

算法时代下用户参与对高校学生购买转化影响的“双刃剑”研究

冯 纓¹, 金思娴¹, 孙晓阳²

¹江苏大学管理学院, 江苏 镇江

²江苏大学财经学院, 江苏 镇江

收稿日期: 2025年3月12日; 录用日期: 2025年3月27日; 发布日期: 2025年4月24日

摘要

[目的/意义]个性化算法是当代互联网电商平台推动购买转化的一种重要形式,但算法驱动的高用户参与度带来的信息过载、信息茧房等又对购买转化带来了负向影响。[方法/过程]本研究基于技术接受模型、计划行为理论等建立了个性化算法强度对高校学生购买转化的影响模型,并构建假设。采用AMOS、层次回归、Bootstrap抽样等方法探究用户参与度对高校学生购买转化产生的中介效应以及用户隐私关注度的调节效应。[结果/结论]研究发现,个性化算法强度的提升显著增强了高校学生的用户参与度;用户参与度和高校学生购买转化之间存在倒U型关系;用户参与度在个性化算法强度对高校学生购买转化影响之间起中介作用;用户隐私关注度在个性化算法强度对用户参与度的影响中起调节作用。

关键词

个性化算法, 购买转化, 高校学生, 用户参与度

A Double-Edged Sword Study on the Impact of User Engagement on Purchase Conversion of College Students in the Algorithmic Era

Ying Feng¹, Sixian Jin¹, Xiaoyang Sun²

¹School of Management, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu

²School of Finance and Economics, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu

Received: Mar. 12th, 2025; accepted: Mar. 27th, 2025; published: Apr. 24th, 2025

Abstract

[Purpose/Significance] Personalised algorithms are an important form of contemporary Internet e-

文章引用: 冯纓, 金思娴, 孙晓阳. 算法时代下用户参与对高校学生购买转化影响的“双刃剑”研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(4): 1770-1781. DOI: 10.12677/ecl.2025.1441070

commerce platforms to promote purchase conversion, but algorithm-driven high user engagement brings information overload, information cocoon and so on, which in turn has a negative impact on purchase conversion. [Methods/Process] This study models the influence of personalised algorithm intensity on purchase conversion of college students based on pressure interaction theory, self-control theory, etc., and constructs hypotheses. AMOS, hierarchical regression, Bootstrap sampling and other methods are used to explore the mediating effect of user engagement on purchase conversion of college students and the moderating effect of user privacy concern. [Results/Conclusions] It is found that the increase of personalisation algorithm strength significantly enhances the user engagement of college students; there is an inverted U-shaped relationship between user engagement and purchase conversion of college students; user engagement mediates the effect of personalisation algorithm strength on purchase conversion of college students; user privacy concern plays a moderating role in the effect of personalisation algorithm strength on user engagement.

Keywords

Personalisation Algorithms, Purchase Conversion, University Students, User Engagement

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

近年来,中国数字经济规模持续扩大,网络购物已成为拉动内需、促进消费升级的核心引擎。根据2025年1月发布的第55次《中国互联网络发展状况统计报告》¹,截至2024年12月,我国网民规模达11.08亿,其中网络购物用户规模9.74亿,渗透率达87.9%。国务院《“十四五”数字经济发展规划》明确提出,要“培育壮大个性化定制、柔性化生产等新业态新模式”,进一步推动电商平台向算法驱动、精准运营转型。在这一背景下,高校学生作为“数字原住民”代表,其网络消费行为呈现出鲜明的代际特征。报告指出,24岁以下用户占比超过30%,且大学生人均每月线上消费频次高达6~8次,显著高于其他年龄段人群。

伴随人工智能技术的突破,个性化推荐算法已成为电商平台的核心竞争力。工业和信息化部《新一代人工智能产业创新重点任务揭榜工作方案》将“智能推荐系统”列为关键技术攻关方向。电商平台通过人工智能、深度学习等技术不断强化个性化推荐算法的精准性[1],头部平台的算法覆盖率已超过90%,用户从“搜索式购物”向“推荐式购物”转型的趋势日益显著。高校学生日均接收推荐信息量超过500条,算法介入其消费决策的环节占比从2019年的38%上升至2023年的67%。

尽管算法技术显著提升了用户参与度,但其对购买转化的拉动效应却呈现边际递减趋势[2]。国家市场监督管理总局数据显示,2022年主要电商平台的平均购买转化率仅为2.3%,较2019年的3.1%下降25.8%。部分平台甚至出现“高参与、低转化”的悖论现象,这一矛盾在高校学生群体中尤为突出:尽管其日均平台停留时间超过2小时,但冲动消费后的退货率和未支付订单比例显著高于社会平均水平。这表明,用户参与行为与购买转化之间可能存在复杂的非线性关系,亟需从理论和实践层面深入探究。本研究将从辩证的角度关注电商平台的个性化算法强度对高校学生购买转化率的影响。为帮助企业优化推荐算法,平衡用户参与度与转化率提出一定的建议。

¹第55次《中国互联网络发展状况统计报告》——互联网发展研究。

2. 购买转化率影响因素识别及模型假设

2.1. 影响因素识别

1. 技术接受模型

技术接受模型(Technology Acceptance Model, TAM)由 Davis 等人于 1986 年提出[3]。该理论强调技术系统与社会行为之间的动态互构关系,认为技术并非独立作用于个体,而是通过嵌入社会结构形成“技术-行为-环境”的协同演化机制。这一理论的核心取决于两大核心认知因素:其一是感知有用性,即用户认为该技术能否有效提升工作或生活场景的效率与效能;其二是感知易用性,指用户对技术操作难度与学习成本的主观评价[4]。这两个维度共同构成了技术采纳行为的关键预测指标。在医疗领域,该理论框架被广泛应用于分析医生对远程医疗技术的接受意愿[5];教育研究中,TAM 则常被用于探讨师生群体对在线教育平台的采纳态度[6]。而在电商领域,个性化推荐算法作为典型的技术结构载体,其应用现状深刻体现了这一模型的解释力。当前,头部平台已构建起“数据采集-特征提取-实时推荐”的全链路算法架构,被广泛地应用。近年来,个性化推荐算法对用户行为的影响成为国内外电商研究的核心议题。国外研究多基于技术接受模型(TAM)与刺激-机体-反应模型(S-O-R),证实算法强度通过降低信息搜索成本、增强沉浸体验[7]正向影响用户参与度。例如,Netflix 的推荐系统通过协同过滤提升用户观看时长[8]。然而,国内实证研究揭示了算法强度的“隐性成本”:当推荐覆盖率超过 80%时,用户疲劳感与隐私焦虑显著上升[9]。这一分歧表明,算法效用的文化情境依赖性亟待深入探讨。

2. 计划行为理论

计划行为理论(Theory of Planned Behavior, TPB)由 Ajzen 及其团队于 1985 年首次提出,并在 1991 年经过系统修订形成完整理论框架。该理论认为,个体的行为意向由态度、主观规范和感知行为控制共同决定,而行为意向进一步驱动实际行为[4]。这一理论强调,行为不仅是理性选择的结果,更受到社会环境影响与个体控制能力的动态调节,这三个维度共同构成行为意向的预测基础,进而影响实际行为表现[10]。在电商领域,TPB 为解析高校学生从用户参与行为到购买转化的行为链路提供了理论框架。用户对个性化推荐的积极评价促使其参与行为,借由社交功能形成的群体压力,强化参与必要性,最后转化购买行为。现有研究普遍假设参与度与转化率呈线性正相关[11],但近年基于信息过载理论的实证发现,高参与度可能导致决策质量下降。李静等发现在私域社群内向消费者发布广告的行为会造成一定的信息过载,这种高社交互动不仅无法完成购买转化反而抑制了购买意愿的促进[12]。魏娟等提出过量的信息需要消费者花费更多的认知资源来应对和精力参与,这将导致决策延迟、决策疲劳,最后产生防御式规避[13]。结合国外学者进一步提出的倒 U 型阈值模型针对高校学生群体本研究开展相应研究。同时,国内《Z 世代消费行为报告》指出,该群体在算法环境下的认知负荷阈值更低,提示群体异质性需被纳入理论框架。因此本研究提出用户参与度与高校学生购买转化率呈现倒 U 型关系。

3. 隐私计算理论

隐私计算理论(Privacy Calculus Theory)认为,用户在使用数字服务时会在隐私风险感知与个性化收益预期之间进行理性权衡,进而决定其行为参与程度[14]。该理论的核心假设是,用户并非被动接受技术干预,而是通过动态评估“数据让渡成本”与“服务效用增益”的净收益,形成参与决策[15]。这一理论为解析用户对个性化算法的矛盾态度提供了关键解释框架。一方面,算法通过精准推荐显著提升用户体验,用户因高效获取目标商品而产生强参与意愿;另一方面,算法依赖用户画像的深度挖掘,导致隐私泄露担忧加剧。因此,本研究聚焦的“用户隐私关注度调节效应”,正是隐私计算理论在算法消费场景中的典型映射。对于高隐私关注群体来说,对隐私风险敏感,即使算法精准度提升,其参与度增长也显著受限。

隐私关注度作为核心调节变量，在欧美研究中被广泛验证，但其影响强度在广泛使用互联网生活平台的东亚文化中更为显著。例如，田晓旭等认为短视频使用过程中的个性化推荐过量会造成用户的隐私焦虑，从而影响使用意愿[16]。邢阿洵等认为高个性化的定向广告会造成一定的用户隐私担忧，从而影响到用户参与和平台利润[17]。以及在互联网时代下，社交媒体用户算法意识觉醒后开始出现自行自我隐瞒行为以保护个人隐私[18]。

4. 研究述评

目前国内外研究虽奠定了个性化推荐影响消费行为的基础框架，但对动态非线性关系、群体异质性与伦理风险的探索仍显不足。多数研究采用横截面数据，认为个性化算法强度会正向影响用户参与以及用户的购买转化率，并假设“算法强度→参与度→转化率”为线性关系。而忽视了在个性化算法强度不断强化的当前环境下，对于个体信息过载等情况下造成的负向影响，即其中可能存在的双刃剑关系。本文通过聚焦高校学生群体，试图在算法狂飙时代为“技术红利”与“用户福祉”的平衡提供新的理论注解与实践路径。

2.2. 模型构建与研究假设

根据技术接受模型，技术系统的外部变量通过感知有用性和感知易用性影响行为意向。算法强度的提升可能通过降低信息搜索成本、增强沉浸体验，会正向影响用户参与度。因此，本研究将算法强度作为外部技术特征提取为自变量，用于直接解释用户参与度的变化。在计划行为理论中行为意向是实际使用行为的前因变量，因此在电商场景中，用户参与行为是行为意向的实际表现，反映用户对推荐系统的主动响应程度。而购买转化率是实际购买行为的量化指标，对应计划行为理论中“行为意向→实际行为”的最终环节。在传统意义上来说用户参与度通过对个性化推荐的积极评价以及社交功能形成的群体压力，进而正向影响购买转化率。但本研究发现，在算法主导的高参与场景中，传统的线性逻辑被打破。由于个性化算法强度不断提升，用户可能陷入信息茧房，产生对过度重复信息的疲劳感，从而对推荐产品产生厌恶，导致购买转化率降低。即用户参与度与高校学生购买转化率呈现倒 U 型关系，在一定范围内，用户参与度的提升会促进购买转化率上升，但超过某个阈值后，参与度继续提升反而会使购买转化率下降。同时，用户隐私关注度通过调节个性化算法强度与用户参与度的关系，间接影响到购买转化率。当用户隐私关注度高时，即使算法提供高个性化收益，其隐私风险感知会抑制参与行为。因此，隐私关注度调节算法强度与参与度的关系，体现为“收益 - 风险”动态博弈。

综上所述，本研究将个性化算法强度作为自变量，将用户参与度作为中介变量，探讨在中介作用影响下对高校学生购买转化率产生的影响，并将用户因素关注度作为调节变量，构建了基于多理论综合的影响模型，如图 1 所示。并提出了以下 H1~H4 共计 4 条研究假设。

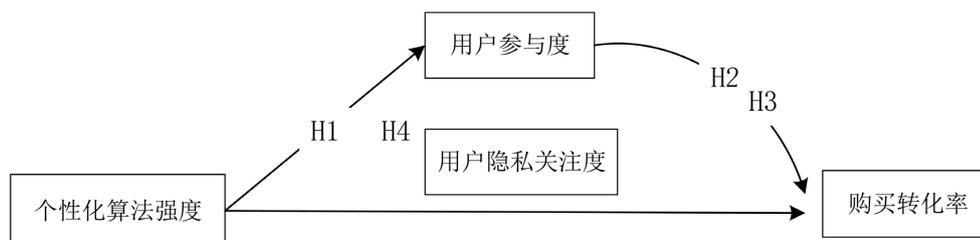


Figure 1. Model of the influence of personalized algorithm intensity on college students' purchase conversion
图 1. 个性化算法强度对高校学生购买转化影响模型

H1: 个性化算法强度正向影响高校学生的用户参与度。

H2: 高校学生的用户参与度和高校学生购买转化率之间存在倒 U 型关系。

H3: 用户参与度在个性化算法强度与高校学生购买转化率之间的倒 U 型关系中起中介作用。

H4: 用户隐私关注度可以调节个性化算法强度对用户参与度的影响, 这一动机越高时, 个性化算法强度对用户参与度影响越弱。

3. 问卷收集与数据收集

3.1. 数据收集及样本描述性统计

本研究通过在线问卷进行收集, 共回收 354 份问卷, 剔除无效问卷 15 份, 筛选标准包括一是回答者是否使用过电商购物平台; 二是答题时间明显过短时间小于 30 s, 最终问卷回收有效率为 95.76%。调查结果如表 1 所示, 问卷的男女比例相差不大; 本科生在本次调研的占比最大, 较为符合当前的高校学生占比; 学生的生活费水平集中在 1000~2000 元, 物质条件相对较为充足; 大部分学生是有限流量, 对购物平台使用时长有一定影响; 整体来看高校学生在购物平台经推送购物的频率较为频繁, 是当前需要关注的一类社会现象。

Table 1. Description of sample characteristic distribution

表 1. 样本特征分布描述

| 变量 | 选项 | 频率 | 百分比 |
|------|-------------|-----|-------|
| 性别 | 男 | 153 | 45.1% |
| | 女 | 186 | 54.9% |
| 学历 | 专科生 | 37 | 10.9% |
| | 本科生 | 218 | 64.3% |
| | 研究生 | 68 | 20.1% |
| | 博士生 | 16 | 4.7% |
| 生活费 | 0~1000 元 | 22 | 6.5% |
| | 1000~1500 元 | 128 | 37.8% |
| | 1500~2000 元 | 127 | 37.5% |
| | 2000 元以上 | 62 | 18.3% |
| 流量情况 | 有限流量 | 257 | 75.8% |
| | 无限流量 | 82 | 24.2% |
| 购物频率 | 偶尔购买 | 45 | 12.7% |
| | 有时购买 | 77 | 22.8% |
| | 经常购买 | 192 | 54.2% |
| | 每次都买 | 25 | 7.1% |

3.2. 信度与效度分析

首先通过克隆巴赫系数信度检验方法分析各变量的内部一致性, 克隆巴赫系数大于 0.6 即为可信。在本次分析中, 信度分析的结果如表 2 所示, 各变量的信度系数都在 0.8~1 的范围内。因此说明本次研究所使用的量表具有很好的内部一致性, 信度很好。

在效度检验中, 潜变量对应的各个题目的因子载荷均大于 0.7, 说明个各潜变量所对应的题目具有很

高的代表性, 各个潜变量的 AVE 值均达到了 0.5 以上, CR 值均达到了 0.8 以上, 综合可以说明各个维度均具有良好的收敛效率和组合信度, 测量量表聚敛效率理想。

Table 2. Descriptive statistics of variables, correlation coefficient, reliability and convergence validity
表 2. 变量描述性统计、相关系数、信度与收敛效率

| | 克隆巴赫 Alpha 系数 | AVE | CR | M | SD |
|---------|---------------|--------|--------|-------------|-------------|
| 个性化算法强度 | 0.931 | 0.7399 | 0.9343 | 5.359 | 1.5431 |
| 用户参与度 | 0.909 | 0.658 | 0.9058 | 5.185 | 1.3369 |
| 购买转化率 | 0.971 | 0.913 | 0.9813 | 4.8621 | 1.23209 |
| 用户隐私关注度 | 0.949 | 0.6781 | 0.9498 | 5.114388725 | 1.287363709 |

根据表 3 的模型适配检验结果可以看出, CMIN/DF (卡方自由度比) = 2.354, 在 1~3 的范围内, RMSEA (误差均方根) = 0.063, 在 < 0.08 的良好范围内。另外的 IFI、TLI 以及 CFI 的检验结果均达到了 0.9 以上的优秀水平, 因此, 综合本次的分析结果可以说明, 个性化算法强度对高校学生购买转化率影响 CFA 模型具有良好的适配度。

Table 3. Test the fit of the measurement model
表 3. 测量模型适配度检验

| 指标 | 参考标准 | 实测结果 |
|---------|----------------------|-------|
| CMIN/DF | 1~3 为优秀, 3~5 为良好 | 2.354 |
| RMSEA | <0.05 为优秀, <0.08 为良好 | 0.063 |
| IFI | >0.9 为优秀, >0.8 为良好 | 0.941 |
| TLI | >0.9 为优秀, >0.8 为良好 | 0.935 |
| CFI | >0.9 为优秀, >0.8 为良好 | 0.941 |

3.3. 相关性分析

根据表 4 的 Pearson 相关分析结果可以看出, 各个变量之间均存在显著的相关关系。并且都是在 99% 的显著性水平上显著。根据相关系数的结果可以看出, 各个变量之间的相关系数 r 均大于 0, 因此综合可以说明在本次分析中, 各个变量之间均为显著的正相关关系。

Table 4. Pearson correlation analysis results of each dimension
表 4. 各维度之间的 Pearson 相关分析结果

| 维度 | 个性化算法强度 | 用户参与度 | 购买转化率 | 用户隐私关注度 |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| 个性化算法强度 | 1 | | | |
| 用户参与度 | 0.676** | 1 | | |
| 购买转化率 | 0.502** | 0.602** | 1 | |
| 用户隐私关注度 | 0.562** | 0.673** | 0.810** | 1 |

3.4. SEM 模型路径关系假设检验结果

从表 5 中可以看出个性化算法强度对高校学生购买转化率并未产生直接影响($\beta = 0.144, P > 0.05$), 但

是个性化算法强度对用户参与度的影响显著($\beta = 0.728, P < 0.001$), 用户参与度对高校学生购买转化率的影响也显著($\beta = 0.53, P < 0.001$)。因此, 我们可以认为个性化算法强度以用户参与度为中介, 对高校学生购买转化率产生影响。下文, 我们将具体验证这些假设。

Table 5. Results of SEM path relationship test of purchase transformation influence model

表 5. 购买转化影响模型 SEM 路径关系检验结果

| | 路径关系 | Estimate | S.E. | C.R. | P |
|-------|--------------|----------|-------|--------|-------|
| 用户参与度 | <--- 个性化算法强度 | 0.728 | 0.05 | 12.209 | *** |
| 购买转化率 | <--- 个性化算法强度 | 0.144 | 0.061 | 1.971 | 0.049 |
| 购买转化率 | <--- 用户参与度 | 0.53 | 0.079 | 6.734 | *** |

4. 假设检验结果

4.1. 主效应检验结果

为了检验假设, 本研究根据 Aiken & West 建议的曲线效应检验程序, 使用层次回归(Hierarchical regression)方法。由于当模型中存在非线性关系时, 预测因子与该预测因子的多项式函数之间往往存在不必要的多重共线性, 因此, 本研究对涉及平方项的变量(即用户参与度)进行了去中心化处理。为了检验个性化算法强度对用户参与度的影响, 本研究将控制变量和个性化算法强度一起放入了模型 M1 进行运行。根据表 6 结果显示个性化算法强度对用户参与度有显著的积极作用($b = 0.706, P < 0.001$), 假设 H1 得到支持。为了检验用户参与度对高校学生购买转化率的影响, 本研究将控制变量和用户参与度的一次项以及用户参与度的二次项放入模型 M5。二次项的回归系数代表了用户参与度和高校学生购买转化率之间的曲线关系, 二次项系数的正负代表了曲线关系的方向。结果显示, 用户参与度的二次项系数显著

Table 6. Hierarchical regression results of hypothesis testing

表 6. 假设检验的层次回归结果

| 模型 | 变量 | 用户参与度 | | | | 购买转化率 | |
|----|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | M1 | M2 | M3 | M4 | M5 | M6 |
| | 性别 | 0.019 | 0.011 | -0.003 | -0.044 | -0.074 | -0.043 |
| | 学历 | 0.072 | 0.072 | 0.065 | -0.047 | -0.044 | 0.013 |
| | 生活费 | 0.057 | 0.019 | 0.012 | 0.011 | 0.02 | 0.049 |
| | 流量 | -0.023 | -0.033 | -0.021 | 0.052 | 0.075 | 0.049 |
| | 购物频率 | -0.149*** | -0.097** | -0.084* | -0.102 | -0.086 | -0.206 |
| | AG | 0.706*** | 0.466*** | 0.424*** | | | 0.484*** |
| | MSCM | | 0.41*** | 0.352*** | | | |
| | AG*MSCM | | | -0.143** | | | |
| | CY | | | | 0.607*** | 0.426*** | |
| | CY ² | | | | | -0.29*** | |
| | F 检验 | 52.689*** | 70.841*** | 64.908*** | 33.707*** | 35.231*** | 21.050*** |
| | R ² | 0.488 | 0.6 | 0.611 | 0.379 | 0.427 | 0.308 |
| | ΔR^2 | 0.473 | 0.112 | 0.012 | 0.363 | 0.048 | 0.008 |

为负($b = -0.29, P < 0.001$), 说明两者呈倒 U 型关系, H2 得到支持。用户参与度和高校学生购买转化率之间的倒 U 型关系如图 2, 可见高校学生购买转化率最初随着用户参与度的增加而增大; 但是随着用户参与度的持续增强, 该正向关系从拐点之后开始变弱。

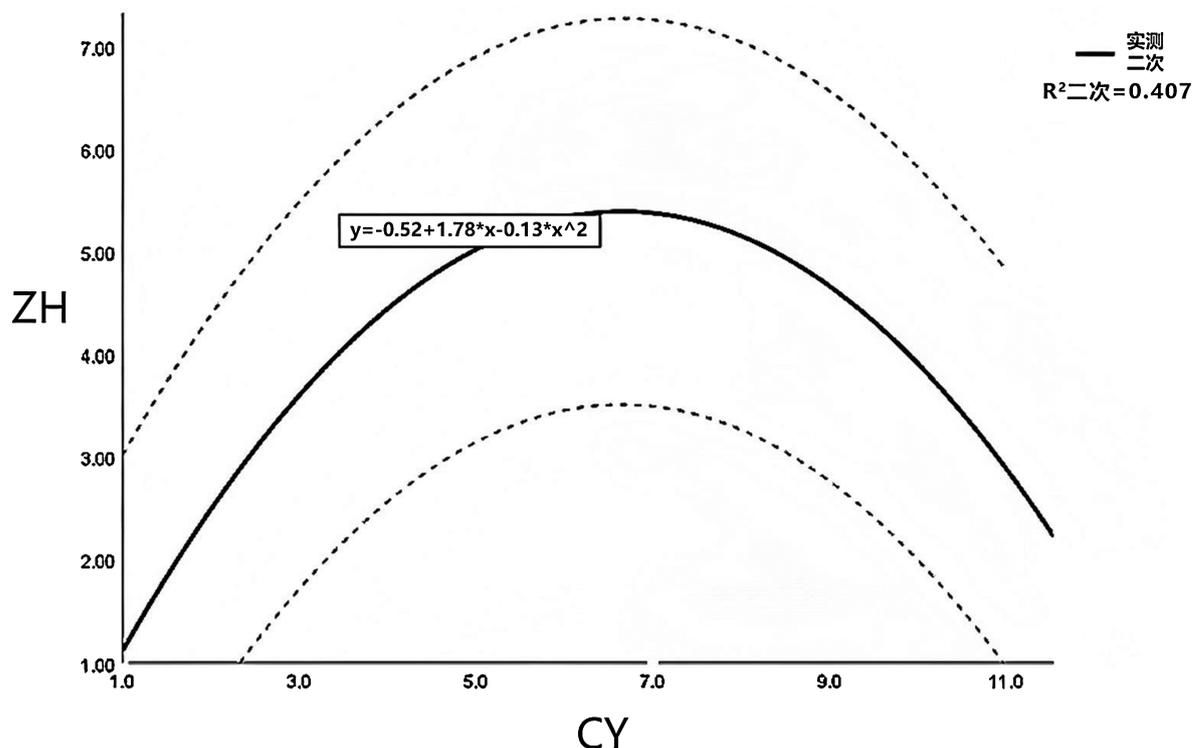


Figure 2. Influence of user engagement on purchase conversion rate of college students

图 2. 用户参与度对高校学生购买转化率的影响

因此得出以下非线性关系, 如图 3, 并计算出个性化算法强度与高校学生购买转化率之间的曲线关系。

$$ZH = -0.52 + 1.78CY - 0.13CY^2 \quad (1)$$

$$CY = 0.586AG + 2.046 \quad (2)$$

$$ZH = -0.042AG^2 + 0.741AG + 2.578 \quad (3)$$

倒 U 型拐点计算:

$$AG = -\frac{2a}{b} = -\frac{0.741}{2*(-0.042)} \approx 8.82 \quad (4)$$

通过联立方程可得个性化算法强度(AG)通过用户参与度(CY)的中介作用间接影响高校学生的购买转化率(ZH), 同时个性化算法强度对购买转化率存在直接的非线性效应, 形成双重作用机制。通过对倒 U 型曲线的计算可知, 当个性化算法 $AG = 8.82$ 时, 购买转化率最高($ZH = 5.83$), 当 $AG < 8.82$ 时, 算法强度提升通过精准推荐增强用户体验, 推动购买转化率增长; 当超过该强度($AG > 8.82$)后算法推荐产生的信息茧房效应和隐私焦虑开始主导, 导致转化率下降。

4.2. 中介效应检验

采用 Bootstrap 重复抽样的方法验证中介效应的存在, 分析得到下表 7 和表 8。个性化算法强度通过用户参与度对高校学生购买转化率的间接效应成立($b = 0.2604$, 95% 的偏差校正置信区间[0.1844, 0.3485]),

因此，用户参与度在个性化算法强度与高校学生购买转化率之间起部分中介作用，H3 成立。

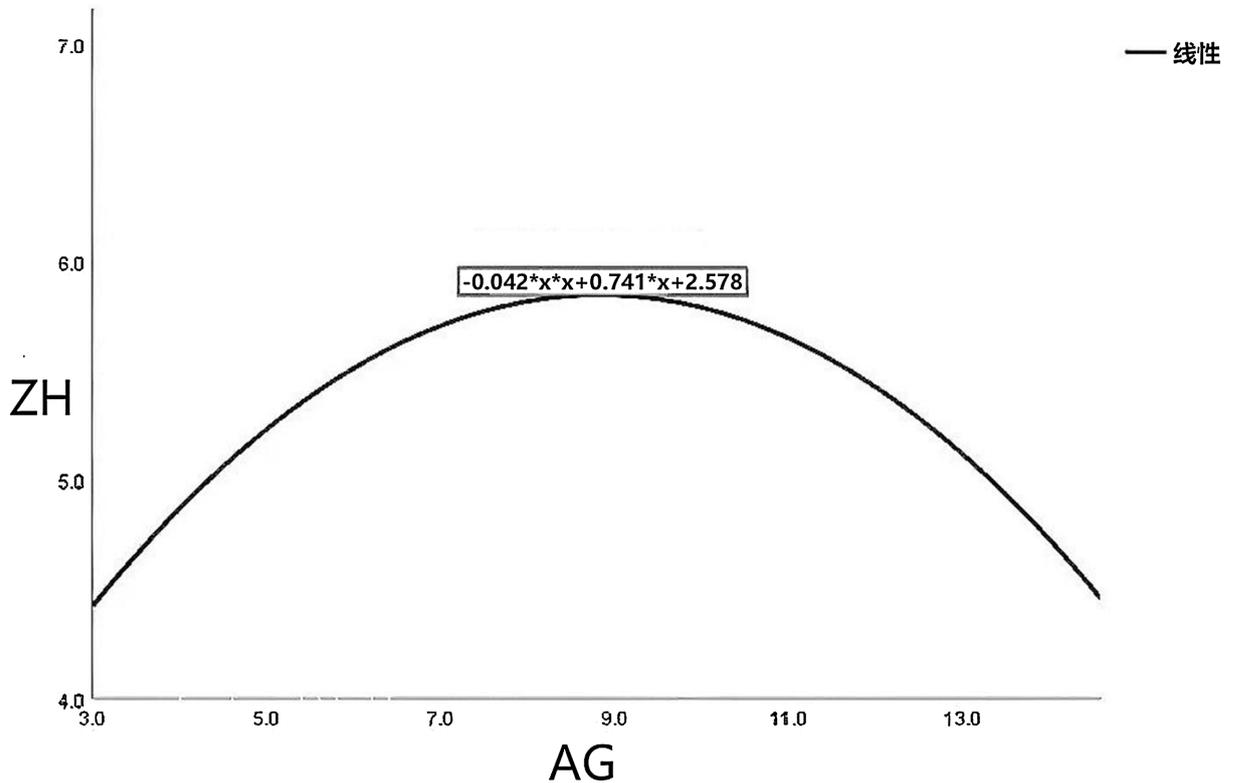


Figure 3. Influence of personalized algorithm intensity on college students' purchase conversion rate
图 3. 个性化算法强度对高校学生购买转化率的影响

Table 7. Mediation model test results table
表 7. 中介模型检验结果表

| 项目 | 效应值 | 间接效应标准误 | 95%置信区间 | | 相对效应值 |
|------|--------|---------|---------|--------|-------------|
| | | | 下限 | 上限 | |
| 总效应 | 0.4012 | 0.05 | 0.305 | 0.496 | |
| 间接效应 | 0.2604 | 0.0418 | 0.1844 | 0.3485 | 0.649052841 |
| 直接效应 | 0.1408 | 0.0479 | 0.0484 | 0.2308 | 0.350947159 |

Table 8. Total effects, direct effects and indirect effects breakdown table
表 8. 总效应、直接效应和间接效应分解表

| 结果变量 | 预测变量 | 拟合指标 | | 系数显著性 | |
|-------|---------|------------------|----------|---------|----------|
| | | R ² 值 | F 值 | t 值 | β 值 |
| 购买转化率 | 个性化算法强度 | 0.2525 | 113.8387 | 10.6695 | 0.4012** |
| 用户参与度 | 个性化算法强度 | 0.4573 | 283.9834 | 16.8518 | 0.5859** |
| 购买转化率 | 个性化算法强度 | 0.3787 | 102.4142 | 3.0213 | 0.1408** |
| | 用户参与度 | | | 8.2624 | 0.4445** |

4.3. 调节效应检验

在进行调节效应检验时,为了减少交互项之间的共线性,本子研究对产生交互项的变量(即个性化算法强度、用户参与度、用户隐私关注度)同样进行了中心化。模型 M3 加入个性化算法强度与用户隐私关注度的交互项后,个性化算法强度对用户隐私关注度的影响减少但仍然显著($b = 0.424, P < 0.001$),且个性化算法强度与用户隐私关注度的交互项显著($b = -0.143, P < 0.001$),假设 H4 得到支持。根据图 4 显示,当用户隐私关注度较高时,个性化算法强度与用户参与度的关系较为平缓,当用户隐私关注度处于较低水平时,个性化算法强度与用户参与度的关系较为陡峭。

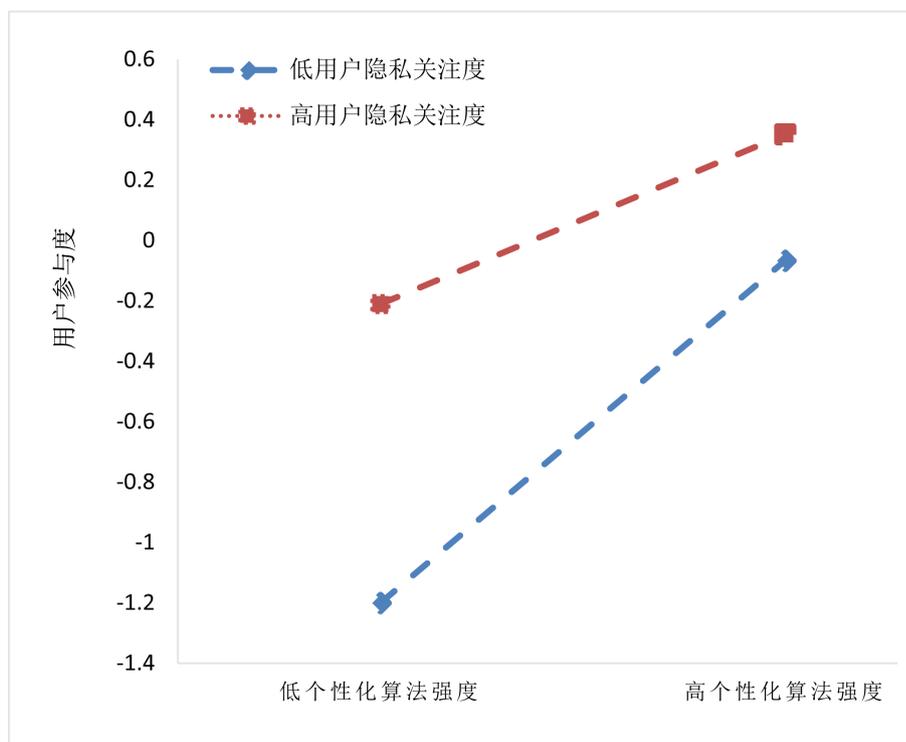


Figure 4. The moderating effect of user privacy concern on the intensity of personalization algorithm and user engagement
图 4. 用户隐私关注度在个性化算法强度和用户参与度之间的调节作用

5. 结果讨论与启示

5.1. 主要研究结果

本研究结合技术接受模型和计划行为理论,探索了高校学生在个性化算法下带来的用户参与度,进而对其购买转化率产生“双刃剑”影响的过程,并进一步探索了用户隐私关注度在个性化算法强度影响用户参与度路径中的调节作用。本研究证实了算法驱动下用户参与行为的双刃剑本质,既为消费转化提供动力,又因过度介入引发效率损耗,并得出了以下四条研究结论。

1. 个性化算法强度的提升显著增强了高校学生的用户参与度。根据公式 2 验证了个性化算法强度与用户参与度的线性正相关。学生往往会在收到推送之后,增加点击购买界面的几率,特别是在收到直播带货推送和种草广告推送等。因此,算法覆盖率与用户点击量、停留时长等参与指标呈显著正相关,尤其在数字素养较高的学生群体中,复杂算法的行为驱动效应更为突出。

2. 用户参与度对购买转化率的影响呈现先促进后抑制的倒 U 型曲线关系。公式 1 的二次项系数(-0.13)

揭示了用户参与度对购买转化率的非线性传导机制。当学生日均参与度超过一定阈值($CY = 6.85$)时,可能会由于决策疲劳,认识超载心理抗拒等的共同作用,导致转化率随着参与度的增加不升反降。更具体地说,个性化算法强度的提升会增加高校学生的用户参与,当用户参与处于中等水平时引起的购买转化会达到最高水平;但当这种参与度高于或者是低于这水平($AG = 8.82$)时,这种参与度引起的激活购买水平则会导致转化率低于最佳水平。

3. 用户参与度在个性化算法强度与购买转化率之间起中介作用。个性化算法强度对购买转化率的总效应为 0.4012 ($P < 0.01$), 其中间接效应占比 64.9% ($b = 0.2604$), 直接效应占比 35.1% ($b = 0.1408$), 印证了用户参与度在传导机制中的核心地位。对公式 1 的倒 U 型曲线求导计算可知, 当用户参与度 $CY = 6.85$ 时($AG = 8.82$), 购买转化率 ZH 达到峰值 0.85; 超过该强度后, 算法推荐产生的信息茧房效应和隐私焦虑开始主导, 导致转化率下降。这表明算法强度的效用存在明确阈值, 超过该阈值后边际效益递减规律显著。当高校学生处于高水平的用户参与度下, 可能会感知到信息过载或是视觉疲劳等, 此时用户参与度被视为一种阻碍性压力源, 因此不会对高校学生购买转化率产生积极影响。而当学生处于低水平用户参与度时, 个性化算法强度会通过用户参与度对高校学生购买转化率产生积极影响。同时, 算法强度 \rightarrow 参与度的传导系数($b = 0.5859$)显著高于其直接路径系数, 证实中介路径是主要传导机制。

4. 用户隐私关注度显著削弱了算法强度对参与度的正向影响。根据表 6 的层次回归结果(模型-M3), 用户隐私关注度(MSCM)与个性化算法强度(AG)的交互项($AG * MSCM$)系数为-0.143 ($P < 0.01$), 证实该结论。用户隐私关注度作为高校学生的一种主观意识, 在不同的学生身上有不同程度的体现。高隐私关注学生群体对算法推荐的信任度较低, 其防御性回避行为有缩短浏览时长、减少信息授权等, 模型 M1-M3 的系数衰减轨迹印证了这一机制。这一发现揭示了“隐私悖论”在数字消费中的现实张力, 即用户既渴望个性化服务又担忧数据安全的心理冲突。

5.2. 启示

基于个性化算法、购买转化研究现状热点, 引入技术接受理论、计划行为理论, 分析个性化算法强度对高校学生购买转化的影响机理, 探索个性化算法强度、用户参与度、用户隐私关注度和购买转化之间的影响作用关系, 揭示了个性化算法强度与用户参与度之间的正向关系, 用户参与度与购买转化之间的倒 U 型作用关系, 用户隐私关注度在个性化算法强度和用户参与度之间的负向调节作用。拓展了个性化算法强度研究的理论视角, 更好地解释了社交媒体个性化算法强度对高校学生购买转化影响的机理, 所研究结论对于规范高校学生电商购物与平台服务更具现实参考价值。

第一, 培养学生的自我管理意识, 提高算法教育素养, 对于帮助他们建立合理的电商购物使用习惯有重要意义。高校可以开设相应的数字伦理课程, 通过模拟实验帮助学生理解算法的具体运作逻辑, 培养他们的批判性思维能力, 从而对于个性化算法的推荐有一定的抵抗性。同时也可以充分利用相应的社交平台开展消费经验分享, 建立同辈监督机制, 提高对于个性化算法的抵抗力以及合理利用的能力。

第二, 从电商平台角度, 可以进一步实施透明化推荐系统。在平台进入界面镶嵌算法解释模块, 提供推荐的具体理由以及可以带来的相应服务。另一方面可以建设消费强度阈值, 当检测到高频次购买同类产品的行为可以切换推荐策略, 避免对于某种产品的过度集中推送导致消费疲劳。同时应该对用户画像进行动态的更新, 避免固化消费标签以及建立好相应的隐私保护机制。

对于电商运营的过程当中, 应该更加重视商业目标和用户价值的平衡。可以针对高校学生设计“轻算法”专区提供高性价比商品集合以及校园专属折扣, 减少复杂推荐干扰。同时应该主动识别隐私关注用户与高隐私关注用户, 实行差异化推送。在算法推送过程中, 可以构建“参与-转化-留存”的健康闭环, 将转化率、退货率、复购率共同纳入算法, 避免片面地追求点击而造成的信息疲劳, 建立一些长

效机制培养用户忠诚度。

参考文献

- [1] 李家华. 基于大数据的人工智能跨境电商导购平台信息个性化推荐算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(14): 280-285.
- [2] 蒋慧, 徐浩宇. 电商平台个性化推荐算法规制的困境与出路[J]. 价格理论与实践, 2022(12): 39-43.
- [3] Davis, F.D., Bagozzi, R.P. and Warshaw, P.R. (1989) User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management Science*, **35**, 982-1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- [4] Davis, F.D. (1989) Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, **13**, 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [5] 周婷婷, 苏梦婷, 田峯颖, 等. 基于移动医疗应用技术接受模型的社区老年慢性病患者智能药盒使用体验的质性研究[J]. 军事护理, 2024, 41(1): 1-4.
- [6] 徐锦芬, 邓巧玲. 大学英语学习者对直播教学平台的接受度: 基于技术接受模型的研究[J]. 外语教学与研究, 2024, 56(2): 262-273, 320-321.
- [7] Zhuang, S. (2024) E-Commerce Consumer Privacy Protection and Immersive Business Experience Simulation Based on Intrusion Detection Algorithms. *Entertainment Computing*, **51**, Article ID: 100747. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2024.100747>
- [8] Siles, I., Espinoza-Rojas, J., Naranjo, A. and Tristán, M.F. (2019) The Mutual Domestication of Users and Algorithmic Recommendations on Netflix. *Communication, Culture and Critique*, **12**, 499-518. <https://doi.org/10.1093/ccc/tcz025>
- [9] 黄英辉, 王伟军, 刘辉, 等. 个性化信息推荐中的过度特化问题研究进展[J]. 情报科学, 2022, 40(8): 185-192.
- [10] 丁文剑. 计划行为理论下社交电子商务消费者行为分析[J]. 商业经济研究, 2019(3): 50-53.
- [11] Gkikas, D.C. and Theodoridis, P.K. (2024) Predicting Online Shopping Behavior: Using Machine Learning and Google Analytics to Classify User Engagement. *Applied Sciences*, **14**, Article 11403. <https://doi.org/10.3390/app142311403>
- [12] 李静, 薛寒冰, 李勇军, 等. 私域社群题外高社交互动带来的购买抑制研究[J]. 管理科学, 2024, 37(4): 3-15.
- [13] 魏娟, 李敏. 信息过载影响消费者决策研究的知识图谱分析[J]. 管理现代化, 2022, 42(1): 156-161.
- [14] Laufer, R.S. and Wolfe, M. (1977) Privacy as a Concept and a Social Issue: A Multidimensional Developmental Theory. *Journal of Social Issues*, **33**, 22-42. <https://doi.org/10.1111/j.1540-4560.1977.tb01880.x>
- [15] 吕伞, 袁勤俭. 隐私计算理论及其在信息系统研究领域的应用及展望[J]. 现代情报, 2022, 42(9): 169-176.
- [16] 田晓旭, 毕新华, 杨一毫, 等. 短视频个性化推荐与使用意愿的倒 U 形关系研究[J]. 现代情报, 2024, 44(3): 81-92.
- [17] 邢阿洵, 王海燕, 郭鑫鑫. 考虑消费者隐私的数字平台数据采集和广告定价策略[J]. 系统管理学报, 2025, 3(18): 1-29
- [18] 孟玺. 算法意识对社交媒体用户自我隐瞒行为的影响机制研究[J]. 现代情报, 2024, 44(11): 52-66.