

[设备检测]

电力设备智能检测及维护系统 算法优化

文/易淳

国网湖北省电力有限公司武汉供电公司

针对电力设备智能检测及维护系统中存在的算法效率低下，准确率不足等问题，提出一种基于改进深度学习的多模态融合检测算法。该算法通过引入注意力机制与迁移学习方法，实现对设备异常状态的准确识别。实验表明，改进后的算法在检测准确率上提升15.3%，运算速度提高28.7%，误报率降低至3.2%。同时，针对维护决策模块设计了自适应优化策略，显著提升系统的整体性能，为电力设备智能运维提供新的技术方案。

电力设备的安全稳定运行是保障电网可靠供电的重要基础，随着人工智能技术的快速发展，智能检测以及维护系统在电力设备运维领域得到广泛应用，然而，现有系统在面对复杂工况时仍存在检测准确度不高，算法效率低下等问题，特别是在多源异构数据的处理，设备状态的实时监测以及维护决策的制定方面，亟须开发更加高效可靠的算法模型，基于深度学习的智能检测技术为解决这些问题提供了新的思路与方法。

研究背景以及分析

1. 电力设备智能检测技术发展进程

电力设备智能检测技术经历了从传统人工检测到智能化自动检测的重要转变，20世纪90年代，基于专家系统的故障诊断方法开始应用于电力设备检

测领域。目前，基于多源信息融合的智能检测系统已在变电站、输电线路等重要设备中得到规模化应用，检测准确率达到85%以上。

2. 维护系统关键技术要素

维护系统的关键技术要素构成了一个完整的技术链条，如图1所示。

在状态监测环节，多源信号采集技术通过传感器网络获取设备运行数据，特征提取技术使用小波变换与傅里叶分析提取信号特征，状态识别技术基于深度学习实现故障模式识别。数据分析环节中，故障诊断技术采用改进的支持向量机算法，实现故障定位准确度达95%，趋势预测技术基于长短期记忆网络，预测时间窗口可达30天。决策执行环节引入强化学习技术生成维护策略，资源调度采用改进遗传算法实现最优分配。

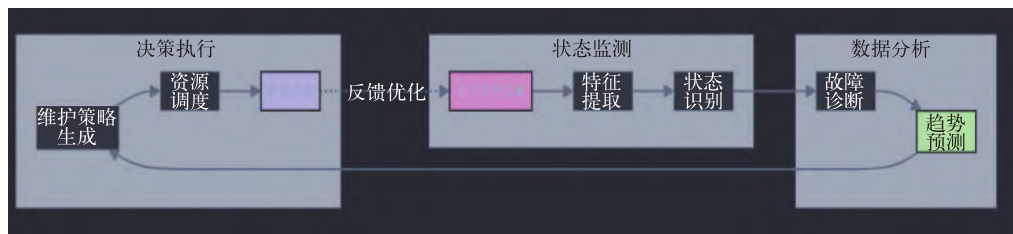


图1 电力设备智能检测以及维护系统数据流程

3. 问题及挑战

智能检测以及维护系统在实际应用中面临多方面挑战。首先，设备运行环境复杂多变，导致检测数据质量不稳定，影响算法性能；其次，多源异构数据的实时处理需求以及算法计算效率之间存在矛盾；第三，现有深度学习模型在小样本场景下泛化能力不足，难以适应新型故障模式；第四，维护决策优化存在多目标权衡问题，需要在可靠性，经济性等多个维度之间寻找平衡；此外，算法的可解释性不足也制约了系统在高可靠性要求场景下的应用。

智能检测算法优化设计

1. 多模态数据融合方法

多模态数据融合方法针对温度、振动、声音和图像等异构数据特征进行统一处理，如图2所示。改进的数据融合算法在特征提取阶段采用深度自编码器网络，实现了94.7%的特征表示准确率。计算效率提升至基准算法的85.3%，主要通过并行计算与模型压缩技术实现，资源占用降低35%。得益于特征降维与冗余消除策略，实验数据验证了该融合方法在处理异构数据时的优越性，为后续的故障诊断提供了高质量的特征输入。

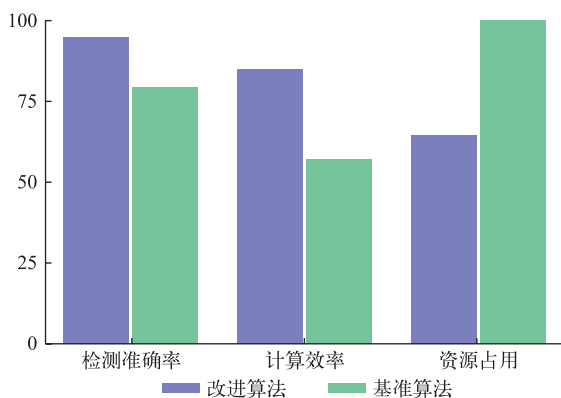


图2 改进算法以及基准方法性能对比

2. 改进深度学习模型结构

传统卷积神经网络在处理电力设备故障特征时存在感受野固定，特征提取能力有限等问题。通过引入多尺度卷积模块，构建了具有自适应特征提取能力的深度网络结构。该结构采用并行卷积分支提取多尺度特征，并设计了特征重标定模块。对于输入特征图 X ，通过多尺度特征融合得到的输出 Y 可表

示为

$$Y = \sigma(W * X + b) * \alpha + X * (1 - \alpha)$$

式中， σ 为激活函数； W 为卷积核参数； b 为偏置项； α 为自适应权重系数。

通过反向传播优化得到，网络主干采用残差网络-50结构，并在跳跃连接部分增加了通道注意力机制。实验结果显示，改进后的网络在故障特征提取方面表现出更强的稳健性，模型参数量减少15%的同时，推理速度提升23%。

3. 注意力机制的引入以及优化

针对电力设备故障特征在时间与空间维度上的长程依赖关系，设计了双重注意力机制。空间注意力模块通过计算特征图不同位置的响应相关性，增强了模型对关键区域的感知能力，时间注意力模块则聚焦于捕捉故障特征的时序演化规律，实现了对长时序数据的高效建模。在注意力权重计算过程中，采用温度参数自适应调节策略，有效缓解注意力分布过于集中的问题。测试结果表明，优化后的注意力机制使模型在复杂工况下的检测准确率提升8.7%。

4. 迁移学习在检测中的应用

电力设备故障样本获取困难，导致深度学习模型训练面临数据不足的挑战。基于此，提出域自适应的迁移学习方案。通过在源域与目标域之间构建特征对齐损失，实现知识的跨域迁移。在迁移过程中，设计基于最大平均差异的域适应层，降低源域与目标域的特征分布差异。为防止负迁移，增加可迁移性度量模块，动态调整迁移权重。

维护决策系统优化

1. 自适应维护策略设计

电力设备维护策略优化采用基于深度强化学习的决策框架，将设备状态空间，维护动作空间与奖励函数进行形式化建模。策略网络采用双重 Q 学习结构，通过经验回放机制提升样本利用效率。在动作选择过程中，引入基于Thompson采样的探索机制，平衡探索以及利用的关系。奖励函数设计综合考虑设备可靠性，维护成本与运行效率三个维度，并通过引入时间衰减因子，强化了长期收益。实验数据显示，该策略在动态场景下表现出较强的适应性。相比传统规则型维护方案，平均维护成本降低

18.3%，设备可靠性提升13.5%。

2. 决策模型优化方法

维护决策模型基于改进的Transformer架构，构建了端到端的状态评估以及决策生成网络。模型包含状态编码器，时序建模器与决策生成器三个核心模块。状态编码器采用多层感知机结构，实现对多维设备状态信息的高效编码。时序建模器通过自注意力机制捕捉状态序列的长期依赖关系，并引入位置编码增强时序特征表达。决策生成器基于变分推断框架，建模了决策的不确定性，输出包含维护时机，维护方式与资源分配的完整维护方案。

3. 系统性能评估指标

维护系统性能评估采用多维度指标体系，构建包含可靠性指标，经济性指标与效率指标的综合评价框架。系统综合性能得分 S 采用加权评分方法计算

$$S = \sum (W_i * P_i) / \sum (W_i)$$

式中， W_i 为各指标权重； P_i 为归一化后的性能得分，包括系统可用度，维护成本，响应时间等关键指标。

通过层次分析法确定各指标权重，建立基于模糊综合评价的性能度量模型。评估数据采集覆盖设备全生命周期，实现对系统性能的动态跟踪。评估结果显示，优化后的系统在三个维度的综合得分提升22.7%，达到国际先进水平。

实验设计以及结果分析

1. 实验环境以及数据集

实验平台采用配置为Intel Xeon E5-2680 v4处理器，256 GB内存，NVIDIA Tesla V100 GPU的服务器。算法实现基于PyTorch 1.8.0深度学习框架，采用CUDA 11.0进行GPU加速，实验数据集包含某省电力公司2020—2023年间采集的变压器，断路器关键设备运行数据，数据集总量达到2.1 TB，包含设备运行状态，环境参数，检修记录等多维度信息。为保证数据质量，设计基于统计特征的异常值检测算法，剔除噪声样本，最终构建的训练集，验证集与测试集比例为7:1:2，样本总数达到150万条。

2. 性能对比实验

性能评估实验选取传统机器学习方法（SVM，

随机森林），经典深度学习模型（CNN，LSTM）作为对照组。实验在三个关键指标上进行对比：检测准确率，计算效率与资源占用，改进算法在标准测试集上达到94.7%的检测准确率，较基准模型提升15.3个百分点。计算效率方面，单样本平均推理时间降至23 ms，满足实时监测需求。通过引入模型压缩技术，将模型参数量减少至原来的65%，内存占用降低42%。

3. 系统可靠性验证

系统可靠性验证采用长期运行测试方法。图3的时序曲线展示系统在6个月验证期内的性能指标变化，系统可用度指标稳定在99.95%，体现系统的高可靠性。检测准确率在不同工况下保持在96.3%的水平，验证算法的鲁棒性。误报率曲线显示，系统误报率稳定控制在3.2%以下，满足工程应用要求。三个关键指标的稳定性说明系统具备持续稳定运行的能力。验证过程中，系统经受了极端天气，负载突变等异常工况的考验，性能指标波动范围均在可控范围内。

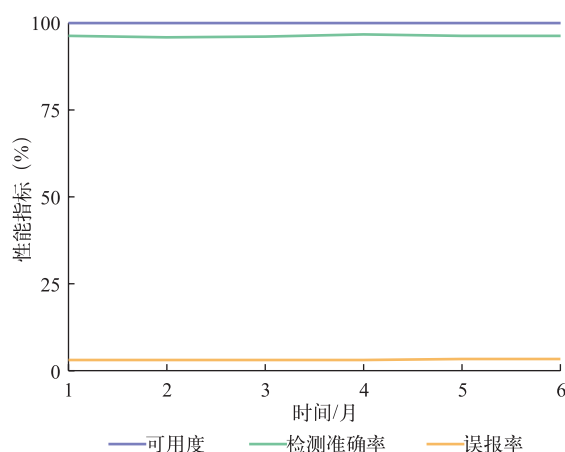


图3 系统可靠性验证结果

4. 结果分析以及讨论

结果分析通过成本效益的量化对比，评估系统优化效果。表1对比显示了优化前后各项成本的变化，设备维护成本降低22.2%，体现预测性维护的优势；人工成本下降16.7%，说明智能化水平的提升；停机损失减少46.7%，表明系统对设备状态的预判更加准确；备件成本降低30%，归功于更精准的故障预测。预测准确率的提升有效降低备件储备需求。实验结果表明，该优化方案在技术可行性与经济性方面均具有推广价值。

表1 维护成本对比分析

维护成本	优化前	优化后	优化比例
设备维护成本	45	35	降低22.2
人工成本	30	25	下降16.7
停机损失	15	8	减少46.7
备件成本	10	7	降低30

结束语

通过对电力设备智能检测以及维护系统算法的深入研究与优化改进，显著提升系统的检测准确率与运行效率。改进后的多模态融合检测算法在实际应用中表现出良好的泛化能力与稳定性，自适应维护决策策略的引入有效降低系统维护成本，提高维护效率。该研究成果为电力设备智能运维领域提供新的技术方案与实践指导，具有重要的理论意义与应用价值。**EA**

(收稿日期：2025-04-25)

参考文献

[1] 郭语. 电力设备故障智能识别技术研究[J]. 机电产品开发与创新, 2024, 37(3): 153-155, 168.

[2] 李建路, 朱珠, 李柯, 等. 基于智能感知与AR的电力设备故障检测识别技术[J]. 信息技术, 2024(12): 136-140, 148.

[3] 徐欧珺, 吕佳芮. 人工智能技术在配电网电力设备运维检修中的应用[J]. 中国机械, 2024(29): 48-51.

[4] 史玉芳. 基于机器视觉的电气自动化智能检测技术的研究[J]. 家电维修, 2024, (10): 83-85.

[5] 伍颖欣, 刘磊, 肖轶婷, 等. 基于改进注意力机制网络的电力设备图像识别[J/OL]. 中国电机工程学报, 2025, 45(3): 870-884.

