

平台经济下电商算法推荐的运行机制与优化路径研究

包晟越, 徐佳文*

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年6月4日; 录用日期: 2026年6月18日; 发布日期: 2026年8月10日

摘要

在平台经济背景下, 算法推荐已成为电商平台优化资源配置与提升交易效率的重要机制。本文基于信息不对称、注意力经济与长尾理论, 对电商算法推荐的运行机制进行系统分析, 揭示其在数据收集、算法匹配、反馈迭代与商业变现等环节的内在逻辑。在此基础上, 构建平台与消费者之间的简化博弈模型, 分析不同推荐策略下平台收益与用户福利的变化。研究发现, 算法推荐在提升匹配效率的同时, 也可能引发信息茧房、消费诱导、算法不透明及数据隐私风险等问题。进一步分析表明, 过度商业导向的推荐策略虽有利于短期收益, 但会削弱用户信任并影响平台长期发展。因此, 应从提升算法透明度、增强推荐多样性、强化用户控制权、完善数据保护机制及平衡商业目标与用户利益等方面优化推荐系统。本文为理解电商算法推荐的运行机制与治理路径提供了参考。

关键词

平台经济, 算法推荐, 电商平台, 用户行为, 平台治理, 博弈分析

Research on the Operating Mechanism and Optimization Path of E-Commerce Algorithm Recommendation under the Platform Economy

Shengyue Bao, Jiawen Xu*

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

Received: June 4, 2026; accepted: June 18, 2026; published: August 10, 2026

*通讯作者。

文章引用: 包晟越, 徐佳文. 平台经济下电商算法推荐的运行机制与优化路径研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(8): 214-222. DOI: 10.12677/ecl.2026.158867

Abstract

In the context of the platform economy, algorithmic recommendations have become a key mechanism for e-commerce platforms to optimize resource allocation and improve transaction efficiency. Based on information asymmetry theory, attention economy theory, and long-tail theory, this paper systematically analyzes the operating mechanism of e-commerce algorithmic recommendation, revealing its internal logic across four dimensions: data collection, algorithm matching, feedback iteration, and commercial monetization. Furthermore, a simplified game model between platforms and consumers is constructed to examine the changes in platform revenue and user welfare under different recommendation strategies. The results show that while algorithmic recommendations enhance matching efficiency, they may also lead to issues such as information cocoons, consumption manipulation, algorithmic opacity, and data privacy risks. Further analysis indicates that although overly commercially oriented recommendation strategies can increase short-term revenue, they may weaken user trust and adversely affect long-term platform development. Therefore, optimization should focus on improving algorithmic transparency, enhancing recommendation diversity, strengthening user control, refining data protection mechanisms, and balancing commercial objectives with user interests. This study provides a useful reference for understanding the operating mechanism and governance of algorithmic recommendations in e-commerce platforms.

Keywords

Platform Economy, Algorithmic Recommendation, E-Commerce Platform, User Behavior, Platform Governance, Game Analysis

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

近年来,随着数字技术与数据要素的持续发展,平台经济逐渐成为数字经济体系的重要组成部分。作为其中的重要业态,电商平台通过整合供需信息、拓展交易场景和提升匹配效率,深刻改变了传统商品流通方式。在这一过程中,算法推荐作为连接“人-货-场”的关键技术机制,日益嵌入消费者决策链条与平台运营逻辑之中。对电商平台而言,推荐系统不仅影响商品展示顺序与交易转化效率,也在很大程度上塑造了用户的信息获取路径与消费行为模式。

从实际运行来看,电商平台普遍面临信息过载问题。商品数量庞大、更新频率快且属性复杂,使得单纯依赖用户主动搜索难以实现高效匹配[1]。因此,推荐系统逐渐由“辅助性工具”转变为“基础性设施”,成为平台提升运营效率的重要支撑。

然而,算法推荐并非完全中性的技术安排。随着其在平台中的作用不断强化,推荐系统逐渐参与收益分配与行为引导。一方面,算法能够提升匹配效率并促进交易转化;另一方面,其对历史行为数据的依赖也可能导致兴趣固化,甚至在商业利益驱动下偏向高利润或付费推广内容,从而引发信息茧房与消费诱导等问题。此外,推荐逻辑具有较强的复杂性与不透明性,用户难以理解推荐依据,这进一步引发了对算法公平性、数据安全及用户权益保护的关注。

现有研究主要从三个方面展开。第一,在技术层面,学者多聚焦于协同过滤、深度学习等推荐算法

的优化路径, 强调推荐精度与计算效率的提升。第二, 在经济效应层面, 相关研究关注推荐系统对用户行为、平台转化率及消费结构的影响, 认为算法推荐能够在一定程度上改善资源配置效率, 但也可能引发需求路径依赖与消费集中问题。第三, 在治理层面, 部分研究从算法透明性、数据隐私保护及平台责任等角度展开分析, 强调算法推荐的规范化运行及用户权益保障的重要性。

然而, 上述研究仍存在不足: 一是多从单一维度分析推荐系统, 缺乏对其“技术-行为-治理”一体化运行逻辑的系统梳理; 二是对商业化背景下推荐系统的激励约束机制关注不足; 三是优化路径多停留于原则层面, 缺乏与平台运行机制相结合的分析。因此, 有必要在平台经济框架下, 对电商算法推荐的运行机制与治理路径进行综合研究。

基于此, 本文围绕“算法推荐的运行机制、风险表现及优化路径”展开研究。具体而言, 首先基于信息不对称理论、注意力经济理论与长尾理论构建分析框架; 其次, 从数据收集、算法匹配、反馈迭代与商业变现四个维度分析推荐系统运行机制; 再次, 引入博弈分析方法探讨平台与用户之间的策略互动; 最后, 在问题识别基础上提出相应优化路径。本文旨在为电商平台在效率提升与用户权益保护之间实现平衡提供参考。

2. 理论基础

2.1. 信息不对称理论

在电商交易过程中, 平台与消费者之间存在明显的信息不对称[2]。平台掌握用户行为数据、商品排序规则及推荐逻辑, 而消费者只能基于有限展示信息进行决策。算法推荐通过整合用户历史行为与商品特征, 在一定程度上降低了信息搜索成本, 提高了匹配效率。

然而, 需要指出的是, 推荐系统并未消除信息不对称, 而是对其进行了结构性重构。一方面, 平台凭借数据优势能够更精准地影响用户所接触的信息范围; 另一方面, 用户对推荐逻辑缺乏了解, 其决策过程在一定程度上受到平台排序机制的引导。因此, 信息不对称不仅体现在“信息多少”的差异, 更体现在“信息控制权”的差异。

进一步而言, 当推荐结果偏离用户真实需求时, 用户对平台的信任将下降, 进而影响长期交易关系。因此, 信息不对称理论不仅解释了算法推荐提升效率的机制, 也揭示了其潜在的治理风险。

2.2. 注意力经济理论

在信息高度丰富的环境下, 用户注意力成为稀缺资源[3]。电商平台通过算法推荐对信息进行筛选与排序, 从而帮助用户快速获取相关内容, 提高信息处理效率。

然而, 算法在分配注意力的过程中往往倾向于强化用户既有兴趣, 即通过持续推送相似内容来提高点击率和停留时长。虽然这一机制在短期内有助于提升转化效率, 但从长期来看, 可能限制用户接触多样化信息的机会, 进而影响消费决策的广度。

因此, 在注意力经济框架下, 推荐系统需要在“匹配效率”与“信息多样性”之间取得平衡, 而不能单纯追求点击率最大化。

2.3. 长尾理论

长尾理论指出, 在互联网环境下, 大量小众商品同样具有潜在市场价值[4]。算法推荐通过降低搜索成本, 使长尾商品能够更精准地匹配潜在需求用户, 从而提升整体市场效率。

但需要注意的是, 如果推荐系统过度偏向高点击或高利润商品, 则可能弱化长尾效应, 使流量进一步向头部商品集中。因此, 推荐系统在设计时应兼顾热门商品与长尾商品的合理分布。

2.4. 博弈理论

博弈理论为分析平台与消费者之间的策略互动提供了有效工具。在电商推荐场景中，平台需要在商业收益与用户体验之间进行权衡，而消费者则根据推荐质量调整其行为选择。本文将在后文构建简化博弈模型，对不同推荐策略下的收益变化进行分析。

3. 电商算法推荐的运行机制

在平台经济背景下，电商算法推荐的运行主要围绕数据、算法与反馈三个核心环节展开，并在此基础上嵌入商业变现逻辑，形成一个动态循环系统。为便于理解，本文将其概括为“数据收集 - 算法匹配 - 反馈迭代 - 推荐优化”的运行路径(见图 1)。

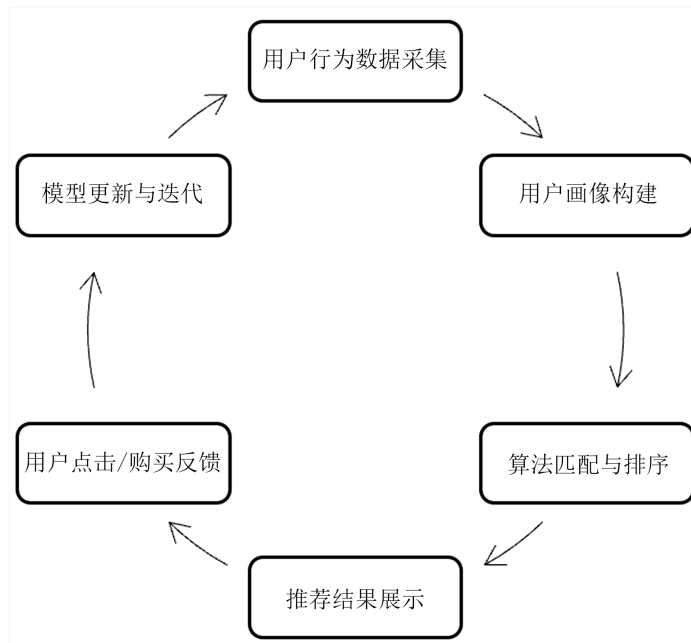


Figure 1. Schematic diagram of the operation mechanism of e-commerce algorithm recommendation

图 1. 电商算法推荐运行机制示意图

3.1. 数据收集机制：推荐系统的基础支撑

数据收集是算法推荐的起点。电商平台主要通过三类数据构建用户画像：一是显性行为数据，如浏览、搜索、购买和评价记录；二是隐性行为数据，如停留时间、点击顺序和访问频率；三是情境数据，如时间、设备和场景因素。

通过对上述数据进行清洗、整合与标签化处理，平台能够将分散的行为信息转化为结构化特征，从而刻画用户偏好。例如，用户在短期内频繁浏览某类商品，平台即可据此判断其潜在需求，并在后续推荐中提高相关内容权重。

需要指出的是，数据收集并非越多越有效。一方面，用户行为中存在噪声，过度依赖偶然行为可能导致推荐偏差；另一方面，用户偏好具有动态变化特征，若过度依赖历史数据，则可能降低推荐的时效性。此外，数据采集范围的不断扩大还可能引发隐私风险。因此，数据收集机制需要在“数据充分性”与“使用边界”之间保持平衡。

3.2. 算法匹配机制：个性化推荐的核心环节

在完成数据处理后，平台通过算法模型实现用户与商品之间的匹配。目前常见方法包括协同过滤、内容推荐及混合推荐等。协同过滤通过用户相似性进行预测，内容推荐则基于商品属性进行匹配，而混合推荐则综合两者优势以提升推荐效果。

从目标来看，算法匹配机制旨在提高推荐的相关性和转化效率[5]。然而，该过程并非完全中立。若平台将点击率和转化率作为主要优化指标，算法往往会优先强化已有高互动内容，从而导致推荐结果逐渐集中。此外，由于头部商品具有数据优势，更容易获得高权重，而新商品和长尾商品则可能因“冷启动”问题而难以获得曝光。因此，算法匹配不仅是技术过程，也在一定程度上影响平台内部流量分配结构。

3.3. 反馈迭代机制：推荐系统的动态调整过程

与传统信息展示不同，推荐系统具有显著的动态学习特征。平台会根据用户点击、停留及购买行为不断调整推荐策略，形成“推荐-反馈-再推荐”的循环机制。这一机制有助于持续提升推荐精度，但同时也会产生自我强化效应。用户的行为会不断被系统学习并放大，从而使推荐内容逐渐趋于单一。长期来看，这种路径依赖可能导致信息茧房现象，使用户接触信息范围受到限制。

此外，反馈机制还可能对用户行为产生反向塑造作用。例如，平台持续推送某一价格区间商品，可能逐渐影响用户对“合理价格”的认知。因此，反馈迭代不仅是优化工具，也是一种行为引导机制[6]。

3.4. 商业变现机制：推荐系统的收益导向嵌入

在实际运行中，推荐系统不仅服务于用户需求，还承担商业变现功能。平台通过广告排序、竞价推荐和活动资源位等方式，将商业目标嵌入推荐过程。

从短期来看，这一机制有助于提升平台收益，但若商业导向过强，则可能导致推荐结果偏离用户真实需求，进而削弱用户信任。换言之，推荐系统在“用户导向”与“商业导向”之间存在内在张力。因此，如何在提升收益的同时维持用户体验，成为电商平台算法治理的关键问题。

4. 平台与消费者的博弈分析

4.1. 博弈主体与策略设定

为分析电商平台在推荐策略选择中的行为逻辑，本文将平台与消费者视为两个核心博弈主体。平台的目标在于实现收益最大化并维持用户长期黏性，而消费者的目标在于以较低信息成本获取符合自身偏好的商品，并避免被误导性推荐所影响。

在简化分析框架下，平台可选择两种策略：一是**用户导向推荐(U)**，即以用户兴趣与匹配度为核心进行排序；二是**商业导向推荐(C)**，即在推荐中强化广告、利润及流量分配因素。与此同时，消费者可选择**接受推荐(A)**或**弱化/拒绝推荐(R)**，后者表现为降低点击率、减少停留或转向主动搜索。

4.2. 收益矩阵

在上述设定下，平台与消费者的收益关系可表示如下(见表 1)。

Table 1. Game matrix of platform strategies and consumer strategies

表 1. 平台策略与消费者策略的博弈矩阵

平台策略\消费者策略	接受推荐(A)	拒绝推荐(R)
用户导向推荐(U)	(5,5)	(2,3)
商业导向推荐(C)	(6,3)	(1,1)

其中, 前者为平台收益, 后者为消费者收益。

4.3. 均衡分析

从短期收益角度看, 商业导向推荐(C)能够为平台带来更高回报, 因此具有一定吸引力。然而, 在该策略下, 消费者收益相对较低, 其满意度与信任水平可能随之下降。

在重复博弈情境中, 消费者会根据推荐质量调整行为。当其识别出推荐偏离真实需求时, 倾向于减少点击或降低使用频率, 从而使平台收益下降[7]。由此, 商业导向策略难以在长期维持稳定均衡。

相比之下, 用户导向推荐(U)虽然在短期收益上相对有限, 但能够提升用户体验并强化平台信任, 从而在长期形成更为稳定的策略均衡。因此, 平台最优策略并非单纯追求短期收益最大化, 而是在商业目标与用户体验之间实现动态平衡。

5. 电商算法推荐存在的主要问题

5.1. 信息茧房效应：推荐精度提升下的信息收缩

信息茧房是算法推荐中典型问题之一, 指用户在持续接收与既有兴趣高度相似的信息后, 被逐渐限制在相对封闭的信息环境中。在电商场景中, 这一现象表现为平台根据用户历史行为不断强化相似商品推荐, 从而使用户接触的商品类型逐渐收窄。

需要指出的是, 信息茧房并非源于推荐精度不足, 而恰恰产生于推荐精度不断提升的过程中。由于推送“已被验证有效”的内容更容易带来点击与转化, 算法在优化过程中倾向于强化既有偏好, 从而形成路径依赖。

从影响来看, 信息茧房一方面削弱用户发现新需求的能力, 使消费行为趋于固化; 另一方面也可能降低平台内容的新鲜度与多样性。此外, 该机制还可能在长期中塑造用户偏好结构, 使其逐渐依赖既有推荐轨道。因此, 信息茧房不仅影响用户决策, 也对平台供给生态产生约束。

5.2. 消费诱导问题：商业逻辑嵌入下的决策偏移

消费诱导是指平台在推荐系统中嵌入商业导向, 通过流量排序与展示机制对用户消费选择进行隐性引导。在实际运行中, 平台往往通过提升高利润商品、广告商品或重点活动商品的曝光权重, 使其获得更高可见性。

与基于需求匹配的推荐不同, 消费诱导强调商业优先, 其结果可能偏离用户真实偏好。特别是在推荐标识不清或排序逻辑不透明的情况下, 用户难以区分兴趣推荐与商业推广。

这种机制会对用户决策产生双重影响: 一方面压缩独立比较空间, 使用户更易接受默认推荐; 另一方面通过促销信息强化即时消费倾向, 从而弱化理性判断。长期来看, 若推荐结果持续偏离用户需求, 将削弱平台信任基础。因此, 消费诱导的核心问题在于商业收益与用户利益之间的失衡。

5.3. 算法不透明问题：技术黑箱下的信任约束

算法不透明是电商推荐系统面临的重要治理问题。由于推荐逻辑依赖复杂模型与多维参数, 用户通常只能看到推荐结果, 而难以理解其形成机制, 这使推荐系统呈现出“黑箱”特征[8]。

在此情形下, 当推荐结果与用户认知不一致时, 用户容易产生困惑甚至不信任。例如, 用户可能无法理解为何某类商品被频繁推送, 从而对平台数据使用方式产生疑虑。

此外, 算法不透明还限制了用户的纠偏能力。尽管平台提供“不感兴趣”等反馈机制, 但其作用路径与调整逻辑并不清晰, 用户难以有效参与推荐过程。同时, 该问题也使平台在责任界定上具有模糊空

间, 不利于形成清晰的治理机制。因此, 算法不透明不仅影响用户体验, 也制约平台信任的建立。

5.4. 数据隐私风险: 数据驱动下的边界问题

推荐系统对用户数据的高度依赖, 使其不可避免地面临隐私风险[9]。平台通过记录用户浏览、点击与购买行为, 对其偏好进行精细刻画, 这在提升推荐效率的同时, 也引发对数据边界的关注。具体而言, 隐私风险主要体现在三个方面: 其一, 数据采集范围不断扩张, 用户难以清晰了解数据使用边界; 其二, 数据跨场景使用增强了用户被监测感; 其三, 数据管理不当可能导致安全风险。更为重要的是, 即使不存在实际泄露, 用户若长期感知到“被过度理解”, 也会产生隐私焦虑, 从而影响对平台的信任。因此, 数据隐私问题不仅是技术问题, 更是平台与用户关系中的边界问题。

6. 电商算法推荐的优化路径

6.1. 提升算法透明度: 从结果展示走向机制解释

针对算法不透明问题, 提升透明度是优化推荐系统的重要方向。但需要明确的是, 透明度并不意味着公开复杂算法细节, 而是强调在用户可理解范围内提升推荐逻辑的可解释性。具体而言, 平台可通过前端标注推荐依据, 如“基于浏览记录推荐”或“相似用户偏好推荐”, 帮助用户理解推荐来源。同时, 应明确区分广告推荐与自然推荐, 提高商业内容识别度。此外, 在用户进行反馈操作(如“不感兴趣”)后, 应提供相应解释, 增强反馈机制的有效性。从治理角度看, 算法透明度的提升有助于强化平台责任边界, 减少“黑箱”运行带来的信任风险。在技术实现上, 可引入可解释性推荐模型(如基于特征贡献度的解释方法或注意力机制模型), 将推荐结果拆解为可理解的行为或属性因素, 从而提升推荐过程的可解释性。

6.2. 增强推荐多样性: 在精准匹配之外保留探索空间

针对信息茧房问题, 推荐系统应在保证匹配效率的同时, 引入多样性约束[10]。平台可在算法目标中加入品类分布、品牌多样性及长尾商品曝光比例等指标, 以避免推荐结果过度集中。同时, 应构建“探索—利用”相结合的推荐机制, 在保持高匹配内容的同时, 为用户提供一定比例的潜在兴趣商品与新商品推荐。这不仅有助于拓展用户消费边界, 也有利于激活长尾需求。因此, 多样性并非对精准推荐的削弱, 而是其必要补充。在算法层面, 可通过引入 ϵ -greedy 策略或多臂赌博机模型, 在排序阶段动态平衡探索与利用比例, 从而实现多样性约束的具体落地。

6.3. 强化用户控制权: 让用户从被动接受者变为共同参与者

在现有推荐体系中, 用户多处于被动接受状态。为改善这一问题, 平台应提升用户对推荐系统的控制能力[11]。具体而言, 可通过细化偏好设置功能, 使用户能够主动调整推荐内容, 如选择兴趣类别、控制推荐频率或屏蔽特定商品。同时, 可引入多种推荐模式(如个性化推荐、综合推荐等), 满足不同情境下的使用需求。此外, 应增强用户对数据使用的知情权与选择权, 从而降低隐私焦虑[12]。强化用户控制权的核心在于将推荐系统由“单向推送”转变为“协同匹配”。在产品设计上, 可在用户界面中设置“推荐偏好管理面板”, 允许用户对推荐类别、价格区间及推荐频率进行可视化调节, 从而增强用户参与度。

6.4. 完善数据保护机制: 强化数据使用边界

在数据驱动的推荐体系中, 完善数据治理是降低隐私风险的关键。首先, 应遵循数据最小化原则, 明确推荐所需数据范围, 避免过度采集。其次, 应提升数据使用透明度, 清晰告知数据用途及使用场景。同时, 应加强数据安全治理, 包括权限控制、数据脱敏与风险预警机制, 以降低数据泄露风险。此外, 还应关注用户感知层面的隐私问题, 避免推荐过度精准带来的“被监控感”。因此, 数据保护不仅是技术

问题,更是平台信任机制的重要组成部分。在数据治理层面,可采用分级授权机制与数据脱敏技术,对不同类型数据设定差异化使用权限,以实现数据利用与隐私保护的平衡。

6.5. 平衡商业目标与用户利益：实现长期均衡

电商平台的推荐系统不可避免地承载商业目标,但若过度强调短期转化,将削弱用户体验并影响长期发展。因此,应在商业收益与用户利益之间建立动态平衡机制。一方面,应优化推荐系统评价指标,将用户满意度、多样性和长期行为纳入考量,而非仅以点击率和转化率为导向。另一方面,应规范广告与自然推荐的边界,避免商业内容过度侵入推荐结果。从长期来看,平台竞争力不仅来源于流量转化能力,更取决于用户信任与规则稳定性。因此,平衡商业与用户利益是推荐系统可持续发展的关键。在平台治理上,可构建多指标评价体系,将用户满意度、投诉率及长期留存率纳入算法优化目标,以约束单一商业导向。

7. 结论与展望

在平台经济持续发展的背景下,算法推荐已成为电商平台实现资源配置与交易匹配的重要机制。其通过降低信息搜索成本、提升供需匹配效率,在优化平台运营与改善用户体验方面发挥了积极作用。然而,随着推荐系统的深度嵌入,其影响已从效率层面扩展至平台治理与用户行为塑造层面。

本文基于信息不对称、注意力经济与长尾理论,对电商算法推荐的运行机制进行了系统分析,认为其核心在于数据收集、算法匹配、反馈迭代与商业变现的循环过程。在此基础上,进一步识别了信息茧房、消费诱导、算法不透明与数据隐私风险等问题,表明推荐系统在提升效率的同时,也对用户选择空间与平台信任结构产生约束。

通过博弈分析可知,过度商业导向的推荐策略虽能提升短期收益,但在长期中可能削弱用户信任并降低平台黏性。因此,电商推荐系统的优化应从单一效率导向转向兼顾效率与治理的综合框架。本文提出的优化路径,包括提升算法透明度、增强推荐多样性、强化用户控制权及完善数据保护机制,旨在为平台在商业收益与用户利益之间实现动态平衡提供参考。

需要指出的是,本文主要基于理论分析,尚未结合微观数据进行实证检验,且博弈模型较为简化,未充分考虑多主体互动机制。未来研究可结合用户行为数据与平台实验,对推荐机制效果进行进一步验证,并拓展至算法公平、流量分配及跨平台协同等议题。

总体而言,电商算法推荐既是效率工具,也是治理工具。其长期价值不在于强化短期转化能力,而在于提升匹配的可信度与可持续性。这将成为平台经济背景下推荐系统优化的重要方向。

参考文献

- [1] 李斌. 大数据分析在电商营销中的应用研究[J]. 全国流通经济, 2024(20): 35-38.
- [2] Akerlof, G.A. (1978) The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism. In: *Uncertainty in Economics*, Academic Press, 235-251.
- [3] Davenport, T.H. and Beck, J.C. (2001) *The Attention Economy: Understanding the New Currency of Business*. Harvard Business School Press.
- [4] Anderson, C. (2006) *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*. Hachette Books.
- [5] 陈丽. 网络流量感知的个性化推荐算法设计[J]. 信息记录材料, 2024, 25(6): 176-178.
- [6] 郭国庆, 王紫依, 张秀兰. 营销传播视角下的直播电商: 研究述评与展望[J]. 北京工商大学学报(社会科学版), 2025, 40(3): 107-120.
- [7] 李彩君. 电商直播中的消费者参与影响因素与问题治理研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2022.
- [8] 宋玉茹. 平台算法推荐下消费者理性决策的理论依据与实践路径[J]. 价格理论与实践, 2025(6): 106-111.

- [9] 黄捷. 人工智能驱动下媒体平台个性化推荐算法优化策略研究[J]. 新闻研究导刊, 2025, 16(2): 1-5.
- [10] 冼晓茵. 大数据新闻个性化推荐算法优化策略与用户体验影响研究[J]. 新闻研究导刊, 2024, 15(18): 11-15.
- [11] 史欣欣. A 企业国际电子商务平台用户满意度提升对策研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京林业大学, 2024.
- [12] 张建琼. 网络平台算法推荐的法律规制与用户权益保护[J]. 法制博览, 2025(17): 27-29.