

# 基于机器学习的计量设备维护预测模型研究与应用

谌 晨

(国网重庆营销服务中心(计量中心), 重庆 401100)

**摘要** 本文针对计量设备管理预测这一关键问题, 提出了一种基于机器学习的预测模型。该模型利用历史维护数据、设备运行状态数据以及环境因素数据, 通过特征工程和多种机器学习算法的比较, 构建了一个能够准确预测计量设备维护需求的模型。研究表明: 该模型在预测准确性、时效性和可解释性方面均优于传统方法。本文还探讨了该模型在某国网营销服务中心仓储物流管理中的具体应用, 实现了计量设备维护的智能化和精准化, 有效提升了设备管理效率和服务质量。

**关键词** 机器学习; 计量设备; 维护预测; 仓储物流; 电力营销

**中图分类号**: TP18

**文献标志码**: A

**文章编号**: 2097-3365(2024)09-0121-03

随着智能电网建设的推进, 电力计量设备的数量不断增加, 给仓储物流管理带来了新的挑战。传统的设备管理和库存控制方法已难以满足日益复杂的需求。本文探索利用机器学习技术构建计量设备管理预测模型, 应用于某国网营销服务中心仓储物流管理实践。本研究聚焦于计量设备的仓储管理和物流优化, 涵盖了库房储存的计量设备以及与现场设备相关的物流配送过程。研究旨在提高仓储管理精准性和效率, 优化库存水平, 提升物流配送效率, 为电力营销服务质量提升提供支持。

## 1 研究背景与意义

智能电网发展使电力计量设备日益复杂, 传统维护方式效率低下。本研究聚焦机器学习在计量设备管理预测中的应用, 旨在提高维护精准性、降低成本、延长设备寿命。研究成果将为某国网营销服务中心的计量设备仓储物流管理提供智能化解决方案, 推动电力营销服务质量提升。

## 2 计量设备维护预测模型的设计与实现

### 2.1 数据收集与预处理

本研究收集了 2019—2023 年某国网营销服务中心的计量设备仓储数据, 包括设备型号、入库日期、库存时长等。收集的数据主要涉及库房储存的计量设备信息。对于库房设备, 记录了存储环境参数和库存状态数据。环境因素数据包括温度、湿度、粉尘浓度等, 来自库房传感器网络, 采样频率为每小时一次。库存

状态数据包括库存数量、周转率、库龄等。数据预处理步骤包括: 缺失值处理采用时间序列插值法填充; 异常值检测基于四分位距法; 数据标准化采用标准分数法; 时间窗口划分选择 30 天、60 天、90 天三种滑动窗口<sup>[1]</sup>。

### 2.2 特征工程

特征工程方面, 特征选择采用基于极限梯度提升树的重要性排序方法, 从初始的 154 个特征中筛选出前 30 个作为核心特征。主要包括: 时间特征(库存时长、季节性指标)、库存特征(周转率、库存水平)和环境特征(温度湿度复合指数、粉尘累积量)。特征提取方面, 针对时间序列数据, 使用小波变换提取频域特征; 对库存参数应用主成分分析降维; 环境因素通过自编码器实现非线性特征提取。最终构建了一个 78 维的特征向量, 捕捉了仓储管理过程的多个方面。

### 2.3 模型选择与优化

模型选择与优化方面, 本研究比较了随机森林、梯度提升决策树、极限梯度提升树和轻量级梯度提升机等机器学习算法。通过 5 折交叉验证, 极限梯度提升树表现最优, 在测试集上达到 87.6% 的准确率。采用贝叶斯优化对模型超参数进行调优, 并使用堆叠集成学习将多个模型组合, 进一步将准确率提升至 89.3%。模型训练使用分布式计算框架, 显著提高了处理效率。预测目标设定为优化仓储管理需求, 包括库存水平预测、周转率优化和库存预警等。

### 3 模型性能评估与分析

#### 3.1 评估指标的选择

本研究采用多维度指标评估模型性能，聚焦于仓储管理效率。关键指标包括库存周转率预测准确度（91.5%）、库存水平优化效果（平均降低18%，同时保证95%服务水平）、缺货率（从2.5%降至0.8%）、仓储成本节省（年度降低15.3%）和预测提前期（提前7—14天预测库存变动趋势，准确率88.7%）。这些指标全面反映了模型在优化仓储管理效率方面的表现，涵盖了预测准确性、库存优化、成本控制和服务水平等关键方面。通过这些指标，我们可以客观评估模型对仓储管理流程的改善程度，为后续优化提供明确方向。

#### 3.2 模型预测准确性分析

模型预测准确性分析显示，在不同类型设备和时间尺度上表现各异。高价值设备库存需求预测准确率最高，达95.2%；中低价值设备分别为87.6%和91.3%。短期预测（30天内）准确率为93.7%，中期（60天）为90.1%，长期（90天）为86.5%。误差分析发现预测偏差主要出现在季节性需求波动较大的时期。通过增加历史季节性数据权重，准确率提升1.2%。受试者工作特征曲线分析确定最佳决策阈值为0.65。敏感性分析表明，历史库存水平和需求预测对结果影响最大，为模型优化指明了方向<sup>[2]</sup>。这些发现有助于理解模型性能边界，指导实际应用中的决策制定。

#### 3.3 模型可解释性分析

模型可解释性分析采用沙普利加性解释值方法，揭示了决策过程中各因素的重要性。结果显示，历史库存周转率贡献度最高（解释值0.42），其次是市场需求预测（0.35）和季节性因素（0.28）。特征重要性排序为：历史库存周转率、需求预测、季节性因素、供应商交货周期。部分依赖图分析表明，当历史库存周转率超过3次/月时建议增加库存；需求预测增长超过10%时，需调整库存水平。这些发现与实际仓储管理经验高度吻合，提高了模型的可信度和实用性。通过深入理解模型的决策依据，管理者可以更好地将模型预测与实际业务策略相结合，实现数据驱动的精细化仓储管理。

#### 3.4 与传统方法的对比

将机器学习模型与定期补货法和基于经验的库存管理方法进行对比，结果显示机器学习模型在各项指标上均表现优异。库存周转率提高23.5%（相比之下，定期补货法8.7%，经验管理法12.3%）；库存准确率达97.8%（定期补货法85.6%，经验管理法89.4%）；仓储

成本节省15.3%（定期补货法5.8%，经验管理法7.9%）；服务水平维持在98.5%（其他两种方法分别为94.2%和95.7%）。时间序列分析进一步证实，机器学习模型在需求波动较大的期间仍能保持稳定性能，而传统方法表现明显下降<sup>[3]</sup>。这一对比凸显了机器学习模型在复杂、动态的仓储环境中的优势，为企业采用智能化管理方法提供了有力支持。

### 4 模型在仓储物流管理中的应用

#### 4.1 基于预测结果的仓储管理优化

基于模型预测结果，我们设计了动态仓储管理优化算法。该算法采用多目标优化方法，通过遗传算法求解，优化库存成本、周转率和服务水平。实际应用将年度平均库存降低22%，预测准确率每提高1%可额外降低1.5%的库存成本。我们还开发了可视化工具，帮助管理人员理解和调整库存策略，实现精细化管理，提高库存效率和客户满意度。

#### 4.2 智能仓储管理系统的设计与实现

基于预测模型，我们设计了智能仓储管理系统，采用微服务架构，包含数据采集、预测分析、库存优化和作业调度四个模块。系统利用物联网技术监控库存，集成预测模型每日更新结果，使用动态规划优化库存，采用改进蚁群算法分配任务。上线后，库存周转率提升31%至4.2次/年，准确率达99.5%，人力效率提升38%<sup>[4]</sup>。系统具备自适应学习能力，持续优化参数，确保长期性能稳定，显著提高了仓储管理效率和准确性。

#### 4.3 预测模型与物流配送优化的结合

我们将库存需求预测模型与物流配送优化算法深度集成，构建动态需求预测模型，设计混合整数规划模型，同时优化车辆路径和库存分配，目标最小化运输、库存和服务延迟成本，约束包括车辆容量、时间窗口和库存平衡等。采用列生成的分支定价算法求解。实际应用中，配送车辆利用率提高23%，配送及时率从90%提高到98%，库存周转天数从19天降至14天。预测准确率提升对配送效率改善呈现边际递减趋势，为资源分配提供参考。

### 5 应用效果评估

#### 5.1 维护效率提升分析

预测性仓储管理模型显著提升了管理效率。平均订单处理时间缩短66.7%，库存准确率提高到99%。仓储人员效率提升35%。表1总结了主要改进指标。时间序列分析显示订单处理时间分布更集中，标准差减少

57%，表明管理过程更可控稳定。这些改进直接反映了模型在提高效率方面的显著作用。

表 1 预测性仓储管理模型应用前后效率对比

指标	应用前	应用后	改善幅度
平均订单处理时间(小时)	24	8	66.7%
库存准确率	92%	99%	7.6%
订单满足率	95%	99.5%	4.7%
人均日处理订单数(个)	50	67.5	35%

通过对 10 000 个订单案例的时间序列分析，我们发现在模型应用后，订单处理时间分布更加集中，标准差从 4.2 小时减少到 1.8 小时，表明仓储管理过程更加可控和稳定。这些改进直接反映了预测性仓储管理模型在提高管理效率方面的显著作用，为企业运营效率的提升提供了有力支持。

## 5.2 成本节约效果分析

模型应用带来显著成本节约，年度仓储和物流总成本降低 21.3%。表 2 详细展示各项成本节约情况。每种 SKU 年度管理成本降低 18.5%，仓储人力成本效率提升 23%。敏感性分析表明预测准确率每提高 1%，成本可额外降低 0.9%~1.3%。这种成本节约效果体现了模型应用在优化内部资源配置和提高运营效率方面的重要价值。

表 2 预测性仓储管理模型应用前后成本节约效果对比

成本项目	应用前 (万元)	应用后 (万元)	节约比例
仓储和物流总成本	1 500	1 180.5	21.3%
库存持有成本	600	438	27.0%
配送运输成本	450	360	20.0%
人力资源成本	300	255	15.0%
库存缺失成本	150	127.5	15.0%

通过对 1 000 种 SKU 的分析，每种 SKU 年度管理成本降低 18.5%，从 15 万元降至 12.23 万元。仓储人力成本效率提升 23%，每百万元支出可处理订单量增加 23%。预测准确率每提高 1%，成本可降低 0.9%~1.3%。这些数据证明模型在成本控制和运营效率提升方面成效显著，创造了可观经济价值。

## 5.3 库存周转率和准确度分析

模型应用显著提高了库存周转率和准确度。表 3 显示关键指标的改善。库存周转率分布更集中，变异系数降低 28.9%。高周转 SKU 的平均库存水平降低 25%，同时保持服务水平<sup>[5]</sup>。敏感性分析显示预测准确率每

提升 1%，库存准确度平均提高 0.8%~1.1%。这些改进优化了库存结构，提高资金使用效率。

表 3 预测性仓储管理模型应用前后库存指标对比

库存指标	应用前	应用后	改善幅度
库存周转率(次/年)	4.5	6.3	40.0%
库存准确度	92.5%	99.2%	7.2%
平均库存天数(天)	81	58	28.4%
缺货率	5.2%	1.8%	65.4%

通过对 10 000 个 SKU 的分析显示库存周转率分布更集中，变异系数从 0.45 降至 0.32，表明管理更均衡。1 000 种高周转 SKU 的对比试验中，实验组平均库存水平降低 25%，维持相同服务水平。预测准确率每提升 1%，库存准确度平均提高 0.8%~1.1%<sup>[6]</sup>。这些数据证明模型显著提高了库存周转率和准确度，优化了库存结构，提高了资金使用效率(降低)，改善了企业整体运营效率和财务表现。

## 6 结束语

本研究通过构建基于机器学习的计量设备仓储管理预测模型，显著提升了库存管理效率和物流优化水平。在某国网营销服务中心仓储物流管理的实际应用中，该模型实现了库存周转率提升 40%，仓储和物流成本降低 21.3%。研究不仅开发了适用于计量设备特性的智能仓储系统，还证明了机器学习模型在复杂动态环境下的优势。未来，我们将进一步优化模型性能，探索与大数据、物联网等技术的结合，扩大应用范围至更广泛的供应链管理领域，为电力行业乃至其他领域的智能化转型提供宝贵参考。

## 参考文献:

- [1] 刘岩, 巨汉基, 丁恒春, 等. 基于机器学习决策树的计量设备异常分析[J]. 自动化与仪器仪表, 2018(05):171-174.
- [2] 保扬. 基于大数据分析的电力营销业扩预测模型研究[J]. 电气技术与经济, 2023(08):221-223.
- [3] 张辉. 基于机器学习开展电力营销稽查的研究[J]. 大众用电, 2021,36(10):18-19.
- [4] 邵舒羽, 吴锦涛, 张朋, 等. 人机交互下智能仓储物流拣选操作者脑力疲劳[J]. 科学技术与工程, 2023,23(19):8279-8287.
- [5] 樊梦成. 仓储物流自动分拣系统数字孪生研究[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2023.
- [6] 李媚媚. 基于物联网技术的电力仓储物流管理方法研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2023,35(20):60-62.