

个性化推荐算法驱动电商平台营销效益增长的价值共创机制研究

姚曼莎¹, 秦 婷^{2*}

¹浙江理工大学理学院, 浙江 杭州

²中国传媒大学广告与品牌学院, 北京

收稿日期: 2026年8月4日; 录用日期: 2026年8月17日; 发布日期: 2026年10月27日

摘 要

在电子商务平台的运营实践中, 个性化推荐算法已从传统的“需求匹配”工具跃升为驱动平台营销效益增长的核心基础设施。文章基于价值共创理论, 从电商平台运营逻辑与信息经济学视角出发, 打破将算法仅视为流量分发枢纽的传统认知, 提出了“算法价值共创模型”, 系统阐释了算法通过“价值赋能 - 价值评估 - 价值转化”路径, 在与消费者协同重构商品经济价值感知的过程中, 实现平台营销效益增长的作用机制。具体而言, 算法通过多维标签体系重构商品价值属性, 拓展溢价空间(价值赋能); 消费者则通过比价、交叉验证等信息交互行为进行价值博弈与评估(价值评估); 最终平台通过“行为反馈 - 算法迭代 - 交易达成”的循环机制实现转化率、客单价及用户生命周期价值的全面提升(价值转化)。研究为电商平台突破流量瓶颈、优化商业化变现路径、实现长期经济效益增长提供了理论依据与实践策略。

关键词

个性化推荐算法, 电商平台, 营销效益, 价值共创

Research on the Value Co-Creation Mechanism of Personalized Recommendation Algorithms Driving E-Commerce Platform Marketing Performance Growth

Mansha Yao¹, Ting Qin^{2*}

¹School of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

*通讯作者。

文章引用: 姚曼莎, 秦婷. 个性化推荐算法驱动电商平台营销效益增长的价值共创机制研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(10): 628-635. DOI: 10.12677/ec1.2026.15101162

²School of Advertising & Branding, Communication University of China, Beijing

Received: August 4, 2026; accepted: August 17, 2026; published: October 27, 2026

Abstract

In e-commerce platform operations, personalized recommendation algorithms have evolved from traditional demand-matching tools into core infrastructure driving platform marketing performance growth. Drawing on value co-creation theory, e-commerce platform operational logic, and information economics, this study challenges the traditional view of algorithms as mere traffic distributors. It proposes an “Algorithmic Value Co-Creation Model” and systematically explains how algorithms drive growth in platform marketing performance through a three-stage pathway—value enablement, value evaluation, and value transformation—by collaborating with consumers to reconstruct consumers’ perceived economic value of products. Specifically, algorithms reconstruct product value attributes through a multi-dimensional labeling system to expand premium pricing potential (value enablement). Consumers then engage in value bargaining and assessment through price comparison and cross-validation (value evaluation). Finally, the platform achieves comprehensive improvements in conversion rate, average transaction value, and customer lifetime value through a circular mechanism of “behavioral feedback - algorithmic iteration - transaction completion” (value transformation). This study provides both theoretical foundations and practical strategies for e-commerce platforms to overcome traffic bottlenecks, optimize monetization pathways, and achieve sustainable long-term economic growth.

Keywords

Personalized Recommendation Algorithm, E-Commerce Platform, Marketing Performance, Value Co-Creation

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

随着电子商务行业从“流量红利”阶段迈入“存量博弈”阶段，平台营销经济效益的提升愈发依赖单客价值的深度挖掘[1]。在此背景下，个性化推荐算法已深度嵌入电商平台的商业变现逻辑中[2]。从“猜你喜欢”到各类场景化推荐，算法不仅决定着平台海量商品的曝光分配，更在潜移默化中重构着商品的经济价值属性。当一件普通白T恤被算法打上“极简高智感”标签并匹配特定图文场景进行推送时，其原本趋同的基础使用价值被赋予了差异化的场景溢价，直接提升了消费者的支付意愿与商品的利润空间。

然而，现有关于个性化推荐算法的研究多聚焦于其作为“需求匹配工具”的功能，关注点击率、转化率等行为层面的指标[3]-[5]，较少从平台商业逻辑和信息经济学视角出发，深入剖析算法如何参与商品经济价值感知的重构，并最终转化为可量化的营销效益。

基于此，本文基于价值共创理论，从电商平台运营逻辑与信息经济学视角，提出“算法价值共创模型”，构建了“价值赋能-价值评估-价值转化”的理论框架。该框架致力于推动个性化推荐算法角色认知的根本转变——从被动的“技术匹配工具”转向主动的“平台经济价值的协同创造者”，并系统揭

示这一转变背后, 算法驱动电商营销经济效益的内在商业机制与实现路径, 从而为平台优化算法驱动的商业策略提供理论支撑与实践指引。

2. 文献综述与理论基础

2.1. 个性化推荐算法在电商领域的技术演进与经济角色转变

在电商领域, 早期的个性化推荐系统主要依赖基于物品的协同过滤(Item-Based Collaborative Filtering), 其代表性成果来自 Amazon.com 的 Item-to-Item 推荐算法[6]。该算法的本质是: 在用户-物品交互矩阵中计算物品之间的相似度, 然后根据用户历史行为, 推荐“相似”物品。在这一阶段, 算法的经济角色是“清库工具”。其核心价值在于降低长尾商品的搜寻成本, 提升基础库存周转率。然而, 随着深度学习, 如 DeepFM、Transformer 序列推荐以及多模态大模型的引入, 现代推荐系统被赋予了强大的“情境感知”与“序列生成”能力[7]。算法不再仅仅匹配需求(“买过 A 的人也买了 B”), 而是能够编织连贯的“消费叙事”: 从场景化内容激发情感参与, 到认知框架的形成, 再到消费行为的转化[2]。在此过程中, 算法的经济角色发生了本质性蜕变: 它不再仅是降低交易成本的辅助工具, 而是作为一种“准行动者”, 直接参与到商品意义与附加值的共创之中, 构成了平台实现高毛利营销的核心商业媒介。

2.2. 个性化推荐算法对电商平台营销效益的影响与价值共创逻辑

个性化推荐对电商平台营销效益的影响是多维且深远的。首先, 在需求匹配层面, 个性化推荐通过精准捕捉用户兴趣与商品特征的关联, 降低了搜索成本与信息不对称, 提升了点击率、转化率及用户满意度[4]。从信息系统领域的技术视角来看, 深度推荐模型通过用户-物品交互矩阵的建模, 显著提升了点击率预测的准确性, 为需求匹配效率的提升提供了技术基础[8]。这一层面的核心贡献在于: 降低了消费者交易前的搜寻成本, 提升了点击率与转化率。其次, 在心理认知层面, 个性化推荐通过叙事化、情感化内容主动塑造消费者的价值感知与消费动机[2]。这一层面解释了为何同一件商品在被算法赋予不同标签, 如“极简高智感”与“日常基础款”时, 消费者的支付意愿会产生显著差异。最后, 在用户价值挖掘层面, 推荐系统基于行为轨迹构建细粒度画像, 识别不同购物目标群体, 通过分层推荐策略提升客单价与用户生命周期价值[3]。譬如, 算法的推荐效果会受到消费者购物目标的明确性的影响, 即目标明确的消费者更关注推荐信息的工具价值, 而目标模糊的消费者则更容易受到推荐框架的叙事牵引[9]。这一层面的核心贡献在于: 将单次交易转化为长期用户关系的积累。

综上, 算法驱动电商平台营销效益的增长背后体现了一个深层的理论逻辑: 价值共创。价值共创理论最初源于服务主导逻辑, 强调价值是在多方互动中共同创造的, 而非由企业单方面交付给消费者[10]。在电商平台情境下, 个性化推荐算法已不再是一个被动的信息传递通道, 而是作为一个具有行动力的参与者, 与用户共同参与建构商品价值感知, 实现平台营销效益的增长。

2.3. 价值共创视角下商品价值感知的三维框架

在传统微观经济学中, 商品价值由效用决定。但在现代电商平台语境下, 由于信息不对称与场景营销的介入, 消费者对商品“价值感知”的维度被极大拓展, 这构成了营销经济效益的来源。消费价值理论指出, 消费应能实际问题、满足消费者的功能性需求[11]。Belk 的“延伸自我”理论则强调, 消费者通过所拥有的物品来建构自我概念、表达社会身份[12]。此外, 关于消费者仪式行为的研究发现, 消费还可以带来超越日常的精神升华与意义感[13]。基于此, 本文将电商平台中的商品经济价值感知界定为消费者对商品“值多少钱”的综合评估, 包含三个经济维度: 1) 基础效用价值(基于基本参数的功能性性价比); 2) 符号与场景溢价(代表特定生活方式或身份标签所带来的溢价空间); 3) 理念溢价(符合环保、可持续等

社会趋势所带来的额外支付意愿)。激活的维度越多,商品的溢价空间越大,平台可获取的营销效益越高。

2.4. 文献述评与研究定位

综上所述,现有研究在算法技术演进、营销效益验证及价值共创理论引入方面取得了重要进展,但仍存在以下不足:多数研究将个性化推荐算法定位于“需求匹配工具”,聚焦于点击率、转化率等行为层面的短期指标[3]-[5],较少深入剖析算法如何参与商品经济价值感知的重构。与此同时,尽管价值共创理论已被引入,但现有文献对“算法究竟与用户共创了什么价值”缺乏明确的理论界定,更未揭示从“个性化推荐算法”到“营销效益增长”的内在转化路径。基于此,本文基于价值共创理论,从电商平台运营逻辑和信息经济学视角出发,提出“算法价值共创模型”,构建“价值赋能-价值评估-价值转化”的理论框架,这一框架的边际贡献在于:将算法的角色从被动的“需求匹配工具”重新定位为主动的“价值催化剂”,系统揭示算法驱动电商营销经济效益的内在商业机制与实现路径,为平台优化算法驱动的商业策略提供理论支撑与实践引导。

3. 个性化推荐算法驱动电商平台营销效益增长的价值共创机制

传统电商运营将个性化推荐算法视为被动展示商品的“货架”,这一工具论视角隐含了技术决定论的逻辑预设,即算法的功能是既定、单向的[14]。而技术可供性理论则指出,技术并不决定行为,而是提供行动的可能性与约束[15]。此外,价值共创理论指出,价值是在多方互动中共同创造而成的。这提示,商品经济价值感知的重构与平台营销效益增长的实现,源于算法预设的商业策略与消费者自身的经济理性行为之间的协同互动。基于此协同逻辑,本文进一步构建“价值赋能-价值评估-价值转化”的三阶段理论框架,以系统解构个性化推荐算法驱动平台营销效益增长的内在机制。需要明确的是,在这一协同互动中,平台与算法居于主导地位,即算法通过预设的标签体系、排序逻辑与呈现方式,先行划定了消费者价值评估的认知边界与行动框架。

3.1. 价值赋能: 算法标签重构商品溢价空间

框架理论指出,信息的呈现方式决定了人们如何理解信息[16]。从信息经济学的视角来看,信息呈现的方式则直接影响交易达成的概率与价格。在电商平台中,个性化推荐算法在为用户呈现个性化商品的同时,还会通过标签体系对其进行符号化包装[9]。正是基于这种标签化的“价值包装”,算法完成了对商品经济属性的重新定义与赋能。在传统模式下,一件普通商品只能陷入同质化竞争的红海,靠价格取胜;但一旦被纳入特定的标签矩阵,它便获得了“身份”与“意义”,从而突破低价竞争的泥潭,拥有差异化的定价权。以“环保材质”标签为例,带有这一标签的商品能够精准触达高净值且具有社会责任感的消费群体,基于群体对可持续理念的价值认同,消费者愿意为“保护地球”这份意义,支付比普通商品高出数倍的价格,商品因此得以获取超出其物理功能之外的“理念溢价”。基于上述分析,提出以下命题:个性化推荐算法通过标签化与场景化呈现,能够提升消费者对商品符号价值与场景价值的感知。

3.2. 价值评估: 信息交互中的经济博弈

在算法完成价值赋能后,具备经济理性的消费者并非被动接受溢价,而是进入一个“价值评估”与经济博弈的过程。消费者会利用平台提供的信息工具,对算法提出的“溢价框架”进行校验。具体而言,包括三个由浅入深的阶段:

第一,效用验证——基础价值的确认。消费者首先会对商品的基础参数进行核对,包括材质、规格、功能、品牌等客观属性,判断其是否足以支撑当前的标价。这一阶段的核心问题是:“这件商品的基本功能,值不值这个价钱?”如果基础参数与标价严重不符,消费者将直接放弃购买。

第二, 横向比价与参照系评估——溢价合理性的判断。在确认基础价值后, 消费者进一步评估算法赋予的“标签溢价”是否合理。此时, 消费者会利用算法提供的“同款推荐”、“相似商品”、“历史低价”等功能, 或主动在其他电商平台进行交叉比价, 寻找参照系。例如, 一件标有“环保材质”的T恤, 消费者会对比普通T恤的价格, 判断“环保”标签是否值得额外支付溢价。这一阶段的核心问题是: “标签带来的额外价值, 是否对得起多出来的价格?”

第三, 价值重构——场景溢价的剥离。在前两步评估的基础上, 消费者可能做出一个关键的决策: 主动剥离算法强加的场景溢价, 仅按商品的基础效用价值进行出价。例如, 算法将一件冲锋衣定义为“山系穿搭”的时尚单品, 赋予其场景溢价, 但消费者可能识破这一不合理溢价, 仅将其当作一件普通的防风外套来估价, 拒绝为“山系”标签买单。这一阶段的核心, 是消费者在平台信息架构下, 对“消费者剩余”最大化的追求, 即希望用更合适的价格, 买到最称心如意、最符合自己实际需要的商品。

基于上述分析, 提出以下命题: 消费者的信息验证行为会调节算法赋能对支付意愿的影响。

值得注意的是, 这一调节效应可能在不同类型的消费者之间存在显著差异。从消费者行为学视角来看, 消费者可按多种维度进行划分, 其中购物动机与数字素养水平是两个尤为关键的区分依据。就购物动机而言, 目的性购物者(以完成具体购买任务为导向)更依赖价格、规格、评价等基础效用参数, 比价深度较大, 对算法赋予的标签溢价敏感度较低, 因此更容易进入“价值重构”阶段——主动剥离不合理的场景溢价, 仅按基础效用价值进行出价; 而浏览性购物者(以娱乐或灵感获取为导向)则更容易接受算法呈现的场景化标签, 进入“价值重构”阶段的频率明显更低。就数字素养水平而言, 高数字素养消费者熟悉平台的信息架构与算法逻辑, 能够主动进行跨平台比价与溢价合理性判断, 甚至主动剥离不合理的溢价成分; 低数字素养消费者则更依赖算法直接呈现的定价框架, 验证投入相对较少, 但也因此更容易因“伪溢价”而产生事后失望。上述差异带来的实践启示在于: 算法不应以同一套标签策略面对所有消费者, 而应通过消费者的行为轨迹反向识别其所属的消费者类型, 进而动态调整赋能强度与信息呈现方式。

3.3. 价值转化: 从行为反馈到经济效益的实现

前两个评估阶段决定了商品是否具备溢价可能, 而第三阶段则是将这一“可能性”转化为平台实际的营销效益。消费者的每一次点击、停留、加购, 本质上都是对某一溢价方案的“行为投票”, 无声地表达着“我愿意为这个标签付多少钱”。算法实时捕捉这些行为数据, 迅速调整后续的推荐流, 让消费者持续看到与其支付意愿相匹配的商品。这种“投其所好”的策略, 能够有效缩短消费者的犹豫时间, 加速其交易决策。当消费者最终下单, 意味着他接受了算法赋予的高溢价标签, 平台的转化率得到了提升, 客单价也随之增长。而当“行为反馈-算法调适-交易达成”这一循环持续运转, 消费者会在一次次“被满足”的体验中逐步加深对平台的依赖, 平台便能实现用户生命周期价值的长期积累, 最终兑现为平台可量化的营销效益。基于上述分析, 提出以下命题: 行为反馈数据通过算法迭代机制进一步提升推荐匹配度, 并推动转化率、客单价与用户生命周期价值提升。

4. 理论启示与实践建议

4.1. 理论启示: 从“流量分配”到“价值共创”

4.1.1. 拓展了电商算法经济功能的认知边界

传统观点将算法定位为一种“匹配工具”——其核心功能是降低买卖双方的信息不对称, 减少用户的搜索成本, 帮助消费者“找到想要的”, 帮助商家“找到买家”。本文则超越这一工具论视角, 揭示算法的另一重角色: 它不仅是“连接供需”的通道, 更是“创造价值”的媒介。具体而言, 算法通过标签体系、场景建构与个性化推荐, 能够主动为同质化商品注入差异化的感知价值, 从而提升其附加值与溢价

空间。由此,算法的角色定位发生了根本性转变:从“交易润滑剂”,即让交易更顺畅演变为“价值催化剂”,即让商品更值钱。这一认知拓展,为理解算法在平台经济中的战略地位提供了新的理论视角。

4.1.2. 重新定义了电商营销的经济逻辑

本文指出,平台经济效益的增长不再单纯依赖“拉新”获客的传统流量思维,而是更多地依托算法在存量用户中的精细化运营能力,其核心可概括为“做高溢价”。这一概念包含两个相辅相成的维度:一是单次维度,即通过标签赋能与场景建构,推动用户接受更高客单价的商品;二是长期维度,即通过持续的推荐调适与行为反馈循环,延长用户的生命周期价值。两者统一于“溢价”这一核心逻辑之下,前者追求“单次交易的溢价深度”,后者追求“跨期关系的溢价延续”,共同标志着电商平台效益增长范式从“流量驱动”向“价值驱动”的根本性跃迁。

4.2. 对电商平台运营的实践建议

4.2.1. 拓展算法商业化标签体系,挖掘溢价空间

平台运营应突破传统“品类+功能”的标签思维,建立涵盖生活方式、情感场景、社会理念等多维度的跨界标签库。传统标签体系仅关注商品的物理属性,如“纯棉T恤”、“不锈钢厨具”,将商品锁定在同质化竞争的红海之中;而跨界标签则将商品嵌入消费者的价值认同体系中,使其从“功能载体”转变为“意义载体”。以一件普通的帆布包为例:在传统标签体系下,它被标记为“帆布材质”、“单肩包”,面临大量同质竞品的价格挤压;而在跨界标签体系下,它可能同时拥有“环保可持续”、“极简生活”、“通勤必备”等多重标签,从而触达不同价值偏好的消费群体,获得差异化的定价空间。

4.2.2. 优化信息架构,降低价值评估阶段的交易摩擦

本文研究发现,消费者的价值评估遵循“效用验证-横向比价-价值重构”的三阶段递进逻辑。在前两个阶段,消费者的核心诉求是“商品到底值不值得自己购买”。此时,平台的任何强行干预,如弹窗引导、限时倒计时、模糊参数展示,都可能引发消费者的警惕与抵触,反而延长其决策周期甚至导致客户流失。因此,平台在此阶段的策略不应该是“干预”,而是“赋能”,即为消费者提供高效、透明的信息工具,助其快速完成价值判断。具体而言,平台可提供以下功能:清晰的产品参数对比表,帮助消费者在同质商品中快速锁定差异;真实的买家秀与视频展示,降低图文美化带来的“买家秀vs卖家秀”落差感;真实客观的同类商品排行与评分体系,帮助消费者进行比对确认。从信息经济学的视角看,赋能的本质是降低信息不对称。当信息不对称程度下降时,消费者的“搜寻成本”与“信任成本”同步降低,其经济博弈过程得以加速,对平台的信任度也会提高,最终实现转化效率的净提升。

4.2.3. 规避“伪溢价”陷阱,维护平台长期商业资产

算法主导的价值共创机制在驱动营销效益增长的同时,也伴随一定的伦理风险,如算法基于用户画像的区分性推荐、利用限时倒计时压缩消费者理性决策空间的操纵手段等。然而,伪溢价作为一种更为隐蔽的价值破坏行为,尤需警惕。所谓伪溢价,是指商家通过虚假标签(如为劣质商品贴上“高端定制”、“限量发售”、“进口材质”等不实标签)制造的虚假价值提升。这类行为短期内或许能贡献几个转化订单,但其代价是摧毁平台的信任资产。从价值共毁的视角看,伪溢价正是典型的价值破坏行为,平台与商家通过虚假标签获取短期收益,却以牺牲消费者信任为代价,导致长期价值受损。具体而言,当消费者发现所购商品名不副实、标签与真实品质严重脱节时,其将不可避免有所怀疑与防备。这种心理状态的变化会直接反映在行为数据中:点击、停留、加购等信号不再代表真实的偏好与支付意愿,而是被不信任感所污染。算法基于失真的需求信号进行迭代优化,推荐效果将持续恶化,形成“伪溢价→信任受损→信号失真→推荐失灵→进一步透支信任”的负向循环。最终,这一循环将体现为可量化的商业损失:

用户流失率攀升, 获客与留存成本上升, 用户生命周期价值遭受不可逆的损害。信任是“行为反馈 - 算法调适 - 交易达成”得以循环运转的基石。因此, 平台对伪溢价的治理不应被视为一种“成本支出”, 而应视为对核心资产的必要投资。具体而言, 平台可采取以下措施: 建立虚假标签识别与惩戒机制, 包括降权、下架、清退等; 引入第三方认证或用户投票核验理念标签真实性; 设立消费者举报通道。唯有守护好信任这一基石, 平台才能实现营销效益的可持续增长。

5. 研究局限与未来展望

5.1. 研究范式的局限性突破路径

本文从理论层面构建了算法驱动营销效益的机制框架, 提出了“价值赋能 - 价值评估 - 价值转化”的分析路径, 需要指出的是, 本研究聚焦于理论建构与机制推导, 尚未通过实证数据对该框架进行系统检验。未来研究可从以下两个方面加以深化: 第一, 数据层面, 可利用电商平台的真实运营数据, 如 A/B 测试数据和交易日志数据, 追踪用户从浏览到下单的完整行为轨迹, 揭示标签策略对决策路径的影响。第二, 方法层面, 采用双重差分法等计量经济学模型, 通过比较“实验组”(被打上特定标签的商品)与“对照组”(未被打标签的同类商品)在“策略实施前后”的指标变化, 能够有效剔除时间趋势、季节效应等混杂因素的干扰, 量化出特定标签策略的净效应。例如, “环保材质”、“山系生活”等场景标签究竟为顾客单价和转化率带来了多少独立的增量贡献。

5.2. 情境边界及其拓展空间

本文研究聚焦于传统货架电商场景, 如淘宝、京东、拼多多等, 其核心特征是通过主动搜索进行商品比价、评价阅读与权衡决策。在此情境下, 本文构建的“价值赋能 - 价值评估 - 价值转化”框架能够较好地解释算法驱动营销效益的内在机制。然而, 电商行业已呈现出多元化发展的态势, “直播电商”(如抖音、快手直播)与“内容电商”(如小红书、抖音短视频种草), 逐渐成为重要的消费场景。以直播电商为例, 其典型特征是: 强情绪渲染(主播话术、氛围音乐)、限时秒杀、库存动态倒数等营造了高压快节奏的消费环境, 消费者的“价值评估”环节被极大压缩甚至跳过。算法的经济效益转化路径由此发生根本转变, 其不再是通过标签赋能提升商品附加值, 而更倾向于快速清理库存。这一对比揭示了一个重要问题: 不同电商平台中, 算法扮演的角色和发挥作用的方式可能存在显著差异。这为未来研究针对不同平台制定差异化的算法商业化策略指明了方向。

6. 结语

本文立足于电商平台从“流量红利”向“存量博弈”转型的背景, 针对已有研究将个性化推荐算法局限于“需求匹配工具”的视角局限, 基于价值共创理论, 从电商平台运营逻辑与信息经济学视角出发, 提出“算法价值共创模型”, 构建了“价值赋能 - 价值评估 - 价值转化”的理论框架。在理论层面, 本文指出, 算法的角色已从被动的“交易润滑剂”跃升为主动的“价值催化剂”, 与消费者协同重构商品经济价值感知, 进而实现电商平台营销效益的增长。这一机制揭示了现代电商平台的营销运营, 正经历从“流量驱动”向“价值驱动”的根本性跃迁。在实践层面, 本文对平台提出了一些针对性建议: 拓展商业化标签体系、优化信息架构以降低交易摩擦, 同时警惕“伪溢价”对信任根基的侵蚀。然后, 本文作为理论构建性研究, 尚缺乏实证检验。未来研究可利用 A/B 测试与双重差分法等实证方法检验该框架, 并将其拓展至直播电商等高压快节奏情境中, 探索算法参与价值共创机制的边界与适用范围。总而言之, 在算法日益嵌入日常生活的智能时代, 平台的商业效益与消费者福祉并非零和博弈, 两者能够通过算法和消费者的良好互动, 实现长期共赢与可持续发展。

参考文献

- [1] 王勇, 刘乐易, 迟熙, 等. 流量博弈与流量数据的最优定价——基于电子商务平台的视角[J]. 管理世界, 2022, 38(8): 116-131.
- [2] Xie, J.P. (2025) Algorithm-Driven Visual Storytelling: Emotional Guidance and Consumer Behavior. *Journal of Media, Journalism & Communication Studies*, **1**, 70-79.
- [3] 石宇. 基于细粒度用户兴趣建模的个性化推荐研究[D]: [博士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2021.
- [4] Yin, J., Qiu, X. and Wang, Y. (2025) The Impact of AI-Personalized Recommendations on Clicking Intentions: Evidence from Chinese E-Commerce. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, **20**, Article 21. <https://doi.org/10.3390/jtaer20010021>
- [5] Yan, Y. and Xie, H. (2025) From Clicks to Context: A Heterogeneous Graph Framework for Diagnosing Consumer Shopping Goals and Personalizing Retail Strategy. *Electronic Commerce Research and Applications*, **74**, Article ID: 101557. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2025.101557>
- [6] Linden, G., Smith, B. and York, J. (2003) Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. *IEEE Internet Computing*, **7**, 76-80. <https://doi.org/10.1109/mic.2003.1167344>
- [7] 史鸿旭, 刘艺, 刘坤. 基于大语言模型的推荐系统综述[J]. 计算机科学, 2026, 53(6): 281-303.
- [8] 陈建林, 董馨月, 欧鸥. 基于动态特征提取的深度推荐模型[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(7): 114-116.
- [9] 刘泓霆, 路瑶. 基于数字经济的电商平台个性化智能推荐、产品涉入度与消费者购买决策[J]. 商业经济研究, 2024(1): 131-134.
- [10] Vargo, S.L. and Lusch, R.F. (2016) Institutions and Axioms: An Extension and Update of Service-Dominant Logic. *Journal of the Academy of Marketing Science*, **44**, 5-23. <https://doi.org/10.1007/s11747-015-0456-3>
- [11] Sheth, J.N., Newman, B.I. and Gross, B.L. (1991) Why We Buy What We Buy: A Theory of Consumption Values. *Journal of Business Research*, **22**, 159-170. [https://doi.org/10.1016/0148-2963\(91\)90050-8](https://doi.org/10.1016/0148-2963(91)90050-8)
- [12] Belk, R.W. (1988) Possessions and the Extended Self. *Journal of Consumer Research*, **15**, 139-168. <https://doi.org/10.1086/209154>
- [13] 李堃, 李艳军, 李婷婷. 消费者仪式行为研究综述与展望[J]. 外国经济与管理, 2018, 40(5): 43-55.
- [14] 喻国明, 耿晓梦. 智能算法推荐: 工具理性与价值适切——从技术逻辑的人文反思到价值适切的优化之道[J]. 全球传媒学刊, 2018, 5(4): 13-23.
- [15] Hutchby, I. (2001) Technologies, Texts and Affordances. *Sociology*, **35**, 441-456. <https://doi.org/10.1177/s0038038501000219>
- [16] 胡翼青, 姚文苑. 作为背景的“框架”: 媒介研究视角下的框架理论再诠释[J]. 新闻界, 2023(7): 44-54.