



团 体 标 准

T/CES XXX-XXXX

变电设备不规则视觉缺陷检测 总体技术导则

General Technical Guidelines for Irregular Visual Defect Detection of
Substation Equipment

(征求意见稿)

XXXX-XX-XX 发布

XXXX-XX-XX 实施

中国电工技术学会 发布

目 次

| | |
|------------------------------|----|
| 目 次 | I |
| 前 言 | II |
| 1 范围 | 1 |
| 2 规范性引用文件 | 1 |
| 3 术语和定义 | 1 |
| 4 符号、代号和缩略语 | 2 |
| 5 总体要求 | 4 |
| 5.1 技术框架 | 4 |
| 5.2 缺陷类别体系 | 4 |
| 5.3 检测模块通用要求 | 4 |
| 5.4 与现有标准的衔接 | 4 |
| 6 技术要求 | 4 |
| 6.1 图像采集要求 | 4 |
| 6.2 图像预处理技术要求 | 5 |
| 6.3 样本库建设与标注规范 | 5 |
| 6.4 不规则视觉缺陷检测算法设计 | 6 |
| 7 模型预训练与微调 | 7 |
| 7.1 模型架构 | 7 |
| 7.2 预训练 | 7 |
| 7.3 模型微调 | 8 |
| 8 测试与评价 | 8 |
| 8.1 测试对象 | 8 |
| 8.2 功能测试要求 | 8 |
| 8.3 性能测试要求 | 8 |
| 附 录 A（资料性附录） 评价指标标准 | 9 |
| 附 录 B（资料性附录） 不规则视觉缺陷分类 | 13 |
| 附 录 C（资料性附录） 图像标注示例 | 16 |
| 附 录 D（资料性附录） 算法开发相关流程图 | 18 |

前 言

本文件按照 GB/T 1.1—2020《标准化工作导则 第 1 部分：标准化文件的结构和起草规则》规定起草。请注意本文件的某些内容可能涉及专利，本文件的发布机构不承担识别专利的责任。

本文件由中国电工技术学会提出。

本文件由中国电工技术学会标准工作委员会能源智慧化工作组归口。

本文件起草单位：国网甘肃省电力公司天水供电公司、国网信息通信产业集团有限公司、国网甘肃省电力公司、国网甘肃综合能源服务有限公司、国网甘肃省电力公司科学研究院、华北电力大学（保定）

本文件主要起草人：刘克权，杨照光，郭海龙，卢广旗，李志新，刘彩霞，李炳森，王轩，李得龙，李延栋，王王伟，马强平，陈宏强，赵东海，武晓庆，武艺，边晖，庄国峰，牛欢欢，罗雪梅，金鑫，王佩霞，赵振兵，李星蓉

本文件为首次发布。

变电设备不规则视觉缺陷检测总体技术导则

1 范围

本文件作为变电设备不规则视觉缺陷检测领域的技术方法标准,规定了变电站不规则视觉缺陷检测的图像采集、图像预处理、样本库建设、算法设计、模型训练及测试评价等技术要求和实施方法。

本文件适用于 35kV 及以上电压等级变电站内主变压器、开关设备、互感器、避雷器、电容器、电抗器、仪表等设备的锈蚀、渗漏油、仪表异常等不规则视觉缺陷的智能检测。

注 1: 变电设备锈蚀、渗漏油、仪表异常等缺陷具有形状不规则、边界模糊、尺度多变、纹理复杂等共性视觉特征,与螺栓缺失、刀闸分合状态等可用规则几何形状描述的规则性缺陷存在本质区别。诸如 DL/T 2691-2023、DL/T 2825.7-2025 等现有标准,主要针对规则性缺陷或通用图像识别流程进行规范,尚缺乏对上述不规则视觉缺陷检测方法的专项技术指导。本文件聚焦于不规则视觉缺陷的检测方法规范化,与 T/CES 278-2024 所规定的系统技术要求、T/CES 208-2023 所规定的算法评价方法在标准化对象上形成互补,为后续可能制定的按设备类型或缺陷类型细分的专项实施细则预留扩展接口。

2 规范性引用文件

下列文件对于本文件的应用是必不可少的,凡是注日期的引用文件,仅注日期的版本适用于本文件,凡是不注日期的引用文件,其最新版本(包括所有的修改单)适用于本文件。

GB/T 2900.1-2008 电工术语 基本术语
GB/T 5271.34-2006 信息技术词汇 第 34 部分:人工智能 神经网络
GB/T 36344-2018 信息技术 数据质量评价指标
DL/T 393-2010 输变电设备状态检修试验规程
DL/T 2691-2023 电网设备缺陷智能识别技术导则
DL/T 2825.7-2025 变电站智能巡检导则 第 7 部分:图像识别
T/CEC 384-2020 变电站可见光巡检图像标注规范
T/CES 208-2023 电力视觉检测算法评价方法
T/CES 276-2024 电力人工智能样本存储技术要求
T/CES 278-2024 面向电力行业的图像检测识别系统技术要求

3 术语和定义

下列术语和定义适用于本文件。

3.1

不规则视觉缺陷 (Irregular Visual Defect)

变电设备外观上形状、大小、分布不规则,边界模糊,难以用标准几何形状描述的缺陷。与螺栓缺失、刀闸分合状态等可用矩形框等规则几何形状精确标注的规则性缺陷不同,不规则视觉缺陷的检测需要采用像素级语义分割等专项技术手段。主要包括设备表面锈蚀、渗漏油扩散、仪表设备破损及读数异常等,其特征表现为边界不清晰、形态多变、纹理复杂。本标准中,不规则视觉缺陷分为锈蚀缺陷、渗漏油缺陷、仪表缺陷三个主要类别,各主要类别下包含若干子类别(详见附录 B),子类别是主要类别的进一步细化。

3.2

变电站智能巡检 (Substation Intelligent Inspection)

运用无人机、机器人、固定摄像机等智能装备,对变电站内设备进行自动图像采集、缺陷识别、状态评估和报告生成的作业模式。

3.3

锈蚀缺陷 (Corrosion Defect)

变电设备金属表面因氧化、腐蚀等作用产生的不规则锈斑、锈蚀区域，表现为颜色变化、表面粗糙度增加、边界不规则等特征。按严重程度可分为轻度（表面锈斑）、中度（全面锈蚀）、重度（锈蚀扩散）三个等级。

3.4**渗漏油缺陷 (Oil Leakage Defect)**

变电设备油箱、套管、密封部位等因密封失效导致的油液渗出、扩散形成的不规则缺陷，具有扩散性强、形态多变、边缘模糊的特点。按渗漏形态可分为点状渗漏、线状渗漏、面状渗漏、滴状渗漏四种子类型。按严重程度可分为轻度（点状渗漏或微量油迹）、中度（线状或局部面状渗漏）、重度（大面积面状渗漏或持续滴状渗漏）三个等级。

3.5**仪表缺陷 (Instrument Defect)**

变电站内指示仪表、监测仪表等设备外观出现的凝露、破损、脏污等缺陷。按严重程度可分为轻度（局部轻微凝露或脏污，不影响读数辨识）、中度（大面积凝露、明显脏污或局部破损，影响读数辨识但仍可判读）、重度（大面积破损、完全凝露或严重脏污，无法辨识读数）三个等级。

3.6**缺陷严重程度分级 (Defect Severity Grading)**

根据缺陷面积、扩散程度、对设备运行安全的影响等因素，将缺陷划分为轻度、中度、重度三个等级的评估方法，用于支撑设备运维决策和消缺优先级排序。

3.7**样本库 (Sample Library)**

用于变电站不规则视觉缺陷检测算法训练、验证和测试的图像数据集合，包含正常样本和缺陷样本。

3.8**图像标注 (Image Annotation)**

对变电站设备图像中的不规则缺陷进行位置标记、类别标识和属性描述的数据准备过程。

3.9**深度学习 (Deep Learning)**

基于多层神经网络的机器学习方法，通过自动特征提取和端到端学习实现复杂模式识别任务。

3.10**少样本学习 (Few-Shot Learning)**

在训练样本数量有限的情况下，通过迁移学习等技术实现模型快速适应新缺陷类型的学习方法。

3.11**多尺度特征融合 (Multi-Scale Feature Fusion)**

针对不同尺寸的不规则缺陷目标，采用多尺度特征提取和融合技术进行检测的方法，提高检测算法对缺陷尺度变化的适应性。

3.12**注意力机制 (Attention Mechanism)**

通过计算特征重要性权重，引导模型重点关注缺陷关键区域，抑制复杂背景干扰，提高不规则缺陷检测精度的技术方法。

3.13**领域知识引导 (Domain Knowledge Guidance)**

去将变电设备专业知识、缺陷形成机理、设备结构特点等领域知识融入深度学习模型，提高缺陷检测准确性的技术方法。

4 符号、代号和缩略语

下列符号、代号和缩略语适用于本文件。

CNN: 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network)

YOLO: You Only Look Once

R-CNN: 区域卷积神经网络 (Region-based Convolutional Neural Network)

FPN: 特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network)

mAP: 平均精度均值 (mean Average Precision)

IoU: 交并比 (Intersection over Union)

GPU: 图形处理单元 (Graphics Processing Unit)

NPU: 神经网络处理单元 (Neural Processing Unit)

RGB: 红绿蓝 (Red Green Blue)

JPEG: 联合图像专家组 (Joint Photographic Experts Group)

PNG: 便携式网络图形 (Portable Network Graphics)

COCO: 上下文中的常见物体 (Common Objects in Context)

Pascal VOC: 模式分析、统计建模与计算学习视觉对象类 (Pattern Analysis, Statistical Modelling and Computational Learning Visual Object Classes)

EfficientNet: 高效卷积神经网络 (EfficientNet)

BiFPN: 双向特征金字塔网络 (Bidirectional Feature Pyramid Network)

5 总体要求

5.1 技术框架

变电设备不规则视觉缺陷检测系统的总体技术架构包括以下核心环节：

- a) 数据层：包括图像采集（第 6.1 节）和图像预处理（第 6.2 节），负责获取满足检测要求的高质量图像数据。
- b) 样本层：包括样本库建设与标注规范（第 6.3 节），负责构建标准化的训练和测试数据集。
- c) 算法层：包括不规则视觉缺陷检测算法设计（第 6.4 节）和模型预训练与微调（第 7 章），负责实现缺陷的智能识别与定位。
- d) 评价层：包括测试与评价（第 8 章），负责验证检测系统的功能完整性和性能达标情况。

5.2 缺陷类别体系

本标准所涉及的变电设备不规则视觉缺陷分为三个主要类别：

- a) 锈蚀缺陷：包括表面锈斑、全面锈蚀、锈蚀扩散等子类型（详见附录 B 表 B.1），主要发生在设备金属外壳、支架、螺栓等部位。
- b) 渗漏油缺陷：包括点状渗漏、线状渗漏、面状渗漏、滴状渗漏等子类型（详见附录 B 表 B.2），主要发生在油箱、套管、阀门密封部位。
- c) 仪表缺陷：包括表盘凝露、表盘破损、表盘脏污等子类型（详见附录 B 表 B.3），主要发生在指示仪表、监测仪表设备。

以上子类型为三个主要类别的具体细化，在后续算法设计和测试评价中均以主要类别为基本单位开展工作。

5.3 检测模块通用要求

不规则视觉缺陷检测系统应满足以下通用要求：

- a) 应支持锈蚀缺陷、渗漏油缺陷、仪表缺陷三类核心缺陷的检测功能。
- b) 应支持单一缺陷检测和多缺陷并存场景的检测，当同一设备或图像中同时存在多类缺陷时，应能分别识别和标注各类缺陷。
- c) 应具备缺陷严重程度分级能力，按轻度、中度、重度三个等级对检测到的缺陷进行分级输出；
- d) 检测结果应包含缺陷类型、位置信息、置信度、严重程度等级等关键信息。
- e) 应支持边缘端和云端两种部署模式，边缘端侧重快速初筛，云端侧重高精度复检。
- f) 应符合《数据安全法》《网络安全法》及电力行业关键信息基础设施保护的相关规定，确保检测数据在采集、传输、存储和使用过程中的安全性。

5.4 与现有标准的衔接

本标准中的通用算法评价方法按 T/CES 208-2023 执行，本标准仅在其基础上增加针对“不规则缺陷”的专项评价指标（详见第 8 章和附录 A）。图像采集质量要求与 DL/T 2825.7-2025 保持一致，在其基础上针对不规则缺陷的特殊性增加专项采集要求。样本标注格式遵循 T/CEC 384 的相关规定。

6 技术要求

6.1 图像采集要求

6.1.1 通用要求

变电站不规则视觉缺陷检测的图像采集应满足以下通用要求：

- a) 图像数据应具备完整的元数据信息，必须记录的元数据类型包括：采集时间、采集设备型号、镜头焦距、光圈值、快门速度、感光度、经纬度坐标、采集地点、天气状况、光照强度、拍摄角度、拍摄距离等。
- b) 图像数据应保证足够的清晰度和对比度，能够清晰显示变电设备表面细节和不规则缺陷特征。
- c) 图像数据格式应采用 JPEG、PNG 等标准格式，支持无损和有损压缩。
- d) 图像数据应建立统一的命名规范和分类存储结构，便于缺陷类型检索和管理。

- e) 图像数据应具备完整性校验和防篡改能力，确保数据真实性和可追溯性。
- f) 图像数据的采集、传输和存储应符合《数据安全法》《网络安全法》及电力行业网络安全管理的相关规定，采取必要的加密和访问控制措施。

6.1.2 变电站设备图像采集要求

变电站设备图像采集应满足以下要求：

- a) 成像分辨率应达到 1920×1080 及以上，确保能够识别不规则缺陷的细节特征。
- b) 图像色彩深度应不少于 24 位，支持 RGB 色彩空间，确保缺陷颜色特征的准确记录。
- c) 应具备自动曝光、自动对焦、自动白平衡等功能，适应变电站复杂光照环境。复杂光照环境包括但不限于：强烈逆光（光比>10:1）、晨昏低照度（<100Lux）、阴影交错区域、正午强光直射（>60000Lux），以及雨、雪、雾、霾等恶劣天气条件。在上述复杂光照环境下，应通过自适应曝光补偿、HDR 成像等预处理手段，确保关键缺陷区域的图像质量满足后续检测要求。
- d) 应具备强光抑制、阴影补偿、图像降噪等功能，提高恶劣条件下的成像质量。
- e) 拍摄距离应根据设备类型和缺陷特征确定，确保目标设备在图像中占比不少于 30%。
- f) 应支持多角度拍摄，全面覆盖设备易发生不规则缺陷的关键部位。

6.1.3 不同缺陷类型的专项采集要求

针对不同类型的不规则视觉缺陷，图像采集应在 6.1.1 和 6.1.2 通用要求的基础上，分别满足以下专项要求：

- a) 锈蚀缺陷采集要求：应在自然光照条件下采集，避免强烈反光导致锈蚀颜色失真；应对设备表面进行多角度拍摄，覆盖设备易锈蚀部位；应在不同距离分别采集全景图和特写图。
- b) 渗漏油缺陷采集要求：应采集不同渗漏程度的图像样本；应注意区分油渍与水渍、阴影等易混淆区域。
- c) 仪表缺陷采集要求：应保证表盘正面成像，拍摄角度偏差不超过 30°；应在不同光照条件下采集，涵盖正常光照、低光照、逆光等场景；应覆盖凝露、破损、脏污等多种仪表缺陷类型。

6.2 图像预处理技术要求

6.2.1 图像质量评估

图像质量评估应满足以下要求：

- a) 应建立基于清晰度、噪声水平的质量评估机制，自动筛选满足缺陷检测要求的高质量图像。
- b) 应采用清晰度检测算法，自动识别并标记模糊图像。
- c) 应检测过曝和欠曝图像，确保图像的动态范围合适。
- d) 应检查图像完整性，确认不存在截断或缺失。
- e) 应建立图像质量评分机制，为后续处理提供参考。

6.2.2 图像预处理

针对变电站不规则视觉缺陷的图像预处理应满足以下要求：

- a) 光照补偿：应采用直方图均衡化、小波变换等技术处理光照不均匀问题。
- b) 图像增强：应采用边缘增强技术，突出锈蚀、渗漏油等不规则缺陷的纹理和边缘特征。
- c) 噪声抑制：应采用高斯滤波、双边滤波等去噪技术，降低环境噪声对缺陷特征提取的影响。
- d) 几何校正：应对因摄像角度导致的透视变形进行校正，确保缺陷形状和尺寸的准确性。
- e) 色彩校正：应优化图像色彩表现，确保在不同传感器或光照条件下缺陷颜色特征的准确性。

6.3 样本库建设与标注规范

6.3.1 样本库构建要求

变电站不规则视觉缺陷检测样本库应满足以下要求：

- a) 样本数量：用于检测的每个主要类别（即锈蚀缺陷、渗漏油缺陷、仪表缺陷）的样本数量应不少于 500 张，每个子类别的样本数量应不少于 100 张。该数量为满足基本算法训练和评估的最低要求，各单位宜根据实际设备类型和电压等级的覆盖范围适当增加样本数量。

- b) 样本覆盖性：应覆盖不同电压等级、不同设备类型、不同环境条件下的缺陷样本。
- c) 样本质量：图像应清晰无模糊，缺陷特征明显，符合 6.1 节的采集要求（见附录 B）。
- d) 样本多样性：应包含不同严重程度、不同形态、不同尺寸的不规则缺陷样本。
- e) 样本更新：应建立样本库持续更新机制，定期补充新的缺陷样本。
- f) 现场调研：样本库建设前应开展充分的现场调研，实地了解不同电压等级变电站设备的典型缺陷形态、发生部位和环境特征，确保样本库的代表性和针对性。

注 2：在本文件编制过程中，编制组对国网甘肃省电力公司天水供电公司所辖的 8 座变电站开展了现场调研，覆盖 35kV（恭门站、侯堡站、马力站）、110kV（东岔站、二十里铺站、何川站）、330kV（绵诸站、天水站）三个电压等级，现场采集了渗漏油缺陷、表计缺陷、锈蚀缺陷图像，为样本库建设和技术指标验证提供了现场数据基础。

6.3.2 图像标注技术要求

图像标注应满足以下技术要求：

- a) 标注精度：对不规则缺陷进行像素级精确标注，边界误差应小于 5 个像素。
- b) 标注类别：应建立统一的缺陷分类体系，包括锈蚀、渗漏油、仪表异常等主要类别及子类别。
标注类别应与 3.1 条和附录 B 中的分类体系保持一致。
- c) 标注格式：应支持 COCO、YOLO、Pascal VOC 等主流标注格式。
- d) 标注工具：应采用专业的图像标注工具，支持矩形框标注、像素级分割标注等方式（见附录 C）。
- e) 质量控制：应建立多人标注、交叉验证的质量控制机制，确保标注一致性。

6.4 不规则视觉缺陷检测算法设计

6.4.1 算法总体架构

变电站不规则视觉缺陷检测算法应包括以下核心模块：

- a) 图像预处理模块：负责图像质量增强、光照补偿、噪声抑制等功能。
- b) 特征提取模块：基于深度学习网络提取多尺度、多层次特征。
- c) 缺陷检测模块：实现仪表缺陷的精准识别与定位。
- d) 缺陷分割模块：对检测到的锈蚀、渗漏油等不规则缺陷进行精确的像素级分割。
- e) 缺陷分级模块：对检测到的缺陷进行严重程度分级（轻度/中度/重度），输出分级结果供运维决策参考。

6.4.2 特征提取技术要求

不规则缺陷特征提取应满足以下要求：

- a) 纹理特征：应提取缺陷区域的纹理特征，用于区分锈蚀程度和油渍扩散模式。
- b) 形态特征：应提取不规则缺陷的几何形态特征，如面积、周长、形状复杂度、凸性等。
- c) 多尺度特征：应采用如 FPN 等多尺度特征提取技术，适应不同尺寸的不规则缺陷目标。适用于电力场景多尺度特征融合与分割网络包括但不限于：FPN、BiFPN、U-Net++、DeepLabV3+等。
- d) 深度特征：应采用卷积神经网络提取高层语义特征，提高对复杂不规则缺陷的识别能力。适用于电力场景的典型骨干网络包括但不限于：ResNet 系列、EfficientNet 系列、Vision Transformer 等，各单位可根据实际算力条件和精度需求选择合适的骨干网络。
- e) 多源数据融合：在条件具备时，宜采用可见光与红外热像等多源数据融合检测技术，例如结合红外热像识别渗漏油引发的局部发热，以提升检测的置信度和准确性。

6.4.3 锈蚀缺陷检测算法要求

锈蚀缺陷检测算法应满足以下要求：

- a) 应采用颜色纹理先验，利用锈蚀的特征颜色和纹理信息进行特征增强。
- b) 应支持提取多尺度特征，适应不同尺寸的锈蚀区域。
- c) 应集成领域知识引导机制，结合变电设备易锈蚀部位和锈蚀演变规律。
- d) 应支持少样本学习，在锈蚀样本稀少的情况下仍能保持良好的检测性能。
- e) 应具备设备密集场景下的锈蚀检测能力，能够区分不同设备表面的锈蚀状况。
- f) 应支持锈蚀缺陷像素级精确分割，准确标识锈蚀的分布范围和边界。

- g) 应具备锈蚀严重程度分级能力,按轻度(表面锈斑)、中度(全面锈蚀)、重度(锈蚀扩散)输出分级结果。

6.4.4 渗漏油缺陷检测算法要求

渗漏油缺陷检测算法应满足以下要求:

- a) 应采用纹理增强和边缘感知技术,突出渗漏油区域的纹理特征和扩散边界。
- b) 应支持复杂背景下跨部件渗漏油检测,利用形态学操作减弱复杂背景干扰。
- c) 应具备强光阴影干扰抑制能力,采用域适应技术提高不同光照下的检测稳定性。
- d) 应实现像素级精确分割,准确标识渗漏油的扩散范围和边界。
- e) 应具备渗漏油形态分类能力,区分点状渗漏、线状渗漏、面状渗漏、滴状渗漏等不同渗漏形态。
- f) 应具备渗漏油严重程度分级能力,按轻度(点状渗漏或微量油迹,渗漏面积占设备观测区域面积 $<5\%$)、中度(线状或局部面状渗漏,渗漏面积占比 $5\%~20\%$)、重度(大面积面状渗漏或持续滴状渗漏,渗漏面积占比 $>20\%$)输出分级结果。

6.4.5 仪表缺陷检测算法要求

仪表缺陷检测算法应满足以下要求:

- a) 应具备表盘字符识别能力,支持数字、字母、符号的精确识别。
- b) 应支持指针位置检测,准确识别指针角度和读数。
- c) 应具备表面污损检测能力,识别凝露、破损、脏污等外观缺陷。
- d) 应具备多尺度特征融合能力,适应不同型号和规格的表计设备。
- e) 应采用对比学习策略,通过挖掘正常样本与缺陷样本之间的差异提高检测精度。
- f) 应具备仪表缺陷严重程度分级能力,按轻度(局部轻微凝露或脏污,不影响读数辨识)、中度(大面积凝露、明显脏污或表盘局部破损,影响读数辨识但仍可判读)、重度(表盘大面积破损、完全凝露或严重脏污,无法辨识读数)输出分级结果。

6.4.6 算法性能优化要求

算法性能优化应满足以下要求:

- a) 应尽量采用如知识蒸馏、模型剪枝等模型压缩技术,在保证精度的前提下降低模型复杂度。
- b) 应支持硬件加速,利用 GPU、NPU 等专用芯片提升推理速度。
- c) 应优化数据预处理流程,减少计算开销和内存占用。
- d) 应建立性能监控机制,实时评估算法运行状态和资源消耗。
- e) 应支持动态调整推理参数,根据实际需求平衡速度和精度。
- f) 边缘端部署时,处理单张图像时间不超过 3 秒的性能要求,对应的最低参考硬件配置为:推理算力不低于 4 TOPS、运行内存不低于 4GB,具体配置应根据所选模型架构确定。在网络带宽受限场景下,边缘端应支持预处理后的特征数据上传至云端进行精细推理,并确保边缘侧初筛结果与云端精细推理结果的精度对齐偏差不得超过 5%。

7 模型预训练与微调

7.1 模型架构

变电设备不规则缺陷智能检测模型采用深度学习方法,通过预训练与微调提升模型的适应性与泛化能力。模型架构应包含以下核心组件:

- a) 特征提取网络:基于 CNN 等方法,自适应提取变电设备关键区域特征,支持 ResNet、EfficientNet 等骨干网络进行多层次特征提取。
- b) 检测头网络:采用多尺度检测头,结合注意力机制优化缺陷区域的定位和分类精度。
- c) 分割头网络:针对锈蚀和渗漏油等缺陷,采用语义分割网络实现像素级精确分割。

7.2 预训练

预训练阶段使用大规模变电设备图像数据,以增强模型对不规则缺陷的通用识别能力,应满足以下要求:

- a) 数据集：使用多光照、多场景的巡检图像数据，涵盖 35kV 及以上不同电压等级变电站设备。
- b) 方法：采用深度神经网络进行特征学习，结合注意力机制提升关键缺陷区域识别能力。
- c) 缺陷类型覆盖：利用锈蚀、渗漏油、仪表缺陷等多种缺陷类型进行预训练，确保模型的全面性。
- d) 数据增强：采用旋转、翻转、缩放、颜色变换等数据增强策略扩充训练样本。

7.3 模型微调

微调阶段针对特定缺陷类型和应用场景优化模型参数，提高检测精度和可靠性，应遵循以下原则：

- a) 差异化检测：对不同类型缺陷进行专门优化，锈蚀缺陷侧重颜色纹理特征学习，渗漏油缺陷侧重边缘感知，仪表缺陷侧重少样本对比学习。
- b) 硬件加速优化：结合 GPU/NPU 加速推理，并采用模型剪枝与量化方法降低计算资源占用。
- c) 微调数据要求：微调所用数据应来源于目标应用场景的现场采集数据，覆盖目标变电站的典型设备类型和环境条件，且微调数据集与预训练数据集不应存在重叠。
- d) 过拟合防控：应采用正则化、早停策略、数据增强等措施防止微调过程中出现过拟合，确保模型在新场景中的泛化能力。
- e) 版本管理：应建立模型版本管理机制，记录每次微调使用的数据集、超参数配置和性能评估结果，确保模型的可追溯性和可复现性。

8 测试与评价

智能缺陷检测系统的性能测试主要包括检测精度、计算效率、模型稳定性等方面（见附录 A）。通过对比不同检测方案，确保算法在变电设备缺陷检测场景下的适用性。本章规定的评价指标和方法，是在 T/CES 208-2023 所规定的通用评价体系基础上，针对变电站不规则缺陷检测场景增加的专项评价要求。通用评价流程按 T/CES 208-2023 执行。

8.1 测试对象

性能测试应明确以下测试对象和测试数据：

- a) 测试算法：变电设备不规则缺陷智能检测算法、人工检测方法（仅用于基准对比）。
- b) 测试数据：选取变电站巡检图像，包含锈蚀、渗漏油、仪表缺陷等类别。

8.2 功能测试要求

功能测试应满足以下要求：

- a) 应验证锈蚀、渗漏油检测功能的分割精度和边界准确性。
- b) 应验证表计类设备异常检测功能的识别能力。
- c) 应验证系统在不同光照条件下的检测效果。
- d) 应验证系统的误报和漏报情况。
- e) 应验证系统在多缺陷并存场景下（如同一设备同时存在锈蚀与渗漏油）的检测能力。
- f) 应验证系统的缺陷严重程度分级功能的准确性。
- g) 功能测试数据应包含来自现场调研实际采集的变电站巡检图像，不应仅依赖实验室数据或网络公开数据集。

8.3 性能测试要求

性能测试应满足以下要求：

- a) 应测试单张图像的处理时间和吞吐量。
- b) 应测试系统的并发处理能力。
- c) 应测试系统的资源占用情况。
- d) 应进行长期稳定性测试，验证 24 小时连续运行能力。
- e) 应进行压力测试，验证系统在高负载下的表现。

附录 A
(资料性附录)
评价指标标准

A.1 检测性能标准

系统的检测性能主要从准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall)、精确率 (Precision)、F1 分数 (F1-Score) 和处理速度 (Processing Speed) 五个方面来进行评价：

表 A.1 缺陷检测性能评价指标及标准

| 指标名称 | 指标语义 | 基本功能要求 (B) | 推荐性能指标 (R) |
|------------------|------------------------|--|---|
| 锈蚀检测准确率 | 检测准确率，锈蚀缺陷被正确检测的比例。 | ≥62% (当前基准工程验证值, 基于实际变电站场景验证数据, 受早期锈蚀和复杂背景等因素影响) | ≥75% (采用分级检测策略: 中度/重度锈蚀≥80%, 轻度锈蚀≥55%) |
| 渗漏油检测准确率 | 检测准确率，渗漏油缺陷被正确检测的比例。 | ≥80% | ≥90% (采用分级检测策略: 面状/线状渗漏≥90%, 点状/滴状渗漏≥75%) |
| 仪表缺陷检测准确率 | 检测准确率，仪表缺陷被正确检测的比例。 | ≥90% | ≥95% |
| 锈蚀分割 IoU | 交并比，预测缺陷区域与真实缺陷区域的重合度。 | ≥0.60 | ≥0.70 |
| 渗漏油分割 IoU | 交并比，预测缺陷区域与真实缺陷区域的重合度。 | ≥0.65 | ≥0.75 |
| Recall | 召回率，实际缺陷中被正确检测出的比例。 | ≥80% | ≥85% |
| Precision | 精确率，检测为缺陷的样本中实际为缺陷的比例。 | ≥85% | ≥90% |
| F1-Score | F1 分数，精确率和召回率的调和平均数。 | ≥0.80 | ≥0.90 |
| mAP | 平均精度均值，多类别检测的综合评价指标 | ≥0.70 (mAP@0.5) | ≥0.80 (mAP@0.5) |
| Processing Speed | 单张图像处理速度 | 边缘端≤3 秒，云端≤10 秒 | 边缘端≤2 秒，云端≤5 秒 |

说明：本表所列为基本功能要求 (B) 和推荐性能指标 (R) 两个级别。基本功能要求为各单位应达到的最低要求，推荐性能指标为鼓励达到的目标值。

A.1.1 准确率计算公式

计算公式为：

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

其中：

- a) TP: 真正例 (True Positive)
- b) TN: 真负例 (True Negative)
- c) FP: 假正例 (False Positive)
- d) FN: 假负例 (False Negative)

A.1.2 召回率计算公式

计算公式为：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

其中：

- a) TP: 真正例，实际为缺陷且被正确检测的样本数
- b) FN: 假负例，实际为缺陷但未被检测出的样本数

A.1.3 精确率计算公式

计算公式为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

其中：

- a) TP: 真正例，实际为缺陷且被正确检测的样本数
- b) FP: 假正例，实际为正常但被误检为缺陷的样本数

A.1.4 交并比计算公式

计算公式为：

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area}_{pred} \cap \text{Area}_{gt}}{\text{Area}_{pred} \cup \text{Area}_{gt}}$$

其中：

- a) Area_{pred} : 预测的缺陷区域
- b) Area_{gt} : 真实的缺陷区域

A.1.5 F1 分数计算公式

计算公式为：

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})}$$

其中：

- a) Precision: 精确率
- b) Recall: 召回率

A.1.6 mAP 计算公式

计算公式为：

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

其中：

c) N : 缺陷类别总数

d) AP_i : 第 i 个类别的平均精度值

A.2 系统性能标准

表 A.2 系统性能评价指标及标准

| 指标名称 | 指标语义 | 评价标准 |
|--------|------------------|---------------------------------|
| 响应时间 | 系统处理单个检测请求的时间。 | 边缘端小于 3 秒，云端小于 10 秒。 |
| 吞吐量 | 系统单位时间内处理的图像数量。 | 大于 30 张/分钟（并发处理）。 |
| 系统可用性 | 系统正常运行时间占总时间的比例。 | 大于 99.5%。 |
| 资源利用率 | 系统运行时硬件资源的使用情况。 | CPU 小于 80%，GPU 小于 70%，内存小于 85%。 |
| 并发处理能力 | 系统同时处理多个检测任务的能力。 | 支持大于 10 个并发检测任务。 |
| 环境适应性 | 系统在不同环境条件下的稳定性。 | 不同光照条件下性能变化小于 10% |

A.2.1 响应时间计算公式

参考计算公式为：

$$\text{响应时间}(s) = \text{处理结束时间}(s) - \text{请求开始时间}(s)$$

其中：

a) s 代表物理单位秒

b) 包含数据传输、处理、结果返回的总时间

A.2.2 吞吐量计算公式

参考计算公式为：

$$\text{吞吐量}(\text{pics} / \text{min}) = \frac{\text{处理图像总数}(\text{pics})}{\text{总处理时间}(\text{min})}$$

其中：

a) pics 代表处理图像总数单位为张

b) min 代表总处理时间单位为分钟

A.2.3 系统可用性计算公式

参考计算公式为：

$$\text{系统可用性} = \frac{(\text{总运行时间} - \text{故障时间})}{\text{总运行时间}} \times 100\%$$

其中：

- a) 时间单位为小时（h）
- b) 故障时间包括系统维护、异常中断等时间

附 录 B
(资料性附录)
不规则视觉缺陷分类

说明：以下各表中的缺陷子类型为第 3 章和第 5.3 节所定义三个主要缺陷类别（锈蚀缺陷、渗漏油缺陷、仪表缺陷）的具体细化，在算法设计和测试评价中以主要类别为基本评价单位。

表 B.1 锈蚀缺陷可见光图像示例

| 序号 | 缺陷类型 | 严重程度 | 图像示例 | 图像描述 |
|----|------|------|--|--|
| 1 | 表面锈斑 | 轻度 |  | 设备表面锈蚀多呈现不规则斑块状或星点状的红褐色锈迹，严重时锈蚀区域相互蔓延扩大，大面积覆盖设备表面，对设备防护层及金属基体造成明显损害。 |
| 2 | 全面锈蚀 | 中度 |  | 设备表面大面积产生红褐色锈蚀，广泛覆盖设备表面，严重损害设备外观，对设备防护层及金属基体的完整性造成明显不良影响。 |
| 3 | 锈蚀扩散 | 重度 |  | 设备表面锈蚀从局部向周围呈晕染式扩散，锈蚀区域与周边区域间无清晰分界，呈现出模糊渐变的形态，锈蚀边界难以明确区分。 |

表 B.2 设备渗漏油图像示例

| 序号 | 缺陷类型 | 图像示例 | 图像描述 |
|----|------|---|---|
| 1 | 点状渗漏 |  | <p>设备底部部分呈现出明显的点状渗漏情况，油渍在设备周边形成局部的污损区域，对设备相关部件的视觉识别或正常状态判断产生一定影响。</p> |
| 2 | 线状渗漏 |  | <p>设备上可见条状油迹，油迹呈现出扩散性分布的状态，使得设备周边区域因油迹浸染而显得较为污浊，对设备相关部位的正常视觉观察及状态判断造成一定影响。</p> |
| 3 | 面状渗漏 |  | <p>设备底部可见面状的油污区域，该区域面积较大且形状不规则，油污浸染使得设备底部及周边地面变得湿滑且污浊，对设备周边环境及相关部件的正常状态观察等造成影响。</p> |
| 4 | 滴状渗漏 |  | <p>设备下方可见油滴痕迹，这些油滴痕迹呈现出动态扩散的特征，使得设备下方区域因油滴的浸染和扩散而显得较为污浊，对设备周边环境及相关部件的正常状态观察等造成影响。</p> |

表 B.3 表计缺陷图像示例

| 序号 | 缺陷类型 | 图像示例 | 图像描述 |
|----|------|---|---|
| 1 | 表盘凝露 |  | <p>表盘出现密集水珠或大面积雾气，观察时发生折射导致不易读数，严重时指针、刻度完全模糊，多于表盘内侧出现。</p> |
| 2 | 表盘破损 |  | <p>表盘破裂多出现蛛网状裂纹或星状裂纹，严重时表盘玻璃大面积破裂覆盖整个盘面，完全遮挡指针及刻度。</p> |
| 3 | 表盘脏污 |  | <p>部分长期未清理的表计表盘可见粉尘与油污混合形成的暗黄色或黑色斑块，形成局部遮光区，导致刻度数字模糊，指针与脏污背景难以区分。</p> |

附录 C
(资料性附录)
图像标注示例

表 C.1 设备锈蚀分割标注示例

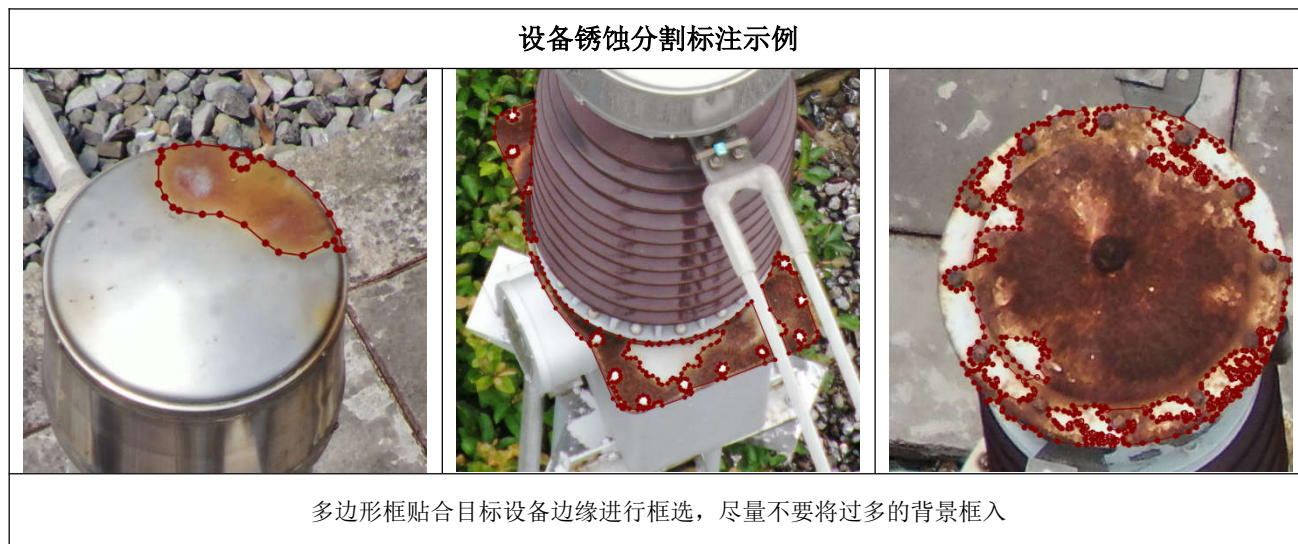
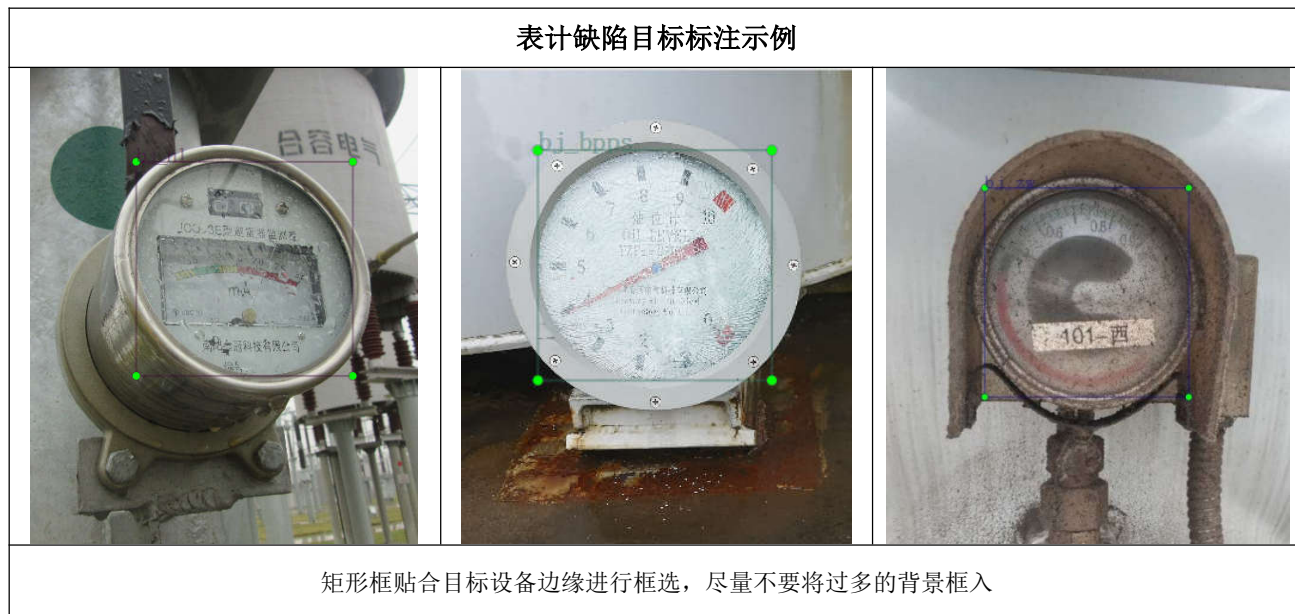


表 C.2 漏油缺陷目标标注示例



表 C.3 表计缺陷目标标注示例



附录 D
(资料性附录)
算法开发相关流程图

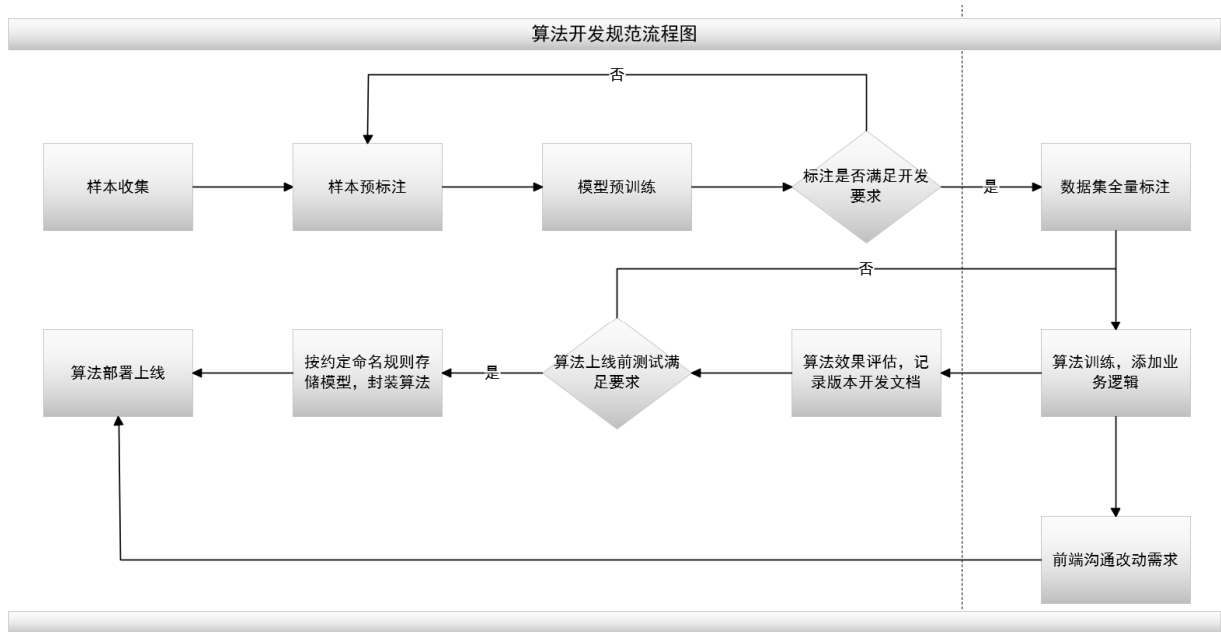


图 D.1 算法开发流程图

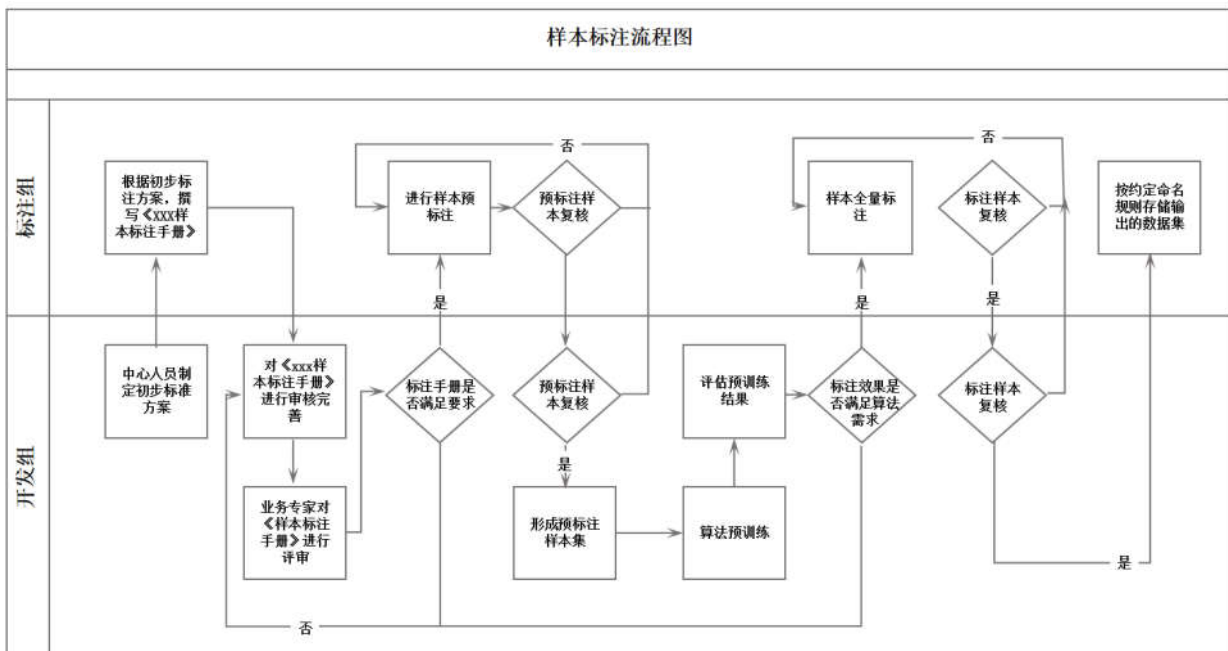


图 D.2 样本标注流程图