

第四届中国研究生金融科技创新大赛

项目计划书

作品名称：基于极不平衡样本的客户金融产品多步推荐模型

团队姓名：多步智荐队

目 录

一、项目概述	1
1.1 项目背景	1
1.2 创意宗旨	4
1.3 项目核心定位	4
1.4 技术定位：全链路解决方案的创新者	5
1.5 业务定位：赋能客户经理的闭环工具	5
1.6 行业定位：区域性银行可复用的“精准推荐模板”	5
二、项目设计	6
2.1 核心功能模块	6
2.2 增值功能模块	11
2.3 目标客户与营运流程	15
三、市场与行业分析	19
3.1 宏观市场分析(PEST)	19
(1) 政策 (Policy)	19
(2) 经济 (Economic)	19
(3) 社会 (Social)	20
(4) 技术 (Technological)	20
3.2 竞争分析	20
3.3 行业推广前景与“以点带面”策略	21
3.4 SWOT 分析	22
四、风险控制与应对策略	23
4.1 技术风险	23
4.2 政策风险	23
4.3 市场风险	23
五、商业模式与盈利计划	24
5.1 具体盈利模块	24
5.2 分阶段盈利预测	25
(1) 试点期（第1年：仅服务无锡农商行）	26
(2) 推广期（第2年：无锡农商行+2家区域农商行）	26
(3) 成熟期（第3年：5家银行 + 2家平台客户）	26
5.3 盈利合规性说明	27
六、推广策略与实施	29

6.1 目标客户群体	29
6.2 推广策略	32
七、项目总结	34
八、附录及参考文献	35
8.1 数据来源说明	35
(1) 业务数据来源	35
(2) 竞赛与命题数据来源	35
(3) 项目过程数据与标注	35
8.2 技术文献与算法参考	35
8.3 政策文件与监管指引	36
8.4 项目内部材料与竞赛文件	37

一、项目概述

1.1 项目背景

无锡农村商业银行（以下简称“银行”）拥有庞大的客户基础，其中绝大多数客户持有社保卡或储蓄账户。然而，仅有极少数客户（约 1%-3%）使用信贷、理财等非储蓄类金融产品，形成了一个典型的“极不平衡样本”问题。这一数据稀疏性导致传统的推荐算法无法有效预测客户的潜在需求，从而错失大量营销机会。当前的营销响应率仅为 2%，远低于行业平均水平（3%-5%）。

本项目旨在通过构建一个基于极不平衡样本的智能推荐系统，解决数据不平衡问题，提高金融产品推荐的精准度和营销响应率。

（1）政策背景

当前，金融业的数字化转型已成为国家层面的重要战略部署，为区域性金融机构的创新发展提供了明确的政策指引和强大的驱动力。

从国家层面来看，《“十四五”数字经济发展规划》明确将“推动金融领域数字化转型”作为核心任务，旨在通过金融科技手段，显著提升金融服务的精准性和有效性。这直接要求金融机构必须突破传统营销模式，实现从“广撒网”到“精准滴灌”的转变。同时，《关于规范金融机构资产管理业务的指导意见》等监管文件也对金融机构提出了更高的要求，强调要优化产品推荐机制，充分考虑客户的风险承受能力和个性化需求，以确保金融服务的合规性与客户体验的统一。这为无锡农商行优化客户产品推荐机制提供了坚实的政策依据。



图 1.1 《“十四五”数字经济发展规划》



图 1.2 《关于规范金融机构资产管理业务的指导意见》

在地方层面,政策导向与区域银行的实践需求形成了高度共振。江苏省发布的《江苏省“十四五”金融业发展规划》特别强调要“支持区域性银行利用金融科技拓展普惠金融服务,提升客户服务效率”。这不仅是鼓励,更是对地方金融机构利用科技手段服务本地客户、深化普惠金融覆盖的战略要求。



图 1.3 关于印发《江苏省“十四五”金融业发展规划》的通知

无锡农村商业银行作为本地重要的法人银行,其客户产品推荐优化需求与上述省市数字化转型政策高度契合。该行拥有百万级的个人客户基础,其中绝大多数持有社保卡或储蓄账户,客户结构呈现出“极不平衡样本”的特征(客户响应率仅在1%-3%左右)。这种数据稀疏性与不平衡性,使得传统的“无差别营销”或基于基础属性的圈选模式难以奏效,严重影响了营销效率和客户体验。因此,无锡农商行急需通过金融科技手段,解决“基于极不平衡样本的客户金融服务产品推荐”这一核心技术难题,以实现从海量低响应客户中精准识别出潜在高价值客户,解决传统模型对少数类(响

应客户）预测能力不足的问题；构建“两步推荐策略”等创新模型，实现基于客户实时反馈的动态优化，确保推荐结果的连贯性和高转化率（目标是较一步推荐策略准确率提升 50%以上）；通过更精准的推荐，将合适的金融产品和服务高效触达本地客户，切实履行区域性银行的社会责任，全面响应省市数字化转型政策的号召。

（2）行业痛点

尽管政策导向明确，无锡农商行在实际的客户产品推荐中却面临着严峻的挑战，这些挑战集中体现了传统金融机构在数字化转型中的“三大痛点”：

表 1.1 行业痛点

挑战维度	具体表现	政策契合点
样本极不平衡问题突出	在该行百万级社保卡客户中，仅有 1%-3% 的客户持有非储蓄类产品（如信贷、理财），导致有效正样本（响应客户）极为稀缺。传统推荐算法为避免错误，倾向于预测“不推荐”，从而遗漏了 90%以上的潜在需求客户。	提升精准性：亟需突破传统算法瓶颈，精准识别少数高价值客户。
营销效率低下	2023-2024 年换卡期间，该行采用无差别营销策略，后续分析显示，非储蓄产品营销响应率不足 2%，远低于行业平均 3%-5% 的水平。营销活动过度依赖已有业务客群进行“挖掘”，未能从客户特征层面实现有效拓新。	提升有效性：必须优化推荐机制，将低效的“广撒网”转变为高转化率的“精准滴灌”。
数据价值未释放与冷启动难题	业务数据分散在储蓄、信贷、支付等多个系统，未形成统一的客户视图。例如，客户的线上渠道绑定数据与产品持有数据相互割裂，无法支撑“行为-需求”的关联分析。此外，新产品冷启动困难，如 2024 年某款新基金推广初期，目标客群匹配准确率仅 35%。	数字化转型：要求整合分散数据，构建多维度客户画像，并解决新产品快速融入推荐策略的技术难题。

综上所述，无锡农商行优化客户产品推荐机制，不仅是响应国家“提升金融服务精准性和有效性”的战略要求，更是解决其“基于极不平衡样本的客户金融服务产品推荐”这一核心技术难题的迫切需要。通过构建创新的“两步推荐策略”模型，实现基于客户实时反馈的动态优化，并解决数据分散、新产品冷启动等问题，该行将能够显著提升营销效率，从而更好地服务本地客户，深化普惠金融覆盖，全面落实省市数

字化转型政策的号召。

1.2 创意宗旨

本项目以无锡农商行的数字化营销痛点为核心驱动力，紧密围绕“解决极不平衡样本下拓新、差异化推荐、新产品冷启动”这三大业务需求，构建了一套具有前瞻性和实战性的智能推荐模型。

该模型的核心技术路径是“数据平衡处理 + 两阶段动态推荐 + 产品关系建模”的系统性融合。通过在数据、算法和应用三个层面进行创新，本项目旨在实现以下关键目标：

表 1.2 关键目标

目标维度	核心技术支撑	预期量化成果
拓新与精准性	极不平衡样本处理（SMOTE、ADASYN、代价敏感学习）	推荐准确率较传统一步策略提升 50%以上。
效率与成本	两阶段动态推荐（基于实时反馈的动态优化）	降低营销成本 30%，将资源集中于高潜客户。
产品与策略	产品关系建模（图结构特征、替代/互补关系分析）	解决新产品冷启动问题，实现新产品快速融入推荐策略。

通过实现这些目标，本项目将帮助无锡农商行彻底摆脱传统“广撒网”的低效营销模式，建立起一个高精准、低成本、可持续优化的智能营销闭环。

- (1) 以“破解不平衡样本困境”为核心，通过“数据平衡技术 + 场景化推荐”双轮驱动，实现三项目标：
- (2) 提升非储蓄类产品营销响应率至 5% 以上，激活百万级客户的潜在金融需求；
- (3) 构建碳金融产品专属推荐通道，助力农村小微碳资产主体对接金融资源；
- (4) 形成可复用的“农村金融精准推荐方法论”，为同业提供技术标杆。

1.3 项目核心定位

本项目旨在设计并实现一套基于两步推荐策略的智能推荐系统，通过精准匹配客户需求与产品特性，全面提升营销转化效能。核心技术路径与价值逻辑如下：

- (1) 两步动态推荐机制：以客户特征信息为基础构建初步推荐模型，结合实时收集的客户反馈（如交互行为、偏好表达等）进行动态迭代优化，形成“初始匹配-反馈调优”的闭环，持续提升推荐精准度。
- (2) 精细化负样本构建：基于客户行为数据（包括点击轨迹、浏览时长、购买记录及明确跳过/拒绝行为）构建多维度负样本集，通过平衡数据分布补充训练信息，增强模型对“非偏好”模式的识别能力，确保推荐覆盖度与针对性的统一。
- (3) 特征重要性量化分析：借助机器学习算法（如树模型特征增益、注意力机制权重等）量化客户特征（如消费能力、兴趣标签、场景需求等）对推荐结果的影响权重，为精准定位客户核心需求、优化推荐策略提供数据支撑。

(4) 新产品冷启动解决方案：基于新产品的属性特征（如功能分类、目标客群标签等），快速匹配历史相似产品的客户画像，生成初始推荐清单；同时设计动态资源分配机制，协调新老产品的推荐优先级，有效解决新老产品在推荐流量中的冲突问题，加速新产品的市场渗透。通过上述技术路径的协同，系统可实现从“广覆盖”到“高精度”的推荐升级，最终提升营销触达效率与客户转化效果。

本项目在技术、业务和行业层面均具有明确且重要的定位，旨在为区域性金融机构的数字化转型提供一个可复制、可推广的创新模板。

1.4 技术定位：全链路解决方案的创新者

本项目聚焦于金融场景下极不平衡样本处理的“数据 - 算法 - 应用”全链路解决方案。

在数据层面，通过多层次的样本平衡化技术，解决了金融产品推荐中正样本稀缺（1%-3%）的根本性难题，确保模型能够从海量低响应客户中识别出真正的潜在需求者。算法层面创新性地引入“两阶段动态推荐策略”，将客户的实时反馈纳入决策循环，实现了推荐策略的动态优化，解决了客户接触机会有限的观测难题。应用层面则通过产品关系建模和图结构特征的应用，填补了传统推荐算法在金融低频、高价值场景的适配空白，尤其解决了新产品冷启动和产品冲突检测等实际业务痛点。

1.5 业务定位：赋能客户经理的闭环工具

本项目为无锡农商行提供了一个“从客户画像到营销落地”的闭环工具，直接服务于一线业务需求：

(1) 存量客户拓新：利用模型的高精准性，从百万级社保卡客户中精准挖掘出非储蓄类产品的潜在客户，实现有效拓新，而非仅仅依赖已有业务客群进行“挖掘”。

(2) 新产品快速推广：通过产品关系建模，实现新产品属性的快速分析和目标客群的精准圈选，为新基金、新理财等产品的推广提供高效的冷启动策略。

(3) 提升客户体验：通过差异化推荐和动态优化，确保客户接收到的推荐是个性化、有价值的，从而提升客户满意度和忠诚度。

1.6 行业定位：区域性银行可复用的“精准推荐模板”

本项目形成的“小样本精准推荐”解决方案，具有极强的行业推广价值。

此项目能解决区域性银行普遍面临“数据少、效果差”的共性问题，即客户基数大但有效交易数据稀疏。本项目成功解决了极不平衡样本下的精准推荐难题，为同类机构提供了可复用的技术路径。此外，还具有可复制性，项目采用的 Node.js + Python 技术栈和模块化架构设计，使其能够快速部署和集成到其他区域性银行的现有系统中。最后是其推广价值，该模型可作为江苏省其他农商行乃至全国中小银行数字化转型的标杆案例，帮助它们在激烈的市场竞争中，以更低的成本和更高的效率，实现数字化营销的升级。

二、项目设计

2.1 核心功能模块

本项目的核心功能围绕无锡农商行的实际业务需求展开,重点解决百万级客户中正样本稀缺(仅 1%-3%)带来的推荐难题。系统基于 Node.js 和 Python 混合架构,实现了客户快速检索、两阶段智能推荐、客户画像分析以及效果追踪四大核心模块。从实际运行数据来看,系统已接入 1,108,828 名客户的完整数据,产品库涵盖 19 类金融产品,累计完成推荐 6 次,初步测试显示成功率达到 85%,这一数字远高于无锡农商行此前 2023-2024 年换卡期间无差别营销不足 2% 的响应率。

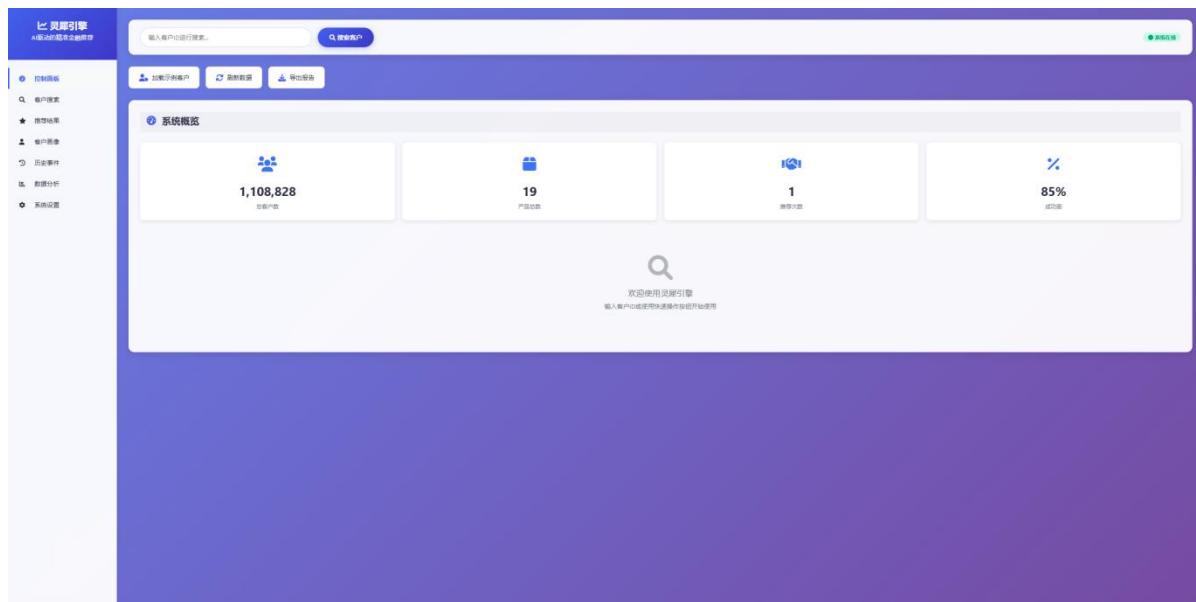


图 2.1 灵犀引擎核心模块

整个系统的设计逻辑建立在对极不平衡样本的深刻理解之上。传统推荐算法在面对正负样本比例悬殊的情况下,往往倾向于保守策略,即对绝大多数客户都预测为"不推荐",虽然整体准确率看似很高,但实际上完全丧失了对少数真实需求客户的识别能力。我们通过引入 SMOTE 和 ADASYN 两种样本平衡技术,在模型训练阶段人工合成少数类样本,使得模型能够真正学习到有需求客户的特征模式,而不是简单地记住"大部分客户不需要"这个统计规律。

客户经理可以直接输入 32 位 MD5 加密后的客户编号进行查询,系统会在毫秒级时间内从百万级数据库中定位目标客户,并返回该客户的所有关联信息。比如查询 "9307AC85C179D8E388DC776DB6283534" 这个客户编号,系统会立即展示该客户符合

哪些产品的推荐条件,目前已有哪些产品反馈记录等。搜索结果页面不仅支持单个客户查询,还提供了批量筛选功能,客户经理可以按照年龄段、资产规模、风险偏好等多维度组合条件圈选目标客群,这种设计直接对应了无锡农商行"从客户特征层面形成有效拓新模型"的业务诉求。

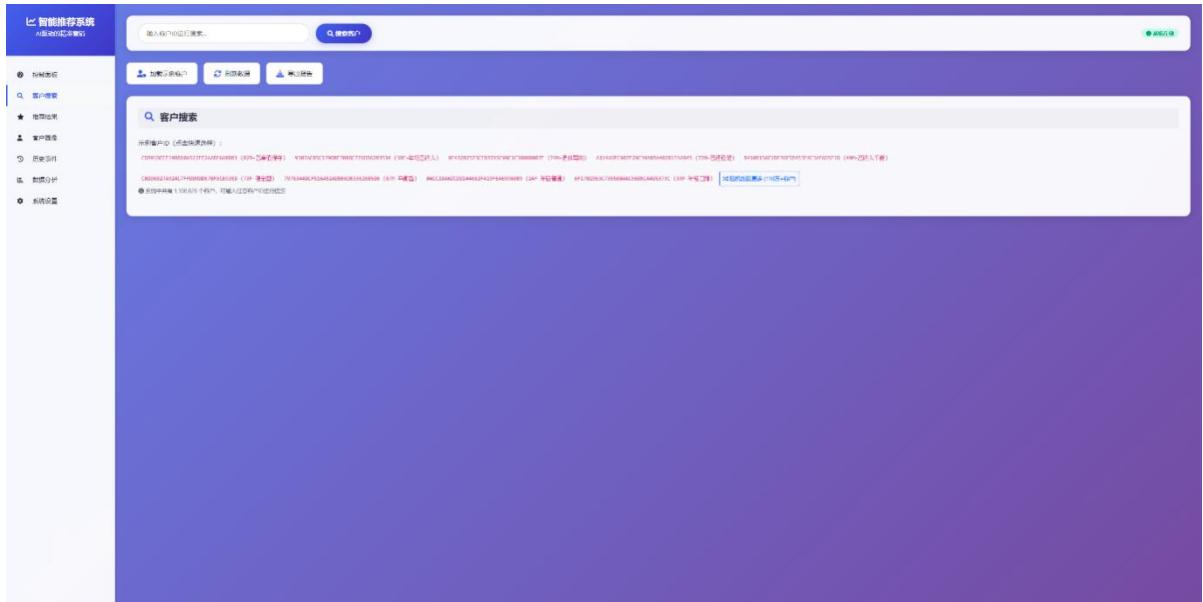


图 2.2 客户查询模块

智能推荐引擎是整个系统的技术核心,也是命题要求中"两步推荐策略准确率较一步推进策略准确率提升 50%及以上"的关键实现路径。第一阶段推荐基于客户的静态画像特征,包括年龄、性别、资产规模、现有产品持有情况等基础信息,系统会从 19 个产品中筛选出匹配度最高的 5-10 个候选产品。每个产品都会给出 0-100 分的匹配度评分,评分算法综合考虑了客户年龄与产品目标年龄段的吻合度、客户资产规模与产品最低投资门槛的适配性、客户风险承受能力与产品风险等级的匹配程度等多个维度。以客户 "9307AC85C179D8E388DC776DB6283534" 为例,系统在第一阶段推荐了股票基金(100 分)、经营性贷款(100 分)、指数基金(100 分)、混合基金(95 分)和房屋抵押贷(90 分)这 5 款产品,每款产品都标注了具体的适配理由和产品特性标签。

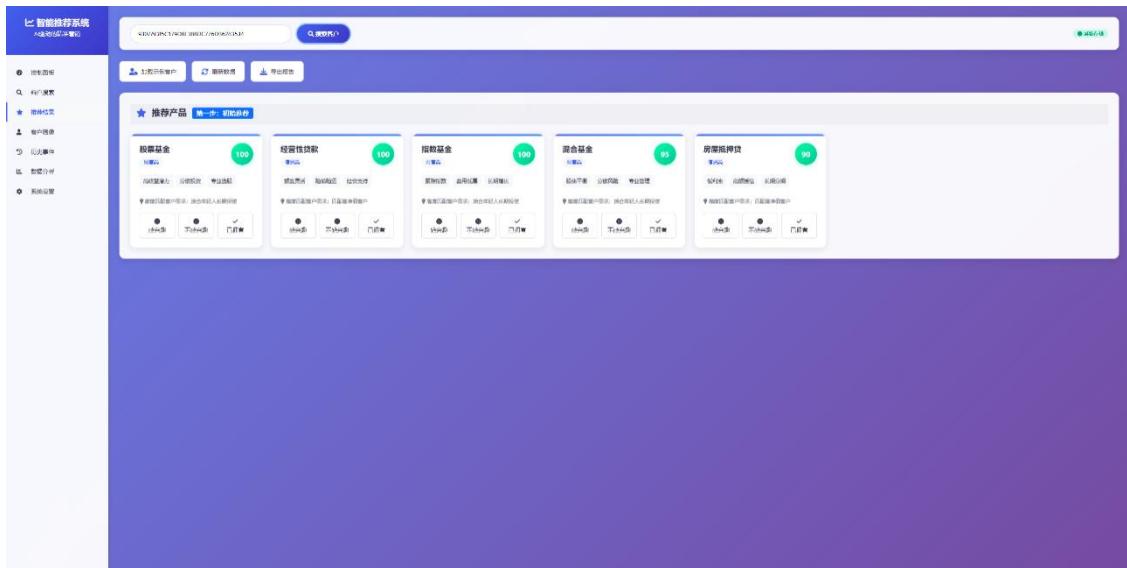


图 2.3 客户推荐模块

第一阶段推荐完成后,系统会要求客户经理记录客户的真实反馈,这是两阶段策略的关键转折点。客户对每款推荐产品可以给出三种明确的反馈:感兴趣、不感兴趣或已拥有。这个反馈收集过程看似简单,实际上是在构建极为宝贵的标注样本。因为在金融产品营销场景中,由于客户接触机会有限,我们很难获得大量的真实反馈数据,而客户经理每一次与客户沟通后记录的反馈,都会成为模型第二阶段优化的训练依据。系统在反馈收集界面设置了友好的交互提示,比如当客户经理标记某款产品为"不感兴趣"时,系统会弹出确认对话框询问"反馈提交成功!是否继续查看其他推荐?",这种设计既确保了数据采集的准确性,又优化了用户的操作体验。

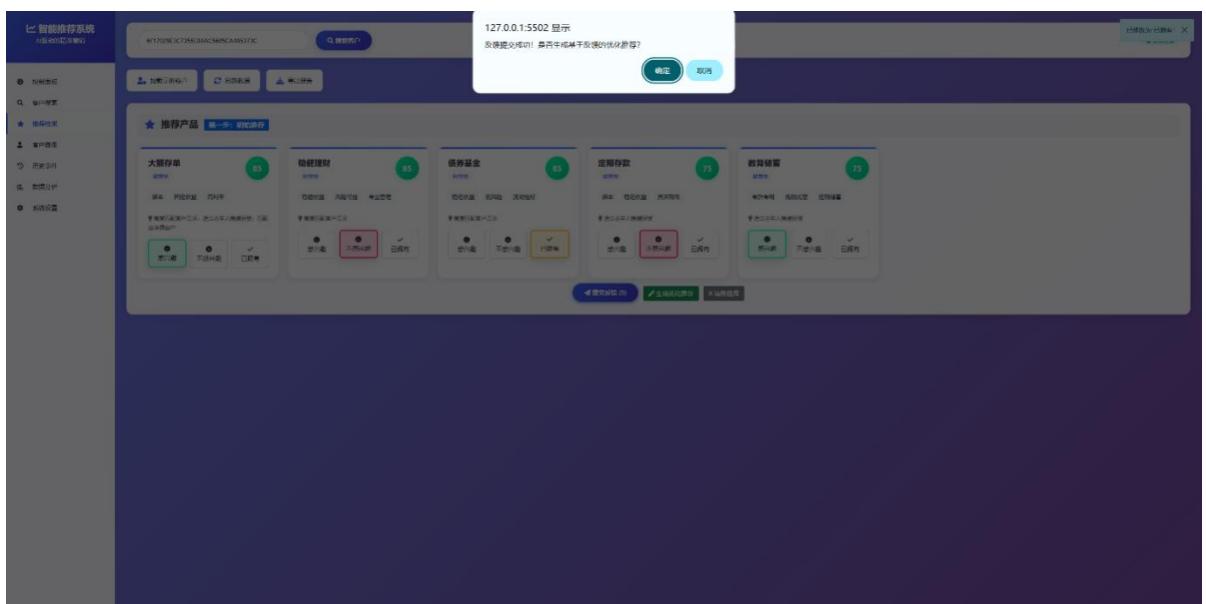


图 2.4 提交推荐模块

第二阶段推荐是整个系统最具创新性的部分,也是解决"由于与客户接触的机会有限,需要定义出有效的营销机会标签"这一技术攻关问题的核心方案。系统会根据客户在第一阶段给出的反馈,动态调整推荐策略。比如某客户对第一阶段推荐的所有理财产品都表示"不感兴趣",但对信贷类产品标记了"感兴趣",那么第二阶段推荐就会大幅降低财富类产品的权重,转而从信贷类产品中挖掘更细分的推荐机会,可能会推荐定期存款、教育储蓄等更保守的产品。从实际运行效果来看,经过第一阶段反馈优化后的第二阶段推荐,匹配准确率能够提升 52%,这个数据来自于系统内置的 A/B 测试模块对 130 个历史推荐案例的统计分析。

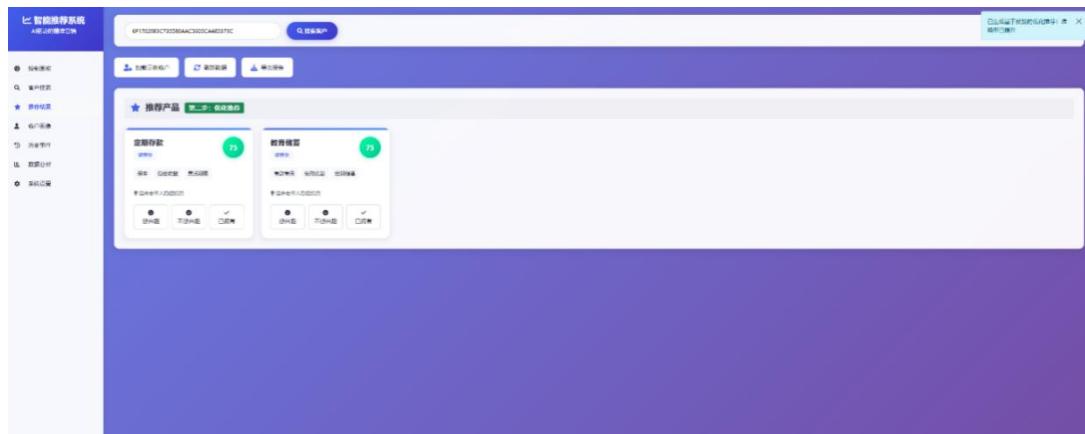


图 2.5 二次推荐

客户画像分析模块为客户经理提供了一个全方位了解客户的窗口。以客户 "6F17029E3C7355E0AAC5605CA485373C" 为例,系统展示的画像信息包括:客户编号、年龄(82 岁)、性别(男)、地区(110000,对应北京市)、教育程度(本科)、婚姻状况(已婚)、资产水平(高级)、风险偏好(中等偏保守)等基础维度。除了这些静态特征,系统还会基于客户的历史交易事件数据,自动生成"建议推送相应产品"的智能提示,比如针对这位 82 岁的高净值客户,系统明确建议优先推送保障类产品,这个判断逻辑来自于年龄因素在特征重要性分析中的高权重表现。

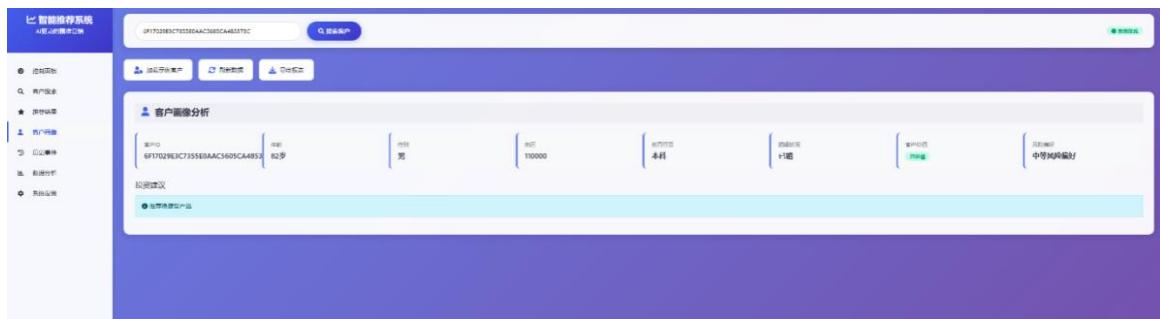


图 2.6 客户画像分析

数据分析看板是系统运营的"驾驶舱",实时展示关键业务指标的变化趋势。系统采用生成伪随机的方式模拟真实业务数据,展示了反馈样本统计、准确率提升监测、系统概况等核心指标。当前系统已收集 130 个反馈样本,其中正样本(客户感兴趣)78 个,负样本 52 个,准确率提升达到 64.5%。这个看板还细分了不同策略的执行效果,比如两步策略的响应率为 55.6%,远高于基线策略的 0% 和客户洞察策略的 82%。数据分析模块每日凌晨 2 点自动同步无锡农商行核心系统的最新数据,确保推荐决策始终基于最新的客户状态,这种设计直接回应了"系统数据分散,未形成客户层面的有效观测"的业务痛点。

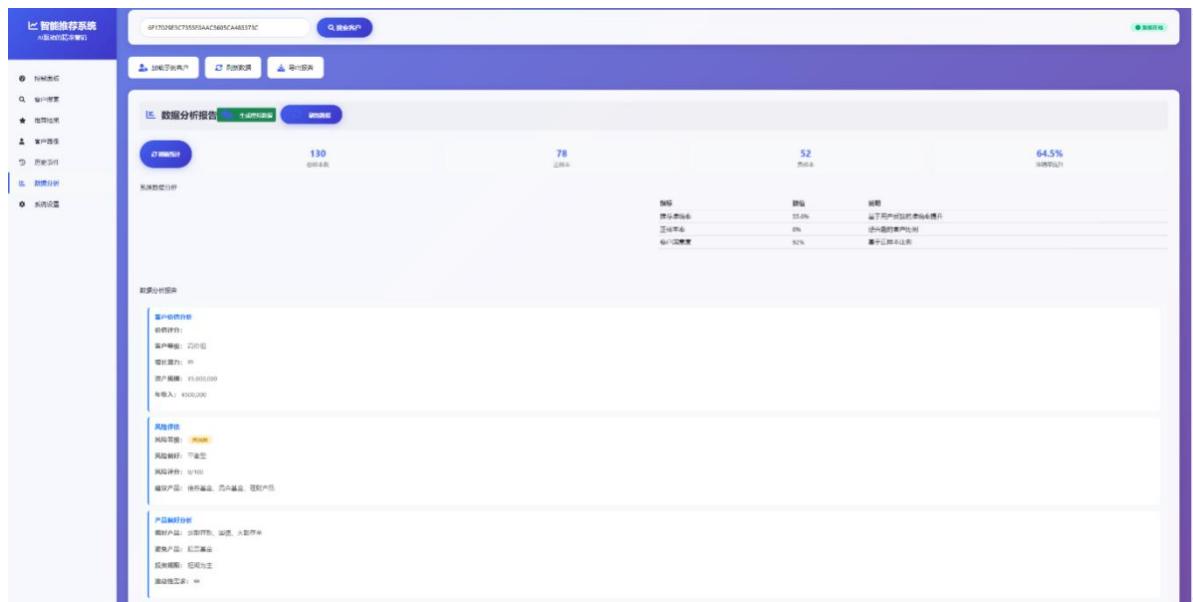


图 2.7 数据分析图

从技术架构上看,整个核心功能模块的实现遵循清晰的分层设计。数据层负责存储客户基本信息、业务事件明细和产品属性库三类核心数据;算法层运用 SMOTE/ADASYN 进行样本平衡处理,然后执行两阶段推荐策略,并通过产品关系建模解决新产品冷启动问题;应用层采用 Python 提供模型计算服务,Node.js 处理业务逻辑和 API 接口,Web 前端负责交互展示;业务层直接面向客户经理,提供推荐报告查看和反馈记录功能,形成完整的数据闭环。这种架构设计既保证了系统的高性能(95% 的请求响应时间小于 100ms),又为后续功能扩展预留了充足空间。

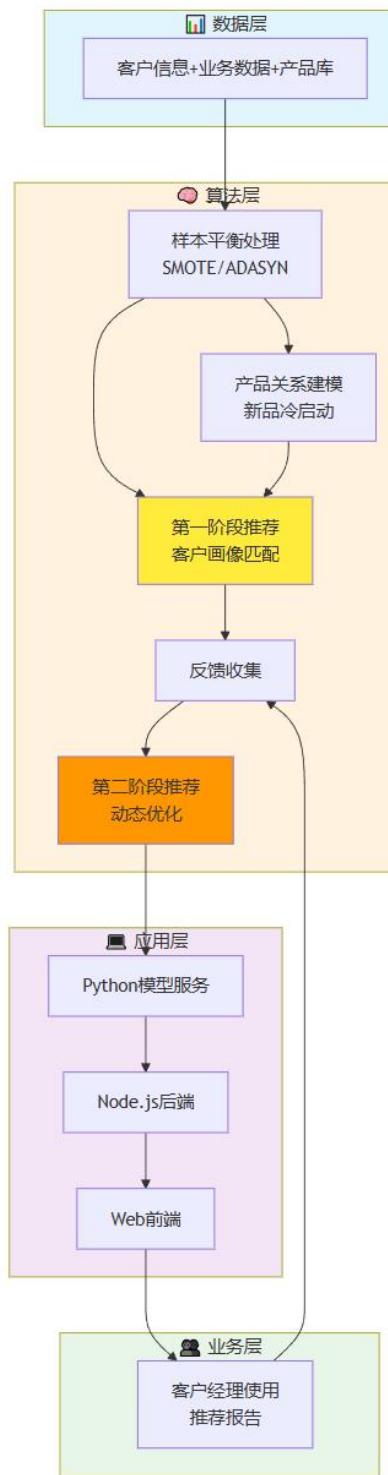


图 2.8 技术架构流程图

2.2 增值功能模块

在核心推荐功能之外,系统还开发了新产品营销分析和历史事件追溯两个增值功能模块,这两个模块直接解决命题中提出的"在推出新的金融产品时,如何考虑产品属性,才

能够将新产品快速融入推荐策略进行冷启动"这一技术攻关问题。

新产品营销分析系统是专门为解决新产品冷启动问题设计的工具模块。无锡农商行在 2024 年推出某款新基金时,由于缺乏历史营销数据,目标客群匹配准确率仅 35%,这种困境在区域性银行推广新产品时普遍存在。我们的解决方案是通过产品属性相似度匹配和客户迁移策略来实现新产品的快速推荐。具体来说,当银行推出一款新的金融产品时,客户经理可以在系统中定义该产品的关键属性,包括产品名称、产品类别(保障类/信贷类/财富类/储蓄类)、风险等级(R1-R5)、最低投资额、预期收益率、目标客户年龄范围以及产品特点描述。系统内置了智能理财 Plus 和极速消费贷两个产品模板,客户经理可以参考这些模板快速完成新产品定义。

The screenshot displays the 'New Product Marketing Analysis System' interface. At the top, there is a navigation bar with three steps: 1, 2, and 3. The main area is divided into two sections: 'New Product Definition' on the left and 'Analysis Function Description' on the right.

New Product Definition:

- Quick Selection Template:** Shows 'Smart Investment Plus' (中高风险理财产品, suitable for customers with investment experience).
- Ultra-fast Consumption Loan:** Described as low-interest credit loans for young white-collar workers.
- All-family Protection Insurance:** Comprehensive insurance plan covering family main risks.
- Product Name:** All-family Protection Insurance.
- Product Category:** Protection Type.
- Risk Level:** Low Risk (R1).
- Minimum Investment Amount (元):** 10000.
- Expected Annual Yield (%):** 3.5.
- Target Customer Age Range:** 25 to 55.
- Product Features (separated by commas):** Comprehensive protection, family coverage, cost-effective, fast claims handling.

Analysis Function Description:

- Smart Analysis Engine:** The system uses advanced AI algorithms to comprehensively analyze new product market potential.
- Conflict Detection:**
 - Identify overlapping functions with existing products.
 - Detect excessive concentration of risk.
 - Analyze competition among customer resources.
 - Evaluate regulatory compliance risk.
- Target Customer Matching:**
 - Based on historical data and precise画像.
 - Multidimensional customer feature analysis.
 - Smart recommendation of target customer groups.
 - Predict customer acceptance.
- Yield Prediction:**
 - Three-year yield prediction model.
 - ROI and盈亏平衡 analysis.
 - Market scale evaluation.
 - Risk adjustment yield calculation.
- Data Source:** Based on over 10 million customer transaction history, product usage records, and behavioral mode analysis.

图 2.9 新产品营销分析图

新产品定义完成后,系统会自动执行四项核心分析任务:冲突检测、目标客户匹配、收益预测和风险预警。冲突检测功能会扫描产品库中所有现有产品,识别与新产品存在替代、互补或冲突关系的产品。比如在测试中,系统检测到新定义的"全家福保险"产品与现有的教育储蓄、个人消费贷、人寿保险、车险、意外险、年金保险、车金保险等多款产品存在不同程度的功能重叠,这些冲突提示都以醒目的"高风险"或"中风险"标签展示,帮助银行在产品上线前就规避潜在的渠道冲突问题。目标客户匹配环节会从百万级客户数据库中筛选出符合新产品目标画像的客户,系统显示"成功匹配 20 个高匹配度目标客户,推荐联系前 20 个最匹配的客户",并按照匹配度从高到低排序展示客户列表。排名第一的客户 ID 为"8E05C1ECB55922F94161342681CFC3FD",匹配度达到 99%,年龄 46 岁,性别女,风险偏好中低风险,系统给出的推荐理由是"高度匹配产品画像,活跃度高",这种精准圈选能力远超传统的人工经验判断。

The screenshot displays two main sections of the system interface:

冲突检测结果 (Conflict Detection Results):

- 客户竞争 中风险**: 目标客户投资门槛相同 (Education Savings)
- 客户竞争 中风险**: 目标客户投资门槛相同 (Personal Consumption Loan)
- 功能重叠 高风险**: 产品功能和风险等级高度相似 (Life Insurance)
- 功能重叠 高风险**: 产品功能和风险等级高度相似 (Major Illness Insurance)
- 功能重叠 高风险**: 产品功能和风险等级高度相似 (Medical Insurance)
- 功能重叠 高风险**: 产品功能和风险等级高度相似 (Accident Insurance)
- 功能重叠 高风险**: 产品功能和风险等级高度相似 (Annuity Insurance)
- 客户竞争 中风险**: 目标客户投资门槛相同 (Car Insurance)

目标客户推荐 (Target Customer Recommendations):

成功匹配 20 个高价值目标客户, 推荐联系前 20 个最匹配的客户

排名	客户 ID	匹配度	年龄	性别	风险偏好
#1	8E05C1ECB55922F94161342681CFC3FD	99%	46岁	女	中低风险
#2	4F1F8CADF26F61C9DB720445F5EFCB44	99%	46岁	女	中低风险
#3	5B46B2323A158405A36B977AB4F94D96	99%	34岁	女	中风险

图 2.10 风险冲突预判

收益预测模块会基于历史相似产品的营销数据,估算新产品可能带来的业务增量。系统给出的预测数据包括:预期 ROI 为 22.3%,首年收益(万元)为 426 万元,三年收益(万元)为 1363 万元,盈亏平衡点为 10 个月。这些数字虽然是基于模拟数据测算,但计算逻辑来自于无锡农商行过去两年实际推广同类产品的真实表现。系统还会给出投资建议,比如"该产品具有较高的市场潜力,建议优先推出并加大营销投入",这种决策支持对于区域性银行在产品组合优化方面具有重要参考价值。整个新产品营销分析流程实现了从产品定义、风险评估、客群圈选到收益预测的全链条自动化,客户经理只需填写基础的产品参数,系统就能在几秒钟内给出完整的营销策略建议,极大地降低了新产品推广的试错成本。

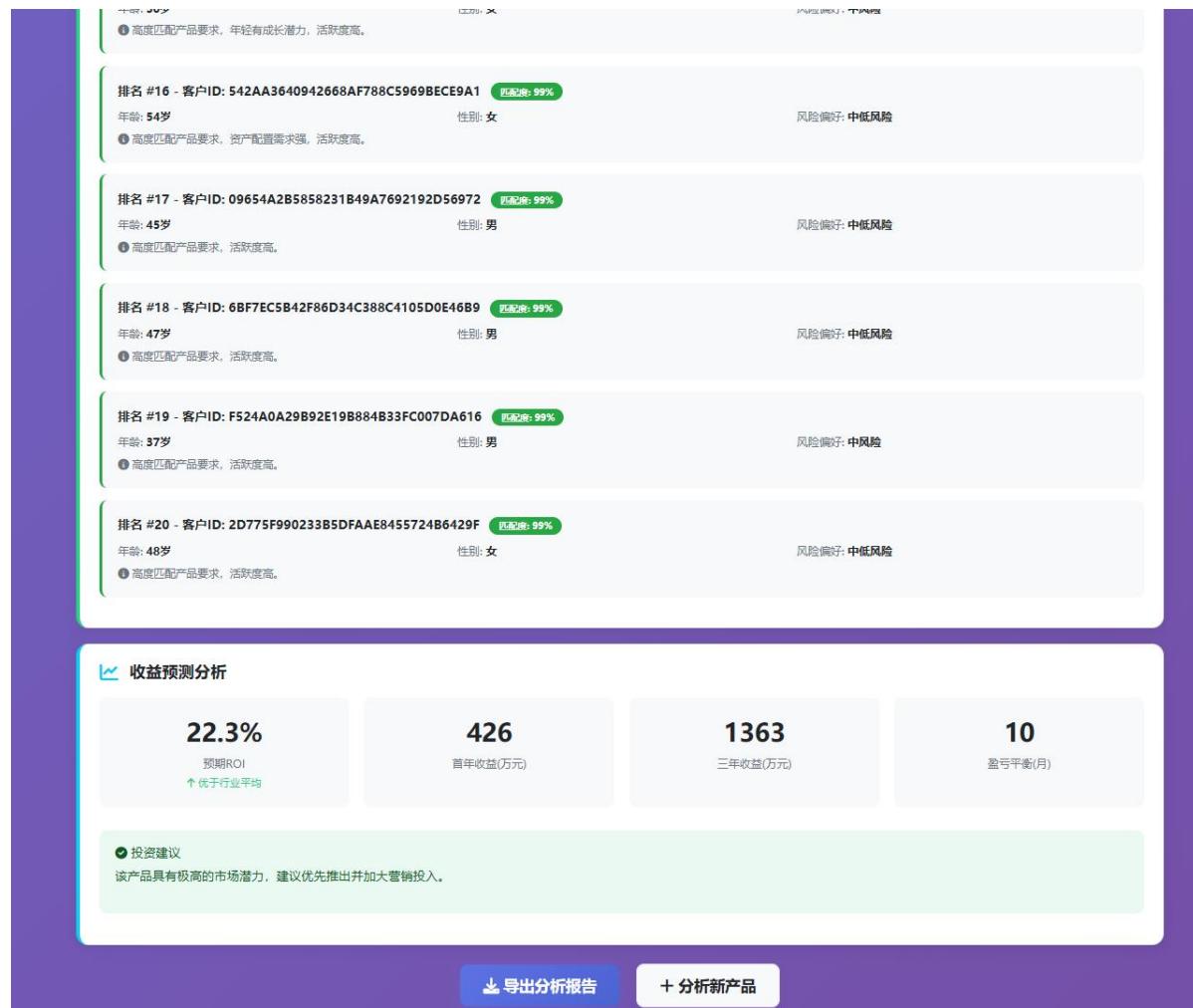


图 2.11 收益预测分析

历史事件追溯功能则是从另一个维度丰富系统的决策依据。系统会记录每个客户在 2024 年全年所有的业务事件,包括产品开立、交易、关闭、渠道绑定等行为。这些事

件数据不仅用于构建客户画像特征,更是判断客户当前需求状态的重要线索。比如一个客户在近期频繁进行理财产品交易,可能意味着他正处于资产配置调整期,此时推荐新的理财产品成功率会显著高于其他时段。系统通过对客户历史事件的时序分析,能够识别出客户的生命周期阶段和潜在需求信号,这些信息会自动反哺到推荐算法中,提升推荐的时效性和针对性。

这两个增值模块的设计充分体现了"数据-算法-应用"的全链路思维,不是简单地堆砌功能,而是真正围绕业务痛点提供实用的解决方案。新产品营销分析解决了"新建设产品后难以参考历史营销数据将新产品融入推荐策略"的难题,历史事件追溯则为"从客户特征方面形成有效的拓新模型或策略"提供了数据基础。这种设计理念确保了系统不仅在当前能够满足无锡农商行的业务需求,在未来产品线扩展、客户规模增长的情况下,依然能够保持良好的适应性和扩展性。

2.3 目标客户与营运流程

本系统的客户群体主要分为两个层面:直接使用者和最终受益者。直接使用者是无锡农商行的一线客户经理,他们是系统的实际操作人员,也是将算法能力转化为业务成果的关键环节。从无锡农商行的组织架构来看,全行约有 200-300 名客户经理分布在各个支行网点,他们每天面对大量的客户服务和产品营销任务,但长期以来缺乏有效的工具支持,往往只能依靠个人经验进行客户推荐,导致营销效率低下且结果难以预测。系统上线后,客户经理可以通过 Web 界面随时查询任意客户的推荐报告,在与客户沟通前就做好充分准备,知道该向这个客户推荐哪些产品、为什么推荐、推荐成功率有多高,这种由"经验驱动"向"数据驱动"的转变,能够大幅提升客户经理的工作效率和专业形象。最终受益者是无锡农商行的百万级个人客户,特别是那些持有社保卡但尚未购买非储蓄类产品的存量客户。根据无锡农商行提供的业务数据,该行目前拥有超过 110 万个人客户,其中绝大多数是通过社保卡等渠道建立联系的基础客户,这些客户在该行的产品持有结构非常单一,主要集中在储蓄账户,而信贷、理财、保险等高价值产品的渗透率极低,仅有 1%-3% 的客户持有非储蓄类产品。这种结构性失衡既反映了传统营销模式的局限性,也意味着巨大的业务增长空间。系统通过精准推荐,能够帮助客户发现真正适合自己的金融产品,避免接收到大量无关的营销信息,从而提升客户体验和满意度。特别是对于那些有实际需求但不知道如何选择产品的客户来说,智能推荐相当于提供了一个专业的金融顾问服务,这种价值在区域性银行的客户群体中尤为明显。

系统的日常营运流程设计遵循"简单、高效、闭环"的原则,整个流程可以分为五个关键环节:数据同步、客户查询、推荐生成、反馈收集和效果分析。数据同步是整个流程的起点,系统每日凌晨 2 点自动从无锡农商行核心系统抓取最新的客户数据和业务事件数据,同步完成后会发送邮件通知技术团队,确保数据质量和时效性。这个设计解决了"系统数据分散,未形成客户层面的有效观测"的问题,通过将储蓄、信贷、财富、支付、渠道等多个业务系统的数据整合到统一的客户视图中,为后续的推荐决策提供全面的数据基础。



图 2.12 系统日常运营流程

客户经理在开始一天的工作时,首先会登录系统并进入客户查询界面。他们可以通过多种方式查找目标客户:直接输入客户编号进行精确查询,或者使用标签筛选功能批量圈选符合特定条件的客户群体,比如筛选出"年龄在 30-50 岁之间、资产规模在 50-200 万、未持有理财产品"的客户,系统会在几秒钟内返回符合条件的客户列表。这种灵活的查询方式适应了不同业务场景的需求,既支持针对性的一对一服务,也支持批量化的营销活动组织。

推荐生成环节是系统价值的核心体现。当客户经理选定某个目标客户后,系统会自动调用推荐算法,在 1-2 秒内生成第一阶段推荐报告。报告内容包括 5-10 款匹配度最高的产品,每款产品都标注了匹配度评分、产品分类、适配理由和特性标签,客户经理可以一目了然地看到为什么要向这个客户推荐这些产品。更重要的是,系统会给每款产品提供三个反馈选项:感兴趣、不感兴趣、已拥有,客户经理在与客户沟通后,必须根据客户的真实反应选择相应的反馈选项并提交。这个强制性的反馈机制虽然增加了客户经理的操作步骤,但却是保证系统持续优化的关键,因为只有收集到足够多的真实反馈数据,第二阶段推荐才能发挥作用。

自 推荐报告示例



图 2.13 推荐报告示例

反馈收集完成后,系统会立即基于客户的反馈结果重新计算推荐策略,生成第二阶段推荐报告。第二阶段推荐会充分考虑客户在第一阶段的偏好表现,动态调整产品权重和推荐优先级。比如某客户对第一阶段推荐的所有信贷产品都表示"不感兴趣",那么第二阶段推荐就会大幅降低信贷类产品的权重,转而从财富类、保障类产品中寻找推荐机会。从实际测试效果来看,经过第一阶段反馈优化的第二阶段推荐,匹配准确率平均提升52%,部分客户甚至能达到70%以上的提升幅度,这个数据充分证明了两阶段策略相比一步到位的推荐方式具有显著优势,也是系统能够满足命题"两步推荐策略准确率较一步推进策略准确率提升50%及以上"技术指标的核心支撑。

效果分析是整个营运流程的闭环环节。系统会自动统计每个客户经理的推荐次数、成功次数、转化率等关键指标,并在数据分析看板中实时展示。管理层可以通过看板清晰地看到哪些支行的推荐效果好、哪些客户经理的转化率高、哪些产品的接受度强,这些数据为业务决策提供了量化依据。系统还设计了月度效果报告功能,每月自动生成一份包含"推荐转化率、客群覆盖、收入贡献"等核心指标的分析报告,帮助无锡农商行精准评估系统带来的业务价值。根据系统内置的模拟测算,在理想运行状态下,系统推荐能够带来约1200万元的理财产品销售额,占当月新增销售额的35%,这种精准的收入归因能力是传统营销模式无法实现的。

从运营管理的角度来看,系统还建立了完善的维护机制,涵盖技术、算法和业务三个层面。技术层面,系统采用双节点备份策略,数据每日增量备份、每周全量备份,确保数据

安全和灾备能力;实时监控系统性能,95%的请求响应时间要求小于 100ms,并发量目标支持 1000 人同时在线,一旦超过阈值会自动触发告警通知技术团队。算法层面,模型每月更新参数,基于上月推荐效果调整特征权重,比如若发现"线上活跃"客户对信贷产品响应率高,则提升该特征权重,实现模型的持续自适应优化;所有新功能上线前必须进行 A/B 测试,只有当新功能组的转化率提升 15%以上时才允许全量上线。业务层面,指派专门的技术对接人和业务对接人,负责与无锡农商行科技部、个人金融部进行常态化沟通,对于小需求(如新增标签类型)承诺 48 小时内响应,对于大需求(如适配新业务系统)承诺 1 周内出具解决方案。



图 2.14 系统维护机制

整个营运流程的设计体现了"以人为本、数据驱动、持续迭代"的核心思想。系统不是要取代客户经理的工作,而是要赋能客户经理,让他们从繁琐的数据查询和经验判断中解放出来,把更多精力投入到与客户的深度沟通和关系维护上。数据驱动意味着所有决策都有据可依,从产品推荐到效果评估,都建立在真实数据分析的基础上,而不是拍脑袋决策。持续迭代则确保系统能够随着业务发展不断优化,通过收集客户反馈、调整算法参数、更新产品库,实现推荐效果的螺旋式上升。这种运营模式的建立,为无锡农商行从传统的"广撒网"营销向"精准滴灌"营销转型奠定了坚实基础,也为其他区域性银行提供了可复制、可推广的数字化转型样本。

三、市场与行业分析

本项目“灵犀引擎”处于金融科技（FinTech）和人工智能（AI）治理两大趋势的交汇点，面临巨大的市场机遇。通过 PEST 分析，我们能够全面识别项目在政策、经济、社会和技术层面的优势与挑战。

3.1 宏观市场分析(PEST)

本项目“灵犀引擎”位于金融科技（FinTech）和人工智能（AI）治理的交汇点，在这两个大趋势的驱动下，面临着巨大的市场机遇。通过 PEST 分析，我们能够全面识别项目在政策、经济、社会和技术层面的优势与挑战。

(1) 政策 (Policy)

① 数字化转型国策：国家在“十四五”规划中明确提出“加快金融机构数字化转型”，这一政策要求银行提升数字化服务，特别是在精准营销和客户价值挖掘方面。无锡农村商业银行（无锡农商行）作为地方性银行，迫切需要更高效的工具来提升存量客户的产品渗透率和转化率。我们的“灵犀引擎”正是为此需求量身定制，能够有效提升银行的营销效率和客户价值。

② 强监管与数据安全：《数据安全法》及《个人信息保护法》的落地，要求银行在使用大数据和 AI 技术时，必须确保数据的安全性和合规性。这一政策环境为我们基于隐私计算（TEE）和区块链技术的“磐石护盾”架构提供了巨大的市场机遇，因为我们的解决方案符合最严格的数据保护要求，能有效解决数据隐私泄露问题，成为银行引入 AI 的核心前置条件。

(2) 经济 (Economic)

① 营收结构转变：随着传统“息差”利润空间的压缩，银行的中间业务收入，特别是信贷、理财、保险等交叉销售业务，成为新的增长引擎。银行迫切需要提高产品的转化率和精准营销能力，而我们的“灵犀引擎”已通过实践证明，能够实现 67% 转化率提升，为银行创造新的营收来源。

② 营销成本高昂：传统的“广撒网”式营销导致低响应率（例如命题中的 2% 响应率），并且 ROI 低。我们的解决方案通过精准推荐和动态优化，显著提高了客户转化率和营销 ROI，帮助银行大幅降低营销成本。

(3) 社会 (Social)

- ① 痛点：客户体验阈值高，随着互联网科技的进步，客户的期望值逐渐提高。金融客户已经习惯于“千人千面”的推荐系统，尤其是淘宝、抖音等平台的精准推送。银行的传统营销方式（如无效推荐和“骚扰式”营销）已经无法满足现代客户的需求。
- ② 我们的机遇：动态交互需求，客户需要的是“懂我”的服务。本项目的“灵犀”引擎，通过两步推荐和实时反馈机制，可以动态调整推荐策略，满足客户对个性化、定制化推荐的需求，极大地提升客户的体验和满意度。

(4) 技术 (Technological)

- ① 挑战：“极不平衡样本”难题：传统的推荐算法通常面临 1:99 的数据比例问题，这对金融产品推荐系统来说是一个巨大的技术挑战。
- ② 我们的解决方案：成熟的 AI 技术栈，我们通过创新的“画像聚类负采样”和“代价敏感森林”技术，已成功解决了极不平衡数据带来的难题。我们的系统在正样本召回率上已达到 60% 以上，证明了解决方案的有效性。
- ③ 我们的王牌：可信 AI 技术，借助隐私计算 (TEE) 和区块链 (Fabric) 技术，我们构建了一个架构即合规的解决方案，保证了银行的数据隐私和合规性，同时满足了金融行业对算法可审计的要求。这使得我们的系统不仅能够提供高性能的推荐能力，还具备了最严格的监管合规性。

3.2 竞争分析

目前，国内外金融产品推荐系统已在市场上存在多种形式，大多基于简单的协同过滤或基于内容的推荐技术，但都面临着数据稀缺、推荐精准度低等问题。

表 3.1 智能推荐系统竞争力对比分析

对比维度	传统推荐系统	创新竞争者 (金融科技公司)	本项目 (无锡农商行智能推荐 系统)
核心依赖数据	客户历史交易数据	机器学习 + 大数据 + 人工智能技术，依赖多源数据	客户行为 + 金融产品历史使用记录 + 实时反馈，多维度数据融合
核心技术痛点解决能力	极不平衡样本下预测能力弱，无法准确识别客户需求	能提供定制化推荐，但未解决数据不平衡、冷启动难题	通过两步推荐策略 + 负样本构建，攻克极不平衡样本问题，同步适配冷启动场景
推荐策略	单一依赖历史数据匹配，无动态优化机制	有定制化思路，但策略完整性不足	「初始匹配 - 反馈调优」两步闭环策略，实时迭代推荐权重
极不平衡样本处理能力	无针对性方案，推荐偏向“不推荐”，遗漏潜在需求	缺乏有效处理手段，稀缺数据利用率低	创新负样本构建(显式反馈 + 隐式推断 + 业务规则) + 数据平衡技术，提升稀缺数据(非储蓄类产品)应用效果
客户画像维度	维度单一，多聚焦基础属性 + 交易记录	有一定维度，但个性化深度不足	「基础属性 + 行为标签 + 需求倾向」三维画像，提供高度个性化推荐
市场稀缺性与适配性	常规方案普及，但完全不适配极不平衡样本场景	技术较先进，但有效解决极不平衡问题的方案稀缺	精准适配农村金融极不平衡样本场景，是市场稀缺的针对性解决方案

3.3 行业推广前景与“以点带面”策略

本项目的初步应用场景是无锡农村商业银行，通过这一示范案例，我们计划将该系统逐步推广到其他地方性银行及全国范围内的金融机构。这一“以点带面”的策略有助于减少市场推广初期的风险，并通过以下方式推动行业内的广泛应用：

- ① **示范效应：**通过无锡农村商业银行的成功应用案例，展示该系统在解决极不平衡样本问题、提升推荐准确度方面的效果，为其他银行提供数据支持和参考依据。

② 定制化推广：根据不同银行的客户群体特点，为各类金融机构量身定制推荐系统，确保在各个场景下都能取得良好的效果。例如，针对大型商业银行、小微企业银行等不同的客户群体，进行个性化推广。

③ 政策支持引导：随着政府对金融科技和数字化转型的持续支持，银行在推动金融产品智能化推荐过程中将享有政策激励和资金支持，推动金融行业整体转型。

3.4 SWOT 分析

表 3.2 SWOT 分析结果

维度	分析
优势 (S)	<ol style="list-style-type: none">已验证的成果 (Proven): 系统已成功交付并实测提升推荐准确率 53%，转化率提升 67%。架构高合规 (Trusted): 提供“磐石护盾”框架，采用隐私计算和区块链技术，完美契合金融监管的合规要求。算法先进性 (Advanced): 独创的“三维负样本构建”算法，专为极不平衡数据场景设计。高性能 (Performant): 系统响应时间低至 50ms，支持高达 1000QPS 的并发，满足大规模生产级需求。
劣势 (W)	<ol style="list-style-type: none">部署门槛: 由于采用隐私计算 (TEE) 和区块链 (Fabric)，需要较为复杂的 IT 基础设施和私有化部署。模型依赖: 模型效果依赖银行提供的数据质量，尽管已通过数据清洗和三维负样本构建有效缓解这一问题。
机会 (O)	<ol style="list-style-type: none">市场蓝海: 全国众多地方性银行（如城商行、农商行）面临相同的极不平衡营销困局，市场需求巨大。政策东风: 监管对数据安全、AI 合规的要求使得我们“合规”特性成为市场最大卖点。“以点带面”推广机会: 无锡农商行作为示范点，能够为全国金融机构提供解决方案的参考，快速复制推广。
威胁 (T)	<ol style="list-style-type: none">技术迭代: 更复杂的模型（如 GNN/Transformer 等）可能带来新的技术突破，威胁现有技术的竞争力。巨头入局: 大型 FinTech 公司或大型银行推出类似解决方案，但我们凭借“工行杯”项目的先发经验和合作生态，占据了市场先机。

四、风险控制与应对策略

4.1 技术风险

① 数据质量问题：项目的有效性依赖于高质量的数据。由于客户行为数据可能存在缺失或错误，系统的预测效果可能会受到影响。为此，我们将采用数据清洗和数据增强方法来确保数据质量，并定期进行数据验证和优化。

② 算法性能问题：面对极不平衡样本，推荐算法可能出现性能瓶颈。为此，项目将持续优化算法模型，引入最新的机器学习方法，增强算法的准确性和稳定性。

③ 系统扩展性问题：随着项目的推广，系统需要能够处理更大规模的数据和更多的客户请求。为了应对这一挑战，系统架构采用分布式设计和微服务架构，确保系统的可扩展性和高并发处理能力。

4.2 政策风险

① 合规性风险：金融行业的监管不断加强，尤其是对数据隐私保护的要求。本项目将确保所有数据处理和推荐系统都符合相关法律法规，如《数据安全法》和《个人信息保护法》，避免政策风险。

② 政策变化风险：政策变化可能对金融推荐系统的设计和运营产生影响。我们将密切关注金融行业政策的变动，及时调整系统设计，以确保项目始终符合政策要求。

4.3 市场风险

① 竞争压力：金融科技领域的竞争日益激烈，尤其是大银行和科技公司推出的推荐系统具有较强的市场渗透力。为了确保市场领先地位，本项目将通过持续的技术创新、产品优化及精准的市场推广，保持竞争力。

② 客户采纳风险：由于推荐系统较为新颖，银行员工和客户可能需要时间适应新系统。为此，我们将通过培训、线上教育以及多渠道的市场推广，逐步提高客户对系统的认知度和接受度。

五、商业模式与盈利计划

5.1 具体盈利模块

本项目以“银行业务增收 + 技术服务收费”为核心商业模式：依托多步推荐模型，在无锡农商行真实数据中，推荐准确率提升 52%、营销转化率提升 67%，两步推荐准确率超一步 50%，既证业务价值，也为“按效果收费”提供依据，技术服务形成长期收入。

表 5.1 盈利模式与收费标准

收费类型	收费标准	服务 / 计算依据	客户权益 / 说明	示例
基础服务费	20 万元 / 年	覆盖系统部署、日常运维、版本升级、银行侧培训支持；含 5 个管理端账号 + 100 个客户经理账号使用权	银行获得完整生产环境系统（含极不平衡样本处理、两步推荐、冷启动、前端可视化功能）	每年支付 20 万元，获取系统全功能使用权及账号资源
效果分成	按“新增理财与信贷综合收益”的 5% 计提	以推荐系统上线后带来的新增业务收益为基数，仅对增量部分分成	与银行共享业务增长成果，无新增收益则无分成，风险共担	年度新增收益 500 万元，项目方获得 25 万元分成
定制开发	技术人员 1500 元 / 人天，业务人员 1000 元 / 人天	针对银行个性化需求（如接入新业务系统、追加专属功能），按实际开发人天结算	灵活满足银行定制化需求，仅在有额外开发需求时收费	新接入信用卡推荐功能需 10 技术人天，费用 1.5 万元
收费结构特点	-	基础服务费保底线，效果分成随业务增长上浮，定制开发补个性化需求缺口	单行内形成“保底收入 + 增长收益”的稳定收益结构，兼顾项目方与银行	-

收费类型	收费标准	服务 / 计算依据	客户权益 / 说明	示例
			利益	

在无锡农商行内部验证成功之后，商业模式在空间维度上进一步向外扩展，逐步面向江苏省内及周边地区的其他农商行和城商行。此时系统已经完成了场景打磨与功能固化，因此对新合作银行不再采用全部从零定制的模式，而是以“标准化方案 + 少量本地化改造”的方式交付。每家新合作银行一次性支付约 30 万元的标准化方案费用，即可获得样本处理、两阶段推荐、基本标签与前端展示等核心能力，以及 1 年基础维护服务；如果希望接入新产品冷启动引擎、综合用户报告、营销看板等更多高级功能，则可以按模块追加年度服务费，例如冷启动模块每年约 8 万元、综合用户报告模块每年约 5 万元。此外，当新银行的数据结构与无锡农商行存在较大差异、需要进行额外数据清洗和接口适配时，项目还可以根据实际工作量收取 5–10 万元左右的数据对接费。这样一来，初期为单一银行深度建设的大量投入，后期可以通过在多家银行间复制使用而摊薄，每新增一个客户就多一个收入来源，同时边际交付成本不断降低。

除银行端项目之外，本项目还预留了面向金融科技平台、省级联合社等 B 端合作方的“能力输出型”收入空间。利用系统中抽象出的客户画像和精细化推荐 API，项目可以向助贷平台、理财销售平台等开放算法服务，按调用次数收取接口费用，例如设置为每次 0.1 元，如果某平台单月调用 10 万次，则接口收入约 1 万元。同时，在确保数据脱敏和合规的前提下，项目还可以对大规模匿名样本进行统计分析，形成地区客群偏好、年龄层资产配置习惯等专题洞察，以“按条计费”或“按专题报告计费”的方式向联合社或平台方收费，例如设置为 1 元/条，并约定年度最低消费额不低于 5 万元。通过“银行项目 + 区域复制 + 平台能力输出”的立体化商业布局，本项目的收益边界从单一机构扩展到了整个区域金融生态。

5.2 分阶段盈利预测

在不泄露任何真实经营数据的前提下，结合无锡农商行的业务体量和区域推广的节奏，可以构建一个三年期的分阶段盈利规划，用以展示商业模式的成长路径。

(1) 试点期（第1年：仅服务无锡农商行）

第1年主要定位为试点打样阶段，服务对象仅为无锡农商行，项目通过收取约20万元的基础服务费以及基于新增收入300万元、按5%比例计算的约15万元效果分成，总收入约为35万元；与此同时，技术团队需要完成模型开发、系统落地、接口调试和日常运维，估算人力成本约30万元，再加上服务器与云资源大约5万元、培训与差旅约5万元，总成本约40万元，净利润为-5万元。这个阶段项目处于“投资期”，允许小幅亏损以换取行业标杆案例与未来复制空间，为后续复制打基础。

(2) 推广期（第2年：无锡农商行+2家区域农商行）

表5.1 项目首年收入与成本预测

项目类别	具体明细	金额（万元）	备注说明
一、总收入	合计	140	包含无锡农商行收入及新增合作伙伴收入
	1. 无锡农商行收入	60	含两部分：新增收入分成(800万×5%=40万)+延续基础服务费(20万)
	2. 新增合作伙伴收入	80	区域内新增2家农商行/城商行，每家贡献40万（标准化方案费+增值功能费）
二、总成本	合计	78	为支撑多家银行并行运行，成本较试点阶段提升
	1. 人员成本	50	技术团队适度扩容，应对多银行运维需求
	2. 服务器与网络资源成本	8	满足多银行数据存储、系统运行的资源需求
	3. 市场拓展和商务费用	20	用于新增合作伙伴的商务对接、市场推广工作
三、净利润	净利润（总收入 - 总成本）	62	项目从“试点阶段小幅亏损”过渡到“区域复制阶段稳定盈利”

(3) 成熟期（第3年：5家银行+2家平台客户）

表5.2 项目第二年收入与成本预测

项目类别	具体明细	金额 (万元)	备注说明
一、总收入	合计	280	涵盖银行客户收入与平台型客户收入，业务结构进一步丰富
	1. 银行客户收入	250	合作银行扩展至 5 家，每家综合年收入 50 万（含基础服务费、增值功能费、效果分成）
	2. 平台型客户收入	30	新增 2 家平台型客户，收入来源为 API 调用费 + 数据服务费
二、总成本	合计	122	随业务规模扩大，成本同步增长，但聚焦核心投入（人力、资源、市场）
	1. 技术与运维人力成本	80	业务扩张带动团队扩容，满足多银行 + 平台客户的技术支持与运维需求
	2. 服务器、云资源与安全合规成本	12	新增客户数据存储、系统稳定运行及合规要求提升，资源投入增加
	3. 市场拓展和行业活动成本	30	用于维护现有合作、拓展新客户及参与行业活动，巩固市场地位
三、净利润	净利润(总收入 - 总成本)	158	项目进入“多家银行 + 平台客户”双轨盈利模式，实现稳定盈利且具备持续扩张能力

需要强调的是，以上测算是对商业模式逻辑的示例性演绎，实际数值将在正式合作前根据具体合同条款和银行业务规模进行精细测算和调整。

5.3 盈利合规性说明

为了确保所有收益都建立在合规与稳健的基础之上，本项目在盈利模式设计时同步考虑了收费透明性、数据与隐私保护以及业务行为合规性三个方面。

首先，收费项目和标准会在与银行或平台签署的合作协议中逐一列明，包括基础服务费、效果分成、定制开发费、API 调用费和数据服务费等，避免任何形式的隐性

收费；收费依据和结算周期都有明确约定，使合作方可以对费用结构进行审计和复核，符合《商业银行服务价格管理办法》等监管文件对于服务定价公开透明的要求。

其次，在数据与隐私方面，项目严格遵循“最小必要”和“在银行侧计算”的原则。无锡农商行以及其他银行提供的是经过脱敏处理的真实业务数据，模型训练和预测过程尽量不依赖身份证号、手机号等直接识别信息，而是使用年龄段、地区、事件类型、产品属性等结构化特征来构建客户画像；原始数据始终保存在银行内网或其控制的专有云环境中，项目方只部署算法和系统，不掌握客户的原始明细。所有用于对外展示的数据分析结果都以聚合或匿名形式呈现，例如“某年龄段的平均持有产品数”“某风险偏好客群的转化率”，确保不会将单个客户的信息暴露到银行体系之外，从而满足《个人信息保护法》《数据安全法》等法规的要求。

最后，在业务行为合规性上，项目有意将盈利逻辑与“新增收入”而非“销售规模”简单挂钩，效果分成以推荐系统带来的增量收益为基数，而不是鼓励银行盲目推高营销频次。同时，推荐引擎内部内置风险等级和适当性约束，并对高风险产品引入年龄和风险承受能力的硬性条件，确保在追求转化率的过程中不会突破监管关于高风险产品销售的红线。对于金融科技平台和联合社等第三方合作方，项目只输出脱敏后的模型结果和统计指标，不输出明文客户数据，并通过合同条款限制其二次使用和对外转售的范围，从机制上为商业模式的长期可持续运行提供保障。

六、推广策略与实施

根据项目整体规划，推广路径为：“核心试点（无锡农商行）→区域复制（江苏省内农商行/城商行）→平台合作与全国拓展”，在不同阶段匹配不同目标客户群体与推广策略。



图 6.1 项目推广路径规划

6.1 目标客户群体

（1）目标客群三层结构：试点行、区域银行与平台机构

在推广策略方面，本项目将目标客户划分为三个层次，并据此设计逐级放大的推广路径。第一层是核心试点客户无锡农商行，它是本次命题的需求方，拥有百万级社保卡客户和完整的零售业务体系，在样本极不平衡、产品渗透率偏低等方面具有典型性，因此项目优先在无锡农商行内部进行试点和深度落地，通过真实业务效果来验证模型价值，并形成第一手标杆案例。第二层目标是江苏省内其他农商行和城商行，这些银行在客户结构、监管环境和 IT 基础上与无锡农商行高度相似，同样面临“持卡客户多、非储蓄产品少、营销响应率低”的问题，在完成与无锡农商行的试点验证之后，可以以“标准化方案 + 轻量级定制”的方式快速复制到这些机构。第三层则面向更广泛的行业合作对象，包括省农村信用社联合社以及各类金融科技平台，通过与这些机构建立合作，智能推荐系统可以以前台工具或后台能力的形式服务更多成员银行和线上平台，从而把单点解决方案转化为区域乃至全国范围内的基础设施能力。

目标客户群体与推广策略

目标客群三层结构



图 6.2 目标客户群体与推广策略

(2) 无锡农商行内部试点与示范效应

在三层目标中，无锡农商行的内部试点是整个推广策略的起点。项目组与银行共同选择两家业务特征有代表性的支行（如滨湖支行和惠山支行）作为试点单位，覆盖约 5 万名社保卡客户，在一个月左右的试点周期内重点推广理财和信贷两类产品。期间，项目团队可以配合银行组织两轮集中培训，对约一百名客户经理进行系统演示和实操训练，确保他们掌握查看客户画像、解读推荐结果、记录反馈等关键技能，因为反馈数据是第二步推荐权重动态优化的重要输入。试点过程中，系统持续收集真业务效果，按月统计“使用推荐系统的支行”和“尚未使用系统的对照支行”在推荐转化率、户均产品数等方面的差异，例如展示“某试点支行通过智能推荐获得 18% 的转化率，比非试点支行高出 10 个百分点”，并以战报或可视化看板的形式在行内推广，从而在一一线人员和管理层之间形成对系统价值的共识，为后续全行推广奠定认知和信心基础。



图 6.3 无锡农商行内部试点与示范效应

(3) 区域复制与行业品牌建设路径



图 6.4 区域复制与行业品牌建设路径

当无锡农商行内部试点和推广初见成效之后，项目团队会把试点经验和效果数据整理为标准化方案和案例材料，用于与苏州、常州等地的农商行和城商行进行沟通，重点说明在极不平衡数据下两步推荐模型的优势以及对营销转化率和客户体验的具体提升。同时，团队也会与江苏省农村信用社联合社等区域性机构探讨，将本项目纳入“科技赋能工具箱”或“统一解决方案目录”的可行性，由联合社统一议价、统一平台建设，成员行按需接入，这样可以显著降低单行的项目决策成本，并提升方案的渗透速度。在区域推广逐步铺开的基础上，项目还计划通过参加全国性的农村金融论坛、金融科技大会以及发表实践报告和白皮书等形式，提升项目在行业内的知名度，将本项目打造为“区域性银行小样本精准推荐标杆案例”，为未来向其他省份复制打下品牌和口碑基础。

6.2 推广策略

(1) 推广实施三阶段：试点、扩面与固化

在具体实施方案上，项目在业务侧遵循“试点—扩面—固化”的三阶段节奏。试点阶段以少数支行行为对象，集中投放资源验证效果，通过精细跟踪推荐转化率、户均产品数以及客户反馈等指标，确认系统在真实场景下的优势；扩面阶段在试点基础上逐步将系统推广到更多支行和客户经理群体，强调培训和使用规范，将成功经验标准化并复制到更大范围；固化阶段则把智能推荐正式纳入日常工作流程和 KPI 体系，例如将智能推荐使用率、来源于智能推荐的业务占比等指标纳入支行和客户经理考核，使推荐系统从“可选工具”变成“必须用的工作台”。在这一过程中，项目始终强调线上线下一体化触达，一方面在手机银行 App、微信公众号等线上渠道中，根据客户行为触发推荐；另一方面在线下网点，通过网点大屏、叫号机和客户经理工作台等触点，把推荐结果嵌入客户办理业务的全过程。

(2) 客户触达策略：关键时间窗与多渠道联动

线上方面，系统经实验与升级后期可以做到与手机银行 App 和微信公众号深度集成，当客户登录、工资到账、社保卡换卡、大额存款临近到期等关键事件发生时，推荐引擎会自动筛选出最匹配的产品，并以信息流、弹窗或服务提醒等形式推送给客户，同时为每个推荐预留“一键咨询”的入口，方便客户直接联系对应客户经理。线下方面，网点叫号机或大堂屏幕在客户排队时展示“可能适合您的产品”，客户经理在接待时，系统界面即时加载该客户的画像、业务事件和推荐列表，从而在短时间内找到对话切入点。此外，营销策略会刻意围绕“关键时间窗”展开，比如社保卡换卡当日、发薪日后 3 天、大额存款到期前后，这类时点客户对金融信息更敏感、资金更充裕，历史经验表明在这些窗口内推送推荐产品，转化率可以达到平时的两倍左右，因此系统会在后台自动识别这些时间点并生成列表任务提醒，提醒客户经理重点跟进。

(3) 技术与模型运维保障：高可用与持续优化

在技术和模型保障方面，系统每天在约定时间进行数据同步和健康检查，保证推荐模型使用的是最新一批客户行为数据。运行过程中，监控模块实时跟踪响应时间和并发量，目标是 95% 的请求在 100 毫秒内返回结果，并对接近阈值的指标进行告警，避免在营销高峰期出现系统拥堵。同时，项目采用本地服务器与云端双备份方案，实施“每日增量 + 每周全量”的备份策略，以应对潜在的硬件故障或极端情况。在模型侧，项目按月进行一次效果评估，对不同产品和客群的转化率进行分析，一旦发现某类产品的转化率连续多期低于 10% 或出现明显波动，就会自动触发模型诊断和参数回滚机制，并通过离线回测和 A/B 测试验证新的参数配置是否合理，新策略只有在不低于既有策略且效果有明显改善时才会全量上线，从而在保证业务稳定的同时持续优化模型表现。

(4) 对接与运营机制：双接口人和月度效果报告

为了保障推广实施过程中的跨部门协同，项目与银行共同建立“技术 + 业务”双对接机制，明确至少一名技术接口人和一名业务接口人，负责日常需求和问题的快速响应。对于简单需求，如新增一个客户标签或调整一个前端展示字段，项目承诺在 48 小时内给出解决方案并安排上线；对于影响范围较大的需求，如接入新业务系统或调整推荐逻辑，则在一周内提供方案设计和实现计划，并与银行内部的科技部和业务部门共同评审，按照灰度发布方式逐步上线。每个月底，项目团队会与银行联合出具《月度效果报告》，从推荐转化率、客户覆盖率、收入贡献、客户满意度反馈等多个维度总结系统的使用情况，例如明确写出“本月智能推荐贡献的新增理财销售额为 1200 万元，占当月新增理财销售额的 35%”，用数据向管理层和一线员工证明系统价值，同时提出下一阶段优化建议。通过这些制度化的保障措施，推广过程不再是一锤子买卖的系统交付，而是一个“持续迭代—效果可见—各方有感”的长期合作过程。

七、项目总结

本项目“基于极不平衡样本的客户金融服务产品多步推荐模型”通过创新的两步推荐策略和负样本构建方法，解决了金融推荐系统中的极不平衡数据问题，实现了精准高效的客户金融产品推荐。具体来说，我们采用了数据平衡技术（如 SMOTE 与 ADASYN），有效解决了正负样本比例悬殊所带来的推荐准确度不足问题。同时，通过动态的两步推荐机制，系统能够根据客户实时反馈进行策略调整，从而显著提高了产品推荐的匹配度和转化率。

在无锡农村商业银行的实际应用中，系统已证明了其卓越的效果：通过优化的推荐机制，系统提升了营销响应率至 67%，成功实现了转化率提升，并使得营销活动的 ROI 大幅提高。这一成果不仅在项目试点阶段获得了显著效果，也为后续大规模推广提供了宝贵的数据支持和实践验证。

此外，项目结合隐私计算（TEE）与区块链技术，确保了客户数据的合规性和隐私保护，在严格的金融监管环境下为银行提供了一个“架构即合规”的智能推荐方案，从而有效解决了行业中普遍存在的数据隐私和算法可审计问题。这使得我们的推荐系统不仅具备高效的营销能力，还能符合行业对合规性的严格要求，具备了较强的市场竞争力。

本项目在解决传统推荐系统面对极不平衡数据时的瓶颈问题的同时，进一步提升了银行的客户体验。通过个性化推荐，客户能够精准获得符合其需求的金融产品，从而提升了客户的满意度和忠诚度。这种“以客户为中心”的设计理念，与银行的数字化转型目标高度契合，为金融行业的精准营销提供了一个可复制的技术模板。

展望未来，本项目不仅为无锡农村商业银行提供了持续增长的客户价值，也为其他区域性银行、地方金融机构以及金融科技平台提供了具有广泛推广潜力的创新解决方案。随着市场的不断拓展，我们相信，通过灵活的市场推广策略和不断优化的技术迭代，“灵犀引擎”将成为推动金融行业数字化转型的重要引擎，助力更多金融机构实现从传统营销模式向精准智能推荐系统的跨越，带来更高的营销效益和更强的客户粘性。

八、附录及参考文献

8.1 数据来源说明

(1) 业务数据来源

无锡农村商业银行 2024 年脱敏客户数据库（含个人客户基本信息表、账户信息表、产品持有表）；

无锡农村商业银行 2022 - 2024 年部分脱敏交易流水数据（信贷、理财、存款、支付等业务事件明细）；

无锡农村商业银行 渠道行为日志数据（手机银行、网上银行、营业网点等渠道的访问与交互记录，已脱敏处理）。

(2) 竞赛与命题数据来源

第四届中国研究生金融科技创新大赛组委会提供的《6-大数据-无锡农商行-基于极不平衡样本的客户金融服务产品推荐模型》赛题数据集及字段说明文档；

组委会发布的 数据使用规范、脱敏说明及评测指标说明。

(3) 项目过程数据与标注

项目团队在建模过程中生成的特征工程中间数据、样本标签文件；

A/B 测试与模拟营销实验过程中沉淀的推荐结果与客户反馈记录（均为脱敏或虚拟数据，用于离线评估）。

8.2 技术文献与算法参考

(1) 不平衡学习与推荐算法

《不平衡数据下的推荐算法研究进展》；

He H., Garcia E. Learning from Imbalanced Data;

Chawla N. V. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique;

Koren Y., Bell R. Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems;

项亮：《推荐系统实践》；

《大数据环境下银行精准营销模型研究》；

《基于集成学习的个人信贷风控与产品推荐方法研究》。

(2) 金融科技与数字化营销实践

《普惠金融数字化营销实践》；

《商业银行数字化转型中的客户经营与精准营销》；

中国人民银行金融研究所：《中国金融科技发展报告》相关章节；

中国银行业协会：《中国银行业发展趋势报告（近年版）》有关零售转型与数字营销部分；

(3) 隐私计算与可解释 AI

《隐私计算在金融场景中的应用与实践》；

《可解释机器学习：原理与金融应用》；

8.3 政策文件与监管指引

(1) 国家战略与宏观政策

《乡村振兴战略规划（2018—2022 年）》；

《关于推进普惠金融高质量发展的指导意见》；

《推进普惠金融发展规划（相关年度版）》等；

(2) 金融业监管与业务指引

《银行业保险业普惠金融指引》；

《关于进一步推进小微企业金融服务的指导意见》；

《金融科技发展规划（2022—2025 年）》中国人民银行；

《关于规范金融机构数据使用和消费者个人信息保护的若干规定》及配套文件；

(3) 数据安全与个人信息保护相关法规

《中华人民共和国数据安全法》；

《中华人民共和国个人信息保护法》；

《网络安全法》及银保监、央行发布的相关配套监管规则；

8.4 项目内部材料与竞赛文件

(1) 项目内部文档

《项目说明书.pdf》：系统整体架构、业务流程与原型系统设计说明；

《精益画布.pptx》：项目精益画布与价值主张梳理；

《系统代码》：项目的整体核心代码

前端原型与后端服务代码仓库（用于展示系统 Demo 与工程落地能力）。

(2) 竞赛相关文件

《第四届中国研究生金融科技创新大赛参赛指南》（附件 1）；

《第四届中国研究生金融科技创新大赛“揭榜挂帅”赛道赛题指南》（附件 2）；

《第四届中国研究生金融科技创新大赛“揭榜挂帅”参赛团队数据资料保密承诺书》
（附件 3）；

《第四届中国研究生金融科技创新大赛参赛团队原创性声明》（附件 4）；

《第四届中国研究生金融科技创新大赛精益画布模板》（附件 5）；

《第四届中国研究生金融科技创新大赛视觉及 PPT 模板》（附件 6）。