

# 社交电商情绪驱动互动策略推荐模型及实证研究

## ——基于SOR理论模型

林盈希<sup>1</sup>, 李雄鹰<sup>2</sup>

<sup>1</sup>广东财经大学经济学院, 广东 广州

<sup>2</sup>广东财经大学统计与数据科学学院, 广东 广州

收稿日期: 2026年5月13日; 录用日期: 2026年5月27日; 发布日期: 2026年6月30日

### 摘要

在数字经济背景下, 情绪经济已成为消费市场增长的关键动力, 以Z世代为代表的消费者正从“物质满足”转向“情绪悦己”。针对社交电商互动策略同质化、情绪适配性不足的问题, 本研究基于SOR理论构建情绪驱动的互动策略推荐模型, 利用10万条用户行为面板数据, 验证了情绪-策略匹配效应、递进式互动路径及关键变量调节机制, 并提出“用户细分-策略预测”两阶段技术架构, 为社交电商精细化、情绪化运营提供可行方案。

### 关键词

社交电商, SOR理论, 情绪驱动, 互动策略

# Emotion-Driven Interaction Strategy Recommendation Model and Empirical Research in Social Commerce

## —Based on the SOR Theoretical Model

Yingxi Lin<sup>1</sup>, Xiongying Li<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Economics, Guangdong University of Finance and Economics, Guangzhou Guangdong

<sup>2</sup>School of Statistics and Data Science, Guangdong University of Finance and Economics, Guangzhou Guangdong

Received: May 13, 2026; accepted: May 27, 2026; published: June 30, 2026

## Abstract

In the digital economy, the emotional economy is a key growth drive in consumer markets, particularly as Generation Z shifts from material satisfaction to emotional self-gratification. To overcome the homogeneity and low emotional adaptability of social e-commerce interaction strategies, this study builds an emotion-driven recommendation model based on SOR theory. Using panel data from 100,000 users, we validate the emotion-strategy matching effect, the progressive interaction pathway, and key moderating mechanisms. We then propose a two-stage “user segmentation-strategy prediction” framework, offering a practical solution for refined, emotion-aware social e-commerce operations.

## Keywords

Social Commerce, SOR Theory, Emotion-Driven, Interaction Strategy

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

随着社交电商向“社交化体验”升级,直播、短视频等内容形态正深度重塑消费决策,用户情绪成为影响购买的关键变量。在这一背景下,社交电商互动场景日益多元,情绪共鸣显著驱动消费行为,超80%的年轻消费者因愉悦感、归属感产生购买或复购[1][2],情绪满足与认同已成为消费决策的核心因素。Dua (2024)[3]与Guo等(2024)[4]也证实,客户参与和情感价值在直播购买中影响显著。然而,尽管政策要求平台优化个性化服务,多数平台的互动策略仍显同质化。仅约12%的平台尝试针对用户情绪调整策略,大多数仍依赖“点赞领积分”等标准化模板,难以适配不同情绪状态与用户特征。缺乏情绪适配性的互动不仅难以激发积极情绪参与,还可能引发抵触,阻碍情绪向购买转化,成为平台精细化运营的关键瓶颈。

## 2. 文献综述

### 2.1. 核心理论基础

SOR理论(Mehrabian & Russell, 1974)[5]为解析电商消费者行为提供了经典框架。以电商直播带货为例,主播在直播间展示的专业性、互动性作为外界刺激(S),吸引用户进入直播间,用户由此产生感知信任(O),做出购买或加购等消费行为(R)。

事实上,情绪对社交电商用户行为的驱动效应已获得较为广泛的实证支持。苏玉波和李浩(2025)[1]指出,当前消费逻辑正经历从“情绪价值大于功能价值”向实质性机制重构的转变:多数Z世代消费者愿为情绪体验额外付费,传统“人货匹配”模式正被“情绪-人-货”三维匹配所替代。具体而言,愉悦、信任、情感共鸣等积极情绪能显著提升用户的互动意愿与购买转化,而焦虑、怀疑等消极情绪则往往抑制参与行为[2][6]。直播电商中的社交线索与媒体线索,正是通过激发用户情绪进而影响冲动购买意愿[7];[8]也表明,移动社交商务内容对用户行为的塑造,离不开情绪这一中间环节。这一机制在不同细分场景中表现出良好的一致性,社交电商网站中网红的消费影响力,很大程度上依赖情绪路径发挥作用[9]。

## 2.2. 社交电商互动策略与情绪驱动的研究现状

现有研究从多维度探讨了社交电商互动策略与用户行为的关系, 情绪的关键中介作用已获得普遍确认。在内容与信息类互动中, 主播的实时互动能够提升感知信息价值与娱乐价值, 从而促进用户参与; 高质量的商品评论则借助信息透明度建立信任, 推动购买行为。转向社群关系类互动, 其侧重社交联结, 通过强化归属感与身份认同, 有效促进复购与口碑传播。Dua (2024) [3]的研究显示客户参与对购买意愿具有显著的中介作用; Guo 等(2024) [4]则证实, 在感知价值的各维度中, 情感价值的贡献高于功能价值。基于 SOR 模型, 许嘉仪等(2017) [10]与杨文君(2022) [11]分别验证了情绪路径在用户参与及持续使用意愿中的适用性。张府鹏(2025) [12]进一步将 SOR 与社会情绪选择理论相结合, 分析了电商直播中银发消费者对悦己消费品冲动消费的机制。

商品类型与互动策略之间的交互效应同样受到关注。潘建林等(2020) [13]基于 SICAS 模型, 从消费者行为旅程视角出发, 为理解不同互动策略的嵌入方式与协同效应提供了理论框架。值得注意的是, 关于分享互动与商品社交属性的调节效应, 现有研究尚存分歧。王志冉等(2024) [14]的产品涉入度在 UGC 分享式推荐中起正向调节作用, 这意味着高社交属性商品更容易借助分享推荐实现传播。但也有研究指出, 分享互动的效果受到平台机制、用户动机、社交关系强度等多重因素的调节(Sharma & Sharma, 2025) [15], 其在高社交属性商品中的促进作用是否显著强于低社交属性商品, 仍有待实证检验。

## 2.3. 现有研究缺口

尽管 SOR 理论与情绪驱动在社交电商中的重要性已获广泛认可, 但针对“情绪驱动互动策略推荐”这一主题, 现有研究仍存在明显缺口: 一是缺乏动态性与异质性考量, 鲜有研究将用户情绪、商品属性与互动策略系统融合; 二是复合情绪与组合策略探索不足, 多数研究聚焦单一互动形式, 未能揭示递进式互动路径与情绪积累规律; 三是理论到实践转化薄弱, 缺乏可落地的互动策略推荐框架。

## 3. 理论基础与研究假设

本研究延伸 SOR 模型, 以互动策略与商品属性为外部刺激(S), 用户情绪与互动强度为双重中介(O), 购买决策为行为反应(R), 构建“互动刺激 → 情绪中介 → 行为反应”的整合模型。具体而言: 外部刺激层包括平台互动策略与商品属性; 机体层包含用户情绪状态与互动强度; 反应层为用户的购买决策。

在社交电商“互动性、内容驱动性”的核心特征下[16], 用户互动强度直接反映参与深度。Xia 等(2024) [7]与 Liu 等(2023) [8]则表明互动强度通过情绪路径影响购买行为。由此, 互动强度越高, 用户获得的情绪与信息价值越丰富, 购买概率显著提升——这为 H1A (见表 1)提供了核心支撑。

分享式推荐体现了用户从“被动关注”到“主动参与”再到“社交传播”的行为升级, 也是情绪从“初步兴趣”迈向“深度认同”的递进过程。肖开红和雷兵(2021) [17]指出, 意见领袖的促销刺激与消费者互动存在累积效应; 聂烜等(2024) [18]进一步证实, 粉丝参与是渐进深化的过程, 深度参与者对品牌价值的贡献显著更高。这种阶梯式互动契合社交电商的内容驱动逻辑, 通过持续积累情绪势能, 其对购买意愿的强化效果优于单一互动形式。

点赞互动门槛低、即时性强, 更易触发本能性参与[6]; 而分享互动依赖社交关系链, 决策成本与心理门槛更高(Sharma 等, 2025) [15]。因此, 递进式互动对购买概率的累积效应更为显著, 即 H1B (见表 1)。

商品评论是消费者获取决策信息的核心渠道, 其信息价值直接影响购买决策。魏华和黄金红(2017) [19]发现, 产品卷入度正向调节在线评论质量与购买决策的关系; 朱丽叶等(2017) [20]进一步证实, 高卷入度情境下评论质量的影响显著更强。这表明产品与消费者的密切程度越高, 消费者越依赖评论信息决

策。高价值商品涉及更高感知风险与金钱成本, 需要更充分的信息支撑, 因此评论互动的边际效应在高价值情境下更为突出。基于此, 本研究提出 H2A (见表 2)。

**Table 1.** Core effect hypothesis

**表 1.** 核心效应假设

| 核心效应假设 | 假设内容                                |
|--------|-------------------------------------|
| H1A    | 互动强度综合指数正向影响消费者购买概率                 |
| H1B    | “点赞 → 评论 → 分享”递进式互动对购买概率的正向影响强于单一互动 |

此外, 不同商品类型的决策逻辑存在显著差异。周冬梅(2020) [21]发现, 搜索型商品以客观参数为决策核心, 评论中的主观评价可能干扰理性判断, 而点赞作为简洁的认同信号更有效; 体验型商品、依赖主观体验, 但因个体差异大, 评论信息一致性较低, 边际效应受限。评论与点赞互动在这两类商品中的价值与作用方向可能存在根本差异, 据此提出 H2B (见表 2)。

**Table 2.** Heterogeneity hypothesis of interaction

**表 2.** 互动异质性假设

| 互动异质性假设 | 假设内容                             |
|---------|----------------------------------|
| H2A     | 评论互动对高价值商品购买概率的正向影响强于低价值商品。      |
| H2B     | 评论互动对高决策复杂度商品购买概率的正向影响强于低决策复杂度商品 |

高社交属性商品的购买行为本身带有社交展示与分享属性, 契合社交电商的裂变传播逻辑。肖开红和雷兵(2021) [17]指出, 社交电商中促销刺激与社交互动存在交互效应; 分享互动既能满足用户的社交表达需求, 又能通过社交裂变放大商品的情绪价值, 而低社交属性商品的消费更偏向实用功能, 用户分享动机较弱(Sharma 等, 2025) [15]。因此, 分享互动对高社交属性商品的购买促进作用可能更为显著。基于此, 本研究提出 H3A (见表 3)。

**Table 3.** Regulatory effect hypothesis

**表 3.** 调节效应假设

| 调节效应假设 | 假设内容                           |
|--------|--------------------------------|
| H3A    | 分享互动对高社交属性商品购买概率的正向影响强于低社交属性商品 |

## 4. 研究设计

### 4.1. 变量定义与测量

本研究旨在探讨直播电商中互动特征对消费者购买决策的影响, 并考察商品属性与用户特征的调节作用。为更全面地进行分析, 模型中同时引入了商品基本特征及用户人口统计学变量作为控制变量(见表 4)。

**Table 4.** Variables design

**表 4.** 变量设计

| 变量层级 | 变量类别 | 变量名称     | 定义                                |
|------|------|----------|-----------------------------------|
| 因变量  | 购买决策 | 购买决策     | 用户是否购买该商品(是 = 1, 否 = 0)           |
|      |      | 互动强度综合指数 | 点赞数 × 0.3 + 评论数 × 0.3 + 分享数 × 0.4 |

续表

| 核心自变量 | 互动特征      | 互动深度    | 单次互动 = 1; 点赞 + 评论 = 2; 点赞 + 评论 + 分享 = 3    |
|-------|-----------|---------|--|
|       |           | 评论互动    | 用户对该商品是否发表评论(是 = 1, 否 = 0)                 |
|       |           | 分享互动    | 用户是否分享该商品(是 = 1, 否 = 0)                    |
|       |           | 商品价值    | 按商品价格中位数划分: 低价值 = 0, 高价值 = 1               |
| 调节变量  | 商品属性      | 商品决策复杂度 | 参数依赖型 = 0 (数码、家居),<br>体验依赖型 = 1 (美妆、服饰、食品) |
|       |           | 商品社交属性  | 高社交属性(美妆、服饰) = 1;<br>社交属性(数码、家居、食品) = 0    |
|       | 用户特征      | 用户等级    | 平台提供的用户等级分值(1~7 级)                         |
|       |           | 价格敏感度   | 用户历史购买中折扣商品占比                              |
|       | 商品特征      | 折扣率     | 商品折扣力度                                     |
|       |           | 是否含视频   | 商品详情页是否包含视频(是 = 1, 否 = 0)                  |
| 控制变量  | 用户人口统计学特征 | 年龄      | 用户注册时填写的年龄                                 |
|       |           | 性别      | 男性 = 1, 女性 = 0                             |
|       |           | 注册天数    | 数据采集日 - 注册日                                |

## 4.2. 数据来源与预处理

本研究数据取自抖音用户行为面板, 时间跨度为 2025 年 6 月至 2025 年 12 月, 覆盖美妆、服饰、数码、家居、食品五大品类。经数据清洗后, 共获得 100,000 条用户 - 商品层面的行为面板数据。

## 5. 实证分析与结果

### 5.1. 核心效应假设验证结果

本研究对于核心效应的假说检验采用 Logit 回归, 聚焦互动强度与递进式互动路径对购买概率的影响(见表 5)。

**Table 5.** Regression analysis of interaction intensity and purchase probability

**表 5.** 互动强度与购买概率回归分析

|               | (1) label           |
|---------------|---------------------|
| z_interact    | 0.117***<br>(0.029) |
| ln_price      | -0.005<br>(0.006)   |
| user_level    | 0.111***<br>(0.004) |
| discount_rate | 0.945***<br>(0.049) |
| has_video     | 0.011               |

续表

|                       |           |
|-----------------------|-----------|
|                       | (0.014)   |
| _cons                 | -0.750*** |
|                       | (0.019)   |
| N                     | 100,000   |
| Pseudo R <sup>2</sup> | 0.009     |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

表 5 展示了互动强度与购买概率的全样本 Logit 回归结果。互动强度指数系数为 0.117 ( $p < 0.01$ )，表明互动强度对购买决策具有显著正向驱动作用，H1A 成立。此外，用户等级系数为 0.111 ( $p < 0.01$ )，折扣率系数为 0.945 ( $p < 0.01$ )，两者均显著正向影响购买概率；价格与是否含视频的系数则不显著。

**Table 6.** Logit regression results of progressive interaction effects on purchase probability

**表 6.** 递进式互动对购买概率影响的 Logit 回归结果

|               | 模型 1<br>(完整)                   | 模型 2<br>(单一)                 | 模型 3<br>(双阶)                 | 模型 4<br>(三阶)                   | 模型 5<br>(全部)                   |
|---------------|--------------------------------|------------------------------|------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| 0 级(无互动)      | 0.000                          |                              |                              |                                |                                |
| 1 级(单一互动)     | 0.019<br>(0.028)<br>(0.501)    |                              |                              |                                |                                |
| 2 级(双阶互动)     | 0.023<br>(0.029)<br>(0.428)    |                              |                              |                                |                                |
| 3 级(三阶互动)     | 0.843***<br>(0.026)<br>(0.000) |                              |                              |                                |                                |
| ln_price      | -0.005<br>(0.006)<br>(0.436)   | -0.005<br>(0.012)<br>(0.693) | 0.006<br>(0.013)<br>(0.651)  | -0.005<br>(0.008)<br>(0.552)   | -0.005<br>(0.006)<br>(0.436)   |
| discount_rate | -0.106**<br>(0.050)<br>(0.032) | -0.139<br>(0.088)<br>(0.114) | -0.047<br>(0.102)<br>(0.644) | -0.138**<br>(0.065)<br>(0.032) | -0.106**<br>(0.050)<br>(0.032) |
| has_video     | -0.012<br>(0.014)<br>(0.413)   | -0.019<br>(0.025)<br>(0.453) | -0.004<br>(0.029)<br>(0.904) | -0.010<br>(0.018)<br>(0.577)   | -0.012<br>(0.014)<br>(0.413)   |
| user_level    | -0.000<br>(0.004)<br>(0.916)   | -0.005<br>(0.007)<br>(0.471) | -0.001<br>(0.008)<br>(0.931) | -0.000<br>(0.005)<br>(0.939)   | -0.000<br>(0.004)<br>(0.916)   |
| gender_male   | 0.000<br>(0.013)               | 0.023<br>(0.024)             | 0.030<br>(0.028)             | -0.016<br>(0.018)              | 0.000<br>(0.013)               |

续表

|                  |            |           |           |           |            |
|------------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|
|                  | (0.998)    | (0.348)   | (0.277)   | (0.355)   | (0.998)    |
| ln_register_days | 0.002      | 0.014     | 0.002     | 0.000     | 0.002      |
|                  | (0.006)    | (0.012)   | (0.013)   | (0.008)   | (0.006)    |
|                  | (0.762)    | (0.239)   | (0.862)   | (0.984)   | (0.762)    |
| single_interact  |            | 0.018     |           |           | 0.019      |
|                  |            | (0.028)   |           |           | (0.028)    |
|                  |            | (0.505)   |           |           | (0.501)    |
| double_interact  |            |           | 0.023     |           | 0.023      |
|                  |            |           | (0.029)   |           | (0.029)    |
|                  |            |           | (0.434)   |           | (0.428)    |
| triple_interact  |            |           |           | 0.843***  | 0.843***   |
|                  |            |           |           | (0.026)   | (0.026)    |
|                  |            |           |           | (0.000)   | (0.000)    |
| Constant         | -0.459***  | -0.442*** | -0.477*** | -0.450*** | -0.459***  |
|                  | (0.030)    | (0.040)   | (0.045)   | (0.034)   | (0.030)    |
|                  | (0.000)    | (0.000)   | (0.000)   | (0.000)   | (0.000)    |
| N                | 100000.000 | 31846.000 | 23942.000 | 58516.000 | 100000.000 |
|                  | 0.030      | 0.000     | 0.000     | 0.014     | 0.030      |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

针对 H1B “点赞 → 评论 → 分享” 递进式互动对购买概率的影响强于单一互动的假设，本研究通过递进式互动虚拟变量的 Logit 回归分析发现(见表 6)，单一互动与双阶互动对购买概率的影响均未达到统计显著水平，而三阶互动的系数高达 0.843 ( $p < 0.01$ )，且该效应在完整模型与分组模型中保持稳健。上述结果验证了 H1B，表明“点赞 → 评论 → 分享”的递进式互动对购买概率的正向影响显著强于单一互动或双阶互动，社交电商中的互动效应存在明显的“质变门槛”，完成了完整递进路径的用户才能实现购买概率的显著跃升。

## 5.2. 互动类型异质性假设验证结果

考虑到社交电商场景中商品类型的多样性和用户互动偏好的差异性，本研究针对评论互动对购买概率的影响效应开展异质性检验(见表 7、表 8)。

**Table 7.** On the influence of interaction on the purchase of different value goods

**表 7.** 论互动对不同价值商品购买的影响对比

|            | 低价值      | 高价值      |
|------------|----------|----------|
| z_comment  | 0.083**  | 0.118*** |
|            | (0.042)  | (0.031)  |
| ln_price   | -0.035** | -0.009   |
|            | (0.015)  | (0.015)  |
| user_level | 0.109*** | 0.113*** |

续表

|                       |           |           |
|-----------------------|-----------|-----------|
|                       | (0.006)   | (0.006)   |
| discount_rate         | 0.992***  | 0.898***  |
|                       | (0.069)   | (0.069)   |
| has_video             | 0.015     | 0.007     |
|                       | (0.020)   | (0.020)   |
| _cons                 | -0.718*** | -0.762*** |
|                       | (0.029)   | (0.029)   |
| N                     | 50,003    | 49,997    |
| Pseudo R <sup>2</sup> | 0.009     | 0.009     |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

表 7 按商品价格 50%分位数划分低价值与高价值商品，呈现评论互动对两类商品购买影响的对比回归结果。评论互动对低价值商品的系数为 0.083 ( $p < 0.05$ )，对高价值商品的系数为 0.118 ( $p < 0.01$ )，两者均显著且高价值组系数更高。因此 H2A 成立，即评论互动对高价值商品购买概率的正向影响强于低价值商品。这印证了高价值商品涉及更高的感知风险与金钱成本，消费者需更充分的信息支撑以降低不确定性，评论互动的边际效应在高价值情境下更为突出。

**Table 8.** Regression results of comment interaction benchmark by commodity type

**表 8.** 分商品类型评论互动基准回归结果

|                       | (1) 参数依赖  | (2) 体验依赖  |
|-----------------------|-----------|-----------|
| z_comment             | -0.208*** | -0.082    |
|                       | (0.073)   | (0.176)   |
| z_like                | 0.358***  | 0.174     |
|                       | (0.079)   | (0.202)   |
| ln_price              | -0.006    | -0.004    |
|                       | (0.008)   | (0.010)   |
| user_level            | 0.113***  | 0.108***  |
|                       | (0.005)   | (0.006)   |
| discount_rate         | 0.945***  | 0.945***  |
|                       | (0.063)   | (0.078)   |
| has_video             | 0.005     | 0.021     |
|                       | (0.018)   | (0.022)   |
| _cons                 | -0.753*** | -0.744*** |
|                       | (0.024)   | (0.030)   |
| N                     | 60,036    | 39,964    |
| Pseudo R <sup>2</sup> | 0.010     | 0.008     |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

表 8 按品类属性划分决策逻辑，将商品分为参数依赖型与体验依赖型，检验不同互动类型的效应差异。结果显示：在参数依赖型商品中，评论互动系数为-0.208 ( $p < 0.01$ )，显著为负，点赞互动系数为 0.358

( $p < 0.01$ ), 显著为正; 在体验依赖型商品中, 评论互动与点赞互动系数分别为-0.082 和 0.174, 均不显著。上述结果支持 H2B, 即互动类型对购买决策的影响因商品决策逻辑而异。

### 5.3. 调节效应假设验证结果

本研究通过模型 1 与模型 2 的对比分析, 验证商品社交属性对分享互动效果的调节效应(见表 9)。模型 1 (基准模型)中, 分享数对购买概率具有显著正向影响(系数 = 0.105,  $p < 0.01$ ), 而高社交属性的主效应不显著(系数 = 0.004)。模型 2 纳入“分享数 × 高社交属性”交互项后, 交互项系数为 0.042 但未达显著水平, 分享数主效应系数为 0.109 ( $p < 0.01$ )。H3A 未获支持, 即高社交属性商品未展现出比低社交属性商品更强的分享驱动效应。

**Table 9.** Model comparison analysis

**表 9.** 模型对比分析

|                    | (1) 基准模型             | (2) 交互模型             |
|--------------------|----------------------|----------------------|
| c_share            | 0.105***<br>(0.034)  | 0.109***<br>(0.029)  |
| c_social           | 0.004<br>(0.006)     | 0.004<br>(0.006)     |
| ln_price           | -0.005<br>(0.006)    | -0.005<br>(0.006)    |
| user_level         | 0.111***<br>(0.004)  | 0.111***<br>(0.004)  |
| discount_rate      | 0.944***<br>(0.049)  | 0.944***<br>(0.049)  |
| has_video          | 0.011<br>(0.014)     | 0.011<br>(0.014)     |
| inter_share_social |                      | 0.042<br>(0.031)     |
| _cons              | -0.750***<br>(0.019) | -0.749***<br>(0.019) |
| N                  | 100, 000             | 100,000              |
| r2_p               | 0.009                | 0.009                |

注: \*, \*\*, \*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

为进一步检验分享互动的调节机制, 本研究分别纳入粉丝数作为社交属性的代理变量, 并构建交互项进行 Logit 回归分析。同时, 针对评论互动可能存在的调节效应进行拓展检验。共设 6 个递进模型(见表 10): 模型 1 仅含主效应; 模型 2、3 依次加入粉丝数及其与分享行为的交互项; 模型 4、5、6 分别纳入评论数量、负向评论比例、正向评论比例作为调节变量。

**Table 10.** Extended analysis of H3A

**表 10.** H3A 拓展分析

|           | (1)       | (2)       | (3)       | (4) | (5)       | (6) |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----|
| share_num | 0.0044*** | 0.0044*** | 0.0040*** |     | 0.0050*** |     |

续表

|               |           |           |           |           |           |           |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|               | (0.0006)  | (0.0006)  | (0.0006)  |           | (0.0010)  |           |
| price         | -0.0002** | -0.0002** | -0.0002** | -0.0002** | -0.0002** | -0.0002** |
|               | (0.0001)  | (0.0001)  | (0.0001)  | (0.0001)  | (0.0001)  | (0.0001)  |
| user_level    | 0.1109*** | 0.1109*** | 0.1108*** | 0.1109*** | 0.1110*** | 0.1108*** |
|               | (0.0041)  | (0.0041)  | (0.0041)  | (0.0041)  | (0.0041)  | (0.0041)  |
| discount_rate | 0.9441*** | 0.9441*** | 0.9441*** | 0.9446*** | 0.9455*** | 0.9442*** |
|               | (0.0489)  | (0.0489)  | (0.0489)  | (0.0489)  | (0.0490)  | (0.0490)  |
| has_video     | 0.0112    | 0.0112    | 0.0113    | 0.0113    | 0.0114    | 0.0113    |
|               | (0.0140)  | (0.0140)  | (0.0140)  | (0.0140)  | (0.0140)  | (0.0140)  |
| fans_num      |           | -0.0006   | -0.0026   |           |           | -0.0033   |
|               |           | (0.0023)  | (0.0024)  |           |           | (0.0025)  |
| share_fans    |           |           | 0.0011**  |           |           |           |
|               |           |           | (0.0004)  |           |           |           |
| comment_num   |           |           |           | 0.0023*** | 0.0016*** | 0.0020*** |
|               |           |           |           | (0.0003)  | (0.0004)  | (0.0003)  |
| comment_share |           |           |           |           | 0.0000*** |           |
|               |           |           |           |           | (0.0000)  |           |
| comment_fans  |           |           |           |           |           | 0.0006**  |
|               |           |           |           |           |           | (0.0002)  |
| _cons         | 0.7459*** | 0.7454*** | 0.7447*** | 0.7472*** | 0.7578*** | 0.7455*** |
|               | (0.0197)  | (0.0197)  | (0.0197)  | (0.0197)  | (0.0197)  | (0.0197)  |
| N             | 100,000   | 100,000   | 100,000   | 100,000   | 100,000   | 100,000   |
| pseudo_r2     | 0.0089    | 0.0089    | 0.0089    | 0.0089    | 0.0096    | 0.009     |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示 10%、5%、1%水平上的统计显著性。括号内为标准误。

H3A 未获支持的可能原因在于：分享效果的核心调节变量是分享者的社交资本，而非商品的品类属性。表 10 模型 3 显示，分享数与粉丝数的交互项显著为正，表明分享互动对购买概率的促进效应随分享者社交资本规模的扩大而增强。换言之，分享行为的有效性更多取决于“谁在分享”而非“分享什么”。此外，模型 5 显示评论数量与分享行为存在显著负向交互，说明不同互动形式之间存在信息冗余与注意力稀释效应，即过度评论可能削弱分享行为的边际信息增量价值。需说明的是，商品价值与决策复杂度仍显著影响互动效果，而社交属性维度的调节失效，恰恰反映了分享行为区别于点赞、评论的特殊性——其效果更依赖分享者特征而非商品特征。

#### 5.4. 内生性处理

前述回归分析可能存在自选择偏误，即用户是否参与互动并非随机分配，而是由其自身偏好或活跃度决定，导致互动行为的估计效应被高估。为缓解这一内生性问题，本研究采用倾向得分匹配(P propensity Score Matching, PSM)方法，以“是否关注作者”作为处理变量，重新估计社交互动对购买意愿的因果处理效应(见表 11)。匹配后平衡性检验结果显示，各协变量的标准化差异均控制在 0.02 以内，方差比多数

处于[0.5, 2.0]的理想区间, 表明匹配后处理组与对照组在可观测变量上无显著差异, 满足平衡性假设。PSM 估计的 ATT 值为 0.055 ( $p > 0.05$ ), 未达到统计显著水平, 表明关注作者行为本身对购买意愿的促进效应有限。

**Table 11.** PSM estimation results

**表 11.** PSM 估计结果

| purchase_i~t | Coefficient | AI robust std. err. | z    | P >  z | [95% conf. interval] |
|--------------|-------------|---------------------|------|--------|----------------------|
| ATET treat   | 0.055       | 0.060               | 0.93 | 0.354  | [-0.062, 0.172]      |

## 6. 模型评估

### 6.1. 模型构建

为将实证检验成立的假说转化为可落地的个性化推荐策略, 本研究构建“用户细分 → 策略预测”两阶段框架。以用户基础属性、历史行为及假说验证所得量化指标为核心特征, 采用 K-Means 聚类将用户划分为异质集群, 并引入 LightGBM 算法构建多分类预测模型, 输出“促点赞、促评论、促分享、促收藏”四类差异化最优引导策略。

### 6.2. 用户情绪 - 特征聚类结果分析

本研究采用聚类算法先对 20,000 个用户样本进行分类, 并推广至全量 100,000 用户。评估指标显示: 轮廓系数为 0.1722, CH 指数为 1820, DB 指数为 2.0081, 表明聚类结果具有一定区分度, 最终划分出的 6 类用户群体揭示了平台用户生态的结构特征(见表 12)。

**Table 12.** Clustering analysis results

**表 12.** 聚类分析结果

| 用户类型      | interaction_rate | user_level | total_spend | 占比(%) |
|-----------|------------------|------------|-------------|-------|
| 低活跃沉默用户   | -0.05            | 3.94       | 2695.69     | 21.07 |
| 高价值体验型用户  | -0.08            | 3.25       | 2469.72     | 37.36 |
| 中性活跃用户    | -0.11            | 2.26       | 2578.094    | 3.77  |
| 参数型价格敏感用户 | -0.02            | 4.49       | 2693.74     | 11.07 |
| 潜在转化用户    | -0.08            | 5.43       | 3037.16     | 16.61 |
| 高互动用户     | 0.60             | 3.91       | 3093.72     | 10.12 |

基于上述聚类结果, 社交电商用户生态呈现出鲜明的“核心 - 边缘”结构分化: 高互动用户互动强度高达 0.5962, 成为社交功能的主要使用者; 而低活跃沉默用户与高价值体验型用户的互动强度均为负值, 表明平台社交互动机制尚未有效触达这些消费主力。这与 H1A 的结论形成呼应——互动强度虽有显著正向影响, 但渗透存在巨大缺口。此外, 不同用户群体在商品偏好与消费能力上的分布差异, 为后续策略预测模型提供了重要特征支撑。

### 6.3. 互动策略推荐模型性能评估

本研究基于互动强度与情绪倾向构造了四类策略标签: inactive、low\_engagement、medium\_engagement、high\_engagement。采用 LightGBM 算法进行多分类训练, 并应用 SMOTE 过采样平衡类别后, 模型整体准确率达 0.9995, 宏平均 F1 为 0.9995。从分类结果来看, 绝大部分样本被正确分类。具体而言: 高互动用户

的识别准确率最高, 表明模型对深度参与用户的区分能力较强; 低互动用户与中互动用户之间存在少量误判, 说明这两类用户在行为特征上具有一定相似性; 无互动用户的识别准确率也较高, 误判率较低。总体而言, 模型在四类策略标签上的分类效果良好。需要说明的是, 该高精度得益于策略标签基于用户历史行为回溯构造, 而非对未来行为的纯预测任务, 实际在线推荐场景中预期精度会有所下降。模型价值主要体现在识别不同策略对应的关键行为特征, 为差异化引导提供可解释依据。

## 7. 结论与局限

### 7.1. 主要研究结论

本研究基于 SOR 理论框架, 利用 10 万条社交电商用户行为面板数据, 系统检验了互动策略对购买决策的影响。主要结论如下:

(1) 互动强度与递进式互动路径的核心驱动价值得到验证。用户互动强度指数对购买概率具有显著正向影响。“点赞 → 评论 → 分享”的递进式互动路径对购买概率的提升效应显著优于单一互动形式, 完整递进式互动的购买概率较单一互动提升 1.83 倍, 揭示了情绪从“初步兴趣”到“深度认同”的递进积累规律。

(2) 互动策略存在异质性适配规律。在参数依赖型商品中, 点赞互动显著正向影响购买概率, 评论互动则显著为负; 在体验依赖型商品中, 两类互动均不显著。分享互动与商品社交属性的交互效应未获支持, 提示其驱动机制可能更为复杂。

(3) 明确了用户群体生态特征。根据聚类结果, 用户可分成 6 类: 低活跃沉默用户、高价值体验型用户、中性活跃用户、参数型价格敏感用户、潜在转化用户、高互动用户。整体呈现“核心消费群体稳健、价格敏感群体庞大、社交互动两极分化”的格局, 表明平台社交互动机制尚未有效触达消费主力群体。

### 7.2. 管理启示与实践建议

(1) 搭建精细化情绪运营体系。平台需实时识别用户情绪, 构建“群体 - 情绪 - 策略”匹配矩阵。针对高价值商品强化评论引导, 针对参数依赖型商品侧重点赞激励、减少评论干扰。

(2) 匹配用户群体特征实施差异化引导。对高互动用户强化社交裂变激励, 而对低活跃沉默用户与高价值体验型用户, 可设计低门槛互动玩法。

(3) 优化互动机制设计。鉴于分享互动调节效应有限且评论与分享存在负向交互, 平台应避免“多互动即好”的简单逻辑, 探索结合社交关系强度与内容价值感知的引导策略。

### 7.3. 研究局限

(1) 数据类型的局限性: 本研究采用横截面面板数据, 难以捕捉情绪的动态演化过程及长期互动策略的累积效应。

(2) 情绪测量的间接性: 本研究未直接测量用户情绪状态, 而是通过行为数据间接推断。未来应通过评论文本的情感极性分析或实验法直接量化情绪, 以建立更严谨的因果关系。

(3) 调节变量的考量不足: 研究主要关注商品属性与用户基础特征的调节作用, 未充分纳入平台规则、社会环境等外部因素。H3A 未获支持的结果提示, 未来研究应更细致地考察社交关系强度、分享动机类型等中介与调节机制

## 参考文献

[1] 苏玉波, 李浩. 数字时代情绪经济的发生机理、异化景象与进阶探索[J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2025,

- 42(5): 140-148.
- [2] Li, L., Chen, X. and Zhu, P. (2024) How Do E-Commerce Anchors' Characteristics Influence Consumers' Impulse Buying? An Emotional Contagion Perspective. *Journal of Retailing and Consumer Services*, **76**, Article ID: 103587. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103587>
- [3] Dua, P. (2024) Building Purchase Intention through Live Streaming Platforms: Mediating Role of Customer Engagement. *Journal of Promotion Management*, **30**, 657-680. <https://doi.org/10.1080/10496491.2023.2289900>
- [4] Guo, G., Li, Y. and Zhong, J. (2024) The Effect of Perceived Value on College Students' Purchasing Behavior in Live Streaming. *International Journal of Business and Management*, **19**, 103-120. <https://doi.org/10.5539/ijbm.v19n5p103>
- [5] Mehrabian, A. and Russell, J.A. (1974) *An Approach to Environmental Psychology*. The MIT Press.
- [6] 赵洁, 高佳艺. 电商直播中主播互动性、感知价值与用户参与行为——基于 SOR 理论的视角[J]. 重庆科技大学学报(社会科学版), 2024(4): 1-13.
- [7] Xia, Y.X., Chae, S.W. and Xiang, Y.C. (2024) How Social and Media Cues Induce Live Streaming Impulse Buying? SOR Model Perspective. *Frontiers in Psychology*, **15**, Article ID: 1379992. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1379992>
- [8] Liu, Y., Li, Q., Edu, T., Fam, K., Zaharia, R. and Negricea, C. (2023) Mobile Social Commerce Content, Consumer Emotions and Behaviour. *International Journal of Consumer Studies*, **47**, 1315-1334. <https://doi.org/10.1111/ijcs.12908>
- [9] Hongsuchon, T., Chen, S. and Khan, A. (2025) Applying the S-O-R Model to Explore Impulsive Buying Behavior Driven by Influencers on Social Commerce Websites. *PeerJ Computer Science*, **11**, e3113. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.3113>
- [10] 许嘉仪, 林恬恬, 甘春梅. 社会化商务情境下用户行为影响因素研究: 基于 S-O-R 模型[J]. 知识管理论坛, 2017, 2(1): 55-68.
- [11] 杨文君. 基于 SOR 模型的社交平台用户持续使用意愿研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 中南财经政法大学, 2022.
- [12] 张府鹏. 电商直播营销中银发消费者对悦己类消费品的冲动消费影响机制研究——基于 SOR 理论与社会情绪选择理论的实证分析[J]. 中国科技投资, 2025(25): 72-75+120.
- [13] 潘建林, 汪彬, 董晓晨. 基于 SICAS 消费者行为模型的社交电商模式及比较研究[J]. 企业经济, 2020, 39(10): 37-43.
- [14] 王志冉, 王甜甜, 吴蒋蒙, 等. 社交电商 UGC 分享式推荐对消费者购买意愿影响研究[J]. 中国市场, 2024(11): 121-125.
- [15] Sharma, S. and Sharma, A. (2025) Investigating the Drivers and Outcomes of Shopping App Engagement—An Application of the SOR Framework. *Vision: The Journal of Business Perspective*, 1-14.
- [16] 廖晨, 许燕. 基于 SOR 理论的社群电商消费者购买行为影响因素研究——以微信平台为例[J]. 中国市场, 2024(30): 135-138.
- [17] 肖开红, 雷兵. 意见领袖特质、促销刺激与社交电商消费者购买意愿——基于微信群购物者的调查研究[J]. 管理学报, 2021, 34(1): 99-110.
- [18] 聂烜, 沈鹏熠, 许基南. 新媒体环境下网红代言对品牌价值的影响机制: 粉丝参与的中介作用[J]. 当代财经, 2024(4): 99-112.
- [19] 魏华, 黄金红. 在线评论对消费者购买决策的影响——产品卷入度和专业能力的调节作用[J]. 中国流通经济, 2017, 31(11): 78-84.
- [20] 朱丽叶, 袁登华, 张静宜. 在线用户评论质量与评论者等级对消费者购买意愿的影响——产品卷入度的调节作用[J]. 管理评论, 2017, 29(2): 87-96.
- [21] 周冬梅. 商家负面评论回复方式对消费者购买意愿的影响[D]: [硕士学位论文]. 大连: 东北财经大学, 2020.