算法驱动下的互联网产品开发范式转型研究——以短视频平台为例

张立群
浙江经济职业技术学院，浙江 杭州 310018
DOI: 10.61369/TACS.2026090049

摘　　要： 当推荐系统能够在分钟级别完成策略切换，而产品经理的迭代周期仍以周为单位时，传统的瀑布模型与敏捷开发是否已然失效？本文以抖音为观察对象，试图回答一个被长期忽视的问题：算法驱动是否已经构成一种独立的产品开发范式。通过对其推荐系统的技术架构与开发流程的剖析，笔者发现算法驱动范式以数据闭环、实时优化和预测性开发为特征，在需求发现、方案设计、上线验证等五个环节均发生了结构性重构。双塔模型与六级流量池赛马机制使内容分发从“人工选品”进化为“数据投票”，字节跳动日均数万次 A/B 实验的常态化运行，则标志着验证方式从“经验判断”转向“在线实验”。值得警惕的是，这一范式并非没有边界——算法黑箱、信息茧房与创新抑制等问题的存在，表明其有效性受数据丰度、目标可量化程度和错误成本三重条件约束。本文构建了传统范式与算法驱动范式的六维对比框架，并指出产品经理需从“功能设计者”向“目标函数定义者”转型。

关 键 词： 算法驱动；产品开发范式；抖音；数据闭环；范式转型

A Study of the Paradigm Shift in Algorithm-Driven Internet Product Development: A Case Study of Short Video Platforms

Zhang Liqun
Zhejiang Technical Institute of Economics, Hangzhou, Zhejiang 310018

Abstract: When recommendation systems can complete policy switching within minutes, while product managers ‘iteration cycles still operate on a weekly basis, does the traditional waterfall model or agile development approach have already become obsolete? This paper takes TikTok as a case study to address a long-neglected question: has algorithm-driven development already emerged as an independent product development paradigm? Through an analysis of TikTok's recommendation system technical architecture and development process, the author finds that the algorithm-driven paradigm is characterized by a data closed-loop, real-time optimization, and predictive development approach, with structural reconfigurations occurring across five key stages: requirement discovery, solution design, deployment validation, and others. The dual-tower model and six-tier traffic pool competition mechanism have evolved content distribution from "manual product selection" to "data-driven voting," while the routine daily execution of tens of thousands of A/B tests by ByteDance marks a shift in validation methods from "empirical judgment" to "online experimentation." It is worth noting that this paradigm is not without boundaries—issues such as the algorithmic black box, information cocoon, and innovation suppression indicate that its effectiveness is constrained by three key conditions: data abundance, the quantifiability of objectives, and the cost of errors. This paper constructs a six-dimensional comparative framework between the traditional paradigm and the algorithm-driven paradigm, and emphasizes that product managers need to transition from being "function designers" to "objective function definers."

Keywords: algorithm-driven; product development paradigm; TikTok; data closed loop; paradigm shift

引言

短视频早已不是娱乐消遣的附属品，而是重塑信息分发格局的基础设施。截至2025年底，中国短视频用户规模突破10.74亿，网民渗透率高达95.4%[1]。在这一庞大的用户基数之上，抖音以月活10.01亿、日活8.5亿的体量稳居头部，用户日均观看时长达到120分钟——这意味着一个普通用户每天将近两个小时沉浸在由算法编织的内容流中。算法推荐系统已经从“增强功能”升级为“产品本

 Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

身”：没有算法，抖音就不存在。

然而，一个尴尬的事实是：产品开发的主流方法论仍然停留在瀑布模型与敏捷开发的框架内。这两种范式的共同前提是，产品需求由人来定义，迭代节奏由人来驱动。当推荐系统可以在分钟级别完成特征更新和策略切换时，以周为单位的迭代周期已无法适应算法的演进速度。这一张力提出了一个不容忽视的问题：算法驱动是否已经构成一种独立的产品开发范式？如果是，它与传统范式有何本质差异？其适用边界又在哪里？

本文采用单案例研究方法，选择抖音作为典型案例。选择依据有三：其一，抖音是全球用户规模最大的短视频平台，算法驱动的实践最为成熟；其二，字节跳动在技术博客等渠道公开了大量算法架构信息，数据可获取性较好；其三，抖音的商业模式高度依赖算法推荐，算法与产品开发的耦合度极高，使其成为观察算法驱动范式的理想窗口。数据来源包括字节跳动技术博客、第三方研究报告及学术文献。

一、算法与产品开发的演进特征

（一）算法驱动范式的核心特征

本文将算法驱动范式界定为：以实时数据反馈闭环实现产品自我演进的产品开发方法论。其核心特征可以概括为三个层面。数据闭环是最基础的层面——用户行为数据经特征提取、模型训练、推荐输出后再次回流，形成自循环的数据飞轮，反馈延迟压缩至分钟级。实时优化则进一步将人的干预排除在外：算法参数通过在线学习机制持续更新，无需人工介入即可完成调优。最具颠覆性的是预测性开发——算法基于用户行为预测，在用户尚未表达需求时主动调整内容策略。例如，抖音的冷启动策略通过新用户前3个视频的完播行为预测其兴趣偏好，无需任何显式调研。俞军在《产品方法论》中提出的用户价值公式——“用户价值=(新体验－旧体验)－替换成本”[4]——为评估算法驱动的价值增益提供了精确的分析工具。

（二）产品开发范式的演进与断裂

现有研究通常将产品开发方法论描述为一条线性演进轨迹：Royce（1970）的瀑布模型强调需求完整性与阶段 gates[2]；敏捷宣言（2001）转向快速迭代与用户协作[3]；DevOps 进一步打通开发与运维边界。这一叙事隐含了一个未被质疑的前提：产品需求始终由人来定义。然而，当算法能够自主识别用户需求、自动优化推荐策略时，这一前提便宣告失效。现有文献对算法驱动的讨论多停留在推荐系统技术层面——如 Covington 等（2016）提出的 YouTube 双塔模型[5]——尚未将其上升到产品开发范式的理论高度。本文试图填补这一空白。

（三）与传统范式的差异

表1从六个维度对比了传统范式与算法驱动范式的核心差异。需要特别指出的是，算法驱动并非对敏捷开发的完全替代，而是在需求发现和验证环节的深化与自动化。

表1 传统范式与算法驱动范式对比

对比维度	瀑布 / 敏捷开发	算法驱动范式
需求来源	预设（PM 定义）	涌现（算法识别）
决策依据	经验 + 用户调研	实时行为数据
迭代节奏	天 / 周 / 月级	分钟级
团队结构	产品 – 研发分离	算法 – 产品融合
验证方式	灰度 +A/B 测试	在线实验常态化
核心产出	功能代码	目标函数 + 特征工程

二、案例分析：抖音的算法驱动开发实践

（一）抖音推荐算法的技术架构

抖音推荐系统的技术架构以双塔模型为核心[5]。用户塔编码数百维用户画像特征——年龄、地域、兴趣标签、历史行为序列等；内容塔编码视频特征，包括类别、时长、标签、创作者权重。两塔通过内积计算匹配度，生成推荐候选集。这一架构的本质是“将人和内容分别向量化，在向量空间中计算相似度”，比传统基于规则的推荐更具可扩展性。

在流量分发层面，抖音采用六级流量池赛马机制：新内容首先进入冷启动池（200至500次播放），根据完播率、互动率等指标决定是否晋级；随后依次进入小流量池（1000至5000次）、中流量池（1万至10万次）、大流量池（10万至100万次）、热门池（100万至500万次）和超级热门池（500万次以上）。每一级晋级阈值动态调整，2026年版本中收藏率权重高于点赞率，粉丝互动权重是非粉丝的3倍。值得注意的是，这一机制颠覆了传统的内容审核逻辑——内容的好坏不由编辑判断，而由数据投票。笔者观察到，这种“算法选品”模式虽然提升了分发效率，但也引发了一个结构性问题：当算法只奖励“数据表现好”的内容时，是否不可避免地导致了内容同质化？

实时反馈回路是算法驱动范式的技术基石。用户每一次滑动、停留、点赞、评论行为，均被转化为特征向量输入模型，触发排序权重的重新计算。从行为发生到推荐结果更新，延迟控制在分钟级。这意味着产品实际上处于“持续微调”状态，而非传统意义上的“版本迭代”。

（二）算法驱动下的抖音产品开发流程

在算法驱动范式下，抖音的产品开发流程发生了五个层面的结构性重构。

需求发现：算法替代调研。传统需求来源于用户调研和 PM 经验判断。在抖音，需求发现高度依赖算法对用户行为模式的挖掘。以“同城”功能为例，算法通过分析用户地理位置标签和内容消费偏好，识别出“本地生活”兴趣聚类——具体表现为大量用户在特定地理半径内集中消费美食探店、景点打卡类内容，且完播率和互动率显著高于其他类别。算法将这一聚类标记为“同城兴趣”，据此孵化出同城内容板块。该功能上线后，同城内容

Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

消费量增长了300%以上。笔者以为，这一案例揭示了一个深刻转变：PM不再需要“发现”需求，而需要“设计”让算法自动发现需求的机制。

方案设计：目标函数成为设计语言。传统方案以PRD为核心，描述功能逻辑和交互流程。算法驱动范式下，方案设计的核心变为定义目标函数。抖音推荐团队同时最大化日活跃用户数、用户停留时长、内容多样性和社会价值四个目标，采用多目标优化框架进行权重平衡。例如，在推荐排序权重的方案设计中，算法工程师与PM共同定义目标函数：最大化“日活跃用户数 × 人均停留时长 × 内容多样性指数”。PM不需要描述“推荐更多娱乐内容”，而是调整目标函数中“内容多样性”的权重系数。这要求PM具备算法素养，理解特征工程和模型约束——这无疑提高了产品设计的门槛。

开发实现：特征工程成为核心工作量。传统开发的核心是编写功能代码；算法驱动范式下，大量工程投入转向特征工程。抖音的用户画像包含数百维标签，涵盖长期兴趣、短期偏好、社交关系和消费能力等维度。以“消费能力”特征为例，团队通过分析用户点击高客单价商品的频率和停留时长，构建了用户消费意向评分模型，该特征上线后广告点击率提升了18%。特征质量直接决定模型效果，特征工程的迭代频率远高于功能代码。

上线验证：灰度发布与A/B实验常态化。字节跳动日均处理数万次A/B实验，采用四层灰度策略。以抖音电商入口的渐进式上线为例，该功能从1%灰度开始，通过A/B实验验证对核心指标的影响：日活跃用户数变化率-0.3%（无显著影响），停留时长提升2.1%，电商点击率提升4.7%。基于这些数据，团队将灰度扩大至5%，再进行第二轮验证，最终在全量前共进行了12轮实验，累计覆盖用户超过2亿人次。Kohavi与Thomke在《哈佛商业评论》中指出，在线实验是“数据驱动决策最强大的工具”[6]，字节跳动将这一理念推向了极致。然而，A/B实验的常态化也带来了一个隐忧：当所有决策都依赖数据时，产品经理是否正在丧失基于直觉和洞察的“手感”？

迭代优化：算法参数自动调优。传统迭代以版本为单位，周期通常为1至4周。算法驱动范式下，推荐模型参数通过在线学习持续更新。以推荐冷启动策略为例，抖音根据新用户的完播行为实时调整推荐权重：完播率超过60%的用户被标记为“高粘性”，推荐权重向深度内容倾斜；低于30%的用户被标记为“低粘性”，推荐权重向轻娱乐内容倾斜。调参周期为分钟级，远超传统迭代的响应速度。据统计，抖音推荐算法替代了约80%的人工编辑推荐工作，内容分发效率提升了数倍。

（三）算法驱动范式的成效与代价

成效方面，算法驱动范式为抖音带来了爆发式增长。日活用户从2018年的约2.5亿增长至2025年的8.5亿，人均日使用时长突破120分钟。字节跳动2025年营收约1860亿美元，广告收入达4200亿元人民币，其中抖音贡献了约65%[7]。TikTok海外营收增长近50%，全球广告收入在2025年第二季度达134亿美元（同比+32%），使字节跳动首次超越Meta成为全球收入最高的社交媒体公司。

然而，代价同样尖锐。算法黑箱导致产品可控性下降：深度学习模型包含数亿参数，决策逻辑难以解释。内容同质化与信息茧房引发社会争议：算法以最大化停留时长为目标，倾向于推送高刺激性内容。深圳大学2024年的研究发现，近八成用户认为推荐内容具有多样性，77.8%能看到“出乎意料但有趣的内容”[8]——这一结果与“信息茧房”的流行叙事形成张力，提醒我们批判性地看待算法效应。此外，平台算法月均调整超3次，商家自播转化率降至1.8%（同比下滑35%），广告成本同比上涨35%[9]，算法驱动的竞争环境对中小商家形成了结构性挤压。

三、算法驱动范式的适用边界分析

（一）适用场景

算法驱动范式的有效运行依赖三个前提条件：数据丰度、目标可量化程度和错误成本可控性。抖音满足全部三个条件——10亿级用户行为数据、日活跃用户数等明确的量化目标、以及推荐错误的低代价性（用户只需向下滑动即可摆脱不喜欢的内容）。类似场景还包括淘宝“千人千面”推荐和今日头条的信息流分发。笔者认为，判断一个产品是否适合算法驱动，关键不在于其“技术先进性”，而在于其核心指标是否可被算法精确优化。

（二）不适用场景

并非所有产品都适合算法驱动范式。B端定制化产品中，用户购买的是确定性而非概率——他们关心数据来源、规则符合性和错误责任。例如，企业资源规划系统的权限配置必须100%可审计、可追溯，算法黑箱与这一需求直接冲突。安全关键系统（如自动驾驶、医疗诊断）对可解释性、可验证性和可追溯性有刚性要求。创意型产品的不适配性则源于艺术创作的“不可编程本质”——算法可以模仿风格，但无法生成文化语境和生命体验。

（三）对传统产品理论的挑战

算法驱动范式对传统产品管理理论提出了根本性挑战。需求从“预设”变为“涌现”——PM不再需要提前定义所有需求，而是设计算法框架让需求自动浮现。传统项目管理工具如甘特图可能部分失效，因为迭代节奏由算法而非排期决定，目标函数成为新的进度标尺。例如，抖音推荐团队不以“本月上线3个功能”作为进度指标，而是以“目标函数优化幅度达到5%”作为里程碑。这一转变要求产品经理从“功能设计者”转型为“目标函数定义者”。

四、结论与启示

本文通过抖音案例分析表明，算法驱动已构成一种独立的产品开发范式，其核心特征为数据闭环、实时优化和预测性开发。与传统范式相比，算法驱动范式在需求发现、方案设计、开发实现、上线验证和迭代优化五个环节均发生了结构性重构。抖音8.5亿日活、120分钟人均使用时长和1860亿美元年营收的数据，验证了该范式的大规模商业有效性。

产品经理需培养算法素养，理解特征工程、目标函数和多目

 Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

标优化的基本逻辑。团队结构应从“功能导向”转向“目标函数导向”。企业在评估算法驱动范式的适用性时，应重点考察数据丰度、目标可量化程度和错误成本三个条件。对于不满足条件的场景，应坚持传统开发范式或采用“算法辅助 + 人工决策”的混合模式。

本文为单案例研究，外部效度有限。未来研究可拓展至多平台比较，或进行纵向追踪研究。此外，算法偏见、信息茧房和算法治理等议题的复杂性远超本文所能涵盖的范围，值得更深入的探讨。笔者期待，随着算法可解释性技术的进步，算法驱动范式能够在更广泛的场景中释放其潜力，同时规避其固有的风险。

参考文献

[1] 艾媒咨询 . 2025年中国短视频行业发展研究报告 [R]. 广州：艾媒咨询，2025.

[2] ROYCE W W. Managing the Development of Large Software Systems[C]//Proceedings of IEEE WESCON. Los Angeles: IEEE, 1970: 1-9.

[3] BECK K, BEEDLE M, BENNEKUM A V, et al. Manifesto for Agile Software Development[EB/OL]. (2001-02-11). http://agilemanifesto.org/.

[4] 俞军 . 产品方法论 [M]. 北京：中信出版集团，2019.

[5] 字节跳动技术团队 . 抖音推荐系统架构演进 [EB/OL]. (2023-05-15). https://tech.bytedance.net/.

[6] KOHAVI R, THOMKE S. The Surprising Power of Online Experiments[J]. Harvard Business Review, 2017, 95(5): 70-78.

[7] 爱企查 . 字节跳动公司营收数据 [EB/OL]. (2026-03-20). https://aiqicha.baidu.com/.

[8] 深圳大学传播学院 . 短视频用户的算法实践与 " 破茧 " 报告 [R]. 深圳：深圳大学，2024.

[9] 新抖研究院，飞瓜数据 . 2025抖音电商直播趋势研究报告 [R]. 北京：新抖研究院，2025.

Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License