

基于改进的RFML模型和时间权重的客户价值分类方法

夏翔 张兰 杨力

安徽国防科技职业学院 经贸管理学院, 中国·安徽 六安 237005

摘要: 针对现有电子商务客户价值分类指标不够全面, 未能从时间维度考虑客户价值的问题, 提出一种基于改进的 RFML 模型和时间权重的客户价值分类方法。该方法通过引入客户忠诚度作为 RFM 模型的第四个指标, 建立指数函数作为客户的时间权重来描述客户价值的时间变化差异, 建立优化的 RFML 模型。针对现有模型大多采用 K-Means 或层次聚类方法敏感问题, 选择高斯混合模型 GMM 进行聚类, 帮助企业实现更为精准的客户价值划分, 提升客户关系管理效率。

关键词: RFML 模型; 客户价值分类; GMM; 客户关系管理

Customer Value Classification Method Based on an Improved RFML Model and Time Weights

Xia Xiang, Zhang Lan, Yang Li

Anhui National Defense Science and Technology Vocational College, School of Economics and Trade Management, China Anhui Liu'an 237005

Abstract: To address the issue that existing e-commerce customer value classification metrics are not comprehensive enough and don't take customer value over time into account, a customer value classification method based on an improved RFML model and time weights is proposed. This method introduces customer loyalty as the fourth metric in the RFM model, establishes an exponential function as the customer's time weight to describe differences in how customer value changes over time, and builds an optimized RFML model. Considering that most existing models are sensitive when using K-Means or hierarchical clustering, the Gaussian Mixture Model (GMM) is chosen for clustering, helping businesses achieve more accurate customer value segmentation and improve customer relationship management efficiency.

Keywords: RFML model; Customer value classification; GMM; Customer relationship management

0 引言

数字经济时代, 电子商务作为数字技术与现代商业活动深度融合的产物, 已经成为推动全球经济增长的新引擎。随着客户需求的多样化, 电子商务企业如何从海量客户交互数据中挖掘客户价值, 成为了提升市场竞争力的关键。

以往研究主要从客户主体^[1]、企业主体^[2]和客户-企业交互主体^[3]三个角度对客户价值进行定义。常见的客户价值评估模型有 RFM 模型^[4]、CLV 模型^[5]、SMC 模型^[6]和顾客社交价值模型。

针对传统的 RFM 模型在处理客户行为的指标不充分的问题, 学者们提出了各种研究与改进方法。2021 年, 詹爱岚^[7]提出以企业近期有效专利行为、专利技术影响力、专利国际布局三个维度来衡量专利价值, 并构建 RFM 专利评价模型。2022 年, 陈丹红等人^[8]在 RFM 模型的基础上, 针对众包平台及其用户的特性, 引入了用户信用维

度, 从而构建出全新的众包用户价值衡量模型——RFMC。2023 年, 宗毅等人^[9]考虑航空企业在服务、管理和保留顾客过程中付出的服务成本, 构建 RFMC 模型, 采用 SOM 神经网络算法将顾客分为 4 个级别, 并给出顾客分级结果分析及营销建议。2024 年, 孙菁^[10]针对 Z 公司基于客户关系长度、重复购买意愿、直接利润和消费评次重新构建 LIFP 模型, 兼顾了企业与客户双重感知价值, 更具合理性。

综上所述, 现有的基于 RFM 模型的客户价值分类改进方法大多从指标内涵、数量上出发, 缺乏具备电子商务客户价值典型特点的相应指标以及对客户价值随时间发生变化的动态考量, 因此, 本文提出一种融合时间权重和算法优化的改进 RFML 模型, 在传统的 RFM 模型的基础上增加客户忠诚度指标, 考虑客户价值在时间维度上的变化问题, 添加时间权重因子计算客户的当前价值, 为电子商

务企业提供更加精确和动态的客户价值评估，从而优化资源分配，提高营销效率，增强客户满意度和忠诚度。

1 模型建立

1.1 改进的 RFML 模型

传统的 RFM 模型由 Arthur Hughes 该模型仅从客户消费行为的角度出发，忽略了客户忠诚度对价值分类的重要意义。因此，为了后续准确对于电子商务企业的客户进行当前和潜在价值的判断，本文引入客户忠诚度作为 RFM 模型的第四个指标，选取客户在统计时间内的平均消费时间间隔（R）、客户消费频率（F）、客户消费金额（M）以及客户忠诚度（L）构建 RFML 模型，其中客户忠诚度 L 基于客户消费频次占总消费次数的比例计算。各指标计算公式如下：

$$R_i = \frac{T_{il}-T_{if}}{D_t} \tag{1}$$

$$M_i = \frac{M_{it}}{F_i} \tag{2}$$

$$L_i = \frac{F_i}{T_i} \tag{3}$$

其中， T_{il} 、 T_{if} 分别表示客户 i 的最近和最远消费时间， D_t 表示统计时间内发生消费行为的天数， F_i 表示统计时间内的消费频次， M_{it} 表示在统计时间内的消费金额， T_i 表示消费频次与总统计消费次数之比。

1.2 引入的时间权重

传统的 RFM 模型仅考虑客户的消费行为，却并未从时间角度对用户价值加以考量和调整。因此，本项目拟借助指数函数作为客户的时间权重来描述客户价值的时间变化差异，客户最近消费日期越靠近当前，其时间权重越大，反之权重就越小。

$$w_i = \exp^{-\left(\frac{T_{il}-T_{if}}{T_i-T_f}\right)} \tag{4}$$

其中， w_i 表示客户的时间权重， T_i 和 T_f 分别表示统计时间内的最近和最远消费时间。

2 算法聚类

当前常见客户价值分类的聚类算法主要包括 K-means、层次聚类、DBSCAN、和 GMM 的期望最大化。K-means 聚类算法原理简单，但需指定聚类个数 K，且对初始聚类中心敏感。层次聚类可以直观的展示聚类结果，但对噪声和异常值敏感。DBSCAN 算法能够处理任意形状的簇和离群点，但对数据集重的密度变化比较敏感，需要对数据集进行归一化处理。因此，本文选择使用 GMM 的期望最大化实现客户聚类，该方法灵活性较高、可以自适应地调整簇的数量和大小，能够对复杂的数据分布进行建模，适应

各种数据分布，且提供软聚类特性允许数据点部分地属于多个聚类，提供了更丰富的信息和更平滑的边界。

3 实验分析

3.1 实验数据集

本文实验数据集来自于 UCI Machine Learning Repository，记录了一家英国在线零售商在 2010 年 12 月 1 日至 2011 年 12 月 10 日期间所有交易。数据集包含 4296 个客户的 406829 条交易记录，含有订单编号、产品编号、商品描述、购买数量、发票日期、商品单价、客户编号、国家在内的 8 个字段。

3.2 数据处理

本文建立的 RFML 模型需要通过统计期内的客户消费信息进行来构建，由于原始数据的时间跨度超过一年，实验数据预处理部分需要首先删除不必要的列字段，筛选 2010 年 12 月 1 日至 2011 年 12 月 1 日间的数据，并对数据中存在空值和缺失值的数据行进行删除。其次利用公式（1）-（4）计算每位客户的 RFML 四项指标数值及客户价值时间权重。计算结果部分如下表所示：

表1 客户RFML指标及时间权重价值数据样本

Customer ID	Recency	Frequency	Monetary	Loyalty	Weight
17841	0.9945	7512	2.5661	0.019302718	0.3689
14911	0.9973	5583	5.3634	0.014345989	0.3679
14096	0.2466	4598	7.8935	0.011814949	0.7809

表 1 展示了不同 ID 客户的各项指标数据，但由于数值大小不一，在进行聚类前还应增加数据标准化和归一化步骤。最后通过高斯混合模型 GMM 聚类完成不同客户价值的分类。

3.3 结果与分析

本文使用高斯混合模型 GMM 进行客户聚类，设置聚类数目为 4，每个类群的客户人数及聚类中心点如下表 2 所示：

表2 聚类结果

类别	聚类个数	聚类中心点			
		Recency	Frequency	Monetary	Loyalty
客户类别0	1120	1.1526	0.2077	0.05	0.2077
客户类别1	764	1.0282	0.2683	0.0768	0.2683
客户类别2	14	1.3198	0.2587	0.0263	0.1617
客户类别3	994	1.3266	0.1617	0.0683	0.2387

客户类别 0，命名为一般价值客户，人数为 1120 人。该类别的客户特征表现在中等的平均消费时间间隔、消费频次，消费金额和忠诚度也位于中间位置。针对此类客户，企业可以通过集合客户购买历史和偏好，提供个性化的产

品推荐和服务提高交叉销售和附加销售的机会。定期与客户进行互动,了解他们的需求变化,通过积分奖励、会员优惠等手段,增加客户的粘性和忠诚度。

客户类别 1,命名最高价值客户,人数为 764 人。该类别的客户特征表现在较长的客户关系持续时间、频繁的购买活动以及高额的交易记录。为了巩固与该客户群体的合作关系并促进其向高级忠诚客户群体的转变,企业可以为这类客户提供专属的客户经理,提供一对一或定制化的服务,设计高级忠诚度计划,如 VIP 俱乐部,邀请参加品牌活动等,增强品牌忠诚度。

客户类别 2,命名为流失价值客户,人数为 14 人。该类别的客户特征表现在较长的平均消费时间间隔、消费频次,较低的平均消费金额和忠诚度。面向此类客户的流失,企业应及时分析客户流失原因,制定针对性的挽回策略,如特别优惠、回访等。设计企业关怀活动,如生日祝福、节日问候等,增加客户的归属感。

客户类别 3,命名为发展价值客户,人数为 994 人。该类别的客户特征表现在较长的平均消费时间间隔、较低的消费频次、较高的消费金额与客户忠诚度。此类客户是明确企业未来发展的中坚力量,企业通过激励措施,如折扣、积分等,鼓励客户增加购买频次和金额。通过建立品牌忠诚计划、与其他品牌合作开展联合营销,提供联合优惠,增加客户的购买动力。

4 结语

电商平台的发展给消费市场带来了新的动力,与线下消费相比,电商的通路短、成本低,使得商品能够快速上架,且价格更为实惠,也让消费者更加愿意在电商平台上消费。本文针对现有客户价值分类模型,基于真实在线电商零售交易数据提出基于改进的 RFML 模型和时间权重的客户价值分类方法,能够合理地识别不同客户群体的价值和行为特征,有助于企业针对不同客户群体实施差异化的客户关系管理策略营销策略,从而优化资源配置,实现管理效率最大化。

参考文献:

[1] 曹贺,张田晶子,戚琨. 国网江苏电力客户价值精

益分析模型构建与应用[J]. 财务与会计, 2022(19): 8-10.

[2] 包志强,赵媛媛,赵研. 基于改进 RFM 模型的百度外卖客户价值分析[J]. 西安邮电大学学报, 2019, 24(01): 105-110.

[3] 魏丁,苏秦. 制造企业与客户价值感知差异的影响因素及偏差距离研究[J]. 统计与信息论坛, 2021, 36(08): 117-128.

[4] Sarkar M, Puja R A, Chowdhury R F. Optimizing Marketing Strategies with RFM Method and K-Means Clustering-Based AI Customer Segmentation Analysis[J]. Journal of Business and Management Studies, 2024, 6(2): 54-60.

[5] R. E A, Amarpreet K, Nihar K, et al. Impact of Financial and Nonfinancial Constructs on Customer Lifetime Value (CLV): U.S. Retailer's Perspective[J]. Journal of Relationship Marketing, 2023, 22(3): 202-237.

[6] 丁秋雷,胡祥培,齐飞等. 行驶时间延迟下物流配送干扰管理模型——基于客户终身价值的视角[J]. 运筹与管理, 2021, 30(01): 6-12.

[7] 詹爱岚. 基于 RFM 的新一代通信核心技术识别方法研究[J]. 中国发明与专利, 2021, 18(05): 12-21.

[8] 陈丹红,彭张林,万德全. 众包平台用户价值识别与细分: 基于改进的 RFM 模型[J]. 计算机科学, 2022, 49(04): 37-42.

[9] 宗毅,李莹,田容等. 基于改进 RFM 模型的航空公司顾客分级研究[J]. 民航学报, 2023, 7(01): 8-14.

[10] 孙箐. 基于改进 RFM 模型的 Z 企业客户价值细分模型研究[D]. 华北电力大学(北京), 2024.

基金项目: 2024 年度安徽省教育厅高校自然科学研究重点项目“基于 RFML 模型的客户价值再分类及电商平台个性化推荐精度优化研究”(2024AH050200), 2024 年度安徽省教育厅高校人文社科研究重点项目“电子商务发展对区域碳排放的影响机制研究——基于新质生产力视角”(2024AH052322), 安徽国防科技职业学院校级科研平台项目“区域电子商务服务创新研究中心”(2024GFKYPT001)的部分研究成果。