

电商情境下大模型驱动的对话式购物助手对持续使用意愿的影响研究

——基于双重信任视角的实证分析

蒋文柱, 夏思娜

贵州大学贵州省大数据实验室、省部共建公共大数据国家重点实验室, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年6月24日; 录用日期: 2026年7月8日; 发布日期: 2026年8月12日

摘要

生成式人工智能(AIGC)与大语言模型的爆发正在重塑电子商务的交互范式。相较于传统智能客服, 大模型驱动的对话式购物助手具备更强的拟人化交互与自然语言处理能力。本研究基于人机交互理论与双重信任框架, 构建了探讨大模型技术特征(拟人化特征、感知智能性)对消费者持续使用意愿影响机制的理论模型。通过对356份有效问卷数据进行结构方程模型(SEM)分析, 研究发现: 大模型的拟人化特征能够同时显著增强消费者的认知信任与情感信任, 而感知智能性则是构建消费者认知信任的核心来源; 认知信任与情感信任在技术特征与持续使用意愿之间发挥了显著的双重中介作用, 且在人机对话情境下, 情感信任对持续使用意愿的驱动效应(0.415)强于认知信任(0.384)。本研究不仅拓展了对话式电商情境下大语言模型的应用边界, 深化了消费者行为理论, 也为平台企业优化AI助手的设计与留存策略提供了切实的管理启示。

关键词

大语言模型, 对话式商务, 拟人化, 认知信任, 情感信任, 持续使用意愿

A Study on the Impact of Large Model-Driven Conversational Shopping Assistants on Consumers' Continuous Usage Intention in E-Commerce Contexts

—An Empirical Study Based on the Perspective of Dual Trust

Wenzhu Jiang, Sina Xia

Guizhou Provincial Laboratory of Big Data, State Key Laboratory of Public Big Data, Guizhou University, Guiyang

文章引用: 蒋文柱, 夏思娜. 电商情境下大模型驱动的对话式购物助手对持续使用意愿的影响研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(8): 406-414. DOI: 10.12677/eci.2026.158890

Abstract

The outbreak of generative artificial intelligence (AIGC) and large language models is reshaping the interaction paradigm of e-commerce. Compared with traditional intelligent customer service, dialogue-based shopping assistants driven by large models have stronger anthropomorphism interactions and natural language processing capabilities. This study, based on human-computer interaction theory and a dual trust framework, constructs a theoretical model to explore the impact mechanism of large model technology features (anthropomorphism characteristics, perceived intelligence) on consumers' continuous usage intentions. Through structural equation modeling (SEM) analysis of 356 valid questionnaire responses, the study finds that the anthropomorphism characteristics of large models can simultaneously significantly enhance consumers' cognitive trust and affective trust, whereas perceived intelligence is the core source for building consumers' cognitive trust. Cognitive trust and affective trust play a significant dual mediation role between technology features and continuous usage intention, and in human-computer dialogue contexts, the driving effect of affective trust (0.415) on continuous usage intention is stronger than that of cognitive trust (0.384). This study not only enriches the consumer behavior theory of large language models in e-commerce scenarios but also provides practical management insights for platform companies to optimize AI assistant design and retention strategies.

Keywords

Large Language Models, Conversational Business, Anthropomorphism, Cognitive Trust, Affective Trust, Continued Usage Intention

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着生成式人工智能(Generative AI)与大语言模型(Large Language Models, LLMs) [1]技术的爆发式演进, 电子商务领域的交互范式正在经历从“图形界面”向“对话式商务(Conversational Commerce)”的深刻重塑[2]。以 ChatGPT、文心一言等大模型为底层架构的新一代智能购物助手[3], 正逐步取代传统的规则导向型客服系统。与早期受限于预设脚本、交互生硬的“机械式”客服不同, 大模型驱动虚拟助手[4]具备卓越的自然语言理解能力、涌现的逻辑推理能力以及高度拟人化的共情表达机制。这种技术特性的根本性跃升, 不仅大幅降低了消费者的商品检索与决策成本, 更通过精准的个性化推荐重构了电商平台的流量分发逻辑。

然而, 在企业界竞相加速大模型电商应用落地的同时, 学术界对于消费者在这一新型交互情境下的持续使用意愿及信任重构机制的理解仍显滞后。尽管已有大量关于传统电商(以搜索/列表为主)中人工智能采纳的研究[5][6], 但以往文献多将 AI 系统视为纯粹的“效率工具”, 侧重于运用技术接受模型(TAM)或期望确认模型(ECM)探讨系统质量、感知有用性等工具性因素对用户行为的影响, 而极少触及生成式

AI 所引发的情感层面的复杂心理过程。事实上,大模型助手的“类人化”特质使得消费者在与其互动时,不再仅仅进行理性的成本收益计算,还会产生微妙的情感投射。在此背景下,传统的单一信任维度已不足以解释大模型情境下人机信任的动态演化。

鉴于此,本文立足人机交互领域的前沿视角,基于“认知-情感”双重信任框架,旨在揭示大模型核心技术特征(拟人化与感知智能性)驱动消费者持续使用意愿的内在机制。具体而言,我们剖析了认知信任在理性信息加工路径中的中介作用和着重考察了情感信任在缔结与维系长期人机依存关系中的独特价值。通过对上述机制的实证检验,本研究不仅深化了生成式 AI 情感交互机制的理论内涵,同时为电商平台优化大模型助手设计、提升用户留存黏性提供科学的决策依据。

2. 文献综述与电商情境下的研究假设

2.1. 相关研究回顾与研究缺口

早期关于电商垂直领域 AI 客服采纳的研究[7]多遵循理性行为逻辑,证实了响应速度与感知易用性是决定采纳意愿的关键。尽管部分学者基于“把计算机当作社会人(CASA)”范式关注到拟人化线索的作用,但现有文献仍存在两点显著局限:第一,情境滞后性。多数研究基于传统的检索型客服[8],未能刻画大模型兼具“高智能”与“高拟人”的生成式技术属性;第二,信任维度单一化。以往研究大多将信任视为对系统可靠性的单维理性认知[9],忽视了高度交互中产生的“情感信任”。现有关于人机交互与聊天机器人信任的研究表明,用户对智能系统的信任并非单一维度,而是同时包含基于能力、可靠性与专业性的认知判断,以及基于亲近感、被理解感与情感联结的情感反应。传统聊天机器人多依赖规则匹配、脚本回复或检索式生成,其“智能”更多体现为对既定问题的模拟回应,因此用户信任主要建立在效率、准确性和可预测性之上。相比之下,大语言模型驱动的对话式购物助手具备上下文记忆、语义生成、意图推断与开放式回应能力,使人机互动由“模拟回应”转向“生成式理解”,进而改变了用户信任形成的基础。用户不再仅依据系统是否“答得对”进行判断,也会依据系统是否“真正理解自己”“是否能持续提供贴合需求的建议”来形成认知信任与情感信任。由此可见,既有研究对生成式 AI 情境下信任重构机制的解释仍显不足,尤其缺乏对双重信任路径的系统揭示。基于此,本文从认知信任与情感信任两个维度出发,探讨大模型技术特征影响持续使用意愿的作用机制。

2.2. 理论推演与研究假设

在高度交互的电商环境中,信任是克服感知风险、驱动持续行为的核心引擎。根据社会临场感理论,拟人化特征[10](如自然语言、共情表达)能有效软化人机边界。大模型展现出的人性化口吻不仅能降低消费者的信息加工负荷,使其在理性层面认可系统的可靠性,更能让消费者感到被理解,从而建立深厚的情感依赖。据此提出,大模型助手的拟人化特征对消费者的认知信任(H1a)与情感信任(H1b)均具有显著的正向影响。

此外,感知智能性反映了系统解决复杂非结构化问题的卓越能力。面对电商场景中长尾或模糊的购物需求,大模型精准的意图识别与高质量的方案输出,能够向消费者释放强烈的专业性信号。基于理性决策逻辑,这种高水平的任务绩效会迅速增强消费者对其技术实力的认可,构筑坚实的认知壁垒。因此,本研究认为大模型助手的感知智能性显著正向影响消费者的认知信任(H2a)。

最后,作为持续使用意愿的直接前因,双重信任发挥着差异化作用。认知信任使得消费者确信大模型能持续提供无偏见的决策支持,从而在理性驱动下继续使用;而情感信任则超越了成本收益计算,代表了消费者对虚拟助手的心理认同与依恋。当 AI 被视为“懂自己”的私人购物顾问时,这种情感纽带将

显著提升用户的留存黏性。基于此逻辑, 本研究提出, 认知信任(H3)与情感信任(H4)均对消费者的持续使用意愿产生显著的正向促进作用。

3. 研究方法与模型构建

3.1. 电商大模型交互特征的测量与问卷设计

我们采用问卷调查法收集实证数据。为确保测量工具的信度与效度, 所有潜变量(Latent Variables)的测量题项均来源于国内外权威核心期刊(如 MIS Quarterly、Computers in Human Behavior 等)已验证的成熟量表。在量表翻译过程中, 采用标准的“翻译-回译(Translation and Back-translation)”程序, 并结合电商大模型助手(如智能导购、售前咨询)的特定交互语义, 进行本土化修正。

实验共涉及 5 个核心潜变量: 拟人化特征(Anthropomorphism, ANT)、感知智能性(Perceived Intelligence, PI)、认知信任(Cognitive Trust, CT)、情感信任(Affective Trust, AT)以及持续使用意愿(Continuous Usage Intention, CUI)。问卷主体部分统一采用 Likert 7 点计分法进行测量(1 = “非常不同意”, 7 = “非常同意”)。为控制共同方法偏差(Common Method Bias, CMB), 问卷在排版上对不同变量模块进行了分页隔离, 并在题项中随机穿插了反向计分题与注意力测试题(Attention Check)。

具体而言, 拟人化特征主要参考人机交互与智能服务研究中关于 anthropomorphism 的成熟量表进行改编, 题项重点测量助手在表达方式、互动风格和情感呈现上的类人程度, 如“该购物助手的表达方式像真人交流”“该助手让我感到其具有一定的人情味”等。感知智能性主要参考智能系统能力感知相关研究, 测量用户对助手理解需求、分析问题和提供有效建议能力的评价, 如“该助手能够准确理解我的购物需求”“该助手能够提供高质量的购物建议”等。认知信任主要参考信任研究中对能力、可靠性和专业性的测量题项, 情感信任主要参考情感依附与关系信任相关研究中的题项设计, 持续使用意愿则参考信息系统持续使用研究中的经典量表。所有题项均结合电商购物助手情境进行了适应性修改, 并采用 Likert 7 点量表测量。

3.2. 结构方程数理模型构建

为了精准刻画电商大模型助手的生成式交互特征如何转化为消费者的心理与行为意图, 本研究采用基于协方差的结构方程模型(Covariance-Based Structural Equation Modeling, CB-SEM) [10]进行多重因果路径的联合估计。相比于传统的多元回归分析, SEM 能够同时处理多个潜变量及其观测变量之间的测量误差。本研究的整体数学模型由“测量模型”和“结构模型”两部分联立构成。

3.2.1. 测量模型

测量模型用于界定显变量(观测指标)与潜变量之间的线性映射关系。依据矩阵代数原理, 外生潜变量(ξ)和内生潜变量(η)的测量方程分别表示为:

$$\begin{aligned} X &= \Lambda_x \xi + \delta \\ Y &= \Lambda_y \eta + \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

其中, X 为 $q \times 1$ 维的外生显变量向量(对应 ANT 和 PI 的测量题项); Y 为 $p \times 1$ 维的内生显变量向量(对应 CT, AT 和 CUI 的题项)。 Λ_x 和 Λ_y 分别代表外生和内生显变量在潜变量上的因子载荷矩阵(Factor Loadings), 反映了量表题项对潜构念的解释力度。 δ 和 ϵ 分别为对应观测变量的测量误差向量。

3.2.2. 结构模型

结构模型用于描述潜变量之间的因果网络关系, 其一般数学表达式为:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (2)$$

其中, η 为内生潜变量向量; ξ 为外生潜变量向量; B 表征内生潜变量之间的互动效应矩阵(主对角线元素为 0 以保证模型可识别); Γ 表征外生潜变量对内生潜变量的直接效应矩阵; ζ 为结构方程的残差向量, 反映了模型未能解释的方差部分。本研究通过极大似然估计法(MLE), 最小化样本协方差矩阵与模型隐含协方差矩阵之间的差异, 以求得最优参数解。

3.3. 电商购物情境下的数据分析与假设检验

本研究的数据处理与实证检验主要依托 SPSS 26.0 与 AMOS 26.0 软件依次展开。为保证实证结果的稳健性, 具体的数据分析策略与数理检验标准设定如下:

3.3.1. 信度检验策略

信度反映量表的内部一致性, 本研究采用 Cronbach's α 系数与组合信度(Composite Reliability, CR)双重指标进行评估。 α 系数与 CR 值的计算公式分别如下:

$$\alpha = \frac{K}{K-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^K \sigma_{Y_i}^2}{\sigma_X^2} \right) \quad (3)$$

$$CR = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum \theta_i} \quad (4)$$

其中, K 为题项数量, λ_i 为标准化因子载荷, θ_i 为测量误差方差。学术界一般要求 α 值与 CR 值均需大于 0.7 的临界值。

3.3.2. 效度检验策略

效度检验包含收敛效度(Convergent Validity)与判别效度(Discriminant Validity)。收敛效度通过平均方差抽取量(Average Variance Extracted, AVE)和因子载荷进行判定。AVE 反映了潜变量对其测量指标方差的平均解释能力, 公式为:

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum \theta_i} \quad (5)$$

其中, 设定标准化因子载荷需大于 0.6, 且 AVE 值需大于 0.5 的阈值。对于判别效度, 本研究采用 Fornell-Larcker 准则进行判定, 即要求各潜变量 AVE 值的平方根必须大于该潜变量与其他所有潜变量之间的皮尔逊相关系数。

3.3.3. 中介效应检验策略

在验证主效应的基础上, 针对模型中认知信任与情感信任的中介传导机制, 本研究放弃了统计功效较弱的传统逐步回归法, 采用非参数百分位 Bootstrap 重抽样法(设定抽样次数为 5000 次)。若在 95% 的偏差校正置信区间(Bias-Corrected CI)内不包含 0, 则判定特定中介效应显著成立。

4. 实证分析与结果

4.1. 数据收集与样本描述性统计

本研究依托国内知名在线样本库 Credamo 进行问卷定向投放。为确保数据质量, 问卷内置了注意力测试题, 并对作答时间极短(少于 90 秒)或呈明显规律性作答(如全选相同选项)的无效问卷进行了严格剔除。最终共回收初始问卷 420 份, 获取有效样本 356 份, 有效问卷回收率达到 84.7%, 如表 1 所示。

具体而言, 样本的人口统计学特征呈现出较好的合理性与代表性。在性别分布上, 男性占比 48.3%,

女性占比 51.7%，比例相对均衡，避免了性别偏误对持续使用意愿的潜在干扰。在年龄结构方面，18~25 岁(40.7%)与 26~35 岁(35.7%)的青年群体占据了主导地位。这一年龄分布高度契合当前电商平台主力消费人群以及生成式 AI (AIGC) 技术早期采纳者的特征。此外，高达 87.9% 的受访者表示拥有“偶尔使用”或“经常使用”大模型应用的经验，这表明受访样本对本研究涉及的“大模型对话式购物助手”具备基本的认知基础，进一步保障了问卷填答的效度与研究结果的外部适用性。

Table 1. Distribution of sample demographic characteristics (N = 356)

表 1. 样本人口统计学特征分布表(N = 356)

统计变量	类别	频数	百分比(%)
性别	男	172	48.3
	女	184	51.7
年龄	18~25 岁	145	40.7
	26~35 岁	127	35.7
	36 岁及以上	84	23.6
大模型使用经验	经常使用(每周 > 3 次)	198	55.6
	偶尔使用	115	32.3
	从未使用过类似功能	43	12.1

4.2. 测量模型的信度与收敛效度检验

在进行结构路径检验之前，本研究运用 SPSS 26.0 和 AMOS 26.0 软件对测量模型的信度与收敛效度进行了验证性因子分析(Confirmatory Factor Analysis, CFA)。

Table 2. Reliability and convergent validity analysis results of the measurement model

表 2. 测量模型的信度与收敛效度分析结果

潜变量(Construct)	测量题项	标准化因子载荷	Cronbach's α	CR 值	AVE 值
拟人化特征(ANT)	ANT1	0.825***	0.865	0.867	0.685
	ANT2	0.841***			
	ANT3	0.817***			
感知智能性(PI)	PI1	0.852***	0.882	0.884	0.718
	PI2	0.860***			
	PI3	0.830***			
认知信任(CT)	CT1	0.795***	0.842	0.845	0.646
	CT2	0.812***			
	CT3	0.804***			
情感信任(AT)	AT1	0.833***	0.871	0.872	0.695
	AT2	0.845***			
	AT3	0.822***			
持续使用意愿(CUI)	CUI1	0.881***	0.905	0.906	0.763
	CUI2	0.865***			
	CUI3	0.874***			

*(注: **表示 $p < 0.001$)

如表 2 所示，本研究量表展现出极其优异的内部一致性。五个核心潜变量(拟人化特征、感知智能性、认知信任、情感信任、持续使用意愿)的 Cronbach's α 系数分布在 0.842 至 0.905 之间，组合信度(CR)值分布在 0.845 至 0.906 之间。所有信度指标均远高于 0.70 的学术界定严苛标准，表明各潜变量的测量题项之间具有高度的可靠性与稳定性。在收敛效度方面，所有观测变量(题项)的标准化因子载荷均介于 0.795 至 0.881 之间，且均在 $p < 0.001$ 的水平上达到统计显著。进一步计算表明，各潜变量的平均方差抽取量(AVE)均跨越了 0.5 的建议阈值，分布在 0.646 至 0.763 的区间内。这充分说明，潜构念能够解释其对应测量题项大部分的方差变异，测量工具备出色的收敛效度。

4.3. 判别效度检验

判别效度用于检验不同潜变量之间是否具备足够的区分度。本研究采用严谨的 Fornell-Larcker 准则进行评估，即要求各潜变量 AVE 值的平方根必须大于该潜变量与其他任何潜变量之间的皮尔逊相关系数。

Table 3. Latent variable correlation matrix and discriminant validity test

表 3. 潜变量相关系数矩阵与判别效度检验

潜变量	ANT	PI	CT	AT	CUI
ANT	0.827				
PI	0.412**	0.847			
CT	0.356**	0.528**	0.803		
AT	0.485**	0.395**	0.441**	0.833	
CUI	0.421**	0.511**	0.585**	0.612**	0.873

*(注：对角线加粗数值为 AVE 的平方根；*表示 $p < 0.01$)。

如表 3 相关系数矩阵所示，矩阵对角线上加粗的数值(即各潜变量 AVE 的平方根，介于 0.803 至 0.873 之间)均显著大于其所在行与列的非对角线数值(即构念间的相关系数，最大值为 0.612)。这一对比结果提供了强有力的统计学证据，表明本研究所构建的五个潜变量之间既存在理论预期内的显著相关性，又在概念测量上保持了彼此的独立性，判别效度得到理想验证。观察表 3 相关系数矩阵可知，矩阵对角线上加粗的数值(即各潜变量 AVE 的平方根，介于 0.803 至 0.873 之间)均显著大于其所在行与列的非对角线数值(即构念间的相关系数，最大值为 0.612)。这一对比结果提供了强有力的统计学证据，表明本研究所构建的五个潜变量之间既存在理论预期内的显著相关性，又在概念测量上保持了彼此的独立性，判别效度得到理想验证。

4.4. 结构模型拟合与假设检验

在确认测量模型具备良好信效度的基础上，本研究运用 AMOS 软件构建完整的结构方程模型(SEM)，并采用极大似然法进行参数估计。各潜变量间的因果路径关系及具体估计结果如图 1 和表 4 所示。

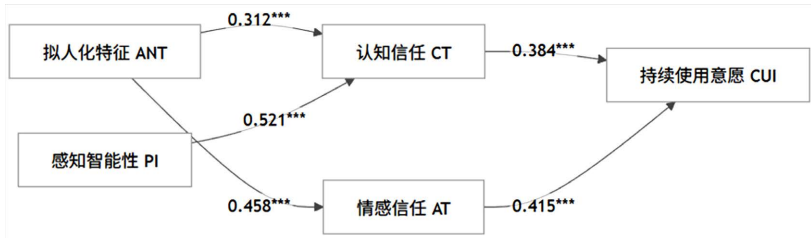


Figure 1. Structural equation model path analysis results

图 1. 结构方程模型路径分析结果

首先, 对模型整体拟合优度进行评估。结果显示, 绝对拟合指数与相对拟合指数均表现良好: 卡方自由度比(χ^2/df)为 1.845, 严格满足小于 3 的临界标准; 近似误差均方根(RMSEA)为 0.046, 低于 0.08 的优秀线; 同时, 比较拟合指数(CFI = 0.962)和 Tucker-Lewis 指数(TLI = 0.955)均突破了 0.90 的推荐阈值。综合来看, 理论假设模型与实际收集的样本数据协方差矩阵之间存在高度契合。

Table 4. Path coefficients of the structural equation model and hypothesis test results

表 4. 结构方程模型路径系数与假设检验结果

假设编号	理论路径	标准化路径系数(β)	标准误(S.E.)	t 值(C.R.)	p 值	检验结果
H1a	拟人化特征 → 认知信任	0.312	0.052	4.561	***	成立
H1b	拟人化特征 → 情感信任	0.458	0.061	6.214	***	成立
H2a	感知智能性 → 认知信任	0.521	0.058	7.152	***	成立
H3	认知信任 → 持续使用意愿	0.384	0.047	5.228	***	成立
H4	情感信任 → 持续使用意愿	0.415	0.051	5.893	***	成立

如表 4 所示, 本研究的主效应假设均获实证支持。在信任的前因驱动方面, 拟人化特征显著正向影响认知信任($\beta = 0.312, t = 4.561, p < 0.001$)与情感信任($\beta = 0.458, t = 6.214, p < 0.001$), H1a 和 H1b 成立; 感知智能性显著正向驱动认知信任($\beta = 0.521, t = 7.152, p < 0.001$), H2a 成立。这表明大模型的类人交互与信息处理能力是构建消费者多维信任的核心来源。在信任向行为转化的路径上, 认知信任($\beta = 0.384, t = 5.228, p < 0.001$)和情感信任($\beta = 0.415, t = 5.893, p < 0.001$)均显著提升持续使用意愿, H3 和 H4 成立。对比可知, 情感信任的路径系数(0.415)高于认知信任(0.384), 突显了在高频次、强交互的对话式电商情境下, 情感纽带的建立对于抵御竞品引流、维护用户忠诚发挥着更为关键的作用。

4.5. Bootstrap 中介效应检验

为了严谨剥离大模型前因变量通过“信任机制”作用于“持续使用意愿”的复杂传导路径, 本研究采用 Bootstrap 法(重抽样次数 = 5000, 置信水平 = 95%)对多重中介效应进行专项检验。

Table 5. Bootstrap mediation effect test results

表 5. Bootstrap 中介效应检验结果表

中介路径	效应值	Boot S.E.	95%置信区间(LLCI, ULCI)	p 值	结论
ANT → CT → CUI	0.119	0.032	[0.065, 0.188]	<0.01	中介成立(不含 0)
AN → AT → CUI	0.190	0.041	[0.112, 0.275]	<0.01	中介成立(不含 0)
PI → CT → CUI	0.200	0.045	[0.125, 0.288]	<0.01	中介成立(不含 0)

如表 5 所示, Bootstrap 检验结果支持了模型中的三条中介路径。具体而言, “拟人化特征 → 认知信任 → 持续使用意愿”路径的间接效应为 0.119 (95% CI = [0.065, 0.188]), “拟人化特征 → 情感信任 → 持续使用意愿”路径的间接效应为 0.190 (95% CI = [0.112, 0.275]), 两者的置信区间均不包含零, 表明认知与情感信任的中介作用均显著。对比可知, 在拟人化刺激下, 情感信任的传导效应(0.190)明显强于认知信任(0.119), 突显了情感纽带在留存用户中的关键作用。同时, “感知智能性 → 认知信任 → 持续使用意愿”的间接效应亦显著成立(效应值 0.200, 95% CI = [0.125, 0.288])。综上分析证实, 认知信任与情感信任共同构成了大模型技术特征转化为消费者持续使用意愿的双重中介传导机制。

5. 结论与讨论

本文通过对 356 份样本的实证分析发现, 大模型购物助手的拟人化特征与感知智能性是构建用户信任的核心前因, 其中拟人化特征对情感信任的影响 ($\beta = 0.458$) 尤为显著, 而感知智能性则显著驱动认知信任 ($\beta = 0.521$)。研究进一步证实, 认知信任与情感信任在技术特征与持续使用意愿间发挥了显著的双重中介作用, 且情感信任的驱动效应 ($\beta = 0.415$) 略高于认知信任 ($\beta = 0.384$), 这揭示了在生成式 AI 情境下, 情感纽带对于用户留存相较于纯粹的工具理性具有更关键的意义。在理论层面, 本研究将 AI 采纳由传统的工具视角拓展至“认知-情感”双重信任框架, 修正了以往忽视情感依存的局限; 在实践层面, 建议开发者平衡“硬智能”与“软拟人”, 通过构建“数字伙伴”关系提升用户转换成本。未来研究可进一步采用实验法, 通过设计不同拟人化水平和智能化水平的虚拟购物助手, 让被试在模拟或真实购物任务中进行实际操作, 从而更可靠地识别变量之间的因果关系。同时, 后续研究应努力获取更多多样化的样本, 提高研究结论的外部效度; 并可开展纵向研究, 持续追踪用户在多次互动过程中的信任形成、强化与变化机制, 以更全面揭示生成式 AI 购物助手使用行为的动态演化过程。

参考文献

- [1] 李佳兴. 大模型驱动的数字人在客服领域的应用研究[J]. 信息与电脑, 2025, 37(6): 48-50.
- [2] 黄安妮. 生成式人工智能驱动跨境电商创新与全球价值链重构研究[J]. 对外经贸, 2026(3): 107-111.
- [3] 谢光鸿. 电商平台生成式人工智能购物助手设计与应用研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 东华大学, 2025.
- [4] 肖辉, 王华蔚, 代喆, 等. 医疗大模型驱动的精准筛查与虚拟助手减重管理研究[J]. 西安交通大学学报(医学版), 2026, 47(3): 433-439.
- [5] 陶宇星, 张向红. 生成式人工智能融入技工院校电子商务专业教学的创新研究[J]. 职业, 2026(2): 85-88.
- [6] 何牧. 人工智能背景下中职电子商务国际化人才培养模式研究[J]. 商场现代化, 2026(4): 118-120.
- [7] 郭鑫罗兰. 基于大语言模型构建电力 AI 客服的应用管理[C]//中国电力企业管理创新实践(2025 年). 北京: 中国电力出版社, 2026: 126-128.
- [8] 卢俊羽. 基于大规模候选集的检索型多轮对话模型[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [9] 李奕洁, 张玲, 黄琪璋, 等. 系统透明度信息对信任和人机协同决策的影响 [J]. 包装工程, 2023, 44(20): 25-33.
- [10] 赵伟. AI 拟人化服务场景中情感数据的安全风险及其回应型治理[J/OL]. 新媒体与社会: 1-13. <https://link.cnki.net/urlid/CN.20260313.1121.004>, 2026-07-28.