

电力营销大数据在客户信用风险评估中的应用

成先平¹, 朱风华², 周晨宇¹

1. 荆州三新供电服务有限公司, 湖北 荆州 434400

2. 国网荆州供电公司城区供电中心, 湖北 荆州 434400

DOI:10.61369/WCEST.2025090008

摘 要 : 在电力市场化改革持续深化的背景下, 客户信用风险评估成为电力企业营销管理的核心环节, 直接影响企业资金回笼效率与经营稳定性。传统信用风险评估方法因依赖单一财务指标、数据维度狭窄等缺陷, 难以适应复杂多变的电力消费市场。本文基于电力营销大数据的核心特征, 从数据采集与预处理、评估模型构建、风险管控应用三个维度, 深入剖析大数据技术在客户信用风险评估中的应用逻辑。通过对比传统模型与大数据驱动模型的差异, 重点探讨随机森林、神经网络等算法在电力场景的适配性, 并针对当前应用中存在的数据质量、隐私保护及模型适应性问题, 提出针对性优化策略, 为电力企业提升信用风险评估精准度、实现精细化管控提供理论与实践参考。

关 键 词 : 电力营销大数据; 客户信用风险评估; 数据预处理; 风险管控; 评估模型

Application of Power Marketing Big Data in Customer Credit Risk Assessment

Cheng Xianping¹, Zhu Fenghua², Zhou Chenyu¹

1. Jingzhou Sanxin Power Supply Service Co. Ltd., Jingzhou, Hubei 434400

2. State Grid Jingzhou Power Company Urban Power Supply Center, Jingzhou, Hubei 434400

Abstract : Against the backdrop of the continuous deepening of the power market reform, customer credit assessment has become the core link of power marketing management, directly affecting the efficiency of corporate capital recovery and business stability. Traditional credit risk assessment methods are difficult to adapt to the complex and power consumption market due to their reliance on single financial indicators and narrow data dimensions. This paper deeply analyzes the application logic of big data technology in customer credit risk assessment based on core characteristics of power marketing big data, from the dimensions of data collection and preprocessing, evaluation model construction, and risk control application. By comparing the differences between traditional models and big-driven models, this paper focuses on the adaptability of random forest, neural networks, and other algorithms in the power scenario, and proposes targeted optimization strategies for the current application problems as data quality, privacy protection, and model adaptability, providing theoretical and practical references for power enterprises to improve the accuracy of credit risk assessment and achieve refined control.

Keywords : power marketing big data; customer credit risk assessment; data preprocessing; risk control; evaluation model

引言

电力作为基础能源产业, 其经营稳定性与社会经济发展紧密相关。随着电力市场从垄断向市场化转型, 客户群体呈现多元化特征, 工业、商业、居民等不同类型客户的用电行为与信用状况差异显著, 拖欠电费、恶意欠费等信用风险问题日益凸显, 给电力企业带来了不小的资金周转压力。传统客户信用风险评估主要依赖客户财务报表、历史缴费记录等静态数据, 评估维度单一且滞后性明显, 难以全面捕捉客户用电行为中的潜在风险点。而电力营销大数据涵盖客户用电负荷、缴费周期、用电习惯、客户基本信息及外部关联数据等多维度信息, 其海量性、实时性、多样性特征为精准评估客户信用风险提供了可能。将电力营销大数据应用于客户信用风险评估, 不仅能突破传统评估方法的局限, 更能为电力企业制定差异化服务与风险管控策略提供数据支撑, 对提升企业经营效益、保障电力市场有序运行具有重要意义。基于此, 本文聚焦电力营销大数据在客户信用风险评估中的应用展开深入研究。

一、电力营销大数据的特征及信用风险评估价值

（一）电力营销大数据的核心特征

电力营销大数据是电力企业在营销服务全流程中产生的各类数据集合，相较于传统数据，其核心特征体现在“4V”维度的深度延伸。一是海量性（Volume），电力企业服务范围覆盖各类客户，每日产生的用电负荷数据、缴费记录、业务办理数据等以TB级甚至PB级增长，例如一座中型城市电力企业日均处理的居民用电数据就可达数百万条，为风险评估提供了充足的数据样本。二是多样性（Variety），数据类型涵盖结构化数据与非结构化数据，结构化数据包括客户身份证信息、缴费金额、用电量等可直接统计的数据，非结构化数据则包含客户投诉录音、业务办理影像资料、用电行为轨迹等，多类型数据能全面刻画客户信用画像。三是实时性（Velocity），依托智能电表、用电信息采集系统等设备，电力营销数据可实现实时采集与传输，例如智能电表每15分钟就能上传一次用电数据，使企业能实时监测客户用电行为变化，及时捕捉风险信号。四是价值性（Value），电力营销大数据虽看似零散，但通过挖掘可提取客户用电规律、缴费意愿、消费能力等关键信息，例如通过分析工业客户的用电负荷波动，能预判其生产经营状况，进而评估其信用风险。

（二）电力营销大数据在信用风险评估中的核心价值

电力营销大数据的特征决定了其在客户信用风险评估中的独特价值，主要体现在评估维度拓展、评估时效性提升、评估精准度优化三个方面。在评估维度拓展上，传统评估仅关注客户历史缴费记录与简单财务数据，而电力营销大数据将评估维度延伸至用电行为、业务互动、外部关联等多个层面。例如，通过分析客户用电负荷的稳定性，可判断工业客户生产经营是否正常；通过客户办理用电增容、减容等业务的频率，能了解其经营规模变化，这些信息均为信用风险评估提供了新的依据。在评估时效性提升上，传统评估依赖年度或季度财务报表，数据更新滞后，而电力营销大数据的实时性使评估从“静态评估”转向“动态评估”。当客户出现用电负荷骤降、缴费延迟天数增加等异常情况时，系统可实时捕捉并触发风险预警，让企业提前采取管控措施。在评估精准度优化上，海量数据样本为评估模型提供了充足的训练数据，通过挖掘数据间的潜在关联，可有效识别传统评估中被忽略的风险点。例如，部分居民客户虽无欠费记录，但存在频繁更换用电地址、夜间用电负荷异常等情况，传统评估难以识别其潜在风险，而通过大数据分析可将此类客户标记为风险关注对象，提升评估的全面性。

二、电力营销大数据在客户信用风险评估中的应用环节

（一）数据采集：构建多维度数据资源池

数据采集是大数据应用的基础，电力企业需构建“内部数据为主、外部数据为辅”的多维度数据资源池，确保数据的全面性与针对性。内部数据采集主要围绕电力营销全流程展开，涵盖用

电信息数据、客户基础数据、营销业务数据三大核心模块。用电信息数据通过智能电表、用电信息采集系统等终端设备采集，包括用电量、用电负荷、用电时段、电压电流等实时数据，这些数据直接反映客户用电行为特征；客户基础数据来源于客户开户登记环节，包括客户姓名、身份证号、经营地址、联系方式、用电类型等静态信息，是区分客户类型、开展差异化评估的基础；营销业务数据涵盖缴费记录、业务办理记录、投诉举报记录等，其中缴费记录中的缴费周期、延迟天数、欠费金额等是传统评估的核心指标，而业务办理与投诉记录可辅助判断客户的合作意愿与履约态度。

（二）数据预处理：提升数据质量与可用性

原始采集的数据存在缺失值、异常值、重复值等问题，若直接用于评估会严重影响模型精度，因此数据预处理是关键环节，主要包括数据清洗、数据整合、数据标准化三个步骤。数据清洗主要是处理数据中的“噪声”，针对缺失值，根据数据类型采用不同方法：对于用电量等连续性数据，采用均值填充法或插值法；对于客户性别、用电类型等分类数据，采用众数填充法或标记为“未知”类别。

针对异常值，通过箱线图、Z-score等统计方法识别，例如某工业客户单日电量远超其历史平均水平，经核实为数据采集错误时，需用历史均值替换，若为实际生产波动则需保留并标记为异常行为。针对重复值，通过数据唯一标识（如客户编号）去重，确保每条数据对应唯一客户。

（三）信用风险评估模型构建：实现精准风险量化

模型构建是大数据应用的核心，需结合电力客户特征选择适配的评估模型，实现从“定性评估”向“定量评估”的转变。传统评估模型如层次分析法、逻辑回归模型因结构简单、可解释性强被广泛应用，但存在依赖主观判断、处理非线性关系能力弱等缺陷。基于电力营销大数据的评估模型需兼顾模型精度与可解释性，可采用“传统模型与机器学习模型结合”的思路，构建两阶段评估模型。第一阶段为特征工程，通过特征提取与筛选优化输入变量。基于预处理后的数据，提取三类特征：一是基础特征，如客户类型、用电规模、注册资本等；二是行为特征，如用电负荷波动系数、月均用电量增长率、缴费延迟频率等；三是关联特征，如征信逾期次数、行业景气指数与用电负荷的相关性等。采用方差分析、互信息法等方法筛选特征，剔除冗余特征与弱相关特征，例如若“客户性别”

与信用风险的互信息值极低，则剔除该特征，提升模型运算效率。第二阶段为模型训练与优化。针对不同客户类型选择适配模型：对于居民客户，因其数据维度相对简单，可采用逻辑回归模型，以缴费延迟天数、用电波动、投诉记录等为核心特征，实现快速评估；对于工业、商业等复杂客户，采用随机森林、神经网络等机器学习模型。随机森林模型可处理非线性数据，通过多棵决策树集成学习降低过拟合风险，能有效挖掘用电负荷与经营状况的潜在关联；神经网络模型具备强大的特征学习能力，可处理高维度数据，适合融合多源数据的复杂评估场景。模型训练过程中，将数据集按7:3的比例划分为训练集与测试集，用训练集训

练模型参数，用测试集验证模型精度，通过交叉验证、网格搜索等方法优化模型参数，例如调整随机森林的决策树数量、神经网络的隐藏层节点数等，确保模型的泛化能力。

（四）模型应用与风险管控：实现风险精准处置

评估模型的输出结果需要转化为具体的风险管控策略，才能真正发挥价值。电力企业可根据模型输出的信用评分，将客户划分为不同风险等级，实施差异化管控。通常将客户划分为 AAA 级（低风险）、AA 级（较低风险）、A 级（中等风险）、B 级（较高风险）、C 级（高风险）五个等级，不同等级对应不同的管控措施。AAA 级客户信用状况优良，可给予全额授信、先用电后缴费、延长缴费周期等优惠政策，增强客户黏性；AA 级与 A 级客户信用状况良好，采用常规管控措施，如按月缴费、定期信用复核；B 级客户存在一定风险，需加强风险预警，采用“预付费 + 定期监测”模式，设置用电额度预警线，当用电量接近额度时及时提醒缴费；C 级客户信用风险高，采取严格管控措施，如全额预付费、缩短缴费周期、增加现场核查频率，对于恶意欠费客户，依法采取停电措施并纳入失信名单。

三、电力营销大数据应用于信用风险评估的现存问题及优化策略

（一）现存主要问题

尽管电力营销大数据在信用风险评估中具有显著优势，但实际应用中仍存在三大问题。一是数据质量有待提升，部分老旧小区仍使用传统电表，无法采集实时用电数据，导致数据缺失；外部数据共享存在壁垒，部分征信机构、政府部门的数据开放程度低，难以实现全面融合；数据录入过程中存在人为错误，导致数据准确性下降。二是隐私与安全风险突出，电力营销数据包含客户个人信息、用电行为等敏感数据，数据采集与存储过程中若存在安全漏洞，易引发数据泄露；部分外部数据合作机构的安全防护能力不足，增加了数据安全风险。三是模型适应性不足，电力市场环境不断变化，如新能源并网、电价改革等会导致客户用电行为改变，现有模型若未及时更新，会出现评估偏差；不同区域客户的用电特征差异较大，统一模型难以适配区域个性化需求。

（二）优化策略

针对上述问题，从数据治理、安全防护、模型迭代三个层面提出优化策略。在数据治理方面，一是推进计量设备智能化升级，加快传统电表更换为智能电表的进度，实现所有客户用电数据的实时采集；建立跨部门数据共享机制，加强与征信、工商、司法等部门的合作，签订数据共享协议，明确数据共享范围与权责。二是建立数据质量管控体系，设立数据质量考核指标，如数据完整率、准确率、实时率，将考核责任落实到具体部门；采用自动化数据清洗工具，结合人工复核，提升数据处理效率与质量。在隐私与安全防护方面，一是构建全流程安全防护体系，数据采集阶段采用加密传输技术，如 SSL 加密；在数据存储阶段采用分区存储、数据脱敏技术，对客户身份证号、联系方式等敏感信息进行脱敏处理，仅保留评估所需的特征数据；数据使用阶段建立权限管理机制，根据岗位需求分配数据访问权限，防止数据滥用。二是加强合作机构安全审核，对外部数据合作机构的安全防护能力进行评估，签订安全协议，明确数据安全责任，定期开展安全审计。在模型迭代方面，一是建立模型动态更新机制，定期收集市场环境变化数据，如电价调整、新能源政策等，分析其对客户用电行为的影响，每季度对模型进行一次参数优化，每年进行一次模型重构；二是构建区域个性化模型，根据不同区域的经济水平、客户结构特征，在统一模型框架下调整特征权重，如工业发达区域增加用电负荷波动特征的权重，商业集中区域增加缴费频率特征的权重，提升模型的区域适配性。

四、结论

电力营销大数据为客户信用风险评估提供了新的技术路径，其海量性、实时性、多样性特征突破了传统评估方法的局限，通过数据采集与预处理、模型构建、风险管控等环节的协同运作，可实现信用风险的精准评估与动态管控。本文研究表明，构建多维度数据资源池是基础，数据预处理是保障，适配的评估模型是核心，差异化管控策略是关键。当前应用中存在的数据质量、隐私安全、模型适应性问题，需通过完善数据治理、加强安全防护、建立模型迭代机制等措施解决。

参考文献

[1] 霍爽, 王鹏. 大数据时代电力营销信息化建设研究 [J]. 产业科技创新, 2023, 5(04): 34-36.
[2] 李洋, 佟孟华, 褚翠翠. 供应链视角下金融错配的风险溢出效应 [J]. 中南财经政法大学学报, 2025, (04): 68-80.
[3] 苏瑞. 剖析商业银行集团客户信用风险成因, 解锁管理优化方略 [J]. 现代商业银行, 2025, (13): 50-52.
[4] 王亚楠. 建筑企业供应链金融风险管理要点及其策略探讨 [J]. 企业改革与管理, 2025, (12): 106-108.
[5] 邓鸿志, 邓鸿丽, 任文. DeepSeek 赋能商业银行的逻辑机理、技术路线与应用场景研究 [J]. 经济研究参考, 2025, (05): 79-94.