

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416267

基于透视校正的移动端圆形仪表读数方法<sup>\*</sup>肖霄<sup>1,2</sup> 闫坤<sup>1,2</sup>(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学卫星导航定位与  
位置服务国家地方联合工程研究中心 桂林 541004)

**摘要:** 针对现有圆形仪表读数算法易受拍摄角度和复杂环境等不利因素影响的问题,提出了一种基于透视校正的圆形仪表自动读数系统,并成功部署于手机端。首先基于 YOLOv8n 重新设计了轻量化的仪表检测模型和关键目标检测模型,缩减网络结构后,采用集成 PConv 的 LiteFFM 模块和 LAMP 剪枝技术设计更适用于移动端的轻量化模型。该模型计算需求大幅降低,其参数量减少了 97.75%,GFLOPs 仅为 0.4。提出了高效的圆形仪表校正方法,通过仪表边缘轮廓点集构造校正矩阵,有效消除拍摄倾斜引起的畸变,并结合标记和刻度字符进行旋转校正。最后通过增强角度法准确计算出读数,并在 APP 中设计纠错引导机制以优化用户拍摄。实验表明,在拍摄角度严重倾斜时,校正算法能减少 60.68% 的读数平均相对误差。系统在手机上运行速度可达 9 FPS,且在复杂环境下的读数平均相对误差仅为 1.76%,优于现有先进方法,展示出高鲁棒性。

**关键词:** 圆形仪表;轻量化网络;YOLOv8;图像校正;移动端

**中图分类号:** TN98;TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Perspective rectification based approach to reading  
circular-meters on mobileXiao Xiao<sup>1,2</sup> Yan Kun<sup>1,2</sup>

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. National and Local Joint Engineering Research Center for Satellite Navigation, Positioning and Location Services,

Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** To address the issue of existing circular meter reading algorithms being susceptible to adverse factors such as shooting angles and complex environments, this paper proposes a perspective rectification-based automatic circular meter reading system successfully deployed on mobile devices. Initially, a lightweight meter detection model and key target detection model based on YOLOv8n were redesigned. After simplifying the network structure, a mobile-optimized lightweight model was developed by integrating PConv into the LiteFFM module and employing LAMP pruning techniques. The improved model significantly reduces computational requirements, with a parameter reduction of 97.75% and GFLOPs as low as 0.4. Furthermore, the paper introduces an effective circular meter rectification method that constructs a rectification matrix from edge contour point sets of the meter to eliminate distortions caused by shooting tilt, integrating markers and scale characters for precise rotational rectification. Lastly, an enhanced angle method calculates accurate readings, and a rectification guidance mechanism within the app optimizes the user shooting experience. Experiments show that under severely tilted conditions, the correction algorithm can reduce the average relative reading error by 60.68%. The system runs at 9 FPS on mobile phones, with an average relative reading error of only 1.76% in complex environments, outperforming existing advanced methods and demonstrating high robustness.

**Keywords:** circular-meters; lightweight network; YOLOv8; image rectification; mobile application

## 0 引言

指针式仪表因结构简单、稳定性好、成本低廉等优势,

被广泛应用。由于自动化数据采集与传输受限于成本和技  
术,人工巡检仍是常见且经济的方法,但人工读数误差大、  
效率低、数据真实性差。因此,研究仪表数字化并利用人工

收稿日期:2024-06-19

\* 基金项目:国家自然科学基金(62101147)、广西自然科学基金(桂科 2020GXNSFAA159146)、广西创新驱动发展专项(桂科 AA21077008)、教育部重点实验室基金(CRKL190108)项目资助

智能技术辅助读数,以提高效率和准确性,具有重要意义。仪表读数是热门的研究方向,以下从仪表图像校正和读数识别两个方面介绍研究现状。

为了消除拍摄方向与仪表平面不垂直而导致的视差效应,陈梦迟等<sup>[1]</sup>将外加矩形标签的顶点作为参考点进行透视变换校正图像,避免了圆形仪表缺乏明显参考点的问题。胡鑫等<sup>[2]</sup>使用 RANSAC 和 SURF 算法对模板图像与畸变图像进行特征匹配,从而校正图像,但需要已知待测仪表的正视图模版,通用性差。许多学者拟合椭圆后通过投影变换校正仪表图像,Zuo 等<sup>[3]</sup>用表盘掩膜的最小外接圆与水平垂直线的 4 个交点拟合椭圆;Hou 等<sup>[4]</sup>使用 U-Net 网络分割关键点后拟合椭圆;周登科等<sup>[5]</sup>通过 YOLOv3 识别数字刻度坐标拟合椭圆,缺点是受环境影响大,椭圆拟合不准确。

传统视觉仪表读数方法通常采用形态学处理和阈值分割来计算读数。沈云青等<sup>[6]</sup>使用霍夫变换和模板匹配检测仪表、刻度和指针。然而传统方法容易受光线变化和背景干扰的影响,且对不同类型的仪表适应性有限。近年来,深度学习方法在仪表读数中应用广泛。杨诗琪等<sup>[7-9]</sup>使用 Faster R-CNN 和 YOLO 检测仪表,结合视角校正,尺度重建和 OCR 技术辅助读数。Cai 等<sup>[10-11]</sup>使用虚拟合成数据集训练 CNN,并在手机端实现仪表自动读数。Yang 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于 YolactEdge 实例分割框架的读数系统,通过分割仪表扇形掩膜区域并利用面积比例进行读数。尽管深度学习方法已取得显著发展,但在目标检测和分割领域,其仍然面临着复杂背景、小尺寸目标以及遮挡等挑战,影响读数精度。

YOLOv8 作为 Ultralytics 发布的最新 YOLO 版本,在图像对象检测中表现优异,适用于对仪表目标检测进行针对性轻量化改进。熊恩杰等<sup>[13]</sup>在骨干网络中引入 Ghost 模块实现轻量化,并加入 GAM 注意力机制模块,增强了对背景环境特征的区分能力。许迪等<sup>[14]</sup>使用加权双向特征

金字塔机制(BiFPN)替换了原始 YOLOv8 的 PANet 结构。BiFPN 删除了效率较低的边缘节点,降低计算参数量,提高了特征融合的效率。最新研究中,有学者使用 Repvit<sup>[15]</sup>替换骨干网络,并运用 GELAN 模块改进 C2f 模块,实现了在保持轻量化和高速度的同时达到高精度目标检测。

针对上述不足,本文提出了一种基于透视校正的圆形仪表读数系统。主要贡献如下:1)提出了改进的轻量化 YOLOv8n 圆形仪表和关键目标检测模型,在保持高检测精度的同时,大幅压缩了模型体积,使其适合在移动端部署。2)提出了基于仪表轮廓的倾斜校正算法和方位角校正算法,可将畸变的仪表图像恢复为标准正视图。结合增强角度读数法,显著减少了读数误差。3)开发了仪表自动读数 APP,并设计纠错引导机制,帮助用户快速拍摄仪表并获取读数。

## 1 基于 YOLOv8n 的检测网络设计

### 1.1 YOLOv8n 的轻量化改进

YOLOv8n 作为 v8 系列中最小尺度版本,旨在保持精度的同时降低模型的计算和内存开销。其骨干网络采用 C2f 和 SPPF 模块,有效处理多尺度目标并优化性能。特征融合网络采用 PANet 结构,通过 FPN 和 PAN 实现多尺度特征的深度融合,增强各尺度目标的检测能力。检测网络使用解耦头结构和无锚点策略,分离分类与检测任务。

本文所提出的移动端仪表读数系统的设计框图如图 1 所示。为满足仪表检测网络与关键目标检测网络在移动端的部署效率和性能需求,还需对 YOLOv8n 进一步优化。具体采用精简网络结构,使用 LiteFFM 模块和 LAMP 剪枝三种方法对其进行轻量化改进,改进后的模型结构如图 2 所示。由于仪表以及表盘上的关键目标外形特征明显,检测任务尺度相对单一,所以首先对整体网络模型进行精简,将卷积核的数量以及输出特征通道数缩减至 YOLOv8n 的 1/8。删减后的网络称为精简网络。

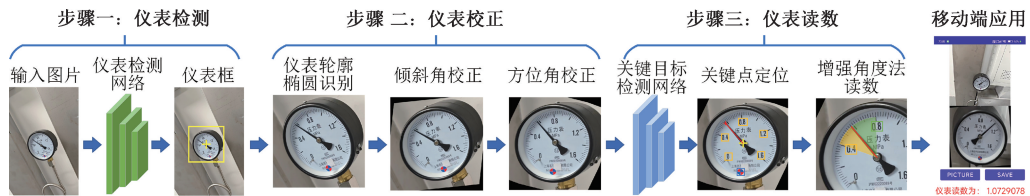


图 1 仪表读数系统框图

Fig. 1 The general framework of the meter reading system

### 1.2 LiteFFM 模块设计

MobileNets、GhostNets 和 ShuffleNets 等轻量化网络均采用深度可分离卷积(depthwise convolution, DWConv)和群卷积来优化模型。3 种卷积结构如图 3 所示,其中,  $h$  和  $w$  表示特征图的高宽,  $k \times k$  为卷积核大小,  $c$  为通道数。常规卷积的 FLOPs 为  $h \times w \times k^2 \times c^2$ , 内存访问量为  $h \times w \times 2c$ 。虽然 DWConv 的 FLOPs 低于常规卷积,但内

存访问量大于常规卷积。为解决 DWConv 频繁的内存访问导致速度变慢的问题,本文采用了部分卷积(partial convolution, PConv)<sup>[16]</sup>,其利用恒等映射中的冗余性,只对部分输入通道应用常规卷积进行空间特征提取,而其余的通道保持不变。对于连续或常规的内存访问,将第一个或最后一个连续的  $c_p$  通道作为整个特征映射的代表进行计算。因此 PConv 的 FLOPs 为:

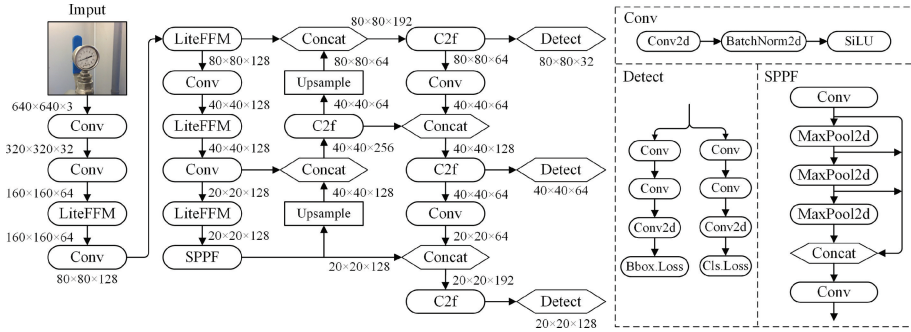


图 2 改进后 YOLOv8n 网络结构

Fig. 2 Network structure drawing of improved YOLOv8n

$$h \times w \times k^2 \times cp^2 \quad (1)$$

其中,  $cp/c = 1/4$ , PConv 的 FLOPs 只有常规卷积的 1/16。此外, PConv 的内存访问量为:

$$h \times w \times 2cp + k^2 \times cp^2 \approx h \times w \times 2cp \quad (2)$$

仅为常规卷积的 1/4。所以 PConv 能更好地利用设备的计算能力,且具有优秀的空间特征提取能力。

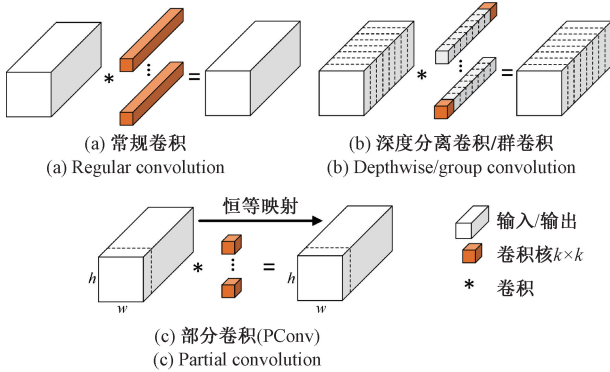


图 3 3 种卷积的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of three convolution types

基于 PConv 设计的 LiteFFM 模块结构如图 4 所示。LiteFFM 在延续 C2f 梯度流丰富的基础上,使用  $n$  个 Lite Bottleneck 替换了原有的网络结构。瓶颈结构由两个 Pconv Model 模块组成,分别负责特征压缩和特征高维映射,并与输入进行融合。Pconv Model 模块包含部分卷积层,只对部分特征进行卷积计算,将未计算部分与已计算部分进行拼接,使用批量归一化加快网络收敛,并采用 SiLU 激活函数以提高深度模型的优化效果。使用 LiteFFM 模块替换 C2f 模块能有效降低网络复杂度,加速推理过程。

### 1.3 LAMP 剪枝技术

为了压缩模型尺寸、缓解过拟合现象,本文采用一种基于权重幅值的自适应剪枝方法 LAMP<sup>[17]</sup> 对模型剪枝。该方法通过权重幅值计算 LAMP 分数,可估算剪枝对模型整体的影响,所有 LAMP 分数小于目标权重的连接会被修剪。

为了对全连接层和卷积层的 LAMP 分数进行统一界

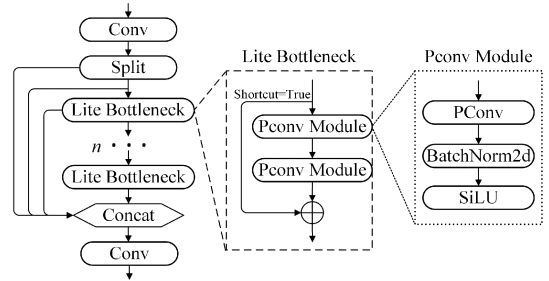


图 4 LiteFFM 模块结构

Fig. 4 Structure of LiteFFM module

定,假定每个权重张量都被转换为一维向量,且按照给定的索引映射对权重进行升序排序。即当  $u < v$  时,满足  $|W[u]| \leq |W[v]|$ ,其中  $W[u]$  表示索引  $u$  到  $W$  的映射。将权重张量  $W$  的第  $u$  个索引的 LAMP 分数定义为:

$$LAMP - score(u; W) = \frac{(W[u])^2}{\sum_{v \geq u} (W[v])^2} \quad (3)$$

其中,  $W[u]^2$  表示目标连接的权重幅值平方,  $\sum_{v \geq u} (W[v])^2$  表示了该层中所有剩余连接的权重幅值平方和。LAMP 分数通过比较同一层中所有保留连接的权重幅值来评估目标连接的相对重要性,其中较低权重的连接已在剪枝过程中被剔除。确定了目标剪枝比例之后, LAMP 算法会选择具有最低分数的连接进行剪除,从而自动确定各层的稀疏度,直至达到全局稀疏性限制要求。与基于权重幅值级分数的全局剪枝不同,基于 LAMP 分数的全局剪枝的每一层都至少保留一个分数为 1 的连接,可以避免层崩溃的发生。LAMP 剪枝具备计算高效、无需调整超参数以及不依赖特定模型知识的优势。

## 2 仪表校正读数算法

### 2.1 倾斜角校正

用手机拍摄仪表时,镜头的自由度较高,导致拍摄的仪表图像呈倾斜状态,这将对后续读数识别产生不利影响。仪表,虚拟成像平面和手机镜头的坐标系如图 5 所示。在手机坐标系中,原点  $O_c$  位于镜头中心,  $Y_c$  轴垂直于镜头,  $X_c$  轴平行于镜头和地面,而  $Z_c$  轴平行于镜头,垂直

于地面。仪表平面和虚像平面均平行于镜头,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴和  $X_m$ 、 $Y_m$ 、 $Z_m$  轴方向分别与上述  $X_c$ 、 $Y_c$  和  $Z_c$  轴方向重合。

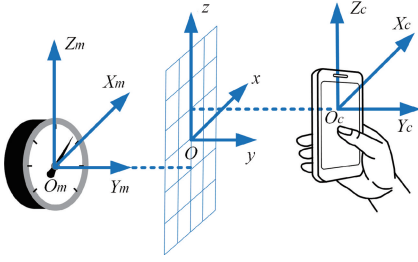


图 5 仪表、虚拟成像平面和手机镜头的坐标示意图  
Fig. 5 Coordinate diagram of instrument, virtual imaging plane and phone lens

假设  $\theta_x$ 、 $\theta_y$  和  $\theta_z$  表示仪表沿  $X_m$ 、 $Y_m$  和  $Z_m$  轴逆时针方向在  $Y_m-Z_m$ 、 $X_m-Z_m$  和  $X_m-Y_m$  平面上旋转的相应角度, 对应的 3 个旋转矩阵为  $\mathbf{R}_{yoz}$ 、 $\mathbf{R}_{xoz}$ 、 $\mathbf{R}_{xoy}$ 。总旋转矩阵  $\mathbf{R}$ :

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_{xoy} \times \mathbf{R}_{xoz} \times \mathbf{R}_{yoz} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta_x) & -\sin(\theta_x) \\ 0 & \sin(\theta_x) & \cos(\theta_x) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos(\theta_y) & 0 & -\sin(\theta_y) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta_y) & 0 & \cos(\theta_y) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos(\theta_z) & -\sin(\theta_z) & 0 \\ \sin(\theta_z) & \cos(\theta_z) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

将仪表图像的校正分为对倾斜角 ( $\theta_x$ 、 $\theta_z$ ) 的校正和方位角  $\theta_y$  的校正。首先对倾斜角  $\theta_x$  和  $\theta_z$  校正, 将虚像平面上的  $x$  轴和  $z$  轴定义为:

$$\vec{b}_x = [f, 0, 0]^T, \vec{b}_z = [0, 0, f]^T \quad (5)$$

其中,  $f$  表示 (均匀) 缩放参数, 用于描述从实际仪表到虚像平面的尺寸转换。当  $\mathbf{R}$  投影到  $x-z$  虚像平面后, 得到的子矩阵  $\mathbf{H}_{x-z}$  可以表示为:

$$\mathbf{H}_{x-z} = \begin{bmatrix} \vec{b}_x^T \mathbf{R} \\ \vec{b}_z^T \mathbf{R} \end{bmatrix} \quad (6)$$

投影在虚像平面上的圆形仪表图像仅在坐标 ( $X$ , 0,  $Z$ ) 处具有轮廓像素强度, 其中  $X$  和  $Z$  分别表示沿  $x$  轴和  $z$  轴构成坐标的两个随机过程。当一个仪表放置在  $X_m-Z_m$  平面上时, 沿虚像平面采集的所有轮廓边缘点  $\vec{\xi} = [X, 0, Z]^T$ , 应满足:

$$E[(\vec{\xi} - \mu_\xi)(\vec{\xi} - \mu_\xi)^T] = \begin{bmatrix} \rho_x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \rho_z \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:  $E[\cdot]$  表示统计期望,  $\mu_\xi = [C_x, C_y, C_z] = E[\vec{\xi}]$  表示在  $x-z$  平面上投影的仪表图像的几何中心,  $\rho_x = E[(X - C_x)^2]$ ,  $\rho_z = E[(Z - C_z)^2]$ 。只有当倾斜角  $\theta_x$  和  $\theta_z$  为零时, 轮廓边缘为正圆,  $\rho_x = \rho_z = \rho_o = r^2/2$ 。当倾斜角不为零时, 用  $\vec{\chi}$  表示仪表图像投影的椭圆轮廓边缘

点,  $\vec{\chi} = \mathbf{H}_{x-z} \vec{\xi}$ 。设  $\mu = E[\vec{\chi}]$ , 可得:

$$E[(\vec{\chi} - \mu_\chi)(\vec{\chi} - \mu_\chi)^T] = \mathbf{H}_{x-z} \begin{bmatrix} \rho_x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \rho_z \end{bmatrix} \mathbf{H}_{x-z}^T \quad (8)$$

对左侧进行特征值分解:

$$E[(\vec{\chi} - \mu_\chi)(\vec{\chi} - \mu_\chi)^T] = \mathbf{W} \mathbf{\Lambda} \mathbf{W}^H, \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{\Lambda}$  分别表示对应的特征向量和特征值矩阵。

当  $\rho_x = \rho_z = \rho_o = r^2/2$  时, 以下成立:

$$\sqrt{\rho_o} \mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{W}^H \mathbf{H}_{x-z} = \mathbf{V} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{V}$  是一个酉矩阵。对  $\mathbf{H}_{x-z}$  奇异值分解得到

$$\mathbf{H}_{x-z} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$  和  $\mathbf{S}$  分别表示左奇异向量、右奇异向量和奇异值矩阵。根据式 (8)~(11) 得到:

$$\mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{W}^H = \rho_o \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V} \mathbf{V}^H \mathbf{S} \mathbf{U}^H = \rho_o \mathbf{U} \mathbf{S}^2 \mathbf{U}^H \quad (12)$$

根据式 (12), 得到:

$$\mathbf{W} = \mathbf{U}, \quad (13)$$

$$\mathbf{S} = \left( \frac{1}{\sqrt{\rho_o}} \right) \mathbf{\Lambda}^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

最后得到:

$$\mathbf{H}_{x-z} = \mathbf{S} \mathbf{U}^H \mathbf{V} \quad (15)$$

经过推导可知, 只需要采集仪表轮廓边缘点, 即可通过  $\mathbf{H}_{x-z}$  将畸变的仪表图像恢复成原貌, 成功地消除由旋转角度  $\theta_x$  和  $\theta_z$  引起的扭曲或不均匀缩放效应。

倾斜角校正流程如图 6 所示。检测出仪表后, 从输入原图像中裁剪出高分辨的仪表 ROI。利用基于弧段邻接矩阵的椭圆检测算法<sup>[18]</sup>拟合出仪表轮廓椭圆, 并通过约束条件和验证综合得分找出最佳椭圆。用  $v$  来表示 ROI 像素点的  $x$ 、 $z$  坐标, 使用透视校正矩阵  $\mathbf{H}_{x-z}^+$  ( $\mathbf{H}_{x-z}$  的伪逆矩阵) 计算 ROI 中每个像素的校正坐标 ( $x^{rect}$ ,  $z^{rect}$ )。由此可以建立倾斜仪表 ROI 与校正仪表 ROI 的对应关系:

$$[x^{rect}, z^{rect}] = \langle \mathbf{H}_{x-z}^+ v \rangle \quad (16)$$

其中, “ $\langle \rangle$ ” 表示将向量的每一项四舍五入到相应的整数。ROI 中的像素总数可能小于校正图像中的像素总数, 综合考虑插值的速度和处理后图像清晰度, 本文采用双线性插值法对校正后的图像进行插值, 最终得到了消除由  $\theta_x$  和  $\theta_z$  引起畸变的校正图像。

## 2.2 方位角校正

方位角  $\theta_y$  的校正是很多研究忽视的。现有方法利用表盘上印刻文字的矩形轮廓确定旋转角度<sup>[19]</sup>, 但受限于特定印刷特征和文字朝向, 校正角度通常小于  $90^\circ$ 。本文将标记法与对称法相结合, 如图 7 所示。首先在仪表表面的正下方粘贴标记, 为仪表添加了一个固定位置信息, 计算这标记与表盘中心连线与竖直向下方向的极角  $\varphi$ :

$$\varphi = \arctan\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) - \frac{\pi}{2} \quad (17)$$



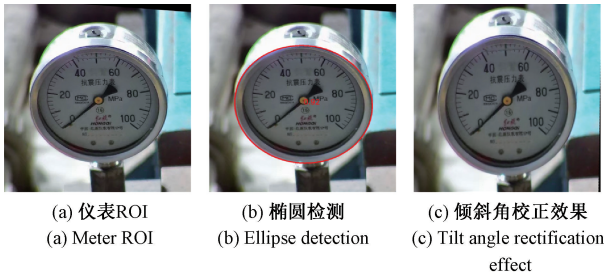


图 6 仪表倾斜角校正示意图

Fig. 6 Meter inclination rectification diagram

其中,  $(x_1, y_1)$  为表盘中心坐标,  $(x_2, y_2)$  为标记中心坐标。  $\varphi$  即校正方位角的旋转角度。标记法具有  $180^\circ$  的矫正范围, 具有高鲁棒性, 适用于定期巡检。对于无标记的仪表则采用对称法: 通过分析端正的仪表图像中所有刻度字符沿竖直中轴线对称分布的特征, 计算两个对称关键点(如起始刻度和最大量程刻度)连线与水平方向的夹角  $\sigma$ , 实现图像的正确转正。

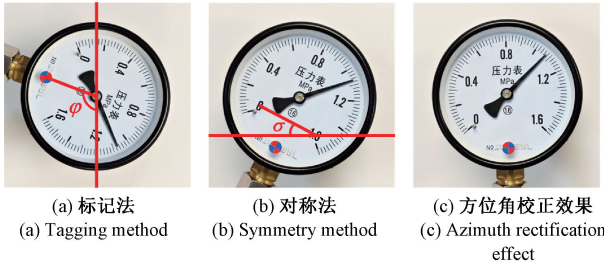


图 7 仪表方位角校正示意图

Fig. 7 Meter azimuth rectification diagram

2.3 增强角度法读数

传统角度法利用指针与零刻度之间的旋转角度来计算读数。但旋转角度的累积误差会导致精度较差, 在刻度分布不均匀时表现尤为不佳。本文采用增强角度法<sup>[4]</sup>, 利用指针与最近的两个主刻度的旋转角度来计算读数  $R$ :

$$R = Y_i + \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \times (Y_{i+n} - Y_i) \quad (18)$$

式中:  $R$  为最终读数,  $Y_i$  为第  $i$  个主刻度的读数值(小于读数),  $Y_{i+n}$  为第  $i+n$  个主刻度的读数值(大于读数),  $Y_i$  和  $Y_{i+n}$  可由光学字符识别(optical character recognition, OCR)得到,  $\alpha$  和  $\beta$  为指针与相邻两个主刻度的相对旋转角度, 如图 8 所示。尽管经过旋转, 校正仪表图像的表盘中心、指针尖端和主要刻度字符的坐标都能通过计算得到, 无需二次检测, 连接表盘中心点和指针尖端即可确定指针直线。该方法避免了在严重倾斜时仪表小刻度被遮挡的问题。实验表明, 依赖小刻度读数法仅适用于倾斜角小于  $40^\circ$  的仪表读数, 而本文方法可应对倾斜角小于  $70^\circ$  的情况。

3 移动端应用设计

3.1 基于 NCNN 框架的 Android 部署

本文利用专为手机优化的高性能神经网络计算框架

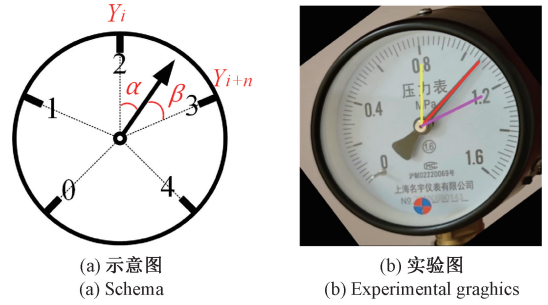


图 8 角度增强读数法示意图

Fig. 8 Diagram of angle enhanced reading method

NCNN, 在安卓端部署网络模型。将检测模型权重文件转换为 ONNX 格式, 再转换为 NCNN 的 param 和 bin 文件, 并加载到安卓工程中。主程序调用模型进行检测识别。此外, 仪表校正和读数算法被封装成动态链接库, 利用 JNI 和 NDK 将圆形仪表读数系统部署在移动端。应用界面如图 9(a) 所示, 可以通过手机摄像头实时输入或相册输入仪表图片, 快速识别读数。在手机上运行时, 单次读数仅需 140 ms, 实时运行速度高达  $7 \sim 9$  fps(每秒帧数)。

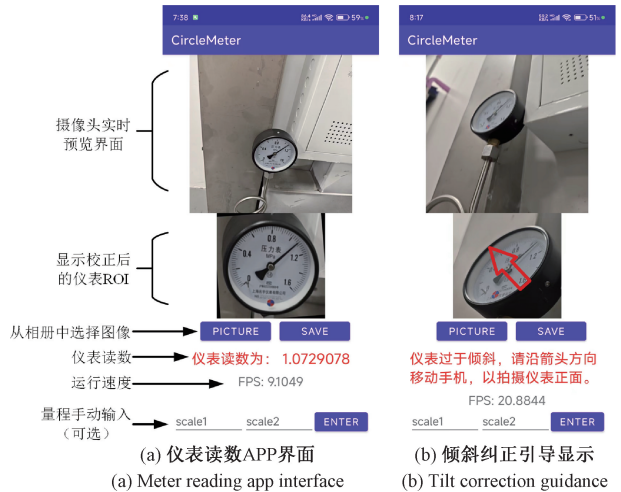


图 9 仪表读数手机应用界面展示

Fig. 9 Meter reading mobile application interface display

3.2 自动纠错引导机制

用户用手机拍摄时灵活的站位和角度, 会导致照片随机性大。尽管校正算法能高效还原仪表图像, 但应用中集成自动纠错引导机制能帮助用户拍出更优质的仪表图像。机制包括: 1) 当仪表过于倾斜时, 检测出的表盘轮廓椭圆的离心率为  $e = \sqrt{1 - b^2/a^2}$ , 其中  $a, b$  为分别为椭圆半长轴和半短轴。若  $e > 0.9$  (倾斜角大于  $50^\circ$ ), 则被认定为过度倾斜的仪表图片。针对过度倾斜的仪表图像, 采用轻量化检测模型识别仪表的正面和背面区域, 并在手机上显示箭头, 指示从背面至正面的方向。用户沿箭头方向移动手机即可减少倾斜视差, 倾斜纠正引导界面如图 9(b) 所示。2) 鉴于手机并非专门针对仪表拍摄设计, 可能导致仪

表 ROI 在图像中占比例较小,清晰度不足。为确保仪表在图像中的重要地位,应用将确保检测到的仪表边界框面积与整幅图像面积的比值不低于  $1/64$ 。若实际检测的比值低于阈值,应用将提示用户靠近仪表或增加焦距拍摄。

## 4 实验与结果分析

### 4.1 数据集构建

圆形仪表数据集包含 12 种仪表的 1 500 张图片,拍摄于不同角度和背景。其中网络公开部分为 789 张百度飞桨仪表图像和 180 张 Kaggle 压力表图像。自行采集部分包括 81 张工厂仪表柜监控和 450 张手机拍摄的各类仪表图像。从中挑选出 400 张图片,并将校正处理后的仪表 ROI 作为关键目标数据集。两个数据集均按  $7:1.5:1.5$  的比例划分为训练集、验证集和测试集。

采用 Albumentation 库在线增强训练集,无需额外存储,即可提升模型的泛化能力和鲁棒性。针对仪表采集的复杂环境,本文实施了加雾,加雨滴,模糊处理,高斯噪声和随机明暗对比度 5 种增强方式。

### 4.2 检测模型轻量化

实验环境统一配置如下:处理器为 Intel<sup>®</sup> Core<sup>™</sup>i5-12400F,运行内存 32 GB,GPU 为 GeForce RTX 3060 (12 GB),操作系统为 Windows11。使用 PyTorch1.8 和 CUDA11.7 版本进行加速。训练过程遵循统一超参数,共进行 300 轮。实验用的移动端设备为小米 14 手机。利用上述数据集分别训练得到仪表检测模型和关键目标检测模型。首先通过仪表检测模型对原始图像执行仪表识别定位,随后对分割后的 ROI 进行校正处理,再利用关键目标检测模型精准定位表盘上的关键点作为读数依据。检测模型的部分检测结果如图 10 所示。

利用模型平均检测精度  $mAP@0.5$  评估检测精度,通过参数量衡量模型规模,用浮点运算数 GFLOPs 表示计算复杂度,测定单张图片所需平均时间(包含前后处理时间和推理时间)评估检测速度。

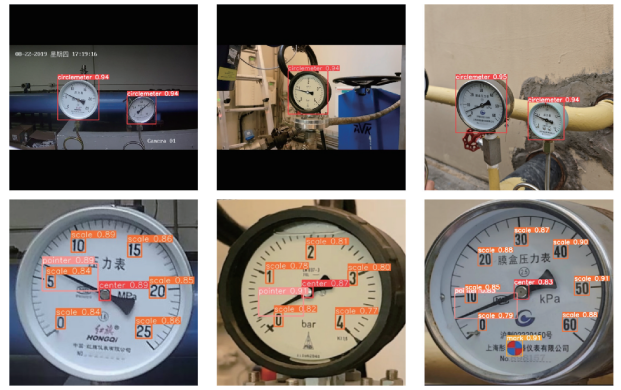


图 10 仪表检测模型和关键目标检测模型的检测结果

Fig. 10 The detection results of meter detection model and critical target detection model

为验证所提出改进方案的有效性,通过消融实验来检验轻量化改进效果,结果如表 1 所示,其中  $1/2, 1/3$  代表剪枝比例,“/”左右分别是仪表检测网络和关键目标检测网络的结果。对比表 1 中的模型 A 与 B 可知精简网络后显著提升了轻量化效果,以仪表检测网络为例,与 YOLOv8n 相比,精简后的网络在保持检测精度的同时,实现了 92% 的参数量降低和 84% 的 GFLOPs 减少,检测速度提高了 24%。考虑到关键目标的检测任务较为复杂,需要更多特征信息以确保高精度,所以仅将精简关键目标检测模型的通道数缩减至 YOLOv8n 的  $1/4$ 。即便如此,精简网络仍显著降低了复杂度和参数量。模型 C-F 用 LiteFFM 替换主干网络的 C2f 模块后,模型的参数量,计算复杂度均降低了 10~14%,同时检测速度也有提升。最后,使用 LAMP 对模型实施剪枝压缩。鉴于待剪枝模型规模较小,模型 E 和 F 采用了较低的剪枝比例,分别为  $1/2$  和  $1/3$ 。剪枝后,对模型进行 200 个周期的微调,以恢复检测精度。结果表明,剪枝后的模型在几乎不损失精度的情况下,有效减小了规模和复杂度,并提升了检测速度,与剪枝比例相符。

表 1 消融实验

Table 1 Ablation experiment

模型编号	精简网络	LiteFFM	LAMP	(仪表检测网络/关键目标检测网络)			
				$mAP@50$	参数量/M	GFLOPs	检测速度/ms
A				0.995 0/0.994 1	3.01/3.01	8.1/8.1	6.9/10.4
B	✓			0.995 0/0.994 1	0.24/0.44	1.3/1.8	5.2/9.5
C		✓		0.994 9/0.994 0	2.64/2.64	7.0/7.0	6.3/9.9
D	✓	✓		0.994 9/0.986 5	0.22/0.39	1.2/1.6	4.6/7.7
E	✓	✓	$1/2$	0.994 7/ <b>0.991 1</b>	0.10/ <b>0.18</b>	0.6/ <b>0.7</b>	4.2/ <b>6.7</b>
F	✓	✓	$1/3$	<b>0.994 3</b> /0.985 7	<b>0.07</b> /0.12	<b>0.4</b> /0.5	<b>3.6</b> /6.2

对比原始 YOLOv8n 模型,最终选用的仪表检测模型(模型 F),在精度上损失了 0.000 7,但是参数量减少了

97.75%,模型复杂度减少了 95.06%,检测速度提高了 47.83%。最终选用的关键目标检测模型(模型 E),在精度

上损失了 0.003,但是参数量减少了 94.96%,模型复杂度减少了 92.59%,检测速度提高了 35.58%。

为了充分验证本文算法的轻量化优势,将本文最终模型与当前主流的 SSD、YOLO 模型以及最新改进的 YOLOv8n 模型等进行了对比实验。实验结果如表 2 所示,最优性能指标已加粗字体表示。对于仪表检测网络,SSD-VGG16 的精度最高,但是对小目标检测能力较弱,即便使用 MobileNetv2 进行轻量化改进后,模型规模仍然较大。关键目标检测网络精度最高的是 YOLOv7-tiny,但是与其他 YOLO 系列模型差距不大。综合来看,在前五

个经典模型中,YOLOv8n 在精度与轻量化之间达到了最佳权衡。最新改进的 YOLOv8n 模型在精度略有提升的同时,实现了不同程度的轻量化。其中,BiFPN 显著提升了检测速度,而 RepViT 和 GELAN 的改进在本文仪表数据集上的效果不佳。相较于其他 YOLOv8n 的最新改进模型,本文提出的最终模型在检测精度下降不到 0.005 的前提下,大幅度减少了参数量(92%~94%),模型规模(80%~91%)和检测时间(19%~44%)。卓越的轻量化优势使得模型在移动端运行效率更高,可在手机上达到 40 fps 的运行速度。

表 2 模型对比实验  
Table 2 Contrast experiment

模型	(仪表检测网络/关键目标检测网络)				
	mAP@50	参数量/M	GFLOPs	模型大小/M	检测速度/ms
SSD-VGG16	<b>0.999 8</b> /0.966 1	26.28/26.29	62.7/62.7	90.6/92.1	14.1/14.1
SSD-MobileNetV2	0.999 5/0.950 4	6.20/6.20	1.8/1.8	14.3/15.8	14.7/13.4
YOLOv5s	0.995 0/0.995 0	9.11/9.11	23.8/23.8	17.6/17.6	9.1/13.1
YOLOv7-tiny	0.997 3/ <b>0.995 1</b>	6.01/6.01	13.0/13.0	12.0/12.1	9.7/15.6
YOLOv8n	0.995 0/0.994 1	3.01/3.01	8.1/8.1	6.0/6.0	6.9/10.4
YOLOv8n-GhostNetsV2	0.995 0/0.994 7	2.23/2.24	6.8/6.8	4.8/4.8	6.4/11.2
YOLOv8n-BiFPN	0.995 0/0.994 8	2.21/2.22	5.6/5.6	4.7/4.8	4.6/8.2
YOLOv8n-Repvit-GELAN-3Prune	0.995 0/0.994 1	1.18/1.18	4.2/4.2	3.0/3.0	6.0/10.1
本文	0.994 3/0.991 1	<b>0.07/0.18</b>	<b>0.4/0.7</b>	<b>0.4/0.6</b>	<b>3.6/6.7</b>

4.3 倾斜仪表校正与读数

为了验证本文提出的透视校正算法的有效性,本实验旋转 3 种仪表(Y-60 压力表,Y-100 压力表和 WSS-411 温度计)的倾斜角度( $\theta_x$  和  $\theta_z$ ),每旋转 10°拍摄 10 张图像,以模拟手机镜头与仪表平面不平行的情况。不同倾斜角度下捕捉的仪表图像样本如图 11 所示。观察可知,由于表盘内嵌在外壳中,当倾斜角度超过 60°时,仪表的边框会挡住表盘信息,显露的表盘不足以支持读数。因此本实验仅考虑轻微倾斜区域( $\theta_x/\theta_z \in [-20^\circ, 20^\circ]$ )和严重倾斜区域( $\theta_x/\theta_z \in [-60^\circ, -20^\circ] \cup [20^\circ, 60^\circ]$ )。现有常见的校正方法是利用字符或刻度关键点拟合椭圆后,通过投影变换校正仪表图像,称此方法为关键点校正法<sup>[4-5]</sup>。经过关键点校正法和本文方法校正后的仪表图像分别在手机上进行自动读数。表 3 所示为图 11(a)~(c)、(e)~(g)中仪表的读数结果。并引入平均相对误差  $\delta$  和平均引用误差  $\gamma$  评估读数精度:

其中,  $a_i$  为算法识别的读数,  $A_i$  为实际读数,  $S$  为仪表的刻度范围,  $n$  为样本总数。对 3 种仪表的读数结果进行误差分析,取平均值对比,结果如图 12、13 及表 4 所示。

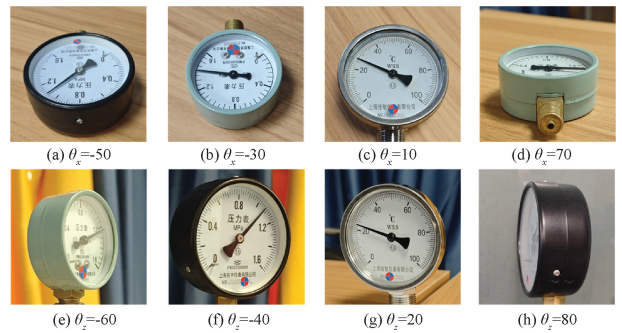


图 11 不同倾斜角度下捕捉的仪表图像样本

Fig. 11 Samples of meter images captured at different tilt angles

实验结果表明,在轻微倾斜区域内,由于倾斜角度较小,所以校正效果有限。经过关键点校正法和本文校正法后读数的平均相对误差相比未校正时仅分别降低了 0.101 2% 和 0.195 0%。当处于严重倾斜区域时,校正算法能显著提高指针式仪表的读数精度。使用关键点校正法后减少了 43.08% 的平均相对误差和 43.77% 的平均引用误差。使用本文提出的校正算法则能减少 60.68% 的平均相对误差

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|a_i - A_i|}{A_i}}{n} \times 100\% \quad (19)$$

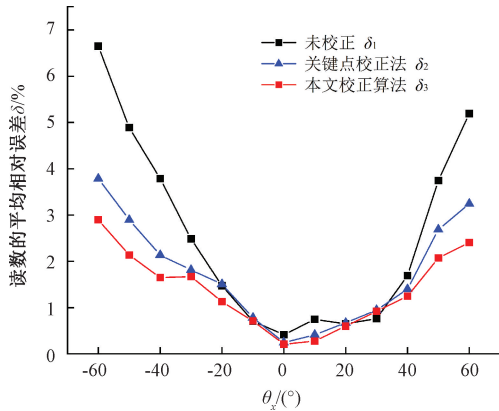
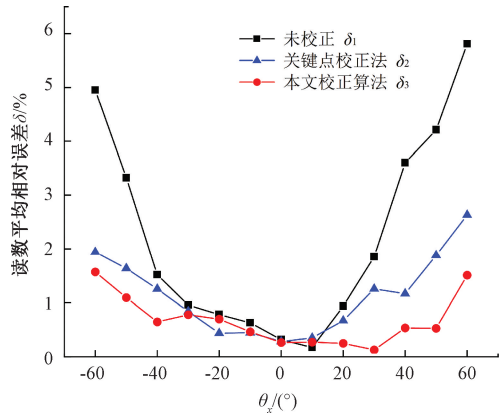
$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|a_i - A_i|}{S}}{n} \times 100\% \quad (20)$$



表 3 倾斜时读数误差对比

Table 3 Comparison of reading errors at tilt

序号	实际示值	未校正		基于关键点的校正		本文方法校正	
		读数	误差	读数	误差	读数	误差
a	1.07	1.105	0.035	1.090	0.020	1.084	0.014
b	1.39	1.420	0.030	0.413	0.023	1.411	0.021
c	26.0	26.67	0.670	26.41	0.410	26.35	0.350
e	1.23	1.153	0.077	1.249	0.019	1.247	0.017
f	1.07	1.058	0.012	1.081	0.011	1.074	0.004
g	23.2	23.09	0.110	23.11	0.090	23.29	0.090

图 12 倾斜角度  $\theta_x$  变化时读数误差对比Fig. 12 Comparison of reading errors  $\delta$  when  $\theta_x$  changes图 13 倾斜角度  $\theta_z$  变化时读数误差对比Fig. 13 Comparison of reading errors  $\delta$  when  $\theta_z$  changes

和 72.23% 的平均引用误差。本文校正方法对读数准确率的提升效果好于关键点校正法,原因是关键点校正法依赖于严重依赖于关键点坐标的识别精度,在仪表严重倾斜情况下,表盘信息区域被压缩或遮挡,增加了误差。而本文方法利用仪表自带的椭圆轮廓特征,减轻了遮挡和表面信息不完整的负面影响。

#### 4.4 复杂环境下算法鲁棒性对比

为了验证本文提出的仪表读数算法在复杂环境下的

表 4 使用不同校正方法时的误差对比

Table 4 Comparison of errors when using different rectification methods

轻微倾斜 $\theta_x/\theta_z \in [-20^\circ, 20^\circ]$			
误差	未校正	关键点校正法	本文校正方法
$\delta/\%$	0.682 5	0.581 3	0.487 5
$\gamma/\%$	0.392 5	0.341 2	0.266 0
严重倾斜 $\theta_x/\theta_z \in [-60^\circ, -20^\circ] \cup (20^\circ, 60^\circ]$			
误差	未校正	关键点校正法	本文校正方法
$\delta/\%$	3.463 5	1.971 4	1.361 8
$\gamma/\%$	1.925 0	1.082 5	0.534 6

鲁棒性,实验模拟了 6 款仪表在模糊、过曝、低光和阴雨天气 4 种恶劣情况下的采集图像。共计 42 张仪表图像。经过预处理的样本图像如图 14 所示。

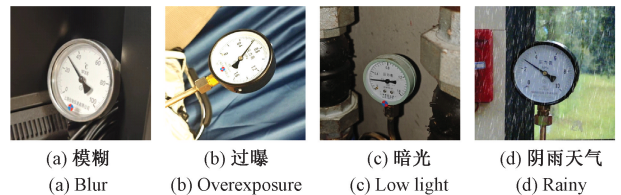


图 14 模拟的 4 种恶劣环境

Fig. 14 Simulated four harsh environments

使用本文算法对恶劣环境仪表图像进行读数,并与最新方法对比。这些方法包括 Hou 等<sup>[4]</sup>的语义分割融合投影变换读数方法, Yang 等<sup>[12]</sup>的扇形掩膜区域读数方法,以及侯卓成等<sup>[19]</sup>的结合去模糊和分割蒙版的读数方法。采用平均相对误差  $\delta$  和平均引用误差  $\gamma$  来评估每个方法的性能,结果如表 5 所示。实验结果表明,本文提出的方法仅在模糊与过曝环境中的平均误差高于文献[19]的方法,其余环境下的平均误差均低于其他方法。在四种复杂环境下,本文方法的平均相对误差最多仅增加了 0.938 7%。得益于深度学习和传统图像算法的有机结合,本文方法对自然环境具有很高的适应性,在光照变化、复杂背景、仪表倾斜、图像模糊及恶劣天气等不利条件下,读数平均相对误差仅为 1.76%,展现出卓越的鲁棒性和稳定性。



表 5 恶劣环境下读数误差对比

Table 5 Comparison of reading errors in harsh environments

%

环境	平均相对误差 $\delta$ /平均引用误差 $\gamma$			
	文献[4]	文献[12]	文献[19]	本文
原始	2.14/0.57	3.15/0.86	1.65/0.43	<b>1.31/0.33</b>
模糊	2.22/0.59	5.63/1.66	<b>1.87/0.49</b>	2.25/0.51
暗光	2.98/0.60	5.27/1.37	1.73/0.45	<b>1.37/0.40</b>
过曝	3.62/1.03	6.34/1.98	<b>2.03/0.53</b>	2.19/0.46
阴雨	3.98/0.73	6.72/1.92	1.96/0.52	<b>1.69/0.38</b>
总	2.99/0.71	5.42/1.55	1.84/0.48	<b>1.76/0.42</b>

此外,本文方法仅利用单一轻量化检测模型,辅以高效的校正算法,有效减轻了手机运算资源的负担。在手机上实现实时读数时,速度可达 7~9 fps。

## 5 结 论

本文提出了一种基于 YOLOv8n 改进检测模型和透视校正的移动端圆形仪表读数系统,包括轻量化检测模型,仪表校正与读数以及移动端部署 3 个部分。首先,在精简 YOLOv8n 模型结构后,通过 LiteFFM 模块提升检测效率,并且进行 LAMP 剪枝操作,显著提升了模型轻量化效果。其次,提出了基于仪表轮廓的透视校正的倾斜角校正算法,以及基于标记和刻度字符对称性的方位角校正算法,大幅减少了视差效应导致的误差,并利用增强角度法准确计算读数。最后,通过 NCNN 框架在移动端部署模型,并集成自动纠错引导机制,优化用户拍摄。

实验结果表明,最终的轻量化检测模型在保持高精度的同时,权重文件大小仅为 375 KB,GFLOPs 仅为 0.4,检测速度提高了 47.83%。在拍摄角度严重倾斜的情况下,本文提出的校正算法能减少 60.68% 的平均相对误差和 72.23% 的平均引用误差,拓宽了有效读数的拍摄角度。在复杂环境下,系统的读数平均相对误差仅为 1.76%,显著优于文献[4,12,19]中的先进方法,具有高鲁棒性。在手机上实时读数时,运行速度可达 7~9 fps。未来工作将探讨加入对比度增强和边缘检测等传统图像预处理技术,以进一步提升读数准确率和系统的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 陈梦迟,黄文君,张阳阳,等. 基于机器视觉的工业仪表识别技术研究[J]. 控制工程, 2020, 27(11): 1995-2001.  
CHEN M CH, HUANG W J, ZHANG Y Y, et al. Research on industrial analog instrument recognition based on machine vision[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(11): 1995-2001.
- [2] 胡鑫,欧阳华,尹洋,等. 一种改进的指针式仪表读数识别方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 132-137.

- HU X, OUYANG H, YIN Y, et al. An improved recognition method of pointer [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(13): 132-137.
- [3] ZOU L, HE P L, ZHANG CH H, et al. A robust approach to reading recognition of pointer meters based on improved mask-RCNN[J]. Neurocomputing, 2020, 388: 90-101.
- [4] HOU L Q, WANG S, SUN X P, et al. A pointer meter reading recognition method based on YOLOX and semantic segmentation technology [J]. Measurement, 2023, 218: 113241.
- [5] 周登科,杨颖,朱杰,等. 基于深度学习的指针式仪表倾斜校正方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(12): 1976-1984.  
ZHOU D K, YANG Y, ZHU J, et al. Tilt rectification method of pointer meter based on deep learning[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2020, 32(12): 1976-1984.
- [6] 沈云青,熊卫华,黄为民,等. 基于模板匹配与 Hough 圆检测的仪表识别[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(4): 69-73.  
SHEN Y Q, XIONG W H, HUANG W M, et al. Instrument recognition based on template matching and Hough circle detection[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(4): 69-73.
- [7] 杨诗琪,吴佳仪,陈墨楠,等. 基于深度学习的指针式仪表自动读数方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 149-156.  
YANG SH Q, WU J Y, CHEN M N, et al. Automatic identification for reading of pointer-type meters based on deep learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(5): 149-156.
- [8] LIU Y, LIU J, KE Y CH. A detection and recognition system of pointer meters in substations based on computer vision[J]. Measurement, 2020, 152: 107333.
- [9] MILANA E, RAMIREZ-AGUDELO O H,

- ESTEVAM SCHMIEDT J. Autonomous reading of gauges in unstructured environments [J]. *Sensors*, 2022, 22(17): 6681.
- [10] CAI W D, MA B, ZHANG L, et al. A pointer meter recognition method based on virtual sample generation technology[J]. *Measurement*, 2020, 163: 107962.
- [11] HOWELLS B, CHARLES J, CIPOLLA R. Real-time analogue gauge transcription on mobile phone [C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021: 2369-2377.
- [12] YANG CH J, ZHU R J, YU X D, et al. Real-time reading system for pointer meter based on YolactEdge [J]. *Connection Science*, 2023, 35(1): 2241669.
- [13] 熊恩杰, 张荣芬, 刘宇红, 等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(20): 200-207.
- XIONG EN J, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Ghost-YOLOv8 detection algorithm for traffic signs [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(20): 200-207.
- [14] 许迪, 张淑卿, 葛超. 面向复杂环境的 YOLOv8 安全装备检测 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(7): 121-129.
- XU D, ZHANG SH Q, GE CH. YOLOv8 security equipment inspection for complex environments [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(7): 121-129.
- [15] WANG AO, CHEN H, LIN Z J, et al. Replit: Revisiting mobile cnn from vit perspective [C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2024: 15909-15920.
- [16] CHEN J R, KAO SH H, HE H, et al. Run, don't walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks [C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023: 12021-12031.
- [17] LEE J, PARK S, MO S, et al. Layer-adaptive sparsity for the magnitude-based pruning [J]. *ArXiv preprint arXiv: 2010.07611*, 2020.
- [18] MENG C, LI ZH X, BAI X ZH, et al. Arc adjacency matrix-based fast ellipse detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 4406-4420.
- [19] 侯卓成, 欧阳华, 胡鑫, 等. 基于深度学习的模糊指针式仪表矫正读数方法 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(9): 158-165.
- HOU ZH CH, OU Y H, HU X, et al. Correction reading method of fuzzy pointer instrument based on deep learning [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(9): 158-165.

#### 作者简介

肖霄, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、信号处理。

E-mail: xxiao61@163.com

闫坤(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为自适应信号处理、机器学习、图像处理等。

E-mail: kyan5702@gmail.com