

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2025.01.009

# 基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法研究

张欣

(宿州职业技术学院经济管理系, 安徽 宿州 234000)

**摘要:** 受到用户类型繁多且数量庞大的影响, 在设计促销信息个性化推送方法时, 容易出现因用户特征提取捕捉不精准导致推送内容不准确的情况, 因此, 提出基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法。对海量的用户行为数据进行格式化处理, 确保数据的准确性和可用性; 在动态用户画像的框架内, 捕捉多个用户行为特征; 针对采集到的促销信息, 进行了细致的分类处理, 以便更好地理解 and 提取促销信息的核心特征; 通过计算促销信息特征与用户行为特征的匹配度, 确保推送的精准性; 此外, 结合用户对不同促销信息的实际偏好度, 构建了个性化的推送函数, 动态地调整推送策略, 以满足用户的个性化需求。在实验测试中, 所提方法的用户转化率高于 95%, 在实际应用中推送准确度较高。

**关键词:** 动态用户画像; 促销信息; 个性化推送; 信息推送; 推送方法

中图分类号: TP391.3 文献标志码: A 文章编号: 1673-1891(2025)01-0068-09

## Research on Personalized Promotion Information Push Method Based on Dynamic User Profile

ZHANG Xin

(Department of Economics and Management, Suzhou Vocational and Technical College,  
Suzhou 234000, Anhui, China)

**Abstract:** Due to the diverse and numerous types of users, it is easy to encounter inaccurate push content caused by inaccurate user feature extraction when designing personalized promotion information push methods. Therefore, a personalized promotion information push method based on dynamic user profiles is proposed. In the study, massive user behavior data is formatted to ensure accuracy and availability; multiple user behavior characteristics is captured within the framework of dynamic user profiling; detailed classification processing on the collected promotional information is conducted in order to better understand and extract the core features of the promotional information; by calculating the matching degree between promotional information characteristics and user behavior characteristics, the accuracy of push notifications is ensured. Moreover, based on the actual preferences of users for different promotional information, a personalized push function is constructed to dynamically adjust the push strategy to meet the personalized needs of users. In the experimental testing, the user conversion percentage of the proposed method is higher than 0.95, indicating high accuracy in practical applications.

**Keywords:** dynamic user profile; promotion information; personalized push; information push; push method

收稿日期: 2024-10-11

基金项目: 2024 年安徽省教育厅人文社科重点项目(2024AH053389); 安徽省教育厅质量工程项目(2023cxt224); 安徽省教育厅拔尖人才项目(DTR2024077)。

作者简介: 张欣(1982—), 女, 安徽淮北人, 副教授, 硕士, 研究方向: 电子商务、网络营销, e-mail: hxbwdd@163.com。

## 0 引言

电子商务(电商)、社交媒体等各类平台已成为人们生活中不可或缺的一部分。这些平台每天产生海量的用户数据,如何有效地利用这些数据,提高用户体验,已成为业界和学术界共同关注的焦点<sup>[2]</sup>。现有的推送方法大多基于静态数据构建用户画像,无法实时反映用户兴趣和行为的变化,从而导致推送效果较差,无法为用户提供较为准确的信息推送结果。

因此,在上述背景下,国内外不少研究学者针对该领域展开了研究,并提出了自己的观点。张永宾等<sup>[1]</sup>利用LDA模型与注意力机制构建用户画像进行个性化推荐,该方法中的用户行为数据往往存在稀疏性问题,导致LDA模型无法捕捉到有效的文本信息,从而影响到个性化推荐效果。Wei等<sup>[2]</sup>通过信号处理识别多径干扰制定推荐策略,该方法构建用户画像过于依赖历史数据,无法进行实时更新,导致推荐结果不准确。王金威<sup>[3]</sup>基于高校云招聘平台数据构建多维度用户画像,实现精准推送,该方法对新用户推送效果较差,因为新用户缺乏足够的历史数据,导致推送结果与新用户需求存在较大偏差。张博君<sup>[4]</sup>利用深度神经网络提取特征构建推荐模型,该方法很难得到用户方的反馈,导致无法对推荐结果进行评估,从而影响后续的推荐效果。王南<sup>[5]</sup>提出了基于云计算和Hadoop框架的短视频媒体资源个性化推送方法,利用LDA模型和注意力机制的卷积神经网络模型识别短视频主题,并结合用户历史行为实现个性化推送;尽管该方法能提高推送性能,但可能受限于用户历史数据的丰富度和准确性,对于新用户或数据稀疏的用户,推送效果可能不够理想。Zhang等<sup>[6]</sup>提出了一种基于异构特征数据传输和知识推理的个性化学习视频匹配方法,通过挖掘学习行为数据和视频间的语义关系,为学习者推荐符合其兴趣和认知水平的个性化学习视

频;但在新用户或数据稀疏的情况下,推荐效果可能受限,且对复杂学习行为的捕捉和语义关系的挖掘仍需进一步优化。施亚东<sup>[7]</sup>提出构建动态用户画像,以精准匹配孕产类App用户在各阶段的需求,通过深入分析目标导向、故事场景、用户数据等多种用户画像构建方法,旨在提升用户体验;该方法通过时间因素对用户兴趣与需求变化的影响,通过交叉分析等方法,获取了用户在不同孕产期的兴趣和动态行为属性特征,使得所构建的动态用户画像更加精准地反映用户在不同阶段的真实需求与偏好,为后续的交互设计提供了坚实的基础;然而,该研究中提及的数据收集策略受限于样本量、代表性、数据质量等因素,可能导致结果出现偏差,影响分析的精准度。赵学健等<sup>[8]</sup>提出基于兴趣动态变化的用户画像构建,通过自适应的权重分配,深入理解用户兴趣与推荐内容间的复杂关联,以提升推荐效果;在深化用户画像构建与个性化推荐领域取得了显著进展,特别是通过提出基于兴趣动态变化的用户画像构建方法,有效解决了传统方法中用户兴趣特征提取不准确及未考虑时间变化的问题;不过,其研究成果也受限于特定数据集的用户行为模式和特征分布差异,这对模型的泛化能力构成了一定挑战。

在前人研究的基础上,本文设计了基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法。目的是通过构建动态用户画像,实现对用户兴趣和行为变化的实时跟踪和预测,进而实现促销信息的个性化推送。与已报道的基于动态用户画像的研究相比,该方法在数据处理和画像构建上展现出独特优势。首先,通过海量用户行为数据的精心格式化处理流程,确保了数据基础的高准确性和可用性,为精准画像奠定了坚实基础;其次,在动态用户画像构建中,该方法不仅全面捕捉了多元用户行为特征,还针对促销信息实施了深度分类处理,精准提炼出信息的核心特质,提升了用户画像与促销信息的匹配

精确度;最后,该方法融合了用户对促销信息的实际偏好反馈,构建了个性化推送函数,并引入了动态调整机制,敏锐捕捉用户需求的变化,及时优化推送策略,提升了推送的个性化程度和用户满意度,实现了从数据到个性化服务的无缝衔接。本研究不仅可以提高用户体验,增强用户忠诚度,还为企业带来更多的商业价值。同时,本研究还将为相关领域的研究提供新的思路和方法,推动个性化推送技术的发展和应。

### 1 促销信息个性化推送方法设计

为实现精准推送,提升用户体验、用户忠诚度和商业价值,本研究设计了基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法,如图 1 所示。

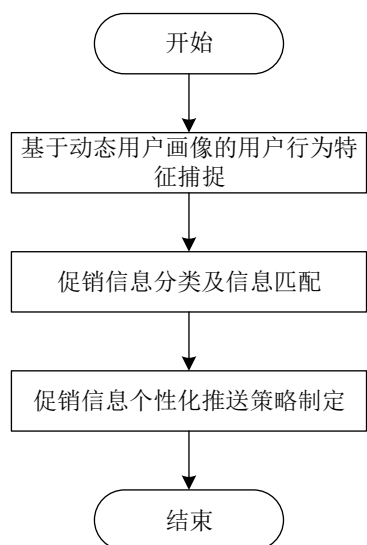


图 1 促销信息个性化推送方法流程

通过分析用户的各种行为数据,构建出实时反映用户兴趣、偏好、消费习惯等关键特征的动态用户画像。接下来,对促销信息进行细致的分类和整理,以便根据用户画像的特征进行精确匹配。在确定了用户画像与促销信息的匹配度之后,制定个性化的推送策略,确保推送的促销信息精准地满足用户的需求和期望。

#### 1.1 基于动态用户画像的用户行为特征捕捉

针对不同的用户,从多个网站和平台上收集用

户在一段时间内的行为数据,这些行为数据的类型多样,包括但不限于用户的浏览记录、点击记录、购买记录、搜索记录等<sup>[5]</sup>。同时,对用户的个人信息进行整合,包括用户的年龄、职业、性别等静态数据。将上述数据进行清洗,去掉其中重复、错误和无关的数据,并对数据进行格式化,由此,提高数据的质量。在上述过程中,用户行为数据格式化处理的具

$$Q_x = \frac{\overline{Q_x} - Q_u}{Q_\sigma} \quad (1)$$

体过程如式(1)所示。  
式中: $Q_x$ 表示用户行为数据格式化处理的结果; $\overline{Q_x}$ 表示获取的用户行为数据; $Q_u$ 表示用户行为数据的均值; $Q_\sigma$ 表示用户行为数据的标准差。

根据上述计算结果,结合动态用户画像,对用户行为特征进行捕捉<sup>[6]</sup>。动态用户画像作为一种用户实时行为和长期历史数据构建的综合信息模型,包含了大量的用户行为数据,实时捕捉用户的行为特征。将其应用到用户行为特征捕捉中,实时获取用户的最新动态信息,并揭示用户的兴趣、需求和行为模式<sup>[7]</sup>。在动态用户画像的作用下,捕捉到的用户行为特征具体计算过程如式(2)所示。

$$R_i = \arg \max \sum_{n=1}^N r_c j_i M(X, \Theta_n) \times Q_x \quad (2)$$

式中: $R_i$ 表示利用动态用户画像提取的用户行为特征; $r_c$ 表示动态用户画像预测的用户行为模式; $j_i$ 表示用户行为的挖掘结果; $M(\ )$ 表示用户行为的遍历结果; $X$ 表示用户行为特征的初始筛选结果; $\Theta_n$ 表示初始筛选的用户特征数量; $N$ 表示用户特征数量总数。

利用公式(2),捕捉到多个用户行为特征,包括用户对商品的访问频率、用户访问时的停留时长、用户对特定内容的点击率、用户的转化率、用户整体活跃度等<sup>[8]</sup>。考虑上述用户行为特征都是处于动态变化的,因此,建立动态更新机制,根据用户行为特征的动态变化,对构建的动态用户画像的标签和特征进行实时更新,以便更好地反映当前用户的状

态和需求。将上述捕捉的用户行为特征作为基础,为后续制定促销信息个性化推送策略奠定基础<sup>[9]</sup>。至此,基于动态用户画像的用户行为特征捕捉的设计完成。

## 1.2 促销信息分类及信息匹配

将上述捕捉到的用户行为特征作为基础,先对促销信息进行分类,并将分类结果与用户行为特征进行信息匹配。在对促销信息分类的过程中,先收集大量的促销信息,并对采集到的信息进行初步整理。根据整理结果,确定促销信息的分类标准,由此采用不同的促销手段<sup>[10]</sup>。在上述过程中,对促销信息进行分类的具体计算公式如式(3)和式(4)所示。

$$c = \arg \min \|e_i - y_j\|^2 \quad (3)$$

$$y_j = \frac{yA}{R_i} \quad (4)$$

式(3)~(4)中: $c$ 表示促销信息的聚类中心; $e_i$ 表示任意促销信息的样本点; $y_j$ 表示初步筛选的分类质心点; $A$ 表示分类区域; $y$ 表示促销信息的属性。将式(3)和式(4)不断迭代,实现对促销信息的分类。

将该分类结果作为基础,先对不同类别的促销信息进行标注,根据标注结果,提取出不同类别促销信息的特征。促销信息的特征分为多种,如促销信息的时间特征、促销效果特征等<sup>[11]</sup>。促销信息的特征提取结果如式(5)、(6)和(7)所示。

$$K_1 = t_j - t_k \quad (5)$$

$$K_2 = \frac{X_c - X_f}{X_f} \times 100\% \quad (6)$$

$$K_3 = \frac{Z_c - Z_f}{Z_f} \times 100\% \quad (7)$$

式(5)~(7)中: $K_1$ 表示提取的促销信息时间特征,即促销活动持续的时间; $t_j$ 表示促销活动结束的时间; $t_k$ 表示促销活动开始的时间; $K_2$ 表示促销效果特征;即促销后销售额增长率; $X_c$ 表示促销期间销售额; $X_f$ 表示非促销期间的销售额; $K_3$ 表示客户增长率; $Z_c$ 表示促销期间的客户增长率; $Z_f$ 表示非促销期间的客户增长率。

利用上述公式,计算出促销信息的多个特征,在此基础上,计算出促销信息特征综合值。利用该计算结果,与上述提取的用户行为特征进行匹配<sup>[12]</sup>。在上述过程中,促销信息特征综合值的计算公式如式(8)所示。

$$K_c = \alpha_1 K_1 + \alpha_2 K_2 + \alpha_3 K_3 \quad (8)$$

式中: $K_c$ 表示计算的促销信息特征综合值; $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$ 分别表示不同促销特征对应的权重值。根据该计算结果,结合公式(2)的计算结果,对其进行信息匹配。其具体匹配过程如式(9)所示。

$$S_z = \frac{s(R_i, K_c)}{|I_c|} \quad (9)$$

式中: $S_z$ 表示用户行为特征与促销信息特征的匹配值; $s(\ )$ 表示匹配函数; $I_c$ 表示促销特征和用户行为特征的相关性。

将上述计算的匹配值与设定的阈值进行对比,若超过设定的阈值,则说明当前促销信息与用户行为匹配度较高,可以将其作为推送内容之一;反之,则匹配度不高。将该匹配结果作为基础,为后续制定促销信息个性化推送策略奠定基础<sup>[13]</sup>。至此,促销信息分类及信息匹配的设计完成。

## 1.3 促销信息个性化推送策略制定

在上述设计的基础上,根据匹配结果,制定对应的促销信息个性化推送策略。为制定个性化的推送策略,需要考虑用户的个人偏好。因此,需要先计算用户对促销信息的偏好度<sup>[14]</sup>。其具体计算过程如式(10)所示。

$$P(k) = rel(K_c \sim z_i) \times q(z_i \rightarrow K_c) + S_z \times (g(K_c, p_i) - M(z_i, G)) \quad (10)$$

式中: $P(k)$ 表示用户对当前促销信息的偏好度; $rel(K_c \sim z_i)$ 表示用户对当前促销信息的点击次数和浏览次数的模糊统计函数; $q(z_i \rightarrow K_c)$ 表示用户对促销信息的浏览频率; $g(K_c, p_i)$ 表示该促销信息对用户的推荐次数; $M(z_i, G)$ 表示用户未对该促销信息进行浏览和点击的次数; $z_i$ 表示用户; $p_i$ 表示用户

的购买次数;G表示用户过滤掉当前促销信息的次数。

根据上述计算的偏好度,结合式(9)的信息匹配度,得到对应的促销信息个性化推送函数<sup>[15-16]</sup>。该函数的具体计算公式如式(11)所示。

$$F_c = f_c \times (S_z \times \mu_s + \delta \times P(k)) \quad (11)$$

式中: $F_c$ 表示促销消息个性化推送函数; $f$ 表示个性化推送参数; $\mu_s$ 表示匹配量值; $\delta$ 表示拟合参数。

根据公式(9),得到对应的信息推送函数,实现对促销信息个性化的推送。在推送过程中,还需根据用户的个人喜好,选择合适的推送渠道,确保信息推送的效果。至此,基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法的设计完成。

## 2 实验结果与分析

在上述理论设计的基础上,设计对比实验。其中,本研究设计的方法为方法1,文献[3]基于大数据分析的高校云招聘信息个性化推送研究为方法2,文献[4]基于深度神经网络的电商平台商品信息推送研究为方法3。为对比上述3种方法在实际应用中的效果,设计的对比实验具体如下。

### 2.1 实验数据与环境

实验使用的服务器配置为 Intel Xeon CPU E5-2680 v4 @ 2.40 GHz,内存 64 GB,硬盘为 SSD 1 TB。操作系统为 Ubuntu 18.04 LTS,Python 版本为 3.13.0,PyCharm 作为 IDE,Pandas 版本为 1.1.5,NumPy 版本为 1.19.5,scikit-learn 版本为 0.24.2。此外,使用 Pandas 库对采集到的用户行为数据进行清洗,去除重复、缺失和异常值。根据用户行为数据,提取用户特征,包括访问频率、停留时长、偏好标签等。同时,对促销信息进行特征提取,包括促销对象、促销周期、促销手段等。同时,将提取的特征数据格式化为适合模型训练的格式。将 NumPy 作为 Python 的科学计算库,用于操作数组的函数,用 scikit-learn 实现特征提取、分类、聚类等算法。同时,利用 Git

控制版本。综合以上软件工具的综合应用,保证本文方法的顺利运行。具体的实验参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数

参数名称	参数值
数据收集时间范围	6个月内
时间特征权重	0.3
促销效果特征权重	0.5
其他特征权重	0.2
匹配阈值	>0.6为高度匹配 0.3~0.6为中度匹配 <0.3为低度匹配
浏览频率权重	0.4
推荐次数权重	0.3
购买次数权重	0.2
过滤次数权重	0.1

在上述实验参数的设定下,在多个平台采集用户行为数据,由此构建对应的动态用户画像。具体采集过程为:使用网络爬虫工具,在某电商平台上采集用户行为数据。网络爬虫通过模拟浏览器行为,自动访问这些电商平台的页面,并提取页面上的用户数据。具体采集的数据包括:用户的登录ID、浏览商品的记录(包括商品ID、浏览时间、浏览时长)、加入购物车的商品(商品ID、数量)、购买记录(商品ID、购买时间、购买数量、支付金额)等。这些数据被实时收集并存储到数据库中,同时设置数据保留时间为 90 d,内存为 16 GB,以确保数据的时效性和存储空间的有效利用。部分用户行为数据如表 2 所示。

根据表 2 的行为数据,提取用户行为特征,为后续实验奠定基础。实验中,还需采集大量的促销信息,并将采集到的信息进行初步整理。根据整理结果,对采集的促销信息进行分类,其分类后的促销信息如表 3 所示。

如表 3 所示,按照不同的分类标准,对促销信息进行分类;然后提取出上述促销信息的不同类别特

表2 部分用户行为数据

用户ID	姓名	年龄/岁	职业	性别	访问频率	停留时长/min	偏好标签
A001	王一	28	工程师	男	5次/周	15	科技、旅游
A002	张二	35	市场营销	女	3次/周	20	时尚、美食
A003	赵三	42	经理	男	1次/天	30	金融、体育
A004	李四	22	学生	女	10次/周	8	教育、娱乐
A005	钱五	34	企业高管	男	3次/周	10	奢侈品
A006	孙六	26	游戏爱好者	男	4次/周	5	电竞设备
A007	周七	33	家庭主妇	女	3次/天	8	婴儿用品
A008	郑八	50	旅游爱好者	男	8次/周	15	旅游

表3 分类后的促销信息

序号	分类标准	分类结果	促销方式
1	促销对象	终端消费者	提供优惠券、折扣卡、赠品等
		渠道商	给予返利、代理费用等
		公司内部	奖励激励、培训指导等
2	促销周期	长期促销	每周的特价活动,以稳定的促销手段进行
		短期促销	节假日促销、限时抢购等
3	促销手段	价格促销	降价、折扣等
		非价格促销	赠品、抽奖、积分兑换等

征;再计算该分类特征和促销信息特征之间的匹配度,为后续制定对应的促销信息个性化推荐奠定基础。

在本次实验中,利用本次设计的方法制定个性化推送内容,评估其推送效果,并与其他方法的推送结果进行对比,验证文章方法的性能。

## 2.2 实验结果与分析

将上述3种方法的推送结果进行对比,给出针对不同用户的推送内容,并对其推送效果进行评估。具体统计结果如表4所示。

如表4所示,针对用户的行为,不同方法给出了不同的推送内容,得到了不同的推送结果。方法1的推送结果多被采纳,其推送准确度较高。其中,从用户A001的行为来看,该方法能够准确地识别用户的购买意图,并及时推送符合用户需求的促销信息,促成了购买行为。用户A005和方法1的推送内

容进行了深入的互动,查看了产品详情和用户评价后决定购买,显示了本研究的方法在促进用户决策方面的有效性。用户A006和A007在浏览产品详情后,有进一步的动作,说明本研究的方法能够引导用户深入了解产品。这是由于该方法动态构建用户画像的能力,能够实时反映用户兴趣和需求变化,从而提供高度个性化的推送内容。方法2和方法3则呈现出推送内容不准确的情况,用户多未下单,仅对推送内容进行点击。因此,本研究的方法个性化推送内容制定较好,推送准确度较高。

为进一步验证上述3种方法的性能,以用户转化百分比为评价指标,对比3种方法的性能。实验中,利用3种方法对大量的用户进行促销信息的推送,统计其推送完成后用户的转化率。其具体统计结果如图2所示。

如图2所示,方法1的用户转化率高于95%,说

表 4 3种方法的推送结果

用户 ID	方法 1	方法 2	方法 3
A001	点击并查看了推送内容,并购买了该产品	仅点击了该推送内容	直接忽略了推送内容
A002	对推送内容表现出高度兴趣,准备购买	点击了该推送内容,并浏览了类似产品页面	点击了该推送内容,并浏览了 2 min
A003	咨询客服,并预约了推送的服务	仅对该推送内容进行浏览	点击了该推送内容,并对其进行浏览
A004	用户查看并最终购买了该推送产品	未点击该推送内容	未点击该推送内容
A005	用户查看了产品详情和用户评价并购买	点击并对其进行浏览,并未下单	未点击该推送内容
A006	用户浏览了产品详情,并将其加入购物车	浏览了多种相似产品	未点击该推送内容
A007	用户对比了多项产品的评价,将其加入购物车	仅点击该推送内容	点击该推送内容后进行浏览,未有下单购买的意愿
A008	多次点击浏览后进行下单	多次点击浏览后下单	未点击该推送内容

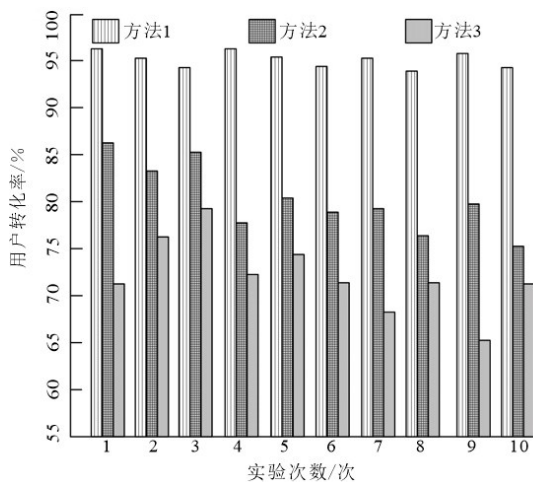


图 2 3种方法的用户转化率

明本研究的方法的推送内容较为准确,能够提高客户的下单率。这是因为本研究的方法首先确保了用户行为数据的准确性和可用性,通过细致的格式化处理后为后续的推送策略提供了坚实的数据基础;在动态用户画像的框架下,能够精准地捕捉用户的多个行为特征,并结合促销信息的核心特征,通过计算匹配度来实现精准推送;此外,结合用户对不同促销信息的实际偏好度,构建了个性化的推送函数,这一策略能够动态地调整推送内容,确保每次

推送都能精准地满足用户的个性化需求。因此,本研究的方法大大提高了推送内容的准确性,进而显著提升客户的下单率。方法 2 和方法 3 的用户转化率较低,说明这 2 种方法推送的内容不够准确,用户无法受到吸引。

为了进一步验证上述 3 种方法在不同场景和用户群体中的表现,设计了横向对比实验。实验选取了不同类型的电商平台和不同的用户群体,分别进行推送效果测试,以评估各方法的通用性和准确性。选取了 3 个不同类型的电商平台:科技产品平台、时尚服饰平台和综合商城平台。每个平台均具有丰富的用户行为和促销信息数据。在每个平台上,随机抽取了 3 个不同特征的用户群体,包括高消费能力用户、中消费能力用户和低消费能力用户。每个用户群体包含至少 100 名用户。针对每个平台和用户群体,重新采集用户行为数据和促销信息,确保数据的独立性和时效性。在每个平台上,使用 3 种方法分别为各用户群体推送个性化的促销信息,并统计用户的响应情况,包括点击率、停留时间和购买转化

率这 3 个关键指标。实验结果如表 5 所示。

由表 5 分析可知,方法 1 在不同类型的电商平台和不同消费能力的用户群体中均保持了较高的推送精准度和用户响应度,显示出良好的通用性和准确性。方法 1 点击率稳定维持在 77%~88% 的高位,显著吸引用户注意并激发点击兴趣;用户在浏览其推送的促销信息时,停留时间长达 2.5~3.5

min,表明出对内容的浓厚兴趣与高度参与;此外,方法 1 的购买转化率在 23%~29%,这直接验证了其推送内容的精准靶向与高效转化能力,有效促进了用户的购买决策。这是由于其采用了精准的数据分析和个性化推送策略,使得推送内容紧密贴合用户的具体需求,进而提升了点击率、停留时间以及购买转化率。因此,方法 1 不仅全面超越了

表 5 3 种方法的推送精准度

平台	用户群体	方法	点击率/%	停留时间/min	购买转化率/%
科技产品平台	高消费能力	方法 1	84	2.5	24
		方法 2	69	1.5	14
		方法 3	59	1	9
	中消费能力	方法 1	77	3	25
		方法 2	64	2.5	16
		方法 3	54	2	10
	低消费能力	方法 1	81	3.5	27
		方法 2	72	2.7	18
		方法 3	70	1.9	11
时尚服饰平台	高消费能力	方法 1	79	2.8	29
		方法 2	64	1.9	21
		方法 3	58	1.5	18
	中消费能力	方法 1	85	2.9	28
		方法 2	71	1.7	16
		方法 3	68	1.1	7
	低消费能力	方法 1	84	2.6	23
		方法 2	75	1.5	15
		方法 3	70	1	9
综合商城平台	高消费能力	方法 1	82	3.4	26
		方法 2	70	2.8	15
		方法 3	66	2	9
	中消费能力	方法 1	86	3.1	28
		方法 2	77	2.1	19
		方法 3	70	1.8	12
	低消费能力	方法 1	88	2.7	27
		方法 2	79	1.8	18
		方法 3	71	1.2	11

方法 2 和方法 3,更展现出广泛的适用性和高度的准确性,为后续的推广与应用奠定了坚实的实证基础。

### 3 结束语

在深入探讨基于动态用户画像的促销信息个性化推送方法后,清晰地看到其在实际应用中的潜力。这种方法不仅提升了促销信息的精准度,更在极大程度上增强了用户的购物体验。通过实时分析用户的兴趣、行为以及消费习惯,系统迅速捕捉到用户的潜在需求,并据此推送高度个性化的促销信息。这样的推送方式不仅提高了信息的点击率

和转化率,更在无形中加强了用户与品牌之间的联接。用户不再被无关的信息所打扰,而是能够接收到真正符合自己需求的促销内容,这无疑会提升他们对品牌的认同感和忠诚度。此外,基于动态用户画像的推送方法也为企业带来了更高效的营销手段。通过精准定位目标用户群体,企业能够更加合理地分配营销资源,实现更高效的投资回报。

考虑到在收集和使用用户行为数据时,隐私保护和数据安全是不可忽视的问题。因此,在未来的研究中,将关注如何在确保数据安全和隐私保护的前提下,实现个性化推送的准确性和有效性。

#### 参考文献:

- [1] 张永宾,赵金楼.融合LDA与注意力的网络信息个性化推荐方法[J].计算机仿真,2022,39(12):528-532.
- [2] WEI H, LI Z. Intelligent recommendation method of mobile wireless communication information based on speech recognition technology under strong multipath interference [J]. International Journal of Information Security and Privacy, 2022, 35(24): 97-109.
- [3] 王金威.基于大数据分析的高校云招聘信息个性化推送研究[J].安徽电子信息职业技术学院学报,2022,21(4):25-31.
- [4] 张博君.基于深度神经网络的电商平台商品信息推送研究[J].科学技术创新,2024,41(7):72-75.
- [5] 王南.基于云计算的短视频媒体资源个性化推送方法[J].兵工自动化,2024,43(2):16-22.
- [6] ZHANG J, WANG L, MA Y, et al. Research on personalized video matching algorithm based on implicit feature transfer and PTransE[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2023, 18(8): 1303-1316.
- [7] 施亚东.基于区块链技术的金融产品个性化推送方法[J].中国市场,2023(26):41-44.
- [8] 赵学健,李豪,唐浩天.基于用户兴趣概念格约简的推荐评分预测算法[J].计算机应用,2023,43(11):3340-3345.
- [9] 刘振华,覃浩,苏立伟,等.决策函数应用下电力需求信息个性化推荐[J].信息技术,2022,46(12):177-182.
- [10] 周北京,王海荣,马赫,等.项目邻居信息对比增强的推荐方法[J].山西大学学报(自然科学版),2024,47(2):269-278.
- [11] MHAMMEDI S, GHERABI N, MASSARI H, et al. Enhancing recommendation system using ontology-based similarity and incremental SVD prediction[J]. Recent Advances in Computer Science and Communications, 2023, 16(9):67-76.
- [12] 耿杰,刘春丽,魏雪梅,等.基于用户重购行为的产品推荐方法[J].计算机研究与发展,2023,60(8):1795-1807.
- [13] 彭染姝,陈实,陈宇.改进深度交叉网络的遥感信息即时智能推荐方法[J].测绘学报,2024,53(3):537-547.
- [14] 钱忠胜,赵畅,俞情媛,等.结合注意力CNN与GNN的信息融合推荐方法[J].软件学报,2023,34(5):2317-2336.
- [15] CHEN L, YUAN F, YANG J, et al. User-specific adaptive fine-tuning for cross-domain recommendations[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023, 35(3):3239-3252.
- [16] 陈雨民,李东喜,闫一帆,等.结合文本与隐反馈信息的学术论文推荐方法[J].小型微型计算机系统,2023,44(11):2471-2476.
- [17] 王梦茹,纪淑娟,梁永全,等.融合注意力机制的互补产品推荐方法[J].计算机应用研究,2022,39(11):3281-3286.
- [18] 李镇宇,朱小龙,周从华.基于GRU网络的会话型混合电商推荐算法[J].计算机与数字工程,2022,50(5):942-947.