

网络营销中随机过程应用：精准用户行为预测与策略优化

朱 珠

贵州大学数学与统计学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年9月2日; 录用日期: 2025年9月17日; 发布日期: 2025年10月16日

摘 要

随着电商经济进入精细化运营阶段, 直播电商、社交电商等新模式快速发展, 但用户行为的高度随机性使传统“经验式营销”难以精准触达需求。本文聚焦电商实际运营场景, 以随机过程为核心工具, 通过文献研究法构建理论框架, 梳理其核心思想与电商场景的适配关系, 重点拆解随机过程在用户行为路径优化、商品动态定价、营销资源分配三大核心环节的应用逻辑, 并分析当前应用中存在的数据噪声干扰、突发场景响应不及时、多平台数据难整合等问题, 提出增加数据清洗、建立应急机制、打通多平台数据等改进方向。研究表明, 随机过程可将“无记忆性”“状态转移”等思想转化为电商可落地的方法, 帮助企业降低营销成本、提升用户体验与营销投资回报率, 为电商网络营销数字化决策提供参考。未来随着电商数据愈发丰富, 随机过程的应用将更精准, 助力电商从业者实现“数据驱动 - 策略优化 - 效果验证”的运营闭环。

关键词

随机过程, 马尔科夫链, 电商营销, 用户行为预测, 动态定价, 资源分配

Application of Stochastic Processes in Online Marketing: Accurate User Behavior Prediction and Strategy Optimization

Zhu Zhu

School of Mathematics and Statistics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: September 2, 2025; accepted: September 17, 2025; published: October 16, 2025

Abstract

As the e-commerce economy enters the stage of refined operations, new models such as live-streaming e-commerce and social e-commerce have developed rapidly. However, the high randomness of user behavior makes it difficult for traditional “experiential marketing” to accurately reach customer demands. This paper focuses on the actual operation scenarios of e-commerce, takes stochastic processes as the core tool, constructs a theoretical framework through literature research, sorts out the adaptation relationship between its core ideas and e-commerce scenarios, and focuses on analyzing the application logic of stochastic processes in three core links: user behavior path optimization, dynamic commodity pricing, and marketing resource allocation. It also examines problems existing in current applications, including data noise interference, delayed response to emergent scenarios, and difficulties in integrating multi-platform data, and proposes improvement directions such as enhancing data cleaning, establishing emergency mechanisms, and connecting multi-platform data. The research shows that stochastic processes can transform concepts like “memorylessness” and “state transition” into practical methods applicable in e-commerce. These methods help enterprises reduce marketing costs, improve user experience and marketing return on investment (ROI), and provide references for digital decision-making in e-commerce online marketing. In the future, as e-commerce data becomes more abundant, the application of stochastic processes will become more precise, assisting e-commerce practitioners in realizing an operational closed loop of “data-driven—strategy optimization—effect verification”.

Keywords

Stochastic Processes, Markov Chain, E-Commerce Marketing, User Behavior Prediction, Dynamic Pricing, Resource Allocation

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

当下，电商经济迈入精细化运营阶段，2024 年中国网上零售额突破 15 万亿元，直播电商、社交电商、跨境电商等新模式蓬勃兴起。然而，新模式的发展也带来了用户行为高度随机的的问题[1]。电商用户可能在直播间短暂停留后突然下单，也可能反复浏览商品却最终放弃购买，甚至在大促期间因优惠波动改变复购计划。这种动态且不确定的用户行为，使得传统依赖经验的“经验式营销”难以精准把握用户需求，无法实现高效的营销触达[2]。

在此背景下，如何科学地洞察、预测并引导用户行为，成为电商企业提升营销 ROI (投资回报率)与核心竞争力的关键。随机过程理论，作为研究随机现象随时间演变规律的数学工具，为解构这一复杂性提供了强大的理论框架[3]。其核心思想，如状态的转移、事件的无记忆性等，与用户从认知到购买的全旅程具有高度的映射关系。通过构建随机过程模型，企业能够将看似混沌的用户行为数据转化为可量化、可预测的决策依据。

本文旨在系统探讨随机过程理论在电商营销中的应用框架与实践路径。研究将首先回顾随机过程，特别是马尔科夫链等相关理论在营销领域的演进与前沿应用，奠定理论基础。进而，深入剖析该理论与电商三大核心运营场景——用户行为路径优化、商品动态定价与营销资源分配的适配性与应用逻辑。针对当前应用中存在的模型假设脱节、参数估计偏差等挑战，本文将提出融合多源数据与分层建模的技术

优化路径，以增强模型的精准性与鲁棒性。最终，本研究期望为电商企业实现数据驱动的精准确营销与策略优化，提供一套兼具理论深度与实践可行性的系统方法论。

2. 文献综述与研究进展

随机过程理论在营销领域的应用并非一蹴而就，其发展脉络与数据分析技术的进步及营销理念的演变紧密相连。国内外的相关研究大致经历了从宏观统计到微观预测、从静态分析到动态建模的深化过程。

早期研究多集中于利用概率模型进行市场趋势的宏观描述与预测[4]。例如，赵瑞峰与王维探讨了马尔科夫链在市场占有率预测中的应用，其基本假设是消费者的品牌选择行为具有一定的转移概率，该研究为后续的随机过程应用提供了初步思路[5]。然而，这类早期模型大多建立在较强的简化假设之上，难以捕捉数字环境下消费者行为的细微差别和快速变化。

随着大数据技术的成熟，研究重点转向对用户个体行为序列的建模与预测。皇甫汉聪与肖招娣的研究体现了这一趋势，他们分析了用户行为数据，并将其用于个性化推荐算法，这本质上是对用户“下一项偏好”的随机过程预测[1]。与之类似，晏吉琦的学位论文直接以购买行为预测为目标，运用了数据挖掘方法对用户行为序列进行分析[2]。这些研究标志着从“群体”概率到“个体”序列预测的转向，但它们在理论模型上多依赖于数据驱动，与随机过程的理论框架结合不够紧密。

近年来，研究前沿开始聚焦于开发更复杂、更精细的随机过程模型以应对实际营销场景的挑战。陈雪姣与侯春娟的研究代表了这一深化方向，他们尝试将神经网络与马尔科夫链相结合，利用神经网络的非线性拟合能力优化状态识别和转移概率的估计，以提升模型在复杂营销策略优化中的性能[6]。这反映了当前学界的一个重要趋势：即通过机器学习与随机过程的融合，来克服传统模型在假设、参数估计和维度灾难方面的局限[7]。

在国际上，随机过程模型已被广泛应用于客户生命周期价值预测、客户流失预警、动态定价等领域。这些研究通常强调模型的贝叶斯更新、非齐次马尔科夫性以及和隐变量的结合，以更好地处理数据的噪声和状态的不可观测性。

综上所述，现有研究为本课题提供了坚实的基础，但仍存在可深化之处：首先，国内研究对随机过程理论框架与电商全链路营销场景的系统性结合论述不足；其次，在面对高维度、多源异构的电商数据时，如何对传统模型进行技术修正与优化，缺乏具有操作性的方法论探讨。本研究将针对这些缺口，旨在构建一个系统化的应用框架，并提出具体的技术整合路径。

3. 核心理论思想与电商场景适配

3.1. 随机过程的核心思想与电商映射

随机过程的本质是“描述随时间变化的不确定现象”[8]，这一核心思想在电商场景中有着广泛且直观的体现：1) 离散时间与连续时间：在电商运营中，“每日商品订单量”属于离散时间现象，其数据按天进行统计，具有明显的时间间隔；而“直播间实时观看人数”则是连续时间现象，人数会随着时间的推移实时变动，不存在明显的时间断点。电商企业可根据时间维度的差异，选择不同的分析频率，例如对每日订单量按日分析，对直播间观看人数则可实时监测分析。2) 离散状态与连续状态：“用户是否加入购物车”是典型的离散状态，结果只有“是”或“否”两种；“商品实时销量”则属于连续状态，销量数值会在一定范围内持续变化，可取任意数值。对于离散状态的“用户加购”情况，企业可据此优化加购引导策略，提高用户加购率；对于连续状态的“商品实时销量”，则可用于预测库存消耗速度，及时调整库存水平。3) 关键特性的电商价值：随机过程中的“均值”在电商领域可理解为“月度平均广告转化率”，它能够反映出一段时间内营销活动的整体效果，帮助企业评估营销方案的有效性；“方差”可对应

“大促期间订单量的波动幅度”，方差越大，表明订单量波动越剧烈，企业需提前协调物流资源，确保订单能够及时配送；“相关性”可用于分析不同商品之间的销量关联，例如若“衬衫与领带”的销量呈现同步增长趋势，企业可将两者组合成套装进行促销，提高整体销售额。

3.2. 马尔科夫链的“无记忆性”与电商应用

马尔科夫链最核心的思想是“未来状态仅由当前状态决定，与历史无关”，这一特性与电商用户的行为逻辑高度契合。在电商场景中，用户下一步是否下单，主要取决于当前是否浏览了商品详情、是否了解商品信息等当前状态，而非上周或更早之前是否浏览过同类商品等历史状态。

在电商运营实践中，这一思想可转化为“用户行为状态转移”分析。企业可将用户行为划分为不同的状态，如“未触达、浏览广告、互动、购买、流失”5种状态，然后通过数据分析统计不同状态之间的流转概率。通过这些流转概率，企业能够清晰地发现运营过程中的薄弱环节。此外，通过分析用户“复购状态”的流转情况，企业还能精准识别高价值用户。若某用户“购买后复购的概率达到60%”，这表明该用户对品牌具有较高的认可度和忠诚度，属于高价值用户。针对这类用户，企业可推送会员专属权益，如专属折扣、优先购买权等，进一步增强用户粘性，锁定其长期消费。

3.3. 随机过程与马尔科夫链的关联性

马尔科夫链可以看作是随机过程的“简化应用工具”。当电商企业面临复杂的不确定现象，难以直接运用随机过程进行全面分析时，可通过“状态离散化”的方式降低分析难度。例如，将“商品销量”这一连续波动的数字，简化为“高销量、中销量、低销量”三种离散状态，然后分析这三种状态之间的流转规律，从而为企业的库存管理、生产计划等提供决策支持。

在实际应用中，“隐马尔科夫模型”的思想具有重要价值。电商企业无法直接判断市场当前处于“旺季”还是“淡季”，但可以通过“广告点击量、用户咨询量、转化率”等可观测的数据指标，反向推断市场的潜在状态。一旦明确了市场状态，企业就能据此调整运营策略。比如，若通过可观测数据判断市场处于旺季，可加大广告投放力度、增加库存；若判断处于淡季，则可减少广告预算、推出促销活动清理库存[6]。

4. 电商营销中的三大应用方案

4.1. 用户行为路径优化：提升转化效率

电商用户从“看到广告”到“最终下单”的整个过程，会经历多个行为环节，而每个环节都可能出现用户流失的情况。利用随机过程中的“状态转移”思想，企业能够精准找到用户流失的关键节点，并采取针对性措施进行优化，具体步骤如下：

首先，拆解用户的行为状态，根据电商运营重点，将用户行为拆解为5个关键节点：(1) S1：广告触达但未浏览；(2) S2：浏览广告或商品页；(3) S3：互动；(4) S4：购买；(5) S5：流失。然后通过电商后台的用户行为日志，统计不同状态间的流转比例，即从 SX1 转化到 SX2 的概率。再针对流转概率低的环节，设计具体改进方案：(1) 若发现用户浏览商品后直接购买的比例较低，即 S2 转化为 S4 的概率低，企业可在商品详情页顶部增加“限时福利”模块，如限时折扣、限时赠品等，缩短用户的决策路径，提高购买转化率；(2) 若互动后不购买，即 S3 转化为 S4 概率低，可安排客服在用户咨询时，同步推送“专属满减券”，刺激用户即时下单，提升转化效果；(3) 若广告触达用户后，用户不进行浏览，即 S1 转化为 S2 的概率低，企业则需要优化广告素材，根据目标用户的喜好和需求，设计更具吸引力的广告内容，提高用户的点击意愿。

4.2. 商品动态定价：平衡利润与销量

电商商品的价格并非一成不变，成本上涨、竞品调价、促销节点等因素都会对商品定价产生影响。如果企业仅凭经验进行定价，很可能出现“利润低”或“销量差”的问题。利用随机过程中“销量波动规律”的思想，企业能够实现商品的动态定价，在保证利润的同时，维持良好的销量水平，具体逻辑如下。

4.2.1. 识别价格影响因素

电商商品定价主要受三大因素影响：(1) 成本因素：原材料价格上涨、物流费用增加、人工成本上升等都会推高商品的成本，进而影响商品定价。企业在定价时需充分考虑成本变动情况，确保定价能够覆盖成本并获得合理利润。(2) 竞品因素：市场竞争激烈，竞品的定价策略对自身商品销量有着重要影响。若竞品推出同款商品并进行折扣销售，企业需根据自身情况决定是否跟进降价，以保持市场竞争力。(3) 营销因素：不同的营销阶段和活动对定价有不同要求。例如，在大促期间，用户对价格较为敏感，企业需加大折扣力度；在新品推广期，为吸引用户尝试购买，可适当降低定价，积累销量和用户评价。

4.2.2. 按“波动趋势”调整定价

根据上述因素，将商品生命周期分为“推广期、稳定期、清库存期”，对应不同的定价策略：

在新品上架 1~2 周的推广期，为吸引用户关注和尝试购买，定价可略低于竞品 5%~10%。同时，推出“首单立减”活动，降低用户的购买门槛，积累初始销量与用户评价，为后续销售奠定基础。

商品上架 2 周~2 个月进入稳定期。若此时销量呈现稳步增长趋势，说明商品已获得市场认可，企业可小幅提价 3%~5%，以提升利润水平；若销量波动不大，保持相对稳定，则维持原价，并搭配“满赠”等活动，进一步提高用户的购买意愿和客单价。

当商品进入清库存期，企业需根据库存消耗速度及时调整定价。例如，当库存剩余 500 件时，可降价 10%促进销售；当库存剩余 200 件时，进一步降价 20%，加快库存清理速度，避免商品滞销导致的资金占用和损失[9]。

4.3. 营销资源分配：减少浪费提升效果

电商企业的营销资源通常是有限的，若不根据市场情况和用户需求，将资源平均分配到各个场景，往往会出现“旺季资源不足、淡季资源浪费”的现象。利用随机过程中“隐性状态识别”的思想，企业能够精准判断市场所处的状态，从而合理分配营销资源，减少资源浪费，提升营销效果，具体操作如下。

4.3.1. 定义市场隐性状态

电商企业无法直接判断市场当前处于“旺季”还是“淡季”，但可以通过以下 3 个可观测的数据指标进行间接识别：广告点击量、用户咨询量、转化率。

在旺季，用户对商品的需求旺盛，广告点击量通常会比平时高 20%以上；而在淡季，用户需求降低，广告点击量也会相应减少。用户购买意愿强烈，对商品的疑问和需求也更多，咨询客服的人数会比平时增加 30%以上；淡季时，用户咨询量则会明显下降。用户决策速度较快，购买意愿强，下单转化率比平时高 15%以上；淡季时，用户购买决策相对谨慎，转化率也会有所降低[10]。

根据以上三个指标的达标情况，可对市场状态进行判断：若三个数据同时达标，可判断为“旺季”；若两个指标不达标，则为“淡季”；其余情况则为“平季”。

4.3.2. 按状态分配资源

针对不同的市场状态，企业应制定差异化的营销资源分配策略：

在旺季，增加广告预算，将资金重点投放于高转化渠道，如谷歌搜索广告、抖音信息流等，这些渠道能够精准触达有购买需求的用户，提高广告投放效果。增加客服与仓储人员的数量，例如将客服人数从 10 人增至 20 人，确保能够及时响应用户咨询，避免因咨询响应慢导致用户流失；同时，充足的仓储人员能够保证商品及时发货，避免发货延迟影响用户体验。推出各类促销活动，如“前 1000 单 8 折”，利用用户的从众心理和紧迫感，刺激用户即时下单，进一步提升销量。

在淡季，缩减广告预算，仅保留老用户召回渠道，如通过短信、会员专属推送等方式，向老用户传递优惠信息，唤醒老用户的购买需求，降低广告资源的浪费。将营销重点放在清库存商品上，搭配“满 2 件减 50”等优惠活动，加快库存周转，减少资金占用。开展“会员签到领积分”等活动，提高用户的活跃度和粘性，维持用户对品牌的关注度，为旺季销售储备用户资源。

在平季，维持常规的广告预算水平，同时积极测试新的营销渠道，如小红书种草等，探索新的用户增长点，为后续业务拓展积累经验。少量上新新品，通过市场反馈了解用户对新品的需求和评价，收集用户意见进行产品优化，为旺季推出更符合市场需求的商品做准备。

5. 应用中的问题与改进方向

5.1. 当前面临的核心问题

5.1.1. 模型假设与电商实际场景脱节

随机过程模型通常基于一系列理想假设，如马尔科夫链的“无记忆性”假设认为未来状态仅依赖当前状态，但在电商实际场景中，用户行为可能存在“路径依赖”。例如，用户之前多次浏览某类商品但未购买的历史记录，可能会影响其当前的购买决策，这与“无记忆性”假设存在冲突，导致模型无法准确刻画用户行为规律，进而影响基于模型的营销决策效果。

5.1.2. 参数估计偏差导致预测失真

随机过程模型的应用依赖于对模型参数的准确估计，而电商数据具有高维度、动态性的特点，容易导致参数估计出现偏差。以商品销量预测为例，若仅基于历史销量数据估计随机过程模型参数，而忽略了季节性因素、突发营销活动等动态影响因素，会使参数无法反映真实的销量波动规律，导致销量预测结果失真，进而影响商品定价、库存管理等决策的合理性。

5.1.3. 多维度状态空间建模复杂

在电商场景中，用户行为、商品特征、市场环境等均为影响营销效果的重要维度，若要全面刻画这些维度的随机变化过程，需构建多维度状态空间的随机过程模型。但多维度状态空间会大幅增加模型的复杂度，不仅需要更多的数据支撑，还会提高模型计算难度，导致模型训练耗时过长、收敛困难，难以快速应用于电商实时营销决策场景[11]。

5.2. 未来改进方向

5.2.1. 结合电商场景修正模型假设

针对模型假设与电商实际场景脱节的问题，需结合电商用户行为特征修正随机过程模型假设。对于马尔科夫链的“无记忆性”假设，可引入“加权记忆因子”，将用户近期的历史行为(如近 7 天的浏览、加购记录)赋予一定权重，融入当前状态的判断中，使模型更贴合用户行为的“路径依赖”特性。例如，在用户购买决策预测模型中，若用户近 7 天内多次浏览某商品，可提高其当前状态向“购买”转移的概率，提升模型预测准确性[12]。

5.2.2. 融合多源数据优化参数估计采用贝叶斯方法与在线学习机制应对概念漂移

为解决参数估计偏差问题，应融合多源电商数据优化随机过程模型参数估计。在商品销量预测模型中，除历史销量数据外，还需纳入季节性指数、促销活动强度、竞品价格变动等多源数据，构建多变量随机过程模型。通过贝叶斯估计方法，将多源数据作为先验信息融入参数估计过程，动态调整参数值，使参数更能反映真实的销量影响因素，减少预测失真。例如，在大促期间，根据促销活动强度数据动态调整销量波动参数，提高大促期间销量预测的准确性。

5.2.3. 引入分层建模简化状态空间

针对多维度状态空间建模复杂的问题，可引入分层建模思想简化随机过程模型的状态空间。将电商营销系统划分为用户层、商品层、市场层三个层级，在每个层级内部构建低维度的随机过程子模型，如用户层构建用户行为状态转移子模型，商品层构建商品销量波动子模型，市场层构建市场状态识别子模型。通过层级间的耦合机制(如用户行为子模型的输出作为商品销量子模型的输入)，实现多维度信息的整合，在保证模型准确性的同时，大幅降低建模复杂度，提高模型在实时营销决策中的应用效率[13]。

6. 结论与展望

随机过程并非复杂的数学工具，而是解决电商营销“不确定性”的实用思想——通过识别用户行为的流转规律，可优化转化路径；通过分析商品销量的波动趋势，可调整定价库存；通过判断市场的隐性状态，可分配营销资源。这些应用无需高深的数学知识，只需结合电商实际场景，将“状态转移”“波动规律”等思想转化为具体操作。

未来，随着电商数据越来越丰富，比如实时行为数据、跨平台数据，随机过程的应用将更精准：比如通过实时捕捉用户在直播间的停留、互动数据，动态调整商品讲解顺序；甚至通过预测用户“流失风险”，提前推送“回归福利券”。同时，随着人工智能技术的发展，随机过程与机器学习算法的融合将成为重要趋势，例如利用深度学习方法优化随机过程模型的参数估计，进一步提升模型的预测精度和适应能力[14]。

对电商从业者而言，无需纠结于数学公式，更应关注“如何将随机过程思想与自身运营痛点结合”——找到自己的“用户流失节点”“商品波动规律”“市场隐性状态”，并针对性优化，才能在激烈的电商竞争中实现持续增长。若需进一步落地，可先从单一环节切入，比如先优化用户加购转下单，再逐步拓展至全链路，最终形成“数据驱动-策略优化-效果验证”的闭环。

参考文献

- [1] 皇甫汉聪, 肖招娣. 基于用户行为数据分析的个性化推荐算法分析[J]. 电子设计工程, 2019, 27(7): 38-41+46.
- [2] 晏吉琦. 基于网购用户的购买行为预测分析[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆理工大学, 2023.
- [3] 张波, 商豪, 邓军. 应用随机过程[M]. 第5版. 北京: 中国人民大学出版社, 2020.
- [4] 郭全德, 马江洪. 一个基于 Markov 随机过程的消费模型[J]. 经济数学, 2001(2): 52-55.
- [5] 赵瑞峰, 王维. 浅谈马尔科夫链在市场预测和决策中的运用及改进[J]. 中国市场, 2011(23): 30-32.
- [6] 陈雪姣, 侯春娟. 基于神经网络——马尔科夫链复合模型的理论方法在营销策略优化中的应用[J]. 现代企业文化, 2023(12): 49-52.
- [7] 王颖, 阮梦黎. 基于大数据的电商异常交易风险评估仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(3): 369-372+388.
- [8] Shreve, S.E. (2004) Stochastic Calculus for Finance II Continuous-Time Models. Springer.
- [9] 朱佳燕. 基于数据挖掘的电商广告对用户购买行为影响研究[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古财经大学, 2024.
- [10] 石绣天. 不确定环境下供应链库存与定价问题研究[D]: [博士学位论文]. 南京: 南京大学, 2015.

-
- [11] 袁兴福, 张鹏翼, 王军. 电商用户“状态-行为”建模及其在商品信息搜索行为分析的应用[J]. 现代图书情报技术, 2015(6): 93-100.
 - [12] 陈梅梅, 茅金波. 基于会话聚类 and 马尔科夫链的动态用户行为模型改进研究[J]. 电子商务评论, 2019, 8(1): 8.
 - [13] Bumbaca, F.R., Misra, S. and Rossi, P.E. (2020) Scalable Target Marketing: Distributed Markov Chain Monte Carlo for Bayesian Hierarchical Models. *Journal of Marketing Research*, **57**, 999-1018.
<https://doi.org/10.1177/0022243720952410>
 - [14] 樊慧琼. 基于深度学习的电子商务产品数据分析研究[D]: [博士学位论文]. 南昌: 江西财经大学, 2025.