

参赛学生姓名：赵梓丞

中学：北京中学

省份：北京

国家/地区：中国

指导老师姓名：孙鹏、沈海英

指导老师单位：北京中学

论文题目：生成式 AI 场景下抖音个性化广告
的生产力效能与用户消费心理及
点击行为的互动机制研究

生成式 AI 场景下抖音个性化广告的生产力效能与用户消费心理及点击行为的互动机制研究

作者：赵梓丞 指导老师：孙鹏、沈海英

摘要

随着生成式 AI 技术火爆全网，基于抖音等短视频平台上的个性化广告正经历着从“精准投送”到“智能生成”的时代跨越。本研究聚焦生成式 AI 技术背景下抖音个性化广告的智能生成问题，综合运用评论数据挖掘法与问卷调查法，系统探究生成式 AI 个性化广告对用户消费心理及点击行为的影响机制。研究通过 1189 份有效问卷（有效率 98%）和 3.7 万条抖音广告评论数据，构建了涵盖生产力效能、用户消费心理与用户行为三个方面，包含广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机与付费意愿六个维度的研究，投放生成式 AI 个性化广告使得用户点击的落地化实施研究框架。研究发现：（1）整体上评论以正面积评论为主，生成式 AI 赋能的个性化广告在用户适配度上获得七成以上用户的正向评价，六成以上用户认可推送内容与自身兴趣较为匹配（评分 ≥ 4 分）；（2）剧情短视频类、互动游戏类与原生种草类广告最能引发用户点击行为，均占五成以上；（3）广告内容品质、用户感知价值与用户态度之间存在显著正相关（P 值均小于 0.001）。基于以上研究结论，本文从方法比较、内容创新、信任构建与数据运营四个维度提出策略建议，为生成式 AI 个性化广告的市场常态化发展提供理论参考与实践依据。本研究成果可直接应用于抖音等短视频平台的广告投放优化场景，研究揭示的用户信任构建机制亦可为平台治理与广告合规监管提供数据支撑，助力构建用户友好型的生成式 AI 广告生态。

关键词：生成式 AI；个性化广告的生产力效能；用户感知价值；用户消费心理及点击行为

Research on the Interaction Mechanism Between Productivity Efficacy of Douyin's Personalized Advertisements and Users' Consumption Psychology and Click-through Behaviors in Generative AI Scenarios

Author: Zicheng Zhao Supervisor: Peng Sun, Haiying Shen

Abstract

With the explosive proliferation of generative AI technology across the digital landscape, personalized advertising on short-video platforms such as Douyin is undergoing a paradigm shift from "precision delivery" to "intelligent generation." This study focuses on the intelligent generation of Douyin's personalized advertising within the context of generative AI technology. By integrating comment data mining and questionnaire survey methods, the research systematically investigates the mechanisms through which generative AI-driven personalized advertising influences users' consumer psychology and click behavior. Based on 1,189 valid questionnaires (a 98% response efficiency rate) and 37,000 Douyin advertising comment records, this study constructs an implementation-oriented research framework encompassing three dimensions—productivity efficiency, consumer psychology, and user behavior—and comprising six sub-dimensions: advertising volume, advertising content quality, perceived value, user attitude, purchase motivation, and willingness to pay. The findings reveal that: (1) overall, comments are predominantly positive; generative AI-empowered personalized advertising receives favorable evaluations from over 70% of users regarding personalization fit, and more than 60% of users acknowledge that the recommended content aligns reasonably well with their interests (rating ≥ 4); (2) narrative short-form video, interactive gaming, and native product-recommendation advertisements are the most effective in eliciting user click behavior, each accounting for over 50%; and (3) significant positive correlations exist among advertising content quality, perceived value, and user attitude (all p -values < 0.001). Building upon these conclusions, this paper proposes strategic recommendations across four dimensions—methodological comparison, content innovation, trust building, and data operations—thereby providing theoretical reference and practical guidance for the sustainable market development of generative AI personalized advertising. The research outcomes can be directly applied to advertising optimization scenarios on short-video platforms such as Douyin. Furthermore, the user trust-building mechanism elucidated in this study offers empirical support for platform governance and advertising compliance regulation, contributing to the cultivation of a user-friendly generative AI advertising ecosystem.

Keywords: Generative AI; Productivity efficacy of personalized advertisements; User perceived value; User consumption psychology and click-through behaviors

目录

第一章 绪论 - 1 -

一、研究背景及选题意义 - 1 -

二、文献综述 - 3 -

 (一) 生成式 AI 与个性化广告 - 3 -

 (二) 生成式 AI 个性化广告生产力效能 - 4 -

 (三) 生成式 AI 个性化广告与用户消费心理及点击行为的关系 - 5 -

 (四) 研究述评 - 9 -

三、研究创新点 - 10 -

第二章 调查方案与数据来源..... - 11 -

一、调查内容与方案设计 - 11 -

二、抖音广告评论数据挖掘与分析..... - 11 -

 (一) 数据来源与采集 - 11 -

 (二) 情感词汇分析 - 12 -

 (三) LDA 主题分析 - 13 -

三、问卷调查实施与数据质量..... - 14 -

 (一) 问卷设计与样本分布 - 14 -

 (二) 信效度检验 - 16 -

第三章 生成式 AI 下抖音个性化广告的生产力效能 - 17 -

一、用户抖音使用行为描述 - 17 -

 (一) 用户抖音行为使用基本情况描述性统计 - 17 -

 (二) 点赞与点击行为的关联 - 19 -

二、广告类型与点击偏好分析..... - 19 -

 (一) 高点击量的广告类型排序 - 19 -

 (二) 用户对不同广告类型的态度差异 - 20 -

三、时段因素与点击意愿的关联..... - 21 -

四、生产力效能、用户消费心理、用户行为间的相关性..... - 23 -

 (一) 用户对各角度的评价 - 24 -

 (二) 各维度间的相关关系 - 24 -

 (三) 生产力效能、用户消费心理、用户行为间的影响路径分析..... - 25 -

 (四) 生成式 AI 个性化广告的生产力效能 SOR 刺激-反应理论 - 25 -

第四章 统计建模与影响机制分析..... - 27 -

一、用户消费心理及行为对广告生产力效能打分..... - 27 -

 (一) 多权重方法对比 - 28 -

 (二) 综合指数分级与用户分层 - 28 -

二、提取主要用户行为因子	29 -
(一) 分析目的与数据预处理	29 -
(二) 主成分提取与解释	30 -
(三) 主成分载荷矩阵解读	31 -
三、用户画像与标签	32 -
(一) 最优聚类个数确定	33 -
(二) 三类用户画像深度解析	34 -
四、用户消费心理与行为对个性化广告的生产力效能影响的链式规则	35 -
五、用户满意度的影响因素分析	36 -
(一) 路径分析	37 -
(二) 模型拟合与路径解读	39 -
六、用户消费心理及行为的预测研究	40 -
(一) 策略对比与集成策略	40 -
(二) 结果分析与策略选择	41 -
七、方法比较、参数优化与最优模型选择	42 -
(一) 多方法适用性比较	42 -
(二) 模型优化过程与选择依据	43 -
(三) 最优方法组合与优化结论	44 -
第五章 结论与建议	45 -
一、研究结论	45 -
(一) 生成式 AI 下抖音个性化广告用户消费心理研究结论	45 -
(二) 生成式 AI 下抖音个性化广告用户点击行为研究结论	45 -
二、生成式 AI 时代个性化广告的生产力效能评估	46 -
(一) 算法机制优化：从“行为匹配”到“意图预判”	46 -
(二) 内容生产革新：构建生成式 AI 驱动的创意生态	46 -
(三) 信任链构建与转化激励：破解“态度—行为”落差	46 -
(四) 数据驱动运营与协同机制	47 -
三、研究局限与未来展望	48 -
参考文献	51 -
附录	54 -
致谢	65 -

第一章 绪论

一、研究背景及选题意义

（一）研究背景

2020 年以来，生成式人工智能（AIGC, AI-Generated Content）技术取得突破性进展，大语言模型、图像生成模型、视频生成技术等不断涌现，在个性化广告投放领域正在深刻重塑内容生产与传播路径。生成式 AI 技术正以前所未有的速度渗透到数字营销领域，数字营销领域关于用户对生成式 AI 认可度、用户消费心理及用户行为的研究亟待挖掘，从而推动广告行业从“人找广告”向“广告找人”再到“广告因人而生”的三级跃迁。

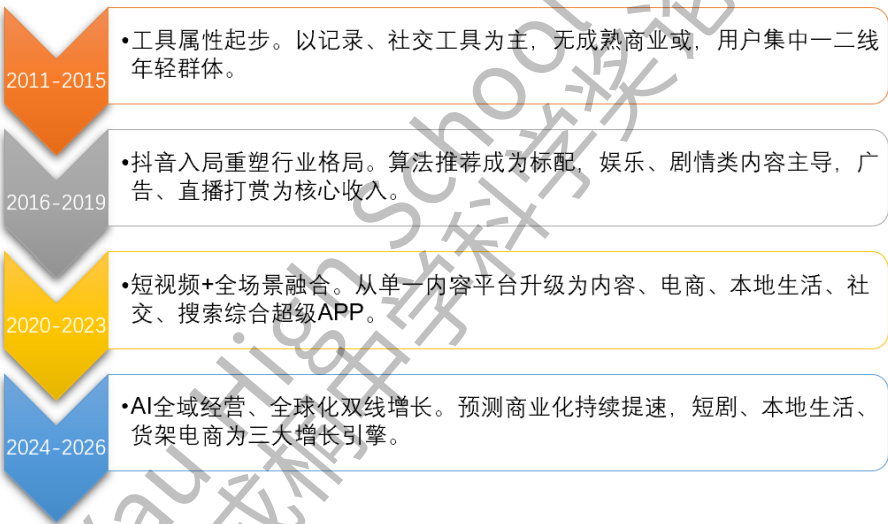


图 1-1 中国短视频发展历程图

截至 2025 年底，抖音日活跃用户突破 7 亿，用户日均使用时长超过 120 分钟，其个性化广告系统已成为品牌营销的核心阵地。抖音作为国内短视频平台的领军者，具有强大的算法推荐引擎和客户量，是生成式 AI 个性化广告的有力发展平台。

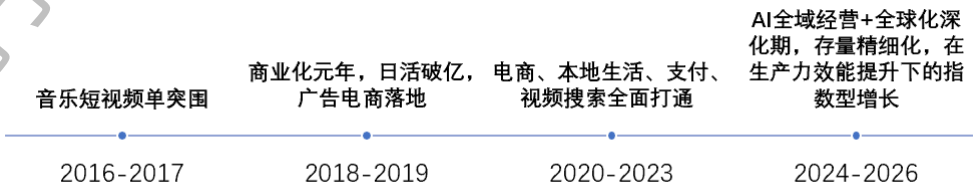


图 1-2 抖音发展历程图

在生成式 AI 技术赋能下，抖音个性化广告正经历三重变革：一是内容生成变革，AI 文案生成、AI 数字人、AI 视频剪辑等工具大幅降低广告制作成本，使“千人千面”的个性化广告内容生产成为可能；二是广告推流变革，大模型驱动的推荐算法能够更精准地理解用户消费心理与点击行为，实现从“行为标签匹配”到“心理状态预判”的升级，进而引导用户点击行为；三是个性化互动变革，AI 互动广告、虚拟主播带货、智能客服等新型广告形态不断涌现，重塑用户的消费理念与消费习惯。

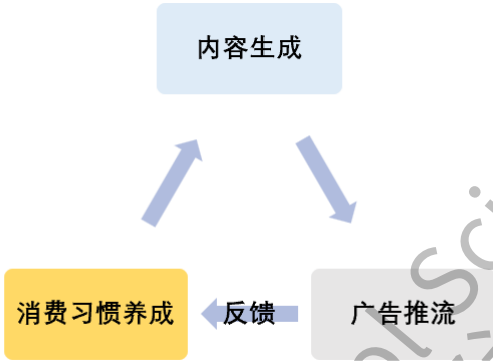


图 1-3 生成式 AI 个性化广告影响路径

生成式 AI 技术正推动短视频广告从“精准投放”时代进入“智能生成”时代，从内容生成到广告推流，再到用户消费习惯养成的全链条被 AI 重塑。因此，用户消费心理与点击行为受到技术、内容和场景三者共同影响，其影响程度如何量化测量，正是本文要研究的主要内容。

（二）研究意义

本研究通过对生成式 AI 背景下的个性化广告对用户消费心理及行为的影响因素和程度的研究，探讨了大模型时代下，新型消费理念和消费模式的变革以及个性化广告对生产力效能的影响，为理解生成式 AI 背景下个性化广告对用户消费心理、行为机制及对生产力效能的影响路径提供新的理论视角。

在生成式 AI 背景下，抖音实现了业务的指数级增长，逐渐成为全国最大的短视频平台之一，具有庞大的客户群，日常刷抖音已经成为大多数用户的生活习惯，会对大量用户的消费行为产生影响。本文基于问卷与真实评论数据，探究生成式 AI 技术下抖音个性化广告的生产力效能与用户消费心理、用户点击行为的具体关系，可为抖音优化投放提供技术支持，为厂商产出优质广告内容提供参考，为用户提供更丰富的视频体验。研究结论有助于优化生成式 AI 个性化广告的创作策略，提升广告生产力效能，降低广告成本，提升用户体验，提

高用户点击率与付费意愿。

二、文献综述

（一）生成式 AI 与个性化广告

个性化广告（Personalized Advertising）是指基于用户数据与算法技术，向不同用户推送差异化广告内容的营销方式。随着大数据与算法技术的发展，个性化广告已成为数字营销的主流形态。王璐瑶（2020）基于 SOR 刺激-反应理论模型，将抖音短视频广告特征作为刺激性要素(S)，将用户的感知价值和感知风险作为机体(O)，参与意愿和购买意愿作为反应(R)，构建抖音短视频广告特征对用户行为意愿影响的理论模型，表明抖音短视频广告的个性化、社交性、推荐性、原生性等特征通过用户感知价值的中介作用，间接影响用户对短视频广告的购买意愿和参与意愿^[1]。此外，早期个性化广告与社交媒体广告研究已分别从不同角度说明用户接受广告的影响机制：在线行为广告研究强调数据匹配与用户识别会影响广告效果^[2]；个性化广告与隐私控制研究指出，用户对隐私控制的感知会改变其对广告接受程度^[3]；交互式社交媒体广告研究则表明，共情表达和互动体验会进一步影响用户购买意愿^[4]。

生成式 AI 个性化广告目前在学术界研究较少，但已有研究开始从 AI 内容真实性、用户信任、验证线索和用户评论反应等角度切入。Jiang 等关于生成式 AI 广告传播机制的研究指出，用户对 AI 生成广告的信任或怀疑会影响其广告回应和购买判断^[5]。关于 AI 生成广告与用户信任的研究进一步表明，验证线索能够影响用户对 AI 广告内容可信度的判断^[6]。基于 BERTopic 模型的小红书用户评论分析则从用户反馈角度说明，用户会围绕 AI 广告的真实性、情绪体验和消费态度形成差异化回应^[7]。陆宇晨（2025）提出人工智能广告的感知易用性、感知有用性和感知互动性对用户购买意愿产生了显著的正向影响^[8]。古晨妍等（2026）提出广告中 AI 生成模特的真实度越高，用户的反应越为积极^[9]。杨超（2026）以精细加工可能性模型（ELM）为基础，构建 AI 生成式广告图片感知真实性影响用户购买意愿的理论模型，表明 AI 生成式广告图片的感知真实性对用户购买意愿具有显著正向影响；品牌信任与感知价值均发挥部分中介作用，且品牌信任的中介效应更强^[10]。

短视频广告作为一种新型的广告形态，其独特的传播机制与用户行为效应已成为学界关注的热点。万君等（2014）针对网络视频广告的特点，结合 SOR 刺激-反应理论，构建网络视频广告对用户情感反应和产品购买意愿影响因素的理论模型，指出用户的产品购买意愿与其在刺激——反应理论下产生的情感反应有关，而后者又会受到网络视频广告的视频形象、视频内容及情境因素的影响^[11]。周雅琦（2019）利用结构方程模型(SEM)统计工具，分析了本研究所有变量之间的结构关系，表明信息性、交互性和可靠性，都对依赖变量有积极影响，进而对

用户的认知方式和购买意愿产生积极影响^[12]。孙天旭（2017）通过回归分析和方差分析等方法对所收集的数据进行分析,进而对相关假设及理论模型进行验证,表明内容营销中信息型内容、娱乐型内容、情感型内容是影响用户购买意愿的主要因素,而品牌认同在内容营销影响购买意愿的过程中起到部分中介的作用^[13]。同时,用户的产品涉入度在内容营销对购买意愿和品牌认同影响过程中起调节作用。上述研究为本文从多维度考察抖音个性化广告的用户消费心理与行为影响提供了重要的理论基础与实证参照。

短视频广告与个性化推荐研究更强调信息质量、沉浸体验、心理意向、感知价值与购买决策之间的联动机制。李欣颖（2023）基于信息质量理论讨论短视频平台用户购买意向,指出信息内容质量、信息效用质量与信息载体质量会影响用户感知价值,并进一步作用于购买意向^[14]。张建（2023）围绕短视频内容营销对用户购买决策的影响机制展开研究,强调短视频内容的表达方式、互动设计与价值呈现会影响用户对产品和品牌的判断^[15]。孔凯、董欢（2024）进一步从冲动性购买意愿角度分析短视频营销的影响,认为在线沉浸感与心理意向在短视频营销刺激和用户行为反应之间发挥重要中介作用^[16]。沈奕君、曲洪建（2023）以服装类短视频为对象,探讨短视频特征对用户购买意愿的影响,说明内容呈现、产品展示和平台互动会共同影响用户对广告信息的接受程度^[17]。

近五年来,短视频营销研究正在从一般“内容营销效果”转向更细分的平台、场景和内容形态。张文池、殷杰（2023）从品牌商短视频营销角度讨论顾客消费意向,指出短视频营销中的心流体验与个性化诉求会影响消费意向^[18]。钱净净、赵晶晶（2024）围绕种草类短视频营销展开研究,强调情感唤醒、有用性和互动性对顾客消费意向的作用^[19]。赵玮、秦枝丽（2023）从种草短视频内容特征出发,说明内容表达、产品信息和消费决策之间存在关联^[20]。黄泽平（2023）、骆建艳和陈睿（2023）、周怀谷等（2025）则分别从短视频平台顾客消费意愿^[21]、抖音短视频营销^[22]与抖音平台新媒体购物^[23]角度说明,抖音场景下的广告传播已经与平台体验、内容触达和电商消费深度耦合。本文基于以上分析试图探究生成式 AI 背景下个性化广告对生产力效能的影响。

（二）生成式 AI 个性化广告生产力效能

本文研究的生成式 AI 背景下个性化广告的生产力效能,是指在多模态大模型与智能投放系统支撑下,广告系统将创意生成、人群定向、投放决策等要素投入,转化为“一人千面”的高相关触达与高转化回报的总体能力,体现为单位投入下的效率与效果,本研究用广告投放量衡量投入效率,用广告内容品质衡量效果,两维度共同体现生成式 AI 个性化广告生产力效能的变化。生成式 AI 对个性化广告的影响首先体现在广告内容生产流程的重构。骆顺婷、张鸿梅（2023）围绕生成式人工智能技术在广告内容生产中的应用指出,广告内容

创作正在从“人类智慧为主、机器智能为辅”的模式转向人机协作的深度合成生产模式，这意味着广告生产不再只是单一创意人员完成文案、图像和视频制作，而是由数据、算法、模型与人工审核共同构成新的生产链条^[24]。在抖音等短视频平台场景中，这种变化使广告素材能够围绕不同人群标签、兴趣场景和消费意图快速生成多版本内容，从而提高个性化广告从创意构想到上线测试的周转效率。

第二，生成式 AI 对生产力效能的提升并不等同于简单替代人工，而更接近“人智协作”的创意增效机制。孙铭欣、刘荣、李育辉（2025）以广告文案创作为场景开展双盲实验，比较人工智能、人类创作与人智协作模式的创造力表现，研究表明人工智能广告文案创造力已有显著提升，但仍需要通过人类经验、案例选择、提示词设计和价值判断来避免创意同质化与表达平庸化^[25]。这一结论说明，生成式 AI 在抖音个性化广告中的生产力价值主要表现为提升初稿生成、素材变体、脚本构思和投放测试效率，而高质量广告仍需要人工对品牌调性、情绪表达和消费语境进行校准。

第三，生产力效能提升还会引发新的治理要求。关于人工智能生成式广告伦理的研究指出，生成式广告能够通过自动生成图像、文本和视频降低创意成本、提高生产速度，但也可能引发价值导向偏差、内容真实性不足、版权归属不清和责任主体模糊等问题^[26]。因此，生成式 AI 个性化广告的生产力效能应从“效率—质量—治理”三个层面综合理解：效率层面关注内容生产、版本迭代和投放优化；质量层面关注创意差异化、内容可信度和用户体验；治理层面则关注生成内容标识、人工复核和平台责任。基于此，本文将生产力效能作为撬动点，进一步连接后文抖音个性化广告用户消费心理、点击行为和广告优化策略的分析。

（三）生成式 AI 个性化广告与用户消费心理及点击行为的关系

从广告投放量的角度看，谷苗苗（2025）通过实证分析社交媒体广告对消费者品牌认知与购买意愿的影响，提出社交媒体广告对消费者购买意愿的影响呈现先增后减的非线性关系。适度的广告投放能有效激发消费者的购买意愿，而过量投放则可能引发“广告疲劳”或“信息过载”，进而削弱消费者购买意愿^[27]。可见，传统的广告投放背景下，随广告投放量增大，用户的购买动机与付费意愿先增后减。基于此，本文提出假设 1。

假设 1：生成式 AI 背景下，随广告投放量增大，用户购买动机与付费意愿先增后减

从媒介环境与用户消费心理边界看，晋晓姝、王奇、谢凯（2025）讨论短视频消费与家庭消费之间的关系，说明短视频内容消费正在向新型消费转化延伸^[28]；潘莞玲（2024）从短

视频电商媒介可供性出发,强调平台功能、心理授权和顾客融入之间的关系^[29];刘向东、安婷(2024)关于用户消费心理距离与感知价值的研究提示,触点距离和价值判断会影响消费决策^[30];梁妮(2024)关于电商直播弹幕信息特性的研究则说明,弹幕等互动线索会强化用户的信息判断和购买意愿^[31]。张洁等(2024)和许景贤等(2024)分别从直播环境、唤起感^[32]和营销策略^[33]角度揭示直播电商中介效应与冲动购买行为,进一步表明场景氛围、互动强度和即时激励会影响用户行为转化。这些研究共同说明,用户对生成式 AI 抖音个性化广告的消费心理机制不仅取决于广告内容本身,还取决于平台触点、互动线索、心理距离和场景氛围。在此背景下,本文提出假设 2。

假设 2: 广告内容品质与用户付费意愿之间存在正向关系

与短视频广告相邻的直播电商研究进一步拓展了用户消费心理机制的解释边界。赵彦飞、马志云(2024)从主播专业感知、商品实用感知、临场感知和感知信任等维度解释直播电商感知价值结构与购买意愿的关系^[34];刘鲁川、张蕾(2024)关于直播带货中过度夸赞的研究提示,夸张表达可能通过信任感知和关系强度影响购买意愿,说明广告表达需要在吸引力与可信度之间保持平衡^[35];依据上述讨论,本文提出假设 3。

假设 3: 用户感知价值对用户购买动机和付费意愿有促进作用

从消费行为场景看,陈茜慧(2023)关于社交电商网站用户购买意向驱动因素的研究表明,平台体验、用户信任和感知价值会共同影响消费决策,说明数字平台中的广告说服效果与交易环境、互动体验和信任关系密切相关^[36]。田红利等(2024)关于抖音 Vlog 植入式广告的研究进一步表明,内容自然度、平台场景和用户认同感会影响用户购买意愿^[37]。姜璐(2024)将用户信任、沉浸体验、价值感知和安全感知纳入直播电商冲动购买意愿机制,说明冲动购买并非单纯由促销刺激触发,而是由信任与体验共同推动^[38]。综合来看,心理学与消费行为取向的研究普遍认为,个性化广告对用户行为的影响不是“算法推荐→点击购买”的线性关系,而是由感知有用性、感知信任、情绪体验、内容认同与平台场景共同构成的心理机制。由此,本文提出假设 4。

假设 4: 用户态度与用户购买动机和付费意愿为同向关系

基于以上四个假设,本文构建广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机与付费意愿六个变量,采用主成分分析、聚类分析、决策树、结构方程模型与统计综合指数模型六个方法解决问题。

前文文献综述虽已按主题逐节展开,但各文献之间存在交叉关联,仅依靠文字叙述难

以直观呈现关键词之间的共现结构与主题边界。通过统计高频关键词并运用聚类算法进行可视化，可以系统识别文献中的核心研究议题与潜在主题分组，帮助读者快速把握本领域的研究全貌。关键词聚类能够揭示各主题簇之间的关联脉络，例如“个性化广告与推荐机制”如何延伸至“生成式 AI 广告生产力效能”，再如何连接到“消费者心理机制”与“行为转化”，从而为后续理论模型的变量选择与路径构建提供文献层面的逻辑依据。可视化结果有助于检验前述文献综述的主题归纳是否合理，确认所提取的关键变量在已有文献中具有足够的研究基础与频次支撑，避免变量选取的主观性与随意性。综上，关键词统计与聚类可视化是连接文献综述与理论模型构建之间的关键环节，为后续问卷设计、SEM 路径检验与用户分层分析奠定文献证据基础。

表 1-1 文献归纳表

研究主题	文献来源	研究主题
个性化广告研究进展	[1]-[23]	个性化广告特征、在线行为广告、隐私控制、共情表达、生成式 AI 广告信任、AI 生成内容真实性、短视频内容营销、信息质量、沉浸体验、购买意愿与消费决策
生成式 AI 个性化广告 生产力效能研究	[24]-[26]	生成式人工智能与广告内容生产、人智协作广告文案创造力、生成式广告降本增效、伦理风险、内容真实性、版权归属与责任主体
广告投放量与用户购 买动机和付费意愿的 关系	[27]	平台推荐代理、平台可信度、情感信任、媒介可供性、心理距离、弹幕信息特性与购买意愿
广告内容品质与用户 付费意愿的关系	[28]-[33]	内容自然度、平台场景、用户认同、主播表达、直播环境、唤起感、营销策略、感知价值与购买意愿
用户感知价值与用户 购买动机和付费意愿 的关系	[34]-[35]	SOR 刺激-反应理论机制、感知信任、感知愉悦、感知有用性、平台体验、用户信任、价值感知、安全感知与消费决策
用户态度与用户购买 动机和付费意愿的关 系	[36]-[38]	用户态度、心流体验、个性化诉求、情感唤醒、有用性、互动性、内容认同、互动线索与购买意愿

如表 1-1 所示，文献综述围绕三条主线展开，并据此提炼出四项研究假设。第一，个性化广告研究进展梳理了从传统精准投放到生成式 AI 广告的演化脉络，表明该领域正从“投放效率”向“信任与真实感”拓展。第二，生成式 AI 个性化广告生产力效能研究聚焦生成式 AI 对广告内容生产的重构，揭示人智协作的创意增效潜力及伦理治理挑战。第三，个性化广告与消费者心理及行为研究基于 SOR 刺激-反应理论框架归纳出四项假设：广告投放量、广告内容品质、用户感知价值与用户态度均对购买动机和付费意愿有正向作用。上述假设为本研究理论模型构建与 SEM 路径检验奠定文献基础。综合以上研究，短视频个性化广告效果并不只取决于生成式 AI 算法推荐的匹配精度，还与广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机与付费意愿相关。

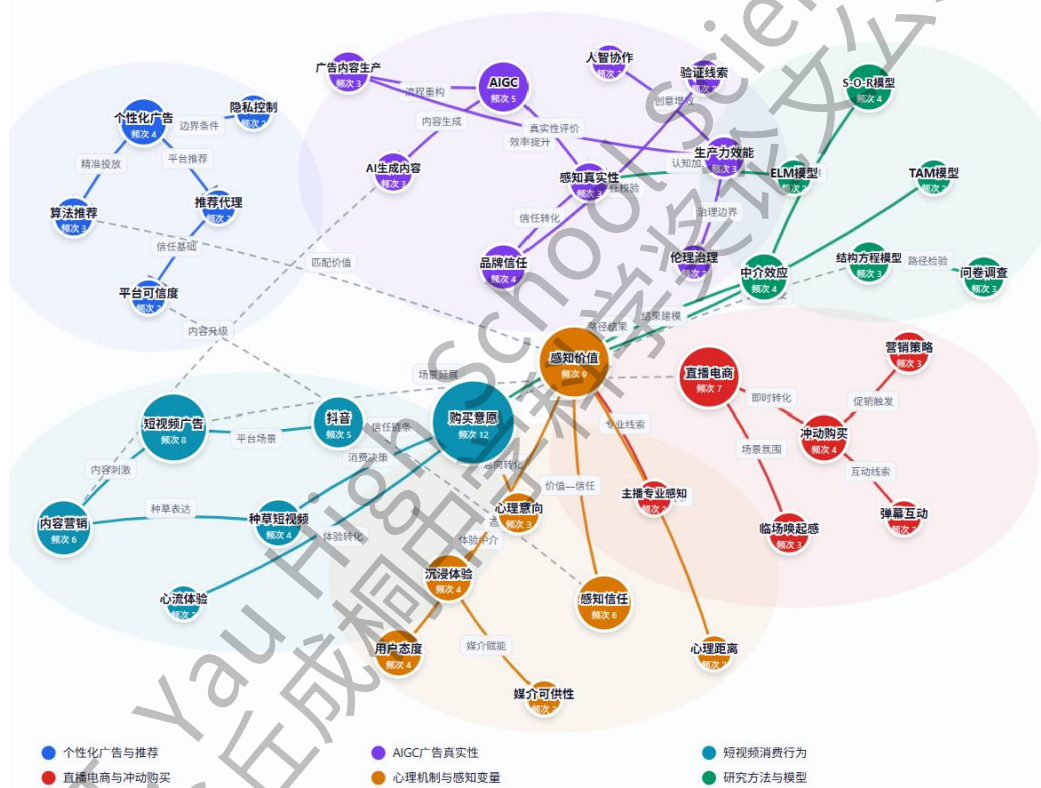


图 1-4 文献关键词词频聚类可视化

从前述文献关键词聚类结果看，现有研究可归纳为六个主题簇：一是以个性化广告、算法推荐、推荐代理和平台可信度为核心的个性化广告与推荐机制研究；二是以 AI 生成内容、感知真实性和品牌信任为核心的生成式 AI 广告与真实性研究；三是以广告内容生产、人智协作、生产力效能和伦理治理为核心的生成式 AI 广告生产力效能研究；四是以感知价值、感知信任、沉浸体验、心理意向和用户态度为核心的用户消费心理机制研究；五是以短视频广告、内容营销、抖音和购买意愿为核心的短视频消费行为研究；六是以 SOR 刺激-反应理论模型、问卷调查和结构方程模型为核心的研究方法与模型工具。该图展示，个性化广告的

研究范畴可见本文的理论基础集中于“生产效能—推荐机制—心理感知—态度意向—行为转化”链条，能够为后续问卷量化、路径建模和用户分层分析提供文献依据。

（四）研究述评

综合来看，现有研究存在三方面不足：第一，研究角度上，已有的文献以静态的精准投放为主，缺乏生产力效能与用户点击行为互动机制的研究；第二，数据来源上，单一研究方法较多，较少采用将评论数据挖掘与问卷调查相结合的混合研究设计；第三，研究内容上，生成式 AI 背景下的生产力效能作为一种新型业态模式，目前研究较少。

本研究以“文献归纳、数据采集、心理测量、行为建模、策略输出”为总体思路，围绕生成式 AI 技术进入抖音个性化广告后如何影响用户消费心理与点击行为这一核心问题展开。该思路吸收了 SOR 刺激-反应理论和结构方程建模等研究方法对广告刺激、技术接受、真实性加工与行为结果关系的解释经验。首先，在文献综述部分梳理个性化广告、短视频广告、用户消费心理、生成式 AI 广告传播及购买意愿研究，提炼算法推荐、内容质量、感知价值、用户态度、购买动机和付费意愿等关键变量；其次，结合抖音广告评论数据和问卷调查数据，分别从用户真实表达和结构化量表两个层面获取研究证据；最后，运用描述性统计、相关分析、PCA、K-Means、SEM、随机森林和组合算法等方法，对变量关系、用户分层、行为预测和策略优化进行系统分析。

研究框架由三条分析主线构成。第一条是心理影响机制主线，即考察广告投放量和广告内容品质如何通过用户感知价值、用户态度和购买动机影响付费意愿；第二条是点击行为解释主线，即分析用户在广告类型、点击频率、点赞原因和点击时段上的差异，识别影响广告点击与互动的关键因素；第三条是模型验证与应用主线，即通过 SEM 解释变量间的传导路径，通过 K-Means 识别不同用户群体，通过机器学习模型预测付费意愿，并最终呈现生成式 AI 时代抖音个性化广告的生产力效能的提升。

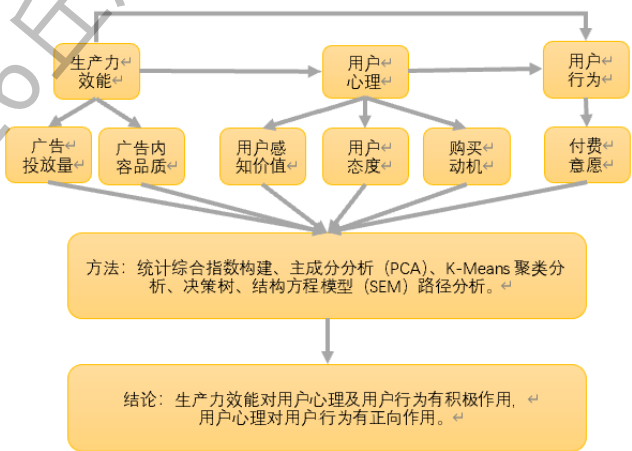


图 1-5 研究思路与框架

具体而言，本文将广告投放量和广告内容品质设定为前置解释变量，将用户感知价值、用户态度和购买动机作为心理传导变量，将付费意愿和点击行为作为行为结果变量。该变量设置对应了信息质量理论、感知价值研究、平台推荐代理研究以及直播电商感知价值结构研究中反复出现的“内容推荐、感知价值、付费意愿与点击行为”路径。该框架既关注“用户为什么接受广告”的心理机制，也关注“用户何时、因何、以何种方式产生点击行为”的动作表现，从而实现对生成式 AI 个性化广告路径认识的综合解释及生产力效能的提升。

三、研究创新点

本文将经济学中的“生产力效能”概念引入抖音个性化广告研究领域，是**研究角度**的创新，从生成式 AI 对个性化广告生产力效能的提升这一角度切入，探讨生成式 AI 技术对“广告内容、广告推流、用户消费习惯”全链路效率的提升。与传统研究将个性化广告仅视为“精准投放”问题不同，本文从生产力效能视角出发，将内容生成效率、创意产出规模、用户适配度与用户消费心理感知纳入统一分析框架，揭示生成式 AI 不仅在技术层面提升了广告投放的精准度与内容生产的规模化水平，更在心理层面通过改变广告内容形态与互动方式重塑了用户的感知价值与转化路径。这一研究角度突破了单一技术效果评估或消费者行为分析的局限，为理解生成式 AI 时代广告产业变革提供了新的理论透镜。

本文构建“广告投放量—广告内容品质—用户感知价值—用户态度—购买动机—付费意愿”的影响**机制路径**，并将点击行为纳入并行分析对象。与单纯讨论广告效果或购买意愿的研究不同，本文同时解释心理传导链条和点击行为表现，能够更完整地呈现生成式 AI 个性化广告从“被看到”到“被接受”再到“被点击、被转化”的过程。

本文同时使用 1189 份有效问卷和 37030 条抖音广告评论数据的**融合方法**。本文综合文本分析与量化分析综合分析法，评论数据用于识别用户对广告内容、真实感、推荐体验和消费触发点的自然表达，问卷数据用于测量用户对广告量、广告品质、态度、动机和付费意愿的结构化感知，两类数据相互补充，增强了研究结论的解释力。

本文的**应用场景**是创新的，采用 5 种方法组合研究设计，既包括 LDA 主题分析、文本分析、描述性统计、信效度分析、相关分析等统计方法，也包括 PCA、K-Means 聚类、SEM 路径分析、随机森林、逻辑回归、Voting 集成和 Stacking 集成等建模方法。多方法交叉验证有助于同时回答“影响因素是什么”、“影响路径如何形成”、“哪些用户更容易被转化”、“哪类模型预测效果更稳健”等问题。

第二章 调查方案与数据来源

一、调查内容与方案设计

本研究的调查目的是在系统了解生成式 AI 背景下抖音用户对个性化广告的感知、态度与行为特征，重点回答以下问题：(1) 用户如何感知生成式 AI 赋能的抖音个性化广告？（该问题将在第三章回答）(2) 广告投放量与广告内容品质如何影响用户消费心理？（该问题将在第三章回答）(3) 哪些因素驱动用户点击广告并产生付费意愿？（该问题将在第四章回答）(4) 从生产力效能的角度看，广告投放量与广告内容品质如何达到有机平衡？（该问题将在第四章回答）

本研究的调查内容主要包括五个模块：一是用户基本信息，涵盖性别、年龄、学历、职业、收入等人口统计学变量；二是用户抖音使用行为，包括使用时长、频率、活跃时段等；三是用户对生成式 AI 个性化广告的心理感知，包括广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机、付费意愿六个维度的量表测量；四是用户广告互动行为，包括点赞、点击、分享等行为的频率与原因；五是用户开放反馈，包括对广告问题的反馈、促购因素的建议以及算法优化的期望。

本研究综合运用三种研究方法，实现数据来源的三元互补。第一，运用文献研究法，系统梳理个性化广告、用户行为、生成式 AI 营销等领域的国内外文献，构建研究的理论基础与分析框架。文献覆盖个性化广告隐私与平台信任、短视频营销、种草内容、直播电商、冲动购买和模型方法等方向，便于后续将不同理论线索整合为统一的变量体系。第二，运用评论数据挖掘法：本文使用八爪鱼 RPA 2.7.13-beta 采集抖音平台 AI 广告相关的评论数据，运用情感分析、词频统计、LDA 主题分析等方法，挖掘用户的真实情感倾向与关注焦点。第三，运用网络调查法：通过腾讯问卷网等社交平台发放结构化问卷，广泛收集抖音用户对个性化广告的感知与行为数据。多种数据来源能够让我们更全面地理解和讨论生成式 AI 个性化广告对用户消费心理及行为的具体影响路径。

二、抖音广告评论数据挖掘与分析

(一) 数据来源与采集

评论数据来源于抖音平台多条生成式 AI 相关广告视频的用户评论，通过多轮采集共获得原始评论 129380 条。经过数据清洗与主题筛选（包含情感词或广告名词），最终得到符合

研究主题的有效评论 37030 条，占总评论数的 28.62%。

表 2-1 抖音广告评论数据统计汇总

统计项目	数值	占比
总有效评论数	129380	100%
符合主题评论数	37030	28.62%
包含正面情感词评论数	30347	81.95%
包含负面情感词评论数	1755	4.74%
包含广告名词评论数	10717	28.94%
混合情感评论数	714	1.93%

(二) 情感词汇分析

对评论中的情感词汇进行统计，发现正面情感词出现频率远高于负面情感词。排名前十的正面情感词依次为：好（13311 次）、赞（11148 次）、不错（2370 次）、值得（1977 次）、厉害（1684 次）、好看（1673 次）、喜欢（1329 次）、推荐（1292 次）、给力（1065 次）、棒（705 次）。这表明用户对生成式 AI 相关广告整体持积极评价态度，“好”与“赞”构成正面评价的核心词汇。该结果与 AI 广告评论研究中关于用户会围绕真实感、信任和使用体验作出评价的发现一致。

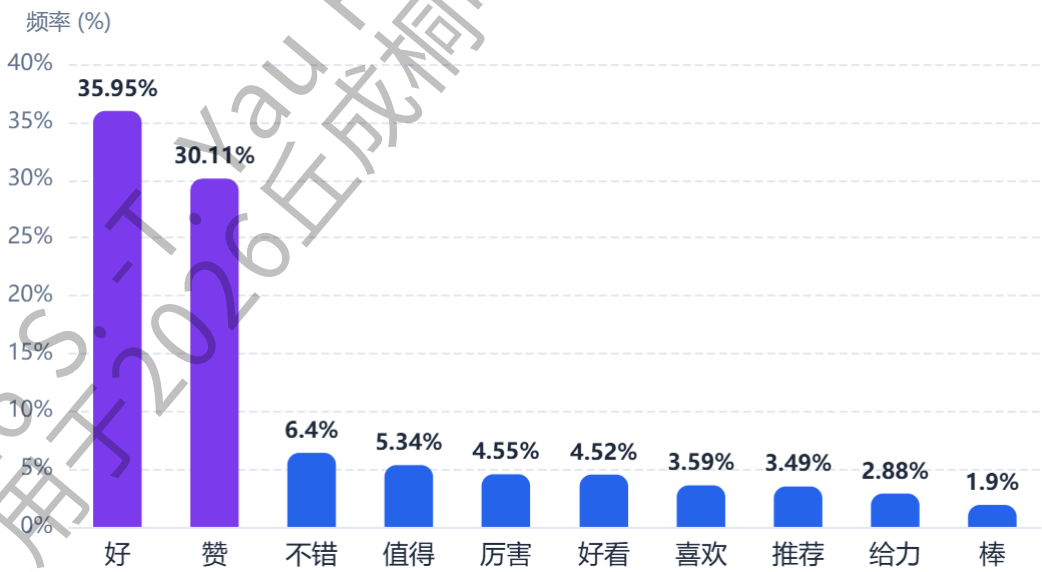


图 2-1 抖音广告评论高频正面情感词

由图 2-1 可以发现，用户的正面评价主要集中在三个维度：一是效果认可，如“好”、“不错”、“厉害”等词汇反映了用户对 AI 广告呈现效果的肯定；二是价值判断，如“值得”、“推荐”等体现了用户对广告内容价值的认可；三是情感表达，如“喜欢”、“棒”、“给力”等传递了用户的积极情绪体验。负面情感词占比较低（4.74%），说明生成式 AI 广告引发的负面情绪相对有限，但也存在“差”、“烂”、“假”等负面评价，主要集中在广告真实性、产品质量等方面，提示生成式 AI 广告在追求创意效果的同时仍需重视内容可信度。相关 AI 生成广告与直播带货研究也指出，真实性线索、信任感知和关系强度会影响用户是否继续接受广告内容。

（三）LDA 主题分析

为进一步识别抖音广告评论中隐藏的语义结构，本文在情感词频统计基础上引入 LDA 主题模型分析思路。具体而言，先对有效评论文本进行中文分词、停用词剔除、广告无关词过滤和低频词清理，再依据词项在不同评论中的共现关系归纳潜在主题。与单纯高频词统计相比，LDA 主题分析更关注词汇背后的主题聚合关系，有助于揭示用户评价并非只围绕个别情感词展开，而是围绕广告效果、内容价值、真实性判断和购买意向形成相对稳定的语义板块。

表 2-2 LDA 主题分析语义结构与特征词分布

主题名称（权重）	高频特征词（权重降序）	语义内涵
广告效果感知（35.4%）	好（0.082）、赞（0.069）、厉害（0.031）、好看（0.028）	用户对广告视觉呈现、创意表现和 AI 生成效果的即时评价与正向反馈
内容价值判断（22.1%）	值得（0.045）、推荐（0.038）、不错（0.036）	用户结合商品信息、优惠力度与内容实用性对广告消费价值的理性判断
真实可信评价（18.7%）	假（0.021）、差（0.018）、烂（0.015）、真（0.012）	用户对生成式 AI 广告真实性、产品质量与承诺兑现的质疑与信任校验
互动与购买意向（23.8%）	买（0.025）、下单（0.019）、种草（0.017）、喜欢（0.015）	用户围绕点击、咨询、下单与分享等行为表达，体现从情绪评价向行动意愿转化

从主题含义看，评论语义可概括为四类：第一类为广告效果感知主题，主要由“好”“赞”“厉害”“好看”等词构成，反映用户对广告视觉呈现、创意表现和 AI 生成效果的即时评价；第二类为内容价值判断主题，主要包含“值得”“推荐”“不错”等词，说明用户会结合商品信息、优惠力度和内容实用性判断广告是否具有消费价值；第三类为真实可信评价主题，虽然负面词占比较低，但“假”“差”“烂”等词提示部分用户仍会关注生成式 AI 广告的真实性、

产品质量和承诺兑现；第四类为互动与购买意向主题，表现为用户围绕点击、咨询、下单、种草和分享等行为进行表达，体现广告内容从情绪评价向行动意愿的转化。

LDA 主题分析结果表明，抖音生成式 AI 广告评论并不是简单的正负情绪堆积，而是呈现出“效果感知—价值判断—信任校验—行为转化”的递进结构。其中，正面情感词高频出现说明用户对广告创意和呈现效果具有较强接受度；同时，真实性与质量相关的低频负面表达仍构成影响信任的重要风险点。因此，后续问卷和模型分析需要同时关注广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机和付费意愿之间的关系。

三、问卷调查实施与数据质量

（一）问卷设计与样本分布

问卷设计遵循成熟量表改编与专家咨询相结合的原则。六个核心维度的测量题项均改编自国内外经典量表，并结合生成式 AI 广告的情境特征进行调整。题项设置重点参考了感知有用性、感知信任、感知价值、沉浸体验、用户态度和购买意愿等变量在短视频广告、社交电商与直播电商研究中的常见测量方式。所有题项均采用李克特 5 级计分法，从“非常不同意”到“非常同意”分别计 1-5 分。

表 2-3 研究变量与测量题项设计

角度	维度	题项数	代表性题项	理论来源
生产力效能	广告投放量	4	抖音算法推送的广告和我 的兴趣高度匹配	技术接受模型 ^[36] ；个性化 广告与隐私控制研究 ^[2]
	广告内容品质	5	广告创意形式新颖（剧情 植入、互动玩法等）	信息质量理论 ^[14] ；短视频 内容营销研究 ^[15]
用户消费心理	用户感知价值	5	个性化广告可以帮助我快 速了解新品、新服务	感知有用性量表改编 ^[36] ； 感知价值理论 ^[32] ；信息质 量理论 ^[14]
	用户态度	3	相比传统广告，我更愿意 接受抖音个性化广告	态度形成理论 ^[13] ；顾客消 费意向研究 ^[18]
	购买动机	4	广告内容有趣愉悦，会激 发我的购买想法	购买动机理论 ^[16] ；冲动购 买意愿机制 ^[30]

续表 2-3 研究变量与测量题项设计

用户行为	付费意愿	4	广告推荐商品符合我的需求时，我会立即下单	付费意愿量表 ^[21] ；平台购买意愿研究 ^[29] ；感知价值与购买意愿研究 ^[32]
------	------	---	----------------------	---

本次调查共回收问卷 1213 份，经数据清洗剔除无效问卷 24 份，最终获得有效问卷 1189 份，有效回收率为 98.0%。样本人口统计学特征分布如下：

表 2-4 样本人口统计学特征分布（N=1189）

人口学变量	取值	样本量	占比
性别	男	564	46.5%
	女	649	53.5%
年龄	18 岁以下	130	10.7%
	18-25 岁	247	20.4%
	26-30 岁	367	30.3%
	31-40 岁	330	27.2%
	41-50 岁	139	11.5%
	50 岁以上	0	0.0%
学历	初中及以下	301	24.8%
	高中/中专	472	38.9%
	大专	324	26.7%
	本科及以上	116	9.6%
月可支配收入	3000 元以下	159	13.1%
	3000-5000 元	312	25.7%
	5001-8000 元	379	31.2%
	8001-12000 元	250	20.6%
	12000 元以上	113	9.3%

（二）信效度检验

采用 Cronbach's Alpha 系数检验问卷的内部一致性信度。结果显示，整体量表的 Cronbach's Alpha 系数为 0.945, 远高于 0.7 的临界值标准, 表明问卷具有极高的内部一致性。各维度的 Alpha 系数也均在 0.8 以上, 说明各维度测量题项的内部一致性良好, 问卷信度质量优秀。

表 2-5 各维度 Cronbach's Alpha 系数检验结果

维度	Cronbach's Alpha 系数
广告投放量	0.912
广告内容品质	0.927
用户感知价值	0.918
用户态度	0.904
购买动机	0.936
付费意愿	0.936

在完成信度检验后, 本文进一步对问卷量表进行结构效度检验。结构效度是指测量工具能够准确反映理论构念内部结构的程度, 通常采用 KMO 值与 Bartlett 球形检验来判断数据是否适合进行因子分析。KMO 值反映变量间偏相关性的强弱, 取值越接近 1 表明变量间共同信息越多; Bartlett 球形检验则用于检验变量之间的相关矩阵是否为单位矩阵, 若检验结果显著 ($p < 0.05$), 则拒绝“变量间不相关”的原假设, 说明数据适合进行因子分析。

表 2-6 结构效度检验结果 (KMO 与 Bartlett 球形检验)

检验指标	本研究结果	结论
KMO 值	0.872	良好
Bartlett 球形检验	$\chi^2=9847.326$, $df=300$, $p < 0.001$	显著

检验结果显示, KMO 值为 0.872, 达到良好水平 (>0.8), 表明各变量之间存在较强的偏相关性, 适合进行因子分析; Bartlett 球形检验的卡方值为 9847.326 (自由度 $df=300$), 显著性概率 $p < 0.001$, 远小于 0.05 的显著性水平, 拒绝了相关矩阵为单位矩阵的原假设, 说明各题项之间存在显著的相关关系。综合来看, 本研究问卷数据具有良好的结构效度, 适合后续进行相关分析、结构方程模型和机器学习预测建模。

第三章 生成式 AI 下抖音个性化广告的生产力效能

一、用户抖音使用行为描述

(一) 用户抖音行为使用基本情况描述性统计

抖音用户行为主要包括使用时长与频率、活跃时段、接受的广告类型、点击行为频率。

用户对抖音的使用时长与使用频率直接决定了个性化广告的曝光次数，是衡量广告投放覆盖面与转化潜力的基础性指标。

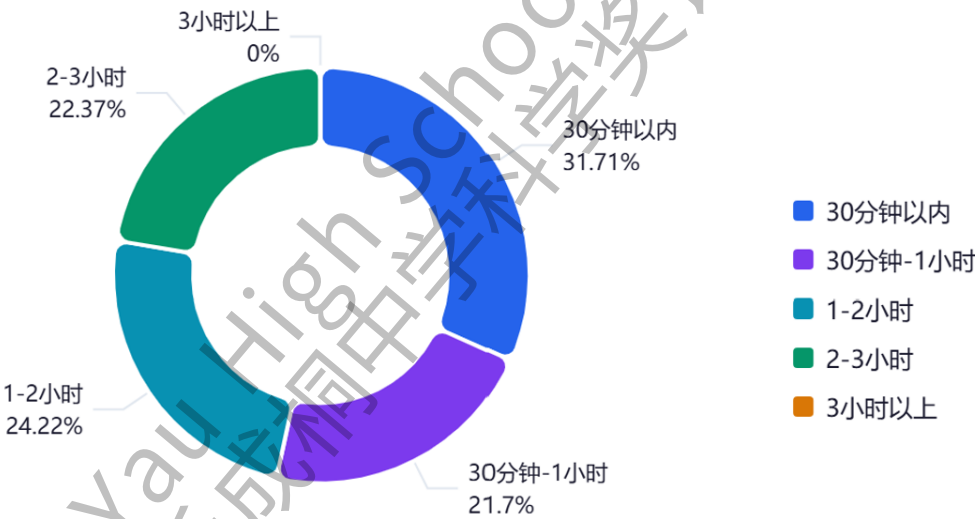


图 3-1 用户每日刷抖音时长分布

调查显示，用户每日刷抖音的时长分布为：30 分钟以内 31.7%、30 分钟-1 小时 21.7%、1-2 小时 24.2%、2-3 小时 22.4%、3 小时以上 0.0%。整体来看，按有效作答样本口径计算，46.6%的用户每日使用抖音超过 1 小时，表明抖音仍是用户日常内容消费的重要渠道。短视频平台顾客消费意愿与短视频消费研究进一步说明，短视频已从娱乐媒介延伸为新型消费转化入口，因此用户使用时长本身构成广告触达和消费激发的重要基础。

用户的活跃时段分布决定了广告投放的时间窗口与点击效率，是优化广告分发策略、提升广告转化效果的关键依据。

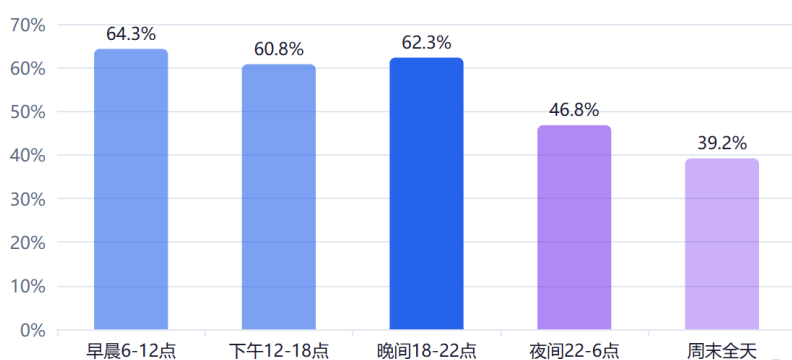


图 3-2 用户抖音活跃时段分布（多选题）

用户活跃时段呈现明显的“多时段覆盖”特征。按全部样本口径，早晨 6-12 点是最集中的活跃时段，占比 64.3%；其次是晚间 18-22 点（62.3%）和下午 12-18 点（60.8%），另有 2.0% 的受访者未作答。按该题有效作答样本口径计算，早晨、晚间和下午的占比分别为 65.6%、63.6% 和 62.0%。这表明用户刷抖音的行为已融入日常生活的多个时段，广告投放需要结合高活跃时段进行内容适配。

用户接触最多的广告类型为贴片广告（64.0%）和原生信息流种草广告（61.3%），其次是互动广告（57.0%）、剧情插播广告（48.5%）和短视频直播带货广告（48.0%）。各类广告接触率均具有一定规模，说明抖音广告形式多元且渗透广泛。

点击行为是用户从被动浏览转向主动消费的关键行为节点，直接反映个性化广告对用户注意力的捕获能力与转化引导效果。

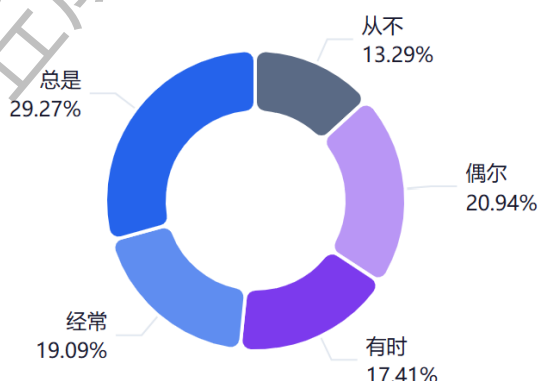


图 3-3 用户主动点击广告详情页面频率分布

调查显示，用户主动点击广告详情页的频率分布呈现两极化特征：“总是”点击的用户占

29.3%， “经常”点击占 19.1%， “有时”点击占 17.4%， “偶尔”点击占 20.9%， “从不”点击占 13.3%。整体来看， 86.7%的用户曾不同程度主动点击广告详情页， 其中经常或总是点击的用户占 48.4%， 说明抖音个性化广告能够有效激发相当一部分用户的点击兴趣。短视频营销、内容营销与抖音购买意愿研究表明， 点击兴趣往往来自内容吸引、需求匹配和平台互动共同作用， 而非单一促销刺激。

（二）点赞与点击行为的关联

点赞行为是用户对广告内容认可的直接表现。调查显示， 用户给广告点赞的频率中， “总是”占 30.4%， “经常”占 17.3%， “有时”占 17.9%， “偶尔”占 18.9%， “从不”占 13.5%， 另有 2.0%的受访者未作答。点赞频率与点击频率的分布高度相似， 提示点赞行为与点击行为可能存在密切关联。

进一步分析点赞原因发现， “广告内容有趣有创意”占比最高（61.7%）， 其次是“广告产品是我当下需要的”（57.2%）和“随手互动的使用习惯”（53.6%）。这说明用户点赞既受内容创意吸引， 也受需求匹配、行为习惯和利益刺激等因素影响。对于生成式 AI 广告而言， 提升内容吸引力并精准匹配用户需求， 是获得用户点赞认可的重要途径。短视频内容营销、种草短视频和弹幕信息研究都强调， 内容特征、互动线索与用户即时反馈会强化用户参与和购买意愿。

二、广告类型与点击偏好分析

以上研究仅揭示了“用户是否点击”和“点击多频繁”的整体行为规律， 但尚未回答“用户更倾向于点击哪类广告”以及“不同广告类型背后存在怎样的心理机制差异”这一关键问题。在生成式 AI 技术赋能下， 抖音平台上的广告形态已从单一的贴片促销扩展到剧情短视频、互动游戏、原生种草等多元形态， 不同广告类型在内容呈现、互动方式和情感唤起上存在显著差异， 对用户的吸引力与转化效果也截然不同。因此， 广告类型对点击偏好有直接影响。通过描述性统计， 可识别用户接受与不接受的主要广告类型。

（一）高点击量的广告类型排序

不同广告类型在内容形态、互动方式与信息呈现上存在显著差异， 直接影响用户的点击意愿与消费转化路径。在生成式 AI 技术赋能下， 各类广告的创意生产效率与形式多样化程度大幅提升， 明确哪些广告类型最能吸引用户点击， 有助于识别高效能的广告内容形态与创意方向。因此， 研究最吸引用户点击的广告类型分布， 能够为广告主在生成式 AI 时代优化

内容生产结构、平台调整推荐权重配置提供实证依据。

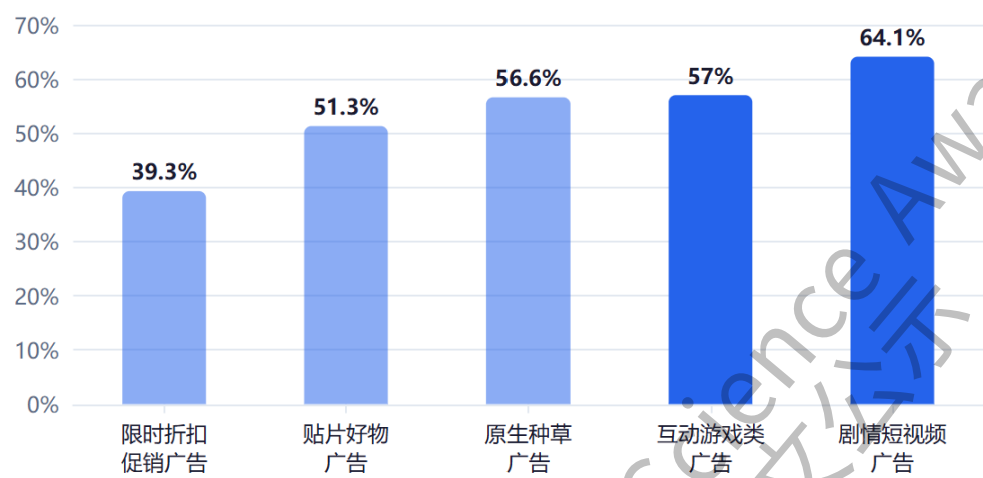


图 3-4 最吸引用户点击的广告类型分布（多选题）

在“哪种类型广告更容易吸引你点击”的调查中，剧情短视频广告排名第一，占比 64.1%；其次是互动游戏类广告（57.0%）和原生种草广告（56.6%）；贴片好物广告（51.3%）和限时折扣促销广告（39.3%）相对靠后。该排序与“内容化、剧情化、种草化”短视频更容易通过情境代入和价值呈现影响购买决策的研究结论相互印证。

这一结果具有重要的实践启示：剧情化、内容化的广告形式比直接促销型广告更能吸引用户点击。在生成式 AI 技术的支持下，广告主可以更高效地生产剧情化、沉浸式的广告内容，通过故事化的叙事方式吸引用户注意力，而非单纯依赖价格促销。在线沉浸感、心流体验和唤起感研究均说明，沉浸式内容会增强心理意向并推动冲动性购买或消费意向形成。

（二）用户对不同广告类型的态度差异

表 3-1 不同广告类型的特点和使用人群

广告类型	广告特点	适用用户人群
剧情短视频广告	通过故事情节引发情感共鸣与好奇心，利用用户对叙事内容的天然兴趣吸引点击。生成式 AI 可实现剧情的快速生成与个性化定制，根据不同用户群体偏好生成差异化脚本。	故事爱好者 泛兴趣群体对叙事性内容有天然兴趣，喜欢沉浸式观看体验的广泛用户。

续表 3-1 不同广告类型的特点和使用人群

原生种草广告	以真实体验分享为核心，降低广告的“推销感”，提升用户信任度与接受度。情感唤醒、有用性、互动性和内容特征共同影响消费意向与购买意愿。生成式 AI 可模拟真实用户体验，大幅降低内容生产成本并保持原生感。	品质追求者 信任敏感型注重真实口碑、对硬广推销较为敏感、需要信任背书的理性用户。
互动游戏类广告	通过游戏化机制激发用户的参与感与成就感，利用互动体验延长用户停留时间。AI 驱动的互动广告可根据用户实时反馈动态调整游戏难度与内容，实现个性化互动体验。	年轻化群体 互动偏好型喜欢趣味互动、追求参与感和成就感，对新鲜事物接受度高的用户。
限时折扣促销广告	依赖价格敏感型用户的功利性动机，点击吸引力相对较弱但转化效率可能更高。价格、促销氛围、主播表达和互动反馈可共同触发冲动购买，但需以信任和价值感知为前提。生成式 AI 可优化促销信息的呈现方式与时间节点，提升精准触达效果。	价格敏感型 功利性购物者对价格优惠高度敏感，以性价比为决策核心，容易受促销氛围影响的消费人群。

总之，针对不同用户群体，广告投放策略应遵循“兴趣匹配”与“动机契合”原则：面向追求新鲜感与情感价值的 Z 世代及泛娱乐人群，应主推**剧情短视频广告**，以强叙事激发共鸣；针对注重实用性与口碑的理性用户，**原生种草广告**能有效降低抵触心理，建立信任背书；对于热衷碎片化娱乐与轻度挑战的用户，**互动游戏类广告**能显著提升参与度与停留时长；而对价格敏感度高、追求即时满足的下沉市场用户或囤货型买家，则需通过**限时折扣促销广告**利用功利性动机促成快速转化。借助生成式 AI 技术实现这四者与用户画像的动态匹配，将是提升广告 ROI 的关键。

三、时段因素与点击意愿的关联

在不同的时段，用户对广告接受程度不同。在用户分群基础上，本文进一步考察不同群体在不同时段的广告接受度与点击意愿。

用户在一天中不同时段的心理状态、注意力分配和消费动机存在显著差异，同样的广告在不同时段投放可能产生截然不同的点击效果，因此掌握点击意愿的时段分布规律是优化广告投放节奏的前提条件。抖音平台的推荐算法虽然能够根据用户兴趣进行个性化匹配，但时段维度上的场景差异会改变用户对广告内容的接受度与互动倾向，仅依赖算法推荐而忽略时

段场景特征可能导致投放效率的损失。生成式 AI 技术赋予广告系统实时生成与动态调整的能力，若能将时段因素纳入内容适配与投放策略的决策框架，便可在不同时段自动切换广告创意风格与投放强度，实现从"全天候均匀投放"向"时段化精准触达"的升级。

用户点击意愿的时段分布反映了用户在不同时间窗口下的消费决策活跃度，是制定广告精准投放节奏与时段化策略的重要依据。用户的使用活跃时段与点击意愿时段可能并不完全重合，揭示这一差异有助于理解用户从被动浏览到主动点击的心理转化规律。因此，研究用户点击意愿最高的时段分布，能够为生成式 AI 驱动的广告系统实现时段化内容适配与场景触发式投放提供数据支撑。

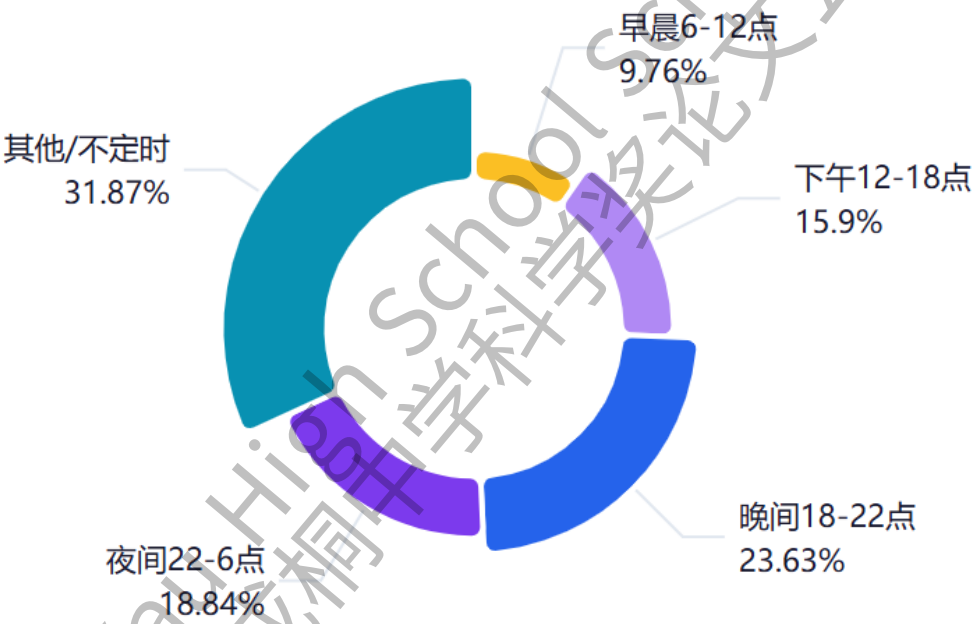


图 3-5 用户点击意愿最高的时段分布

调查显示，用户点击意愿最高的选项为其他/不定时，占比 31.9%；在固定时段中，晚间 18:00-22:00 占比最高（23.6%），其次是夜间 22:00-次日 6:00（18.8%）和下午 12:00-18:00（15.9%），早晨 6:00-12:00 相对较低（9.8%）。

点击意愿与活跃时段的分布规律既有一致性，也存在差异。值得注意的是，夜间时段活跃用户占比为 46.8%，但点击意愿占比为 18.8%；同时，其他/不定时选项的点击意愿占比达到 31.9%，说明用户点击广告并不完全受固定时段约束，平台仍需结合实时场景和个体状态

进行动态投放。直播电商环境和触点竞争研究表明，用户所处情境、心理距离与感知价值会影响其即时决策，因而广告投放需要从固定时段转向场景触发。

表 3-2 不同时段用户特征与生成式 AI 广告策略建议

时段	用户活跃度	点击意愿	推荐广告类型	生成式 AI 应用方向
早晨 6:00-12:00	64.3%	9.6%	品牌曝光、轻度种草	晨间场景化创意生成
下午 12:00-18:00	60.8%	15.6%	互动游戏、剧情广告	午休场景互动广告
晚间 18:00-22:00	62.3%	23.2%	深度种草、促销转化	黄金时段个性化推荐
夜间 22:00-次日 6:00	46.8%	18.5%	原生内容、低干扰广告	夜间沉浸式内容适配
其他/不定时	周末全天 39.2%	31.2%	个性化推荐、场景触发广告	实时状态识别与动态投放

时段因素对广告投放策略具有重要指导意义，由表 3-2 可知，生成式 AI 技术可以在以下方面发挥作用。第一，在**时段化内容适配**方面，根据不同时段用户的心理状态差异，AI 生成适配的广告内容。例如，早晨时段适合轻松明快的品牌曝光类广告，晚间黄金时段适合深度种草与转化类广告，夜间时段适合低干扰的原生广告。第二，在**实时竞价优化**方面，生成式 AI 驱动的智能投放系统可以实时分析不同时段的点击转化率，动态调整出价策略与预算分配，实现投放效率的最大化。第三，在**场景化创意生成**方面，结合时段场景特征（如早餐、通勤、午休、睡前等），AI 自动生成场景化的广告创意，提升广告与用户当下状态的匹配度。场景化触点需要同时考虑用户消费心理距离、媒介可供性和互动线索，以提升感知价值和参与意愿。

四、生产力效能、用户消费心理、用户行为间的相关性

以上研究探讨了用户的高点击意愿时段的用户特征，接下来还需要研究广告在不同时段、不同消费者群体的生产力效能。

表 3-3 六维度消费心理感知描述性统计

角度	维度	题项数	均值	标准差
生产力效能	广告投放量	4	3.60	1.17
	广告内容品质	5	3.60	1.20

续表 3-3 六维度消费心理感知描述性统计

用户消费心理	用户态度	4	3.63	1.20
	用户感知价值	5	3.61	1.17
	购买动机	4	3.61	1.20
用户行为	付费意愿	4	3.60	1.23

（一）用户对各角度的评价

用户对个性化广告的生产力效能持正向评价，用户消费心理及行为也持积极态度，但三者均有上升空间。从生产力效能方面看，整体均值为 3.60（满分 5 分），处于中等偏上水平，说明生成式 AI 个性化广告的生产力效能已获得用户一定认可，但仍有一定提升空间。从用户消费心理方面看，整体均值为 3.62，说明个性化广告能够提供一定信息价值，但减少干扰、提升决策辅助价值仍是改善用户体验的关键且用户对抖音个性化广告的态度具有分化特征，从态度认可到点击、分享等行为转化仍有提升空间。从用户行为方面看，整体均值为 3.61，表明情感吸引、优惠刺激与效率提升共同影响购买动机，生成式 AI 需要在内容吸引与消费触发之间建立更强连接且用户对最终付费仍较为谨慎，精准匹配、信任构建与优惠激励是推动转化的关键。

（二）各维度间的相关关系

对六个维度进行 Pearson 相关分析，结果显示各维度之间均存在显著的正相关关系，相关系数在 0.413 到 0.491 之间，全部达到统计显著水平。这一结果初步支持了研究的理论假设，即广告投放量、广告内容品质作为前置因素，通过用户感知价值、用户态度、购买动机等中介变量，最终影响付费意愿。这一链条与短视频信息质量、平台推荐代理、直播电商感知价值和用户消费心理距离研究中强调的“信息质量/推荐可信度—感知价值—购买意愿”机制一致。

表 3-4 六个子维度间 Pearson 相关系数矩阵 (** $p < 0.001$)

维度	广告投放量	广告内容品质	用户感知价值	用户态度	购买动机	付费意愿
广告投放量	1.000	0.423**	0.431**	0.447**	0.455**	0.413**
广告内容品质	0.423**	1.000	0.485**	0.459**	0.474**	0.455**
用户感知价值	0.431**	0.485**	1.000	0.480**	0.474**	0.450**
用户态度	0.447**	0.459**	0.480**	1.000	0.491**	0.473**
购买动机	0.455**	0.474**	0.474**	0.491**	1.000	0.463**
付费意愿	0.413**	0.455**	0.450**	0.473**	0.463**	1.000

（三）生产力效能、用户消费心理、用户行为间的影响路径分析

1. 用户态度与购买动机的关联最强 ($r=0.491$)，说明用户对个性化广告的整体态度是影响付费意愿最关键的因素。种草类短视频、服装类短视频和 Vlog 植入式广告研究均表明，内容认同、情感唤醒与自然植入会影响用户态度，并进一步转化为消费意向。当用户对广告持积极接受态度时，其付费意愿也显著更高。这一发现与态度—行为一致性理论相符，积极的广告态度是转化为消费行为的重要心理基础。因此用户消费心理对用户行为有正向作用。

2. 广告内容品质与用户感知价值的关联显著 ($r=0.485$)，说明广告内容品质越高，用户感知价值越强。生成式 AI 可提升广告内容品质，从而有效提升用户感知价值。因此，生产力效能与用户消费心理有同向作用。

3. 广告内容品质与付费意愿的关联相对较弱但仍显著 ($r=0.455$)，表明广告内容品质越高，付费意愿越强。生成式 AI 技术在提升广告内容品质方面具有巨大潜力，通过 AI 生成更优质、更精准的广告内容，可以有效提升用户的付费意愿。因此，生产力效能对用户行为有促进作用。

（四）生成式 AI 个性化广告的生产力效能 SOR 刺激-反应理论

从技术赋能层 (S) 角度看，生成式 AI 技术提升了算法推荐的精准度与广告内容的质量，这是整个影响链条的起点。推荐代理研究提示，推荐系统不仅提供信息筛选，还会影响平台可信度和情感信任；媒介可供性研究也说明，平台技术环境会通过心理授权和顾客融入影响用户参与。生成式 AI 算法越能精准理解用户需求，生产力效能越高，用户消费心理体验就越好。

从心理传导层 (O) 角度看，用户感知价值、用户态度、购买动机、付费意愿，构成了经典的心理传导链条。生成式 AI 时代，这一传导机制依然有效，但生产力效能（传导的效率与质量）受到 AI 技术水平的调节。

从行为转化层 (R) 角度看，从积极态度到实际付费之间存在转化鸿沟。相关分析显示，用户态度均值为 3.63，付费意愿均值为 3.60，两者之间存在 0.03 分的落差。这一落差正是生成式 AI 广告需要重点突破的转化瓶颈，需要通过信任构建、场景营造、限时激励等

多种策略加以弥合。

生成式 AI 下抖音个性化广告已经形成了从“广触达—强感知—高互动”的完整用户行为链条。在触达层面，抖音具备稳定高频的用户接触基础，46.6%的用户每日使用超过 1 小时，多时段高活跃为广告曝光提供了持续渗透的场景条件，而生成式 AI 使广告体量增长约 6.4 倍，进一步放大了广告投放规模与内容生产效率。在感知层面，六维度消费心理感知均值集中于 3.60—3.63 之间，用户对个性化广告并非简单排斥，而是在广告投放量、广告内容品质与实际价值之间进行综合判断，各维度间均呈显著正相关，形成了“生产力效能—用户感知价值—用户态度—购买动机—付费意愿”的心理传导链条。在互动层面，86.7%的用户曾主动点击广告详情页，剧情短视频广告、互动游戏类广告和原生种草广告更能激发点击意愿，且点击行为受到内容创意、时段场景与即时心理状态的多重驱动，说明用户已从被动浏览走向主动参与。这三层逻辑相互衔接：高频触达为心理感知提供基础，心理感知又转化为点击与互动意愿，而生成式 AI 技术贯穿始终，通过内容形态创新、场景化触达与精准匹配协同推动用户向消费转化。然而，上述发现仍停留在描述性统计与相关分析层面，各变量之间的因果路径、中介效应与预测能力尚未得到严格检验。因此，第四章将在前述数据基础上，运用主成分分析、结构方程模型、聚类分析与集成学习等方法，对各维度间的影响机制与预测效能进行深入建模验证。

第四章 统计建模与影响机制分析

本章在前述描述性统计与相关分析的基础上，综合运用统计综合指数、主成分分析（PCA）、K-Means 聚类、决策树、结构方程模型（SEM）以及组合算法（集成学习）等六种高级统计建模方法，对生成式 AI 下抖音个性化广告的用户消费心理与点击行为进行深度挖掘与系统建模，揭示各维度间的复杂影响机制与预测模式。方法选择上，PCA、K-Means、SEM 与集成学习分别对应变量压缩、用户分层、路径解释和行为预测，能够回应现有文献中对结构方程、问卷调查和多变量路径检验的常见做法。

一、用户消费心理及行为对广告生产力效能打分

在实际广告运营场景中，商家需要一个可量化、可比较、可追踪的单一综合指标来评估用户整体消费心理水平，并据此进行用户分级和效果监测。综合指数能够将多维度信息浓缩为一个分值，便于横向对比和纵向追踪。具体使用方法为：对六维度原始得分进行 0-1 归一化处理，然后分别采用三种权重方案构建指数——等权重法（各维度权重均为 1/6）作为基准参照，PCA 权重法（基于第一主成分载荷绝对值归一化）体现数据驱动的客观赋权，熵权法（基于信息熵计算各维度变异程度）反映各维度的区分度贡献；对比三种方案的一致性后，选择最优方案进行百分制转换和四分位分级。其目的在于：一是为广告效果评估提供统一的量化工具，使商家能够以一个综合分值衡量用户消费心理水平；二是通过等权重、PCA 权重和熵权法三种方案的交叉验证，确保综合指数的稳健性；三是基于综合指数实现用户分级（低、中低、中高、高心理感知），为广告投放的精准定向和差异化策略提供操作性指标。

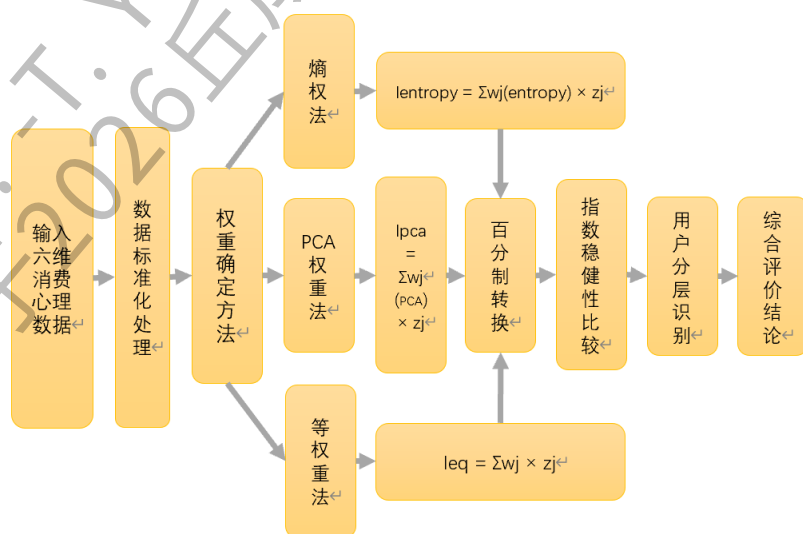


图 4-1 接受度综合指数分析方法流程图

（一）多权重方法对比

采用等权重法、PCA 权重法和熵权法三种方法分别构建综合消费心理指数，并对比三种权重分配方案的差异。等权重综合指数均值为 72.15，标准差为 17.73；PCA 权重法与熵权法结果与其趋势一致（满分 100），高度一致，表明综合指数具有较好的稳健性。

表 4-1 三种权重分配方法对比

角度	维度	等权重	PCA 权重	熵权法
生产力效能	广告投放量	16.67%	15.95%	17.30%
	广告内容品质	16.67%	16.83%	18.57%
用户消费心理	用户感知价值	16.67%	17.15%	17.59%
	用户态度	16.67%	16.41%	7.62%
	购买动机	16.67%	17.08%	18.89%
用户行为	付费意愿	16.67%	16.58%	20.03%

PCA 权重法依据第一主成分载荷绝对值归一化分配权重，六个维度权重整体较为均衡，其中用户感知价值权重最高（17.15%），说明综合消费心理并非由单一维度主导。熵权法基于各维度信息熵的差异性分配权重，付费意愿获得最高权重（20.03%），因为该维度的数据离散度最大、信息量最丰富。用户态度维度方差较小，区分度低，故熵权法赋予较低权重（7.62%）。等权重法最为简洁直观，适合快速评估场景。

（二）综合指数分级与用户分层

基于等权重综合指数，将用户分为四个等级：中高心理感知群体（25.1%）与高心理感知群体（25.1%）占比接近；低心理感知占 24.6%、中低心理感知占 25.2%、中高心理感知占 25.1%、高心理感知占 25.1%。整体分布呈现"均匀分布"特征，各层级用户占比接近，与前述六维度均值的积极结果一致。

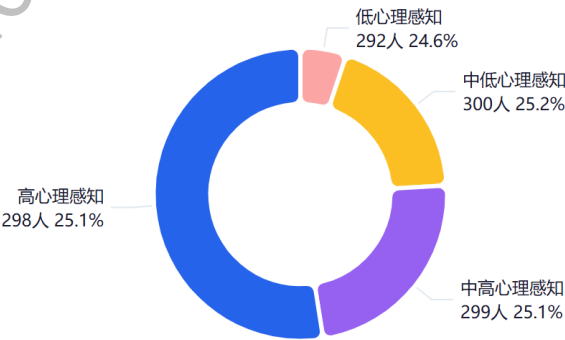


图 4-2 综合消费心理指数分级分布

总之，三种权重方法构建的综合指数高度一致(均值约 63)，验证了指数构建的稳健性；熵权法赋予付费意愿最高权重 (20.03%)，体现了该维度的信息量最大；50.2%的用户处于中高及以上心理感知水平，生成式 AI 个性化广告的用户基础良好。

二、提取主要用户行为因子

本研究的六个消费心理维度（广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机、付费意愿）之间均呈显著正相关，存在较强的共线性。PCA 通过正交变换将原始变量压缩为少数几个互不相关的主成分，能够在最大程度保留原始信息的前提下实现降维。具体使用方法为：首先对原始得分进行 Z-score 标准化以消除量纲影响，然后构建协方差矩阵并进行特征值分解，依据累计解释方差率 $\geq 90\%$ 的原则确定保留的主成分个数，最后通过载荷矩阵分析各维度对主成分的贡献。其目的在于：一是识别六个维度背后的潜在因子结构，判断是否存在一个主导性的“综合消费心理”因子；二是为后续的 K-Means 聚类 and 综合指数构建提供降维后的数据基础；三是通过 PCA 权重法为综合指数赋权，避免主观赋权的偏差。

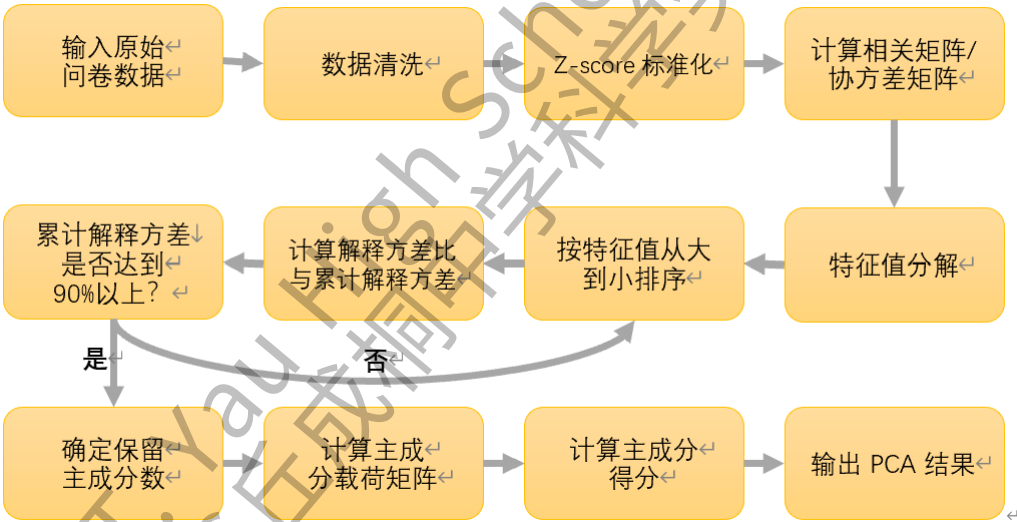


图 4-3 主成分分析（PCA）算法流程图

（一）分析目的与数据预处理

主成分分析（PCA）旨在通过降维技术，从六个消费心理维度中提取潜在的核心因子结构，揭示各维度背后的共同变异来源。首先对六个维度的原始得分进行标准化处理（Z-score 标准化），消除量纲差异，确保各维度在 PCA 中具有可比性。

（二）主成分提取与解释

PCA 结果显示，第一主成分（PC1，综合消费心理因子）解释总方差的 54.04%，且其特征值远高于其他主成分，表明六个维度具有高度共线性，存在一个主导性的"综合消费心理"因子。第二主成分（PC2，技术内容分异因子）解释 10.18%，第三主成分（PC3，消费心理转换因子）解释 9.56%，第四主成分（PC4，感知动机分异因子）解释 9.29%，第五主成分（PC5，动机态度分异因子）解释 8.64%，前五个主成分累计解释 91.71%，已超过 90%的常用阈值。

表 4-2 主成分分析解释方差表

主成分	特征值	解释方差 (%)	累计解释方差 (%)	名称
PC1	3.245	54.04%	54.04%	综合消费心理因子
PC2	0.611	10.18%	64.22%	技术内容分异因子
PC3	0.574	9.56%	73.78%	消费心理转换因子
PC4	0.558	9.29%	83.07%	感知动机分异因子
PC5	0.519	8.64%	91.71%	动机态度分异因子
PC6	0.497	8.28%	100.00%	—

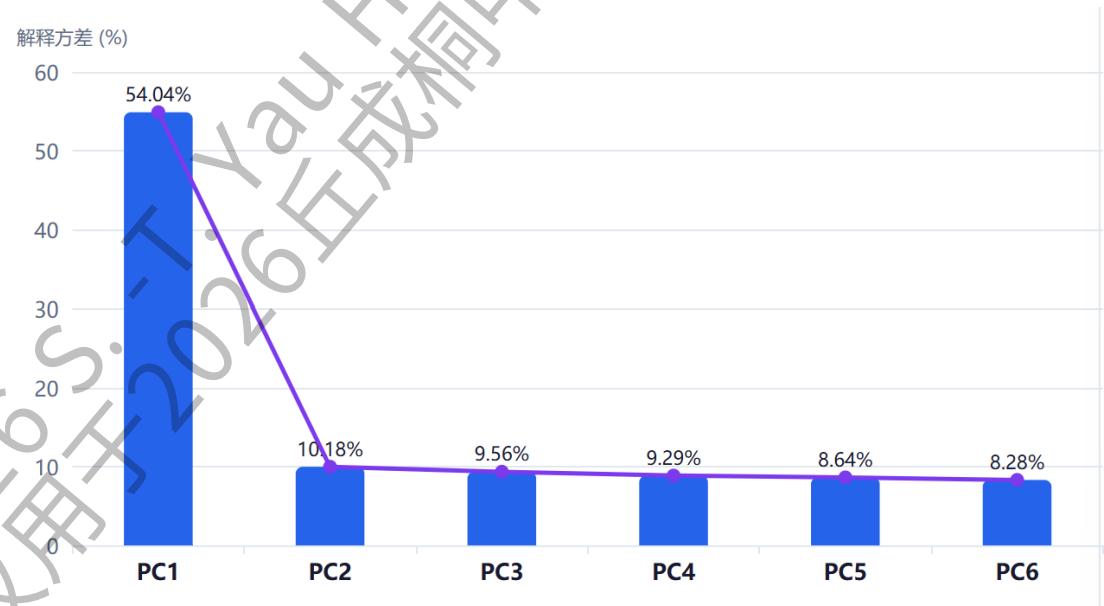


图 4-4 主成分分析碎石图与解释方差曲线

（三）主成分载荷矩阵解读

表 4-3 前五个主成分载荷矩阵

维度	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	核心解读
广告投放量	0.391	0.799	0.352	0.070	-0.282	技术驱动型
广告内容品质	0.412	-0.041	-0.562	-0.406	-0.332	内容驱动型
用户感知价值	0.420	-0.216	0.065	-0.464	-0.087	感知主导型
用户态度	0.402	-0.481	0.660	0.014	0.032	态度主导型
购买动机	0.418	0.184	-0.194	0.025	0.866	动机转化型
付费意愿	0.406	-0.218	-0.290	0.784	-0.226	意愿主导型

第一主成分（PC1） $y_1=0.391x_1+0.412x_2+0.420x_3+0.402x_4+0.418x_5+0.406x_6$

第二主成分（PC2） $y_2=0.799x_1-0.041x_2-0.216x_3-0.481x_4+0.184x_5-0.218x_6$

第三主成分（PC3） $y_3=0.352x_1-0.562x_2+0.065x_3+0.660x_4-0.194x_5-0.290x_6$

第四主成分（PC4） $y_4=0.070x_1-0.406x_2-0.464x_3+0.014x_4+0.025x_5+0.784x_6$

第五主成分（PC5） $y_5=-0.282x_1-0.332x_2-0.087x_3+0.032x_4+0.866x_5-0.226x_6$

第一主成分(PC1, 综合消费心理因子)在所有六个维度上的载荷均为正值(0.391-0.420), 均匀分布在较高水平, 验证了 PC1 作为“综合消费心理感知”因子的解释。其中购买动机(0.418)、用户感知价值(0.420)和付费意愿(0.406)在 PC1 上载荷最高, 说明这三个维度是综合消费心理的核心构成。该结果与感知价值、感知信任和态度意向在社交电商、直播电商与短视频消费研究中的核心地位一致。

第二主成分(PC2, 技术内容分异因子)呈现明显的两极分化特征, 广告投放量载荷最高(0.799), 而用户态度(-0.481)和付费意愿(-0.218)载荷为负。这表明 PC2 代表了“技术驱动与内容驱动”的消费心理分异。部分用户更受广告投放量的影响, 另一部分用户则更关注广告内容本身的品质与转化效果。

第三主成分(PC3, 价值转化分异因子)则体现出“转化意愿与内容价值感知”的分化特征。载荷矩阵显示, 用户态度在 PC3 上的载荷最高且为正(0.660), 而广告内容品质(-0.562)呈较高负向载荷, 说明 PC3 并非简单重复前两个主成分, 而是进一步揭示了用户从内容认

可走向实际付费转化时可能存在的心理分界。一部分用户即使认可广告内容和感知价值，也未必立即形成付费意愿；另一部分用户则可能在品牌熟悉、需求匹配或购买场景触发下，更快进入付费决策阶段。

第四主成分（PC4，感知动机分异因子）呈现出“感知价值认可与行为动机驱动”的分化特征。付费意愿在 PC4 上的载荷最高且为正（0.784），而用户感知价值（-0.464）和广告内容品质（-0.406）呈负向载荷。这表明部分用户虽然对广告价值有较高感知，但其购买动机和态度未必同步跟进，即“觉得好”不等于“想买”。该结果提示生成式 AI 广告在提升内容价值感知的同时，还需通过精准需求匹配、限时优惠和场景触发等手段，将用户的价值认可转化为实际的行为驱动力。

第五主成分（PC5，动机态度分异因子）体现了“购买动机驱动与态度主导”的心理分异。购买动机在 PC5 上的载荷最高且为正（0.866），广告内容品质呈较强负向载荷（-0.332），广告投放量亦为负向（-0.282）。这说明部分用户购买动机强烈但尚未形成稳定态度，另一部分用户则态度积极但行动迟缓。前者可能受促销刺激或冲动驱动而快速产生购买意愿，后者虽对广告内容持正面评价却缺乏即时行动力。这一分化提示生成式 AI 广告需针对两类用户分别采取“促动转化”与“态度强化”的差异化策略——对动机驱动型用户简化转化路径、强化促销触达，对态度主导型用户则需通过深度内容种草和社交证明进一步推动其从认知走向行动。

总之，第一主成分（综合消费心理因子）解释 54.04%总方差，证实六维度共享一个“综合消费心理”因子；第二主成分（技术内容分异因子）解释 10.18%总方差，揭示“消费心理分异”因子，为生成式 AI 广告在广告投放量和内容质量之间进行差异化优化提供理论依据；第三主成分（消费心理转换因子）解释 9.56%总方差，进一步呈现“消费心理转换”因子的分化特征；第四主成分（感知动机分异因子），解释方差 9.29%，呈现感知价值认可和行为动机驱动的分化特征；第五主成分（动机态度分异因子），解释方差 8.64%，体现购买动机驱动和态度主导的心理分异，说明用户从认可广告内容到形成付费意愿之间仍存在心理转换过程，生成式 AI 广告需要通过信任构建、需求匹配和场景触发推动内容价值向实际转化延伸；前 5 个主成分累计解释 91.71%的方差，降维效果显著。

三、用户画像与标签

用户对生成式 AI 抖音个性化广告的感知与接受程度因人而异，笼统的均值分析可能掩盖群体间的结构性差异。K-Means 算法通过最小化簇内平方和实现自动分组，无需预先设定标签，适合对用户进行数据驱动的无监督分层。具体方法为：以 PCA 标准化后的六维度得

分为输入特征，遍历 $K=2$ 至 $K=7$ 候选聚类数，采用轮廓系数（Silhouette Score）确定最优 K 值，然后对最终聚类结果进行画像分析，计算各簇在各维度上的均值与占比。其目的在于：一是识别出具有差异化特征的典型用户群体；二是为广告投放策略提供精准的用户分层依据，使商家能够针对不同群体制定差异化的广告内容与投放策略。

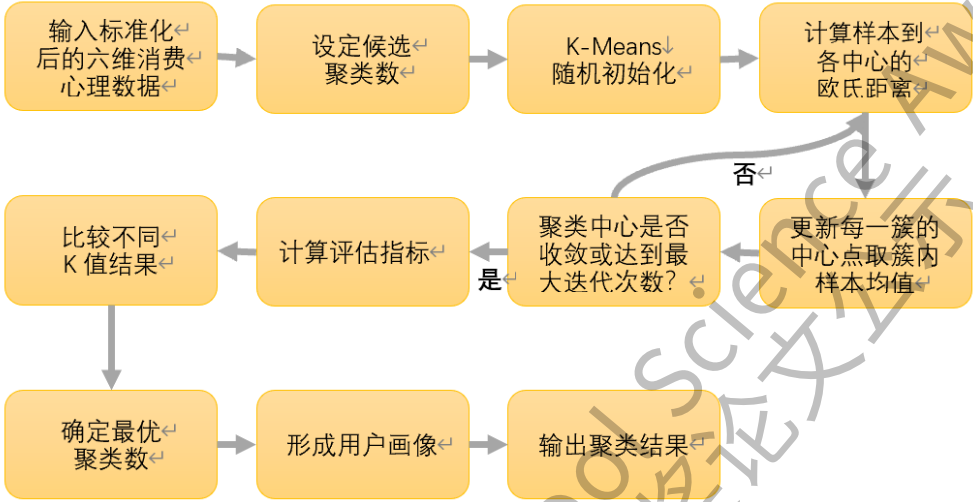


图 4-5 K-Means 聚类算法流程图

（一）最优聚类个数确定

采用轮廓系数（Silhouette Score）确定最优聚类数。遍历 $K=2$ 至 $K=7$ ，计算各 K 值下的轮廓系数。

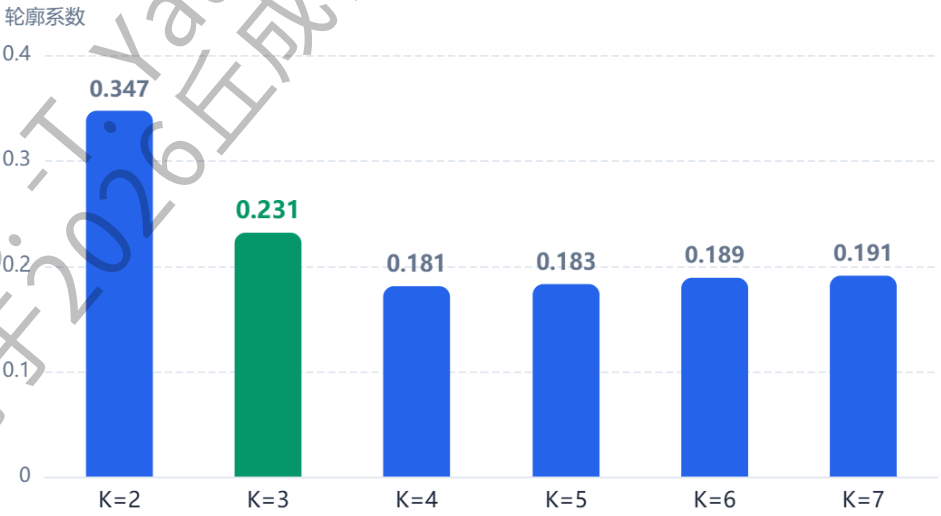


图 4-6 K-Means 聚类轮廓系数与组内误差变化

结果显示，K=2 时轮廓系数最高（0.347），但综合考虑轮廓系数与业务可解释性，确定 K=3（轮廓系数 0.231）为最优聚类数，表明用户群体在消费心理维度上存在明显的三分结构，三分类方案在保证聚类紧致度的同时具有更清晰的业务可解释性。

（二）三类用户画像深度解析

在 K=3 的聚类结果下，将 1189 名用户分为三类群体，分别为高感知接纳型、中度感知中立型、低感知抗拒型。

表 4-4 三类用户群体在六维度上的均值对比

维度	高感知接纳型 (N=600, 50.5%)	中度感知中立型 (N=375, 31.5%)	低感知抗拒型 (N=214, 18.0%)
生产力效能	4.265	3.370	2.150
用户消费心理	4.123	3.223	2.257
用户行为	4.330	3.300	2.080

聚类 1：高感知接纳型用户（50.5%）。该类用户在所有六个维度上的均值均超过 4.0，表现出对生成式 AI 个性化广告的高度认可与接纳。这类用户是生成式 AI 广告的核心目标群体，具有较高的广告接受度、较强的购买动机和较积极的付费意愿。

聚类 2：中度感知中立型用户（31.5%）。该类用户在所有维度上的均值集中在 3.1-3.4 之间，对生成式 AI 广告持中立态度，既不强烈排斥也不高度接纳。这类用户是潜在的转化增量群体，通过精准内容匹配与个性化推荐策略，有望将其向高感知接纳型迁移。

聚类 3：低感知抗拒型用户（18.0%）。该类用户在所有维度上的均值均低于 2.5，对生成式 AI 广告的感知价值较低，态度相对消极，购买动机和付费意愿均处于低位。针对这类用户，生成式 AI 广告的核心策略应转向“降低干扰感、提升信任度”。

总之，用户群体在消费心理上呈现明显的三分结构（K=3 最优），50.5%为“高感知接纳型”，31.5%为“中度感知中立型”，18.0%为“低感知抗拒型”。三类群体在六个维度上均存在显著差异，提示整体心理接纳程度是区分用户类型的核心变量。

四、用户消费心理与行为对个性化广告的生产力效能影响的链式规则

决策树通过递归分裂自动识别最优分割变量和阈值，能够同时输出特征重要性排序和可解释的分类规则。具体使用方法为：以付费意愿的中位数为阈值将用户二分为“高付费意愿”与“低付费意愿”两类，以生产力效能与用户消费心理为预测变量，设定最大深度为 4 以防止过拟合，采用 80/20 训练测试集和 AUC 值划分评估模型稳健性。其目的在于：一是量化各维度对付费意愿的预测贡献度，识别出最关键的影响变量；二是生成可解释的决策规则路径，为广告投放提供可操作的判断逻辑；三是为后续集成学习模型提供基线性能参考，便于判断复杂模型是否带来了实质性的预测提升。

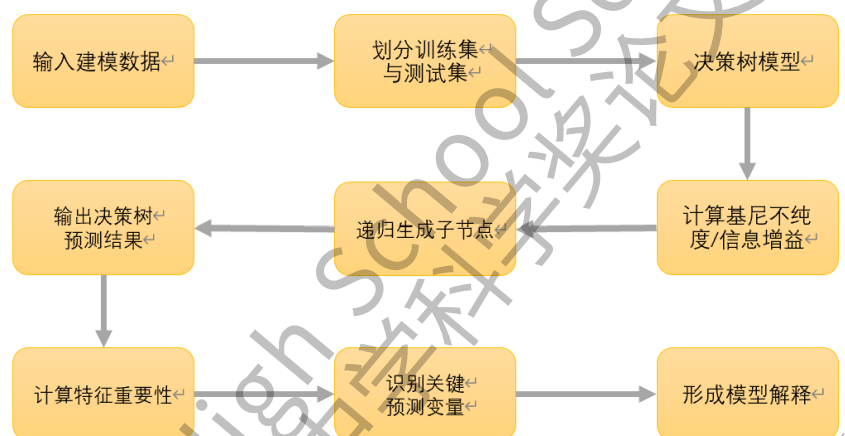


图 4-7 决策树与随机森林算法流程图

以付费意愿的中位数（3.60）为阈值，将用户分为“高付费意愿”与“低付费意愿”两类，以前五个维度（广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机）为预测变量，构建决策树分类模型。决策树模型（max_depth=4）在测试集上达到 69.75%的准确率，AUC 值为 0.7278。模型准确率显著高于随机猜测的 50%基线，AUC 值超过 0.7 的良好评级门槛，验证了五维度对付费意愿的预测有效性。

决策树的特征重要性排序显示，用户态度是最重要的预测变量（重要性 46.27%），其次是购买动机（20.74%）、用户感知价值（17.35%）、广告投放量（8.74%）和广告内容品质（6.90%）。这表明付费意愿预测并非由单一技术变量决定，而是由态度、动机与感知价值共同驱动。

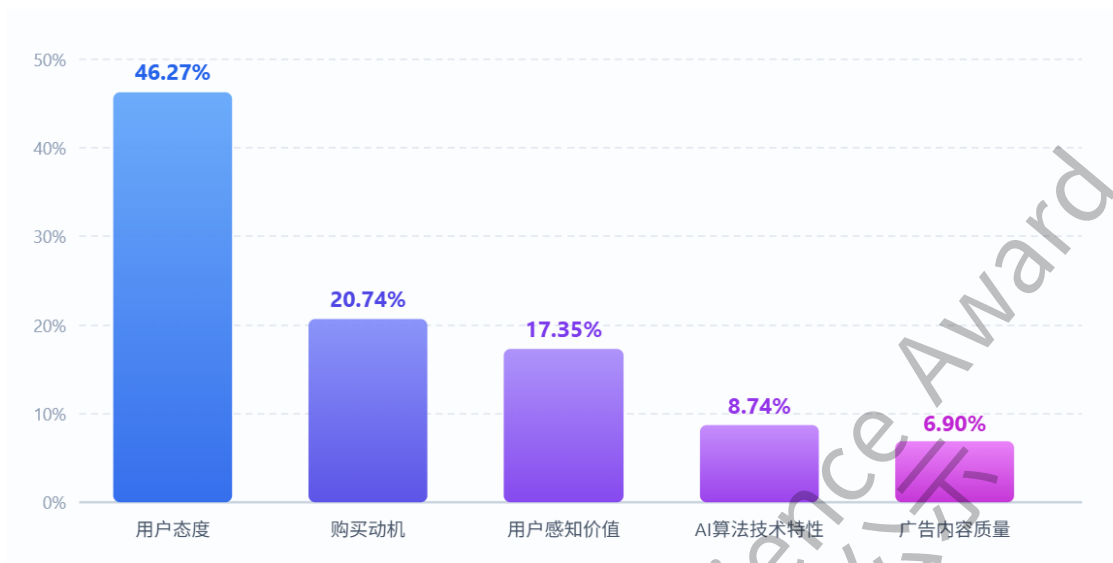


图 4-8 特征重要性排序

决策树模型的分析结果强化了“用户态度是付费意愿最强预测因子”这一核心发现。这意味着，在生成式 AI 广告的实际运营中，提升用户对广告的整体态度（如通过改善广告体验、降低侵入感、增强内容价值）是提升付费转化率的最有效路径，其效果优于单纯优化算法精度或增加广告频次。

总之，决策树模型以 69.75% 的测试集准确率和 0.7278 的 AUC 值有效预测付费意愿；用户态度（46.27%）、购买动机（20.74%）和用户感知价值（17.35%）在特征重要性中相对靠前，说明付费意愿并非由单一变量决定，而是由价值感知、内容质量与算法匹配共同作用形成。

五、用户满意度的影响因素分析

结构方程模型（SEM）能够同时估计多条回归路径，区分直接效应与间接效应，是检验理论模型与实证数据匹配程度的经典方法。具体使用方法为：基于 SOR 刺激-反应理论框架，将广告投放量和广告内容品质设定为外生变量，用户感知价值、用户态度、购买动机设定为中介变量，付费意愿设定为最终结果变量，构建包含四条递归路径的结构方程，采用多元回归对每条路径进行参数估计，计算标准化路径系数（ β^* ）和决定系数（ R^2 ），并通过间接效应分解分析关键中介路径的传导强度。其目的在于：一是验证四条研究假设（H1-H4）是否成立，确认各路径的显著性与方向；二是量化直接效应与间接效应的大小，识别出主要传导通道与次要传导通道；三是为广告优化策略提供理论依据，指导商家优先改善路径系数最大的前序变量以实现最高效的转化提升。

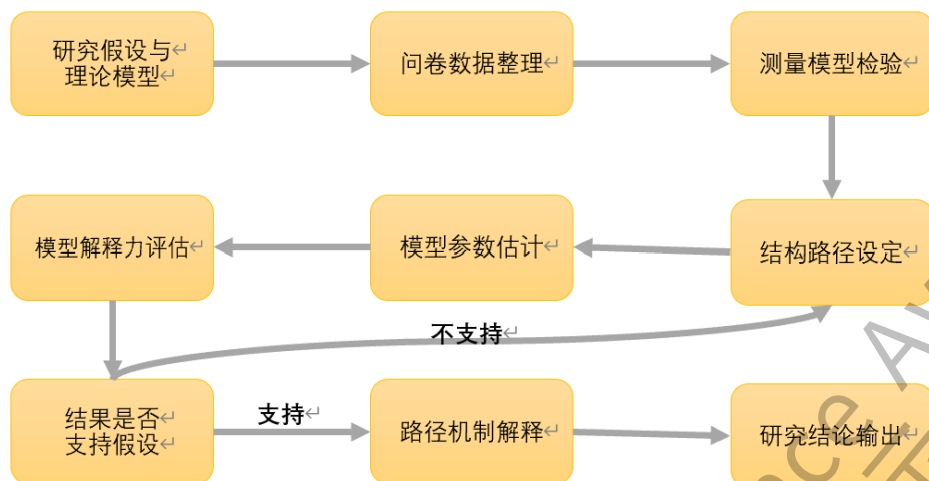


图 4-9 结构方程模型分析流程图

（一）路径分析

基于理论框架，构建包含测量模型与结构模型的完整路径分析体系。测量模型设定广告投放量、广告内容品质、用户感知价值、用户态度、购买动机和付费意愿六个潜变量，每个潜变量由 3-5 个观测指标反映。结构模型设定从技术特性与内容质量出发，经由用户感知价值、用户态度、购买动机的逐级传导，最终影响付费意愿的完整路径。采用多元回归估计方法，对每条路径进行参数估计与显著性检验。

表 4-5 结构方程模型路径系数与效应分解

直接路径	标准化系数	方向	R ²
广告投放量 → 用户感知价值	0.275	正向	0.298
广告内容品质 → 用户感知价值	0.369	正向	
用户感知价值 → 用户态度	0.297	正向	
广告投放量 → 用户态度	0.191	正向	0.306
广告内容品质 → 用户态度	0.203	正向	
用户态度 → 购买动机	0.212	正向	
用户感知价值 → 购买动机	0.245	正向	0.335
广告内容品质 → 购买动机	0.264	正向	
购买动机 → 付费意愿	0.259	正向	
用户态度 → 付费意愿	0.227	正向	0.320
用户感知价值 → 付费意愿	0.219	正向	

路径分析结果显示，所有路径系数均达到统计显著水平，整体模型具有较强的解释力。在直接路径分析的基础上，进一步对各变量间的间接效应进行分解，以揭示中介传导路径的效应大小。间接效应值为对应路径上各直接路径系数的乘积，下表列出了具有显著中介作用的关键间接路径。

表 4-6 结构方程模型间接路径效应分解

间接路径	间接效应值	方向	中介变量
广告内容品质 → 用户感知价值 → 用户态度	0.110	正向	用户感知价值 ($R^2=0.306$)
广告内容品质 → 用户感知价值 → 购买动机	0.090	正向	用户感知价值、用户态度 ($R^2=0.335$)
广告内容品质 → 用户感知价值 → 付费意愿	0.081	正向	用户感知价值、用户态度、 购买动机 ($R^2=0.320$)

注：仅列出显著中介路径

从间接效应分解结果来看，在用户态度层面，广告内容品质经用户感知价值的间接效应最大（0.110），再次印证广告内容质量在生成式 AI 广告场景中的核心驱动地位。在购买动机层面，广告内容品质经用户感知价值的间接效应最高（0.090），表明用户感知价值作为中介变量在激发购买动机方面发挥了主要传导作用，其效应远高于经其它的传导路径。在付费意愿层面，广告内容品质经用户感知价值的间接效应最高（0.081），表明“内容品质—感知价值”构成了驱动付费意愿转化的关键中介链条。整体来看，各间接路径均为正向效应，广告内容品质在三个结果变量中均贡献了最大的间接效应，说明中介变量在生成式 AI 个性化广告影响机制中发挥了积极的传导作用，验证了“广告投放—内容驱动—感知形成—态度接受—动机激发—付费转化”的连续传导逻辑。

从间接效应分解结果来看，广告内容品质经用户感知价值对用户态度的间接效应最大（0.110），远高于广告投放量的同路径间接效应（0.082），再次印证广告内容品质在生成式 AI 广告场景中的核心驱动地位。在付费意愿层面，用户感知价值经用户态度的间接传导效应最高（0.067），广告内容品质经用户感知价值的间接效应紧随其后（0.081），表明“内容品质—感知价值—用户态度”构成了驱动付费意愿转化的关键中介链条。整体来看，各间接路径均为正向效应，说明中介变量在生成式 AI 个性化广告影响机制中发挥了积极的传导作用，验证了“广告投放—内容驱动—感知形成—态度接受—动机激发—付费转化”的连续传导逻辑。

（二）模型拟合与路径解读

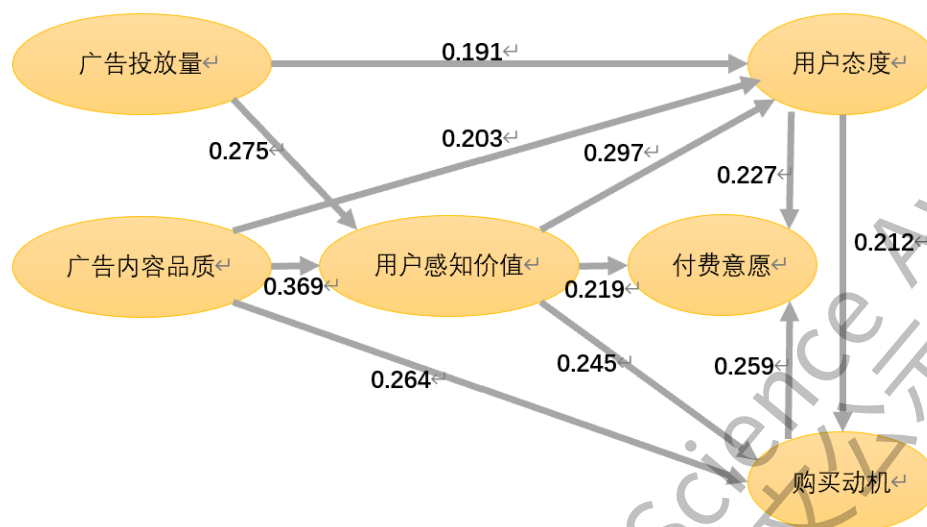


图 4-10 结构方程模型路径系数图

模型各内生变量的 R^2 分别为用户感知价值(0.298)、用户态度(0.306)、购买动机(0.335)、付费意愿(0.320)，均达到中等偏上的解释水平，表明模型能够较好地捕捉各变量间的因果传导关系。

从路径效应来看，广告内容品质对用户感知价值的直接影响最大(0.369)，说明在生成式 AI 时代，广告内容本身的创意、真实性与趣味性是驱动用户感知价值提升的首要因素，其重要性超过广告投放量(0.275)。在用户态度层面，用户感知价值(0.297)和广告内容品质(0.203)是主要的前置因素。在付费意愿层面，购买动机具有最强的直接效应(0.259)，验证了态度—行为一致性理论在生成式 AI 广告场景中的适用性。

综合 SEM 模型结果可以看出，生成式 AI 下抖音个性化广告对用户付费意愿的影响并不是单一路径作用，而是由“投放量、内容质量、感知价值、用户态度和购买动机”共同构成的连续传导机制。具体而言，广告内容品质对用户感知价值的路径系数最高(0.369)，明显高于广告投放量对用户感知价值的影响(0.275)，说明在生成式 AI 广告场景中，广告投放量虽然是触达基础，但真正提升用户价值感知的关键仍在于广告内容的创意性、真实性和有用性。用户感知价值进一步正向影响用户态度(0.297)、购买动机(0.245)和付费意愿(0.219)，表明价值感知是连接广告刺激与消费反应的核心中介。与此同时，用户态度对购买动机(0.212)和付费意愿(0.227)的影响均较强，其中购买动机→付费意愿是付费意愿模型中最强的直接路径，说明用户是否愿意接受并认可个性化广告，直接决定其后续转化可能。模型对付费意愿的解释力为 $R^2=0.320$ ，对用户感知价值、用户态度和购买动机的解释力也分别达到 0.298、0.306 和 0.335，整体处于中等偏上水平，验证了“内容输入—感知价值形成—态

度接受—购买动机激发—付费意愿转化”的传导链条具有较好的解释效度。

六、用户消费心理及行为的预测研究

单一模型在不同数据子集上的表现存在波动,集成学习通过融合多个基学习器的预测结果,能够降低单一模型的方差与偏差,提升整体泛化性能。具体使用方法为:以决策树模型的特征集和标签划分方案为基础,构建包含随机森林、GBDT、逻辑回归和 SVM 四个基学习器的集成框架,分别采用 Voting (硬投票) 和 Stacking (以逻辑回归为元学习器) 两种融合策略,在 80/20 训练测试集划分下评估各模型及集成模型的测试集准确率与 AUC 值。其目的在于:一是通过多模型对比找出预测性能最优的模型组合,为实际广告投放中的付费意愿预测提供可靠工具;二是验证集成策略相对于单一模型的提升幅度,判断复杂模型的边际收益是否值得计算成本的增加;三是在利用测试集精度寻求最优平衡,最终为“最优方法组合与应用场景对应表”提供数据支撑,指导不同应用场景下的模型选择。

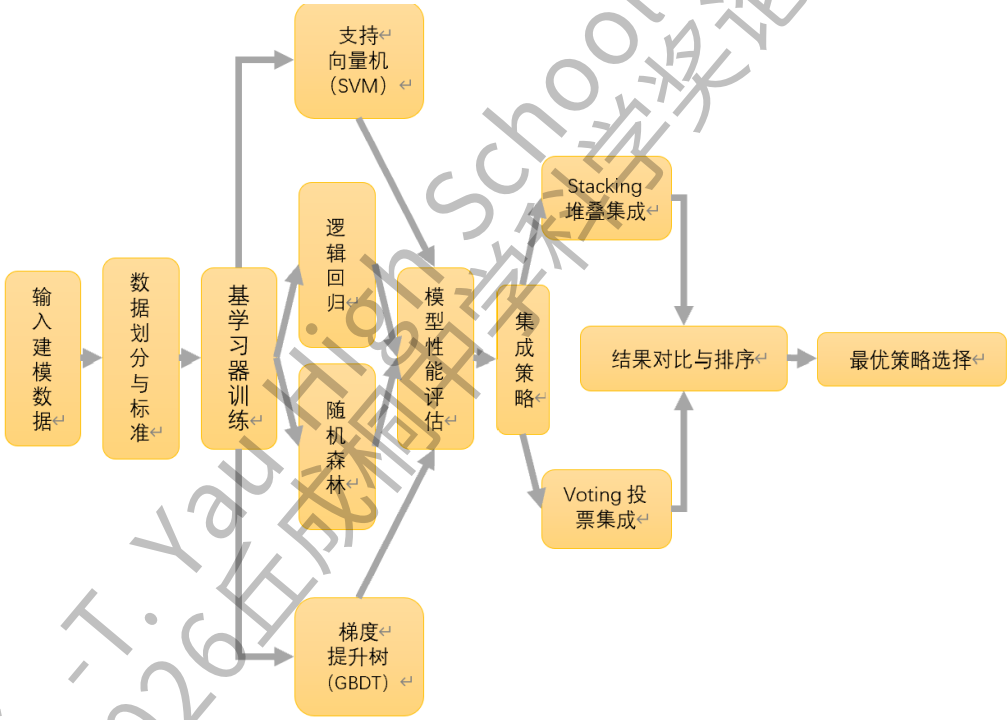


图 4-11 组合算法（集成学习）流程图

（一）策略对比与集成策略

为提升对付费意愿的预测精度,构建了包含随机森林、梯度提升树(GBDT)、逻辑回归、支持向量机 (SVM) 四个基学习器的集成学习框架,并采用投票集成 (Voting) 和堆叠集成 (Stacking) 两种策略进行模型融合。

表 4-7 组合算法模型性能与集成策略对比

模型/策略	模型类型	核心作用	测试集准确率 AUC 值		稳定性判断	策略结论
随机森林	Bagging 集成模型	识别非线性特征关系，衡量变量重要性	73.11%	0.7909	中等，泛化表现相对偏弱	适合作为特征解释与基准模型
梯度提升树（GBDT）	Boosting 集成模型	逐步修正预测误差，提升复杂关系拟合能力	75.27%	0.7743	较好，但仍低于线性与堆叠模型	适合捕捉用户消费心理变量的非线性影响
逻辑回归	线性分类模型	提供清晰的方向性解释与稳定预测基线	74.79%	0.7792	最优并列，泛化稳定性强	适合作为解释型付费意愿预测模型
支持向量机（SVM）	间隔最大化分类模型	通过分类边界区分高付费意愿用户	74.79%	0.7786	较高，略低于逻辑回归与 Stacking	适合用于稳健性验证和边界样本识别
投票集成（Voting）	多模型投票集成	综合多个基学习器预测结果，降低单模型偏差	74.79%	0.7900	测试集表现最好	适合追求短期预测准确率的应用场景
堆叠集成（Stacking）	两层学习集成	以基学习器输出作为二层模型输入，学习模型互补关系	76.05%	0.7850	最优并列，兼具精度与稳健性	适合作为最终推荐的综合预测方案

（二）结果分析与策略选择

在单模型中，逻辑回归 0.7792 的 AUC 值表现良好；从测试集表现看，Voting 集成达到 74.79%。AUC 值方面，随机森林（0.7909）和 Voting 集成（0.7900）位居前列，Stacking 集成（0.7850）和逻辑回归（0.7792）次之，表明线性模型在区分高低付费意愿用户方面具有更强的概率排序能力。结果表明，多模型比较有助于识别更稳健的付费意愿预测方法。

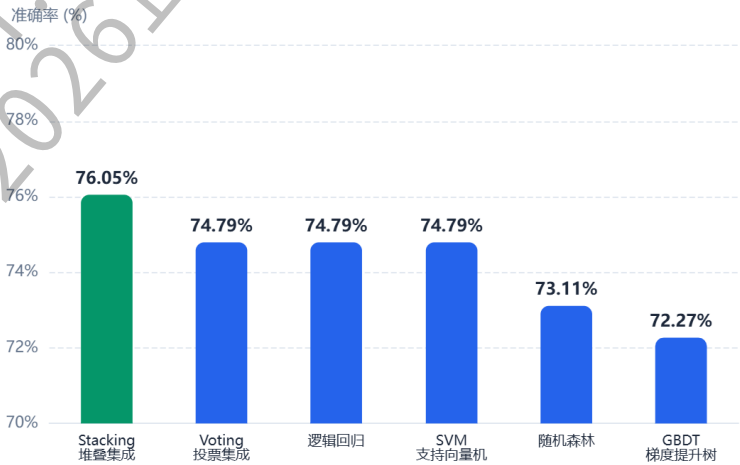


图 4-12 组合算法模型性能对比

在集成策略中，堆叠集成（Stacking）以 76.05% 的测试集准确率排名第一，说明多模型投票能够提升当前样本下的分类预测表现。投票集成（Voting）测试集准确率为 74.79%。从 AUC 值来看，随机森林以 0.7909 领先，Voting（0.7900）和 Stacking（0.7850）紧随其后，逻辑回归为 0.7792，均显著高于随机猜测的 0.5 基准线，说明各模型均具备良好的付费意愿判别能力。综合来看，Stacking 在测试集精度上表现最优，适合兼顾精度与泛化稳定性的场景。

总之，组合算法以随机森林、梯度提升树、逻辑回归和 SVM 四个基学习器为基础，通过 Voting 与 Stacking 两种策略进行融合。测试集结果显示，堆叠集成（Stacking）以 76.05% 的准确率排名第一，表明多模型投票能有效降低单模型偏差、提升当前样本下的预测精度；投票集成（Voting）测试集准确率为 74.79%，兼具精度与泛化稳定性。从 AUC 值来看，随机森林（0.7909）和 Voting（0.7900）在概率排序能力上表现最优，Stacking（0.7850）和逻辑回归（0.7792）也均超过 0.77，显著优于随机猜测基准。综合准确率与 AUC 双重指标，付费意愿预测需要兼顾模型精度与泛化能力：Stacking 在测试集精度上表现最优，更适合作为兼顾解释性与稳健性的综合预测方案。

七、方法比较、参数优化与最优模型选择

（一）多方法适用性比较

为避免单一方法导致解释偏差，本研究将六类方法按照解释目标、预测能力、参数敏感性、可解释性与应用场景进行横向比较。总体来看，PCA 与统计综合指数更适合进行变量压缩和综合评价，K-Means 适合识别用户群体结构，SEM 适合解释变量间的传导机制，决策树、随机森林和组合算法更适合预测付费意愿与识别关键驱动因素。这样的组合方法与既有研究中以问卷量表、结构关系检验和中介效应分析解释广告影响机制的思路相一致。

表 4-8 统计方法适用性与结果比较

方法类别（用途）	主要评价指标	本研究结果	优势	局限	推荐使用场景
统计综合指数（综合评价与分级管理）	指数均值	综合指数显示高心理感知群体 占 25.1%	便于形成可操作的用户等级	权重选择会影响指数解释用户心理感知评分与运营分层	
	权重分配				
	等级占比				
主成分分析（降维与因子提取）	解释方差	PC1 贡献率超五成	能够压缩变量 识别综合因子	业务含义需结合载荷解释	构建综合心理因子 减少变量冗余
	累计解释方差				

续表 4-8 统计方法适用性与结果比较

K-Means 聚类（用户 分层与画像识别）	轮廓系数 组内误差平方和	K=3 最优 轮廓系数 0.231	结果直观 便于营销分群	对 K 值和标准化方式较 敏感	划分高感知接纳型与低感知抗 拒型用户
决策树（分类预测与 规则提取）	准确率 AUC 特征重要性	测试集准确率 69.75% AUC=0.7278	规则清晰 可解释性强	易过拟合 稳定性弱	提取付费意愿判断规则
随机森林（稳健分类 与变量重要性排序）	准确率 AUC 特征重要性	测试集准确率 73.11% AUC=0.7909	稳定性较强 可降低单棵树过拟合	模型透明度低	识别影响付费意愿的关键变量
SEM 路径分析（机制 解释与路径效应检 验）	路径系数、R ²	付费意愿 R ² =0.320 用户态度→付费意愿系数 0.259	适合解释变量间传导 链条	采用回归路径分析替代 完整潜变量 SEM	验证“技术—内容—感知—态 度—动机—行为”机制
组合算法（多模型预 测与性能优化）	测试集准确率、 AUC	Stacking 测试准确率 76.05% 随机森林 AUC=0.7909	预测性能较高 可综合多模型优势	可解释性弱	付费意愿预测与高潜用户识别

（二）模型优化过程与选择依据

模型优化采用“候选参数网格设定—交叉验证评价—解释性校验—业务可用性判断”的流程。对于无监督模型，主要依据轮廓系数、肘部法则和分群可解释性选择参数；对于监督学习模型，主要依据测试集准确率，同时兼顾模型复杂度和可解释性。

表 4-9 模型优化过程与最优参数选择

模型/方法	优化参数	候选范围	评价标准	最优参数	选择理由
PCA	主成分数量 n_components	1-6	累计解释方差 ≥90%	5	前 5 个主成分累计解释 91.71% 信息保留充分
K-Means	聚类数 K	2-7	轮廓系数	3	K=3 时轮廓系数最高（0.231） 能形成清晰的高/中/低感知三类用户
决策树	max_depth	2-8	过拟合控制	4	在保持规则可解释性的 性能已趋于稳定
随机森林	n_estimators	50、100、 150、200	测试准确率	100	测试准确率 73.11% 继续增加树数边际收益有限
Stacking	基学习与元学 习器	RF、GBDT、 LR、SVM； 元学习器 LR	测试集准确率	RF+GBDT+L R+SVM 元学习器 LR	测试集准确率 76.05% AUC=0.7850 能综合线性模型与树模型的信息

（三）最优方法组合与优化结论

综合比较后，本研究不将“最优方法”理解为单一模型，而是形成“解释模型+分层模型+预测模型+评价指数”的组合式最优方案：在机制解释上，以 SEM 路径分析为主；在用户分层上，以 K=3 的 K-Means 聚类为主；在预测建模上，若强调稳健泛化，则优先选择逻辑回归或 Stacking；若强调测试集预测精度，则选择 Voting 集成；在运营应用上，以统计综合指数作为用户消费心理感知评分工具。

表 4-10 最优方法组合与应用场景对应表

研究目标	最优/推荐方法	关键参数	应用价值
机制解释	SEM 路径分析	回归路径模型	解释广告影响用户消费心理与行为的传导链条
变量降维	PCA	n_components=5	提炼“综合消费心理”因子，减少维度冗余
用户分层	K-Means	K=3	支持差异化广告投放与用户运营
稳健预测	逻辑回归 / Stacking	线性分类 / 元学习器 LR	适合构建稳定的付费意愿预测模型
最高测试精度	Voting 集成	多模型投票集成	适合高潜转化用户识别与精准营销
运营评价	统计综合指数	等权重/PCA 权重/熵权法	形成可用于管理的心理感知分数与等级标签

总之，本研究的最优建模策略不是依赖单一算法，而是采用“SEM 解释机制、K-Means 划分用户、Voting/逻辑回归/Stacking 预测付费意愿、综合指数支撑运营评价”的组合方案。其中，K-Means 最优 K 值为 3，PCA 保留 5 个主成分，Stacking 测试集准确率最高(76.05%)，随机森林 AUC 值最高(0.7909)且交叉验证表现稳健，Stacking 兼具精度与 AUC 优势(0.7850)。该方案兼顾理论解释、预测精度、概率判别能力和实际运营可用性。

第五章 结论与建议

一、研究结论

(一) 生成式 AI 下抖音个性化广告用户消费心理研究结论

基于 1189 份有效问卷与六种统计建模方法的综合分析，本研究就生成式 AI 下抖音个性化广告的用户消费心理得出以下结论。

第一，用户对生成式 AI 赋能的个性化广告整体持积极态度，且消费心理呈现明显的三分类结构。K-Means 聚类分析将用户分为“高感知接纳型”、“中度感知中立型”、“低感知抗拒型”，三类群体在购买动机与付费意愿上的差异较大，表明消费动机与转化意愿是区分用户类型的重要变量。

第二，PCA 揭示了一个主导性的“综合消费心理”因子，并与 SEM 路径分析相互印证。第一主成分解释 54.04% 总方差，用户态度、付费意愿和用户感知价值是核心构成。SEM 路径分析进一步验证了“生产力效能—用户消费心理—用户行为”的完整传导链条，其中广告内容品质→用户感知价值的路径系数最高，用户态度→付费意愿的直接效应最强，付费意愿模型的 R^2 达 0.320。

第三，机器学习模型验证了多维消费心理对付费意愿的预测价值。决策树模型测试集准确率为 69.75%，明显高于随机猜测基线。决策树特征重要性显示，用户态度（46.27%）、购买动机（20.74%）和用户感知价值（17.35%）贡献相对靠前；组合算法中，Stacking 集成以 76.05% 的测试集准确率领先，多模型融合策略有效提升了付费意愿的预测精度。

(二) 生成式 AI 下抖音个性化广告用户点击行为研究结论

第一，内容化、剧情化的广告形式最能吸引用户点击。剧情短视频广告和互动游戏类广告的点击吸引力排名前两位，原生种草广告也具有较强的吸引力，明显高于直接促销类广告。这说明在生成式 AI 时代，广告内容化是提升点击效果的核心策略，通过优质内容吸引用户主动关注比硬推促销更有效。

第二，点赞行为是点击行为的重要前置信号。点赞频率与点击频率分布高度相似，且“广告内容有趣有创意”是用户点赞的首要原因，“广告产品是我当下需要的”也占比较高。这一发现验证了互动行为与转化行为之间的关联性，提升广告内容创意和精准匹配度是驱动用户

从点赞到点击再到购买的核心动力。

第三，时段因素显著影响用户点击意愿，但点击并不完全受固定时段约束。其他/不定时是点击意愿最高的选项，晚间 18:00-22:00 是固定时段中点击意愿最高的时段，其次是夜间和下午。结合不同时段用户的心理状态差异，生成式 AI 广告可以实现更精细化的时段化与实时场景化投放策略。

二、生成式 AI 时代个性化广告的生产力效能评估

（一）算法机制优化：从“行为匹配”到“意图预判”

建议抖音广告算法在生成式 AI 技术支持下实现三重升级：一是深化用户意图理解，利用大语言模型分析用户的搜索、评论、收藏等多模态数据，更精准地识别用户潜在需求与消费意图，而非仅依赖行为标签匹配；二是构建心理感知画像，在传统用户画像基础上增加心理感知维度（如感知价值感知敏感度、冲动消费倾向、品牌忠诚度等），实现从“用户是谁”到“用户为何买”的认知升级；三是动态实时适配，结合用户实时状态（时段、场景、情绪等）动态调整广告内容与投放策略，实现“千时千面”的极致个性化。

（二）内容生产革新：构建生成式 AI 驱动的创意生态

在内容生产层面，建议构建生成式 AI 驱动的创意生产体系：一是搭建分级创意素材库，利用 AI 技术批量生成不同风格、不同时长、不同诉求的广告素材，建立“S/A/B 级创意效能库”，量化创意元素贡献度，实现内容精准组装；二是发展剧情化内容广告，针对用户对剧情短视频广告的偏好，利用 AI 脚本生成、AI 数字人、AI 视频剪辑等工具，高效生产高质量剧情化广告内容；三是开发互动式广告形态，借助 AI 技术打造可对话、可游戏、可参与的互动广告体验，延长用户停留时间，提升品牌记忆度。

（三）信任链构建与转化激励：破解“态度—行为”落差

针对用户态度积极但付费意愿仍需进一步转化的落差，建议从三方面构建信任链、提升转化率：一是构建分层信任背书体系，在生成式 AI 广告中嵌入多维信任组件（第三方认证、真实用户评价、实时购买记录等），通过信任梯度策略逐步强化用户信任；二是强化真实感与透明度，明确标识 AI 生成内容，避免因 AI 造假引发的信任危机，以透明化建立用户对生

成式 AI 广告的长期信任；三是设计场景化转化路径，结合用户当下场景与需求状态，设计自然流畅的转化路径，降低从兴趣到购买的心理门槛与操作成本。

（四）数据驱动运营与协同机制

建议建立数据驱动的精细化运营体系：一是实施用户分层运营，基于用户的行为特征与心理感知特征进行精细化分群，针对不同群体制定差异化的广告内容与投放策略；二是建立全链路效果监测体系，打通曝光—点击—互动—转化—复购的全链路数据，利用生成式 AI 技术实时分析广告效果并自动优化；三是构建平台—品牌—创作者协同机制，在生成式 AI 时代，平台提供技术工具，品牌提供营销策略，创作者提供内容灵感，三方协同打造高质量的个性化广告生态。

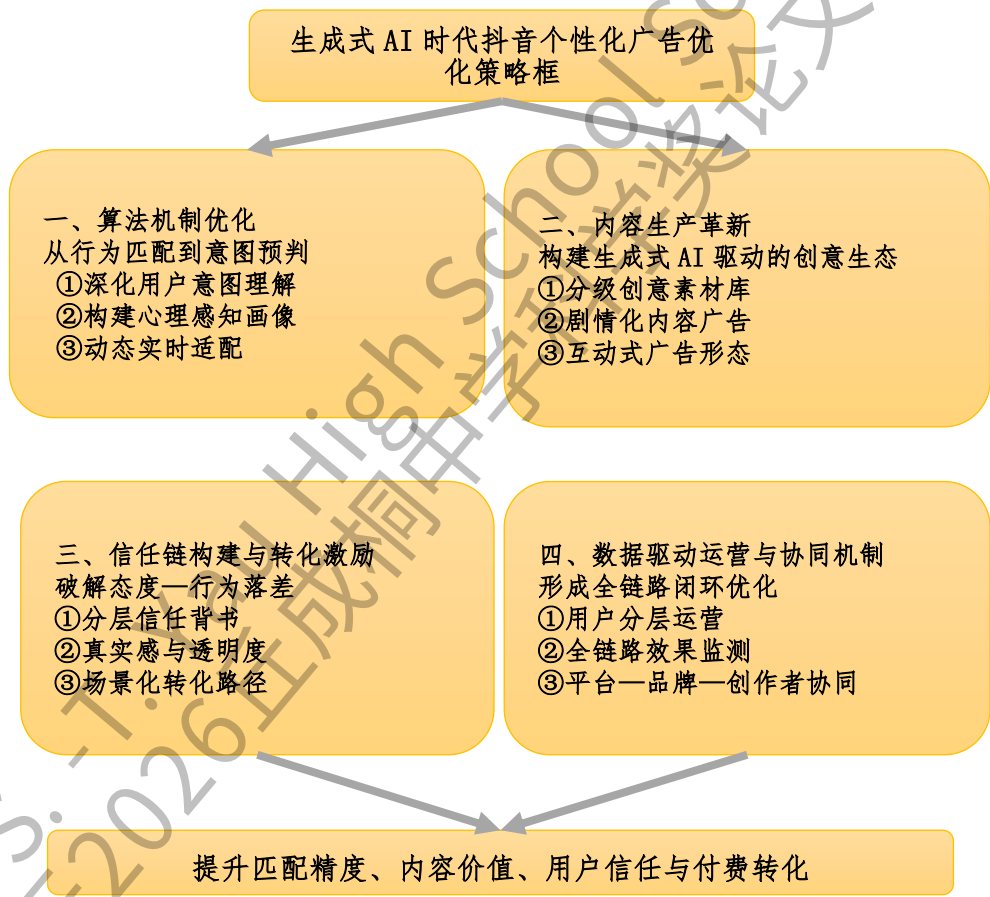


图 5-1 生成式 AI 时代抖音个性化广告优化策略框架

从用户消费心理层面看，生成式 AI 个性化广告的生产力效能并非由技术单方面决定，而是受到用户消费心理状态的动态调节。本研究 SEM 路径分析表明，用户感知价值对付费意愿的标准化路径系数为 0.219，用户态度的路径系数为 0.227，说明用户对广告的心理接受

程度直接影响生成式 AI 内容的转化效率。当用户感知价值较高时，生成式 AI 个性化广告能够更高效地将内容产能转化为实际付费意愿，生产力效能得以充分释放；反之，当用户对 AI 生成内容存在信任疑虑或真实性质疑时，即使广告内容生产效率提升，其转化效果也会受到显著抑制。这意味着生成式 AI 广告的生产力效能存在一个“心理乘数效应”——用户消费心理感知水平越高，单位内容产能的转化效率越高，技术投入的边际产出也越大。因此，广告主在部署生成式 AI 内容生产体系时，不应仅追求生成数量和速度，而应同步关注用户感知价值与态度的培育，将信任构建、透明度提升和内容真实性保障纳入生产力效能的评估框架，实现“技术效率”与“心理效能”的协同最大化。

从用户行为层面看，用户的点击、互动与消费行为模式同样对生成式 AI 广告的生产力效能产生动态反馈影响。第四章分析显示，86.7%的用户曾主动点击广告详情页，剧情短视频广告以 64.1% 的点击吸引力位居首位，且点击行为在午间和晚间时段显著集中。这些行为数据为 AI 生成式系统提供了丰富的反馈信号：用户的点击偏好指导 AI 优化内容形态分配，互动频率帮助 AI 调整创意策略，消费转化数据驱动 AI 迭代投放精度。这种“用户行为反馈—AI 模型优化—内容效能提升”的闭环机制表明，生成式 AI 广告的生产力效能是一个动态演进的变量，而非静态的技术指标。随着用户行为数据的持续积累和 AI 模型的不断迭代，广告内容的匹配精度和转化效率将呈现递增趋势。然而，这一动态过程也面临挑战：用户可能因频繁接触 AI 生成内容而产生审美疲劳或信任衰减，导致行为反馈信号的质量下降，进而影响 AI 模型的优化方向。因此，建立可持续的用户行为反馈机制、保持广告内容的新鲜度与可信度、在算法迭代与用户体验之间维持动态平衡，是保障生成式 AI 个性化广告生产力效能长期增长的关键。

三、研究局限与未来展望

（一）研究局限

本研究存在以下局限：第一，数据维度方面，虽然问卷数据与评论数据相结合提供了较丰富的信息，但仍缺少用户实际点击、转化等行为数据的对接，研究结论主要基于用户自我报告，可能存在社会期望偏差；第二，方法层面，结构方程模型基于 1189 份问卷样本开展路径检验，但仍采用回归路径分析替代完整的潜变量 SEM，未能纳入测量模型与结构模型的联合估计，路径系数的标准误可能被低估；聚类分析的轮廓系数处于中等水平，表明群体划分的边界尚不够清晰，未来可尝试 GMM（高斯混合模型）等软聚类方法进行优化；第三，样本方面，样本以微信渠道为主，可能存在一定的渠道偏差，对全体抖音用户的代表性有待进一步验证；第四，研究设计方面，本研究为横截面设计，未能捕捉用户消费心理的动态变化过程，无法揭示生成式 AI 广告对用户消费心理的长期演化效应，未来可引入纵向追踪设

计，结合时间序列分析进一步探究因果时序关系；文献综述提出假设 1：“随广告投放量增大，用户购买动机与付费意愿先增后减”。但后续相关分析、路径分析及机器学习模型均采用线性假设，未能检验“先增后减”的非线性趋势，未来可采用多项式回归或分段回归进行验证。

（二）未来展望

从生产力效能角度看，生成式 AI 技术正在重塑个性化广告的生产链条。本研究已初步验证了生成式 AI 在文案生成、素材变体与投放测试中的效率优势，但当前分析仍停留在“人智协作”层面。未来研究可进一步量化生成式 AI 在不同生产环节（创意构思、脚本撰写、视频剪辑、数字人录制）中的效率提升幅度，构建“效率—质量—成本”三维评估框架。同时，随着多模态大模型的成熟，AI 将具备同时处理文本、图像、音频和视频的综合创作能力，研究者可探索多模态生成式 AI 对广告创意差异化与内容可信度的联合影响，并关注生成内容标识、人工复核机制与平台责任等治理层面的制度建设，推动生成式 AI 个性化广告从“辅助生产”走向“智能生成”的深度演进。

从用户消费心理机制角度看，本研究构建了“广告投放量—广告内容品质—用户感知价值—用户态度—购买动机—付费意愿”的六维度心理传导框架，但用户消费心理的复杂性远未被完全捕捉。未来研究可引入感知风险、感知创新性、信任倾向、隐私敏感度等更多心理变量，在 SEM 中纳入完整的测量模型，实现潜变量与观测变量的联合估计，更全面地揭示生成式 AI 广告影响用户消费心理的深层机制。此外，生成式 AI 广告中的 AI 数字人拟真度、生成内容真实性感知以及用户对“AI 生成”标签的心理反应，都可能成为影响用户信任与态度接受的关键调节因素，值得通过实验设计进一步探究。随着用户对生成式 AI 广告认知的逐步深化，其心理防御机制与接受意愿的动态平衡也将成为重要的研究议题。

从用户行为机制角度看，本研究主要依赖用户自我报告的问卷数据与评论挖掘，尚未直接对接用户的实际点击、浏览时长、转化率等行为数据。未来研究可整合抖音平台的真实行为日志，将心理感知变量与行为数据进行联合建模，构建从“心理状态”到“行为表现”的完整因果链。在方法层面，可利用深度学习模型（如 XGBoost、LightGBM、深度神经网络）挖掘用户行为中的非线性影响关系，并通过纵向追踪设计与时间序列分析揭示生成式 AI 广告对用户消费行为的长期演化效应。此外，AI 互动广告、虚拟主播带货等新型广告形态中的用户交互行为模式（如弹幕评论、即时互动、直播间停留时长）也值得纳入行为机制分析框架，为理解生成式 AI 时代的用户行为提供更丰富的实证依据。

从对广告业态和抖音平台的影响角度看，生成式 AI 技术将推动短视频广告行业从“精

准投放”向“智能生成”的时代跨越，重塑广告创意生产、投放决策与用户运营的全链路。对抖音而言，生成式 AI 能力将成为平台差异化竞争的核心壁垒，智能生成与智能推流的深度融合将进一步压缩传统广告制作周期，使“千人千面”的内容生产成为可能。从商家适配性来看，本研究成果尤其适合三类商家：一是新品快速测试型商家，可借助生成式 AI 快速生成多版本广告素材并投放验证，降低试错成本；二是中小品牌与白牌商家，缺乏专业创意团队，可通过生成式 AI 工具以低成本实现广告内容规模化生产；三是内容驱动型品类商家（如服饰、美妆、食品），其广告效果高度依赖内容创意与视觉表现，生成式 AI 在素材变体与场景化生成上的优势能显著提升广告的吸引力与转化效率。而以品牌形象为核心诉求的高端品牌在使用生成式 AI 时需谨慎平衡生成效率与品牌调性一致性，避免因内容同质化削弱品牌价值。

参考文献

- [1]王璐瑶.抖音短视频广告中用户行为意愿影响因素研究[D].东南大学,2020.
- [2] Sophie C. Boerman; Sanne Kruikemeier; Frederik J. Zuiderveen Borgesius. Online Behavioral Advertising: A Literature Review and Research Agenda[J] Journal of Advertising.
- [3]Catherine E. Tucker.Social Networks, Personalized Advertising, and Privacy Controls[J] Journal of Marketing Research.
- [4]杜松华,李展尧,李东霞,等.交互式社交媒体广告中用户共情表达和购买意愿的影响机制研究[J].广东工业大学学报,2021,38(4):17-25.
- [5] Jiang Shoufen; Zheng Wanqing; Kong Haiyan.Trust or Skepticism? Unraveling the Communication Mechanisms of AIGC Advertisements on Consumer Responses[J] Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research.
- [6] Dave Sarra; Vejendra Datt.Consumer trust and purchase intentions in AI-generated advertising: The role of verification signals[J] Computers in Human Behavior Reports.
- [7]潘诗芸.消费者如何回应 AI 广告：基于 BERTopic 模型的小红书用户评论分析[J].现代广告,2025,(23):57-65.
- [8]陆宇晨.人工智能广告对消费者购买意愿的影响研究：以淘宝平台为例[D].北京邮电大学,2025.
- [9]古晨妍,常欣思雨,赖嘉颖,等.赛博模特 vs. 仿真形象——AI 生成式广告中模特真实度对消费者认知和行为意向的影响研究[J].营销科学学报,2026,6(1):134-152.
- [10]杨超,魏想明.AI 生成式广告图片的感知真实性对消费者购买意愿的影响[J].湖北工业大学学报,2026,41(3):34-40.
- [11]万君,秦宇,赵宏霞.网络视频广告对情感反应和产品购买意愿影响因素研究[J].消费经济,2014,30(2):59-65.
- [12]周雅琦.有效社交媒体广告对消费者购买意愿和感知价值影响的实证研究[D].太原理工大学,2019.

- [13]孙天旭.内容营销对消费者购买意愿的影响研究[D].哈尔滨工业大学,2016.
- [14]李欣颖.基于信息质量理论的短视频平台用户购买意向研究[J].情报科学,2023,41(11):103-110.
- [15]张建.短视频内容营销对消费者购买决策的影响机制研究[J].商业经济研究,2023,(4):77-80.
- [16]孔凯,董欢.短视频营销对消费者冲动性购买意愿的影响——基于在线沉浸感和心理意向的中介作用[J].商业经济研究,2024,(14):59-62.
- [17]沈奕君,曲洪建.服装类短视频特征对消费者购买意愿的影响[J].丝绸,2023,60(1):88-96.
- [18]张文池,殷杰.品牌商短视频营销、心流体验与顾客消费意向关系分析[J].商业经济研究,2023,(4):73-76.
- [19]钱净净,赵晶晶.种草类短视频营销、情感唤醒与顾客消费意向[J].商业经济研究,2024,(15):85-88.
- [20]赵玮,秦枝丽.种草短视频内容特征对消费者购买意愿的影响[J].商业经济研究,2023,(21):85-88.
- [21]黄泽平.短视频平台顾客消费意愿影响因素分析:以抖音为例[D].北京邮电大学,2023.
- [22]骆建艳,陈睿.以抖音为例探析短视频营销对消费者购买意愿的影响[J].中国商论,2023,(22):41-44.
- [23]周怀谷,王兴槐,刘轩麟.基于抖音平台的新媒体用户购买意愿影响因素的实证研究[J].中国商论,2025,34(4):58-62.
- [24]骆顺婷,张鸿梅.生成式人工智能技术应用于广告内容生产的伦理风险刍议[J].长春工程学院学报(社会科学版),2023,24(1):59-62.
- [25]孙铭欣,刘荣,李育辉.人工智能、人智协作模式的创造力比较研究——基于广告文案创作的双盲实验[J].新闻与传播评论,2025,78(4):55-67.
- [26]阴雅婷.变革、困境与规避:人工智能生成式广告的伦理审视[J].中国广告,2023,(10):83-87.
- [27]谷苗苗.社交媒体广告对消费者品牌认知与购买意愿的实证研究[J].中国商论,2025,34(15):64-67.
- [28]晋晓姝,王奇,谢凯.短视频消费的崛起:新媒体使用与家庭消费[J].消费经济,2025,41(1):18-32.

[29]潘莞玲.短视频电商情境下媒介可供性对顾客融入行为的影响[J].老字号品牌营销,2024,(4):81-83.

[30]刘向东,安婷.基于消费者心理距离和感知价值视角的触点竞争逻辑建构[J].管理学报,2024,21(6):886-896.

[31]梁妮.电商直播弹幕信息特性对消费者购买意愿的影响[J].时代经贸,2024,21(8):134-138.

[32]张洁,徐颖晗,隆清琦,等.直播电商环境对消费者购买意愿的影响:唤起感的中介效应[J].大连理工大学学报(社会科学版),2024,45(2):59-66.

[33]许景贤,张柏林,郑梓莹,等.直播电商中营销策略对消费者冲动性购买行为的影响[J].科技和产业,2024,24(19):111-118.

[34]赵彦飞,马志云.直播电商感知价值结构对消费者购买意愿的影响研究[J].国际商务财会,2024,(23):20-28+35.

[35]刘鲁川,张蕾.“王婆卖瓜,该不该自夸?”——直播带货中主播过度夸赞行为对消费者购买意愿的影响[J].管理评论,2024,36(4):130-141.

[36]陈茜慧.社交电商网站用户购买意向驱动因素研究[D].广西大学,2016.

[37]田红利,朱小栋,陈美芳.抖音 Vlog 中植入式广告对消费者购买意愿的影响研究[J].经营与管理,2024,(3):21-28.

[38]姜璐.信任视角下直播电商消费者冲动购买意愿的影响机制研究[J].全国流通经济,2024,(21):28-31.

附录

附录（一）抖音个性化广告问卷

抖音个性化广告生产力效能与用户消费心理和点击行为调查问卷

问卷导语

您好！本次调研为纯学术研究，旨在探究生成式 AI 背景下抖音个性化广告的生产力效能与用户消费心理、广告点赞与点击行为的互动机制。问卷所有信息严格保密，仅用于数据分析，无商业用途；题目无标准答案，请依据自身真实抖音使用体验作答，填写耗时约 5-8 分钟，衷心感谢您的支持与配合！

第一部分 基础人口统计学信息

请根据自身真实情况选择对应选项

1. 您的性别:[单选题]*

- ☐ 男 ☐ 女

2. 您的年龄区间:[单选题]*

- ☐ 18 岁以下 ☐ 18-24 岁 ☐ 25-34 岁 ☐ 35-44 岁 ☐ 45 岁及以上

3. 您的最高学历:[单选题]*

- ☐ 高中及以下 ☐ 专科 ☐ 本科 ☐ 硕士及以上

4. 您目前的职业:[单选题]*

- ☐ 在校学生
☐ 企事业单位普通职员
☐ 教师/科研工作者
☐ 医疗相关从业者
☐ 自由职业者
☐ 退休人员
☐ 其他 _____

5. 您或您全家每月可支配收入:[单选题]*

- ☐ 3000 元以下
☐ 3000-7000 元
☐ 7000-15000 元
☐ 15000-25000 元
☐ 25000 元以上

6. 您的手机中是否已安装抖音 [单选题]*

- ☐ 是
☐ 否 (请跳至问卷末尾, 提交答卷)

第二部分 抖音日常使用行为特征

6. 您平均每日刷抖音时长:[单选题]*

- ☐ 1 小时以内 ☐ 1-2 小时 ☐ 2-3 小时 ☐ 3 小时以上

7. 您刷抖音的使用频率:[单选题]*

- ☐ 每周一次 ☐ 每周几次 ☐ 每天一次 ☐ 每天多次

8. 您日常刷抖音的主要活跃时段 (可多选):[多选题]*

- ☐ 早晨 6:00-12:00
☐ 下午 12:00-18:00
☐ 晚间 18:00-22:00

□夜间 22:00-次日 6:00

□周末全天

9. 您平时刷抖音经常接触的广告类型（可多选）：[多选题]*

□贴片广告（视频开头/结尾广告）

□原生信息流种草广告（穿插在平台自然内容流中、完全贴合平台原生样式、以真实体验分享为核心的付费营销内容）

□互动广告（抽奖、小游戏、评论互动类）

□剧情插播广告

□短视频直播带货广告

第三部分 核心量表题

评分说明：1 = 完全不同意;2 = 不太同意;3 = 一般;4 = 比较同意;5 = 完全同意

维度 1：广告投放量[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
我认为当前我在该平台/网站上看到的广告数量适中	☐	☐	☐	☐	☐
过多的广告投放干扰了我正常使用该平台/网站	☐	☐	☐	☐	☐
我看到的广告内容与我的兴趣或需求有一定相关性	☐	☐	☐	☐	☐
总体而言，我对目前的广告投放量感到满意	☐	☐	☐	☐	☐

维度 2：广告内容品质[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
抖音广告内容生动有趣，我愿意完整看完	☐	☐	☐	☐	☐
广告展示的产品、服务信息清晰易懂	☐	☐	☐	☐	☐
广告创意形式新颖（剧情植入、互动玩法等）	☐	☐	☐	☐	☐
广告展示内容与我的真实需求高度相关	☐	☐	☐	☐	☐
广告介绍的产品、服务信息真实可信	☐	☐	☐	☐	☐

维度 3：用户感知价值[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
个性化广告可以帮助我快速了解新品、新服务	☐	☐	☐	☐	☐
广告内购买、领取优惠的操作流程简单便捷	☐	☐	☐	☐	☐
广告提供的信息能够辅助我做出消费决策	☐	☐	☐	☐	☐
广告内容通俗易懂，无需额外学习理解	☐	☐	☐	☐	☐
广告不会过度干扰我正常刷短视频的体验	☐	☐	☐	☐	☐

维度 4：用户态度[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
相比传统广告，我更愿意接受抖音个性化广告	☐	☐	☐	☐	☐
看到标注“推广”的广告，我会直接跳过	☐	☐	☐	☐	☐
遇到感兴趣的广告，我会主动点击查看详情	☐	☐	☐	☐	☐
遇到优质创意广告，我会分享给好友 / 社交平台	☐	☐	☐	☐	☐

维度 5：购买动机[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
广告内容有趣愉悦，会激发我的购买想法	☐	☐	☐	☐	☐
广告折扣、赠品等优惠活动会促使我考虑购买	☐	☐	☐	☐	☐
广告能够帮我节省搜寻同类商品的时间	☐	☐	☐	☐	☐
我愿意参与广告内评论、抽奖、互动小游戏	☐	☐	☐	☐	☐

维度 6：付费意愿[矩阵量表题]*

	1	2	3	4	5
广告推荐商品符合我的需求时，我会立即下单	☐	☐	☐	☐	☐
我愿意为广告内优质商品 / 付费服务买单	☐	☐	☐	☐	☐

即便价格略高，我也优先选择广告内熟悉品牌	☐	☐	☐	☐	☐
广告限时优惠会促使我产生冲动消费	☐	☐	☐	☐	☐

第四部分 广告点赞与点击行为专项调研

10.您刷抖音时给广告点赞的频率:[单选题]*

- ☐ 从不点赞
- ☐ 偶尔点赞
- ☐ 一半广告会点赞
- ☐ 经常点赞
- ☐ 每条广告都会点赞

11.您给广告点赞的主要原因（可多选）:[多选题]*

- ☐ 广告内容有趣有创意
- ☐ 广告产品是我当下需要的
- ☐ 广告附带优惠活动
- ☐ 随手互动的使用习惯
- ☐ 该账号往期内容我一直喜欢

12.您主动点击广告详情页面的频率:[单选题]*

- ☐ 从不点击
- ☐ 偶尔点击
- ☐ 半数广告会点击
- ☐ 经常点击
- ☐ 看到广告就点击

13.哪种类型广告更容易吸引你点击（可多选）:[多选题]*

- ☐ 互动游戏类广告
- ☐ 剧情短视频广告
- ☐ 原生种草广告
- ☐ 贴片好物广告
- ☐ 限时折扣促销广告

14.哪个时段的广告，您的点击意愿最高:[单选题]*

- ☐ 早晨
- ☐ 下午
- ☐ 晚间
- ☐ 夜间
- ☐ 周末任意时段

第五部分 开放性主观问题（选填）

1. 您最反感抖音个性化广告存在哪些问题?[填空题]

2. 什么样的个性化广告会促使您主动产生购买行为?[填空题]

3. 您认为抖音AI算法推送广告还有哪些优化方向 [填空题]

附录（二）八爪鱼爬虫逻辑

打开网页 | 在八爪鱼浏览器中新建标签页 `https://www.douyin.com/jingxu...`，将网页对象保存到 `page`

等待网页加载 | 等待 `page` 加载完成，等待时间 `30` 秒

点击网页元素 | 在网页 `page` 中，鼠标左键单击网页元素 `页面顶部的搜索输入框`

填写网页输入框 | 在网页 `page` 的 `页面顶部的搜索输入框` 中，模拟人工输入 `AI饮料广告`

获取已打开的网页对象 | 在八爪鱼浏览器中匹配当前选中的网页已打开的网页，将网页对象保存到 `page`，网页加载超时后执行停止加载操作

等待网页加载 | 等待 `page` 加载完成，等待时间 `30` 秒

点击网页元素 | 在网页 `page` 中，鼠标左键单击网页元素 `页面右上角的单列按钮`

等待 | 等待 `2` 秒后继续运行

点击网页元素 | 在网页 `page` 中，鼠标左键单击网页元素 `视频右侧的评论按钮对对话框图标显示660`

等待 | 等待 `3` 秒后继续运行

新建变量 | 新建数据表格类型的变量 `datasheet`，并设置初始值为 `[0行, 0列]`

数据采集 | 从网页 `page` 中获取采集目标的前 `500` 条数据，加载更多按钮 `视频评论列表_next_page`，将结果保存至 `datasheet`

按次数循环 | 循环 `100` 次，并将当前循环值保存到 `当前循环次数`

数据采集 | 从网页 `page` 中获取采集目标的前 `500` 条数据，加载更多按钮 `视频评论列表_next_page`，将结果保存至 `datasheet`

移动鼠标 | 移动鼠标至相对于屏幕左上角的坐标 `(657, 1175)`

滚动鼠标滚轮 | 向下滚动鼠标滚轮 `6` 次

循环结束标记 | 循环结束标记

导出数据表格 | 导出数据表格 `datasheet` 为Excel文件，并定义表格Sheet页为 `评论数据`，导出文件至 `SystemVariable.DesktopFolder`

附录（三）爬虫数据

用户昵称	评论内容	评论时间与地点	点赞数
强子	杀伤力太大	1月前·河南	1
weibooo	我要整颗	2月前·陕西	0
海森AI订制	现在的广告做的比传统广告好看多了，搞得我都想买一箱尝尝了	2月前·河南	5
小钱堆儿		1月前·四川	0
远芳	哈愿来是广告，有创意	2月前·重庆	3
林邑AI	这种广告太厉害了 哈哈哈哈哈	1月前·湖南	1
琴姐	怪不得天天创意谢箭头方向进我房子睡觉窗口炸弹响声悦耳	2月前·广西	1
平安顺遂	这广告创意无敌	1月前·河北	1
木林森	怎么整的谁能帮我整付费	1月前·江苏	7
禁止可爱	我不信真有人看这个还顺便买	1月前·浙江	0
百合漂	这种广告太有创意了，好看，爱看，多播	1月前·河南	1
Glumlot		2月前·河北	0
蔚蓝天空	整颗是不是也只是个品牌名字	1月前·宁夏	0
叮当	哈哈广告可以这么做，好玩	1月前·陕西	1
高冷大王	好牛，这是什么大模型做出来的呢	1月前·湖南	0
牛蛋	宁波	1月前·陕西	1
人生如戏	创意广告设计精致值得推荐	1月前·山西	1
躺平噜噜	好喝爱喝	2月前·广西	1
200斤小熊猫爱吃蛋糕	@豆包 我也想做一个 关于蛋糕店的	2月前·浙江	1
赤胆忠心123	做的真好，怎么制作出来的	1月前·福建	0
悠悠自然店铺	这个视频带货好	1月前·山东	0
好物情报局	能带货了	1月前·辽宁	0
强子	这些广告怎么在手机上制作	1月前·河南	0
情绪消消乐	真是绝了，做的真好	1月前·广东	0
回忆旧时光	整颗是不是也只是个品牌名字	1月前·河南	0
徐达客的达(关必回)	这个广告我很喜欢	2月前·辽宁	1
AIGC大丸家	哈哈，太会整活了	2月前·福建	2
笋干	参加了即梦的比赛么？	1月前·浙江	0
快乐宝贝	这个广告做得好	2月前·广东	1
安好	创意广告设计精致值得推荐	1月前·河北	1
悠悠自然店铺	分析的产品很到位	1月前·山东	0
CAM	还是 ai 短剧好看	1月前·江苏	0
婷/	求AI软件	2月前·河南	0
牛阿强	上链接	1月前·贵州	1
AIGC冰糖小葫芦	给我喝一口	2月前·甘肃	1
扬州炒饭一天	哈哈哈哈哈 昨天刚买 今天就看到这个广告啦 可以	1月前·江苏	0
AIGC小鑫	这个牛	2月前·广东	1
潍坊二蛋	大佬，这种剧情广告多钱一分钟？	1月前·山东	0
星光洒向我	这个视频做出来烧了多少Token，你这个连贯性是怎样保持的呀？	1月前·重庆	2
独钓寒江雪	做的太精致了	1月前·河北	1
昨夜的你	好剧有广告创意	1月前·广东	2
	旺旺家族呢	1天前·山东	1
糖宝零食铺	我怎么感觉看了一段广告，然后我还看完了	3周前·四川	1
凯迪不拉客		3周前·北京	0
薄荷浅浅绿	这广做的不错，有创意。	1月前·安徽	1
懒得起名	有创意	1月前·四川	1
情梦碧血		1月前·黑龙江	1
sky	好看	2月前·四川	1
婷/	用的啥AI软件	2月前·河南	0
九月化妆刷	怎么整的谁能帮我整付费	1月前·河北	1

附录（四）方法代码

统计综合指数构建

```
1 # 对比等权重法、PCA权重法、熵权法三种赋权方式
2 print("=" * 55)
3 print("统计综合指数构建 — 三种权重方法对比")
4 print("=" * 55)
5 # 方法1: 等权重法
6 equal_w = np.ones(len(dim_names)) / len(dim_names)
7 index_equal = dim_norm @ equal_w
8 print(f"\n等权重法: 均值={index_equal.mean()*100:.2f}, 标准差={index_equal.std()*100:.2f}")
9 # 方法2: PCA权重法
10 loadings_pc1 = np.abs(pca.components_[0]) # PC1载荷绝对值
11 pca_w = loadings_pc1 / loadings_pc1.sum()
12 index_pca = dim_norm @ pca_w
13 print(f"PCA权重法: 均值={index_pca.mean()*100:.2f}, 标准差={index_pca.std()*100:.2f}")
14 # 方法3: 熵权法(基于信息熵客观赋权)
15 def entropy_weight(data):
16     m, n = data.shape
17     col_sums = data.sum(axis=0)
18     p = data / col_sums[np.newaxis, :]
19     p = np.where(p <= 0, 1e-10, p)
20     e = -np.sum(p * np.log(p), axis=0) / np.log(m)
21     d = 1 - e
22     return d / d.sum()
23 entropy_w = entropy_weight(dim_norm)
24 index_entropy = dim_norm @ entropy_w
25 print(f"熵权法: 均值={index_entropy.mean()*100:.2f}, 标准差={index_entropy.std()*100:.2f}")
26 print(f"\n维度: <20s} {'等权重':>10s} {'PCA权重':>10s} {'熵权法':>10s}")
27 print("-" * 50)
28 for i, name in enumerate(dim_names):
29     print(f"{name:<20s} {equal_w[i]*100:>9.2f}% {pca_w[i]*100:>9.2f}% {entropy_w[i]*100:>9.2f}%")
30 # 百分制转换并按四分位数分级用户
31 score_equal = (index_equal - index_equal.min()) / (index_equal.max() - index_equal.min()) * 100
32 q25, q50, q75 = np.percentile(score_equal, [25, 50, 75])
33 print(f"\n分级阈值: Q25={q25:.1f}, Q50={q50:.1f}, Q75={q75:.1f}")
34 labels = np.where(score_equal < q25, '低心理感知',
35                  np.where(score_equal < q50, '中低心理感知',
36                          np.where(score_equal < q75, '中高心理感知', '高心理感知'))))
37 for level in ['低心理感知', '中低心理感知', '中高心理感知', '高心理感知']:
38     count = (labels == level).sum()
39     print(f" {level}: {count}人 ({count/len(df)*100:.1f}%")
```

主成分分析 (PCA)

```
1 # PCA拟合: 从六维数据中提取6个主成分
2 from sklearn.decomposition import PCA
3 pca = PCA(n_components=6)
4 pca.fit(dim_scaled)
5 # 计算各主成分解释方差与累计方差
6 explained_var = pca.explained_variance_ratio_
7 cumsum_var = np.cumsum(explained_var)
8 print("=" * 50)
9 print("主成分分析结果")
10 print("=" * 50)
11 for i in range(6):
12     eigenvalue = pca.explained_variance_[i]
13     print(f"PC{i+1}: 特征值={eigenvalue:.3f}, 解释方差={explained_var[i]*100:.2f}%, 累计={cumsum_var[i]*100:.2f}%")
14 n_components_90 = np.argmax(cumsum_var >= 0.90) + 1
15 print(f"\n解释90%方差所需主成分数: {n_components_90}")
16 # 提取载荷矩阵并计算PCA权重(基于PC1载荷)
17 loadings = pca.components_.T
18 print(f"\n载荷矩阵 (前3个主成分):")
19 print(f"{'维度':<20s} {'PC1':>8s} {'PC2':>8s} {'PC3':>8s}")
20 for i, name in enumerate(dim_names):
21     print(f"{'name':<20s} {loadings[i,0]:>8.3f} {loadings[i,1]:>8.3f} {loadings[i,2]:>8.3f}")
22 pc1_loadings = np.abs(loadings[:, 0])
23 pca_weights = pc1_loadings / pc1_loadings.sum()
24 print(f"\nPCA权重 (基于PC1载荷绝对值归一化):")
25 for i, name in enumerate(dim_names):
26     print(f"{'name':<20s} {pca_weights[i]*100:.2f}%")
27 # 计算主成分得分
28 pc_scores = pca.transform(dim_scaled)
29 print(f"\nPC1得分统计: 均值={pc_scores[:,0].mean():.4f}, 标准差={pc_scores[:,0].std():.4f}")
```

K-Means 聚类分析

```
1  # 遍历K=2~7，通过轮廓系数和SSE选择最优聚类数
2  from sklearn.cluster import KMeans
3  from sklearn.metrics import silhouette_score
4  K_range = range(2, 8)
5  inertias = []
6  silhouettes = []
7  print("=" * 50)
8  print("K-Means聚类分析 — K值选择")
9  print("=" * 50)
10 for k in K_range:
11     kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42, n_init=10)
12     labels = kmeans.fit_predict(dim_scaled)
13     inertias.append(kmeans.inertia_)
14     sil = silhouette_score(dim_scaled, labels)
15     silhouettes.append(sil)
16     print(f"K={k}: 惯性(SSE)={kmeans.inertia_:.1f}, 轮廓系数={sil:.4f}")
17 # 用最优K值进行最终聚类
18 best_k = list(K_range)[np.argmax(silhouettes)]
19 print(f"\n最优K值: {best_k} (轮廓系数: {max(silhouettes):.4f})")
20 kmeans_final = KMeans(n_clusters=best_k, random_state=42, n_init=10)
21 cluster_labels = kmeans_final.fit_predict(dim_scaled)
22 # 聚类画像: 各簇维度均值与群体占比
23 print(f"\n聚类画像 (K={best_k}):")
24 for c in range(best_k):
25     mask = cluster_labels == c
26     means = df[mask].mean()
27     pct = mask.sum() / len(df) * 100
28     print(f"\n 聚类{c+1}: (N={mask.sum()}, 占比={pct:.1f}%)")
29     for name in dim_names:
30         print(f"      {name}: {means[name]:.2f}")
31 # 聚类中心(逆变换回原始尺度)
32 centers_original = scaler.inverse_transform(kmeans_final.cluster_centers_)
33 print(f"\n聚类中心 (原始尺度):")
34 for c in range(best_k):
35     print(f" 聚类{c+1}: {centers_original[c].round(2)}")
```

决策树

```
1 # 按付费意愿中位数二分类, 划分训练/测试集
2 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
3 from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
4 from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
5 median_pay = df['付费意愿'].median()
6 y = (df['付费意愿'] > median_pay).astype(int)
7 X = df[['AI算法技术特性', '广告内容质量', '用户感知价值',
8         '用户态度', '购买动机']].values
9 feature_names = ['AI算法技术特性', '广告内容质量',
10                  '用户感知价值', '用户态度', '购买动机']
11 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
12     X, y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=y)
13 # 训练决策树(max_depth=4)并评估准确率与5折交叉验证
14 dt = DecisionTreeClassifier(max_depth=4, random_state=42)
15 dt.fit(X_train, y_train)
16 dt_acc = accuracy_score(y_test, dt.predict(X_test))
17 dt_cv = cross_val_score(dt, X, y, cv=5, scoring='accuracy').mean()
18 print("=" * 50)
19 print("决策树模型结果")
20 print("=" * 50)
21 print(f"测试集准确率: {dt_acc*100:.2f}%")
22 print(f"5折交叉验证准确率: {dt_cv*100:.2f}%")
23 # 特征重要性排序与分类报告
24 print(f"\n特征重要性排序:")
25 dt_imp = dict(zip(feature_names, dt.feature_importances_))
26 for k, v in sorted(dt_imp.items(), key=lambda x: -x[1]):
27     print(f" {k}: {v*100:.2f}%")
28 print(f"\n分类报告:")
29 print(classification_report(y_test, dt.predict(X_test), target_names=['低付费意愿', '高付费意愿']))
```

结构方程模型（SEM）路径分析

```
1 # 定义标准化回归系数计算函数
2 from sklearn.linear_model import LinearRegression
3 lr = LinearRegression()
4 def standardized_betas(model, X_df, y_series):
5     betas = []
6     for i, col in enumerate(X_df.columns):
7         beta = model.coef_[i] * X_df[col].std() / y_series.std()
8         betas.append(beta)
9     return betas
10 print("=" * 55)
11 print("结构方程模型（SEM）路径分析结果")
12 print("=" * 55)
13 # Path 1~4: 依次拟合四条路径方程并计算标准化路径系数
14 X1 = df[['AI算法技术特性', '广告内容质量']]
15 y1 = df['用户感知价值']
16 lr.fit(X1, y1)
17 r2_1 = lr.score(X1, y1)
18 betas_1 = standardized_betas(lr, X1, y1)
19 print(f"\n[Path 1] → 用户感知价值 (R² = {r2_1:.3f})")
20 for i, col in enumerate(X1.columns):
21     print(f"    {col} → 用户感知价值:  $\beta^* = \{betas\_1[i]:.3f\}$ ")
22 X2 = df[['用户感知价值', 'AI算法技术特性', '广告内容质量']]
23 y2 = df['用户态度']
24 lr.fit(X2, y2)
25 r2_2 = lr.score(X2, y2)
26 betas_2 = standardized_betas(lr, X2, y2)
27 print(f"\n[Path 2] → 用户态度 (R² = {r2_2:.3f})")
28 for i, col in enumerate(X2.columns):
29     print(f"    {col} → 用户态度:  $\beta^* = \{betas\_2[i]:.3f\}$ ")
30 X3 = df[['用户态度', '用户感知价值', '广告内容质量']]
31 y3 = df['购买动机']
32 lr.fit(X3, y3)
33 r2_3 = lr.score(X3, y3)
34 betas_3 = standardized_betas(lr, X3, y3)
35 print(f"\n[Path 3] → 购买动机 (R² = {r2_3:.3f})")
36 for i, col in enumerate(X3.columns):
37     print(f"    {col} → 购买动机:  $\beta^* = \{betas\_3[i]:.3f\}$ ")
38 X4 = df[['购买动机', '用户态度', '用户感知价值']]
39 y4 = df['付费意愿']
40 lr.fit(X4, y4)
41 r2_4 = lr.score(X4, y4)
42 betas_4 = standardized_betas(lr, X4, y4)
43 print(f"\n[Path 4] → 付费意愿 (R² = {r2_4:.3f})")
44 for i, col in enumerate(X4.columns):
45     print(f"    {col} → 付费意愿:  $\beta^* = \{betas\_4[i]:.3f\}$ ")
46 print(f"\n间接效应分解（关键路径）:")
47 # 间接效应分解：计算中介传导路径效应
48 indirect_1 = betas_1[1] * betas_2[0] # 广告内容质量→感知→态度
49 indirect_2 = betas_2[0] * betas_3[0] # 感知→态度→动机
50 indirect_3 = betas_2[0] * betas_4[1] # 感知→态度→付费
51 print(f"    广告内容质量→感知价值→用户态度: {indirect_1:.3f}")
52 print(f"    用户感知价值→用户态度→购买动机: {indirect_2:.3f}")
53 print(f"    用户感知价值→用户态度→付费意愿: {indirect_3:.3f}")
54 print(f"\n传导链条：技术/内容 → 感知 → 态度 → 动机 → 付费")
```

组合算法（集成学习）

```
1 from sklearn.ensemble import (RandomForestClassifier,
2                               GradientBoostingClassifier,
3                               VotingClassifier, StackingClassifier)
4 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
5 from sklearn.svm import SVC
6 # 使用决策树的数据划分，对比各模型性能
7 print("=" * 55)
8 print("组合算法（集成学习）模型性能对比")
9 print("=" * 55)
10 # 定义四个基学习器：随机森林、GBDT、逻辑回归、SVM
11 base_models = [
12     ('RF', RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)),
13     ('GBDT', GradientBoostingClassifier(random_state=42)),
14     ('LR', LogisticRegression(max_iter=1000, random_state=42)),
15     ('SVM', SVC(kernel='linear', C=1.0, probability=True, random_state=42))
16 ]
17 print(f"\n单模型性能:")
18 print(f"{'模型':<10s} {'测试集准确率':>14s} {'5折CV准确率':>14s}")
19 print("-" * 40)
20 results = []
21 # 逐个训练基学习器并评估测试集准确率与5折交叉验证
22 for name, model in base_models:
23     model.fit(X_train, y_train)
24     acc = accuracy_score(y_test, model.predict(X_test))
25     cv = cross_val_score(model, X, y, cv=5, scoring='accuracy').mean()
26     results.append((name, acc, cv))
27     print(f"{'name':<10s} {'acc*100':>13.2f}% {'cv*100':>13.2f}%")
28 # Voting集成(硬投票)
29 voting = VotingClassifier(estimators=base_models, voting='hard')
30 voting.fit(X_train, y_train)
31 voting_acc = accuracy_score(y_test, voting.predict(X_test))
32 voting_cv = cross_val_score(voting, X, y, cv=5, scoring='accuracy').mean()
33 print(f"\nVoting集成: 测试集准确率={voting_acc*100:.2f}%, 5折CV={voting_cv*100:.2f}%")
34 # Stacking集成(逻辑回归元学习器)
35 stacking = StackingClassifier(
36     estimators=base_models,
37     final_estimator=LogisticRegression(max_iter=1000, random_state=42),
38     cv=5
39 )
40 stacking.fit(X_train, y_train)
41 stacking_acc = accuracy_score(y_test, stacking.predict(X_test))
42 stacking_cv = cross_val_score(stacking, X, y, cv=5, scoring='accuracy').mean()
43 print(f"Stacking集成: 测试集准确率={stacking_acc*100:.2f}%, 5折CV={stacking_cv*100:.2f}%")
44 # 综合结论：推荐最优模型策略
45 print(f"\n综合结论:")
46 best_test = max(results, key=lambda x: x[1])
47 best_cv = max(results, key=lambda x: x[2])
48 print(f" 测试集最优: Voting ({voting_acc*100:.2f}%)")
49 print(f" 交叉验证最优: {best_cv[0]} ({best_cv[2]*100:.2f}% / Stacking ({stacking_cv*100:.2f}%)")
50 print(f" 推荐策略: Voting追求测试精度, 逻辑回归/Stacking兼顾泛化稳定性")
```

致谢

一、研究背景

近五年间，生成式 AI 技术实现跨越式突破，深刻变革个性化广告投放领域的内容生产与传播逻辑，推动广告行业完成从“人找广告”到“广告找人”，再到“广告因人而生”的三级发展跃迁。抖音作为国内短视频行业头部平台，依托成熟强大的算法推荐体系与庞大用户基数，为生成式 AI 落地个性化广告搭建了广阔的实践载体。生成式 AI 正引领短视频广告告别传统“精准投放”阶段，迈入全流程“智能生成”新时代，广告内容创作、流量分发推流、用户消费习惯培育的完整产业链均迎来智能化重塑。该技术能够有效压缩广告制作成本，优化用户观看体验，提升广告点击转化效果，全方位释放行业生产效能。

二、指导关系与分工说明

本研究选题源于对生成式 AI 重塑数字营销领域的长期关注。在课题确立之初，我与北京中学的孙鹏老师、沈海英老师基于校内研究性学习课程建立了指导关系。两位老师均为本校在职教师，**全程指导均属无偿义务性质**，未收取任何形式的指导费用或酬劳。在本研究中，**孙鹏老师**主要负责研究框架的顶层设计、统计学方法（PCA、SEM、集成学习）的适用性把关，以及论文逻辑结构的宏观调整；**沈海英老师**则侧重于问卷设计的科学性审核、文本数据的预处理规范指导，以及结论部分策略建议的落地性校正。两位老师在选题方向把控、方法选择论证和最终定稿审阅中均给予了关键性指导。

三、实验设计及实施

本次研究搭建三条相辅相成的分析主线。第一条为**心理影响机制主线**，探究广告投放量、广告内容品质，经由用户感知价值、用户态度、购买动机层层传导后，对用户付费意愿产生的作用路径；第二条为**点击行为解析主线**，对比不同广告类型、用户点击频次、点赞动因、浏览时段下的行为差异，提炼影响广告点击、互动效果的核心要素；第三条为**模型验证与实践应用主线**，借助 SEM 结构方程模型厘清各变量间的传导逻辑，依托 K-Means 算法划分差异化用户群体，搭建机器学习模型预测用户付费意愿，直观印证生成式 AI 赋能下抖音个性化广告生产效能的提升效果。

我独立完成国内外文献检索与综述撰写，确定“生产力效能”这一切入角度，并独立使用八爪鱼 RPA 2.7.13-beta，爬取 AI 生成抖音个性化广告对应的用户评论、点赞数据。初期因不熟悉 XPath 定位规则导致数据字段错位，通过查阅官方文档并对比样本数据格式，重写采集规则，最终有效获取 37030 条有效评论。我还围绕广告投放量、广告内容品质、用户感知、用户态度、购买动机、付费意愿六大维度独立完成六维度量表改编及腾讯问卷投放与清洗，独立编写 Python 代码完成统计综合指数构建、PCA、K-Means、决策树及结构方程模型（SEM）

等方法。然而结构方程模型（SEM）的路径系数解释初期存在偏差，后在老师推荐下精读相关方法论论文，改用回归路径分析法，并交叉验证 R^2 值。我最终独立完成初稿、图表制作及后续根据导师批注进行的四轮修改。

四、AI 辅助工具及其他协助说明

在研究过程中，**DeepSeek-V4-Pro-0813** 版本被用作辅助性科研工具，其具体协助范围如下：（1）**方法适配性预校验**：在确定统计综合指数和决策树参数时，用于快速列举候选算法优缺点，辅助我进行方法筛选，**未参与最终模型参数的确定**；（2）**代码调试辅助**：在 Python 实现 **Stacking** 集成时，针对报错信息提供语法修正建议，核心算法逻辑及业务解读完全由本人独立完成；（3）**文本表述优化参考**：对摘要和结论部分的长难句提供改写建议，但所有学术观点、数据解读和结论推导均由本人负责。除上述工具外，本研究未接受其他任何外部人员（非指导老师）的实质性协助。