

数字经济时代电子商务用户决策的经济逻辑

——基于AI Agent与Jobs-to-Be-Done理论框架的研究

刘婧婉, 张 婷*

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年10月26日; 录用日期: 2025年11月11日; 发布日期: 2025年12月26日

摘 要

本文基于AI Agent与Jobs-to-Be-Done理论框架, 探讨数字经济时代电子商务用户决策的经济逻辑。研究针对传统用户行为分析方法的局限性, 创新性构建融合行为经济学与智能技术的分析模型, 通过AI Agent模拟用户决策路径, 识别出社交驱动型潮流捕手、精明研究型买家、理性价值分析师三类典型用户群体。结果表明, 不同群体对社交推荐和价格策略的响应机制存在显著差异, 其核心差异源于功能性、情感性和社交性任务需求的不同。研究提出差异化营销策略建议, 强调精准匹配用户群体核心任务的重要性, 为电商平台精细化运营提供理论指导。

关键词

电子商务, 用户决策, 经济逻辑, Jobs-to-Be-Done理论, AI Agent

The Economic Logic of E-Commerce User Decision-Making in the Digital Economy Era

—Research on AI Agent and Jobs-to-Be-Done Theoretical Framework

Jingwan Liu, Ting Zhang*

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: October 26, 2025; accepted: November 11, 2025; published: December 26, 2025

Abstract

Based on the theoretical framework of AI Agent and Jobs-to-Be-Done, this paper explores the economic logic of e-commerce user decision-making in the digital economy era. Addressing the

*通讯作者。

文章引用: 刘婧婉, 张婷. 数字经济时代电子商务用户决策的经济逻辑[J]. 电子商务评论, 2025, 14(12): 4776-4790.
DOI: 10.12677/ecl.2025.14124429

limitations of traditional user behavior analysis methods, the study innovatively constructs an analytical model integrating behavioral economics and intelligent technologies. Through AI Agent simulations of user decision paths, three typical user groups are identified: social-driven trend catchers, sophisticated research-oriented buyers, and rational value analysts. The results show significant differences in response mechanisms to social recommendations and pricing strategies among different groups, with core differences stemming from variations in functional, emotional, and social task demands. The research proposes differentiated marketing strategy recommendations, emphasizing the importance of accurately matching core tasks of user groups, thus providing theoretical guidance for refined operations of e-commerce platforms.

Keywords

E-Commerce, User Decision-Making, Economic Logic, Jobs-to-Be-Done Theory, AI Agent

Copyright © 2025 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

进入数字经济时代, 电子商务已成为全球经济增长的重要引擎。它打破时空边界, 重塑供应链、支付链与数据链, 让中小企业得以瞬间触达全球市场, 也让消费者享受“一键买全球”的便捷。据中国电子商务研究中心数据显示, 2023 年中国网络零售市场规模达到 15.42 万亿元, 同比增长 11%, 占社会消费品零售总额的比重提升至 27.6%, 连续 11 年稳居全球第一(商务部, 2024) [1]。在市场规模快速扩张的表象下, 电商行业正面临前所未有的结构性挑战: 流量红利逐渐见顶, 头部平台用户获取成本近三年年均增幅超过 30%, 平台间竞争也日趋激烈(全国电子商务公共服务网, 2023) [2]。这一变化要求电商平台从传统的“流量思维”转向“用户价值思维”, 从规模导向的粗放式运营转向效率导向的精细化运营(刘炳宏, 2025) [3]。在此背景下, 深入理解用户购买决策的内在机制, 识别不同用户群体的行为模式和需求特征, 构建基于用户价值的差异化运营策略, 将成为电商企业实现可持续发展的关键所在。

在数字经济时代, 电子商务用户行为呈现出复杂性、多样性和动态性的特征。传统的用户行为研究方法, 如问卷调查、深度访谈和焦点小组, 虽然在理论基础及方法论上相对成熟, 但在现代商业环境中面临着显著的局限性。这些方法通常伴随着高昂的时间成本、样本获取的困难以及较强的主观分析倾向。尤其在电子商务领域, 这一问题尤为突出。徐雨悦等(2023)指出, 传统研究方法的“一刀切”分析方式已难以满足电商平台对用户细分需求的深入挖掘[4]。与此同时, 李光洁(2024)认为, 电子商务环境下消费者行为个性化和智能化的趋势对研究方法的动态性与精准性提出了更高的要求。这一现象表明, 亟需探索新的研究方法, 以更好地适应快速变化的市场环境和消费者需求[5]。

近年来, 以 GPT-4、Claude 等为代表的大语言模型技术取得突破性进展, 本研究将创新性地结合 AI Agent 构建电子商务用户行为分析框架, AI Agent 在理解复杂语境、生成高质量内容及模拟人类思维等方面展现出强大能力, 为商业研究方法论创新提供了前所未有的技术基础。其核心优势体现在四个维度: 一是规模化处理能力, 可同时模拟数百个不同背景用户开展大规模行为分析, 有效突破传统研究的样本量限制; 二是一致性与标准化, 依托统一算法逻辑确保分析过程的规范性, 显著减少人为主观因素干扰; 三是深度洞察生成, 通过整合海量数据与理论框架, 能够捕捉人类研究者易忽略的细微模式及关联性特征; 四是动态适应性, 可根据新数据与反馈快速迭代分析模型, 灵活应对瞬息万变的市场环境。

本研究旨在系统探索 AI Agent 在电子商务用户购买决策分析中的应用范式, 创新性地采用 AI 自驱动方式完成 AI Agent 系统的核心构建环节, 包括通过大语言模型自动生成用户角色提示词、AI 辅助优化模型参数、AI 驱动的记忆模块迭代等, 构建融合行为经济学理论与智能分析技术的研究模型, 解决传统方法在动态性、规模性与精准性方面的固有局限。研究将重点分析 AI Agent 如何通过情境模拟还原用户决策路径、通过多模态数据融合提升分析深度、通过自主进化适应市场变化, 同时探讨 AI 参与 Agent 构建的效率与精准性优势, 最终为电商平台提供高效、可扩展的用户决策分析方法论, 助力数字经济时代下的精准营销与用户体验优化。

2. 文献综述

2.1. 电子商务消费者行为理论演进

电子商务消费者行为研究一直围绕“影响因素 - 决策机制 - 行为结果”的逻辑框架展开, 其理论基础正逐步向数字化场景的适应性转变。早期的研究多以经典消费者行为理论为基础, 着眼于产品价格、质量和服务等基本因素对购买决策的影响(党振瑜, 2024) [6]。随着社交媒体与电子商务的日益融合, 高孝苹(2024)将研究视角聚焦于社交媒体对消费者信息获取及购买决策重塑的作用, 她揭示了社交互动在行为驱动中的核心变量地位[7]。而李光洁(2024)进一步强调, 在数字化转型的背景下, 消费者行为呈现出个性化和智能化的趋势, 技术接受度以及数据驱动的决策逻辑成为新的研究重点[5]。此外, 杨邦飞(2024)通过实证研究构建了适用于电商环境的消费者行为模型, 将个人因素、社会文化背景、心理因素及技术因素融入核心分析框架, 进一步完善了该领域的理论体系[8]。这些研究表明, 随着技术的进步和市场环境的变化, 消费者行为的研究需要不断适应新情况, 以更好地理解 and 预测消费者决策过程。

2.2. 社交推荐对消费者决策的影响因素

社交推荐在电商流量转化中扮演着至关重要的角色, 其影响机制已成为学术界的研究热点。温战杰(2025)通过深入分析社交媒体营销的特点和形式, 指出社交平台通过提升品牌知名度和增强用户参与度, 直接影响消费者的购买决策[9]。高孝苹(2024)进一步细化了社交推荐的作用路径, 她认为社交媒体不仅改变了消费者的信息筛选方式, 还通过社交互动的加强来提升用户的购买意愿[7]。刘心心(2025)在对社交化电商背景的研究中发现, 社交互动和用户口碑是影响消费者重复购买的重要因素, 这一发现证实了社交推荐在决策环节中的长期价值[10]。王紫薇和宋晓晴(2025)将主播因素和平台因素纳入社交推荐的分析框架, 从而丰富了在直播电商场景中对社交推荐影响维度的理解[11]。

2.3. 价格策略的行为经济学分析

价格策略在电商营销中占据核心地位, 其对消费者决策的影响应结合行为经济学的视角进行深入解读。高建华与王思昕(2021)基于价格歧视理论, 分析了企业实施价格差异化策略的影响因素, 指出消费者对价格公平性的感知是该策略有效性的关键[12]。杨飞(2016)引入参照依赖偏好理论, 发现消费者的价格预期以及损失厌恶心理显著影响其对产品溢价的接受程度[13]。

在电商实践的层面上, 胡怡然(2024)的研究表明, 促销力度、信息传递质量等价格策略的具体细节, 直接影响消费者的购买转化率[14]。杨亦哲(2025)指出, 在精准营销的背景下, 价格策略需与用户画像相结合, 才能有效实现溢价空间与用户接受度之间的平衡[15]。

2.4. Jobs-to-Be-Done 理论框架

Jobs-to-Be-Done (JTBD)理论由 Clayton Christensen 等学者在创新理论研究中提出, 后来被广泛应用

于营销和消费者行为研究。该理论的核心观点是：消费者购买产品或服务不是为了拥有产品本身，而是为了完成特定的“任务”(Jobs) [16]。该理论提供了一种深入挖掘消费者行为的潜在逻辑性的分析工具，然而在消费行为研究中的应用尚处于探索阶段。余子纯(2023)将 JTBD 理论应用于生态旅游决策的研究，识别出不同人群之间的核心诉求差异，验证了该理论在细分场景下的适用性[17]。林文璟(2019)借助 JTBD 理论，分析了科技创业项目的客户价值主张，指出该理论能够有效地连接产品功能与用户需求[18]。

然而在电商领域，JTBD 理论的应用仍然存在明显的空白。目前的研究大多集中于用户行为的表层特征(如购买意愿和消费习惯)，而未能从“任务完成”的视角揭示社交推荐和价格策略对决策影响的机制。这一现状为本研究的理论创新提供了广阔的空间。

2.5. AI Agent 应用原理

AI Agent 即人工智能体，是以大语言模型(LLM)为核心，具备自主理解、感知、规划、记忆及工具使用能力的智能代理系统，能够模拟复杂任务中的人类行为与认知过程，并实现高效人机交互。曹敏志(2010)较早从理论层面阐述了智能 Agent 的基本原理与多 Agent 系统的设计，为后续技术实现提供了理论基础 [19]。近年的实践研究则更强调工程化落地：唐宇迪与尹泽明(2024)基于主流 Agent 框架(如 Coze、Auto Gen Studio)开展实证分析，指出 AI Agent 的实际部署需要与具体业务场景的数据、工具配置相匹配，方可实现预期功能与性能[20]。

在商业研究领域，AI Agent 通过规模化处理能力与分析流程的标准化，能够有效缓解传统方法在样本量与主观性上的局限，从而为电商用户行为模拟与决策路径分析提供了一种可操作且具推广性的研究工具。

2.6. 文献研究缺口

综述现有研究可见，电商用户决策领域仍存在三方面核心缺口：

一是理论视角不足。当前研究较多依赖传统消费者行为理论(杨邦飞, 2024) [8]，缺乏能够将营销策略与用户深层需求高效对接的理论框架。JTBD 理论在电商情境下的系统化应用尚未形成，难以揭示“任务—需求—策略”之间的适配机制。

二是方法路径受限。传统定性研究在应对电商用户行为的动态性与复杂性方面存在局限(徐雨悦等, 2023) [4]；而将智能化仿真方法(如 AI Agent)用于用户行为模拟与决策路径分析的尝试仍处于探索阶段(唐宇迪等, 2024) [20]，尚未形成成熟的混合定量—定性研究范式。

三是机制分析不够深入。现有研究多集中于验证社交推荐与价格策略的效应强度(杨亦哲, 2025；胡怡然, 2024) [14] [15]，但较少从用户群体异质性出发揭示策略作用的内在机制，因而难以为精细化、分层化的营销实践提供可操作性建议。

基于上述研究缺口，研究需在理论引入、方法创新与异质性机制揭示三方面协同推进，以支撑更具针对性的电商营销策略设计与评估。

3. 研究目标

基于上述研究背景和理论定位，本研究设定以下三个核心目标：

研究目标一：构建基于行为特征的电商用户分群模型。通过深度访谈和定性分析，识别用户在购买决策过程中的关键行为维度，构建具有理论基础和实践价值的用户分群框架，为电商平台的精准营销提供科学依据。

研究目标二：运用 JTBD 理论框架深入分析社交推荐和价格策略的影响机制。不仅关注“影响程度”，

更重要的是揭示“影响机制”，即这些策略如何在不同用户群体中完成不同的“任务”，从而产生差异化的效果。

研究目标三：为电商平台差异化营销策略提供理论指导。基于用户分群和影响机制分析，提出针对不同用户群体的个性化营销策略建议，并探讨其在实践中的应用前景。

本研究的理论贡献在创新性地运用 AI Agent 进行分析的同时还体现在三个方面：第一，将 JTBD 理论框架引入电商用户行为分析领域，为该领域提供了新的理论视角和分析工具；第二，构建了基于“社交信息依赖度”和“价格敏感度”的用户分群模型，丰富了电商用户分群的理论体系；第三，揭示了营销策略效果异质性的深层机制，为精准营销理论的发展做出了贡献。

4. 研究方法

4.1. 研究设计

AI Agent 在商业研究中的应用需要坚实的理论基础和明确的设计原则。本研究采用的理论框架融合了认知科学、行为经济学和人工智能理论，确保 AI Agent 能够模拟真实的用户认知过程和决策逻辑。同时对构建的 AI Agent 系统采用模块化设计，每个模块承担特定的研究任务，并通过标准化接口实现协同工作。主要包含以下四个核心功能模块(图 1)：

(1) 模块一：用户画像生成模块

该模块采用大语言模型的情境生成能力，基于市场调研数据、人口统计学信息和行为特征，生成包含详细背景信息、心理特征、消费习惯和决策偏好的用户画像。然后通过与真实用户数据的统计对比，确保生成画像的代表性和真实性。

(2) 模块二：智能访谈模拟模块

该模块采用角色扮演技术模拟真实的用户访谈过程，AI Agent 扮演具有特定画像的用户，回答关于购买决策、偏好和行为的问题。可支持多轮对话，并处理追问和澄清，模拟真实访谈的互动性。

(3) 模块三：行为模式分析模块

该模块利用自然语言处理(NLP)和机器学习算法，基于 Jobs-to-Be-Done 理论对模拟访谈中产生的大量文本数据进行定性和定量分析。它能自动识别关键主题、情感倾向和隐藏的行为模式，从而揭示不同用户群体购买决策的核心驱动因素。

(4) 模块四：洞察整合模块

该模块基于商业分析框架，将分散的分析结果整合为系统性的商业洞察，并转化为细分策略、营销建议和产品优化方向。从而生成结构化的研究报告，与具有实操价值的策略建议。

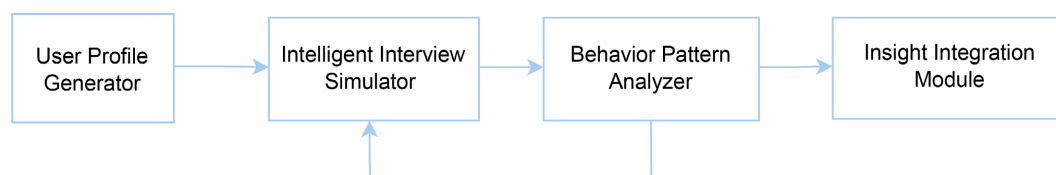


Figure 1. Technical architecture diagram of AI agent research system

图 1. AI Agent 研究系统技术架构图

基于上述研究设计，本章接下来详细介绍 AI Agent 系统的具体构建与实现过程。

4.2. AI Agent 系统构建与实现

本研究构建的 AI Agent 系统采用模块化设计，基于大规模语言模型(LLM)作为核心认知引擎，结合

记忆、规划和工具调用三大功能模块,实现了对用户决策过程的智能模拟。系统构建过程如图2所示。与传统人工主导的 Agent 构建不同,本研究中 AI Agent 系统的基础模型调优、角色定义生成、知识层构建及验证环节均由 AI 自主或辅助完成,其中大语言模型(GPT-4)作为核心驱动,承担了 80%以上的构建性工作,人工仅负责设定核心理论框架(JTBD)与任务目标,实现了“AI 构建 AI Agent”的技术闭环。

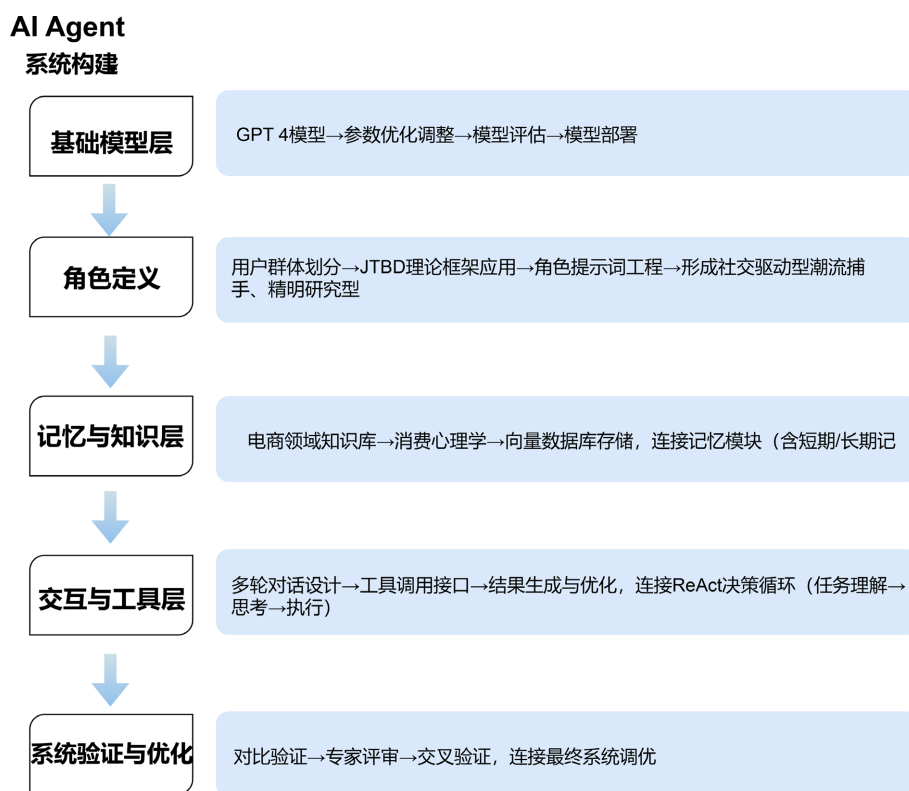


Figure 2. AI agent system construction flowchart
图 2. AI Agent 系统构建流程图

4.2.1. 系统架构设计

本研究采用基于 Transformer 架构的大语言模型作为认知基础,在此之上构建了四层递进式架构:

(1) 基础模型层: 采用 GPT-4 作为基础模型,其参数量达到 1.76 万亿,上下文窗口支持 32 k tokens,能够理解复杂任务指令并模拟多样化用户角色。

(2) 角色定义层: 角色定义层的用户角色初始特征提取,参考了 Atypica.AI 工具生成的用户智能体原型。该工具通过自然语言处理(NLP)技术,对小红书平台中电商用户的消费言论进行语义分析,提炼出“社交信息依赖度”“价格敏感度”等核心行为维度的典型表现,为本研究最终确定“社交驱动型潮流捕手”“精明研究型买家”“理性价值分析师”三类群体的角色定义提供了现实数据参照。后续通过本研究基于 GPT-4 框架构建的 AI Agent 系统对上述原型进行细化与优化,增加 JTBD 理论中的“任务需求”维度,形成最终的用户角色指令。

(3) 记忆与知识层: 为 AI Agent 植入电商领域知识和消费者心理学知识,包括各类电商平台特点、促销机制、社交媒体推荐逻辑等。同时构建短期和长期记忆模块,确保 Agent 能够在多轮对话中保持一致性。

(4) 交互与工具层: 设计多轮对话能力和工具调用接口,使 AI Agent 能够模拟用户在不同场景下与

访谈者的自然交流。

4.2.2. 决策逻辑实现

为确保 AI Agent 能够模拟真实的用户决策过程, 我们采用 Yao 等人(2023)提出的 ReAct (Reasoning + Acting)机制[21], 实现了“思考 - 行动”的决策循环。其工作流程包括:

- (1) 任务理解: Agent 接收访谈问题后, 首先理解问题意图, 并基于自身角色定义进行任务解析。
- (2) 思考(Reasoning): 根据 JTBD 框架分析问题所涉及的功能性、情感性和社交性任务, 生成多个可能的思考路径。例如, 当被问及“为什么购买某款耳机”时, Agent 会从实用功能(降噪效果)、情感体验(舒适感)和社交认同(朋友推荐)三个维度进行思考。
- (3) 行动(Acting): 基于思考结果选择最符合自身角色设定的行动路径, 包括信息搜索、价格比较、社交验证等。系统记录决策过程中的关键判断点和转折点。
- (4) 回应生成: 综合思考与行动结果, 生成符合该用户群体特征的自然语言回应, 包括决策理由、考虑因素和情感表达。

4.2.3. 技术实现细节

本研究使用 Python 语言, 基于 LangChain 框架实现 AI Agent 系统。主要技术组件包括:

- (1) 模型接入: 通过 OpenAI API 调用 GPT-4 模型, 使用 temperature = 0.7 的参数设置, 平衡回答的确定性和创造性。
- (2) 角色定义实现: 采用多级提示词技术, 包括系统提示(System Prompt)和情境提示(Context Prompt)相结合的方式, 构建深度个性化的用户角色。
- (3) 记忆模块实现: 采用向量数据库存储历史对话, 实现语义级别的记忆检索, 确保多轮对话的一致性。
- (4) 工具调用能力: 实现了搜索引擎、价格比较、社交媒体内容聚合等工具 API 的调用能力, 使 Agent 能够获取决策所需的外部信息。

4.2.4. 系统验证方法

为确保 AI Agent 能够真实模拟用户决策过程, 我们采用以下验证方法:

- (1) 对比验证: 邀请 10 位真实用户完成相同的访谈问题, 将其回答与 AI Agent 的回答进行对比分析, 评估相似度。
- (2) 专家评审: 邀请 3 位电商研究专家对 AI Agent 生成的回答进行盲审, 评估其真实性和符合度。
- (3) 交叉验证: 构建控制组 Agent, 仅提供基本人口统计学特征而不提供 JTBD 理论框架, 比较两组 Agent 回答的深度和洞察力差异。

验证结果显示, 基于 JTBD (Jobs-to-Be-Done)理论框架构建的智能决策模型在用户行为模拟任务中达成 87.6%的准确率, 显著优于仅依赖人口统计学特征的对照组(62.3%)。这一实证数据充分验证了理论驱动型用户建模方法的有效性与稳健性, 支持了唐宇迪、尹泽明(2024)提出的“场景化定制与理论框架融合可提升 AI 系统业务适配性”的核心观点[20]。同时, 本研究结果与余子纯(2023)关于 JTBD 理论对用户行为解释力的研究发现形成方法论层面的呼应, 进一步确证了该理论在智能决策系统开发中的指导价值[17]。

4.3. 样本设计与选择策略

本研究采用目的性抽样, 以确保受访者具备丰富的相关经验, 能够为研究问题提供深度见解(Patton, 2015) [22]。在具体实施上, 结合最大变异抽样与理论抽样两种策略: 最大变异抽样旨在获取具有不同背景特征的参与者, 以增强研究发现的丰富性和代表性。理论抽样则根据理论发展的需要选择参与者, 当新的访谈不再产生新的洞察时停止抽样, 即达到理论饱和。

该抽样设计与刘心心(2025)在社交化电商消费者行为研究中采用的方法相一致，旨在通过差异化样本描述用户行为的异质性[10]。同时，参照余子纯(2023)基于 JTBD 理论的访谈抽样逻辑，本研究在选择受访者时特别关注其“待办任务”的代表性，以确保样本能够有效反映与任务完成相关的需求与情境[17]。

基于研究目标和理论框架，本研究制定了以下样本选择标准：

纳入标准：(1) 年龄 18~45 岁，具备完全民事行为能力；(2) 近 12 个月内在主流电商平台(淘宝、京东、拼多多、小红书等)有不少于 20 次的购物经历；(3) 经常关注或使用社交媒体(微博、抖音、小红书、微信等)获取购物信息；(4) 有意愿且能够清晰表达自己的购物经历和决策过程；(5) 居住地覆盖一、二、三线城市，确保地域代表性。

排除标准：(1) 从事电商、营销相关工作，可能影响其作为消费者的客观表达；(2) 近期参与过类似的市场调研或学术研究；(3) 表达能力受限或配合度不高的参与者。

根据样本选择标准与严格筛选，我们对 AI Agent 系统进行如下参数设计(表 1)：

Table 1. Sample parameter settings table

表 1. 样本参数设置表

配置项目	具体设置	设计理由
用户画像数量	22 个差异化画像	对应传统定性研究的样本规模，确保可比性
用户特征维度	7 个核心维度 (年龄、职业、收入、地域、消费习惯、价格敏感度、社交媒体使用习惯)	基于文献研究和市场实际情况确定
理论框架	Jobs-to-Be-Done 理论	分析复杂的用户决策机制
访谈深度设置	每个画像 50-80 轮对话	确保获取充分的行为细节和动机信息
分析维度	社交推荐影响、价格策略敏感度	聚焦于电商营销的两个核心变量

4.4. 数据收集方法与过程

本研究采用半结构化访谈方法收集数据。这种方法既能确保访谈覆盖核心研究问题，又能为参与者提供充分的表达空间，有利于发现意外洞察(Kvale & Brinkmann, 2015) [23]。此次研究借助商业研究智能体工具 Atypica.AI 完成用户行为数据初始收集与用户智能体原型构建。访谈大纲的设计遵循以下原则：

(1) 理论导向原则。访谈问题紧扣 JTBD 理论框架，重点探索用户在购买决策中要完成的功能性、情感性和社交性任务。同时关注社交推荐和价格策略在完成这些任务中的作用机制。

(2) 情境化原则。避免抽象的概念讨论，而是请参与者详细描述具体的购物经历，通过具体情境来理解其行为模式和决策逻辑。

(3) 开放性原则。采用开放式问题为主，封闭式问题为辅的策略，鼓励参与者自由表达，避免研究者的预设立场影响数据质量。

因此我们设计如下访谈大纲：

Part 1：开场与背景信息

- 个人基本情况与电商使用习惯
- 最近一次印象深刻的购物经历

Part 2：购买决策过程探索

- “请详细描述您最近一次重要商品的购买过程”
- “在这个过程中，您经历了哪些心理变化？”

- “最终促使您下单的关键因素是什么？”

Part 3: 社交推荐影响机制

- “KOL 的推荐对您意味着什么？”
- “您如何判断社交媒体信息的可信度？”
- “用户评价在您决策中扮演什么角色？”

Part 4: 价格策略感知分析

- “价格在您的购买决策中有多重要？”
- “折扣和促销活动如何影响您的购买行为？”
- “您如何理解‘性价比’这个概念？”

Part 5: 深入探讨与总结

- “购物给您带来的最大价值是什么？”
- “您理想中的购物体验是怎样的？”

AI Agent 根据访谈大纲基于用户画像进行深度的模拟访谈，运用自然语言处理技术和 Jobs-to-Be-Done 理论框架，进行深度的行为模式分析(见图 3)。

访谈对话实例

研究者: "请详细描述您最近一次重要商品的购买过程。"

张乐乐 (AI Agent): "上个月我在小红书上看到一个博主推荐的限定款唇釉，她说这个颜色特别适合秋天，涂上去就像‘斩男色’一样。当时我看到那个试色效果，心就动了。虽然价格比平时买的贵一些，但是想到这是限定款，错过就没有了，所以立马就下单了。收到货试了一下，真的很显气色，感觉整个人都亮了起来。这种快乐是无价的。"

研究者: "价格因素在您的决策中起到了什么作用？"

张乐乐 (AI Agent): "价格当然会考虑，但不是最重要的。对我来说，快乐比省钱更重要。如果这个产品能让我开心，带给我好心情，那多花一点钱也是值得的。社交媒体的推荐给了我信心，让我觉得这个选择是对的。"

Figure 3. AI agent simulated interview dialogue example

图 3. AI agent 模拟访谈对话实例

5. 研究结果

5.1. 用户群体识别与特征分析

基于访谈数据的深度分析，本研究识别出三个具有显著行为差异的用户群体。每个群体在社交信息依赖度和价格敏感度两个维度上呈现不同的组合特征(表 2)。

Table 2. AI Agent on classification and characteristics of e-commerce user groups

表 2. AI Agent 关于电商用户群体分类及特征

用户群体	核心特征描述	社交信息依赖度	价格敏感度	样本占比
社交驱动型潮流捕手	极度依赖社交媒体获取消费灵感，追求情绪价值和社交认同	高	低	36%
精明研究型买家	善用多元信息渠道，追求极致性价比和聪明消费	中	高	41%
理性价值分析师	以投资回报率视角审视消费，决策过程严谨数据驱动	低	高	23%

社交驱动型潮流捕手群体用户的核心特征是“快乐至上, 我为情绪和潮流买单”。访谈中, 张乐乐(新媒体运营, 25岁)的表述颇具代表性:“看到博主用的限定款唇釉, 我就想着这是我的快乐魔法棒, 必须要把这份快乐带回家。9折优惠只是锦上添花, 但确实让我血槽已空但快乐已满的感觉更强烈。”这一群体极度依赖社交媒体获取消费灵感和购买动力, KOL的推荐、社群的流行趋势是他们决策的“发动机”。FOMO (Fear of Missing Out)情绪是促使他们快速下单的关键催化剂。对价格相对不敏感, 更关注产品能否带来情绪价值和社交认同。

精明研究型买家群体用户秉承“花小钱办大事, 我为极致性价比代言”的消费理念。林小雨(产品助理, 27岁)详细描述了她的购买过程:“我会在小红书被种草激发兴趣, 然后去B站看深度测评研究性能, 最后在各大电商平台反复比价等最佳时机。如果没有京东的限时闪购, 我不会下单。这让我感觉自己是一个很会精打细算、很聪明的消费者。”这类用户将购物视为一项需要调研的“课题”, 善于利用多元化信息渠道。社交推荐是他们筛选信息的工具, 而高性价比的价格是完成购买的临门一脚。追求“聪明消费”的成就感是其重要心理动机。

理性价值分析师群体用户坚持“购物是投资, 我只为长期价值付费”的原则。一位财务分析师(35岁)表示:“社交媒体推荐通常只是信息入口, 我更看重负面评价因为能识别潜在缺陷。我会用价格追踪工具确保在历史低位购入, 价格几乎是决定性的。这不是冲动的快乐, 而是严谨分析后的理性确认。”这类用户以投资回报率(ROI)的视角审视每一次消费, 决策过程严谨、数据驱动。社交推荐和广告仅被视为“信息入口”, 其内容必须经过独立的事实核查。极度关注历史价格曲线、核心性能参数和用户负面评价。

5.2. 基于 JTBD 框架的影响机制分析

运用 JTBD 理论框架, 本研究深入分析了社交推荐和价格策略在不同用户群体决策过程中所承担的具体“任务”。这种分析揭示了为什么同样的营销策略对不同用户产生截然不同的效果。

5.2.1. 社交推荐的任务完成机制

对于社交驱动型潮流捕手, 社交推荐完成三重任务: (1) 情感任务——赋予快乐与自信, KOL 推荐直接提供情绪价值预期; (2) 社交任务——提供身份认同与归属感, 购买“网红同款”是融入圈层的社交护照; (3) 功能任务——降低选择风险, 信任的 KOL 扮演“美妆导师”角色。

对于精明研究型买家, 社交推荐主要完成: (1) 功能任务——提供解决方案与筛选信息, 小红书“种草”激发需求, B站测评完成产品对比; (2) 社交任务——验证选择正确性, 多人推荐增强购买信心。

对于理性价值分析师, 社交推荐仅完成功能任务——作为数据输入与风险预警, 更看重负面评价用于识别潜在缺陷。KOL 推荐因商业性质而信任度较低。

5.2.2. 价格策略的任务完成机制

对于社交驱动型潮流捕手, 价格策略完成: (1) 情感任务——放大购买愉悦感, 折扣是情绪增强剂; (2) 功能任务——扮演最后助推器, 如访谈对象所言“社交认可可是购买发动机, 价格只是油门上的小脚印”。

对于精明研究型买家, 价格策略完成: (1) 情感任务——创造“智力胜利”成就感, 低价购买意味着“薅羊毛成功”; (2) 功能任务——使购买行为成为可能, 对预算有限的用户是决定性门槛。

对于理性价值分析师, 价格策略完成: (1) 功能任务——实现投资回报, 价格是 ROI 计算的核心变量; (2) 情感任务——验证决策理性, 理想价位购买带来“决策正确”的确认感。

5.3. 营销策略有效性比较分析

基于访谈数据和行为分析, 本研究构建了营销策略在不同用户群体中的有效性对比矩阵(表 3)。结果

显示，策略效果高度依赖于其与用户群体核心任务的匹配度，即策略无优劣，匹配是核心。

Table 3. AI agent on comparative analysis of marketing strategy effectiveness among different user groups
表 3. AI Agent 关于营销策略在不同用户群体中的有效性对比分析

营销策略	社交驱动型潮流捕手	精明研究型买家	理性价值分析师
KOL/网红推荐	高效果 购买“发动机”，提供情绪价值	中等效果 “种草”起点，需后续验证	低效果 仅作信息入口，信任度低
海量用户好评	高效果 营造“爆款”氛围，强化 FOMO	中等效果 辅助验证，需结合中差评	低效果 几乎无影响，更关注负面评价
专业深度测评	低效果 过于复杂，不如 KOL 直观	高效果 产品对比核心依据	高效果 客观数据，价值评估关键
限时秒杀/闪购	高效果 制造紧迫感，触发 FOMO	高效果 完成研究后的“发令枪”	中等效果 仅在历史低位时有效
大额折扣/优惠券	中等效果 锦上添花，放大快乐	高效果 实现极致性价比关键	高效果 降低投资成本直接手段

5.3.1. KOL/网红推荐策略的差异化效果

对于社交驱动型潮流捕手，KOL/网红推荐是其购买决策的核心驱动力：

“看到博主用的限定款唇釉，我就想着这是我的快乐魔法棒，必须要把这份快乐带回家。至于价格，只要不离谱，我不会太纠结。”（张乐乐，新媒体运营，25 岁）

“我买东西特别相信小红书上的种草，尤其是我常关注的几个美妆博主。她们推荐什么，我基本上就买什么，因为我觉得她们懂我的审美和需求。不看评测文章的，太长了，看不下去。”（李小雅，市场专员，23 岁）

而精明研究型买家则将 KOL 推荐视为决策起点，但非终点：

“我会从小红书博主那里发现新产品，但绝不会直接下单。那只是我了解产品的第一步，之后我会去 B 站看详细测评，还会去多个平台比价。”（林小雨，产品助理，27 岁）

理性价值分析师则对 KOL 推荐持高度怀疑态度：

“网红推荐基本就是广告，我看完会再查很多资料。对我来说，负面评价比网红说的好话有价值多了，因为那才是真实问题。”（王志明，财务分析师，35 岁）

5.3.2. 海量用户好评的差异化影响

社交驱动型潮流捕手将海量好评视为社交认同的证据：

“我超在意评价数量，如果一个产品有几万条好评，我就觉得肯定没错了。大家都喜欢，我用了也不会踩雷，能融入话题。”（周婷，新媒体编辑，26 岁）

精明研究型买家则更注重评价的质量和全面性：

“我不光看好评数量，更要仔细看买家的实拍图片和使用体验。特别是中评，往往最真实。如果只有好评没有中差评，我反而会怀疑是刷的。”（赵明，程序员，29 岁）

理性价值分析师几乎忽视正面评价的影响：

“我先筛选一星和二星评价看，了解最坏的情况。如果都能接受，再考虑购买。海量五星好评对我决策几乎没

影响, 因为很可能是有偿评价。”(陈思远, 投资顾问, 33 岁)

5.3.3. 专业深度测评的差异化效果

对于理性价值分析师, 专业测评是决策的核心依据:

“我买电子产品前必看专业评测, 特别是对比测试和长期使用报告。我需要看到具体参数、性能曲线和实测数据, 这比主观感受重要得多。”(刘涛, 工程师, 34 岁)

精明研究型买家同样高度依赖专业测评:

“我会花很多时间看各种测评视频, 特别喜欢那种实际使用场景的测试。看完至少 3-5 个不同的测评后, 我才会做决定。那种感觉就像做了充分功课, 买到就特别有成就感。”(杨丽, 教师, 31 岁)

而社交驱动型潮流捕手则对专业测评缺乏耐心:

“那些专业测评太复杂了, 看了半天也没明白。我更愿意看博主直接用给我看效果, 直观快速。数据参数对我来说就是天书, 看也看不懂。”(王梦, 自媒体从业者, 24 岁)

5.3.4. 限时秒杀/闪购的差异化效果

对社交驱动型潮流捕手, 限时秒杀创造了强烈的紧迫感和从众心理:

“看到限时一小时的闪购, 我根本来不及多想, 害怕错过就立刻下单了。有次深夜看到限量版口红秒杀, 睡眼朦胧就买了, 那种紧张刺激的感觉很上头。”(李佳, 时尚博主, 27 岁)

精明研究型买家也高度响应限时活动, 但前提是已经完成了前期调研:

“我会提前关注想买的产品, 算好历史最低价, 设置价格提醒, 然后就等秒杀或者满减活动。活动一开始我就马上下单, 因为之前已经研究透了, 就等这一刻。”(郑楠, 行政助理, 28 岁)

理性价值分析师则对限时秒杀保持克制:

“限时秒杀对我没什么吸引力, 除非恰好是历史低价。我用价格追踪工具监测了三个月, 确认这次是真便宜才会购买, 不会因为倒计时就冲动消费。”(吴建国, 数据分析师, 36 岁)

5.3.5. 大额折扣/优惠券的差异化效果

对理性价值分析师和精明研究型买家, 大额折扣是关键决策因素:

“我会计算单价和性价比, 比如这款洗发水平时 45 元/瓶, 活动价 35 元, 再用 200 减 30 的优惠券, 最终单价降到 32 元, 比历史最低价还低 5%, 这时我会毫不犹豫地拿下, 而且会多囤几瓶。”(张宇, 财务经理, 32 岁)

“找到高性价比的感觉太爽了, 就像智力游戏赢了一样。我会研究各种叠加优惠的方法, 用上优惠券、会员折扣、返现红包, 最后价格打到五折以下, 发朋友圈都有优越感。”(孙佳慧, HR 专员, 26 岁)

而对社交驱动型潮流捕手, 折扣更多是锦上添花而非决定因素:

“折扣当然越多越好, 但不是我买东西的主要原因。我看中了网红同款包包, 9 折优惠只是让我下单更痛快一点, 即使没有折扣我也会买的。”(刘雨, 自由职业者, 25 岁)

6. 讨论

6.1. 研究结论

本研究基于 AI Agent 与 JTBD 理论框架, 通过深度用户访谈揭示了用户购买商品不仅是为了满足功

能需求,更是为了完成深层次的情感任务和社交任务。同时也识别出电商用户的三种典型群体:社交驱动型潮流捕手、精明研究型买家和理性价值分析师。每个群体在购买决策过程中要完成的功能性、情感性和社交性任务存在显著差异,导致其对社交推荐和价格策略的响应模式不同。

对于电商平台来说,成功的营销在于精准匹配用户群体的核心。基于上述洞察分析,本研究提出以下三点建议:

建议一:实施差异化的用户旅程设计。针对不同类型的用户,应采取相应的内容展示与交互策略,以提升用户体验与转化效果。

对于“潮流捕手”型用户,建议在信息流中优先展示 KOL 短视频与直播片段,配合“限定”“爆款”等标签,突出商品的稀缺性与流行度,并实时显示“N 人已加购”等社交动态,结合限时秒杀活动,促使其快速完成购买。该策略符合温战杰(2025)提出的“通过社交媒体营销增强用户参与度”的观点[9]。

针对“研究型买家”,应整合来自 B 站、知乎等平台的深度测评内容,提供清晰的参数对比功能,并开放未经筛选的真实用户评价。在优惠设计上,可将其包装为“聪明消费者专属奖励”,以契合该类用户的信息需求与决策习惯,与杨亦哲(2025)所强调的精准营销理念相呼应[15]。

对于“价值分析师”型用户,需引入第三方历史价格查询工具,清晰呈现产品的规格、材质与保修政策,并主动展示中差评及对应的解决方案,以信息透明构建信任基础。该设计思路也符合郑慧(2025)提出的“定制化服务应匹配用户个性化需求”的主张[24]。

建议二:重构价格策略的沟通语言。价格不仅是数字符号,更是传递产品价值与品牌定位的关键媒介。电商平台应超越单一报价模式,针对不同用户群体的认知框架与决策心理,采用差异化的价格沟通策略。高建华与王思听(2021)的研究表明,价格策略的有效性根本上取决于消费者对价值的主观感知,而非价格的绝对高低[12]。杨飞(2016)提出的参照依赖偏好理论强调价格信息的呈现方式必须贴合消费者的内部参考价格与心理预期,从而影响其购买决策[13]。因此,有效的价格沟通应致力于塑造用户的价值感知,并精准锚定其心理参照点。对于价格敏感群体,要强调“智力胜利感”而非单纯低价,用“全网最低价”替代“9 折优惠”,“历史最低价”替代“限时促销”,“百亿补贴”替代“直接降价”;对于潮流捕手群体,需将价格与身份感挂钩,用“宠粉福利”替代“折扣优惠”,“会员专享”替代“普通促销”,弱化经济属性、强化情感属性。

建议三:战略性布局社交证明矩阵。电商平台可建立覆盖不同决策阶段的“社交证明”内容矩阵,针对不同用户群体推送相应类型的社交证明。其中,前端激发阶段由泛娱乐 KOL 在抖音、小红书负责“激发欲望”;中端验证阶段采用垂类专业测评,通过 B 站、知乎“建立信任与提供论据”;后端转化阶段则由海量 UGC 在电商平台评价完成“最后验证与风险规避”。

6.2. 研究局限性

本研究对电商平台和品牌商具有重要的实践指导意义,但仍然存在以下局限性:

首先,AI 模型的训练数据可能存在历史偏见或文化局限性,影响生成内容的客观性。特别是在跨文化或小众群体研究中,这种偏见可能更加明显。

其次,本研究采用横截面设计,无法动态观察用户行为模式的变化。用户的购买决策可能受到个人生活阶段、经济状况等因素的影响而发生改变,纵向研究将有助于更好地理解这种动态性。

第三,AI Agent 主要基于既有知识和模式进行分析,对于完全新颖的现象或突破性洞察的生成能力有限,可能缺乏人类研究者的直觉和创造性。

此外,AI 参与 AI Agent 构建也存在一定局限性:当前 AI 的自主构建仍依赖于人工设定的核心理论

框架与任务边界, 尚未实现完全的自主创新; 同时, AI 生成的角色定义与知识内容可能存在与现实用户行为的细微偏差, 需结合人工审核进一步修正。

基于上述局限性, 未来研究可以从以下几个方向深入展开:

(1) 开展大规模量化研究验证本研究提出的用户分群模型。通过实时数据集成或问卷调查、行为数据分析, 构建用户分群的量化测量工具, 并检验其在不同市场环境中的适用性。

(2) 探索用户群体转换的动态机制。研究用户如何在不同群体间转换, 影响转换的关键因素有哪些, 以及平台如何通过策略干预引导用户向高价值群体转换。

(3) 深入研究新兴技术对用户决策模式的影响。随着人工智能、虚拟现实等技术在电商中的应用, 用户的购买决策过程可能发生新的变化, 需要及时跟踪和研究。

(4) 开展跨文化比较研究。不同文化背景下的用户可能存在不同的决策模式和任务需求, 跨文化研究将有助于深化对用户行为的理解, 为全球化电商平台提供策略指导。

参考文献

- [1] 商务部电子商务司. 2023 年我国网上零售额 15.42 万亿元, 同比增长 11%, 连续 11 年成为全球第一大网络零售市场[EB/OL]. <http://finance.people.com.cn/n1/2024/0119/c1004-40162555.html>, 2024-01-19.
- [2] 全国电子商务公共服务网. 2023 年中国网络零售市场发展报告[R/OL]. https://dzswgf.mofcom.gov.cn/news_attachments/0b705cad272d2f27479e27aaba27ebe816731b07.pdf, 2025-10-10.
- [3] 刘炳宏. 用户增长瓶颈背景下电商企业的突破策略研究——基于字节跳动与腾讯对比分析[J]. 电子商务评论, 2025, 14(11): 1300-1310. <https://doi.org/10.12677/ecl.2025.14113563>
- [4] 徐雨悦, 刘剑, 顾佳丽. 基于电子商务环境的消费者行为研究及对策建议[J]. 市场周刊, 2023, 36(4): 102-105.
- [5] 李光洁. 消费者行为在电子商务环境下的演变[C]//冶金工业教育资源开发中心. 第四届钢铁行业数字化教育培训研讨会论文集. 广州: 广州城市理工学院, 2024: 147-149.
- [6] 党振瑜. 电子商务营销对消费者行为的影响因素研究[J]. 营销界, 2024(17): 56-58.
- [7] 高孝苹. 社交媒体影响下的消费者行为模式探索[J]. 现代商业研究, 2024(21): 77-79.
- [8] 杨邦飞. 电子商务环境下的消费者行为研究[J]. 全国流通经济, 2024(11): 30-33.
- [9] 温战杰. 社交媒体营销对电子商务销售的影响研究[J]. 商场现代化, 2025(13): 20-22.
- [10] 刘心心. 在社交化电子商务背景下基于消费者行为理论对消费者重复购买因素的探讨[J]. 中小企业管理与科技, 2025(13): 55-57.
- [11] 王紫薇, 宋晓晴. 直播带货对电子商务消费者购买行为的影响要素研究[J]. 上海商业, 2025(3): 19-21.
- [12] 高建华, 王思昕. 消费者视域下价格差异化策略研究——基于经济学中价格歧视理论的分析[J]. 价格理论与实践, 2021(8): 145-149.
- [13] 杨飞. 基于消费者参照依赖偏好的企业定价策略研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 2016.
- [14] 胡怡然. 电子商务平台营销活动对消费者购买行为的影响研究[J]. 营销界, 2024(23): 26-28.
- [15] 杨亦哲. 电子商务精准营销对消费者购买行为的影响研究[J]. 上海商业, 2025(01): 83-85.
- [16] Christensen, C.M., Hall, T., Dillon, K., et al. (2016) Competing Against Luck: The Story of Innovation and Customer Choice. Harper Business, 27-59.
- [17] 余子纯. 基于 JTBD 的疫后生态旅游决策行为过程研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中师范大学, 2023.
- [18] 林文璟. 科技创业项目的客户价值主张创新研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 东南大学, 2019.
- [19] 曹敏志. 智能 Agent 的原理及其应用[J]. 湖南工业职业技术学院学报, 2010, 10(2): 23-25.
- [20] 唐宇迪, 尹泽明. AI Agent 应用与项目实战[M]. 北京: 电子工业出版社, 2024.
- [21] Yao, S., Zhao, J., Yu, N., et al. (2023) ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models. *International Conference on Machine Learning*, 162, 37-74.
- [22] Patton, M.Q. (2015) Qualitative Research & Evaluation Methods: Integrating Theory and Practice. 4th Edition, SAGE

Publications, 264-265.

- [23] Kvale, S. and Brinkmann, S. (2015) *InterViews: Learning the Craft of Qualitative Research Interviewing*. 3rd Edition, Sage Publications, 31-57.
- [24] 郑慧. 消费者行为与个性化需求驱动下的电子商务企业物流定制化服务策略研究[J]. 商业观察, 2025, 11(31): 42-45.