

• 专题:双清论坛“大模型时代数智商务的理论与方法” •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0012

AI大模型与智能体驱动的消费研究新范式: 消费感知、类脑模拟与自主演化*

王小毅^{1,2} 邓万江^{1**}

1. 浙江大学 管理学院,杭州 310058

2. 浙江大学 神经管理学实验室,杭州 310058

[摘要] 本文系统梳理了数智时代消费研究范式的变革,围绕应对消费者行为复杂性的动态建模问题,归纳并提出以AI大模型与智能体驱动的“三阶段”新范式——从依托辨别式AI实现多模态消费感知,到通过生成式AI开展类脑认知与决策模拟,最终向具备自主学习与环境交互能力的代理式AI自主演化。该范式突破“分类识别—规则匹配”的传统路径,构建动态系统的“消费者世界模型”框架,通过多智能体协同模拟市场群体效应与策略干预效果,实现对消费行为的跨情境泛化建模。研究强调基于管理的多学科融合视角,探讨了消费行为AI建模、AI全域嵌入、AI for Social Science等关键科学问题与破题路径,同时回应了数据伦理、模型偏差与检验机制等挑战。这一范式有望为破解行为异质性预测、营销策略动态优化等难题提供方法论革新,推动消费研究从“被动洞察”转向“主动演化”,为人机协同下的可持续消费实践与营销科学创新探索了一种新方向。

[关键词] 生成式人工智能;智能体;消费研究;行为模拟;自主演化;营销建模

消费研究是市场营销和微观经济学解释个体选择行为的理论基础^[1,2]。其研究围绕“信息获取—动机识别—行为预测”的框架,逐渐形成了从理性选择到情境决策的理论体系。20世纪末以来,该研究模式伴随营销学的发展不断演化:从强调理性人的“营销1.0”,到注重消费者情感与价值的“营销4.0”,再到近年来在人工智能(Artificial Intelligence, AI)背景下提出的“营销5.0”,即通过“类人技术”在消费者体验过程中实现价值的创造、传播、交付和提升^[3]。

随着营销技术与实践不断发展,消费研究的方法与范式也在持续演化。早期的市场研究主要依赖结构化数据与静态用户画像,通常通过问卷、实验和交易数据来解释或预测消费者行为^[4-6]。进入21世纪,深度学

习与大数据的兴起显著拓展了研究边界,学界与业界开始广泛利用文本、图像、语音等非结构化数据,以及动态用户画像来刻画消费者行为^[7-9]。然而,这一阶段的研究主要遵循“辨别式AI”的逻辑,即通过分类判别与预测实现精准营销,其数据处理和模型构建方式本质上仍属于被动响应式,较少深入到演化机制。近年来,生成式AI(Generative AI)及其背后的基础大模型(Foundation Models)的突破,正推动消费研究从“数据驱动解释”迈向“语义理解、行为模拟与策略演化”的新阶段^[10,11]。

最新研究报告显示,全球AI智能体市场规模预计从2024年的52.5亿美元增至526.2亿美元,到2030年复合年增长率达46.3%^①;2024年,中国AI智能体市场规模达1473亿元,其中营销及销售领域占442亿元^②。生成式

收稿日期:2025-07-15; 修回日期:2025-10-21

* 本文根据国家自然科学基金委员会第406期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者, Email: wanjiang.deng@zju.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(72072161, 72402206)的资助。

① 数据来源: <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/ai-agents-market-15761548.html>。

② 亿欧智库. 2025中国AI Agent营销市场发展潜力研究报告: <https://www.iyiou.com/research/202503311506>。

引用格式: 王小毅, 邓万江. AI大模型与智能体驱动的消费研究新范式: 消费感知、类脑模拟与自主演化. 中国科学基金, 2025, 39(5): 736-747.

Wang XY, Deng WJ. A novel paradigm in consumer research driven by generative and agentic AI: Multimodal perception, brain-inspired simulation, and autonomous evolution. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(5): 736-747. (in Chinese)

AI的快速演进,打破了企业实践中对于消费者画像和市场洞察中传统的结构化数据洞察驱动范式,推动消费研究部门的工作重点转向非结构化语义深度解析、消费者行为动态模拟及主动式需求分析。其中,大语言模型(Large Language Models, LLMs)和AI智能体(AI Agents)的协同应用,促使消费研究从基于历史数据的推荐响应式分析,升级为面向未来多场景的策略预测性研究——这一进步具体体现为企业市场研究过程实现与消费者的持续交互、基于实时反馈的模型学习迭代,以及营销策略的动态演变,显著提升了市场研究的前瞻性与适应性。进一步地,人机协同成为消费研究方法的重要拓展方向:生成式AI可辅助企业市场部门开展更广泛的消费者行为规律探索与试错,通过“人类理论构建+AI测试材料生成+人机A/B测试”的合作模式,拓展对复杂消费现象的理解边界(如探索消费亚文化细分群体的独特符号意义解读),获得更具深度和广度的消费洞察^[12,13]。

总体来看,以AI大模型和智能体为核心的类脑技术体系,正在推动消费研究发生范式性跃迁,催生出具备持续交互、实时学习和策略演化能力的消费者建模逻辑^[14,15]。从方法载体来看,营销智能体是该跃迁的典型应用——作为依托AI基础模型构建的自主决策系统,它集成了多模态消费场景感知、研究目标规划与策略执行功能,可直接作为消费研究的“工具载体”:例如,在消费者行为研究中,通过反演多轮用户交互数据模拟决策路径;在个性化营销研究中,基于用户实时行为数据生成动态广告触达路径,实现研究过程与应用场景的同步耦合。从方法应用层面看,当前我国的营销数字化转型,已经实施的包括电商中的AI消费需求预测模块,企业客服中的用户意图识别系统,在供应链管理中的客户生命周期智能分析模块等;由浙江大学管理学院研究团队自研的“孙武AI”,正在构建AI驱动消费研究和重大决策辅助的数智底座。这一趋势标志着消费研究的核心逻辑正从研究者被动式观察、分析消费者,逐步迈向主动式构建能自主开展消费者研究的智能系统,本质是消费研究方法从“人力主导的经验性研究”向“人机协同的智能化研究”的持续进步。

1 问题提出:如何自主地研究消费者?

数智化消费环境下,消费者从被动对象变为有复杂反馈、多重身份和动态行为的行动者,传统静态画像与经验归纳难把握其复杂性。这一转变挑战现有范式,引出核心问题:如何构建动态建模和策略演化系统,实现对消费者的“自主研究”?

所谓“自主研究”,并非指完全脱离人类研究者的研究过程,而是指借助AI大模型与智能体的能力,使研究系统具备主动学习和自我演化的特征。具体而言,“自主研究”既包含辅助性自主——AI通过模拟消费者的决策过程,揭示其隐性偏好与行为模式,从而为研究者提供洞察;也包括代理性自主——AI智能体能够在无需人类实时干预的情况下,与环境互动、生成并检验新的消费假设,从而推动消费研究从“被动描述”走向“主动演化”。这种转变意味着,研究者不再仅仅“研究消费者”,而是构建出能够“自主研究消费者”的系统,为消费研究开辟新的路径。

消费研究本质是了解消费者,为何以AI大模型和智能体为研究对象?首先,AI作为工具,可提升对真实消费者的理解。在模拟阶段,AI能再现消费者决策过程,帮助研究者识别隐性偏好与动态行为模式,优化营销策略(如用大模型生成个性化推荐路径,提高预测精度)。其次,更进一步的问题是:能否将AI从工具转为研究主体,把它视为可以替代或补充人类的研究代理?这一思路可借助机器行为学理论逻辑解答^[16]。机器行为学类似动物行为学,动物无独立心智但有稳定行为表征及背后机制,AI无独立思维但也有稳定行为表征,其机制源于大模型数据源内容、数据语法和逻辑向量化关系、算法及思维链逻辑。这种视角使AI从工具转为可独立研究的主体。

基于此,本文提出“AI驱动消费研究三阶段模型”,以AI技术与消费行为融合演进为主线,重构消费研究逻辑,旨在回答核心问题:AI智能体如何通过逐步增强的自主性,实现从工具到代理的转变,并最终成为能够自主研究消费者的系统。

2 消费研究的范式演进

2.1 消费者洞察的研究脉络

消费研究作为市场营销与微观经济学的核心领域,其发展历程反映了多学科方法的持续整合与范式转变。文献回顾显示,该领域大致经历了从行为主义、认知信息加工、情感体验取向到社会文化解释的演进路径,各范式在理论基础与方法论上互补,形成了一个多元并存的知识谱系,而非线性取代。

行为主义范式:早期研究以刺激—反应机制为核心,将消费者视为对外部刺激的被动响应者。代表性框架包括刺激—有机体—反应(Stimulus Organism Response, S-O-R)模型^[17]和注意—兴趣—欲望—行动(Attention, Interest, Desire, Action, AIDA)模型^[1],这一范式的主要贡献在于阐释消费行为的规律性,并指导了

早期广告与促销策略的设计。然而,其局限在于忽略了个体内在认知过程和社会语境因素,导致对复杂决策的解释力不足。

认知信息加工范式:自20世纪70年代起,该范式兴起,将消费者定位为主动的信息处理器。核心模型涵盖 Engel-Kollat-Blackwell(EKB)信息加工框架^[18]、精细加工可能性模型(Elaboration Likelihood Model, ELM)^[19]以及计划行为理论^[20]。这些理论强调动机、态度与意图在决策中的中介作用,为行为预测提供了实证基础,主要依赖实验设计、问卷调查与结构化数据分析。尽管如此,该范式在捕捉动态情境与非理性偏差方面的适用性仍然有限。

情感与体验取向:随着对非理性因素的关注,该范式凸显消费的感官与象征维度。Hirschman与Holbrook^[21]提出“享乐消费”(Hedonic Consumption)概念,强调审美、情感与多感官体验。随后,Pine和Gilmore^[22]的“体验经济”框架进一步将其融入管理实践。该取向的贡献在于揭示消费的情感价值与符号意义,但操作化测量与预测精确性仍面临挑战。

社会文化视角:受社会学与人类学影响,消费文化理论(Consumer Culture Theory, CCT)逐渐发展,聚焦消费者,通过商品建构身份、社会关系与文化叙事^[23]。该范式拓展了研究的解释广度,采用质性方法(如民族志与话语分析),但量化预测与因果推断能力相对较弱。

总体而言,前述范式可划分为两大阵营:行为与认知取向根植于实证主义(positivism)传统^[24],遵循“假设检验—量化验证”的逻辑,擅长预测;体验与文化取向则源于解释主义(interpretivism)^[25],注重语境化意义建构,优势在于深度洞察。二者并行发展,却因方法论分歧(如量化vs.质性)难以同时实现高预测准确性与丰富解释力。

在方法论层面,传统研究多局限于辨识式(discriminative)建模路径,即“特征分类—规则匹配—静态预测”,忽略生成式(generative)机制与动态交互。数据采集依赖人工调研与实验室实验,成本高企且样本规模受限,无法适应高频、多模态的当代消费场景。这些现象容易导致忽略行为机制和动态变化,无法揭示消费市场偏好生成或策略调整,这也是消费研究距真实问题渐远的原因之一。

为此,AI智能体通过自主规划、多代理模拟与强化学习,可在虚拟环境中重现消费者行为,实现动态建模、因果推理与情景测试^[26]。同时,人机协同模式(Human-AI Collaboration)确保人类主导理论提炼与伦理考量。此举不仅弥补传统方法的结构局限,还为消费者洞察

注入生成式智能,推动研究向实时、交互与可扩展方向演进^[12,13]。

2.2 数智时代的消费行为建模范式

在数智时代,消费者行为呈现出高频交互、多渠道融合、实时反馈等典型特征,这也推动传统的消费研究范式逐步向AI驱动的新范式转变。研究方法层面,也从早期的统计挖掘、算法预测,逐步演进到语义生成与智能模拟阶段,最终形成“数据驱动—语义理解—行为建构”的完整研究路径。

早期的消费研究,主要依赖数据挖掘和降维聚类分析来归纳行为模式,进而为用户画像绘制和精准营销提供支持。这一阶段的研究,大多聚焦于结构化交易数据与客户关系管理(Customer Relationship Management, CRM)系统数据的挖掘,常用的方法包括K-means聚类、主成分分析、关联规则分析等,通过这些方法识别消费者的核心特征与偏好。例如,研究者会通过消费频率、购买金额、商品类别等变量划分顾客群体,以此发现潜在的高价值客户,或是预测客户流失风险;在零售、电信与金融等领域,这类方法被广泛用于客户细分、交叉销售推荐和信用风险评估等实际任务^[27,28]。之后,推荐系统逐渐成为消费研究的主流工具,协同过滤、矩阵分解和深度学习等方法被大量应用于内容分发与消费行为预测,显著提升了算法的优化水平^[29-31]。但这类方法有个明显局限:普遍依赖监督学习和历史数据,缺乏“试错—反馈—修正”的自适应机制,因此在应对复杂消费情境时,效果往往有限。

近年来,大模型的突破性发展,推动生成式AI进入消费研究领域。2023年的人工智能领域的顶级学术会议NeurIPS,专门开设研讨会探讨大模型在社会科学的行为模拟应用,其中一个核心议题便是“消费者态度复制”^[10]。通过多模态消费数据的感知融合,结合检索增强生成(Retrieval-augmented Generation, RAG)技术,研究系统能够梳理语义关联与图网络关系,从而更精准地预测消费偏好、生成适配内容,进而构建“用户模拟器”^[32]。在此基础上,还能打造具备消费认知结构与反馈机制的虚拟消费者,用于机器学习训练中的行为链还原、策略优化以及对抗实验。

具体来看,例如,通过AI整合个体在行为决策中的风险偏好、时间偏好和社会互动倾向,模拟完整的消费者决策链^[33];或是借助生成式AI改进社会调查方法,支持大规模消费者行为模拟^[11]。这些探索一方面夯实了消费行为建构的科学基础,凸显了AI模拟消费者的研究价值;另一方面也暴露出大模型的不足——在动态行动与实时交互方面仍有提升空间,这也为后续智能体的引

入奠定了必要性,指明了研究方向。

2.3 智能体的引入:从“工具”到“代理”

当前,AI大模型和智能体的引入,进一步改变了消费研究的核心逻辑。智能体具备“感知—思考—行动”的完整闭环,能够在开放消费环境持续运行、动态更新营销策略,还能模拟外界反应。这一特性让消费者的角色发生转变:从单纯的“被观察对象”变成了可模拟、交互的“行为智能体”。

本文对营销智能体的定义如下:它是基于大模型构建的自主智能体,能够捕捉消费者的思维模式,模拟消费决策过程,自主演化消费行为,进而替代或补充以人类为对象的传统研究,或是辅助相关决策的执行。这一定义在通用人工智能概念的基础上进行了扩展,既强调了消费场景的应用属性(如感知消费偏好、规划购买路径),也突出了其与人类的协同合作价值。营销智能体通过调用RAG,在特定消费场景的数据语义解析和逻辑关系构建支持下,借助强化学习与自监督学习调整策略,再结合长程推理与自主数据调用能力,实现对消费者偏好、动机和响应模式的类人化建模。

它的出现,催生了一个新的研究领域——真实个体与智能体的关系研究。例如,有研究发现,消费者更倾向于选择“伙伴型”智能体,因为这类智能体能对消费者提供情感支持^[34]。此外,这种基于智能体的研究方法,不仅能提升研究效率,还适用于探索性研究,尤其在那些可能对被试人类造成伤害的领域(如医药消费、成瘾性消费、特殊人格群体等实验)。在这类研究中,AI智能体可模拟成瘾行为机制^[16],扮演不同善恶倾向的人格^[35],无需使用人类被试,从而降低其面临的心理或生理风险。

显然,数智时代的消费研究,已从过去研究者主导的单向研究过程转向系统与消费者的交互认知重构过程。学者们的研究不再局限于标签归纳或路径预测,而是转向与系统共同构建行为链条,进而实现对消费者与AI系统化行为的内生推理与外显模拟。

3 AI驱动的消费研究新范式:三阶段模型

3.1 AI大模型与智能体驱动的消费洞察路径

随着AI快速发展,消费与市场营销研究的核心逻辑发生显著转变:从研究者主导的多模态数据分析与解释式建模,逐步转向以AI大模型和智能体为核心的交互反馈与策略演化动态建模。

其中,AI大模型是指以大规模数据和参数为基础,通过预训练与微调形成的生成式能力,具备百亿级以上参数规模、多模态处理能力(文本、图像、语音等)及语义理解与生成功能^[36,37],在消费研究中承担“认知引擎”角色,支撑消费者行为的模拟与预测。智能体则是嵌入感知、推理、行动与反馈机制的自主系统^[15],相较于单纯模型,能在复杂营销环境中执行任务、交互学习并持续优化。本文聚焦的智能体特指“营销智能体”,正是依托大模型认知能力,结合交互式反馈与策略演化,模拟消费者认知结构、行为模式与群体动态的核心载体。

这种人—机协同的研究模式,体现了从“研究者主导”到“AI共建”的方法论转型。消费者洞察过程也从传统的“描述与预测”,拓展至“模拟与交互”,形成“反馈—推理—演化”的完整闭环。图1清晰展示了AI驱动下消费研究从数据感知到行为演化的核心路径。

本文借鉴机器行为学理论^[16],将AI视为可观测行为实体,提出三阶段模型以描述AI驱动消费研究的演进

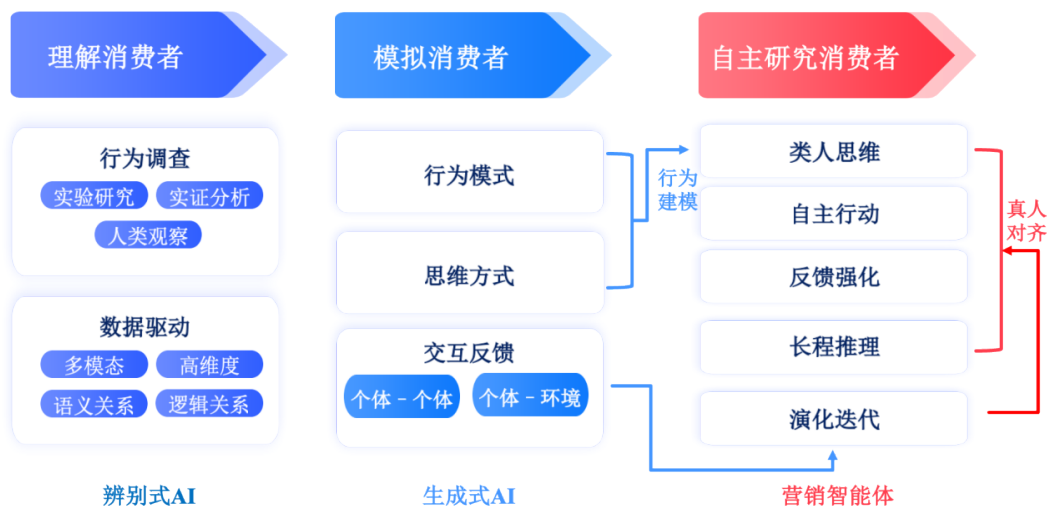


图1 AI驱动的消费研究演化路径

Fig.1 The Evolution of Consumer Research Paradigms Driven by AI

路径——即消费感知、类脑模拟与自主演化。这三阶段既反映了AI能力从“静态行为捕捉”到“类脑认知复现”再到“动态自主适应”的跃迁,也对应了营销研究范式从“行为观察”到“数据驱动”再到“策略交互”的逐步升级。

3.2 第一阶段:消费感知

本阶段以“运用AI工具精准感知消费者”为核心,将消费者视为行为实体,将数据空间作为行为映射载体。其理论逻辑可以追溯至消费者行为研究的经典框架:S-O-R理论^[17]和AIDA模型^[1]强调外部刺激对消费者注意、兴趣与行动的触发作用,感官营销理论^[38]则进一步指出多通道感知与环境线索对于消费者体验的塑造价值,而AI技术的应用正将这种“感知—反应”逻辑推向更高维度的实现。

在研究方法上,本阶段通过收集文本、图像、语音和行为轨迹等多模态消费数据,通过机器学习和大模型处理分析,实现对多源异构数据的全面感知与洞察。这一过程延续了经典理论中的“信息捕捉与辨识”的核心目标,又借助辨别式人工智能的分类与回归方法,为消费者特征、偏好与行为模式的识别提供了更高精度的工具——其关键价值在于,将原本依赖调查、实验的静态感知逻辑,拓展为对复杂动态营销环境中消费者行为的实时监测与建模。

当前前沿研究的核心痛点,集中在多模态消费数据的复杂性、高维性与稀疏性处理上。以当前我国扩大内需的关键领域——实体零售购物提振研究为例,数据形式复杂,涵盖顾客咨询文本、购物图像/视频、移动路径与停留时长、POS结构化交易数据以及天气、季节、促销等外部辅助变量;维度层面,超市数万方产品包含数百特征(品牌、规格、健康标签),叠加顾客属性与外部变量,维度易超 10^4 级,面临“高维诅咒”问题;稀疏性方面,顾客—产品交互矩阵多数条目空白,单个顾客“浏览多但购买少”的特征导致超90%潜在交互缺失,且购买数据集中在少数时段(周末、节日)与品类(生鲜、快消),呈现典型长尾分布。针对这些痛点,Transformer注意力机制可有效捕捉数据中的语义和逻辑关联,图神经网络(Graph Neural Network, GNN)则能刻画消费者与商品的关系网络结构,从而在高维稀疏数据中提炼隐含行为模式。

值得注意的是,本阶段并非单纯的技术应用,更是营销学与计算科学的深度融合。传统方法常因维度过高或交互稀疏而丧失解释力,尽管大模型提供了新的计算手段,但处理多模态数据需要大量计算资源——如何平衡营销理论中的消费者洞察目标与商业部署中的效率需求,成为该阶段的核心挑战。

对管理学者而言,本阶段可探索的研究路径举例如下:(1)结合细分营销场景优化多模态数据融合逻辑,如在直播电商研究中,将GNN与“用户停留时长、商品点击序列、主播话术文本”深度融合,构建“行为—语义”双维度感知模型,精准识别促使用户下单的关键交互节点;(2)针对中小商家数据资源有限的现实,探索轻量化Transformer变体的应用,在降低计算成本的同时,保留对营销文案、用户评价的语义捕捉能力,提升研究成果的商业落地性;(3)强化跨模态数据的语义校准,如在广告效果研究中,借助贝叶斯加权方法确定“视频画面(图像模态)、旁白文本(文本模态)、用户点赞评论(行为模态)”的贡献比例,解决多模态语义冲突,更精准衡量广告对消费注意力的影响。

3.3 第二阶段:类脑模拟

类脑模拟阶段的核心,是运用AI大模型和智能体模拟消费者的思考与决策方式,将其建模为具备动机和响应能力的数字主体,通过“类人化”表达重构消费认知路径,复现人类决策过程。这一研究设想与消费者行为理论谱系一脉相承:经济学领域的理性选择理论^[39]与期望效用理论^[40],心理学领域的有限理性^[41]与前景理论^[42],均聚焦个体在约束条件下的决策权衡;信息加工模型^[18]和精细可能性模型^[19]进一步揭示了动机、态度与情境在决策中的作用;享乐消费理论^[21]则凸显了情感、审美与体验在消费过程中的意义。而类脑模拟正是在这一理论基础上,借助生成式AI和大模型的语义表达、行为推理与认知再现能力,将传统以“解释”为主的研究模式,推向动态的“生成”与“模拟”新阶段。

具体而言,类脑模拟能够复现消费者的多种核心认知功能:包括从多模态数据中捕捉环境刺激的感知能力(类似人类大脑视觉处理与多感官整合)、推导购买决策链的推理能力(借鉴人类前额叶规划决策机制)、反馈满意度或不满情绪的情感响应能力(仿效边缘系统情感调制对偏好形成的影响)、生成个性化推荐路径的偏好形成能力(基于垂直大模型预训练模拟语义理解和记忆整合),以及预测冲动购买或客户忠诚行为的决策模拟能力(通过持续自适应学习和奖励信号强化习惯形成)。这些模拟功能使消费研究能够以低成本、快速迭代的方式替代部分传统市场调查,如在零售场景中模拟冲动购买链路^[43],大幅提升研究效率。

近两年来,已有多位营销学者从不同角度探索大模型在替代传统市场调查中的应用:Goli等^[44]考察了大模型模仿人类调查受访者、推导消费偏好(如时间折扣)的可行性,引入思维链方法用于假设生成和偏好异质性探索,优化市场调研框架;Arora等^[45]提出AI—人类混合营

销研究模式,将大模型作为协作辅助工具生成消费洞察,如模拟消费者对新产品的响应,降低传统调研成本并支持快速场景测试;Li等^[46]则验证了大模型在自动化感知分析中的有效性,将其作为人类参与者的替代,应用于市场研究中模拟消费者反馈与偏好提取。不过,类脑模拟也面临显著挑战——Huang和Rust^[37]指出,模拟过程易趋向“平均消费者”,忽略边缘群体特征(即“平均陷阱风险”),他们提出通过动态调整模型、融入心智理论以解释多样化消费行为的解决方案。

对管理学者而言,本阶段的研究路径可围绕以下方向展开:(1)强化“理论—模型”的校准机制,如在消费者情感决策研究中,对比AI模拟的“情感响应曲线”与人类真实反应,修正模型中的情感权重参数,提升对冲动消费、品牌忠诚等行为的模拟精度^[44,45];(2)破解“平均消费者”陷阱,针对边缘群体缺失问题^[37],在模型训练中注入细分群体心智数据(如Z世代亚文化符号偏好、低收入群体价格敏感度),确保模型对小众消费行为的解释力;(3)探索“人机混合调研”新模式,例如在新产品概念测试中,先让大模型模拟不同消费群体的反馈(生成初步偏好报告),再针对争议性概念设计小规模人类实验验证,形成“AI初筛—人类精筛”的高效调研路径,降低传统全样本调研成本^[46]。

3.4 第三阶段:自主演化

第三阶段聚焦营销智能体自主演化——通过与营销环境、其他智能体的交互形成认知闭环,具备强化学习与策略优化能力;智能体可基于环境反馈修正内部模型,实现因果推理与策略演化,使AI超出初始训练能力独立演进行为模式。这一阶段开启了消费研究的自主建构范式,通常通过任务分解和动态反应(ReAct)机制提升智能体自主性^[26]。斯坦福大学的Smallville虚拟小镇研究便是典型案例:25个生成智能体在大模型驱动下自主演化行为,涵盖日常起居、工作与社交互动,通过多智能体协同(如信息传播、聚会协调)展现出逼真的人类社会动态^[32]。这一案例为消费研究提供了关键思路:从复杂多智能体交互系统视角出发,模拟整体市场环境智能体(消费者、商家、影响者等)的动态协作,探索消费决策涌现模式、群体偏好演化与市场均衡变化,为真实世界营销策略提供预测性洞察。

需要明确的是,自主演化并非与“代理”功能截然分离,而是其逻辑延伸:代理功能强调智能体“感知—思考—行动”的闭环能力,支持其在特定环境中独立完成任务;自主演化则在这一基础上引入长期学习与适应机制,使智能体通过持续反馈与环境交互修正模型,形成动态演进系统。从理论视角看,机器行为学将代理的稳

定行为模式视为研究对象^[16],而自主演化关注这些模式在群体互动中的生成与更新;复杂系统理论^[47]和演化博弈论^[48]为分析多智能体交互中的群体偏好、市场均衡乃至消费文化演变提供了框架;社会学习理论^[49]则可解释智能体间的模仿与反馈对消费行为模式的重塑作用。对市场营销研究而言,这一转变的核心价值在于:研究重心从单个消费者或单一营销代理的模拟,拓展为跨个体、跨情境的动态群体建模,大幅提升对消费市场的解释力与预测力。

现有前沿研究已开始探索本阶段的应用方向:石峰等^[50]观察到,多个定价智能体在模拟市场中会自发出现合谋行为,为分析市场竞争策略提供了新视角;Lee等^[51]提出整合生成模型、用户画像、行为轨迹分析与反馈机制的多层结构,AI除用于内容生成外,还能依据语义偏好与行为轨迹动态更新输出,实现“内容生成—行为响应—偏好更新”的自主演化。同时,研究也发现潜在风险:若单纯依赖AI自我学习,其输出可能丧失行为敏感性,最终导致模型崩溃,因此需定期注入人类数据以维持行为多样性^[52]。

对管理学者而言,本阶段可探索的研究路径示例如下:(1)设计贴近真实市场的智能体交互规则,如在品牌竞争研究中,基于演化博弈论设定商家智能体的“定价—广告投入”策略空间,消费者智能体的“品牌忠诚—价格敏感”决策规则,模拟不同竞争策略下的市场份额变化,为品牌提供长期战略参考^[50];(2)解决AI自主学习的“多样性丧失”问题,针对模型崩溃风险^[52],定期向虚拟市场注入真实消费数据(如月度电商平台客群变化、社交媒体热点),并设计“探索性奖励机制”(鼓励智能体尝试新消费行为),维持群体行为的多样性,避免模型陷入单一策略;(3)探索跨场景演化模型的迁移性,如在跨境电商研究中,构建“多区域虚拟市场”(如东南亚vs欧美市场,差异体现在消费能力、物流敏感度),测试同一营销策略(如折扣促销)在不同市场的演化路径,分析文化、经济环境对策略效果的影响,为全球化营销提供适配方案。

3.5 消费者世界模型的构建与实证化路径

三阶段模型的深化逻辑体现在“消费者世界模型”的构建之中,图2展示了其自主演化逻辑框架。模型以“营销智能体”为核心,围绕记忆能力、规划能力、行动能力与工具能力四个功能模块构建动态闭环。外部通过数据存储与优化反馈机制实现持续学习与环境适应,形成“感知—行动—反馈—演化”的循环系统。消费者世界模型的构建旨在搭建模拟消费者行为的自主演化环境,通过这一机制更好地洞察消费市场的整体变化。与

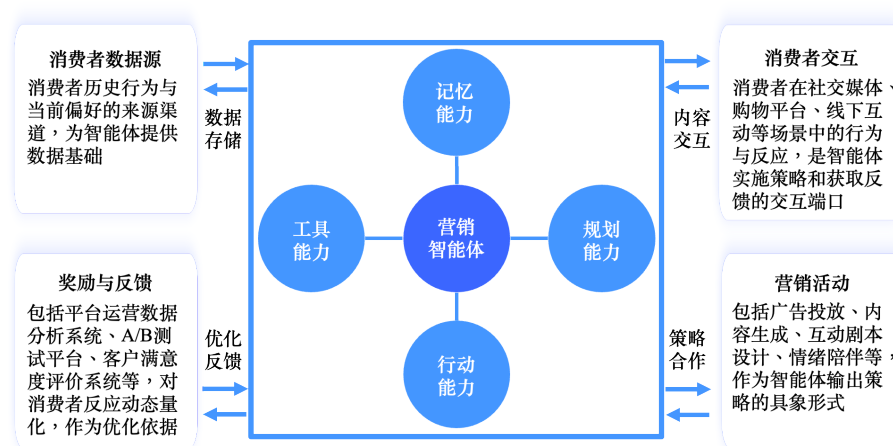


图2 “消费者世界模型”的自主演化机制

Fig.2 Autonomous Evolution Mechanism of the Consumer World Model

传统路径不同,世界模型强调系统具备“模拟未来”的能力,即基于当前状态生成潜在行为及其反馈结果,再反向优化当前策略。这种机制可实现对消费者行为的跨情境泛化建模,提高模型的解释力、预测力与适应性,推动消费者理解迈向具备“类人性”的认知结构建构。

在理论结构上,消费者世界模型可分为三个层次。在个体层面,AI智能体要真实反映某类具体消费者画像的行为和思维模式。可通过微调大模型注入细分群体数据(如年龄、收入、偏好)来实现,从而确保智能体具备类人动机和响应能力,如模拟年轻消费者因社交媒体驱动的购买行为^[37]。在群体层面,多类型消费者智能体之间的协同互动构成了虚拟市场的基础。多智能体系统能模拟群体效应,如意见领袖影响追随者,通过分布自治与协同机制捕捉市场趋势演化。在环境层面,通过引入外部营销政策干预(如价格调整或广告投放),观察智能体反应和群体变化趋势,以评估干预效果,如通过强化学习反馈循环量化促销对购买率的冲击^[50]。最终,通过与真实市场数据持续对齐,让世界模型成为长期演化的数字孪生。

为了提升模型的科学性与可验证性,未来研究需建立系统化的实证路径。在多模态感知阶段,应通过语义一致性检验与权重建模解决文本、图像与行为轨迹之间的语义冲突,可借助多模态注意力机制和贝叶斯加权方法确定不同模态的贡献比例,从而提升消费者行为表征的准确性与鲁棒性。在类脑模拟阶段,应结合心理学与神经科学实验进行行为校准,通过眼动追踪、EEG脑电与生理反馈等方法对比模型输出与真实反应的一致性,验证其认知与情感模拟能力^[44,45]。在自主演化阶段,可在虚拟市场与真实数据结合的环境中,通过多智能体交互仿真,检验模型是否能重现群体效应与市场演化。

未来的实证研究可形成多层次的检验框架:在微观层面,聚焦感知与决策的拟合精度;在中观层面,关注智能体策略的稳定性与演化路径;在宏观层面,评估群体行为与市场系统的涌现特征。此外,可引入来自电商平台、社交媒体或线下零售的动态数据,分析价格波动、产品扩散与口碑传播的拟合度,以评估模型的泛化与策略优化能力^[32,52]。

为了增强模型的可执行性,未来研究可围绕典型营销子领域展开场景化与时序化的验证,推动“三阶段模型”从概念框架走向研究蓝图。以广告创意与内容营销领域为例:第一阶段应聚焦多模态数据捕捉消费者对广告内容的注意、情感和理解反应(消费感知);第二阶段通过生成式AI模拟消费者的情感共鸣、品牌联想与态度转变,预测广告创意的情感效度(类脑模拟);第三阶段让营销智能体在长期交互中动态学习消费者审美与价值观的演化轨迹,持续优化创意策略(自主演化)。在更广泛的应用层面,消费者世界模型还能拓展至跨行业场景。例如,在金融投资场景中,大模型可捕捉投资者的语义偏好与风险表征,营销智能体则在市场环境中执行投资博弈与信用模拟,揭示市场趋势与系统性风险^[52,53]。大模型主要提供语义理解、模式生成和认知推理的能力,而智能体则将这些能力外化为可执行的行动路径与交互机制。两者的结合推动了消费研究从被动观测转向主动建构,从基于静态标签的解释转向基于模拟与反馈的动态演化。

综上,消费者世界模型既是“三阶段模型”的系统化整合,也是将其实证化落地的核心路径。它通过“感知—模拟—演化—反馈”的动态闭环,为消费研究提供了可计算、可验证、可持续演进的研究范式。这一方向也为消费行为建模、AI全域嵌入以及AI for Social Science

等一系列前沿议题奠定了方法与场景基础。

4 新范式下关键科学问题与研究展望

在AI大模型与智能体驱动的消费研究新范式中,研究重心从静态洞察转向动态演化,核心议题围绕多智能体协同、算法嵌入、AI for Social Science环境构建及伦理挑战展开,均需紧扣营销管理的实践目标——即提升决策效率、优化资源配置、增强消费者价值共创能力,并规避潜在风险以推动可持续营销。

4.1 消费行为AI建模与营销策略优化

营销管理实践中,消费者行为的非线性(如突发促销引发的购买脉冲)、时变特征(如季节、热点驱动的偏好迁移)与路径依赖(如首购体验影响复购决策)导致传统统计模型难以支撑动态营销策略的制定。基于大模型的消费行为AI建模,正是以管理目标为导向,融合心理学(动机理论)、数据科学(多模态处理)与行为经济学(偏差分析),通过大模型整合多源数据、算法嵌入动态反馈循环,实现从静态用户画像到实时行为演化的跃迁,最终服务于营销资源精准分配、细分市场覆盖优化等管理需求。例如,借助逆强化学习(Inverse RL)从消费者历史行为中推断隐含价值偏好,可为快消品“新品推广—存量维稳”的差异化策略提供决策依据。

核心科学问题是:在营销资源有限(如预算约束、渠道容量限制)的管理场景下,基于AI大模型与智能体的消费行为建模如何通过多学科方法融合(管理实证验证策略有效性、心理洞察解析行为动机、算法优化预测精度)解决不同细分市场(如高端奢侈品与大众快消)的行为异质性预测难题,进而实现营销资源(预算、内容、渠道)的最优分配与投资回报率(Return on Investment, ROI)最大化?例如,在非专家主导的中小商家广告创作场景中,将大模型定位为“策略反馈板”(提供受众偏好匹配建议)而非“内容代笔者”,能否在提升广告内容与目标客群适配度的同时,降低专家指导成本并规避“锚定效应”导致的策略僵化?

4.2 AI全域嵌入与消费者响应

营销管理的核心目标之一是优化消费者全旅程体验,提升客户生命周期价值(Customer Lifetime Value, CLV)。消费者旅程涵盖广告触达、内容互动、购买转化、售后反馈等多触点,且各环节受心理动机(如需求紧迫性)、决策路径(如多渠道比价)、环境互动(如社交口碑)的动态影响,单一智能体难以实现全链路洞察与响应。AI全域嵌入的核心价值,在于通过构建多智能体协同系统(如广告智能体、客服智能体、售后智能体),并嵌入大模型融合全触点行为数据,实时模拟、预测消费者

偏好与决策拐点,为各环节营销策略调整提供依据;而消费者响应研究则需通过管理实证方法(如对照实验、指标量化),评估AI嵌入对消费者满意度、复购率、推荐意愿等管理指标的影响,形成“洞察—策略—评估”的闭环。

核心科学问题是:在消费者全旅程管理中,如何通过AI全域嵌入整合多触点行为特征,优化消费者价值共创(如产品开发建议、品牌传播参与)的效率与成果转化,进而提升客户生命周期价值?例如,在生成式AI辅助的产品众筹场景中,其在“需求挖掘(生成创意方向)—方案筛选(探索性评估)”阶段的协同作用,能否通过分离生成性与探索性认知过程,降低消费者参与门槛(如减少专业知识要求)并提升共创方案的市场落地率?进一步,在“AI代理消费”的管理情境下(如消费者授权AI代理比价、售后维权),人与智能体的信任机制如何影响消费者的品牌忠诚与长期合作意愿,进而为企业“代理关系管理”提供策略指引?

4.3 AI for Social Science与消费者世界模型构建

AI for Social Science是指利用AI工具模拟社会科学现象,如消费者互动和市场动态的环境构建方法。消费者世界模型构建是为了应对消费者行为的复杂性和不确定性,通过大模型和智能体模拟消费者潜在反应,实现“感知—推理—行为”闭环的反馈优化,从而提升营销策略的适应性(如即时推荐)和长期价值(如长期忠诚预测)。消费者世界模型的研究,其核心在于状态编码(将消费者数据转化为由可计算向量表示的进程)、策略生成(基于模型推断最优营销行动的算法)和结果预测(模拟行为后果的预估功能),构成反馈机制的闭环。如图3所示。

相较于传统机器学习下消费者行为的建模方法(如强化学习和多智能体仿真),世界模型并非仅关注策略优化或行为互动,而强调智能体对环境、动机与因果结构的内部表征能力。强化学习侧重于通过外部奖励信号不断改进决策策略,关注“如何行动”,多智能体仿真聚焦行为主体之间的策略互动与均衡演化,探讨“行为如何相互作用”,而世界模型旨在使系统“理解世界如何运作”,通过构建内部模拟环境实现对状态转移与结果的预测,从而赋予智能体前瞻性推理与自我纠偏的能力。三者逻辑上相互补充:世界模型为强化学习提供认知支撑(内在模拟环境),为多智能体仿真提供结构框架(共享情境语义),共同形成从外部行为优化到内部世界理解的层级化体系。

核心科学问题是:使用大模型和智能体代替真实用户进行市场研究时,如何确保模拟准确性和伦理合规,

消费者世界模型

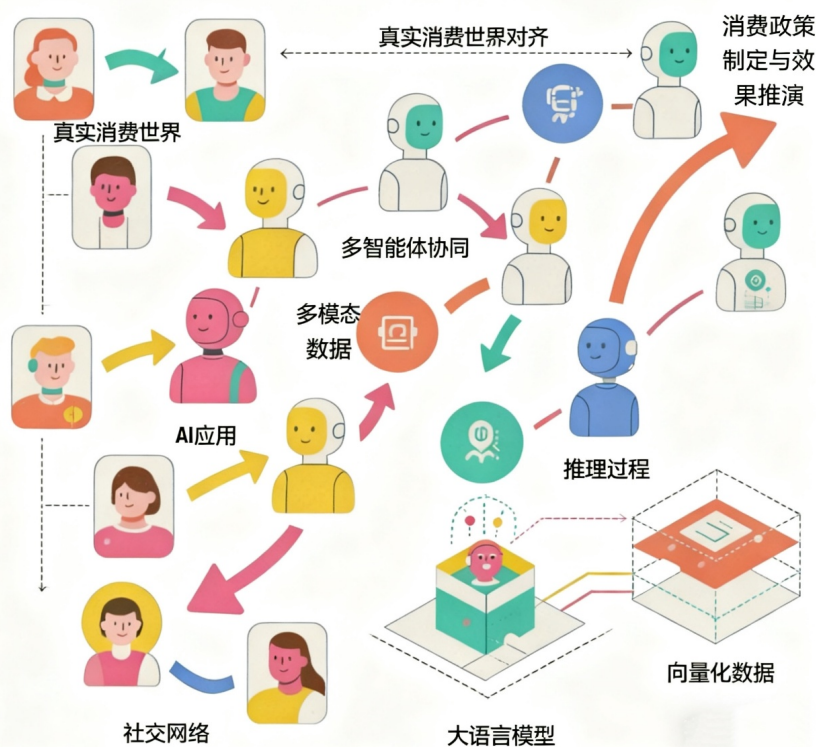


图3 消费者世界模型构建示意图

Fig.3 Conceptual Architecture of the Consumer World Model

同时通过多科学融合解决数据异质性与偏差问题？例如，大模型在模拟消费者折扣偏好时，通过链式思维方法(Chain-of-thought Prompting)，能否缓解模型与真实响应的偏差，并揭示影响因素(如语言结构)，同时验证模拟调查(如虚拟焦点小组)对真实市场洞察的有效性^[44]？进一步地，使用AI模拟用户反馈，能否降低传统调研成本，提升调查的可信度和营销决策效率？未来发展需构建多层次世界模型，融入实时反馈以提升预测精度，并探索其在隐私保护下的应用，同时开发跨文化适配以应对数据多样性挑战，并通过多科学实证框架(如A/B测试和纵向追踪)验证反馈优化的管理价值。

进一步的研究方向包括发展消费行为模拟器(Consumer Behavior Simulators)，通过多智能体协同重现消费者、商家与影响者间的互动，预测市场趋势与集体现象。但如何捕捉个体行为向群体模式的演化、融合异质数据并保证模拟结果与真实市场对齐，仍是关键挑战。例如，大模型赋能的智能体模拟可大规模重现社会动态，但需实证评估其在营销预测中的鲁棒性，并整合行为经济学以优化模拟框架^[54]。此外，大模型驱动智能体的模拟能推进社会科学研究，但关键在于平衡计算效率与行为真实性，以支持消费市场战略规划^[14,55]。

尽管消费者世界模型具备可扩展性和预测性，但其建构逻辑依然可能简化了“人”的复杂性。消费者的主观能动性、非理性情绪与社会背景常被抽象处理，边缘群体亦易在训练数据中缺失，导致模型强化“平均性偏见”与算法歧视。因此，需引入“人文感知框架”修正建模逻辑：一方面，在“感知—动机—行为”链条中引入伦理与情感变量(如公平感、归属动机、情绪波动)；另一方面，发展“多视角模拟机制”，在建模中纳入文化、族群与边缘个体的行为路径，实现交叉验证式世界重构；同时，融合心理学(如深层动机理论)、社会学(如身份建构)与伦理学(如价值张力)视角，在智能体中重建“人”的多维性，从而增强消费者世界模型的现实嵌入性社会包容性。

4.4 数据伦理、模型挑战与检验机制

新范式面临三大挑战：民主化数据丰富但偏见放大(算法在处理大规模数据时强化原有偏差，导致不公平输出)；平均陷阱导致泛化(模型倾向于捕捉多数群体模式而忽略边缘案例，造成泛化不足)；模型崩溃脱离现实(模型在递归训练合成数据时丢失多样性，导致输出退化)。从消费研究视角，这些挑战影响动机识别的准确性，如放大认知偏差，并加剧AI的黑箱问题，导致消费者

难以理解算法决策逻辑,从而影响他们在AI背景下的使用意愿和行为模式(如算法厌恶带来的信任缺失或回避互动)。

确保AI输出结果的可靠性至关重要。检验稳定性(模型输出在重复测试中的一致性和对输入扰动的鲁棒性)、有效性(模型在实际应用中的预测准确性和业务影响,如转化率提升)和可解释性(算法过程的透明度和可追溯性)需结合多维方法,以突破黑箱并促进消费行为与算法的深度融合。稳定性可通过重复实验和扰动测试(引入噪声或小变化观察输出稳定性)评估,如对输入稍作变化测量输出一致性;有效性使用A/B测试与人类基准比较,量化分析转化率或满意度等;可解释性采用SHAP(Shapley Additive exPlanations,基于博弈论的特征贡献值计算方法)或LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanations,局部代理模型解释全局黑箱的方法)工具可视化特征重要性,并结合人类评估确保与营销理论一致,同时链接消费者使用场景,让算法逻辑透明化以提升行为预测准确性。

消费世界模型的构建,离不开数据要素的管理。这就需要建立基准数据集用于模型训练和评估。消费和营销数据集的构建,指设计高质量、多元化的数据集,包括真实交易记录、合成模拟数据和标注反馈,以支持AI训练和基准测试,确保数据集覆盖异质性(如跨文化行为),同时通过生成式AI补充稀缺样本以提升泛化能力。其背后的核心科学问题是:递归生成数据如何导致模型崩溃,并影响营销决策的可靠性?例如,在训练大模型时依赖合成数据,会丢失低概率事件信息,导致消费者行为预测偏差,那么应该如何注入人类数据以维持多样性?进一步地,我们还需要开发评估框架,量化AI模拟中的认知偏差对效果的影响,并研究人类—AI共生模式,确保伦理合规在动态营销中的应用。同时,构建法律、伦理、制度保障,通过跨学科合作实现公共价值路径。

参 考 文 献

- [1] Kotler P, Keller KL. Marketing Management (15th ed.). London: Pearson Education, 2016.
- [2] Sheth JN, Newman BI, Gross BL. Why we buy what we buy: A theory of consumption values. Journal of Business Research, 1991, 22(2): 159—170.
- [3] Philip K, Hermawan K, Iwan S. Marketing 5.0: Technology for Humanity. New York: John Wiley & Sons, 2021.
- [4] Malter MS, Holbrook MB, Kahn BE, et al. The past, present, and future of consumer research. Marketing Letters, 2020, 31(2/3): 137—149.
- [5] Bleier A, Goldfarb A, Tucker C. Consumer privacy and the future of data-based innovation and marketing. International Journal of Research in Marketing, 2020, 37(3): 466—480.
- [6] Goulding C. Consumer research, interpretive paradigms and methodological ambiguities. European Journal of Marketing, 1999, 33(9/10): 859—873.
- [7] Ma L, Sun B. Machine learning and AI in marketing-connecting computing power to human insights. International Journal of Research in Marketing, 2020, 37(3): 481—504.
- [8] Zhang Y, Wang AQ, Hu WX. Retracted deep learning-based consumer behavior analysis and application research. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022(1): 4268982.
- [9] Salehpour A, Javadpour Moghadam R. Deep learning for modern marketing: A review and future research agenda. Available at SSRN 5228643. 2025.
- [10] Horton JJ. Large language models as simulated economic agents: What can we learn from *Homo silicus*? SSRN Electronic Journal, 2023.
- [11] Bail CA. Can Generative AI improve social science? Proceedings of the National Academy of Sciences, 2024, 121(21): e2314021121.
- [12] De Freitas J, Nave G, Puntoni S. Ideation with generative AI—in consumer research and beyond. Journal of Consumer Research, 2025, 52(1): 18—31.
- [13] Epp AM, Humphreys A. Collaborating with generative AI in consumer culture research. Journal of Consumer Research, 2025, 52(1): 32—48.
- [14] 米加宁, 李大宇, 董昌其. 大语言模型引致知识生产方式变革与决策范式的重构. 管理世界, 2025, 41(7): 40—58, 72, 59.
- [15] Mi JD, Li DY, Dong QC. The research on the transformation of knowledge production methods and the reconstruction of decision-making paradigms caused by large language models. Journal of Management World, 2025, 41(7): 40—58, 72, 59. (in Chinese)
- [16] Gonzalez GR, Habel J, Hunter GK. AI agents, agentic AI, and the future of sales. Journal of Business Research, 2026, 202: 115799.
- [17] Rahwan I, Cebrian M, Obradovich N, et al. Machine behaviour. Nature, 2019, 568(7753): 477—486.
- [18] Mehrabian A, Russell JA. An Approach to Environmental Psychology. Cambridge: MIT Press, 1974.
- [19] Bettman JR. An Information Processing Theory of Consumer Choice. Reading: Addison-Wesley Publishing Company, 1979.
- [20] Petty RE, Cacioppo JT. The elaboration likelihood model of persuasion// Berkowitz L, eds. Advances in Experimental Social Psychology. New York: Academic Press, 1986: 123—205.
- [21] Ajzen I. The theory of planned behavior. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 1991, 50(2): 179—211.
- [22] Hirschman EC, Holbrook MB. Hedonic consumption: Emerging concepts, methods and propositions. Journal of Marketing, 1982, 46(3): 92—101.
- [23] Pine II BJ, Gilmore JH. The Experience Economy. Boston: Harvard Business School, 1999(7): 46—51.
- [24] Arnould EJ, Thompson CJ. Consumer culture theory (CCT): Twenty years of research. Journal of Consumer Research, 2005, 31(4): 868—882.
- [25] Hunt SD. Positivism and paradigm dominance in consumer research: Toward critical pluralism and rapprochement. Journal of Consumer Research, 1991, 18(1): 32.
- [26] Arnold SJ, Fischer E. Hermeneutics and consumer research. Journal of Consumer Research, 1994, 21(1): 55—70.

- [26] 中国信息通信研究院. 智能体技术和应用研究报告. 北京: 中国信息通信研究院, 2025.
- China Academy of Information and Communications Technology. Report on Intelligent Agent Technology and Applications. Beijing: China Academy of Information and Communications Technology, 2025. (in Chinese)
- [27] Das S, Nayak J. Customer segmentation *via* data mining techniques: State-of-the-art review. *Computational Intelligence in Data Mining*. Singapore: Springer Nature, 2022: 489—507.
- [28] Neslin SA, Gupta S, Kamakura W, et al. Defection detection: measuring and understanding the predictive accuracy of customer churn models. *Journal of Marketing Research*, 2006, 43(2): 204—211.
- [29] He XN, Liao LZ, Zhang HW, et al. Neural collaborative filtering// *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*. Perth, Australia. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2017: 173—182.
- [30] He XN, Deng K, Wang X, et al. LightGCN: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation// *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Virtual Event China. ACM, 2020: 639—648.
- [31] Martins GB, Papa JP, Adeli H. Deep learning techniques for recommender systems based on collaborative filtering. *Expert Systems*, 2020, 37(6): e12647.
- [32] Yoon SE, He ZK, Echterhoff J, et al. Evaluating large language models as generative user simulators for conversational recommendation// *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*. Mexico City, Mexico. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2024: 1490—1504.
- [33] Meng JJ. AI emerges as the frontier in behavioral science. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2024, 121(10): e2401336121.
- [34] McCarthy JM, Erdogan B, Bauer TN, et al. All the lonely people: An integrated review and research agenda on work and loneliness. *Journal of Management*, 2025: 01492063241313320.
- [35] 焦丽颖, 李昌锦, 陈圳, 等. 当AI“具有”人格: 善恶人格角色对大语言模型道德判断的影响. *心理学报*, 2025, 57(6): 929—946, I0001—I0003.
- Jiao LY, Li CJ, Chen C, et al. When AI“possesses”personality: Roles of good and evil personalities influence moral judgment in large language models. *Acta Psychologica Sinica*, 2025, 57(6): 929—946, I0001—I0003. (in Chinese)
- [36] Chang Y, Wang X, Wang J, et al. A survey on evaluation of large language models. *ACM transactions on intelligent systems and technology*, 2024, 15(3): 1—45.
- [37] Huang MH, Rust RT. The GenAI future of consumer research open access. *Journal of Consumer Research*, 2025, 52(1): 4—17.
- [38] Schmitt B. Experiential marketing. *Journal of Marketing Management*, 1999, 15(1/2/3): 53—67.
- [39] Becker GS. *The Economic Approach to Human Behavior* (Vol. 803). Chicago: University of Chicago Press, 1976.
- [40] Von Neumann J, Morgenstern O. *Theory of games and economic behavior*; 60th anniversary commemorative edition. In *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton: Princeton University Press, 2007.
- [41] Simon HA. Rational decision making in business organizations. *The American Economic Review*, 2017, 69: 493—513.
- [42] Kahneman D, Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Handbook of the Fundamentals of Financial Decision Making*. World Scientific, 2013: 99—127.
- [43] Mohammadi S. *Human-AI Interaction in the Era of Large Language Models (LLMs)*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2025.
- [44] Goli A, Singh A. Frontiers: Can large language models capture human preferences? *Marketing Science*, 2024, 43(4): 709—722.
- [45] Arora N, Chakraborty I, Nishimura Y. AI-human hybrids for marketing research: Leveraging large language models (LLMs) as collaborators. *Journal of Marketing*, 2025, 89(2): 43—70.
- [46] Li PY, Castelo N, Katona Z, et al. Frontiers: Determining the validity of large language models for automated perceptual analysis. *Marketing Science*, 2024, 43(2): 254—266.
- [47] Holland JH. *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [48] Axelrod R, Hamilton WD. The evolution of cooperation. *Science*, 1981, 211(4489): 1390—1396.
- [49] Bandura A, Walters RH. *Social Learning Theory*. Haddonfield: Prentice Hall, 1977(1): 141—154.
- [50] 石峰, 杨扬, 袁韵, 等. 人工智能驱动下的营销变革. *中国管理科学*, 2025, 33(1): 111—123.
- Shi F, Yang Y, Yuan Y, et al. Marketing transformation in the age of artificial intelligence. *Chinese Journal of Management Science*, 2025, 33(1): 111—123. (in Chinese)
- [51] Lee GH, Lee KJ, Jeong B, et al. Developing personalized marketing service using generative AI. *IEEE Access*, 2024, 12: 22394—22402.
- [52] Shumailov I, Shumaylov Z, Zhao YR, et al. AI models collapse when trained on recursively generated data. *Nature*, 2024, 631(8022): 755—759.
- [53] Li YH, Wang SF, Ding H, et al. Large language models in finance: A survey. *4th ACM International Conference on AI in Finance*. Brooklyn NY USA. ACM, 2023: 374—382.
- [54] Gao C, Lan XC, Li N, et al. Large language models empowered agent-based modeling and simulation: A survey and perspectives. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2024, 11: 1259.
- [55] Kumar V, Dixit A, Javalgi RRG, et al. Research framework, strategies, and applications of intelligent agent technologies(IATs) in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2016, 44(1): 24—45.

A Novel Paradigm in Consumer Research Driven by Generative and Agentic AI: Multimodal Perception, Brain-inspired Simulation, and Autonomous Evolution

Xiaoyi Wang^{1, 2} Wanjiang Deng^{1*}

1. School of Management, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. Neuromanagement Laboratory, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

Abstract This article systematically reviews the paradigm shifts in consumer research in the era of digital intelligence. Focusing on the challenge of dynamically modeling the complexity of consumer behavior, it proposes an AI-driven “three-stage” new paradigm powered by large models and intelligent agents—from achieving multimodal consumer perception via discriminative AI, to performing brain-inspired cognitive and decision-making simulations through generative AI, and ultimately progressing to agentic AI with autonomous evolution capabilities, including self-learning and environmental interaction. This paradigm surpasses the conventional “classification—recognition—rule-matching” approach by constructing a dynamic “consumer world model” and enabling cross-contextual generalized modeling of consumer behavior through multi-agent collaboration to simulate market group effects and strategy intervention outcomes. Emphasizing a multidisciplinary integration from a management perspective, the study explores key scientific issues such as AI-based modeling of consumer behavior, comprehensive AI embedding, and AI for social sciences, while addressing challenges like data ethics, model biases, and validation mechanisms. This paradigm promises methodological innovations for resolving issues such as predicting behavioral heterogeneity and dynamically optimizing marketing strategies, thereby advancing consumer research from “passive insights” to “active evolution” and opening new avenues for sustainable consumption practices and marketing science innovations in human-AI collaboration.

Keywords generative artificial intelligence; AI agents; consumer research; behavioral simulation; autonomous evolution; marketing modeling

王小毅 浙江大学教授、博士生导师,教育部青年长江学者,研究领域包括消费者多模态认知信息模式识别、人工智能算法营销、大模型和多智能体群决策系统。研究成果发表在《管理世界》、*Management Science*、*Marketing Science*、*Journal of Marketing Research*、*Information Systems Research*等期刊。获浙江省科技进步二等奖4项、全国商业科技进步奖一等奖1项。

邓万江 浙江大学“百人计划”研究员,博士生导师,博士毕业于新加坡国立大学商学院市场营销系。主要研究方向为基于大数据的数字营销和平台经济等领域,与信息管理和运营管理有交叉研究;主要研究方法包括计量经济学、机器学习、博弈论等。其研究成果发表在*Decision Support Systems*、《中国管理科学》和《系统工程理论与实践》等权威期刊。

(责任编辑 张强)

* Corresponding Author, Email: wanjiang.deng@zju.edu.cn