

• 研究构想(Conceptual Framework) •

营销数字人对话智能特征的动态加工与神经机制*

裴冠雄¹ 董波¹ 金佳² 孟亮² 张加林^{3,4}

(¹之江实验室智能社会治理实验室, 杭州 311121) (²脑机协同信息行为教育部和上海市重点实验室, 上海外国语大学国际工商管理学院, 上海 201620) (³浙江大学创新创业学院, 杭州 310058) (⁴杭州创业发展促进会, 杭州 310058)

摘要 营销数字人智能对话系统作为数字营销的新型交互入口, 正成为推动消费扩容升级和培育数字经济新场景新业态的重要引擎。然而由于多维对话智能特征的复杂性、多轮交互模式的动态性和双重信任作用剥离的困难性, 使得营销数字人对话智能特征影响消费行为的机理尚待厘清, 阻碍了营销数字人行业的健康发展。本研究基于认知-情感信任理论, 重点关注: (1)多维对话智能特征和多元外在因素交互影响下的消费行为现象; (2)双重信任受到对话智能特征影响后的动态编码心理过程; (3)营销数字人双重信任的认知神经机制; (4)营销数字人对话智能特征优化与应用验证。基于上述研究成果探索数字人智能对话系统赋能应用的有效路径, 促进消费体验优化和企业降本增效。

关键词 营销数字人, 认知-情感信任理论, 智能对话系统, 多维智能特征, 消费行为

分类号 B849: F713.55

1 问题提出

数字经济成为高质量发展的新引擎, 营销数字人智能对话系统在营销新场景、新业态、新模式的培育中发挥了新型人机交互入口的关键作用。面向“人工智能+”行动、国家消费扩容升级需求和新质生产力发展趋势, 营销数字人智能对话系统成为数字技术激活在线新经济和促进电商“虚实融合、以虚强实”的重要抓手。近年来随着生成式预训练大模型的持续赋能, 营销数字人的市场规模迅速扩张, 逐步成为电商直播中降低人工成本、7×24 小时在线服务、吸引流量并塑造品牌形象的利器(Ham et al., 2023; 项典典等, 2025)。

营销数字人智能对话系统具有初期研发投入高和后期边际成本低的显著特征, 早期缺乏科学设计和盲目投资正在阻碍行业健康发展。营销数

字人具有外在虚拟人物形象和内在人机自然交互能力, 以计算机图形学、大语言模型等为技术支撑, 初期技术研发投入较高。后期由于面向不同产品和场景可以低成本复用, 使得边际成本或增量成本降低(Sands et al., 2022)。因此, “开模”就显得至关重要。目前多数主营数字人制作的科技公司只能为电商提供定制化的技术解决方案, 而对于如何科学设计智能对话系统以提升营销效果知之甚少, 造成企业因前景不明朗而减少投入。这引发了恶性循环: 低投入使对话系统质量下降, 降低了消费者的感知信任及购买意愿, 产生了线上流量遇阻、销售转化率低等一系列问题, 使企业投入产出比下滑, 营销数字人行业的健康发展受到阻碍。

要解决上述实际应用中的难题, 需要从营销数字人对话智能特征影响消费行为的机理入手, 探索消费者从信任建立到购买转化的内在逻辑, 从而真正发挥营销数字人的优势, 实现在消费者体验优化、要素高效复用基础上的降本增效和业绩提升。

营销数字人智能对话系统的特点是通过对话

收稿日期: 2025-07-08

* 国家自然科学基金青年科学基金项目(72401263)、浙江省软科学研究计划项目[2025C25080(SYS)]。

通信作者: 董波, E-mail: dongb@zhejianglab.org

形象智能、逻辑智能和情感智能的多维特征开展拟人化自然交互式营销,影响消费者的双重信任(认知信任和情感信任)并最终作用于消费行为(Agnihotri et al., 2025; Chaihanchai et al., 2024)。研究人员通过现象刻画和内在机制剖析来弥合智能对话系统设计与效果预期兑现之间的鸿沟,开展了大量卓有成效的工作,但仍然存在以下问题:(1)针对多维对话智能特征与外在因素多元交互作用于消费行为的研究尚处于起步阶段,缺乏系统性、全局性的现象刻画和关键要素识别分析;(2)目前对于数字人信任的研究多是采用静态视角,未能考虑实际场景中多轮对话的信任动态变化过程;(3)由于信任感知具有主观性和内隐性,通过消费者自我报告较难区分认知信任和情感信任,目前缺乏有效的手段剥离双重信任的不同作用模式。

针对上述研究中面临的多维要素复杂、动态量化建模难度大、双重信任作用难以剥离等研究瓶颈,本研究拟基于认知-情感信任理论,采用大数据实证分析、贝叶斯决策建模、神经科学实验等多方法融合,刻画多维对话智能特征和多元外在因素交互影响下的消费行为现象,揭示双重信任受到对话智能特征影响后的动态编码心理过程,剥离人机对话情境下认知信任和情感信任发挥作用的差异化内在机制,基于上述研究成果探索数字人智能对话系统赋能应用的有效路径,促进消费体验优化和企业降本增效。

2 研究现状与评述

2.1 营销数字人智能对话系统影响消费行为的现象研究

营销数字人智能对话系统是指以生成式人工智能、计算机图形学等为核心驱动,以数字形式存在于线上营销场景中,具有拟人互动交流和建立情感关系能力的智能系统,也被称为营销虚拟形象对话系统、营销虚拟人智能对话系统、营销虚拟主播等(Silva & Bonetti, 2021; 张紫琼等, 2025)。营销数字人最典型的特征之一是拟人化的外观,其形象智能主要基于计算机图形学建模、物理仿真和渲染技术,并能够呈现数字动态效果,包括面部驱动、身体驱动、多风格换装等。由于形象智能的外在直观性,它被认为是数字人智能水平的直接标志(Kim et al., 2025)。研究表明,形

象智能特征有助于凸显企业的创新性(Lim & Lee, 2023),增强权威性感知(Gao et al., 2025),提升初始信任与互动的内在动机(Chattaraman et al., 2014; Silva & Bonetti, 2021),增加对消费者的吸引力和交互内容的说服力,使人们更倾向于采纳推荐产品(Khan & Sutcliffe, 2014; Yang et al., 2023)。对话形象智能设计一直以来是电商平台聚焦的重点,通过时尚元素的运用和高清的视觉呈现使得数字人栩栩如生,以引导客户流量、吸引年轻群体消费并提升产品营销效果。

数字人的对话能力是人类对话能力的一种学习和投射,是最符合人类自然语言特点和类社交的互动方式(Willems et al., 2017)。对话逻辑智能主要通过自然语言理解和生成技术,使数字人能够理解消费者意图,并具备对话文本可控生成和与之匹配的语音口型生成能力。对话逻辑智能使得数字人在消费者提问或表达观点后,能够快速并有针对性地做出回应,增加了用户的新鲜感和体验感,被认为是在线营销中对消费者产生影响力的重要工具,正在重构线上营销的信息获取与人机交互方式(Shen & Wang, 2023)。通过大语言模型、多模态分析等技术应用,数字人的对话逻辑智能已经具备了较高的准确性和稳定性。这种由技术进步带来的人机-人际互动方式趋同,支持了“计算机是社会行为者”理论框架(Computers Are Social Actors, CASA) (Campbell & Farrell, 2020; M. Miao et al., 2022; Shen & Wang, 2023)。能够准确与个体交互并进行价值观对齐的数字人,不仅可以有效提升营销体验,而且有助于降低电商直播的人工运营成本(Grewal et al., 2020; Shen & Wang, 2023; Silva & Bonetti, 2021)。但与此同时,营销数字人逻辑智能的鲁棒性没有得到足够重视。在辅助驾驶、老人护理、医疗规划等领域,数字人的鲁棒性直接关系到生命安全,因此有着严格的智能标准。相较而言,营销领域数字人的容错率较高,这可能显著负面影响消费者的感知信任水平,进而改变对品牌的忠诚度和对产品的购买行为(Gillath et al., 2021),应该加强对逻辑智能特征的科学设计和运用。

对话情感智能主要运用情感计算技术,赋予数字人感知、识别、理解个体情感并通过情感文本生成、情感语音合成和表情生成等做出共情反馈(Llanes-Jurado et al., 2024)。数字人主播与自然

人主播的最大差异体现在情感能力方面。数字人普遍被认为缺乏同理心,这来源于机器“冷酷无情”的刻板印象(Luo et al., 2019)。情感智能特征是使数字人更接近人类智能的关键进阶(Huang & Rust, 2018)。情感智能特征的科学运用,有助于提高数字人对消费者情绪感知的敏感性,增强个性化服务并减少客户投诉(Puntoni et al., 2021),显著提升客户忠诚度(Prentice & Nguyen, 2020),增强信任度、响应概率和披露信息量(Xu et al., 2024)。尽管学术界和业界都对情感智能的技术前景和营销应用表现出极大的兴趣,但是目前尚缺乏针对对话情感智能特征的系统性研究。研究语言行为这一情感信息的重要载体,对填补该领域的研究空白具有重要意义。

营销数字人的多维对话智能特征和多元外在因素共同构成了相互关联的影响网络。目前研究已开始关注不同特征之间、特征与外在因素之间交互作用对消费行为的影响。研究发现,形象-逻辑智能的类人线索会引发用户更高的社会期望,对于任务型对话的逻辑性要求显著提高(Li & Lan, 2022; Prakash & Rogers, 2015)。此外,形象-情感智能的匹配度直接影响交互自然性,匹配失衡会被认为违背社会互动规范,易导致疏离感(Crolic et al., 2022; Vuong et al., 2024)。也有研究从线索一致性理论出发,认为需要考虑产品类型与智能特征之间的契合度(Guo et al., 2024; Li et al., 2023; F. Miao et al., 2022)。例如,在推广享乐型产品时,过多引导评论、分享等复杂的逻辑性对话是无效甚至有害的;此时,强化点赞、关注等情感对话是更明智的选择(Guo et al., 2024)。也有研究发现,相较于体验类产品,数字人形象智能特征对于提升搜索类产品和低卷入度产品的吸引力和销售业绩更加有效(Park et al., 2024; Song et al., 2024)。需要注意的是,Z世代逐渐步入职场且购买力逐步提升,他们的生活、社交和消费呈现出明显的“数字化”和“虚拟化”态势,单纯的产品功能价值已无法满足消费者的多样需求,而产品附加的情感价值体验和对品牌的信任成为Z世代客群购买决策的重要影响因素(Angmo & Mahajan, 2024; Duffett, 2020)。因此,消费者画像分析至关重要,不同客群的内在需求、产品偏好和价值取向存在差异,会对对话智能特征产生不同的响应机制。

综上所述,营销数字人智能对话系统正在成

为电商 3.0 打造品牌美誉度、提升销售效果的重要工具,具有巨大的市场潜力和商业价值。但现有文献不足以解释哪些营销数字人的对话智能特征与数字环境因素会对消费行为产生影响,且对于对话逻辑和情感智能特征等数字人的内在能力特征关注明显不足,对于“智能特征-产品特征-场景特征-消费者特征”多要素共同作用于消费行为的研究比较缺乏,需要从全面和系统的视角对营销数字人影响消费行为的现象进行刻画,以顺应营销数字人对话情境精细化、拟人化和复杂化的发展趋势(张紫琼 等, 2025)。基于此,本研究拟通过挖掘和分析营销数字人直播平台历史数据,利用面板向量自回归模型的多变量分析能力,系统分析多维智能特征和多元外在因素对消费者信任和消费行为的影响,刻画多维异构要素交互影响下的消费现象,并重点关注多维对话智能特征的差异化作用。

2.2 营销数字人对话的双重信任加工研究

消费者信任被认为是数字人发展和普及的关键先决条件(Afroogh et al., 2024; Glikson & Woolley, 2020)。信任是管理学领域的一个基本概念,最初是作为组织管理和人际关系中的一个重要结构进行研究,目前已经扩展到人工智能和人机交互领域。本研究沿用 Rousseau 等(1998)提出的经典定义:信任是一种心理状态,是指一方基于对关系中另外一方意图或行为的正面期望而愿意承担损失的倾向。个体越愿意承担数字人可能带来的损害,则显示出对数字人更大的信任。认知-情感信任理论认为,信任源于一种谨慎、理性的思考模式(基于认知),以及来源于对数字人感受、本能和直觉的审视(基于情感),认知信任和情感信任共同构成总体信任(Lewis & Weigert, 1985)。在人机共生社会,数字人智能对话系统的设计需要考虑与人类建立双重信任关系,以提升智能化服务的采用和接受程度。

信任的认知途径依托于理性思考和知识体系,并主要用于对数字人对话逻辑智能的评估(有用性、可靠性、稳定性、风险可预测性等),这是一种对数字人性能和完成任务能力的理性评估过程(Glikson & Woolley, 2020; Hopko & Mehta, 2024)。由于近年来以 Transformer 神经网络架构等为代表的预训练模型性能不断跃升,人们对 AI 对话逻辑智能表现出更高的期待和依赖(Afroogh et al.,

2024; Klingbeil et al., 2024)。特别是对于涉及复杂计算的任务,人们更倾向于相信数字人。例如在国际象棋任务中,人类更加信任机器队友所提出的建议(Zhang et al., 2023)。这与 MABA-HABA (“机器更擅长 vs. 人类更擅长”)框架一致,该框架表明在智能计算等领域 AI 比人类更有优势,更容易获取人类的信任(Castelo et al., 2023; De Ruyter et al., 2022)。

信任的情感途径源于个体加工外界信息时伴随的情感反应,主要用于对数字人对话情感智能的评估,并与偏好、归属、忠诚等感性体验或消费行为紧密关联(Glikson & Woolley, 2020)。人际情感动力学的研究表明,互动各方的情感以循环和互惠的方式相互影响,创造这种情感循环的关键机制是共同的情感理解、情感传染和情感联系中的安全感(Hopko & Mehta, 2024; Hortensius & Wiese, 2023),人类这种社交习惯已被证实可以映射到自然人与数字人的交互机制方面。相比于与人类交流,人们更愿意向机器披露个人的敏感信息,同时,机器共情能力可以增加人工智能建议的接受程度和信任程度(Pelau et al., 2021),也有助于对逻辑智能特征和形象智能特征所带来的信任问题进行修复,因此情感智能特征被认为是一种信任挽回的重要策略(Kox et al., 2021; Lin et al., 2021)。情感智能的运用增加了人们对机器犯错的宽容度,甚至犯错的机器人比完美的机器人更受欢迎,因为人们普遍认为这种机器人更加“可爱”(Mirnig et al., 2017)。因此,数字人对话情感智能特征的运用,有助于人机和谐交互环境的营造和信任感、亲和力、宜人性的提升,增强消费者粘滞度和忠诚度,进而提升对产品的喜爱程度并影响消费行为(张紫琼等, 2025)。但也有研究认为人类的感性本能很有可能被理性认知抑制(Porra et al., 2020),因此这两者之间的关系值得进一步探讨。

综上所述,营销数字人能够成功发挥作用的关键在于消费者的信任,人类对数字人的不信任是阻碍营销效果提升的关键因素。目前关于数字人对话智能特征的研究多采用结构分析范式,而采用过程追踪范式的研究相对有限。由于人类与数字人的真实互动是多轮双向的,而现有研究多数是基于单轮交互的考察或是静态视角的考察,缺乏多轮对话过程中的信任动态编码的心理过程

探究。针对上述问题,本研究拟采用过程追踪范式,基于贝叶斯决策模型对信任水平进行动态模拟,建立消费者双重信任编码的过程模型,并探究不同对话智能特征的差异化心理过程影响,为模型比较和验证提供更为丰富的证据,并提升理论建构深度。

2.3 人机对话双重信任的神经机制研究

在信任内在机制研究中,认知神经科学取向占有重要地位,有助于同步追踪个体反应并有效区分认知信任和情感信任的不同作用模式。随着脑成像技术的发展,信任加工的大脑分布逐步清晰。具体而言,认知信任相关脑区包括腹内侧前额叶、前内侧前额叶、前扣带回和纹状体等(Bellucci et al., 2017; Casado-Aranda et al., 2019; Haas et al., 2015; Wu et al., 2021),上述脑区广泛参与社会评价、互动推理和认知调控,进而介导了认知信任的托付与互惠过程。情感信任相关的脑区主要包括杏仁核、脑岛、尾状核等(Koscik & Tranel, 2011; Sato et al., 2019),上述脑区广泛参与情感体验、奖赏加工和风险感知,进而介导了情感信任的依赖与仁慈过程。

信任作为高级心理过程,其神经机制不仅涉及独立脑区激活,还依赖于脑网络的动态作用。脑网络的系统观点认为,信任主要源于认知系统和情感系统的作用(Bressler & Menon, 2010; 陈瀛等, 2020)。信任认知系统是指在人机信任建立过程中,由不确定性驱使个体采取可靠的策略来评估数字人的可信度,从而保证人机交互的正常进行。其在大脑中的映射形式是中央执行网络(central-executive network, CEN)和默认网络(default-mode network, DMN)。中央执行网络作为信任的认知控制系统负责决定在信任过程中的策略选用,这一过程需要个体对数字人对话智能特征进行判断,根据对话过程中的可得性线索,经过严谨逻辑分析和精细计算推理,最终进行信任决策。因此该过程是基于计算、纯理性的思维过程(陈瀛等, 2020; Sherman et al., 2014)。默认网络主要用于对所信任对象的评估,主要是从数字人的拟人性和社会性出发,在类人交互过程中被激活(Bressler & Menon, 2010)。信任情感系统是指人机交互中涉及感受、情绪和情感反应的个性单元,个体对信任信息加工时会伴随情绪性感知并产生对应的情感体验。信任情感系统在大脑中的映射

形式是显著网络(salience network, SAN), 这可能源于对话情感智能特征和潜在风险的评估。积极交互体验会产生积极情感, 并促使个体更倾向于信任数字人; 消极交互体验会诱发消极情感, 并使个体在后续对话中表现出不信任(陈瀛 等, 2020; Menon, 2023)。

综上所述, 现有研究已经证实了认知神经方法在信任等内隐变量观测中的优势, 但忽视了脑网络在剥离认知信任和情感信任作用中的潜在价值。对于形象智能特征、逻辑智能特征和情感智能特征诱发的针对数字人信任的大脑空间映射及可能引发的消费行为结果, 通过脑网络的方法可以对作用机制进行全局性描述和系统性分析, 比独立脑区激活研究更加科学有效, 并在神经层面形成包含认知信任和情感信任不同作用模式的理论模型。因此, 本研究基于认知信任和情感信任的研究基础, 结合不同智能特征诱发的信任大脑空间映射差异性, 剥离智能特征对认知信任和情感信任的不同作用模式, 以及对消费行为的差异化影响。

3 研究构想

本研究从营销数字人行业健康发展的实际需求和营销数字人智能对话系统的应用难题出发, 基于认知-情感信任理论, 按照“实证大数据分析行为现象-计算建模心理过程-神经指标反映内在机制-田野实验验证研究结论”的思路设计研究内容。

研究框架如图 1 所示, 具体而言, 首先运用大数据实证分析方法研究多维智能特征和多元外在因素影响消费者信任和消费行为的现象, 重点关注不同智能特征的差异化作用(研究 1); 其次, 通过多轮对话行为实验和贝叶斯决策模型对信任水平进行动态模拟, 建立消费者双重信任编码的过程模型(研究 2); 随后, 从神经科学视角剥离人机对话情境下双重信任作用的不同内在机制, 构建双重信任脑网络模型(研究 3); 最后通过田野实验探索对话系统优化设计和营销效果提升的有效路径(研究 4)。以下具体阐述 4 项研究内容。

3.1 营销数字人智能对话系统影响个体信任和消费行为的现象研究

研究 1 从行为现象层面, 立足“智能特征-产

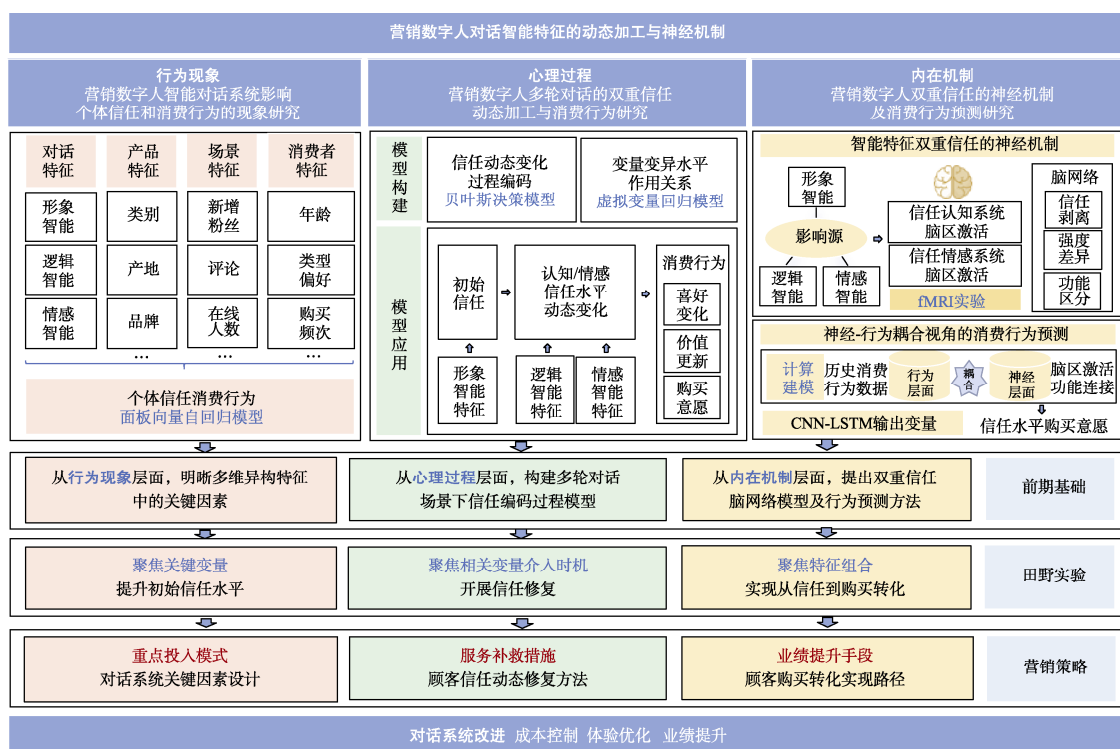


图 1 研究框架图

品特征-场景特征-消费者特征”的全局视角,开展直播平台历史数据挖掘和分析。旨在探索营销数字人与消费者对话过程中的多维智能特征和多元外在因素对消费者信任和消费行为的影响。研究拟通过合作的科技公司获取脱敏后的数字人直播平台数据,包括数字人直播视频、对话内容、亲密度任务完成情况、UV 价值¹、转化率、观看人数变化等,同时纳入消费者人口统计变量与消费偏好标签(如产品类型偏好、购买频次),用于系统全面地反映数字人的多维智能特征、多元外在因素及消费者异质性之间的关系,为准确刻画消费行为现象提供数据支撑。

本研究的分析思路包括:(1)特征提取:综合运用语音识别、文本挖掘、对比学习、计量经济学工具等,开展数字人外观、对话文本、情感表情等多模态数据转换与特征提取。(2)面板向量自回归模型:分析数字人直播过程中的对话智能特征、产品属性特征、场景属性特征、消费者属性特征与消费者信任、消费行为的复杂互动机制,深入探究不同对话智能特征的差异化影响。

对本研究结果的预期如下:

命题 1.1: 对话形象智能水平的提升(数字人外观精细度、动作驱动流畅度),会使消费者初始信任的水平增高。

命题 1.2: 对话逻辑智能特征水平的提升(对话文本生成准确性),会增加消费者信任及功能型产品的购买意愿。

命题 1.3: 对话情感智能特征水平的提升(情感文本质量、情感语音匹配度、情感表情颗粒度),会增加消费者信任和享乐型产品的购买意愿,加速消费者的购买决策。

命题 1.4: 对话形象-逻辑智能特征、对话形象-情感智能特征的匹配性,会显著影响信任水平的变化程度。

命题 1.5: 产品特征、场景特征、消费者特征等多元外在因素,会显著调节对话智能特征对消费者购买意愿的影响。

3.2 营销数字人多轮对话的双重信任动态加工与消费行为研究

研究 2 从心理过程层面,揭示营销数字人多

维对话智能特征对消费行为影响的动态过程。在人机交互的过程中消费者对数字人的双重信任水平呈现动态变化,随着与数字人开展对话的轮次增加,消费者会不断调整和校准数字人信任评估,并最终影响个体产品喜好、价值评估和购买意愿。本研究拟通过行为实验模拟营销数字人与消费者的对话过程,将被试随机分配到两种不同场景的数字人直播间(普通对话场景和情感对话场景),每种场景下采用 3 (逻辑智能: 高/中/低) × 2 (形象智能: 高 vs. 低) 的实验设计,每种场景下的直播间中,数字人完成多个产品的介绍,每个产品介绍包含多次交互。每次交互后,被试均报告了他们对数字人的信任度评估结果。被试在预实验阶段和每个产品介绍完成后,分别对主观喜好、主观价值、购买意愿进行评估。

本研究的分析思路包括:(1)虚拟变量回归模型:通过多维智能特征差异、信任水平变化、消费行为变化等的虚拟变量回归,探究多维智能特征对信任水平动态变化的作用,以及对最终消费行为的影响。(2)贝叶斯决策模型:在不同特征影响的条件下分别构建多轮对话场景下基于数字人多维智能特征的消费者信任编码过程模型。采用 Beta 分布对个体感知信任水平随时间变化的进程进行建模,通过最大后验估计和最大似然估计法计算模型参数。(3)广义加性模型:探索将智能水平视为有序连续变量的离散化表现,通过其平滑函数,揭示智能水平与信任度之间是否存在饱和效应或倒 U 型曲线等复杂关系。

对本研究结果的预期如下:

命题 2.1: 在多轮对话过程中,消费者对营销数字人的双重信任水平呈现动态变化,且随着对话轮次增加逐渐趋于稳定。

命题 2.2: 数字人对话智能特征的负面表现比正面表现对消费者信任的影响更大,且这种影响差异在对话初期更为显著。

命题 2.3: 不同对话智能特征对消费者双重信任的动态变化路径存在差异。对话形象智能特征主要影响信任的初始锚点,对话逻辑智能特征主要影响信任的波动幅度,对话情感智能特征主要影响信任的动态调整频率。

命题 2.4: 消费者信任水平的动态变化能够显著预测消费行为结果。

¹ UV 价值=销售额/访客数,指单个独立访客在直播平台所产生的价值。

3.3 营销数字人双重信任的神经机制及消费行为预测研究

研究3从内在机制层面,利用神经科学方法在内隐变量测量和双重信任剥离方面的优势,采用功能磁共振成像(fMRI)技术,观测被试在数字人形象智能特征、逻辑智能特征和情感智能特征不同水平作用下,个体信任认知系统、信任情感系统相关脑区激活和脑功能网络情况,构建认知-情感信任脑网络模型。通过双重信任作用剥离、激活强度差异评估和有效功能路径区分,明晰多维智能特征影响双重信任的内在机制。本研究拟通过神经科学实验开展研究,让具有营销数字人直播平台购买经历的被试从第三方视角观看营销数字人与消费者的对话过程视频,采用3(智能类型:形象智能、逻辑智能、情感智能) $\times$ 2(智能水平:高 vs. 低)的实验设计。在每个实验试次中,首先被试对所呈现的产品进行购买意愿评分,产品均为大学生经常购买的产品。随后,呈现营销数字人直播间的录像视频,视频时长为30秒。形象智能通过数字人外观精细度和动作流畅度设置高低水平;逻辑智能通过数字人的回答准确性设置高低水平;情感智能通过情感文本质量、情感语音匹配度和情感表情颗粒度设置高低水平。观看产品推荐视频后,被试对信任水平和购买意愿进行评分。

本研究的分析思路包括:(1)GLM分析。本研究将基于一般线性模型分析(General Linear Model Analysis)观测与信任编码相关的大脑区域活动,并进行组间比较。利用基于Matlab平台的神经成像分析软件SPM(Statistical Parametric Mapping)对采集到的血氧依赖的核磁数据和事件进行线性建模,并通过xjView插件进行结果呈现。(2)MVPA方法。本研究将基于多体素模式分析(MVPA)方法及扩展的统一结构方程模型(euSEM),研究对话智能特征处理的脑激活模式和脑网络机制,构造各刺激条件对应的有效连接脑网络,以分析大脑中广泛互连的大脑区域集合之间的相互作用及在双重信任感知中发挥的关键功能。(3)CNN-LSTM消费行为预测模型。首先使用卷积神经网络CNN从个体历史消费数据、行为数据和脑网络数据中自动抽取高影响力的特征,然后通过长短期记忆神经网络LSTM建立时间序列预测模型,最后通过全连接层输出模型预测结果。

对本研究结果的预期如下:

命题3.1:数字人逻辑智能特征主要激活认知信任相关脑区(如腹内侧前额叶皮层、背外侧前额叶皮层等),而情感智能特征主要激活情感信任相关脑区(如杏仁核、脑岛等)。

命题3.2:信任认知系统(CEN、DMN)广泛参与了数字人逻辑智能特征加工,信任情感系统(SAN)广泛参与了数字人情感智能特征加工。

命题3.3:融合神经数据(如脑区激活强度、双重信任剥离、脑区间有效功能连接等)、行为数据(如信任水平评分、购买意愿评分等)和历史消费数据构建的CNN-LSTM消费行为预测模型,比单模态模型具有更高的准确率。

3.4 营销数字人对话智能特征优化与营销策略研究

研究4从实际应用层面,将前述研究中“行为现象-心理过程-内在机制”的主要结论在实际场景中运用,拟通过田野实验评估实际效果,不断优化对话系统设计,实现企业投入产出比和消费者购物体验的提升。本研究面向全过程管理,包括早期的第一印象构建、中期的信任动态维护和晚期的信任-购买转化,并在实验中设置消费者分组(如Z世代 vs. 非Z世代、消费者高卷入度 vs. 低卷入度等)以考察客群差异对营销策略响应的影响,拟开展三项子实验,(1)聚焦关键变量(早期):基于多维异构特征的差异化作用,通过关键变量的不同水平变化,观测销售效果并进行统计分析。旨在引导企业“抓住关键少数”,通过对关键变量的重点投入和高效复用,实现降本增效。(2)聚焦相关变量介入时机(中期):根据信任水平的动态变化规律,通过对话情感智能特征不同介入时机的变化,观测销售效果并进行统计分析。旨在引导企业开展服务补救和信任修复,提升消费者的购物体验。(3)聚焦特征组合(晚期):根据消费行为预测模型的组合调优结论,聚焦特征组合的不同方式,观测销售效果并进行统计分析。本研究旨在促进消费者从信任到购买的转化,在消费者体验优化、要素高效复用基础上实现降本增效和业绩提升。

本研究主要采用田野实验,基于A/B测试(A/B test)和多变量测试(multivariate test),聚焦关键变量不同水平、相关变量介入时间和特征组合方式,观测销售效果(如UV价值、转化率、成交

额等)并进行差异化统计分析,验证理论成果的有效性。

对本研究结果的预期如下:

命题 4.1: 在实际营销场景中,基于关键变量的优化设计能够显著提升企业投入产出比。

命题 4.2: 根据信任水平动态变化规律调整对话情感智能特征的介入时机,能够有效提升消费者的信任水平和购物体验。

命题 4.3: 依据特征组合调优,能够显著提高消费者的购买意愿和实际购买行为,实现信任到购买的转化。

4 理论建构与实践启示

4.1 理论贡献

本研究在选题上具有前沿性,对现存文献有一定的贡献。第一,在行为现象方面,本研究拓展了当前文献对营销数字人对话智能特征影响消费行为的全局性认识。大语言模型技术发展为数字人重塑销售场景下的人机交互模式带来了契机,研究发现在线消费行为会受到数字人的对话形象智能特征、对话逻辑智能特征、对话情感智能特征、与产品的匹配度、直播场景氛围等多方面的影响,这种影响存在交互性,特征之间的不匹配可能减少消费者购买行为(Crolic et al., 2022; Guo et al., 2024; Li & Lan, 2022; Park et al., 2024; Prakash & Rogers, 2015; Vuong et al., 2024),但针对多维对话智能特征与外在因素多元交互作用于消费行为的研究尚处于起步阶段,缺乏系统性、全局性的现象刻画和关键要素识别分析(张紫琼等, 2025)。在营销数字人直播平台中,“智能特征-产品特征-场景特征-消费者特征”多要素共同作用于消费行为的对话情境非常普遍,需要从全面和系统的视角对营销数字人影响消费行为的现象进行刻画,以顺应营销数字人对话情境精细化、拟人化和复杂化的发展趋势。本研究拟运用面板向量自回归模型等方法,刻画多维异构要素交互影响和不同对话智能特征差异化影响消费行为的现象,有助于形成全局性认识并剥离重要影响因素。形象智能特征对第一印象起到决定性作用,决定了初始信任水平;对于实用型产品,逻辑智能特征对于购买决策会起到关键作用;对于享乐型产品,情感智能特征对于购买决策会起到关键作用;对话智能特征间的一致性会对信任变化产

生关键影响。

第二,在心理过程方面,本研究创新性地提出了营销数字人多轮对话的信任动态加工框架。感知信任是影响消费者-数字人交互生态并影响营销效果的重要因素(Akhtar et al., 2024; Kim & Park, 2024; Strohmman et al., 2023)。目前对于数字人对话情境的感知信任研究,多数是基于单轮交互的考察或是静态视角的考察,而自然人与数字人的真实互动具有多轮双向的特点,人-机信任建立是一个不断动态调整的校准过程,信任程度会随着时间的推移而产生变化,并最终稳定下来(Guo & Yang, 2021; Mehrotra et al., 2024)。由于缺乏信任编码的过程追踪研究,因此目前针对数字人对话智能特征影响消费行为的研究缺乏过程化理解。相较于以往的结构分析范式,本研究拟采用过程追踪范式,基于贝叶斯决策建模方法,利用Beta分布整合人机交互信任动力学的三个假设,即当前信任受前一时刻信任的影响(连续性)、负面表现比正面表现影响更大(负面偏差)、信任水平在重复交互中趋于稳定(趋稳性)(Guo & Yang, 2021; Yang et al., 2022; Yang et al., 2023),构建信任水平的心理过程编码模型,有助于解释人机交互行为背后的心理过程并提升理论建构的深度,并为人机信任领域分歧性结论的比较和验证提供更为丰富的证据。

第三,在内在机制方面,本研究系统揭示了营销数字人双重信任的神经机制。根据认知-情感信任理论,消费者信任包括认知信任(cognitive trust)和情感信任(affective trust)两个方面,不同对话智能特征对双重信任具有差异化的作用模式,进而会对消费行为产生不同影响。但由于信任感知具有主观性和内隐性,通过消费者自我报告较难区分认知信任和情感信任。神经营销学方法在内隐变量观测中具有显著的优势(Solnais et al., 2013),本研究拟运用fMRI作为双重信任神经机制表征和消费行为研究的工具,基于信任认知系统和信任情感系统的研究基础,通过双重信任作用剥离、激活强度差异评估和有效功能路径区分,构建双重信任脑网络模型。在此基础上,本研究拟将脑区激活强度、双重信任剥离、脑区间有效功能连接等神经数据,以及行为数据、历史消费数据等作为输入变量,将信任水平和购买意愿作为输出变量,基于卷积神经网络CNN和长短期记

忆神经网络 LSTM 组合的深度学习方法, 构建营销数字人对话情境下的消费行为预测模型, 并通过 k-fold 交叉验证的方法进行模型训练和验证, 在提高预测准确率的同时避免过拟合。

4.2 实践启示

本研究通过数字人智能对话特征与消费行为之间关系的深入研究, 有助于为对话系统的科学设计提供参考, 在消费者体验优化、要素高效复用基础上实现降本增效和业绩提升, 促进数字人行业健康发展。首先, 本研究对数字人对话智能特征影响消费行为背后的心理过程和内在机制研究, 有助于引导企业以消费者真实感受为核心, 更好地理解数字人智能对话系统设计的基本逻辑和消费行为产生的内在原因; 从“技术导向”转变为“价值导向”, 加深从“能做什么”到“应该做什么”的理解和思考, 构建和谐人机交互环境, 最终实现消费者的体验优化。其次, 数字人对话智能应用是大势所趋, 根据营销数字人智能对话系统初期研发投入高和后期边际成本低的显著特征, 本研究有助于指导企业在早期实现系统的科学设计和论证, 增强效果预期的确定性, 降低大规模投入的兑现风险; 同时有助于指导对话系统全过程管理优化, 充分发挥数字要素高效复用和人工成本节约的优势, 最终促进企业的降本增效和业绩提升。

参考文献

- 陈瀛, 徐敏霞, 汪新建. (2020). 信任的认知神经网络模型. *心理科学进展*, 28(5), 800–809.
- 项典典, 尹雨乐, 葛梦琦, 王子涵. (2025). 自建 IP 还是合作 IP: 虚拟影响者代言人选择策略对消费者融入的影响. *心理科学进展*, 33(6), 965–983.
- 张紫琼, 吴玉婵, 叶强, 吴少辉. (2025). 数字人营销: 理论框架、研究进展与未来方向. *中国管理科学*, 33(1), 259–272.
- Afroogh, S., Akbari, A., Malone, E., Kargar, M., & Alambeigi, H. (2024). Trust in AI: Progress, challenges, and future directions. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1–30.
- Agnihotri, D., Chaturvedi, P., & Tripathi, V. (2025). “Virtual bonds and actual transactions”: Investigating the impact of virtual influencers' credibility on buying behavior through virtual engagement. *Journal of Communication Management*, 29(1), 35–52.
- Akhtar, N., Hameed, Z., Islam, T., Pant, M. K., Sharma, A., Rather, R. A., & Kuzior, A. (2024). Avatars of influence: Understanding how virtual influencers trigger consumer engagement on online booking platforms. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103742.
- Angmo, P., & Mahajan, R. (2024). Virtual influencer marketing: A study of millennials and gen Z consumer behaviour. *Qualitative Market Research: An International Journal*, 27(2), 280–300.
- Bellucci, G., Chernyak, S. V., Goodyear, K., Eickhoff, S. B., & Krueger, F. (2017). Neural signatures of trust in reciprocity: A coordinate - based meta - analysis. *Human Brain Mapping*, 38(3), 1233–1248.
- Bressler, S. L., & Menon, V. (2010). Large-scale brain networks in cognition: Emerging methods and principles. *Trends in Cognitive Sciences*, 14(6), 277–290.
- Campbell, C., & Farrell, J. R. (2020). More than meets the eye: The functional components underlying influencer marketing. *Business Horizons*, 63(4), 469–479.
- Casado-Aranda, L. -A., Dimoka, A., & Sánchez-Fernández, J. (2019). Consumer processing of online trust signals: A neuroimaging study. *Journal of Interactive Marketing*, 47(1), 159–180.
- Castelo, N., Boegershausen, J., Hildebrand, C., & Henkel, A. P. (2023). Understanding and improving consumer reactions to service bots. *Journal of Consumer Research*, 50(4), 848–863.
- Chaihanchai, P., Anantachart, S., & Ruangthanakorn, N. (2024). Unlocking the persuasive power of virtual influencer on brand trust and purchase intention: A parallel mediation of source credibility. *Journal of Marketing Communications*, 1–23.
- Chattaraman, V., Kwon, W. -S., E. Gilbert, J., & Li, Y. (2014). Virtual shopping agents: Persona effects for older users. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 8(2), 144–162.
- Crolic, C., Thomaz, F., Hadi, R., & Stephen, A. T. (2022). Blame the bot: Anthropomorphism and anger in customer–chatbot interactions. *Journal of Marketing*, 86(1), 132–148.
- De Ruyter, K., Keeling, D. I., Plangger, K., Montecchi, M., Scott, M. L., & Dahl, D. W. (2022). Reimagining marketing strategy: Driving the debate on grand challenges. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 50(1), 13–21.
- Duffett, R. (2020). The YouTube marketing communication effect on cognitive, affective and behavioural attitudes among Generation Z consumers. *Sustainability*, 12(12), 5075.
- Gao, B., Yan, J., & Zhong, R. (2025). How digital teacher appearance anthropomorphism impacts digital learning satisfaction and intention to use: Interaction with knowledge type. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 18, 438–457.
- Gillath, O., Ai, T., Branicky, M. S., Keshmiri, S., Davison, R. B., & Spaulding, R. (2021). Attachment and trust in artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, 115, 106607.

- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660.
- Grewal, D., Kroschke, M., Mende, M., Roggeveen, A. L., & Scott, M. L. (2020). Frontline cyborgs at your service: How human enhancement technologies affect customer experiences in retail, sales, and service settings. *Journal of Interactive Marketing*, 51(1), 9–25.
- Guo, Y., & Yang, X. J. (2021). Modeling and predicting trust dynamics in human–robot teaming: A Bayesian inference approach. *International Journal of Social Robotics*, 13(8), 1899–1909.
- Guo, Y., Zhang, Y., Goh, K. -Y., & Peng, X. (2024). Can social technologies drive purchases in e-commerce live streaming? An empirical study of broadcasters' cognitive and affective social call-to-actions. *Production and Operations Management*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4850732>
- Haas, B. W., Ishak, A., Anderson, I. W., & Filkowski, M. M. (2015). The tendency to trust is reflected in human brain structure. *NeuroImage*, 107, 175–181.
- Ham, J., Li, S., Shah, P., & Eastin, M. S. (2023). The “mixed” reality of virtual brand endorsers: Understanding the effect of brand engagement and social cues on technological perceptions and advertising effectiveness. *Journal of Interactive Advertising*, 23(2), 98–113.
- Hopko, S. K., & Mehta, R. K. (2024). Trust in shared-space collaborative robots: Shedding light on the human brain. *Human Factors*, 66(2), 490–509.
- Hortensius, R., & Wiese, E. (2023). A neurocognitive view on the depiction of social robots. *Behavioral & Brain Sciences*, 46, 1–65.
- Huang, M. -H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of service research*, 21(2), 155–172.
- Khan, R. F., & Sutcliffe, A. (2014). Attractive agents are more persuasive. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 30(2), 142–150.
- Kim, H., & Park, M. (2024). When digital celebrity talks to you: How human-like virtual influencers satisfy consumer's experience through social presence on social media endorsements. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 76, 103581.
- Kim, T., Lee, O. -K. D., & Kang, J. (2025). Why people trust AI software robots: A mediated moderation perspective on the interaction between their intelligence and appearance. *Industrial Management & Data Systems*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2024-0329>
- Klingbeil, A., Grützner, C., & Schreck, P. (2024). Trust and reliance on AI—An experimental study on the extent and costs of overreliance on AI. *Computers in Human Behavior*, 160, 108352.
- Koscik, T. R., & Tranel, D. (2011). The human amygdala is necessary for developing and expressing normal interpersonal trust. *Neuropsychologia*, 49(4), 602–611.
- Kox, E. S., Kerstholt, J. H., Hueting, T. F., & de Vries, P. W. (2021). Trust repair in human-agent teams: The effectiveness of explanations and expressing regret. *Autonomous Agents and Multi-agent Systems*, 35(2), 30.
- Lewis, J. D., & Weigert, A. (1985). Trust as a social reality. *Social Forces*, 63(4), 967–985.
- Li, J., Huang, J., & Li, Y. (2023). Examining the effects of authenticity fit and association fit: A digital human avatar endorsement model. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103230.
- Li, P., & Lan, Y. -J. (2022). Digital language learning (DLL): Insights from behavior, cognition, and the brain. *Bilingualism: Language and Cognition*, 25(3), 361–378.
- Lim, R. E., & Lee, S. Y. (2023). “You are a virtual influencer!”: Understanding the impact of origin disclosure and emotional narratives on parasocial relationships and virtual influencer credibility. *Computers in Human Behavior*, 148, 107897.
- Lin, Y., Yao, D., & Chen, X. (2021). Happiness begets money: Emotion and engagement in live streaming. *Journal of Marketing Research*, 58(3), 417–438.
- Llanes-Jurado, J., Gómez-Zaragoza, L., Minissi, M. E., Alcañiz, M., & Marín-Morales, J. (2024). Developing conversational virtual humans for social emotion elicitation based on large language models. *Expert Systems with Applications*, 246, 123261.
- Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, 38(6), 937–947.
- Mehrotra, S., Degachi, C., Vereschak, O., Jonker, C. M., & Tielman, M. L. (2024). A systematic review on fostering appropriate trust in Human-AI interaction: Trends, opportunities and challenges. *ACM Journal on Responsible Computing*, 1(4), 1–45.
- Menon, V. (2023). 20 years of the default mode network: A review and synthesis. *Neuron*, 111(16), 2469–2487.
- Miao, F., Kozlenkova, I. V., Wang, H., Xie, T., & Palmatier, R. W. (2022). An emerging theory of avatar marketing. *Journal of Marketing*, 86(1), 67–90.
- Miao, M., Jalees, T., Zaman, S. I., Khan, S., Hanif, N. -u. -A., & Javed, M. K. (2022). The influence of e-customer satisfaction, e-trust and perceived value on consumer's repurchase intention in B2C e-commerce segment. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 34(10), 2184–2206.
- Mirnig, N., Stollnberger, G., Miksch, M., Stadler, S., Giuliani, M., & Tscheligi, M. (2017). To err is robot: How humans assess and act toward an erroneous social robot. *Frontiers in Robotics and AI*, 4, 21.
- Park, S., Wei, X., & Lee, H. (2024). Revisiting the elaboration likelihood model in the context of a virtual influencer: A comparison between high - and low - involvement products. *Journal of Consumer Behaviour*, 23(4), 1638–1652.

- Pelau, C., Dabija, D. -C., & Ene, I. (2021). 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*, 122, 106855.
- Porra, J., Lacity, M., & Parks, M. S. (2020). "Can computer based human-likeness endanger humanness?" – A philosophical and ethical perspective on digital assistants expressing feelings they can't have. *Information Systems Frontiers*, 22, 533–547.
- Prakash, A., & Rogers, W. A. (2015). Why some humanoid faces are perceived more positively than others: Effects of human-likeness and task. *International Journal of Social Robotics*, 7(2), 309–331.
- Prentice, C., & Nguyen, M. (2020). Engaging and retaining customers with AI and employee service. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 56, 102186.
- Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131–151.
- Rousseau, D. M., Sitkin, S. B., Burt, R. S., & Camerer, C. (1998). Not so different after all: A cross-discipline view of trust. *Academy of Management Review*, 23(3), 393–404.
- Sands, S., Ferraro, C., Demsar, V., & Chandler, G. (2022). False idols: Unpacking the opportunities and challenges of falsity in the context of virtual influencers. *Business Horizons*, 65(6), 777–788.
- Sato, W., Kochiyama, T., Uono, S., Sawada, R., Kubota, Y., Yoshimura, S., & Toichi, M. (2019). Widespread and lateralized social brain activity for processing dynamic facial expressions. *Human Brain Mapping*, 40(13), 3753–3768.
- Shen, H., & Wang, M. (2023). Effects of social skills on lexical alignment in human-human interaction and human-computer interaction. *Computers in Human Behavior*, 143, 107718.
- Sherman, L. E., Rudie, J. D., Pfeifer, J. H., Masten, C. L., McNealy, K., & Dapretto, M. (2014). Development of the default mode and central executive networks across early adolescence: A longitudinal study. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 10, 148–159.
- Silva, E. S., & Bonetti, F. (2021). Digital humans in fashion: Will consumers interact? *Journal of Retailing and Consumer Services*, 60, 102430.
- Solnais, C., Andreu-Perez, J., Sánchez-Fernández, J., & Andréu-Abela, J. (2013). The contribution of neuroscience to consumer research: A conceptual framework and empirical review. *Journal of Economic Psychology*, 36, 68–81.
- Song, Y., Wang, L., Zhang, Z., & Hikkerova, L. (2024). AI or human: How endorser shapes online purchase intention? *Computers in Human Behavior*, 158, 108300.
- Strohmann, T., Siemon, D., Khosrawi-Rad, B., & Robra-Bissantz, S. (2023). Toward a design theory for virtual companionship. *Human-Computer Interaction*, 38(3-4), 194–234.
- Vuong, Q. -H., La, V. -P., Nguyen, M. -H., Jin, R., La, M. -K., & Le, T. -T. (2024). AI's humanoid appearance can affect human perceptions of its emotional capability: Evidence from self-reported data in the U.S. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(17), 4906–4917.
- Willems, K., Smolders, A., Brengman, M., Luyten, K., & Schöning, J. (2017). The path-to-purchase is paved with digital opportunities: An inventory of shopper-oriented retail technologies. *Technological Forecasting and Social Change*, 124, 228–242.
- Wu, Y., Veerareddy, A., Lee, M. R., Bellucci, G., Camilleri, J. A., Eickhoff, S. B., & Krueger, F. (2021). Understanding identification-based trust in the light of affiliative bonding: Meta-analytic neuroimaging evidence. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 131, 627–641.
- Xu, Y., Dai, H., & Yan, W. (2024). Identity disclosure and anthropomorphism in voice chatbot design: A field experiment. *Management Science*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03833>
- Yang, J., Chuentawong, P., Lee, H., & Chock, T. M. (2023). Anthropomorphism in CSR endorsement: A comparative study on humanlike vs. cartoonlike virtual influencers' climate change messaging. *Journal of Promotion Management*, 29(5), 705–734.
- Yang, X. J., Guo, Y., & Schemanske, C. (2022). From trust to trust dynamics: Combining empirical and computational approaches to model and predict trust dynamics in human-autonomy interaction. In *Human-Automation Interaction: Transportation* (pp. 253–265). Cham: Springer International Publishing.
- Zhang, G., Chong, L., Kotovsky, K., & Cagan, J. (2023). Trust in an AI versus a human teammate: The effects of teammate identity and performance on human-AI cooperation. *Computers in Human Behavior*, 139, 107536.

Dynamic processing of conversational intelligence features in marketing digital humans and its neural mechanisms

PEI Guanxiong¹, DONG Bo¹, JIN Jia², MENG Liang², ZHANG Jialin^{3,4}

(¹ Laboratory of Intelligent Society and Governance, Zhejiang Lab, Hangzhou 311121, China)

(² Key Laboratory of Brain-Machine Intelligence for Information Behavior (Ministry of Education and Shanghai),
School of Business and Management, Shanghai International Studies University, Shanghai 201620, China)

(³ School of Innovation and Entrepreneurship, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

(⁴ Entrepreneurship Development Association of Hangzhou, Hangzhou 310000, China)

Abstract: As a new-generation human-computer interaction interface, marketing digital humans' conversational intelligence systems have emerged as a crucial engine for driving consumption upgrades and cultivating new quality productive forces in the digital economy. Nevertheless, the mechanisms through which the conversational intelligence features of marketing digital humans influence consumer behavior remain unclear due to the complexity of multidimensional conversational intelligence characteristics, the dynamics of multi-turn interaction patterns, and the challenges in decoupling dual-trust effects, which hinders the healthy development of the marketing digital human industry. Guided by the cognitive-affective trust theory, this study primarily investigates: (1) the consumer behavior phenomena under the interactive influence of multidimensional conversational intelligence features and various external factors; (2) the dynamic cognitive process resulting from the impact of conversational intelligence features on dual trust; (3) the cognitive neuroscience mechanisms underlying dual trust in marketing digital human; and (4) the optimization of conversational intelligence features in marketing digital human and practical application validation. Based on these research findings, the study aims to explore effective pathways for leveraging marketing digital humans' conversational intelligence systems to enhance consumer experiences, optimize business costs, and improve efficiency.

Keywords: marketing digital humans, cognitive-affective trust theory, conversational intelligence systems, multidimensional intelligent features, consumer behavior