker D F. Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error [J]. Journal of Marketing Research, 1981, 18(1): 39.

[72] Henseler J, Ringle C M, Sarstedt M. A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling [J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2015, 43(1): 115-135.

[73] Shmueli G, Sarstedt M, Hair J F, et al. Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict [J]. European Journal of Marketing, 2019, 53(11): 2322-2347.

[74] Hair Jr J F, Hult G T M, Ringle C M, et al. A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)[M]. 3th ed. Los Angeles, USA: Sage publications, 2021.

[75] Zhao X, Lynch J G, Jr., Chen Q. Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis [J]. Journal of Consumer Research, 2010, 37(2): 197-206.

[76] Lalicic L, Weismayer C. Consumers’ reasons and perceived value co-creation of using artificial intelligence-enabled travel service agents [J]. Journal of Business Research, 2021, 129: 891-901.

[77] Ragin C C. Redesigning social inquiry[M]. Chicago, USA: University of Chicago Press, 2009.

[78] 田晓旭, 毕新华, 杨一毫, 等. 政务短视频用户持续参与的影响因素研究 [J]. 情报杂志, 2022, 41(04): 144-151.

[79] Ragin C C. Set relations in social research: Evaluating their consistency and coverage [J]. Political Analysis, 2006, 14(3): 291-310.

[80] 杜运周, 刘秋辰, 程建青. 什么样的营商环境生态产生城市高创业活跃度？——基于制度组态的分析 [J]. 管理世界, 2020, 36(09): 141-155.



**本科毕业设计（论文）任务书**

|  |  |
| --- | --- |
| 题 目 | **AI主播特征对消费者行为意愿的影响研究** |

（任务起止日期：2021年11月2日～2022年6月5日）

|  |  |
| --- | --- |
| 院 系 | **管理学院** |
| 专业班级 | **市场营销1801班** |
| 姓 名 | **何英豪** |
| 学 号 | **U201816379** |
| 指导教师 | **戴鑫** |

教研室（系、所）负责人 2021年 10月28日审查

院（系）负责人 2021年11月2日批准

|  |
| --- |
| 课题内容：  本课题分为文献综述、研究假设与模型、研究设计、数据分析与结果、研究结论与未来展望五个部分的工作。文献综述部分回顾了国内外有关文献；研究假设与模型部分根据前人文献提出了本研究理论模型；研究设计部分说明了本研究的实验设计与问卷收集过程；数据分析与结果部分通过问卷数据验证模型的净效应和探索前因条件的组态效应；研究结论与未来展望部分回顾和总结研究工作。 |
| 课题任务要求：  本研究主要采用文献法、偏最小二乘法结构方程模型、模糊集定性比较方法等多种方法，综合采用SPSS、SmartPLS、fsQCA等统计分析工具来进行计算。 （1）文献法：通过阅读国内外相关领域的前沿文献，了解影响消费者接受AI服务、购买主播推荐产品的因素，为研究虚拟主播准备理论基础。 （2）偏最小二乘法结构方程模型（PLS-SEM）：探讨各因素与观看意愿和购买意愿的净效应，验证理论假设模型。 （3）模糊集定性比较方法（fsQCA）：探讨各前因条件与结果的组态效应，寻找高观看意愿和高购买意愿的组态构型。 |
| 主要参考文献（由指导教师选定）：  Appel G, Grewal L, Hadi R, Stephen A T. The future of social media in marketing[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2020, 48(1): 79-95.  Chen H, Zhang S, Shao B, Gao W, Xu Y. How do interpersonal interaction factors affect buyers' purchase intention in live stream shopping? The mediating effects of swift guanxi[J]. Internet Research, 2021.ahead-of-print(ahead-of-print)  Guo L, Hu X, Lu J, Ma L. Effects of customer trust on engagement in live streaming commerce: mediating role of swift guanxi[J]. Internet Research, 2021, 31(5): 1718-1744.  Gursoy D, Chi O H, Lu L, Nunkoo R. Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery[J]. International Journal of Information Management, 2019, 49: 157-169.  Wells J D, Campbell D E, Valacich J S, Featherman M. The effect of perceived novelty on the adoption of information technology innovations: a risk/reward perspective[J]. Decision Sciences, 2010, 41(4): 813-843.  Wongkitrungrueng A, Assarut N. The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers[J]. Journal of Business Research, 2020, 117: 543-556. |
| 同组设计者：  无 |
| 指导教师签名：  年 月 日 |