

数字经济时代电商平台的营销范式变革： 基于大数据推荐驱动的持续性消费研究

陈 镜

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年1月28日; 录用日期: 2026年2月9日; 发布日期: 2026年3月5日

摘 要

在数字经济背景下, 电商平台营销正由流量导向与高曝光投放, 逐步转向强调用户价值、信任关系与长期复购的经营逻辑。推荐系统在其中发挥关键作用, 不仅影响商品与内容的可见性, 也会塑造消费者的选择过程、互动方式与持续购买行为。基于规范分析与机制推演, 本文梳理了推荐驱动营销变化并影响持续性消费的主要路径: 个性化触达与场景化内容可降低决策成本并促进信任累积, 从而提升复购与留存; 但在目标偏置与约束不足时, 也可能引发信息窄化、低质内容扩散、同质化竞争与诱导性消费, 进而损害用户体验与平台生态。为提升可持续性, 本文提出平台侧“规则-激励-评估”协同的治理思路, 并从结果、过程与风险三个层面给出评估要点, 以支持闭环改进。

关键词

数字经济, 平台营销, 大数据推荐, 持续性消费

Marketing Paradigm Transformation of E-Commerce Platforms in the Digital Economy Era: A Study on Sustained Consumption Driven by Big Data Recommendation

Jing Chen

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: January 28, 2026; accepted: February 9, 2026; published: March 5, 2026

文章引用: 陈镜. 数字经济时代电商平台的营销范式变革: 基于大数据推荐驱动的持续性消费研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(3): 318-325. DOI: 10.12677/ecl.2026.153277

Abstract

In the context of the digital economy, e-commerce platform marketing is shifting from a traffic-driven, high-exposure approach toward an operating logic that emphasizes user value, trust relationships, and long-term repurchasing. Recommendation systems play a key role in this transformation: they not only affect the visibility of products and content, but also shape consumers' decision processes, interaction patterns, and sustained purchasing behaviors. Based on normative analysis and mechanism-based reasoning, this study summarizes the main pathways through which recommendation-driven marketing changes influence sustained consumption. Specifically, personalized targeting and scenario-based content can reduce decision-making costs and foster trust accumulation, thereby improving repurchase and retention; however, when objectives are biased and constraints are insufficient, the same mechanisms may also lead to information narrowing, the spread of low-quality content, homogenized competition, and induced consumption, ultimately harming user experience and the platform ecosystem. To enhance sustainability, this study proposes a platform-side governance approach that coordinates rules, incentives, and evaluation, and outlines evaluation priorities across outcome, process, and risk dimensions to support closed-loop improvement.

Keywords

Digital Economy, Platform Marketing, Big Data Recommendation, Sustained Consumption

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

数字经济的快速发展推动商业环境与竞争方式发生变化，电商平台营销的重点也随之调整，逐步从以单次交易为中心转向以关系维护与价值创造为导向。早期平台营销更强调促销投放与流量获取，可在短期内提升销量，但在流量增速放缓与消费者选择扩展的背景下，其边际效应明显下降。与此同时，数据与算法能力增强使平台能够持续刻画用户偏好，营销目标也由提升单次转化扩展为关注留存、复购与口碑等长期指标[1]。在直播电商等场景中，这一转向更为突出，价值导向内容与情感互动被用于增强信任并提升复购稳定性。

平台营销从“交易”转向“关系与价值”离不开关键技术支撑，推荐系统是其中的重要技术支撑之一。推荐系统不仅具备基础的商品分发功能，也通过决定内容可见性与呈现时机，影响用户注意力分配、互动方式与购买路径。在传统模式下，“人-货-场”的连接更多依赖搜索、广告投放与固定流量入口；在推荐系统深度介入后，连接方式更依赖行为数据反馈，用户在信息流、直播间与社区内容中持续发生“推荐-互动-再推荐”的循环[2]。因此，推荐系统在一定程度上重塑了平台营销从“成交导向”走向“匹配-互动-留存”的运行逻辑。

本文关注推荐系统驱动下的平台营销变化及其对持续性消费的影响。本文所称持续性消费，主要指用户在一定周期内的持续使用与重复购买行为，可由留存率、复购率与长期价值等指标加以刻画。围绕这一主题，文章重点讨论三个问题：其一，推荐系统驱动下，触达、价值与治理范式呈现出哪些变化；其二，这些变化通过何种机制影响持续性消费，并可能带来哪些风险；其三，平台、商家与治理部门如何

协同形成“规则 - 激励 - 评估”的闭环治理路径。本文采用规范分析与机制推演方法展开讨论。

2. 推荐系统下的营销范式变革与消费持续性分析

2.1. 营销范式变革的三个维度

推荐系统已成为平台经济中的关键基础设施，其作用不再局限于提升分发效率，而是对营销链路的关键环节产生持续影响。结合平台实践可以看到，当前营销范式主要在触达、价值与治理三个维度上呈现出明显变化。

第一，触达范式由“广域覆盖”转向“情境化精准触达”。传统营销多依赖人口统计学标签(如年龄、地域)进行人群划分与投放，触达方式相对粗放[3]。随着算法推荐的深入应用，触达呈现出更强的个体化与实时性：平台通过捕捉浏览路径、停留时长与互动行为等信号，持续更新用户画像，并据此进行差异化分发[4]。在此基础上，触达决策也从相对静态的人工排期，逐步转向基于用户当下情境(如浏览状态、互动意向)的动态调整，使营销信息更容易在具体使用场景中实现嵌入式触达[5]。

第二，价值范式由“单次交易导向”扩展为“全生命周期价值导向”。在推荐驱动的生态中，点击与购买不仅是交易结果，也会进入后续推荐与运营的反馈链路。由此，营销目标逐步从强调 GMV 与转化率，扩展到关注留存、复购与活跃等长期指标。这一变化也推动商家与平台在经营侧调整重心：除了商品销售本身，更强调通过持续内容供给、服务体验与关系维护来提升用户粘性，以实现客户生命周期价值(Customer Lifetime Value, CLV)的长期积累[6]。

第三，治理范式由“人工规则主导”转向“算法规则主导并叠加合规约束”。在平台运营中，流量分配、排序逻辑与内容分发越来越依赖算法规则，算法目标(如点击率、停留时长等)会对内容生态与用户体验产生直接影响。与此同时，算法应用也带来新的治理问题，例如信息同质化、差异化定价(“大数据杀熟”)以及隐私与公平争议等[7][8]。因此，当前治理呈现出“算法运行规则 + 外部合规要求”的双重约束特征：平台一方面依靠算法实现规模化自动分发，另一方面也需要在算法备案、安全评估与伦理边界等要求下完善内部治理机制。

2.2. 推荐驱动机制的核心构成要素

推荐系统之所以能够推动上述范式变化，关键在于其运行过程中所依赖的一组基础机制。这些机制共同改变了平台对人 - 货 - 场的连接与分配方式，并对触达、价值与治理三个维度产生持续影响。

一是动态行为画像机制。平台基于用户行为数据持续更新用户画像，区别于以人口属性为主的静态标签体系。画像构建既包括显性行为，例如点赞、评论、收藏，也包括隐性行为，例如停留时长、滑动浏览、跳出等。这种高频更新的偏好刻画能力，为个性化分发与精细化触达提供了基础支撑。

二是算法召回与排序机制。召回与排序是推荐系统的核心环节，也直接影响信息与流量的分配结构。召回阶段从海量内容或商品中筛选候选集合，决定用户可见内容的范围边界；排序阶段依据预估点击率与转化率等目标对候选进行优先级排列，进而影响内容曝光与转化路径。由此，推荐系统在一定程度上重塑了用户的信息接触机会与资源分配格局。

三是场景化内容融合机制。推荐内容通常通过短视频、直播、图文等形态呈现，并嵌入信息流、详情页、直播间等具体消费场景之中。内容形态与场景入口的适配，使营销信息更容易被理解与接受，并通过内容 - 互动 - 转化的链路增强用户体验与连续使用。

四是数据反馈闭环机制。用户的浏览、互动、购买与负反馈等行为会持续回流到系统，用于更新画像并迭代模型，从而形成推荐 - 互动 - 再推荐的闭环优化过程。该机制提升了系统对用户偏好的动态适应能力，但在目标偏置或约束不足时，也可能强化既有偏好、压缩探索空间，进而带来信息窄化等风险。

五是解释与合规控制机制。为应对推荐系统的可解释性不足与潜在伦理风险，平台逐步引入解释说明与用户干预机制，例如不感兴趣、减少此类推荐等，并配套算法评估、合规审查与风险处置流程。上述机制构成算法系统在效率之外实现责任约束与风险治理的重要补充。

2.3. 推荐系统对持续性消费的双重效应分析

从平台实践与用户行为表现看，推荐机制对持续性消费同时存在促进与抑制两类效应，关键差异在于目标设置与约束强度。

在正向效应方面，推荐机制往往通过降低决策成本、增强信任并强化使用惯性来促进复购与留存。个性化匹配使用户更快接触到契合需求的商品与内容，减少搜索与比较成本；内容与场景的融合提升互动体验，并在直播、社区等强互动环境中缓解信息不对称，有利于信任积累；反馈闭环在反复使用中强化“更贴合”的推荐结果，使用户更倾向于持续使用平台并形成稳定的复购节奏。

在负向效应方面，当平台过度追求短期指标或约束不足时，推荐机制也可能削弱持续性消费。过度匹配与同质化推送会压缩探索空间，导致信息窄化与兴趣衰减；强刺激转化策略可能放大冲动购买与购后反弹，表现为退货、投诉与抵触情绪上升；推荐强度与商业化权重持续加码还可能引发算法疲劳与信任下降，用户减少互动、关闭个性化推荐或迁移平台。

2.4. 内容电商与货架电商平台的差异

内容电商与货架电商在“人-货-场”的组织方式上存在显著差异，进而使推荐系统对持续性消费的作用路径与风险权重不同。内容电商以短视频、直播、社区信息流为主要入口，用户往往在“内容消费-互动-种草-下单”的链路中完成转化，推荐系统更偏向“发现式分发”，不仅匹配需求，也可能创造需求；因此其对信任形成、情绪唤起与冲动下单的影响更强，正向通道与负向通道都更容易被放大。相对而言，货架电商以搜索、类目与商品详情页为核心入口，用户购买更偏目标导向，推荐系统更多承担“决策辅助”和“效率提升”的角色，对持续性消费的促进更依赖于降低搜索成本、提升选择质量与履约体验。基于上述差异，平台在不同范式下的治理重点也应有所侧重，见表1。

Table 1. Differences in how recommender systems influence sustained consumption in content vs. shelf e-commerce
表 1. 内容电商与货架电商平台中推荐系统影响持续性消费的差异

维度	内容电商	货架电商
主要入口	信息流/直播/社区	搜索/类目/详情页
推荐角色	发现式分发、需求激发	决策辅助、效率提升
持续性消费关键驱动	信任与互动、内容黏性、社群关系	选择质量、履约体验、服务稳定
主要风险	强刺激转化、冲动消费、内容同质化与疲劳	过度个性化导致选择受限、价格/信任争议
治理侧重点	强度控制、风险提示、多样性与低质治理	透明解释、合规数据使用、质量与售后约束

2.5. 技术接受模型(TAM)

为增强“初次点击-持续消费”的心理机制解释，本文引入技术接受模型(Technology Acceptance Model, TAM)。TAM认为，用户对某项技术/系统的感知有用性(Perceived Usefulness, PU)与感知易用性(Perceived Ease of Use, PEOU)会共同影响其态度与使用意向，进而影响实际使用行为。该框架为理解推荐系统如何把“注意力与点击”转化为“购买与留存”提供了更具解释力的心理路径。

(1) 从“初次点击”到“继续浏览/进一步互动”：当用户首次进入信息流、直播间或商品推荐位时，

推荐内容若能在短时间内呈现“与我相关”、“能解决当前需求”的价值,用户会形成更高的 PU;同时,若推荐链路在操作上更省时省力(例如一键跳转、摘要标签、评价聚合、快速比价/下单入口),则 PEOU 提高。PU 与 PEOU 的叠加会提升用户对推荐场景的正向态度,使“偶发点击”更容易转化为“继续浏览-更多互动(点赞、收藏、停留、加购)”。

(2) 从“继续互动”到“首次购买/首次转化”:当用户在互动过程中持续获得“有效筛选”、“决策更省力”的体验时,PU 会由“内容有用”进一步扩展为“购买更有把握”。在直播电商与社区内容场景中,解释性信息(讲解、测评、对比)与社会性线索(评论、口碑、主播信誉)会降低不确定感并增强信任,从而把技术层面的“使用意向”进一步推向交易层面的“购买意向”。因此,推荐系统并非直接驱动购买,而是通过提升 PU/PEOU 与降低决策摩擦,让首次购买更可能发生。

(3) 从“首次购买”到“持续消费”:为了让 TAM 覆盖“持续性消费”,本文将“首次体验后的满意度/确认”作为 TAM 在持续阶段的关键衔接变量:用户在完成一次购买与履约体验后,会对“推荐是否真的有用、是否稳定省心”进行再评估,若体验得到确认,PU 在持续阶段被强化,用户更可能形成持续使用意向,并逐步发展为习惯性使用与稳定复购。

3. 作用路径与风险边界:推荐驱动持续性消费的双通道机制

推荐机制对持续性消费具有促进与抑制两面性。本章从正向与负向两条路径阐释其作用机理,并讨论触发条件与治理边界。

3.1. 正向通道:效率、体验与信任叠加,促成习惯性使用

推荐系统先通过降低搜索成本与决策成本来提高效率。平台通过画像表征与召回排序机制筛选候选内容,把更可能合适的商品和内容推给用户,减少用户搜索和比较的成本,并通过榜单、标签、摘要和便捷的购买入口缩短决策路径。系统还会推荐相关或互补选项,用户更容易在原需求之外形成新的消费需求,从而带动复购与留存[9]。

在效率基础上,场景化内容与互动体验增强连续性,信任机制稳定长期关系。商品往往与内容场景绑定呈现,用户先获得知识、灵感或娱乐,再逐步形成好感与购买意愿。用户对平台、主播或品牌的既有信任,会在反复验证后扩散到推荐结果上,降低陌生商品的风险感。随着反馈闭环持续迭代,推荐结果的契合度提升且稳定性增强,用户对信息流的依赖加深,使用从主动搜索转向习惯性浏览,持续性消费更容易嵌入日常节奏。

3.2. 负向通道:信息变窄、过度刺激与算法疲劳打断持续性

当推荐过度依赖历史行为并追求短期指标时,系统会持续推送相似内容,导致信息范围变窄、兴趣下降,用户更难保持探索动力。一方面,长期围绕既有偏好进行强化,会压缩用户接触新类目、新品牌与新内容的机会,使内容供给与消费选择趋于单一,进而出现审美疲劳与边际效用递减。用户在“看似更合适”的推荐中获得的新增价值减少后,持续浏览与复购意愿会逐步下降,平台对用户的长期吸引力也随之减弱。另一方面,内容同质化还可能抑制用户的主动探索与比较行为,使消费决策更多依赖即时推荐结果,从而增加对平台推荐质量的敏感性,一旦推荐不符合预期便更容易引发负面评价与流失。

同时,沉浸式场景与即时反馈若被用于强刺激转化,容易放大冲动下单并带来购后反弹。平台若以限时、稀缺、从众等提示强化紧迫感,或通过连续推送与即时奖励放大情绪驱动,短期内可能提升互动与成交,但也更容易诱发非计划性消费与过度消费。购后出现的后悔情绪、退货与投诉等反弹行为会增加交易摩擦,并削弱用户对平台与内容的信任,长期可能表现为复购稳定性下降与使用频率降低。

当平台为争夺注意力不断加大推送强度，内容密度上升且同质化加剧，用户会出现算法疲劳与排斥感。用户可能对持续被干预的推荐环境产生抵触，表现为互动减少、连续忽略增加、负反馈上升，甚至通过关闭个性化推荐、减少使用或迁移平台来恢复自主感。由此，推荐机制从促进持续性消费的工具转而为损耗信任与关系黏性的因素，持续性消费链条被直接切断[10]。

3.3. 触发条件与边界约束：目标偏差、合规压力与供给同质化

负向通道往往来自平台目标设置与利益结构的偏差。若排序目标过度偏向点击、停留和短期成交，投放、付费或佣金等商业信号挤压质量信号，系统会更倾向于以强刺激策略追求短期转化，从而加速信息窄化与用户疲劳。合规要求与隐私边界也会改变推荐的可用数据与可解释要求：平台若过度索取数据会损害信任，若在合规压力下粗放推荐又会削弱体验，二者都会影响长期留存。

此外，生态供给同质化会让推荐“越推越像”。当商家追爆款、复制内容、强化投放时，候选池本身缺乏多样性，算法再优化也难产生新鲜感。要把系统拉回正向通道，关键边界在于将质量与长期指标纳入排序目标，保留必要的多样性与探索空间，提供清晰可用的用户控制入口，并持续治理低质与同质供给。

4. 优化路径与治理：从效率到可持续

推荐机制既可能通过匹配效率、互动体验与信任积累促进复购与留存，也可能在目标偏置与约束不足时引发信息窄化、冲动诱导与算法疲劳。本章在前文双通道机制与触发条件分析基础上，从平台、商家与治理侧提出可操作的优化路径，并给出评估闭环以支持持续改进。

4.1. 平台策略

平台侧优化的关键在于，将推荐目标从短期互动或短期成交逐步调整为兼顾长期满意与长期留存，并将这一目标落实到画像、召回排序、内容场景、反馈闭环与解释控制等关键环节，以降低信息窄化、强刺激转化与疲劳退场等风险。

在数据与画像环节，平台应减少对短期强信号的单一依赖，增加对质量与稳定性信号的权重。例如，将退货、纠纷、差评、举报与售后反复咨询等指标更系统地纳入画像与训练数据，用以区分短期受欢迎与长期可持续的内容与商品，从源头降低购后冲突与信任损耗的累积风险。

在召回与排序环节，平台应将质量与多样性明确写入排序目标，并建立对低质与诱导性内容的限制机制。排序不仅关注点击与转化，也应纳入长期价值、满意度与质量信号，对明显低质、虚假或高风险候选采取降权或剔除。同时，平台需保留必要的探索空间，以一定比例引入新类目、新品牌与差异化内容，避免候选池长期同质化导致兴趣衰减。探索应设置边界与比例，避免无约束扩散对体验稳定性造成冲击。

在内容与场景环节，平台应从单纯延长停留的设计转向提升信息透明度与决策质量。直播与内容场景确实有助于信任积累与连续使用，但也更易形成强刺激转化压力。平台可在关键下单节点强化关键信息呈现，例如价格变动提示、售后与退换规则提示、风险提示等，并对高风险品类或高风险人群降低刺激强度，增加冷静时间与提示机制，以减少冲动决策与购后反弹。

在反馈闭环环节，平台应对同质化强化与疲劳信号建立主动纠偏机制。推荐系统在闭环迭代中容易强化既有偏好并压缩探索空间。平台可在监测到兴趣集中度持续上升、连续忽略或负反馈增加时，提高多样性权重并降低重复推荐；在监测到疲劳信号上升时，适度降低推送强度或放缓节奏，以避免用户由疲劳转向抵触与退出。

在解释与控制环节，平台应提升用户可解释性与可控性，将其作为长期关系维护的重要组成部分。面向用户，提供简洁的推荐原因提示与可用的反馈入口，例如不感兴趣、减少此类推荐、兴趣管理与强度调节，并在必要时提供关闭个性化的选项。面向监管与社会，平台应在宏观层面说明推荐目标与风险处置机制，并建立可追溯的内部评估与整改流程，以增强责任约束与治理可信度。

4.2. 商家策略

在推荐驱动环境中，商家获得持续曝光更依赖内容质量与长期反馈。商家应提高商品信息的真实性与标准化程度，减少夸张与误导，并持续建设可复用的内容资产，如教程、测评、对比与使用场景说明，以降低信息不对称并增强信任形成。

同时，商家应以稳定履约、客服与售后作为复购基础，通过会员、订阅、积分与定期购等方式设计更可持续的复购路径，使重复购买更多建立在计划性与服务价值之上。最后，借助社群、会员体系与专属服务等工具开展关系维护，将一次性成交逐步转化为可持续触达的用户关系，以提升在算法波动下的经营稳定性。

4.3. 治理策略

本节基于前文双通道机制，强调在风险累积之前设置治理底线与外部约束。治理并非替代平台优化，而是为平台目标与机制设计划定边界，降低系统性风险。

在透明与审计方面，应推动对重要推荐机制的分级管理。对明显影响用户权益的推荐场景，需形成更明确的备案、评估与整改要求。审计重点可围绕三个问题展开：推荐系统优化的主要目标是什么，可能带来哪些风险，平台如何监测并纠正偏差。

在数据合规方面，应将个人信息保护落实到采集、使用与共享的具体流程，并建立更可执行的合规实践。例如，明确最小必要数据原则，采用去标识化、匿名化或安全计算等可行方案，在合规边界内实现数据有效利用，避免因过度索取权限导致信任受损，也避免因过度保守导致体验显著下降。

在消费者保护方面，应将诱导过度消费、未成年人保护、差异化定价与杀熟争议、虚假宣传等作为重点治理场景，建立更便捷的投诉举报与干预通道，并对高风险内容与高风险行为设置更明确的限制与处置机制，以降低冲动消费与购后冲突的发生概率。

4.4. 评估闭环

为验证策略有效性并支持动态调优，需要建立可持续运行的评估闭环，并同时覆盖结果、过程与风险三个层面。

结果层面用于衡量长期可持续性，重点关注留存率、复购率、客户生命周期价值，以及退货率、纠纷率等反映满意度与稳定性的指标。过程层面用于评估机制健康度，重点关注推荐多样性变化、重复推荐程度、用户控制功能的使用情况、解释触达情况以及投诉处置的时效与解决率。风险层面用于提前预警系统扭曲，重点关注兴趣集中度变化、连续忽略与负反馈上升、与隐私或诱导消费相关的投诉增长等信号。

当风险信号出现时，应触发排序目标与策略参数的调整，例如提高多样性权重、降低强刺激内容的曝光强度、增强提示与控制功能、放缓推送节奏等，以形成常态化的监测 - 评估 - 纠偏机制，从而提升平台生态与消费关系的长期稳定性。

5. 结论与研究展望

本研究通过系统性的规范分析与框架构建，揭示了推荐系统作为底层基础设施驱动平台营销从“流

量交易场”向“关系价值场”转型的核心机理、现实约束与治理路径。研究主要得出三方面结论：首先，推荐系统通过重构触达、价值、治理三维范式，并经由效率、体验、信任及习惯等中介机制，形塑了“双刃剑”式的持续性消费影响链条；其次，该范式在实践中面临流量分配商业化扭曲、数据合规约束、用户算法疲劳及生态同质化等多重阻碍，可能侵蚀其健康根基；最后，为实现从“推荐效率”到“可持续消费”的跃升，需构建平台、商家与治理方协同的优化路径，即平台聚焦“质量-多样性-可解释-可控”的算法四元平衡，商家转向“内容-产品-关系”的价值深耕，治理侧重算法透明与数据伦理，并通过建立“结果-过程-风险”三维评估闭环实现动态调优。本研究在理论上整合了推荐系统与营销范式变革的分析框架，在实践上为各相关方提供了具操作性的治理指引。当然，作为一项规范研究，其结论有待后续实证检验，未来可进一步量化不同推荐机制的长效影响，并关注生成式人工智能等新技术融合带来的范式演进。

参考文献

- [1] 孙新波, 张媛, 王永霞, 等. 数字价值创造: 研究框架与展望[J]. 外国经济与管理, 2021, 43(10): 35-49.
- [2] 江积海, 周彩虹, 王烽权. 推荐算法驱动内容平台价值创造的机理: 相关还是因果? [J]. 外国经济与管理, 2025, 47(2): 3-19.
- [3] 刘通, 黄敏学, 余正东. 心理协同视角下的计算广告: 研究述评与展望[J]. 外国经济与管理, 2022, 44(7): 101-125.
- [4] Zangerle, E. and Bauer, C. (2022) Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. *ACM Computing Surveys*, **55**, 1-38. <https://doi.org/10.1145/3556536>
- [5] 翟姗姗, 胡畔, 潘英增, 等. 融合知识图谱与用户病情画像的在线医疗社区场景化信息推荐研究[J]. 情报科学, 2021, 39(5): 97-105.
- [6] Dogan, O., Hiziroglu, A., Pisirgen, A. and Seymen, O.F. (2024) Business Analytics in Customer Lifetime Value: An Overview Analysis. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, **15**, e1571. <https://doi.org/10.1002/widm.1571>
- [7] 张玥, 庄碧琛, 李青宇, 等. 同质化困境: 信息茧房概念解析与理论框架构建[J]. 中国图书馆学报, 2023, 49(3): 107-122.
- [8] 冯洁语. 调整个性化定价的公私法协同体系构造[J]. 法学研究, 2023, 45(6): 116-134.
- [9] 谢广明, 白彦冰, 吴子昂, 等. 基于大语言模型的推荐系统综述[J]. 智能系统学报, 2025, 20(6): 1520-1533.
- [10] 冯路, 钱宇, 葛昕钰, 等. 共享平台推荐系统对消费者行为影响的实证研究[J]. 管理科学学报, 2023, 26(4): 132-147.