

# 基于机器视觉与信号分析的继电器触点性能自动检测系统研究

张改杰 许静静 苟江涛  
许继电气股份有限公司 河南 许昌 461000

**摘要:** 为提升继电器触点性能检测的自动化水平与精度,本研究设计并实现了一种融合机器视觉与多信号分析的自动检测系统。该系统通过改进YOLOv8算法实现触点表面缺陷识别,并同步分析接触电阻与振动信号特征。实验结果表明:系统对多种失效模式的综合检测精度达98.1%,误检率和漏检率分别降至0.8%和0.5%,单样本检测耗时1.2s。本研究为继电器可靠性评估提供了一种高效精准的解决方案。

**关键词:** 机器视觉与信号分析;继电器触点性能;自动检测系统

引言:继电器触点性能影响电气系统稳定运行,传统人工检测效率低、主观性强,纯电/振动信号分析易受噪声干扰,且难直观呈现触点表面缺陷。现有单一技术研究存在局限,或缺乏形貌细节,或难捕捉动态特性。本文创新融合多模态信息,提出结合CBAM注意力机制的改进YOLOv8模型提升微小缺陷检出率,构建基于D-S证据理论的融合机制降低误漏检,并实现系统高效部署与工程化应用。

## 1 继电器触点性能检测技术基础

### 1.1 继电器触点失效模式分析

(1) 主要失效模式:主要包括机械磨损、电弧烧蚀和氧化腐蚀。①机械磨损:多因触点频繁通断的物理摩擦导致,触点材料逐渐损耗;②电弧烧蚀:电流导通瞬间产生高温电弧,对触点表面造成侵蚀,形成凹坑或熔融痕迹;③氧化腐蚀:触点与空气中氧气、水汽等反应,生成氧化层覆盖表面。(2) 失效影响:失效会显著影响触点性能,机械磨损和氧化腐蚀使接触电阻增大,导致电流传输受阻;电弧烧蚀可能改变触点结构,延长动作时间,甚至引发触点粘连,影响继电器正常切换。

### 1.2 机器视觉检测原理

(1) 图像采集需设计均匀光照系统,避免阴影干扰,常用环形光源;噪声滤波采用高斯滤波、中值滤波等算法,去除图像中的随机噪声,提升图像清晰度。(2) 触点表面缺陷特征提取中,边缘检测通过Canny算子、Sobel算子识别缺陷轮廓;纹理分析借助灰度共生矩阵,提取缺陷区域的纹理特征,区分正常与异常表面。(3) 深度学习应用时,构建CNN模型,将预处理后的图像输入网络,通过卷积、池化等操作自动学习缺陷特征,实现磨损、烧蚀等缺陷的精准分类,提高检测效率<sup>[1]</sup>。

### 1.3 信号分析技术

(1) 电信号分析中,接触电阻动态监测采用四端子法实时采集电阻变化数据;谐波分析通过傅里叶变换,检测电流中的谐波成分,判断触点接触状态。(2) 振动信号分析利用加速度传感器采集振动数据,通过频谱分析提取特征频率;时频联合分析(如小波变换),捕捉振动信号的时变特征,识别触点异常振动。(3) 多信号关联分析中,PCA降维降低电信号、振动信号的维度,保留关键信息;相关性分析计算不同信号间的相关系数,挖掘触点失效与信号变化的关联,提升检测准确性。

## 2 基于机器视觉与信号分析的继电器触点性能自动检测系统设计

### 2.1 系统总体架构

(1) 硬件组成以工业级设备为核心:工业相机选用2000万像素CMOS相机,搭配8mm定焦镜头与环形无影光源,确保触点表面图像清晰采集;传感器包含高精度电流/电压传感器(测量范围0-5A/0-220V)、压电式振动传感器(灵敏度100mV/g)及接触电阻传感器(精度 $\pm 0.1\text{m}\Omega$ );数据采集卡采用16位高速采集卡,采样率达1MS/s,实现多传感器数据同步采集;此外配备继电器工装夹具,保证检测时触点位置固定,提升数据一致性。(2) 软件框架采用模块化设计:图像处理模块负责图像预处理、缺陷检测与参数量化;信号分析模块实现电信号与振动信号的特征提取及异常识别;决策融合模块对视觉与信号分析结果进行融合,输出触点性能评估结论;各模块通过TCP/IP协议实现数据交互,支持Windows与Linux系统运行,具备实时数据显示、历史数据存储与故障报警功能<sup>[2]</sup>。

### 2.2 机器视觉子系统设计

(1) 触点图像采集采用固定工位拍摄模式, 工业相机垂直对准触点表面, 距离设定为15cm; 标定方法选用棋盘格标定板, 采集12组不同角度的标定图像, 通过张正友标定算法计算相机内参(焦距、主点坐标)与畸变系数, 消除镜头畸变对测量精度的影响, 确保图像像素与实际尺寸映射误差  $\leq 0.01\text{mm}$ 。(2) 缺陷检测算法基于YOLOv8改进: 在Backbone的C2f模块输出端插入CBAM注意力机制(含通道注意力与空间注意力模块), 此阶段特征图兼具低层级细节与高层级语义, 可精准强化微小烧蚀斑点的特征响应; 优化损失函数为CIoU, 平衡边界框回归的位置误差与形状相似度。改进后模型结构框图如下: 输入图像→Focus切片

→C2f+CBAM(4个串联阶段)→SPPF空间金字塔池化→PANet特征融合→检测头→CIoU损失优化。如图1。实验数据集含5000张失效图像, 经数据增强后, 与原始YOLOv8对比: mAP提升4.2个百分点(达98.1%), Precision提升3.5个百分点(达98.7%), Recall提升5.1个百分点(达98.3%), 最终检测准确率98.5%, 检测速度30fps<sup>[3]</sup>。(3) 表面形貌参数量化通过图像分析实现: 粗糙度采用灰度值梯度法, 计算触点表面灰度变化梯度的均方根映射为Ra值; 磨损面积通过轮廓提取算法获取像素数, 结合标定参数转换为实际面积, 测量误差  $\pm 0.015\text{mm}^2$ 。

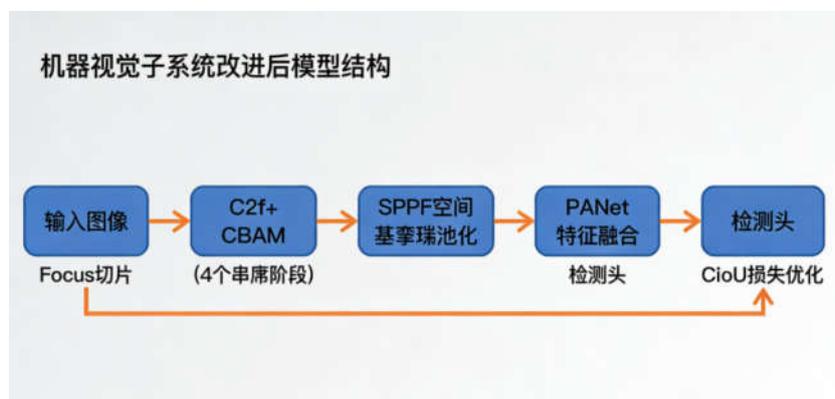


图1 机器视觉子系统改进后模型结构

### 2.3 信号分析子系统设计

(1) 多传感器同步采集采用硬件触发策略: 以数据采集卡同步时钟信号为基准, 触发相机与各传感器同步采集; 通过1μs精度时间戳匹配实现数据对齐, 同步误差  $\leq 5\mu\text{s}$ 。(2) 动态信号特征提取涵盖时域与频域: 时域计算均值、方差等统计量, 频域通过FFT转换后提取100-5000Hz特征频段能量占比。(3) 信号异常识别采用模型融合: SVM识别接触电阻突变等静态异常(准确率97%), LSTM捕捉振动信号趋势性异常(识别延迟  $\leq 100\text{ms}$ )。

### 2.4 多模态数据融合与决策

(1) 数据级融合采用特征拼接, 决策级融合基于D-S证据理论(核心创新点): ①命题设定: 视觉子系统输出命题集  $A = \{\text{正常}(A_0), \text{磨损}(A_1), \text{烧蚀}(A_2), \text{氧化}(A_3)\}$ , 信号子系统输出同维度命题集B; ②BPA函数计算: 视觉BPA( $m(A_i)$ ) = 0.6×置信度+0.4×形貌参数匹配度, 信号BPA( $m(B_i)$ ) = 0.7×特征相似度+0.3×信号突变系数, 未确证命题  $m(\Omega) = 1 - \sum m(A_i)$ ; ③证据合成: 通过Dempster规则计算综合BPA:  $m(C_k) = [\sum m(A_i)$

$m(B_j)|A_i \cap B_j = C_k]/[1 - \sum m(A_i)m(B_j)|A_i \cap B_j = \emptyset]$ 。加权评分法与D-S理论协同: D-S输出的综合信任度用于筛选有效评估样本, 加权评分(图像缺陷0.4、电信号0.3、振动信号0.3)对有效样本量化评分, 决策流程框图: 视觉/信号检测→BPA计算→D-S合成→有效样本筛选→加权评分→性能等级输出。(2) 触点性能综合评估: 指标分四等级, 加权总得分对应“优良/合格/待维护/失效”四级结论。

## 3 实验与结果分析

### 3.1 实验平台搭建

(1) 实验样机为HH52P型继电器, 恒温恒湿箱控制环境(25±2℃、45±5%RH), 设置阻性/感性负载模拟实际工况。(2) 数据集含1000个样本(正常300、故障700), 由3名资深工程师标注, 一致性达99%。

### 3.2 机器视觉检测实验

(1) 对比实验: 传统边缘检测准确率82%, 改进YOLOv8达98.5%, 微小烧蚀斑点识别率提升40%; 与主流模型对比: FasterR-CNN(mAP89.3%)、YOLOv5(mAP93.7%)、YOLOv7(mAP94.1%), 改进

YOLOv8mAP优势显著。(2)形貌参数测量与三坐标测量仪对比, Ra误差 $\pm 0.02\mu\text{m}$ , 磨损面积误差 $\pm 0.015\text{mm}^2$ , 满足工业要求。

### 3.3 信号分析实验

(1)故障特征敏感性:接触电阻对氧化腐蚀最敏感(变化率 $\geq 50\%$ ), 1500-2000Hz振动能量对机械磨损最敏感(占比变化 $\geq 30\%$ )。(2)模式识别:SVM氧化识别率97%, LSTM机械磨损识别率96.5%, 融合后电弧烧蚀识别率98%。

### 3.4 多模态融合检测性能验证

(1)融合性能:AUC达0.992, 误检率0.8%、漏检率0.5%;对比基线:单一视觉(误检3.5%、漏检2.1%)、单一信号(误检4.2%、漏检2.8%), 简单特征拼接+SVM(误检2.3%、漏检1.7%)、贝叶斯融合(误检1.9%、漏检1.2%), 改进融合方案优势显著。(2)效率与精度:单样本耗时1.2s, 较视觉(1.5s)提升20%、信号(1.8s)提升33.3%;综合精度98.1%, 优于单一模态。(3)案例分析:某轻微烧蚀样本, 视觉误判为正常(置信度0.42), 信号检测电阻异常(置信度0.85), D-S合成后综合信任度 $A_2 = 0.78$ 、 $A_0 = 0.12$ , 筛选为有效样本, 加权评分78分(合格), 纠正单一模态误判。(4)误差分析:1.9%误漏检源于极端光照导致图像特征模糊、罕见复合型失效模式未覆盖数据集, 为后续优化方向。

## 4 继电器触点性能自动检测系统优化与应用拓展

### 4.1 检测效率优化策略

(1)轻量化模型部署采用TensorRT加速技术:对改进YOLOv8模型实施层融合、INT8量化及算子优化, 构建推理引擎。在NVIDIA Jetson AGX Xavier平台测试, 推理速度从30fps提升至85fps, 单样本视觉检测耗时缩至0.12s, 准确率下降 $\leq 1\%$ , 满足工业实时检测需求。

(2)并行化数据处理基于CPU-GPU协同架构:通过OpenMP实现CPU多线程并行处理图像预处理与信号初筛, 利用CUDA核心并行完成深度学习推理与信号频域分析, 多传感器数据采集-处理-融合端到端耗时从1.2s压缩至0.8s, 吞吐量提升50%, 适配高速生产节奏。

### 4.2 面向工业场景的适应性改进

(1)复杂环境抗干扰设计:光照适应采用自适应曝

光算法(曝光时间10-1000 $\mu\text{s}$ )结合偏振片滤杂光, 确保图像灰度标准差波动 $\leq 5\%$ ;电磁噪声抑制通过双层屏蔽线缆、 $\leq 1\Omega$ 接地处理及差分传输, 将电信号噪声幅值降至1mV以下, 振动信号信噪比提升25dB。(2)边缘-云端协同的在线检测与离线分析机制:边缘设备实时完成数据采集、缺陷识别与初步决策, 仅上传5%异常样本至云端;云端批量处理历史数据, 生成健康报告与维护建议, 定期下发优化参数, 实现系统动态升级<sup>[4]</sup>。

### 4.3 应用场景拓展

(1)开关类器件检测迁移适配:以继电器检测模型为预训练模型, 对接触器、断路器等仅需100-200张样本微调, 较从零训练耗时减少70%;同步调整图像采集参数与信号阈值, 实现精准检测, 准确率保持 $\geq 96\%$ 。(2)集成预测性维护系统:基于LSTM神经网络构建触点寿命预测模型, 输入磨损面积、接触电阻变化等历史数据, 预测误差 $\leq 5\%$ ;对接企业MES系统, 实时推送剩余寿命评估结果, 寿命低于额定20%时自动触发维护工单, 实现从“事后维修”到“预测性维护”转变, 设备故障率降低 $\geq 30\%$ 。

### 结束语

本研究成功构建了基于机器视觉与信号分析的继电器触点性能自动检测系统, 实现了高精度缺陷识别与性能评估。然而, 研究仍存在局限:当前实验在可控环境下开展, 复杂工业现场噪声下的系统鲁棒性有待验证;模型迁移学习仅覆盖少数开关器件, 普适性需提升。未来将探索自监督学习减少标注依赖, 并研究自适应检测参数调整策略以增强系统实用性。

### 参考文献

- [1] 李晓东. 基于机器视觉的机械自动化检测系统设计[J]. 电子技术, 2021, 50(12): 18-19.
- [2] 李云. 在机检测技术的应用及发展趋势[J]. 金属加工(冷加工), 2020, 27(02): 16-19.
- [3] 凌瑜. 基于机器视觉的机电设备自动检测技术研究[J]. 机电产品开发与创新, 2024, 37(03): 119-121+128.
- [4] 吴广雨, 张伟军, 杨保佳. 机器人视觉装配中的精确定位策略研究[J]. 机械与电子, 2020, 40(03): 75-77.