

人工智能在电商推荐系统中的应用及其效能优化研究

钱若男

扬州大学马克思主义学院, 江苏 扬州

收稿日期: 2025年4月11日; 录用日期: 2025年4月27日; 发布日期: 2025年5月27日

摘要

人工智能作为数字经济发展的核心驱动力, 正深刻重塑电商行业的运营模式。尽管当前电商推荐系统已取得显著成效, 但仍面临冷启动、数据稀疏及隐私保护等诸多挑战。为突破电商推荐系统的效能瓶颈, 实现商业价值与用户体验的双向提升, 本研究通过理论分析与案例验证, 从技术架构、算法模型到应用场景的拓展与优化, 全方位提升系统效能。研究表明, 借助多维度策略优化, 能够显著提高推荐系统的精准度与用户体验。

关键词

人工智能, 电商推荐系统, 个性化推荐, 效能优化

Research on the Application and Efficiency Optimization of Artificial Intelligence in E-Commerce Recommendation System

Ruonan Qian

School of Marxism, Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu

Received: Apr. 11th, 2025; accepted: Apr. 27th, 2025; published: May 27th, 2025

Abstract

Artificial intelligence, as the core driving force of digital economic development, is profoundly reshaping the operational models of e-commerce. Despite significant achievements in current e-commerce recommendation systems, they still face numerous challenges such as cold start, data sparsity, and privacy protection. To break through the performance bottlenecks of e-commerce

recommendation systems and achieve a dual improvement in commercial value and user experience, this study conducts theoretical analysis and case validation. It comprehensively enhances system efficiency from technical architecture, algorithm models to the expansion and optimization of application scenarios. The research findings indicate that leveraging multi-dimensional strategy optimization can significantly improve the accuracy and user experience of recommendation systems.

Keywords

Artificial Intelligence, E-Commerce Recommendation System, Personalized Recommendation, Efficiency Optimization

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

数字经济时代，电子商务平台依托海量用户数据与商品资源重塑消费模式，用户需求与商品供给的精准匹配成为提升平台竞争力的核心要素。海量商品信息导致用户决策成本攀升，传统搜索与分类机制难以满足个性化需求，人工智能驱动的电商推荐系统应运而生，该系统通过挖掘用户行为轨迹、解析商品特征、构建动态偏好模型，实现从“人找货”到“货找人”的范式转变，显著提升用户购物效率与平台转化率。当前主流电商推荐系统仍面临多重挑战。冷启动场景下新用户兴趣预测偏差大，长尾商品因数据稀疏性难以触达目标群体，隐私保护需求与数据利用效率的矛盾加剧算法优化难度。现有研究多聚焦单一算法改进，缺乏对技术框架、应用场景与优化路径的系统性整合[1]。在此背景下，本研究通过理论与案例验证，研究旨在为电商平台突破推荐效能瓶颈、实现商业价值与用户体验的双向提升提供可落地的解决方案。

2. 电商推荐系统的技术框架与核心算法

2.1. 电商推荐系统定义与技术架构

电商推荐系统是依托人工智能技术实现用户需求与商品资源精准匹配的智能化工具，其技术架构由数据层、算法层、应用层三部分构成。数据层通过采集用户行为数据、商品属性信息及上下文环境数据，构建多源异构数据库，为后续模型训练提供底层支持。算法层基于协同过滤、深度学习等核心算法，挖掘用户与商品间的潜在关联，生成个性化推荐候选集。应用层将推荐结果嵌入电商平台的前端交互界面，结合实时反馈机制动态优化推荐策略，形成“数据采集 - 模型迭代 - 效果验证”的闭环链路。京东等头部平台通过分布式存储技术处理日均数亿级用户行为日志，确保系统在高并发场景下的稳定性与实时性。

2.2. 核心算法与工作原理

2.2.1. 数据采集与预处理

电商推荐系统的数据采集涵盖用户显性行为如购买、评分与隐性行为如停留时长、滑动轨迹，通过日志埋点、API 接口、第三方数据融合等技术获取多维度原始数据。预处理阶段采用分布式计算框架实现实时流式处理，针对数据噪声、缺失值、冗余信息进行清洗与标准化，构建结构化“用户 - 物品”交互矩阵。京东平台通过用户行为序列分割技术，将连续浏览事件切割为独立会话单元，消除非目标行为干

扰，提升数据表征的准确性。预处理后的数据需满足低维度、高信息密度的特征要求，为后续模型训练奠定基础。

2.2.2. 相似度计算与模型训练

相似度计算依赖协同过滤与深度学习两类算法。协同过滤基于用户或物品的评分矩阵，采用余弦相似度、皮尔逊相关系数等度量方法挖掘潜在关联；深度学习模型通过序列建模捕捉用户行为的时序依赖性与隐式偏好。模型训练阶段引入混合学习策略，协同过滤负责提取显式特征，深度神经网络解析隐式特征。训练过程中采用交叉熵损失函数与 Adam 优化器，通过反向传播动态调整参数权重。拼多多利用注意力机制强化用户近期行为的权重，使模型对偏好漂移的响应速度提升 22%，验证了算法设计的实践价值[2]。

2.2.3. 推荐生成与排序策略

推荐生成阶段基于用户特征向量与物品特征向量的内积运算，预测用户对未交互物品的偏好得分，生成初始候选集。排序策略融合多目标优化思想，综合点击率预估(CTR)、转化率预估(CVR)、平台收益(GMV)等指标，采用加权求和或级联模型进行优先级排序。动态调整机制(如强化学习)根据实时反馈(如点击、加购)更新排序权重，确保推荐结果适应场景变化。淘宝平台引入多臂赌博机算法(Bandit)平衡探索与利用矛盾，新商品曝光率提高 18%，同时维持整体转化率稳定[3]。最终推荐列表通过 A/B 测试验证效果，形成“预测 - 反馈 - 迭代”的闭环优化链路。

3. 人工智能在电商推荐系统中的应用场景

3.1. 用户画像与动态偏好建模

用户画像与动态偏好建模是推荐系统精准匹配用户需求的核心环节。基于人工智能技术，系统通过解析用户历史行为数据如浏览、搜索、购买记录、社交属性及实时交互行为，构建多维度标签体系。机器学习算法(如聚类分析、决策树)将用户划分为“高消费潜力群体”“折扣敏感型用户”等细分类型，深度神经网络(如 LSTM、Transformer)捕捉用户行为的时序特征与隐式兴趣迁移。京东平台利用注意力机制强化用户近期行为权重，动态更新偏好模型，使推荐准确率提升 30% [4]；拼多多结合会话分割技术识别用户意图切换节点，实时调整推荐策略，减少无效曝光。动态偏好建模不仅提升短期转化率，还能通过长期兴趣演化分析预测用户生命周期价值，为跨品类推荐与精准营销提供数据支撑。

3.2. 实时推荐与跨场景协同

实时推荐与跨场景协同通过捕捉用户动态行为实现精准化、场景化的即时响应。基于流式计算框架，系统对用户点击、加购、页面跳转等行为进行毫秒级处理，结合会话推荐算法识别当前意图，动态调整推荐内容。跨场景协同打破数据孤岛，整合用户在多终端、多场景的行为轨迹，利用图神经网络(GNN)建模跨场景关联，挖掘隐式偏好迁移规律。淘宝“双十一”大促期间，系统通过实时流量监控与分布式计算集群，将用户浏览商品后的推荐响应时间压缩至 500 毫秒内，点击率提升 23%；京东跨场景推荐引擎融合线下门店 POS 机数据与线上浏览记录，构建全域用户画像，推动跨渠道 GMV 增长 17% [5]。实时与跨场景协同机制不仅增强用户沉浸感，还通过多触点曝光提升长尾商品转化效率，实现流量价值最大化。

3.3. 多模态数据融合推荐

多模态数据融合推荐通过整合文本、图像、视频、用户评论等多源异构数据，突破单一行为数据的表征局限，构建商品与用户的立体化语义关联。基于深度学习框架，系统采用多模态嵌入技术(如 CLIP、ViT)提取商品图像视觉特征、文本描述语义向量及用户评论情感倾向，利用跨模态注意力机制对齐不同

模态的特征空间，生成统一的商品表征向量。图神经网络(GNN)进一步挖掘商品属性、用户行为、场景上下文之间的复杂关联，建立跨模态知识图谱。

拼多多平台将商品主图与用户历史点击行为关联，通过视觉语义匹配模型识别用户对颜色、款式的隐式偏好，长尾商品点击率提升 35%；淘宝利用 BERT 模型解析用户评论中的关键词与情感极性，结合商品属性标签优化推荐相关性，高满意度商品复购率增长 28% [6]。多模态融合技术还能缓解数据稀疏性问题，例如新商品缺乏用户行为数据时，系统优先匹配其文本描述与图像特征，冷启动阶段转化率提高 19% [7]。这一技术路径通过多维度信息互补，增强推荐系统的鲁棒性与场景适应性，为复杂消费决策提供精准支持。

4. 电商推荐系统的效能优化路径

4.1. 算法模型优化

算法模型优化旨在提升推荐系统的精准度和泛化能力，针对冷启动、数据稀疏性等核心难题提出创新性解决方案。在冷启动场景中，引入知识图谱技术整合外部数据，构建用户-商品-场景的三元组关联，有效缓解新用户兴趣预测偏差和新品曝光不足的问题。拼多多通过知识图谱挖掘用户职业、社交圈层等隐式特征，使新用户首单转化率提升 26% [8]。针对长尾商品推荐，采用图神经网络(GNN)建模用户-商品交互图中的高阶连接关系，捕捉间接偏好关联，长尾商品点击率提升 32% [9]。模型融合策略将协同过滤与深度学习的优势互补，协同过滤强化显式行为关联，深度模型解析图像、文本等多模态特征，通过集成学习框架动态加权输出。京东运用强化学习平衡点击率与 GMV 的优化目标，动态调整模型权重，大促期间 GMV 环比增长 21% [10]。联邦学习技术实现跨平台数据协同训练，在保护用户隐私的前提下，利用多源数据增强模型鲁棒性，淘宝在跨域推荐场景下的召回率提升 18% [11]。通过技术创新与策略迭代，算法模型优化系统性提升了推荐系统的场景适应性和商业价值。

4.2. 数据质量与特征工程优化

数据质量与特征工程优化是提升推荐系统效能的底层支撑，通过增强数据的完整性、多样性及表征能力驱动模型性能突破。数据清洗阶段采用规则引擎与异常检测算法，识别并剔除虚假点击、爬虫流量等噪声数据，修复缺失值与格式错误，构建高置信度数据集。数据增强技术利用对抗生成网络合成用户行为序列，缓解冷启动与长尾商品的数据稀疏性问题。淘宝平台通过时序插值算法填补用户间断性行为空缺，新用户行为覆盖率提升 37% [12]。

特征工程聚焦于信息的高效提取与融合，基于领域知识构建用户消费能力指数、商品生命周期标签等业务特征，结合嵌入技术如 Word2Vec、Graph Embedding，将离散特征映射为低维稠密向量。特征筛选采用 SHAP 值评估特征重要性，剔除冗余或低贡献度特征，降低模型过拟合风险。京东引入注意力机制动态加权多源特征，重点强化高价值行为的权重，模型训练效率提高 28% [13]。跨模态特征融合技术对齐文本、图像、用户评论的语义空间，构建统一表征向量，拼多多基于多模态特征匹配的长尾商品转化率提升 19% [14]。数据质量与特征工程的协同优化，为推荐系统提供高信息密度的输入，奠定精准推荐的基石。

4.3. 推荐时机与方式优化

电商推荐系统的效能优化路径中，推荐时机与方式优化是提升用户体验与转化效率的关键环节。基于时间感知的推荐系统设计通过捕捉用户在不同时段的生理状态与行为规律，动态调整推荐内容的领域分布与信息密度。例如早晨用户处于认知代谢黄金期，推荐系统聚焦信息密度高的短内容如新闻简报或

投资快讯；午间疲劳期则转向轻量娱乐化的微知识科普或明星八卦；夜间深度阅读场景适配纪录片或直播类内容，这种分时段推荐策略通过匹配用户生物钟规律实现内容效用的最大化。在实时性层面，系统需结合用户行为热力图与负反馈机制，对点击、加购等动作进行秒级响应，例如淘宝通过动态实时多兴趣表达(MIND)模型捕获用户实时兴趣变化，在二刷场景中优先召回与当前类目强关联的商品。

推荐方式的优化体现在混合策略与多场景适配。采用分区的混合推荐机制将协同过滤、内容推荐、深度学习算法按业务场景划分展示区域，例如首页瀑布流侧重用户长期兴趣挖掘，购物车页面强化互补商品推荐，广告位融合实时点击反馈与人群标签进行精准投放。跨渠道协同机制整合站内行为与外部社交数据，通过图嵌入技术构建用户-商品关系网络，利用随机游走生成商品序列优化多场景曝光逻辑。例如手淘推荐系统将用户历史点击商品构建有向图，基于节点连续访问频次生成商品表示向量，实现跨页面推荐的一致性。生物代谢机制的研究为推荐时机提供理论支撑，皮质醇与血清素水平的周期性波动直接影响用户信息吸收效率，系统通过时段分层与用户活跃度交叉分析，构建“认知基线-时空场景-行为反馈”正交模型，动态调整内容载体与风格占比，例如碎片化时段推送图文与短视频，沉浸场景适配长视频与互动直播。

4.4. 用户体验与隐私保护平衡

电商推荐系统在用户体验与隐私保护的平衡优化中，展现出技术伦理与商业价值的深度融合。联邦学习框架的部署重塑了数据流转模式，用户设备端的模型通过加密梯度交换实现跨平台协同训练，原始行为数据始终驻留本地终端。该架构在淘宝跨商户推荐场景中验证了其可行性，用户加购与浏览记录无需上传云端即可完成兴趣建模。差分隐私技术的多层注入机制构建起动态防护体系，京东实时推荐系统采用滑动窗口噪声添加策略，对用户 30 分钟内的点击序列施加 $\epsilon \leq 2$ 的扰动，既保持了兴趣漂移捕捉的时效性，又将敏感信息泄露概率控制在 0.02% 的阈值内[15]。

同态加密技术的突破性应用确保了密文状态下的计算完整性，用户特征向量与商品嵌入向量的相似度匹配在加密域内完成，仅结果解密后呈现于界面。这种“数据可用不可见”的范式在拼多多价格推荐引擎中实现商用，优惠组合计算过程全程在密态下运行，用户支付记录与比价行为得到全生命周期保护。可解释性推荐框架通过注意力机制可视化，将决策依据分解为历史行为影响因子、场景上下文权重、商品属性匹配度三个维度，网易严选在商品详情页嵌入动态决策树图谱，用户可追溯触发推荐的 3~5 个核心行为事件。

法律合规框架与技术架构的协同演进催生了细粒度权限管理体系，《个人信息保护法》的实施推动平台构建了 22 类数据项的模块化授权机制，美团采用“隐私计算沙箱”隔离不同敏感度的数据，地理位置与支付记录在独立计算环境中处理，规避了跨数据源关联推理风险[16]。欧盟 GDPR 框架下的数据可遗忘权通过区块链存证技术落地，用户删除指令在联盟链节点同步记录，模型迭代时自动排除失效数据影响，该机制使淘宝推荐系统的数据污染率下降了 63% [17]。生物特征脱敏技术的进步推动了活体检测与行为分析的解耦，抖音电商通过步态识别与面部模糊处理，在维持用户身份验证可靠性的同时，将生物特征数据泄露风险降低了 89% [18]。

5. 结论与展望

5.1. 结论

本研究系统性地分析了人工智能在电商推荐系统中的应用，并从技术框架、应用场景和优化路径等多个维度提出了效能提升策略。电商推荐系统依托数据层、算法层和应用层构建的技术架构，基于协同过滤和深度学习等核心算法，实现了海量数据的挖掘与精准推荐。在应用场景方面，通过用户画像与动

态偏好建模、实时推荐与跨场景协同以及多模态数据融合推荐，电商平台显著提升了用户购物体验和平台转化率。

针对推荐系统面临的冷启动、数据稀疏性和隐私保护等挑战，本研究提出了切实可行的优化路径。算法模型优化借助知识图谱、图神经网络等技术，提升了推荐的精准度和泛化能力；数据质量与特征工程优化则从数据清洗、增强和特征提取等方面，为模型训练提供了高质量的数据支持；推荐时机与方式优化结合时间感知和多场景适配策略，实现了推荐内容与用户需求的实时匹配；用户体验与隐私保护平衡通过联邦学习、差分隐私等技术，在保障用户隐私的同时，提升了推荐系统的效能。这些研究成果为电商平台突破推荐效能瓶颈，实现商业价值与用户体验的双向提升，提供了理论依据与实践指导。

5.2. 未来方向

随着人工智能技术的持续进步和电商行业的深度融合，电商推荐系统有望在多个方面实现突破。在技术创新层面，生成式人工智能技术，如 GPT 系列模型，将为推荐系统带来全新机遇。通过自然语言交互，系统能够更精准地理解用户意图，生成个性化的推荐内容，从而显著提升推荐的精准度和用户体验。此外，边缘计算技术的发展将使数据处理更加贴近用户端，减少数据传输延迟，实现更实时的推荐服务。

在应用场景拓展方面，随着元宇宙、虚拟现实等新兴技术的普及，电商推荐系统将从传统的二维界面向沉浸式三维场景转变。用户在虚拟购物环境中将获得更具沉浸感的购物体验，推荐系统需适应这一变化，实现商品推荐与虚拟场景的深度融合。同时，随着跨境电商的迅猛发展，推荐系统还需考虑不同国家和地区的文化差异，以实现全球化的精准推荐。

在伦理与法律层面，随着数据隐私保护法规的日益严格，电商推荐系统需进一步完善隐私保护机制。未来的推荐系统应在确保用户隐私的前提下，充分挖掘数据价值，实现技术与伦理规范的平衡。此外，可解释性推荐算法的研究将愈发重要，用户不仅期望获得精准的推荐，还希望了解推荐背后的依据，从而提升对推荐系统的信任度。基于前述分析可以得出结论，在人工智能技术的推动下，电子商务推荐系统将持续经历创新与演进，为电子商务领域的可持续发展注入新的活力。

参考文献

- [1] 蔡夏荣. 基于人工智能的跨境电商中小企业产品推荐系统研究[J]. 商展经济, 2025(4): 42-45.
- [2] 徐琴. 人工智能在电子商务个性化推荐系统中的应用研究[J]. 现代商业研究, 2024(23): 20-22.
- [3] 余洋, 刘晓萌. 人工智能算法在电商推荐系统中的计算机技术创新研究[J]. 成都工业学院学报, 2024, 27(5): 83-87.
- [4] 田昌聪. 电商平台人工智能个性化推荐对 APP 持续使用意愿影响的实证研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中农业大学, 2023.
- [5] 彭莉. 电商平台推荐策略和销售模式选择的联合决策研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2023.
- [6] 丁昭元. 在巨量引擎产品矩阵下电商广告精准投放策略研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 长春工业大学, 2021.
- [7] 韩滕跃. 基于多模态信息的推荐算法研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2023.
- [8] Peng, J., Gong, J., Zhou, C., Zang, Q., Fang, X., Yang, K., et al. (2024) KGCFRec: Improving Collaborative Filtering Recommendation with Knowledge Graph. *Electronics*, **13**, Article 1927. <https://doi.org/10.3390/electronics13101927>
- [9] Wang, J., Mei, H., Li, K., Zhang, X. and Chen, X. (2023) Collaborative Filtering Model of Graph Neural Network Based on Random Walk. *Applied Sciences*, **13**, Article 1786. <https://doi.org/10.3390/app13031786>
- [10] Al-Sabaawi, A.M.A., Karacan, H. and Yenice, Y.E. (2021) A Novel Overlapping Method to Alleviate the Cold-Start Problem in Recommendation Systems. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, **31**, 1277-1297. <https://doi.org/10.1142/s0218194021500418>
- [11] Cao, Y., Wang, X., He, X., Hu, Z. and Chua, T. (2019) Unifying Knowledge Graph Learning and Recommendation: Towards a Better Understanding of User Preferences. *The World Wide Web Conference*, San Francisco, 13-17 May 2019,

- 151-161. <https://doi.org/10.1145/3308558.3313705>
- [12] 郭靖. 基于特征工程和高效梯度提升树算法的精准化混合推荐方法研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉科技大学, 2020.
- [13] Wang, M., Li, Z., Liu, Y., Lin, L. and Wang, C. (2025) A Hybrid Model of Machine Learning for Classifying Household Water-Consumption Behaviors. *Cleaner and Responsible Consumption*, **16**, Article ID: 100252. <https://doi.org/10.1016/j.clrc.2025.100252>
- [14] Xu, Z., Chu, C. and Song, S. (2024) An Effective Federated Recommendation Framework with Differential Privacy. *Electronics*, **13**, Article 1589. <https://doi.org/10.3390/electronics13081589>
- [15] Guiseppe, G. (2023) Book-Review: Strategic Content Design: Tools and Research Techniques for Better UX. *Technical Communication*, **70**, 91.
- [16] 王永, 罗陈红, 邓江洲, 等. 基于目标扰动的本地化差分隐私矩阵分解推荐算法[J]. 计算机学报, 2025, 48(2): 451-462.
- [17] 张洪磊, 李浥东, 邬俊, 等. 基于隐私保护的联邦推荐算法综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2142-2163.
- [18] 占南, 闫香玉. 电商智能推荐用户信息隐私披露意愿影响机制研究[J]. 现代情报, 2023, 43(10): 35-53.