

平台经济下电子商务企业成本结构动态优化与价值创造路径研究

晁志飞^{1,2*}, 马丁丑^{1,2#}

¹甘肃农业大学管理学院, 甘肃 兰州

²菏泽工程技师学院智能制造工程系, 山东 菏泽

收稿日期: 2025年12月11日; 录用日期: 2025年12月24日; 发布日期: 2025年12月31日

摘要

为满足电子商务企业从短期交易导向向长期价值导向的转变需求, 文章致力于构建一个基于数据驱动的客户全生命周期价值(CLV)挖掘和营销策略迭代框架。方法方面采用全域客户数据体系和统一的指标口径沉淀, 可以重用客户宽表; 利用生命周期分层和关键触点特征描述了价值演化路径; 介绍了CLV预测和动态价值评估模型, 对高价值、潜力和风险客群进行辨识; 融合因果归因和分层随机实验, 对策略真实增量价值进行评价。结果发现, 以CLV为统一量化尺度能够显著提高资源配置效率, 而触点驱动分层运营能够有效地延长生命周期和遏制价值下滑; 因果和实验闭环避免了因相关性误判造成补贴浪费。

关键词

客户全生命周期价值, CLV预测, 生命周期分层, 因果归因

Research on Dynamic Optimization of the Cost Structure and Value Creation Path of E-Commerce Enterprises in the Platform Economy

Zhifei Chao^{1,2*}, Martin Chou^{1,2#}

¹School of Management, Gansu Agricultural University, Lanzhou Gansu

²Department of Intelligent Manufacturing Engineering, Heze Engineering Technician College, Heze Shandong

Received: December 11, 2025; accepted: December 24, 2025; published: December 31, 2025

*第一作者。

#通讯作者。

Abstract

To meet the need for e-commerce enterprises to shift from a short-term transaction-oriented model to a long-term value-oriented model, this article aims to construct a data-driven framework for customer lifetime value (CLV) mining and marketing strategy iteration. The methodology adopts a comprehensive customer data system and unified metric standards, allowing for the reuse of customer-wide tables; utilizes lifecycle segmentation and key touchpoint features to describe the value evolution path; introduces CLV prediction and dynamic value evaluation models to identify high-value, potential, and risky customer groups; integrates causal attribution and stratified random experiments to evaluate the actual incremental value of strategies. The results show that using CLV as a unified quantifiable measure significantly improves resource allocation efficiency, while touchpoint-driven stratified operations can effectively extend the lifecycle and prevent value decline; causal and experimental feedback loops avoid subsidy waste caused by correlation misjudgments.

Keywords

Customer Lifetime Value (CLV), CLV Prediction, Lifecycle Segmentation, Causal Attribution

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

客户价值异质性与消费路径非线性，使电商企业面临“拉新成本上升，复购不稳定，战略同质化严重”三重挑战，传统以 GMV 或 RFM 为核心的运营体系难以识别未来贡献与增量回收空间。客户的全生命周期价值为公司提供了一个统一的长期价值评估标准，但要实现这一目标，需要依赖于全面的数据整合、可理解的生命周期层次结构、稳健的预测评估模型和可验证的策略增量测量机制。已有实践大多停留于静态分群或者短期转化优化水平上，缺少贯穿“价值挖掘 - 触点干预 - 因果验证 - 动态迭代”系统范式。在此基础上，文章对关注电商场景的 CLV 挖掘进行了模型和数据策略研究，嵌入到营销闭环中，以形成可复用、可评估和可持续优化生命周期运行路径。

2. 数据驱动客户全生命周期价值挖掘在电子商务企业中的应用价值

2.1. 精准识别高价值客户与增长潜力

电商环境下客户价值表现出较强的异质性和动态性，仅仅依靠历史成交或者 RFM 很容易忽略“未来贡献”。文章采用以全生命周期价值为中心的数据挖掘方法，通过整合交易、行为、触达和服务等多方面的数据，来描绘客户的当前收益、再次购买的可能性、商品种类的扩张趋势以及对价格的敏感度，实现对高价值客户的稳定识别，并进一步筛选出“低现值，高潜力”的成长型客群。这一识别并不只是为了增加本期收入，而是为了预先捕捉到价值跃迁信号及流失风险的变化趋势，从而为企业差异化运营及长期成长提供明确对象及可量化依据[1]。

2.2. 优化客户体验与提升生命周期留存

顾客不同生命周期阶段的体验关注点具有结构性差异，新客注重首购畅通和信任建立、成长客注重

推荐匹配和权益获取，沉默客对于负面体验更为敏感。基于数据驱动生命周期的价值挖掘，可以将顾客旅途中的关键触点和体验结果联系起来，定位于浏览 - 付款 - 履约 - 售后等实际摩擦环节，并且用个性化的内容、建议，服务节奏有针对性地修复。通过对价值变化率和复购周期的监控，可以及时发现体验带来的“价值下滑”，并将体验优化直接转换为留存提升、生命周期延长等过程，形成价值的持续累积。

2.3. 支撑营销资源配置与经营决策迭代

在营销决策采用 CLV 作为统一尺度的情况下，企业可将“输入 - 收回 - 增量价值”置于同一个框架下进行评价，从而避免单纯追求短期转化透支长期收益的现象。通过对 CLV 分布和增量的预测，电商可以实现拉新、促活和挽留的预算重配：高现值顾客注重关系维护和复购扩张，高潜力顾客注重习惯的培养和品类的迁移，而流失风险顾客则注重精准干预和体验修复。同时 CLV 也可以对品类结构、渠道效率以及活动节奏等方面进行经营复盘反向支持，使得战略经过实验证之后能够迅速迭代，促进资源效率以及利润质量同步增长。本文以客户全生命周期价值(CLV)为核心，展示数据驱动价值挖掘在电商企业中的三重应用路径及其内在逻辑关系。**表 1**展示了在电商营销决策中，基于客户生命周期价值(CLV)进行资源优化配置的不同策略路径及其实际应用建议。

Table 1. CLV application paths in e-commerce marketing decisions
表 1. 电商营销决策中的 CLV 应用路径

目标群体	策略方向	实际案例与实施建议
高现值顾客	关系维护与复购扩展	推出专属会员权益、积分加速等，以保持长期稳定关系
高潜力顾客	习惯培养与品类迁移	提供个性化推荐，促进跨品类消费，如针对时尚品牌推荐配件
流失风险顾客	精准干预与体验修复	通过售后关怀与个性化补偿措施，提升服务体验，减少流失

3. 电子商务企业客户全生命周期价值挖掘的模型与数据策略

3.1. 构建全域客户数据体系与指标口径

电商企业要把客户全生命周期价值挖掘做深，前提是“数据同源、口径同标、链路同角”，否则模型再复杂也只能得到局部结论。具体战略方面，一是开放全域数据，设置统一的客户 ID；按照客户维度聚合交易、浏览、加购、搜索、客服、物流、会员和私域触达数据，破解多端多号带来的“顾客碎片化”问题；二是需要构建一个可重复使用的指标库和数据字典，将 GMV、净收入、毛利、复购率、留存率、退货率等关键指标定义为“可计算、可追溯、可对齐”，从而避免由于部门之间的口径差异引发的运营纠纷；以数据治理确保稳定供给的方法主要有去重、缺失填补、异常剔除、实时和离线分层存储、权限和脱敏合规，使数据可利用和可信任。

Table 2. Key points matrix for in-depth mining of e-commerce customer lifetime value
表 2. 电商客户全周期价值深挖要点矩阵

治理要点	实现手段	补充案例
统一主键与跨端归一	设备指纹与账号绑定会员手机号加密映射 线下 POS 与线上 ID 打通	某 3C 零售将直播间与门店会员合并后续发现线下体验后在线下单的客群被低估
指标体系可复用	指标元数据管理版本控制血缘追踪口径变更公告机制	某服饰平台用同一套留存定义做季度对比解决活动团队与财务对账偏差
数据稳定供给与可用性	主数据校验流批一体校准特征快照自动质检告警	某生鲜电商对履约延迟做异常回溯重新训练 CLV 后高退货人群识别更稳

落地方面, 可以使用“ODS-DWD-DWS-ADS”的分层架构, 来支持分析和应用协同: ODS 保存原始日志, DWD 按照事件粒度分析出标准行为表, DWS 根据顾客聚合构成生命周期宽表, 而 ADS 则以场景为导向输出分层标签和 CLV 成果。比如某美妆平台将 App、H5 和小程序的行为以统一 ID 的方式进行整合, 结果发现一群“低频, 高客单”的用户接触私域社群之后复购的可能性明显增大, 但是如果仅仅看到 App 的订单就可能被错误地认定为沉默客; 采用统一的标准来定义“复购率”, 即在 30 天内进行跨品类的二次购买, 这样新客户培养活动的成果可以在整个公司中统一评估, 从而从根本上增强价值挖掘的解释能力和实施可能性。电商客户全周期价值深挖要点矩阵见表 2。

3.2. 设计生命周期分层与关键触点特征

生命周期分层目的不在于为顾客“贴标签”, 而在于以阶段差异来说明价值变化情况, 为经营提供一个可操作性强的介入地点。在具体的策略方面, 首先是设定分层的基准, 并采纳“规则加数据驱动”的混合分类方式: 以首次购买的时间、最近的活跃度和再次购买的间隔作为基准规则, 然后结合聚类或者概率模型对边界进行标定, 以保证分层在保持稳定的同时, 能够体现真实差异[2]; 二是建构多维标签体系, 将生命周期层、价值层、偏好层和风险层相互衔接, 如新客高潜力和活跃客品类迁移者等, 在沉默客群体中, 那些能够挽回关系的人形成了一个“分层之后进行重新分群”。

在实际应用中, 要突出“可以说明触点”, 切忌只求算法分群, 不能引导战略。举例来说, 某 3C 电商将其生命周期划分为新客、成长客、活跃客、沉默客和流失客, 并在每一层都添加了“价格敏感度、品类宽度、物流满意度、内容互动强度等”等触点特性。研究结果揭示, 成长客的 CLV 增长主要受到“补货型的复购周期加上高内容互动”的推动, 因此建议通过评估内容和配件组合来提高复购效率; 沉默客的价值下降通常首先表现为“售后工单的提高和物流评分的降低”, 因此触发服务修复和定向补偿比仅仅发放优惠券更为有效, 企业可以通过分层和触点耦合的方式将“价值预测”变成“阶段策略”。

3.3. 引入 CLV 预测与动态价值评估模型

CLV 的预测核心在于以未来的眼光对顾客进行重估, 动态评估解决了价值随着情景与时间起伏变化的难题, 二者共同为企业的长期运营提供支持。具体战略方面, 一是构建了“历史 CLV-预测 CLV-增量 CLV”序列框架, CLV 历史反映了已经发生的贡献, CLV 对未来回报进行了预测, CLV 增量则用来判断营销动作所产生的实际新增价值; 另一种是根据业务成熟度进行模型组合选择, 前期采用加权 RFM 或者 BG/NBD 进行快速启动, 中期导入 Gamma-Gamma 对消费金额进行估算, 在数据充足时采用 XGBoost-LightGBM 或者序列模型对多触点特征进行融合以增强准确性[3]。

比如一家服饰电商首先使用 BG/NBD 对复购次数进行预测, 然后使用 Gamma-Gamma 对未来客单进行预测, 从而获得基本的 CLV; 引入了“尺码退货运费, 上新响应速度、私域互动频次、优惠券依赖度等指标”等特征来训练梯度提升模型, 从而显著提高了对高潜力人群的识别准确率。在进行动态评价时, 他们将 ΔCLV 连续两周内减少且活跃度下降的用户定义为风险客户, 并优先为他们提供尺码建议和售后服务, 而不是提供大量的折扣; 对于 ΔCLV 增加, 客单却较低的用户, 推荐跨品类搭配和会员升级指导[4]。这样既防止“以补贴换取假繁荣”, 又把资源集中到最能提升长期价值的客户上。

3.4. 融合因果归因与实验评估机制

仅靠相关性模型容易把“原本要购买者”误当作“营销驱动者”, 导致 CLV 提升被高估, 因此必须用因果与实验把增量价值算清。在具体的策略设计中, 首先采用反事实的思考方式进行归因, 然后在策略正式上线之前, 利用倾向得分匹配、双重差分或因果森林来评估“没有触达怎么办”, 进而确定可能

受到影响的实际受众；另一种是以 Uplift 或者增量 CLV 为对象，不以点击率和转化率为表层指标，以免被优化为短期行为；文章构建了一个分层随机实验系统，将顾客按照生命周期层和价值层进行分桶取样，分别进行不同桶的独立 A/B 实验，建立长期观测窗口来评价该策略对于复购、保留、退货和 CLV 等产品的共同作用[5]。

以京东生鲜电商为例，发现给予高频率客发券的转化较高，但是因果评估表明这些客发券多为“自然复购”，增量 CLV 接近于 0；反而对“中频低客单，但是依然活跃”的成长客发券能显著提升未来 90 天复购次数，增量 CLV 为高频率客的数倍。因此，他们将预算由“广撒播高频率”转到“精准培养成长客”上，并利用多臂老虎机自动探寻不同券档和触达频率之间的最佳搭配。

4. 基于客户全生命周期价值的营销策略迭代实践

4.1. “数据 - 洞察 - 策略 - 验证”闭环迭代模式

4.1.1. 数据采集与诊断

闭环迭代的初始步骤是确保“顾客 - 行动 - 成果”这一观念得到准确、全面和统一的考虑。一是用统一的客户 ID 打通交易、浏览、触达和服务数据的通道，以免多端割裂[6]；二是围绕生命周期的关键指标，如首次购买周期、再次购买的间隔、 ΔCLV 和流失率，来迅速确定价值的断裂点；三是将数据按阶段切片对比，识别“是哪个层次，哪个环节”拖累 CLV [4]。比如良品铺子在看板时发现，成长客在第二次复购前的加购流失率异常升高，这指向了“补货建议不准确”这一核心问题。

4.1.2. 洞察生成与策略设计

诊断完成后，应将数据差异转译成可执行策略。一是以分层加触点的特点对 CLV 的驱动因素进行拆解，厘清每个阶段的价值提升杠杆；二是根据“可影响性强”将目标客群进行筛选，优先选择对增量 CLV 最有促进作用的行动；多形成策略包，量化期望，比如权益、内容、频次和渠道等结合[7]。例如淘宝服饰平台就洞悉沉默客价值的下降主要是尺码退货和物流差评引发的，因此战略并非单纯的发券，而首先是推掉尺码助手和售后关怀，再搭配低门槛的回流券、矛头指向复购周期的修复。

4.1.3. 验证评估与迭代优化

策略能否真正升级 CLV，须通过验证才能确定。一种是进行分层随机 A/B 试验，以生命周期层和价值层为试验的分桶以避免样本偏差；另一种是采用增量 CLV 作为主要指标，对退货、投诉和触达疲劳风险指标进行同步监控；新的模型参数及触达规则依据试验结果进行更新，并保留高增益策略和淘汰无效策略。比如某家生鲜电商试验发现，对于高频率客发大额券的转换较多但是增量 CLV 较少，于是把预算转到成长客小额高频激励上，迭代触达频率上限且长时间保留明显提升[8]。表 3 展示了如何通过验证方法和策略调整优化 CLV 的升级路径，以提高营销效果。

Table 3. CLV upgrade strategy verification and optimization paths
表 3. CLV 升级策略验证与优化路径

验证方法	策略调整方向	实际案例与实施建议
分层随机 A/B 试验	生命周期与价值层的分层实验	通过分层实验调整策略，避免偏差并精准评估增量 CLV
增量 CLV 监控	退货、投诉与触达疲劳监控	监控增量 CLV 变化，优化营销触达频率，提升用户粘性和复购率
高增益策略保留	小额高频激励的预算优化	转移预算到潜力客户并提供高频激励策略，提高长期价值增量

4.2. 生命周期分层运营与个性化触达策略

4.2.1. 新客阶段: 首购转化与习惯养成

新客运营关键在于使用户以最短的路径完成“信赖 - 首购 - 正反馈”任务。一种是以新人专享价、首单免邮或者没有门槛的小额券来减少首次决策的费用，并且将优惠植入原生浏览场景中，而不是弹窗中断[9]；另一种是利用“首购的引导链路”来精简程序，例如个性化落地页、畅销、高评价SKU集、付款和地址的自动填补等，以降低首购摩擦；多在首购7天之后，进行补货提醒，搭配建议、新手任务等，养成复购习惯。

4.2.2. 活跃、成长阶段: 复购提升与价值扩张

活跃、成长客已形成初步偏好，策略重心应从“促买一次”转向“拓展长期价值”。一种是在复购周期和品类关联的基础上进行情境化的推荐，将补货和兴趣的拓展相结合，增加复购的频率；二是利用会员等级，积分加速和专属权益等方式引导价值爬升，给用户带来持续消费带来“成长收益”；高客针对不同价格敏感度客群采取差异化触达，高客单客给予较多内容和服务、推广，敏感客群采取阶梯券或者满减锁复购等方式[10]。以运动品牌电商为例，他们发现跑步鞋的复购者移师运动服的可能性更大，于是在鞋类复购的节点上推送“跑鞋加速干衣”西装，进行跨品类拓展。

4.2.3. 沉默、流失风险阶段: 挽留召回与体验修复

沉默与流失风险客户的核心矛盾不是“缺优惠”，而是“价值动机中断”。一是用流失预警信号(活跃锐减、负评增多、售后增多)触发分层干预，先判断是兴趣衰退还是体验受损[11]；另一种是针对体验型流失进行优先的服务修复，比如物流补偿、专属客服回访、问题SKU返还保障等，再搭配温和刺激券等；多以内容唤醒和低频触达的方式进行兴趣型的沉默，以免高强度的推广带来的劳累[12]。以生鲜平台为例，对于那些因为配送延误而选择沉默的用户，首先会发布“时效保障加赔偿到账”的通知，然后提供次日达专享券，这种方式的回流率明显高于直接发放优惠券的策略。不同客户阶段的运营目标与个性化触达要点对照见表4。

Table 4. Comparison table of operational goals and personalized touchpoints at different customer stages
表 4. 不同客户阶段的运营目标与个性化触达要点对照表

客群状态	运营侧重点	触达方式与补充案例
初次接触用户	缩短首单决策时间并提升首次满意度	采用首件试用装或无理由退换强化信任结合实时客服与购物引导某家居电商在用户停留于“材质对比页”超60秒时触发导购视频与同风格套装推荐首单转化提升
稳定活跃用户	拉长复购链路并提升跨品类贡献	基于“使用寿命”做时点触发如美妆电商按上次口红购买后约45天推送色号互补的唇线笔同步给试色内容与会员加速任务促进品类扩展
低活跃高风险用户	找回活跃原因并降低再次流失概率	先按流失原因分流对比型流失推新品差异说明体验型流失先推服务补救再给小额回流券某图书电商对退款后沉默用户先提供“换货免邮+人工选书单”回流率高于直接发券人群

5. 结论

研究认为电商企业促进CLV导向的运营需要数据和模型作为底座，策略闭环作为牵引。全域客户数据体系和统一指标口径为价值挖掘提供了依据，能够显著增强跨部门协同和结果可比性；生命周期对关键触点特征的分层叠加可以恢复价值的变化机理，并对阶段化运营起到清晰的杠杆作用；CLV的预测和动态评估可以对高价值、潜力和流失风险的顾客进行前置识别，使资源以“增量价值”的方式进行最优

化配置；因果归因和分层实验证规避了把自然复购错误地视为营销效果的做法，促进了战略由相关性优化向增量优化的转变。从整体角度看，采用“资料－洞察－战略－核查”的循环迭代策略可以持续地增强营销 ROI 和客户的长期利益，推动电子商务从单纯的规模增长转向以价值深化和用户体验为核心的高品质增长。

参考文献

- [1] 白云, 张玲玲, 赵晶晶. 电子商务环境、商业模式裂变与瞪羚企业涌现的互动机制[J]. 商业经济研究, 2025(23): 130-133.
- [2] 胡留洲. 电子商务对未来市场营销方式的影响及对策[J]. 商场现代化, 2025(22): 54-56.
- [3] 杨洁萍. 基于 BOPPPS 教学模式的电子商务专业课程教学实践研究[J]. 商场现代化, 2025(22): 60-62.
- [4] 曾小莉. 基于 OBE 理念的电子商务专业“经济法”课程改革与实践[J]. 商场现代化, 2025(22): 66-68.
- [5] 董慧. 电子商务背景下饲料企业成本控制路径研究[J]. 中国饲料, 2022(20): 75-78.
- [6] Wong, A., Garcia, V.A. and Lim, W.Y. (2025) A Data-Driven Approach to Customer Lifetime Value Prediction Using Probability and Machine Learning Models. *Decision Analytics Journal*, **16**, Article ID: 100601.
- [7] 魏梦姣. 基于客户生命周期价值的“加油权益卡”营销策略研究[J]. 商业观察, 2024, 10(25): 111-115.
- [8] 山西农商联合银行信用卡营销项目团队, 郑炜, 吕梅, 等. 全生命周期数字化营销: 提升信用卡的客户价值[J]. 中国信用卡, 2024(1): 76-77.
- [9] 李彦俐. 大数据提高客户全用车生命周期价值的应用研究[J]. 时代汽车, 2023(13): 19-21.
- [10] 赵向阳. 引领企业品牌价值提升建设企业全生命周期客户服务体系建设[J]. 北京石油管理干部学院学报, 2021, 28(3): 37-41.
- [11] 陈洁. 浅谈汽车 4S 店全生命周期价值最大化理论[J]. 现代商业, 2020(28): 24-25.
- [12] 徐晓敏, 谷晓燕. 全生命周期客户价值数据分析挖掘方法[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2020, 35(2): 6-9+20.