

基于大数据挖掘的电力企业营销管理优化研究

武玉航

华电郑州机械设计研究院有限公司

DOI: 10.32629/jpm.v7i4.8841

[摘要] 对供电企业来说，市场营销水平的高低，对供电企业的销售收入、资源配置效率和用户满意度都有重要影响。传统的电力市场销售模型基于经验和单纯的数据分析，且多局限于居民、工业和商业等粗粒化类别，很难准确把握电力消费的时间性和季节变化。电力市场的电力市场容量预报主要依靠电力系统的历史记录和人为的经验来进行，对于外界影响如温度变化、节假日干扰和行业政策变化的反应能力十分有限。目前的销售业务仍以被动接受为主，客户的投诉、咨询和投诉等需要在流通过程中耗费大量的时间，且其回复时间与顾客期望不一致。大数据分析为解决以上问题开辟了新途径。通过对大规模电力消费数据的清洗、集成和深度解析，提炼出电力消费模式、异常特征和需求变化，实现电力市场的精细化经营，实现电力市场的精细化管理。

[关键词] 大数据挖掘；电力企业；营销管理

Research on Optimizing Marketing Management in Power Enterprises Based on Big Data Mining

Wu Yuhang

Huadian Zhengzhou Mechanical Design and Research Institute Co., Ltd.

[Abstract] For power supply enterprises, the level of marketing effectiveness significantly impacts sales revenue, resource allocation efficiency, and customer satisfaction. Traditional power market sales models rely primarily on empirical experience and basic data analysis, often limited to coarse categorizations such as residential, industrial, and commercial users, making it difficult to accurately capture temporal and seasonal variations in electricity consumption. Power market capacity forecasting predominantly depends on historical system records and human expertise, exhibiting limited responsiveness to external factors like temperature fluctuations, holiday disruptions, and regulatory changes. Current sales operations remain largely reactive, with customer complaints, inquiries, and feedback processes consuming substantial time and failing to meet customer expectations. Big data analytics offers a novel solution to these challenges. Through cleaning, integration, and in-depth analysis of large-scale electricity consumption data, this approach identifies consumption patterns, abnormal characteristics, and demand trends, enabling refined operational strategies and enhanced market management in the power sector.

[Key words] Big Data Mining; Power Enterprises; Marketing Management

以大数据为基础，通过对客户端大量用电数据的分析，将其转换成能够引导市场行为的有效信息，从而实现对市场的合理配置。从日负荷曲线、月用电量和电力因素等角度，辨识各客户群的电力消费偏好和峰谷反应能力，指导差别定价机制和电力市场的供需匹配。在负荷预报层次，将气象、数据、数据等多源数据进行融合，利用时序数据和机器学习等多种数据融

合，提高中、短期负荷预报的可靠性和自适应能力。在市场服务层次上，通过对维修信息和异常信息进行关联规律的分析，可以提前发现隐患，并进行业务任务的智能化分发，减少顾客等候的时间。以上三个层次的研究，将实现用户身份精确化、预测科学化和服务主动化三个最优目标。对大数据应用于市场营销的途径和机理进行深入研究，是促进我国电网企业实现由

传统营销模式到智能市场模式转变的基础工作。

一、基于大数据挖掘的电力企业营销管理存在的问题

(一) 用户用电行为特征刻画粗放

长期以来，用户用电行为特征的刻画主要依赖月度电费账单和年度用电量汇总，存在数据收集频次低、维度单一等问题。营销系统中所存储的用户数据是以户号作为索引，其中包括用电等级、合约容量和计量点位置等静态属性字段，但并没有完全保存用户每天每个小时的电力负荷曲线，只保留每月最大用电量和总用电量两个汇总指标。以某省级电力企业为例，在其营销业务应用系统中，有 70%左右的居民用户只有月读一次表，整个抄表周期内的负荷波动信息全部丢失。商业和商业用户虽然都安装负荷管理终端，但是在传输到营销系统之后，终端收集到的 15 分钟间隔负荷数据只被用来进行电费核算和用电考核，并没有和用户的行业代码、生产班次和节假日信息相关联。客户服务热线所受理的故障报修和用电咨询记录都是以非结构化文本的形式存储在各自的知识库中，没有与用户用电数据进行时空匹配，也不能有效识别特定时段内特定用户群的重复维修规律^[1]。

(二) 负荷预测精度受多因素制约

负荷预测精度不高，直接表现为第二天负荷曲线和第二天实际负荷的偏差呈现周期性波动特性，极端天气条件下该偏差幅度明显增大。目前，广泛使用的时间序列预测方法是将历史负荷数据作为唯一的输入，将气象因子作为外生变量，通过固定系数进行折算，叠加到预测结果中。以夏季午间高峰时段为研究对象，在实际温度升高到设定温度阈值后，空调负荷增长率与温度上升率呈跳跃关系，而固定系数模型不

能反映这种非线性变化。我国法定节假日和调休假期负荷预测存在较大偏差，预测模型以节假日为虚拟变量，但同一节日不同年的负荷形态差异显著——春节期间跨年和跨年的负荷分布受外来人口回流比例的影响，呈现出不同的峰谷形态。大型活动和突发事件对交通负荷影响的定量评估方法尚不完善，在体育赛事或临时交通管制下，周边商业综合体营业时间调整和公交运力变动共同作用在负荷曲线上，多因素耦合作用不能用单一历史对照日推演。分布式光伏和充电桩的大规模接入进一步加剧分布式光伏发电预测的难度，目前市场上登记的光伏装机仅为额定容量，实际出力受云层遮挡和积灰量的影响呈现分钟级的波动^[2]。

(三) 营销服务响应滞后于客户需求

服务响应延迟主要体现在三个层次：服务接收时间、工作单发放路径和服务资源调度。虽然已经开通线上办电渠道，但是业扩报装申请的受理过程中，仍然需要进行人工预审。用户上传的申请材料需要进行清晰度检查、文件格式转换和内容完整性检查，才能进行下一步操作，每一项检查都需要人工参与。从用户打电话到抢修人员离开的这段时间里，有很大一部分是用来核实信息的。客服人员需要对用户的户号、用电地址和故障现象进行详细地询问，并且把用户的语音描述转换成标准化的工作任务，当用户描述不清楚或者地址表达不清楚时，这个过程就会增加重复确认的次数。应急资源调度依赖于调度人员对故障区域、应急修修组当前位置和待办工队列进行综合判断，采用纸质派工单或即时通信方式将调度方案发送到班组，当班组到达现场后，故障诊断结果和处理进度需要电话回发，造成信息闭环延迟导致相邻故障点重复派工。



图1 电力企业用户画像模型的高清图

二、基于大数据挖掘的电力企业营销管理优化策略

(一) 构建多维用户行为精准画像模型

构建多维用户行为精准画像模型，实现用电用户从粗放式分类到个性化的、可操作的标签表达。数据获取、特征抽取和标记映射。第一步，将数据接入用电信息采集系统、营销服务

系统和外部气象数据平台，以每小时一次为周期进行采集，覆盖用户每天负荷曲线、每月缴费记录、维修工作类型和与温度相关的用电量等字段。将访问数据存储到数据仓库中，并根据用户 ID 将其聚合，生成用户的时间序列行为记录。利用聚类算法划分用户日用电曲线，识别三个典型时段：早高峰、午间

平段和晚高峰。计算了各时段用户的负荷率、峰谷差和负荷波动系数；通过对比峰谷分时电价实施前、后用户用电高峰时段用电负荷变化的大小，计算出用户对电价变化的敏感程度。将抽取到的特征映射到预先设定的标注系统中。标签是用户类别，根据用电性质可分为居民用电、商用、工业和农业；用电行为特性，主要表现为高峰时段用电占比高，低谷时段用电占比高，负荷波动大；类别为服务需求倾向性，包括计费警告敏感性、停电警告敏感性、节能咨询敏感性等。每个用户的标签都是按月自动生成和定期更新的。标注结果采用二八原则进行验证，也就是随机抽取 20% 的用户对标注结果进行人工复核，以验证标签是否符合实际情况。画像模型输出结果以雷达图的形式呈现在营销人员工作台上，实现单用户画像生成时间不超过一秒（如图 1 所示），为实时查询和分析决策提供支持^[9]。

(二) 融合多源数据的动态负荷预测方法

在多源数据融合的动态负荷预测方法中，采用时间序列分解和机器学习相结合的方法进行研究。该模型由三个层次组

表 1 动态负荷预测模型关键参数

模型层级	数据来源	关键参数设置
数据输入层	历史负荷/气象/日期	采集点：15 分钟/次，回溯周期：90 天
特征融合层	经验模态分解/滑动窗口	趋势、周期、随机分量；24h 温度梯度
预测输出层	长短期记忆网络	次日 15 分钟负荷值，早停法防过拟合

(三) 部署客户需求感知与智能响应系统

围绕客户需求的实时获取、自动分类和智能工单分发三个环节展开。系统结构采用了事件驱动模型，将用户的交互行为作为触发源；客户需求捕捉渠道包括三个入口：客服热线呼叫记录，线上商店聊天记录和商店现场评价终端。语音识别模块可以将电话录音实时转换成文字，并通过专门的词典训练保证了识别的准确性。线上营业厅的聊天记录直接抽取文字资料，营业厅评估终端机收集客户所选的满意选项和手写备注。利用文本分类模型对诉求内容进行分类。对用户的需求进行分类，并对用户的需求进行分类，将用户的需求划分为电费咨询、故障诊断、业务处理、投诉建议五大类。将文本输入到人工检查队列中，并将其输入到人工检查队列中，并对结果进行附加置信度分值的计算。分类完成之后，按照优先级对需求工作单进行排序。优先级是根据诉求的类型和客户的历史互动记录来确定的，其中，故障类的优先级是最高的，电费咨询中月用电超过设定阈值的客户的优先级是第二高的。工作单分配模块根据工作优先级的结果和维修人员的当前工作负荷进行智能分配。在发放时，查询维修人员的实时任务数、平均完成任务时间以及距离顾客地址的距离，并对匹配度进行计算，并将其分配给得分最高的人。通过移动端推送的方式将派发结果发送给执行人员，并将接收确认的信息反馈给客户，其中包括接收号

成：数据输入层、特征融合层和预测输出层。数据输入层对三种数据源的访问：历史负荷数据以 15 分钟为一个采集点进行访问，回溯周期以 90 天为单位设置；气象资料进入未来三天逐时天气预报，包括干球温度、相对湿度和降水概率；数据中的数据包括预报日的周类、节假日的识别和季节性的分段。特征融合层在对齐的基础上，对三类数据进行特征工程。采用经验模式分解方法，提取了历史负荷的趋势成分、周期成分和随机噪声成分。根据气象资料，利用滑动窗统计法，求出近 24 小时的平均气温和气温梯度。将日期属性转换成虚拟变量。特征融合层对特征向量进行拼接，得到一个固定长度的输入序列；预测输出层以长短期记忆网络为基本模型，由输入层、两层隐藏层和输出层组成。在训练过程中，为避免过度拟合，在训练过程中，采用提前停止的方法。模式输出结果包括第二天 15 分钟负荷和最大负荷时段。采用滚动更新机制对预测结果进行校正，在每次预测日结束时，利用当日的实际负荷数据对模型进行增量训练，并对网络权值进行更新（如表 1 所示）。

和预计的响应时间。系统的运行状态由管理看板实时显示，每隔 30 秒就会设置一次看板的刷新周期，其中包含各个渠道的诉求接入数量、分类分布、处理时长分位数以及待办工单的积压数量，方便运营管理者对资源进行动态配置^[4]。

三、结束语

综上所述，通过对大数据的分析，把客户端的数据资源转换成一种实际的驱动力量，引导企业进行市场营销，从而使企业的销售方式由“接受”转向“主动”。深入研究多源异质数据的实时融合机制，增强对用户行为的动态变化，以及对数据的隐私性和可理解性等方面的研究，使得大数据挖掘在满足客户利益和商业合规需求的前提下，为我国电网企业的市场竞争提供支持。

[参考文献]

[1]朱娟,于劲松,王从举.基于大数据技术的电力营销计量系统优化分析[J].华东科技,2025,(12):129-131.
 [2]郑海男.电力营销计量与营销采集系统在用电管理中的应用[J].大众投资指南,2025,(34):154-156.
 [3]高营营.基于电力营销大数据的智能化管控应用[J].科技与创新,2025,(22):172-174+178.
 [4]张迎涛,夏振岭.电力营销业务中营销稽查监控技术的实践探索[J].数字技术与应用,2025,43(11):232-234.