# 电表数字识别代码设计

# 一.对图像进行预处理

预处理设计思路

核心流程围绕去反光→畸变矫正→对比度增强展开,通过标准化处理提升模型鲁棒性。

- 1. 去反光 (伽马校正),利用伽马校正 (gamma<1) 压缩高亮区域,增强暗部对比度。
- 2. 畸变矫正,通过cv2.remap生成无畸变映射关系。可调参数k1/k2控制径向畸变强度,适配不同拍摄设备。
- 3. 对比度增强 (CLAHE)

# 二.目标检测

### 目标检测设计思路

此部分根据已有训练集dataset以及data.csv 目标是生成data\_detect.csv 也就是经过处理识别出的数字表盘区域.为之后的数字识别做铺垫

### 1. 模型选择: YOLOv8轻量级方案

- 速度与精度平衡: YOLOv8n作为轻量级模型, 在边缘设备上可实现实时推理 (30+ FPS), 满足工业场景部署需求。
- 泛化能力:基于COCO预训练的权重可快速迁移至电表检测任务,减少小样本训练过拟合风险。
- 生态支持: Ultralytics官方库提供便捷的训练、推理接口,支持自定义数据集。

### 2. 数据集构建:标注与增强

#### 数据标注

标注工具: 使用LabelMe或Roboflow标注

每个标注文件包含边界框坐标(XYXY格式)和类别标签(0表示电表区域)。

### 3. 后处理优化: 过滤与校准

#### 非极大值抑制 (NMS)

• 通过 iou\_threshold=0.5 过滤重叠框,确保每个电表区域仅保留最优检测框。

#### 几何约束

- 宽高比校验: 假设电表读数区域为矩形 (宽高比约为3:1) , 过滤异常比例的检测框。
- 尺寸过滤:排除面积过小的框(如小于100x50像素),避免误检干扰区域。

# 三.数字识别

以下是针对电表数字识别任务的代码设计思路,通过目标检测得到的data\_detect.csv 来对数字进行分割,然后分别检测,最后拼接为数字进行组装并保存到 digital\_out.csv中

#### 1. 架构设计思路

#### 1. 基础模型选择: AlexNet的优势

- 结构轻量: 相比VGG/ResNet, AlexNet层数较少, 计算量更小。
- 预训练权重:使用ImageNet预训练权重初始化,加速收敛并提升小样本性能。
- 适配尺寸: 原始输入尺寸为224x224, 兼容电表数字图像的常见分辨率。

#### 2. 改进策略: 残差连接 + 注意力机制

#### 残差连接 (Residual Block)

- 作用:解决深层网络训练困难问题,允许梯度直接通过 shortcut 连接反向传播。
- **实现**:在特征提取层的每组卷积后添加残差块,确保输入与输出通道数一致(如192→192、384→384)。

#### 通道注意力机制 (SE Module)

- 作用:通过学习通道间的依赖关系,增强关键特征通道(如区分6/9的曲线特征)。
- 实现:在残差块后添加SE模块,对每个通道的特征进行加权。
- 代码逻辑:

#### 3. 分类器优化

• **轻量化设计**: 将原始AlexNet的三层全连接(4096→4096→10)改为两层(2048→10),减少参数约50%。

• 正则化:添加Dropout (rate=0.5)和BatchNorm,抑制过拟合并加速收敛。

## 4.设计思路流程图

