 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i3.5192

An Empirical Study on Contact Channel Recommendation for Telecom Users in Multi-Service Scenarios

Yanxue Jin Chengcheng Luo Jiaojiao Guan

China Telecom Beijing Branch, Beijing, 100010, China

Abstract

This study addresses the low efficiency in contact channel selection for existing customer operations within the telecommunications industry by proposing an intelligent channel recommendation model based on multi-dimensional user profiling. Traditional manual rule-based methods, primarily relying on operational experience for channel matching, suffer from incomplete coverage of user characteristics and delayed response to dynamic behaviors, leading to high operational costs and excessive user disturbance. To overcome these limitations, the model systematically integrates static attributes (e.g., age, gender, network tenure) with dynamic behavioral data (including historical channel response rates and service subscription preferences). Leveraging the XGBoost algorithm, the predictive model effectively optimizes channel allocation strategies. Experimental results demonstrate significant improvements: 48.4% enhancement in manual operational efficiency and 29% reduction in single-service operational costs compared to conventional approaches. Notably, the model successfully transitions specific services from outbound calls and offline channels to digital channels, establishing an efficient operational framework for telecom customer retention and value enhancement.

Keywords

Contact Channel Recommendation; XGBoost; User Portrait; Telecommunications User Operation

电信用户多业务场景接触渠道推荐实证研究

靳艳雪 罗程程 管娇娇

中国电信股份有限公司北京分公司，中国 · 北京 100010

摘 要

本研究针对电信行业存量用户运营中存在的接触渠道选择效率低下问题，提出了一种基于多维度用户画像的智能渠道推荐模型。传统人工规则方法主要依赖业务经验进行渠道匹配，存在用户特征覆盖不全、动态行为响应滞后等问题，导致运营成本高和用户过度打扰，本研究通过分析用户年龄、性别、在网时长等静态属性，结合历史接触渠道响应率、业务订购偏好等动态行为数据，通过XGBoost算法构建预测模型。实验结果表明，相比传统人工规则方法，本模型将部分业务由外呼和线下渠道转为线上渠道，人工效能提高48.4%，单业务运营成本降低29%。

关键词

接触渠道推荐；XGBoost；用户画像；电信用户运营

1 引言

1.1 研究背景

随着电信市场竞争进入存量运营阶段，用户接触疲劳现象日益凸显：某省运营商抽样数据显示，2024 年用户平均接收营销信息 5.8 次，接收营销打电话 3.6 次，但响应率不足 15%。传统的渠道选择策略主要基于运营人员针对业务特点进行的主观选择，长期使用过程中面临两大挑战：

资源浪费：企业主动发起的营销无法真正触达用户并获得用户响应，无效接触占比高，且产生高额运营成本。经统计，无效接触成本占营销预算的 53%，单用户营销成本高，人员效能低。此外，随着用户对于营销信息的日益麻木，频繁且缺乏个性化的接触方式不仅未能有效提升用户参与度，反而可能引起用户的反感与流失。面对这一困境，如何精准地选择接触渠道，实现营销信息的高效传递，成为电信企业亟需解决的关键问题。因此，探索一种基于用户画像和业务特征的接触渠道推荐方法，以实现营销资源的优化配置，显得尤为迫切和重要。

用户体验恶化：单用户接触次数过多，严重影响用户感知，接触 6.8% 用户因营销骚扰出现投诉。这不仅损害了企业的品牌形象，还导致了用户忠诚度的下降。频繁且未经精准筛选的营销信息，使用户感到被打扰，进而产生反感情绪。投诉率的上升，进一步加剧了企业与用户之间的关系紧张，形成了恶性循环。因此，如何在保证营销效果的同时，减少对用户的打扰，提升用户满意度，成为电信企业营销渠

【作者简介】靳艳雪（1989–），女，中国黑龙江人，硕士，工程师，从事市场营销管理研究。

道选择中必须面对的重要课题。此外，随着 5G 技术普及和数字化转型加速，用户对个性化服务的需求显著提升。传统“一刀切”的渠道推荐模式难以满足用户差异化需求，亟需通过数据驱动的方法实现精准触达。据 GSMA 2023 年报告显示，全球电信运营商中仅 37% 实现了基于 AI 的渠道优化，表明该领域仍存在较大技术应用缺口。

1.2 文献综述与创新性

除专家经验外，传统的渠道推荐算法主要基于规则引擎（Zhang et al., 2018）或利用协同过滤机制根据相似度矩阵进行渠道推荐（Li et al.,2019），缺乏对“用户—业务—渠道”三元关系的动态建模。

近年来，机器学习在推荐系统中的应用逐渐深化。Chen et al.(2021)提出基于深度神经网络的跨渠道推荐框架，但其模型复杂度导致部署成本较高；Wang et al.（2022）尝试将强化学习引入渠道选择策略，但在稀疏数据场景下表现欠佳。相比之下，集成学习算法如 XGBoost 因其高效性和可解释性，在工业界获得广泛应用。本研究创新性地将梯度提升树框架与电信业务场景结合，填补了现有研究在动态特征融合方面的空白。

本研究创新点在于：①在业务特征和渠道特点之外，引入用户历史接触数据和订购数据，结合用户渠道偏好，优化渠道推荐算法。②本研究是基于企业运营的实证研究，具备详实的实证数据和可应用性。③通过梯度提升树框架（如 XGBoost）的应用，本研究实现了对用户特征、业务特征和渠道特点的动态融合，提升了推荐算法的准确性和效率。④在实证研究的基础上，本研究提出了针对性的优化策略，为电信用户运营提供了有价值的参考。

2 数据处理方法

本研究基于企业生产运营的实际数据，数据预处理工作巨大。原始数据集包含 531680 条用户记录，经清洗后保留 420968 条有效样本，处理流程包括：

①数据表关联和构建：基于用户编号对用户基础信息表、用户历史业务订购表、用户接触记录表进行关联，形成包含用户基础信息、历史接触渠道、接触结果、订购产品、订购渠道的基础数据表。

②缺失值处理：接触记录和结果缺失数据删除；年龄、网龄等基础数据缺失采用随机值填充法。

③数据分类：对用户订购业务类型、接触渠道、接触结果等进行分类。

业务类型整合为：主合约类、小合约类、语音流量包类。

接触渠道整合为：万号、电渠外呼（AI）、电渠外呼（人工）、营业厅外呼、营业厅前台、集约外呼 - 宽带、集约外呼 - 移动、掌厅、ivr。

接触结果整合为：联系不上、拒绝 / 无法办理、犹豫中、已办理、已接触。

④异常值检测与处理：对基础数据表中的异常值进行识别和处理，如异常大的订购金额、不合理的使用时长等，确保数据的准确性和合理性。

⑤数据标准化：针对不同类型的数据进行标准化处理，如将年龄、网龄等连续变量进行分段处理，将分类变量进行独热编码（One-Hot Encoding），以便于后续的数据建模和分析。

3 数据建模

本研究的核心建模流程包含以下关键环节：

第一步：构建用户特征体系，包括用户画像特征和业务特征。

第二步：数据编码。基于构建好的用户画像特征和业务特征，进行类别数据编码。

第三步：构建因变量。本研究的主要目的是通过构建“用户—业务—渠道”模型，通过渠道选择的优化，提升用户的业务订购率，因此，需构建的因变量为用户的“业务订购率”。

第四步：数据建模。构建“用户—业务—渠道”匹配模型，在训练集上通过不同的算法进行建模，完成建模后在测试集上运行模型，并根据结果进行模型选择。

建模过程如下：

第一，在预处理基础上构建用户特征体系：

①用户画像特征：

年龄分段：青少年（18 周岁以下）、青年（18-35 周岁）、中年（35-60 周岁）、老年（60 周岁及以上）。

网龄分段：入网期（网龄 ≤6 个月）、稳定期（网龄 6-24 个月）、成熟期（网龄 ≥24 个月）。

②业务特征：套餐复杂度（融合合约、移动合约、小合约、语音流量包复杂度依次降低）。

第二，类别数据编码：本研究中大量数据为分类数据，采用独特编码方式对数据进行处理

第三，构建因变量：业务订购率 = 订购量 / 接触量

第四，建模及模型参数调优：建模过程使用 30% 的数据作为训练集，70% 的数据作为测试集。使用训练集的数据进行模型训练，针对不同画像特征的用户，在推荐不同业务时，使用不同的模型生成推荐渠道，所使用算法包括随机森林算法、GBDT 算法、XGBoost 算法、LightGBM 算法。

比较不同算法得出的结果，使因变量订购率达到最大者为最优推荐算法。

首先，需要进行模型的参数调优。经过反复尝试后，确定最优参数组合：

随机森林算法，参数如下：

n_estimators=100

max_depth=15

min_samples_split=50

GBDT 算法，参数如下：

n_estimators=3000

max_depth=2

min_samples_split=2
learning_rate=0.1
XGBoost 算法，参数如下：
n_estimators=100
max_depth=6

LightGBM 算法，参数如下：
num_class= 9,
metric: multi_logloss
num_boost_round = 100

确定参数后，在训练集上使用不同的模型进行建模，不同模型的运行结果如表 1 所示：

在训练集上完成模型构建后，在另外 70% 的测试集数据上对模型进行验证，结果如表 2 所示：

综合对比各项指标，XGBoost 模型和 LightGBM 模型运行结果类似，整体来看 XGBoost 模型运行结果相对较好。

进一步使用 XGBoost 模型的推荐渠道对比测试集用户的订购渠道，构建列联表，加权后的预测准确度达到 0.55，达到预期。

表 1 不同模型在训练集上的运行结果

训练集				
模型	ACC	Precision-weighted	R-weighted	F1-weighted
随机森林	0.644762	0.635589	0.644762	0.610525
GBDT	0.642299	0.637635	0.642299	0.609658
XGboost	0.643531	0.638009	0.643531	0.610970
LightGBM	0.643483	0.639412	0.643483	0.610914

表 2 不同模型在测试集上的运行结果

测试集				
模型	ACC	Precision-weighted	R-weighted	F1-weighted
随机森林	0.169866	0.547782	0.169866	0.203567
GBDT	0.170130	0.551743	0.170130	0.205320
XGboost	0.427198	0.454431	0.427198	0.311883
LightGBM	0.426910	0.454255	0.426910	0.311453

4 应用效果

4.1 运营效率提升

①渠道转化率：线上渠道占比从 32% 提升至 57%，人工外呼量减少 41%。②人工效能：单坐席日均有效办理量从 15.3 单提升至 22.7 单（+48.4%）。③运营成本：单业务获客成本下降 29%，节约营销费用约 17 万元 / 月。

4.2 用户体验改善

①投诉率：营销相关投诉量下降 63%，其中“频繁骚扰”类投诉减少 82%。②长尾业务渗透：语音流量包和小合约办理量提升 3.8 倍。③用户对推荐渠道的满意度显著提升：平均满意度评分从 3.2 星提升至 4.5 星（+40.6%），显示出用户对推荐渠道的认可度和接受度大幅增强。同时，用户对于个性化推荐内容的兴趣度和参与度也有所提高，进一步促进了业务的推广和用户粘性的提升。

5 结语

5.1 研究局限

本研究主要存在两方面的局限性，一方面，将渠道视为静态参数，未考虑渠道容量限制、时段可用性等动态约束以及渠道最低接触量等因素，可能造成渠道负载不均衡或过载；同时业务目标也相对单一，主要以转化率作为目标，并未充分考虑对用户造成的打扰。另一方面，XGBoost 模型的黑箱特性导致一线业务人员对推荐逻辑存在理解障碍。

5.2 优化方向

后续将考虑渠道容量和成本作为约束条件，并构建 Pareto 前沿面，将目标进一步多维化，平衡业务目标（转化率）与用户体验（骚扰指数）；同时，通过知识蒸馏技术，在保持模型性能的同时提升可解释性。

具体而言，我们可以引入动态规划算法，根据渠道的实际负载情况，动态调整推荐策略，避免渠道过载或负载过低，从而实现资源的最优配置。此外，我们还将考虑用户在不同时段的活跃度和偏好，为用户提供更加个性化的推荐服务。

参考文献

[1] Zhang et al. “Rule-based channel selection for telecom customer retention”(IEEE ICC 2018)

[2] Li et al. “Collaborative filtering for telecom service channel recommendation”(KDD 2019 Workshop)

[3] Chen et al. “Deep Neural Networks for Cross-Channel Recommendation in Telecommunications”, IEEE Access 2021

[4] Wang et al. “Reinforcement Learning-Based Contact Channel Optimization”, ACM SIGKDD 2022