

用户行为算法在电子商务网站中运用分析

张昊杰

南京信息工程大学管理工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2025年12月2日; 录用日期: 2025年12月17日; 发布日期: 2025年12月31日

摘 要

现阶段, 电子商务竞争的日益加剧, 当前如何满足用户需求逐渐成为当前重点研究内容, 这也是当前电子商务网站的关键。在此背景下, 基于信息化技术手段的用户行为分析尤为重要, 并提出相应用户行为算法, 通过落实用户行为算法可以从根本上改变电子商务网站的运营模式。本文基于此, 阐述并分析用户行为的一般方法, 分析并讨论信息化技术手段下的用户行为算法在电子商务网站中的应用。研究结果表明, 通过在电子商务网站中落实用户行为算法, 实现了个性化推荐、精准广告投放、动态定价及库存管理等目的, 并对平台销量转化与用户忠诚度有着积极影响。

关键词

用户行为算法, 电子商务, 网站平台, 应用分析

Application and Analysis of User Behavior Algorithm in E-Commerce Website

Haojie Zhang

School of Management Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu

Received: December 2, 2025; accepted: December 17, 2025; published: December 31, 2025

Abstract

In the current era of intensifying e-commerce competition, addressing user needs has become a key research focus and a critical factor for website success. Against this backdrop, user behavior analysis leveraging information technology has gained particular significance. This paper proposes corresponding user behavior algorithms that can fundamentally transform e-commerce website operations. Building on this foundation, the study outlines general user behavior methodologies and analyzes the application of such algorithms in e-commerce platforms. Research findings demonstrate

that implementing these algorithms enables personalized recommendations, targeted advertising, dynamic pricing, and inventory management, while positively impacting platform sales conversion and user retention.

Keywords

User Behavior Algorithm, E-Commerce, Website Platform, Application Analysis

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

在经济社会快速发展的背景下，流量红利逐渐消退、用户注意力逐渐分散，在此背景下，电子商务的竞争越来越激烈，此时竞争模式从传统的“规模扩展”逐渐转变为“用户价值挖掘”。现如今，传统“广撒网”式的运营模式已经无法满足当前用户差异性需求，对此电子商务网站在运营阶段，可以采用用户行为算法，以此分析用户行为特征，制定特色化运营服务模式。通过不同算法对用户行为进行分析，可以获取相关数据参数，并将数据参数转化为可以执行的运行策略，提升转化率。周文钦(2025)提出了一种混合神经网络模型，将 Transformer 与 LSTM 相结合，先利用 Transformer 对用户行为数据编码提取关键特征，再通过 LSTM 对特征序列建模，实现对用户购买行为的预测，在准确率、精确率、召回率和 F1-score 等指标上优于传统 LSTM 模型，为电商平台提前布局营销策略、优化商品推荐提供了新的思路[1]；叶昊(2025)等人对 XGBoost 算法进行改进并应用于电商平台用户复购行为预测，通过优化算法参数等手段，提高了预测的准确性和效率[2]；龚国鹏(2021)研究了如何利用大数据分析电商平台用户的行为数据，以实现对用户的精准服务管理，提高用户的满意度和忠诚度。为电商平台在大数据环境下更好地服务用户、提升用户价值提供了方法指导[3]；黄晓辉(2025)通过分析用户在电商网站上的行为数据，如浏览轨迹、停留时间等，运用聚类分析、关联规则挖掘等传统机器学习算法，对用户进行分类和行为模式挖掘，为电商网站优化用户体验、提高转化率提供了策略建议，有助于电商网站提升整体运营效果[4]；孙涛(2021)研究了如何利用用户的浏览、购买等行为数据，基于传统机器学习算法如协同过滤、决策树等对推荐算法进行优化，以提高推荐的准确性和个性化程度，为电商平台改善推荐系统性能、提升用户满意度和购买意愿提供了理论依据和技术支持[5]。虽然现在已经有很多学者提出了不同的通用分析模型和具体算法，但缺乏比较系统的梳理，也缺乏明确的应用场景，因此本文系统地梳理了从通用分析模型到具体算法的应用路径，完善了知识框架和实践思路。

2. 用户行为分析的一般方法

电子商务网站在实际运行的过程中，提出了多种方法，并被应用在实际运营阶段。现状用户行为分析的一般方法有以下几种：

(一) 漏斗模型

对于漏斗模型来说，其在实际应用的过程中，将用户行为进行综合性分析，此时将用户行为流程抽象为一个流程，将整体用户行为的抽象流程划分为访问网站、注册登录、搜索浏览商品、加入购物车、完成付款、复购等一系列环节。在进行具体分析的过程中，针对全过程的流失和转化进行深入的研究和分析，同时针对相邻环节的转化率进行量化分析，通过此种方式为电子商务网站确定运营阶段的薄弱环节

节，并制定针对性解决措施，将最终的浏览者转化为注册用户。

(二) 用户画像

在用户行为分析的一般方法之中，用户画像是一种常用方法。用户画像在实际应用的过程中，电子商务网站在实际运行阶段，按照具体运行情况以及业务需求，在信息化技术手段的支持下，针对用户信息进行多维度分析。通过此种方式，可以实现目标用户群体特征的分类，同时还可以通过标签化的方式勾勒用户画像，进而实现精准定位用户需求的目的，以此获取用户的基本信息，以此分析用户喜好，并了解用户的实际购物需求等商业信息。

(三) 点击分析模型

对于点击分析模型来说，以可视化技术为核心，构建具体分析架构，通过此种方式可以更为直观地展现电子商务网站内页面吸引用户的区域，同时展现浏览者热衷的板块[6]。在点击分析模型的支持下，前端和后端的设计人员可以确定当前用户的需求，并以此为基础完善并优化网页设计。

(四) 行为事件分析

在具体研究和分析的过程中，可以将用户行为分为不同的行为事件，包括人物(who)、时间(when)、地点(when)、交互(how)以及内容(what)要素，随后在点击分析模型的支持下，可以确定用户的实际需求，并确定当前热点模块与板块，以此为基础针对电子商务网站页面进行完善和优化，以此提升电子商务网站的吸引力。

3. 电子商务网站中用户行为算法应用分析

目前，在信息化技术手段的支持下，相关技术人员提出多种用户行为算法，并将其应用在多种不同电子商务网站之中，具体用户行为算法如下所示：

(一) 数据分析模块

对于数据分析模块来说，以 k-means 算法为核心，并在此基础上进行相应的改进，以此实现用户行为特征分析的目的，具体设计应用如下所示：

(1) k-means 算法

对于 k-means 算法来说，其是一种以数据分析理论为核心的一种聚类算法，通过此种方式可以提升数据处理效率，且整体计算和分析流程较为简单，同时其具有明显的收敛性优势。针对 k-means 算法原理进行深入研究和分析，在实际运行和应用阶段，将“给定的样本集”作为研究对象，并根据样本的大小进行划分，以及拿过整体划分为 k 个簇，并针对不同簇内的各点进行聚集处理，但是需要注意的一点是，在实际计算阶段，需要严格控制簇间距离，以此提升数据处理效率与精度。

(2) 改进 k-means 算法

在具体开展计算的过程中，针对基本算法和数据表达公式进行深入研究和分析，其中类簇质心个数对算法的聚类结果影响较大，因此在具体应用阶段，需要针对类簇质心个数进行合理选择。在类簇质心个数选择阶段，一般采用随机初始化的方式，但是此种方式在实际应用阶段存在一定缺陷，尤其是算法收敛速度，整体收敛速度降低，最终影响聚类效果。因此，在具体研究阶段，可以针对传统 k-means 算法进行优化处理，针对初始质心随机选择方式进行优化处理，具体步骤如下所示：

- 1) 针对输入数据进行深入研究和分析，在输入的数据集内选择一个点作为聚类的第一个中心，此时在数据选择阶段，采用随机数据选择的方式，以此确定第一个中心点；
- 2) 利用相关计算机技术展开计算，确定簇内每个点到聚类第一个中心之间的距离；
- 3) 随后，在具体分析阶段，需要选择一个较大的点，将其作为一个新的聚类中心；
- 4) 在完成上述一系列操作之后，需要重复 2)、3) 步骤，直到确定聚类质心。

在上述一系列操作之后,可以实现改进并优化 k-means 算法的目的,进而确定最终改进后的 k-means 算法。在具体应用的过程中,通过算法优化之后,可以针对电子商务网站的用户行为特征进行分类,以此获取用户簇的变化规律,并根据用户行为特征进行分类处理,并根据统计学原理针对用户簇的特性进行分析,进而了解最终用户行为特征[7]。最后,通过检索功能,检索网站转化率、搜索词等用户行为特征,并对其进行深入研究和分析,确定最终用户行为特征,以此提升电子商务网站的转化率。

(二) 随机森林模型

随机森林模型在实际应用阶段,以仿真、迭代机器学习算法为核心,并将其与决策树分类模型进行有效融合,通过此种方式可以实现改善预测性能与准确性的目的[8]。相关技术人员与研究人员针对此类随机森林模型进行综合性分析,并以此为基础生成一种全新的决策树,此阶段采用随机生成模式,此过程主要包括树的生长与表决两部分内容。同时,在具体模型设计阶段,结合随机变量理念,并将其与训练样本和决策树进行融合,通过此种方式可以有效消除决策树结构的分类器方差情况。将此种随机森林模型与普通决策数据之间进行对比,此种方式可以保证决策树的稳定性,尤其是误差值。

对决策数据进行深入研究和分析,其是一种带有概率结果的树形决策图,可以基于此针对相关数据进行预测,进而获取更为直观的统计学数据,以此为基础分析用户行为特征。同时,对于随机森林模型来说,机器学习算法是重要的计算手段,可以以此为基础对物体属性与物体价值进行描述,并通过数据计算的方式对二者之间的关系进行预测[9]。其中,每个决策树的节点,可以用于目标属性判定的表示之中,而对于“树枝”来说,将其用于满足结点条件目标的表示,而对于“树叶”来说,可以将树叶节点作为目标归属[8]。

在针对电子商务网站中用户行为特征进行分析的过程中,以随机森林模型为核心理念,需要先建立随机森林模型,此时结合“单分类器构成多分类器”的方法,通过此种方式可以随机生成多个决策树,此阶段对于分类准确性的要求比较低,通过此种方式可以满足不同环境的需求,按照投票的方式展开具体决策[10]。在具体开展决策树的过程中,可以从以下几点出发:

(1) 构建训练子集:在具体开展决策树构建阶段,一般会营造并构建多个(M)决策树,此时根据决策树数量构建对应数量的训练子集。在本阶段,设计人员针对相关数据参数进行深入研究和分析,确定城市训练集,并在集合内部选取 M 个训练子集,此过程中为保证训练子集选择的科学性与合理性,采用统计取样法,进而保证训练子集的合规性。

(2) 特征属性选择:在确定训练子集之后,对其进行整合与集成,进而根据对应决策树构成“森林”。在一个完整的决策树内,针对全部特征属性进行深入研究和分析,只有部分特征属性会参与到属性指数的计算中,此时就需要对特征属性进行科学合理的选择,以此确定“最佳”特征属性,为后期决策树的制定提供保障。

(3) 步骤重复:在完成上述两个步骤之后,需要针对上述两个步骤进行“M”次的重复,最终获取随机决策树,基于此可以获得多个随机森林的决策树,并利用其进行用户行为特征的分析,针对整体行为进行检测与分类,随后以此为基础汇总每个子树上的结果,最后进行投票。通过此种方式获取最终结果,以此分析用户行为特征,并以此为基础对电子商务网站页面进行调整和优化,进一步提升电子商务网站销量。

(三) 基于层次分析法的协同过滤算法

在推荐系统中,传统的协同过滤方法虽然注重用户与品牌之间的相似,但不注重用户之间的差异,其缺乏合理性,无法保证推荐准确度。针对这一问题,采用 AHP (层次分析法),对每个用户的活动给予权重,进而辨别用户,对传统的协同过滤算法加以优化。

AHP 是一种在考虑层次性权重的条件下解决决策方法的新型分析技术,运用这种方法不但可以将问

题的本质挖掘出来,并对有关影响因素进行探究,还可以将影响分析问题的定性转换为定量进行分析,让决策者拥有详实的数据依据,并且能够为各类复杂的难题提供便利[11]。也正是由于 AHP 的优势,在面对那些无法衡量的难题或者是过于复杂的困难时,这项技术都受到了广泛的重视与应用。(1) 基于决策层次分析方法,可以通过问题分析找出与其有关的因素,并将其按不同层级列出,形成多层次的结构模型。最高层的目标层表示主要决策目标和需要解决的问题,一般为单一的;中介层是考虑的重点因素和决断标准,可划分为一层或几层,程度上影响上层因素但又受下层影响的;而最低层则是由不同的因素构成,这是在做决策过程中作出决策依据的因素[12]。经初步数据研究后,发现未来一个月的消费者的购买行为主要由点击行为、购买行为、加入购物车行为及收藏行为四大因素所主要决定。(2) 建立矩阵的方法为保证每一层的问题考虑齐全,仅仅用主观的方法是不够的,所以相关人员提出了兼容的矩阵,就是:① 比较所有因素的影响力;② 相对比的方法缩小了各类因素间的比较复杂性,增加了比例准确的可能性;③ 计算并检验与相反差分矩阵的最大特征根 \max 对应的特征向量,并使其标准化[13]。

优化协同过滤方法。第一,应用 AHP 框架计算用户互动行为的重要性。传统的协同过滤算法中,计算用户之间的相似度或者商品之间的关联度时,将他们的互动行为认定为等效,这是有悖于道理的。因此我们通过对 AHP 的运用,分别给予用户之间的交互行为不同的权重,以此计算出用户之间的相似度以及商品之间的关联度[14]。第二,用户对商品做出评级之前,要先搞清楚用户对这个产品感兴趣的占比多少,这是一项关键的指标,因此,需要衡量一名消费者对某个特定品牌喜欢与否,取决于其使用了哪些款式,这些款式用了多少次,从而评定消费者对某个品牌的喜爱度[15]。第三,在协同过滤的推荐算法里,相似度的计算是一个关键的环节,目前主要分为三类:基于分数的相似度,基于属性的相似度和综合的相似度[11]。本文提出基于属性的相似度计算的方法,将最邻近度的物品列表作为主要的推荐对象。

4. 结语

综上所述,当前电子商务网站逐渐成为日常生活的重要组成部分,此时为了满足用户实际需求,并实现提升整体销量的目的,需要针对用户行为特征进行分析。基于此,相关技术人员基于大数据技术等信息化技术手段提出用户行为算法,其核心应用体现在个性化推荐、精准广告投放、动态定价及库存管理等,极大提升了用户体验与购物效率。在未来发展阶段,还需要积极应用信息化技术手段以及智能化手段,进一步提升用户行为特征分析的精准性与可靠性。

参考文献

- [1] 周文钦. 基于 Transformer-LSTM 算法的电子商务平台用户行为预测研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(7): 1-10.
- [2] 叶昊. 基于改进 XGBoost 算法的电商平台用户复购行为预测研究[J]. 通信与信息技术, 2025(2): 45-50.
- [3] 龚国鹏. 基于大数据的电商平台用户精准服务管理方法[J]. 产业创新研究, 2021(8): 67-72.
- [4] 黄晓辉. 基于用户行为分析的电商网站用户体验优化与转化提升策略研究[J]. 商场现代化, 2025(10): 34-38.
- [5] 孙涛. 基于用户行为的推荐算法优化研究[J]. 计算机科学, 2021, 48(S1): 123-127.
- [6] 梅蕾, 魏宏飞. 国内电子商务推荐系统的研究热点与可视化分析[J]. 河南工程学院学报(社会科学版), 2025, 40(1): 31-37.
- [7] 韩莹, 蒋效宇. 电子书对实体书用户行为与购买意愿的影响分析[J]. 现代商业, 2024(9): 27-30.
- [8] 李盼, 杨继宇. 基于集成学习的电商消费者复购行为预测及可解释性分析[J]. 电子商务评论, 2025, 14(7): 2525-2534.
- [9] 周毅勇. 基于机器学习和社群互动信息的用户购买意愿分析[J]. 科技创新与生产力, 2024, 45(2): 28-31.
- [10] Cheng, H., Koc, L., Harmsen, J., Shaked, T., Chandra, T., Aradhya, H., et al. (2016) Wide & Deep Learning for Recommender Systems. *Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems*, Boston, 15 September 2016, 7-10. <https://doi.org/10.1145/2988450.2988454>

-
- [11] Rendle, S. (2010) Factorization Machines. *International Conference on Data Mining*, Washington, 3 December 2010, 256-263.
 - [12] Zhou, G., Zhu, X., Song, C., Fan, Y., Zhu, H., Ma, X., *et al.* (2018) Deep Interest Network for Click-Through Rate Prediction. *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, London, 19-23 August 2018, 1059-1068. <https://doi.org/10.1145/3219819.3219823>
 - [13] Wang, X., *et al.* (2021) Causal Inference meets Delayed Feedback in Online Advertising. *ACM Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining*, Singapore, 15 August 2021, 146-157.
 - [14] Yang, J., *et al.* (2021) Elapsed-Time Sampling for Delayed Feedback Modeling. arXiv: 2109.07466.
 - [15] Kang, W. and McAuley, J. (2018) Self-Attentive Sequential Recommendation. 2018 *IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, Singapore, 17-20 November 2018, 197-206. <https://doi.org/10.1109/icdm.2018.00035>