

AIGC赋能金融产品营销的技术逻辑与应用场景

魏晓光, 丁雅芳

河北金融学院河北省金融科技应用重点实验室, 河北 保定

收稿日期: 2025年10月11日; 录用日期: 2025年11月27日; 发布日期: 2025年12月5日

摘要

生成式人工智能(AIGC)正重塑金融产品营销生态, 驱动传统金融营销向智能化、精准化维度迭代升级。依托海量训练数据支撑的机器学习模型、深度学习技术、先进算法及强大算力, AIGC能够为金融产品营销的智能化决策提供核心支撑, 助力金融机构构建精准客户画像, 识别不同场景下客户的潜在需求, 进而实现金融产品营销内容的创意生成与精准推荐。在实践层面, AIGC可嵌入金融产品营销全流程, 在智能化金融产品设计辅助、投资者教育内容加工、金融产品营销文案自动生成、金融广告创意设计、金融产品精准推送、智能化营销客服与情感化投顾服务等领域发挥赋能作用, 为金融行业营销效率提升与客户体验优化提供新路径。与此同时, AIGC应用亦面临模型偏见、数据隐私泄露、算法歧视等技术、合规与伦理风险, 需通过全生命周期技术治理、“隐私保护 + 政策响应”合规闭环及“伦理准则 + 多方监督”体系实现风险防控。

关键词

AIGC, 金融产品营销, 技术逻辑, 应用场景

Technological Logic and Application Scenarios: How AIGC Empowers Financial Product Marketing

Xiaoguang Wei, Yafang Ding

Hebei Provincial Key Laboratory of Financial Technology Application, Hebei Finance University, Baoding Hebei

Received: October 11, 2025; accepted: November 27, 2025; published: December 5, 2025

Abstract

Generative Artificial Intelligence (AIGC) is transforming the financial product marketing landscape

文章引用: 魏晓光, 丁雅芳. AIGC 赋能金融产品营销的技术逻辑与应用场景[J]. 社会科学前沿, 2025, 14(12): 39-48.
DOI: [10.12677/ass.2025.14121063](https://doi.org/10.12677/ass.2025.14121063)

by driving the evolution of traditional financial marketing toward intelligent and precision-oriented approaches. Leveraging massive training data, machine learning models, deep learning technologies, advanced algorithms, and powerful computational capabilities, AIGC provides core support for intelligent decision-making in financial product marketing. It enables financial institutions to develop accurate customer profiles, identify latent consumer needs across various scenarios, and ultimately achieve creative content generation and precise recommendation of financial products. In practice, AIGC can be embedded throughout the entire financial product marketing process, empowering areas such as intelligent product design support, investor education content processing, automated marketing copy generation, creative financial advertisement design, targeted product promotion, intelligent marketing customer service, and emotionally aware investment advisory. This provides new pathways for enhancing marketing efficiency and improving customer experience in the financial industry. At the same time, the application of AIGC also faces technical, compliance, and ethical risks, including model bias, data privacy leakage, and algorithmic discrimination. These risks require comprehensive risk management measures, such as full-lifecycle technical governance, a compliance framework integrating privacy protection and policy responsiveness, and a multi-stakeholder oversight system guided by ethical principles.

Keywords

AIGC, Financial Product Marketing, Technological Logic, Application Scenarios

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,以ChatGPT、DeepSeek、文心一言为代表的生成式人工智能(Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)实现突破性发展,其在自然语言处理、多模态内容生成、复杂数据挖掘等领域的出色表现,彻底重构了传统技术的“辅助工具”定位,成为推动各行业生产力变革的新质生产力[1]。在信息传播与价值传递领域,技术始终是创新的核心驱动力量——AIGC的出现不仅能够高效生成结构化、场景化内容,更能基于用户数据构建“需求预判-内容匹配-服务优化”的闭环,目前已从技术研发阶段向赋能实体经济的应用创新阶段加速演进。AIGC可构建精准的客户画像[2],提供定制化的金融产品推荐服务,帮助客户快速匹配符合自身需求的产品;同时,基于AIGC研发的AI虚拟投顾、数字客服等工具,还能为客户提供7×24小时在线咨询服务,有效提升客户体验与品牌忠诚度。但现有研究多聚焦AIGC的“技术应用”或“风险防控”,较少从“营销视角”切入,系统分析其赋能金融产品营销的底层逻辑与实践路径。

鉴于此,本文以AIGC技术特性与金融产品营销需求的适配性为核心,结合金融行业数据特点与监管要求,从“技术逻辑-应用场景”双维度展开研究,旨在揭示AIGC如何通过数据、算法、算力三大支柱重构金融产品营销流程,提出可落地的应用路径,为数字时代金融产品营销的高质量发展提供参考性建议。

2. 研究现状与文献综述

当前学界围绕AIGC与金融领域的交叉研究已形成多维度探索,可从技术应用研究、风险防控研究、跨学科理论关联研究三个层面梳理:在AIGC技术应用研究层面,现有成果聚焦智能投顾、风险控制、

金融监管、客户服务四大场景, 相关研究分析了 AIGC 在金融市场虚假信息生成与传播中的作用机制, 提出基于多源数据溯源的监管方案[3]; 依托 ChatGPT 大语言模型开展的金融评论情感分类预测研究, 验证了 AIGC 在客户情绪识别中的有效性[4]; 从知识服务视角展开的研究, 则指出 AIGC 可通过知识图谱技术优化金融信息的结构化呈现, 为客户服务提供支撑[5]。这些研究为 AIGC 在金融领域的技术落地提供了基础, 但多局限于单一环节, 未涉及营销全流程的技术适配性分析。

在跨学科理论关联研究层面: 计算广告学领域现有研究聚焦电商、社交平台的精准推荐技术, 但未充分纳入金融场景对“合规性”“风险适配性”的特殊要求, 导致技术方案难以直接迁移[6]; 服务营销领域中, 人机协同服务模式成为研究热点, 相关研究提出保险机构可通过 AI 工具优化客户触达效率, 但未深入探讨 AIGC 在情感化服务中的伦理边界[7]; 金融科技伦理领域, 从伦理视角展开的 AI 金融领域风险研究, 提出“技术 - 制度”双重治理框架, 但未针对营销场景的“内容生成合规性”“推荐算法公平性”提出具体解决方案[8]; 聚焦 AIGC 生成内容版权风险的研究, 为营销素材的知识产权保护提供参考, 但未延伸至客户数据使用的隐私边界问题[9]。

现有成果存在三方面不足: 一是技术与场景结合不深入, 多数研究仅阐述 AIGC 的技术特性, 未系统分析 Transformer 架构等核心技术与金融营销“长周期数据处理”“实时服务”等需求的适配逻辑; 二是多学科整合不足, 计算广告学的推荐算法、服务营销的情感化服务、金融科技伦理的合规要求等理论未被整合到统一的分析框架中, 导致研究缺乏系统性; 三是风险治理缺乏实践导向, 现有风险研究多聚焦“数据隐私”“算法歧视”等宏观议题, 未针对金融营销场景提出可操作的风险防控方案, 尤其在动态政策响应下的合规营销机制、情感化投顾的伦理边界等细分领域有较大研究空间。

3. 生成式人工智能赋能金融产品营销的技术逻辑

AIGC 作为基于 Transformer 构架的深度学习模型, 其赋能金融产品营销的核心逻辑在于: 以海量合规金融数据为基础, 通过先进算法实现客户需求精准识别, 依托强大算力支撑营销内容高效生成与服务实时响应, 最终构建“数据驱动 - 算法匹配 - 算力支撑”的智能化营销闭环。金融产品营销对数据合规性、需求识别精准度、服务响应时效性要求较高[10], AIGC 需在满足金融监管要求的前提下, 通过预训练(Pretraining)与调优(Fine-tuning)两个阶段, 学习金融行业特有的数据规律与业务逻辑——预训练阶段基于无监督学习挖掘公开金融数据(如宏观经济数据、行业报告、监管政策文件)中的潜在关联, 调优阶段则结合有标注的客户交易数据、风险测评结果等私有数据, 适配金融产品营销的具体场景(如理财产品推荐、保险方案定制), 从而为金融机构提供市场预测、客户画像构建、营销内容生成等核心能力。

以 ChatGPT、DeepSeek 为代表的 AIGC 模型, 在金融领域可通过“基于人类反馈的强化学习”(RLHF)技术, 模拟金融从业者的专业思维与客户沟通逻辑, 生成符合监管要求的产品介绍、风险提示内容, 同时评估客户的潜在购买意向, 识别高价值客户, 进而提升营销转化效率(图 1)。

3.1. 技术架构适配性: 为何选择 Transformer 架构?

AIGC 赋能金融产品营销选择 Transformer 架构作为核心技术支撑, 本质是其“注意力机制”“并行计算能力”与金融产品营销场景的三大需求高度契合, 相较于 LSTM(长短期记忆网络)、CNN(卷积神经网络)等架构更具优势。

3.1.1. 注意力机制适配长周期金融数据处理

金融营销需分析客户长周期交易数据以识别需求规律, 而 Transformer 的注意力机制可同时聚焦数据的“时间维度”与“特征维度”。反观 LSTM 虽擅长处理时序数据, 但难以同时兼顾多特征的并行关联, 易遗漏“时间 - 特征”交叉维度的关键信息; CNN 则更适用于局部特征提取, 对长周期、多维度的金融

数据处理效率较低。



Figure 1. The technical logic and application scenarios of AIGC empowering financial product marketing
图 1. AIGC 赋能金融产品营销的技术逻辑与应用场景

3.1.2. 并行计算能力支撑海量客户实时服务

金融营销需应对百万级甚至千万级客户的同时在线咨询与产品查询, Transformer 架构支持对输入数据的并行处理, 可将客户咨询文本、交易记录等数据拆分为多个子序列同步运算, 大幅降低响应延迟。以某国有银行 APP 为例, 采用 Transformer 架构的 AIGC 客服, 可实现咨询请求的秒级响应, 而基于 LSTM 的传统智能客服响应延迟约为 3~5 秒, 难以满足金融场景下客户对“实时性”的需求。

3.1.3. 多模态生成能力覆盖多元营销场景

金融营销需生成“文本(文案)+ 图像(信息图)+ 视频(产品动画)+ 语音(老年客群专属介绍)”等多模态内容, Transformer 架构可通过统一的编码器-解码器结构, 实现多模态数据的统一建模与生成。例如, 基于同一组基金产品数据, Transformer 可同步生成手机银行短文案、可视化海报(含收益率折线图与风险等级标识)等, 而 LSTM、CNN 需针对不同模态单独设计模型, 存在开发成本高、数据协同性差的问题。

3.2. 海量合规金融数据: 从“单一维度”到“多源融合”

AIGC 对金融产品营销的赋能, 首要依赖海量且符合《个人信息保护法》《银行业金融机构数据治理

指引》等监管要求的多源数据支撑。与传统营销的“文本数据为主”不同, AIGC 赋能金融产品营销的数据来源更具多样性与关联性。

3.2.1. 基础金融数据: 把握市场趋势与产品特性

基础金融数据涵盖宏观经济数据(如 GDP、利率、通胀率)、金融产品数据(如基金净值、保险条款、理财产品说明书)、市场行情数据(如股票指数走势、行业板块表现)。此类数据为营销方案匹配市场趋势提供依据: 例如在消费复苏周期, AIGC 可通过分析 PMI (采购经理指数)、社会消费品零售总额等数据, 预判消费主题基金的市场需求, 进而指导营销资源向该类产品倾斜; 同时, 产品数据的结构化处理, 为后续文案生成与客户匹配奠定基础。

3.2.2. 用户多维度数据: 构建“显性 + 隐性”需求画像

用户多维度数据包括用户身份数据、交易数据、互动数据、行为轨迹数据。此类数据的价值在于: 不仅能通过显性标签定义客户基础特征, 更能通过多维度关联挖掘隐性需求。例如, “28~35 岁已婚客户 + 月均收入 2 万 + 近期浏览少儿教育网页 + 无教育金类产品持仓”, 可推断其存在“子女教育金储备”的隐性需求, 为精准推送教育金保险或长期稳健理财提供依据。

3.2.3. 合规与舆情数据: 确保营销内容合规性与情绪适配

合规与舆情数据包含金融监管法规、社交媒体金融话题舆情、产品评价数据。AIGC 可通过自然语言处理技术, 将监管法规拆解为“禁止性条款”“强制性条款”等规则标签, 嵌入文案生成逻辑; 同时通过舆情情感分析, 判断客户对某类产品的情绪倾向, 调整营销话术的侧重点。

基于上述数据, AIGC 可从三方面为金融产品营销决策提供支撑:

第一, 情感与需求强度分析: 通过自然语言处理技术对客户咨询文本、社交媒体反馈进行情感标注, 结合停留时长、点击频次等行为数据, 量化客户对特定产品的需求强度。

第二, 客户与产品双重标签化: 按“风险偏好”“资产规模”“投资周期”“隐性需求”对客户打标签; 同时按“风险等级”“收益类型”“投资期限”“适配场景”对产品打标签, 形成“客户标签-产品标签”的映射矩阵, 明确不同产品的目标客群。

第三, 市场与资源预判: 通过时间序列分析与市场预测模型, 结合历史销售数据与宏观经济指标, 预判金融产品的受众规模与销售潜力。

3.3. 先进算法: 从“显性需求匹配”到“全维度需求挖掘”

AIGC 依托自然语言处理(NLP)、推荐算法等技术, 实现用户需求的深度挖掘与个性化产品匹配, 核心在于“动态用户画像构建”与“场景化需求识别”两大环节。

3.3.1. 动态用户画像: 从“静态标签”到“动态迭代”

用户画像是金融产品营销的核心基础, 传统画像多依赖静态数据(如年龄、收入), 难以捕捉用户需求的动态变化。AIGC 通过多维度数据处理, 构建实时更新的用户画像。

第一, 数据清洗与标签化。对用户交易数据、咨询记录进行清洗, 剔除无效信息, 生成“风险偏好标签”、“财务目标标签”、“行为习惯标签”等。

第二, 动态更新机制。根据用户实时行为调整画像权重, 例如用户近期频繁查看“教育金保险”, 则提升“子女教育规划”标签的优先级, 确保画像与需求同步。

第三, 风险适配校验。结合金融监管要求, 将用户画像与产品风险等级强制匹配, 规避“风险错配”营销风险。

3.3.2. 场景化需求识别：精准匹配“用户 - 场景 - 产品”

基于用户画像，AIGC 通过推荐算法识别不同场景下的金融需求，实现“千人千面”的产品推送。

第一，搜索场景，精准响应显性需求。在金融 APP 搜索环节，算法根据用户搜索关键词结合历史行为，推送适配产品，并附带风险提示。

第二，生命周期场景，预判阶段化需求。根据用户生命周期阶段自动匹配产品，如针对“新婚家庭”推送“家庭综合保险”，针对“临近退休人群”推送“养老目标 FOF 基金”。

第三，市场事件场景，捕捉突发性需求。当市场发生重大事件(如央行降准、利率调整)，算法快速识别用户潜在需求，如储户可能转向理财的需求，推送“利率下调后高性价比理财推荐”等内容。

第四，隐性需求场景，主动激活潜在需求。通过多维度数据关联，主动挖掘用户未明确表达的需求。

3.3.3. 动态政策响应：解决“监管时效性”与“模型周期性”矛盾

金融监管政策具有“更新频繁、要求严格”的特点，为避免 AIGC 模型因政策滞后导致合规风险，构建“政策解析 - 规则嵌入 - 模型调优 - 效果校验”的动态响应机制：

第一，政策实时监测与解析。对接国家金融监督管理总局、中国人民银行等监管机构官网，通过 NLP 技术实时抓取政策文件，自动解析政策核心内容，提取“禁止性条款”“强制性条款”“鼓励性条款”。

第二，规则库实时嵌入。建立“金融监管规则库”，将解析后的政策规则按“产品类型”“营销环节”分类存储，政策发布后 24 小时内完成规则库更新，并通过“API 接口”同步至 AIGC 的文案生成、产品推荐模块。例如，规则库新增“禁止使用‘最安全’‘保本’等绝对化表述”后，文案生成模块即时触发“关键词过滤功能”，自动替换违规表述。

第三，模型增量调优。对影响范围较大的政策，采用“增量调优”而非“全量重训”。基于原有模型参数，仅针对政策相关的数据进行小批量训练，将调优周期从传统的 7-10 天缩短至 1-2 天，确保模型快速适配新政策；对影响范围较小的政策，直接通过“规则配置”实现，无需模型调优，进一步提升响应速度。

第四，效果校验与反馈。政策嵌入后，抽取一定比例的营销内容进行人工复核，校验是否存在“规则遗漏”或“理解偏差”。

3.4. 强大算力：动态政策响应与合规内容生成

算力是 AIGC 实现“个性化 + 合规化”金融营销的基础保障，需根据金融营销场景的差异化需求，提供精准算力支撑，同时与数据、算法形成动态适配。

3.4.1. 分场景的算力需求适配

金融营销场景对算力的“时延”“稳定性”要求差异显著，AIGC 需通过“场景 - 算力”匹配机制避免资源浪费或性能不足：其中，实时服务场景需低时延算力支撑，采用边缘计算技术，将算力节点部署在靠近客户的网络边缘；高复杂度场景需高算力支撑，采用云计算集群处理海量数据；批量处理场景需均衡算力，采用“分时算力调度”策略。

3.4.2. 算力对数据与算法的支撑机制

算力通过提升数据处理效率、优化算法运行效果，为营销闭环提供保障：面对 PB 级的客户交易数据与市场数据，分布式计算技术可将数据清洗、标签化的效率提升 10 倍以上，同时算力支撑下的“数据压缩算法”可将原始数据体积减少 70% 以上，降低数据存储与传输成本；对复杂算法模型，算力可通过“模型并行”，将模型拆分到多个 GPU 节点，提升运行速度。此外当算法需迭代优化时，算力支撑的“快速训练框架”可将模型更新时间从数小时缩短至分钟级，确保算法能及时响应市场变化。

3.4.3. 算力与数据、算法的动态平衡

算力资源并非“越多越好”，需与数据量、算法复杂度动态适配：当客户数据量显著增长时，算法可通过“特征筛选”，保留核心特征，剔除冗余特征，减少计算量，避免算力需求同步增长；反之，若算法引入新功能，则需适度提升算力配置，确保功能落地。这种平衡机制可使金融机构在算力成本控制的前提下，维持营销技术体系的高效运行。

4. 生成式人工智能赋能金融产品营销的应用场景

作为数字经济时代的新质生产力，AIGC 赋能金融产品营销的核心价值，在于突破传统金融营销“依赖人工推广、精准度偏低、合规风险较高”的局限，推动营销模式向“数据驱动、人机协同、合规可控”方向升级。相较于传统营销聚焦“信息生产与用户触达”，AIGC 赋能金融产品营销需同步兼顾合规性、专业性与个性化。通过嵌入金融产品设计辅助、投资者教育内容加工、营销创意生成、精准推送、智能客服等全流程，AIGC 可实现金融营销效率与客户体验的双重提升，其应用场景具体如下。

4.1. 智能化金融产品设计辅助与投资者教育内容加工

金融产品设计是营销活动的前置环节，唯有契合市场需求、符合监管导向的产品，才能有效降低后续营销难度。AIGC 依托大数据与算法优势，可从“需求洞察 - 方案生成 - 合规校验”三个核心环节为金融产品设计提供支撑：首先，通过整合宏观经济数据、客户交易数据、监管政策文件，构建动态市场需求模型，精准识别潜在产品机会；其次，基于自然语言处理与知识图谱技术，将客户具象需求转化为产品核心参数，生成初步产品方案；最后，通过嵌入金融监管规则库，自动校验产品方案的合规性，包括风险提示条款完整性、起投金额是否符合监管要求等，大幅减少人工校验成本与合规漏洞。

在投资者教育(以下简称“投教”)内容加工领域，AIGC 的多模态融合能力可有效解决传统投教“内容枯燥、专业度高、受众接受度低”的痛点。基于“复杂知识通俗化、专业内容场景化”的逻辑，AIGC 可将金融知识转化为适配不同客群的多元内容形态：其一，文本可视化转化，将理财产品说明书、基金招募说明书中的专业条款转化为直观图文图表，例如通过折线图展示产品历史回撤波动情况，以流程图解析收益计算逻辑，降低客户理解门槛；其二，多模态内容定制生成，针对不同客群特征设计差异化内容，为老年客户生成“语音解读 + 大字版图文”的养老理财投教素材，确保信息获取便捷性；为年轻客户生成“动画短片 + 互动问答”的基金入门内容；其三，场景化互动设计，借助 AIGC 与虚拟现实(VR)技术的结合，构建模拟投资场景。

4.2. 金融产品营销文案自动生成与广告创意设计

金融产品营销的核心挑战之一，在于“如何在合规前提下，将专业产品信息转化为客户易懂的营销内容”。传统人工撰写模式不仅效率低下，还可能因“表述偏差”引发合规风险。AIGC 依托金融领域预训练模型，可实现“合规性 - 专业性 - 吸引力”三者兼具的营销内容生成，覆盖文案撰写、广告制作、视觉设计三大核心场景：

在营销文案生成方面，AIGC 可根据产品类型与渠道特性，生成高度定制化内容：针对手机银行短文案，以“核心卖点 + 风险提示”为核心结构；针对微信公众号长文案，采用“场景化故事 + 产品解读”的结构；同时，AIGC 可自动提取产品关键信息，确保文案内容与产品实际特征完全一致，从源头规避虚假宣传风险。

在广告创意设计方面，AIGC 可突破传统金融广告“严肃、单一”的风格局限，生成多模态广告内容：其一，短视频广告制作，利用 Sora 等 AI 视频生成工具，制作宣传短片，通过生活化场景直观展示产品

价值，提升感染力；其二，交互式广告开发，在银行 APP 首页嵌入 AIGC 生成的“风险偏好测试广告”，客户完成“投资期限、风险承受意愿”等简单测试后，系统自动推送匹配的产品广告，同步记录测试结果用于后续营销优化，形成“测试-推荐-转化”的闭环；其三，视觉素材设计，借助 Midjourney 等 AI 绘图工具，生成符合金融品牌调性的广告素材。

4.3. 金融产品个性化推介与精准推送

金融营销的核心目标是“将合适的产品推荐给合适的客户”，AIGC 可通过“被动推送-主动推送”双模式，解决传统金融营销“广撒网、错配率高”的问题。金融产品推送需以客户风险测评结果为前提，严格遵循“风险匹配”原则，坚决规避“将高风险产品推荐给保守型客户”的合规风险。

在被动推送场景(客户主动发起需求)中，AIGC 可构建“智能推荐引擎”，实现客户需求与产品库的精准链接。此外，引擎可实时记录客户搜索行为，当同类型新产品上线时，自动向客户推送提醒信息，保持营销触达的持续性。

在主动推送场景(客户无明确需求)中，AIGC 可依托“客户画像 + AI 聊天机器人”实现精准触达：一方面，基于客户动态数据预判潜在需求；另一方面，通过“AI 聊天机器人”发起人性化互动，实现“需求预判-互动沟通-精准推荐”的闭环。

4.4. 智能化营销客服与情感化投顾服务

数智时代的金融产品营销，已从“单一产品售卖”转向“产品 + 服务 + 情感陪伴”的综合模式。相较于传统机器客服“机械应答、缺乏共情”的局限，AIGC 依托自然语言处理与情感计算技术，可构建兼具“专业性”与“温度感”的智能服务体系——既能够高效解决客户实时咨询需求，又可通过情感互动增强客户黏性。与出版营销中“通过虚拟助手提升读者体验”的逻辑相通，金融场景下的智能服务更需强调合规应答与风险提示前置，在情感服务中嵌入金融监管要求，避免因过度共情忽视风险告知义务。

在智能化营销客服层面，AIGC 可通过三大功能支撑金融服务效率提升：其一，自动化合规问答系统。AIGC 通过学习金融机构内部知识库(涵盖产品条款、监管政策、业务流程)与历史客服对话数据，能够实时响应客户高频咨询问题，且确保回答的合规性。其二，实时交易辅助服务。针对客户在产品购买、赎回、收益查询等流程中的操作疑问，AIGC 可通过“图文指引 + 实时对话”提供伴随式服务。其三，7×24 小时跨渠道响应。AIGC 可同步部署于银行 APP、微信公众号、客服热线等多渠道，实现“全天候无间断服务”。

在情感化投顾服务层面，AIGC 的核心价值在于“精准识别客户情绪、提供情绪价值与专业建议的双重支撑”：一方面，通过情感计算技术捕捉客户情感波动。例如分析客户咨询文本中的负面词汇、语音咨询中的语气变化，精准判断客户是否处于焦虑、急躁状态；随后结合客户风险偏好与持仓情况提供专业建议，避免单纯机械性回复。另一方面，构建“个性化财富陪伴”场景。AIGC 可成为客户的“专属财富助手”，定期向客户推送“个性化资产配置报告”，通过长期、持续的情感互动增强客户对金融机构的信任度。

5. AIGC 赋能金融产品营销的风险、挑战与对策

AIGC 在重构金融产品营销生态的同时，其“数据驱动”“算法黑箱”“多模态生成”等特性也带来了技术、合规、伦理与社会层面的多重风险。这些风险并非孤立存在，而是相互交织影响：技术风险可能引发合规漏洞，伦理风险可能放大社会危害，需从“风险溯源-机制分析-分层治理”视角构建系统性解决方案。

5.1. 技术风险：模型偏见与技术依赖的双重困境

AIGC 在金融营销中的技术风险主要表现为模型偏见与技术依赖的双重困境：模型偏见的形成一方面源于金融训练数据天然的群体倾斜性，高净值客户、高频交易客户的历史数据占比显著高于中低收入客户、长尾客户，导致模型对长尾客户隐性需求的识别准确率偏低；另一方面则因算法设计时过度依赖资产规模、交易频次等显性指标，忽视家庭结构变化、职业风险等隐性特征，使得推荐结果向高价值客户倾斜，违背普惠金融导向。技术依赖风险则体现在，若金融营销过度依赖 AIGC，实时服务场景中算力中断或模型崩溃会直接导致客户咨询无响应、产品推送暂停，影响客户体验；营销内容生成若完全脱离人工复核，还可能出现合规表述偏差或内容同质化问题。针对这些风险，需构建全生命周期技术治理体系，数据层通过内部长尾客户行为日志挖掘与外部公共数据、行业共享数据引入补全数据，并经第三方审计确保数据群体代表性；模型层开发多维度偏差检测指标每月开展检测，对存在偏见的模型采用增量调优策略，同时设置人工干预阈值；应用层在实时服务场景采用主备双系统架构保障连续性，内容生成场景实行 AI 生成与人工分级复核结合的机制，规避合规风险。

5.2. 合规风险：数据隐私与政策适配的双重挑战

AIGC 在金融营销中的合规风险核心体现为数据隐私泄露与政策适配滞后的双重挑战。数据隐私泄露风险主要源于三方面：一是采用简单脱敏方式处理客户敏感数据，导致脱敏不彻底，原始数据易被还原；二是 AIGC 模型训练时跨部门调用数据缺乏清晰边界，未严格遵循“数据最小必要原则”；三是与外部技术服务商合作过程中，存在数据出境或未经授权使用的潜在风险，违反《个人信息保护法》《数据安全法》相关要求。政策适配滞后风险则因金融监管政策更新频繁、部分条款存在模糊性而产生：一方面新政策发布后，规则库若更新延迟，可能导致 AIGC 生成违规营销内容；另一方面 AIGC 对模糊政策条款易出现理解偏差，引发形式合规但实质不合规的问题。对此需构建“隐私保护 + 政策响应”的合规闭环，数据隐私保护上按敏感度将数据分级管控，核心数据本地加密存储、重要数据采用联邦学习、一般数据适度共享，同时实施权限精细化管控与数据全流程溯源；政策动态响应上通过“政策爬虫 + NLP 解析”系统实时抓取解析政策，及时完成规则库更新并同步至 AIGC 各模块，再经自动化检测与人工抽样双重校验，确保政策落地合规。

5.3. 伦理风险：算法歧视与情感操控的道德困境

AIGC 在金融营销中的伦理风险，核心聚焦于算法歧视对金融公平性的破坏与情感操控对客户理性决策的干扰这一道德困境。算法歧视并非显性不公，而是通过数据与算法的双重筛选形成：一方面源于模型将年龄、职业、地域等非金融相关特征作为核心变量，忽视客户个体差异；另一方面因初始推荐向特定群体倾斜，其高转化率被模型视为有效信号，进而形成“反馈循环歧视”，持续加大对该群体的资源投入，挤压普通客户服务空间，违背金融公平原则。情感操控则依托 AIGC 的情感计算能力与“算法黑箱”特性，过度利用客户心理弱点，包括通过刺激性表述诱导焦虑情绪、借助虚拟投顾人格化设计透支客户信任却弱化风险提示、利用客户隐私信息设计接近情感胁迫的营销内容。对此需构建“伦理准则 + 多方监督”的约束体系：算法公平性治理上，由含技术、合规、客户代表的跨部门伦理审查委员会开展特征准入审查，禁止非金融相关核心变量并为必要特征设权重上限，每季度发布公平性报告公示客群差异指标；情感操控防控上，制定伦理指南明确禁止行为，对情感化内容按强度分级审核。

6. 结语

生成式人工智能(AIGC)以“数据 + 算法 + 算力”为核心支柱，正为金融产品营销带来颠覆性变革。

它打破了传统金融营销“信息不对称、需求错配、效率低下”的困境，通过智能化产品设计辅助、合规化内容生成、精准化产品推送、情感化客户服务，实现“从广撒网到精准触达、从机械服务到情感陪伴、从人工主导到人机协同”的转型。然而，AIGC 在金融产品营销中的应用并非无风险，其“双刃剑”效应需高度警惕。未来，随着 AIGC 技术的持续迭代与金融监管体系的不断完善，“人机协同”将成为金融产品营销的主流模式：AIGC 承担数据处理、内容生成、基础服务等重复性工作，降低人工成本；金融从业者则聚焦客户深度需求挖掘、复杂资产配置方案设计等高阶任务，提升服务价值。最终实现金融产品营销的高质量发展，为客户创造更安全、更精准、更具温度的服务体验。

基金项目

2025 年度河北省金融科技应用重点实验室课题《基于大语言模型的用户画像与金融营销场景应用技术研究》(课题编号：2025002)。

参考文献

- [1] 王磊. 保险机构数字化转型路径[J]. 中国金融, 2025(16): 60-61.
- [2] 单旭, 张成昱, 李骐安, 等. AIGC 时代知识服务领域发展趋势[J]. 图书馆理论与实践, 2025(1): 47-56.
- [3] 武振国, 张世超, 武亚飞. 颠覆性金融科技的实验式容错纠错监管[J]. 征信, 2025, 43(7): 85-92.
- [4] 邹慧琪, 史彬泽, 宋凌云, 等. 基于图神经网络的复杂时空数据挖掘方法综述[J]. 软件学报, 2025, 36(4): 1811-1843.
- [5] 曹荣荣, 柳林, 于艳东, 等. 融合知识图谱的大语言模型研究综述[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(8): 2255-2266.
- [6] 程大伟. 数智赋能金融科技前沿专题序言[J]. 计算机科学, 2025, 52(10): 1-2.
- [7] 周知, 胡一涵, 崔浩楠. 面向经验知识获取的 AIGC 用户价值感知机理研究[J]. 情报理论与实践, 2025, 48(6): 29-36.
- [8] 陈鹏飞, 李长健. 生成式人工智能赋能金融数据治理: 价值意蕴、演化风险与实现进路[J/OL]. 学术探索, 1-12. <https://link.cnki.net/urlid/53.1148.c.20250707.1437.006>, 2025-10-24.
- [9] 李文冰. AIGC 版权治理的兴起: 争议议题、国际实践与启示[J]. 出版发行研究, 2025(6): 5-13.
- [10] 马挺, 韩廷春. 人工智能在金融领域的伦理考量: 风险与对策[J]. 科学管理研究, 2025, 43(2): 156-166.