

石远威,汤勃,孙伟,等. 基于YOLOv5s和DeepLabv3+的双指针仪表读数识别方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(4): 1-8. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24052903

# 基于YOLOv5s和DeepLabv3+的双指针仪表读数识别方法研究

石远威, 汤勃, 孙伟, 张佳丽

(武汉科技大学机械自动化学院, 武汉 430081)

**摘要:** 仪表读数识别在工业生产具有重要意义,为此研究了一种基于YOLOv5s和DeepLabv3+的双指针仪表读数识别方法。首先,利用YOLOv5s检测仪表并导出仪表标签,以区分不同量程的仪表。随后,对DeepLabv3+模型进行调整,通过加入注意力机制和对ASPP模块进行调整,使得分割出的特征椭圆弧边缘信息更显著,采用ZS细化算法处理后,得到椭圆线和特征点坐标,从而实现倾斜校正。最后利用DeepLabv3+分割指针区域并细化处理,采用角度法实现双指针仪表的自动读数。实验结果表明,采用YOLOv5s在耗时更少的前提下,其识别正确率达到96.58%。改进的DeepLabv3+模型和原模型相比,其平均交并比提升至97.2%。最终温湿度的平均相对误差分别为2.42%和3.86%,表明该算法具有较小的识别误差和高精度。

**关键词:** 双指针仪表; YOLOv5s; DeepLabv3+; 透视变换; 注意力机制

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)04-0001-08

## Research on reading recognition method for Dual-Pointer Meters based on YOLOv5s and DeepLabv3+

SHI Yuanwei, TANG Bo, SUN Wei, ZHANG Jiali

(School of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** Meter reading recognition is of great significance in industrial production, for this reason, a dual-pointer meter reading recognition method based on YOLOv5s and DeepLabv3+ is studied. First, YOLOv5s is utilized to detect meters and derive meter labels to distinguish meters with different ranges. Subsequently, the DeepLabv3+ model is adjusted to make the segmented feature elliptic arc edge information more significant by adding the attention mechanism and adjusting the ASPP module, and the ellipse line and feature point coordinates are obtained after processing with the ZS refinement algorithm to achieve tilt correction. Then DeepLabv3+ is used to segment the pointer region and refine the processing, and the angle method is used to realize the automatic reading of the dual-pointer meter. The experimental results show that the recognition correctness rate reaches 96.58% using YOLOv5s under the premise of consuming less time. The improved DeepLabv3+ model improves its average intersection and merger ratio to 97.2% compared with the original model. The average relative errors of the final temperature and humidity are 2.42% and 3.86%, respectively, indicating that the algorithm has a small recognition error and high accuracy.

**Key words:** double pointer meter; YOLOv5s; DeepLabv3+; perspective transformation; attention mechanism

## 0 引言

在工业、交通、测控等领域,仪器仪表是必备设备。然而,在复杂环境(如测控车间和矿业开采)中,数据采集和录入依赖人工,导致成本增加和误差扩大,影响效率和精度。特别是指针式仪表,读数复杂且易出错。为此,利用人工智能技术实现指针式仪器仪表的自动读数显得尤为重要。

仪表读数方法主要包括传统的基于图像处理的

方法和深度学习的方法。针对前者,莫文雄等<sup>[1]</sup>提出了基于模板匹配的方法,在识别读数同时提高了算法的通用性。姚洋等<sup>[2]</sup>改进了Canny算法,提高了仪表读数的准确性。岳晓峰等<sup>[3]</sup>利用SIFT尺度不变性提取表盘区域,正确定位出指针位置和指向角度以完成指针读数。然而,这些方法在复杂环境下需动态调参,相比之下,深度学习算法能够更好地解决复杂环境下的仪表读数。

针对目标检测算法定位关键区域的研究,Wang

基金项目: 国家自然科学基金(51874217)。

作者简介: 石远威(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉。

通信作者: 汤勃(1973—),男,博士,教授,主要研究方向:图像处理与模式识别。Email:tang1076@163.com。

收稿日期: 2024-05-29

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

等<sup>[4]</sup>采用 Faster R-CNN 提取表盘后利用 Hough 变换检测指针中心线进行读数。沈卫东等<sup>[5]</sup>利用 SSD 目标检测算法定位仪表区域,采用 Canny 边缘检测和霍夫变换法对指针所在直线进行检测,最后利用指针倾斜角计算读数。Fang 等<sup>[6]</sup>使用 MASK R-CNN 进行仪表检测,并通过语义分割的方法实现仪表读数。

对仪表图像分割时也可采用深度学习的方法,主要包括 SegNet<sup>[7]</sup>、U-net<sup>[8]</sup>、DeepLab<sup>[9]</sup> 系列等,其中 DeepLabv3+<sup>[10]</sup>是由 DeepLab 演变而来,其采用空洞卷积和多尺度处理等技术,将图像分割成许多小块,逐个像素进行分类以确定其所属物体或背景,从而实现精细分割。

在仪表的倾斜矫正阶段,由于角度的偏差,导致矫正前的表盘在图像上呈现椭圆形状,因此,只要找到表盘椭圆就可以实现仪表的倾斜校正。对此,周登科等<sup>[11]</sup>利用卷积神经网络提取表盘刻度数字作为关键区域,并采用最小二乘法对其进行椭圆拟合,从而实现仪表的矫正。孙顺远等<sup>[12]</sup>采用改进的 YOLOv5s 生成了旋转目标检测网络,同时利用网络输出位置与角度信息对表盘进行倾斜校正和刻度点筛选。

在仪表读数阶段,角度法和刻度法是两种主要方法,李佳等<sup>[13]</sup>通过计算指针读数位置和指针零刻度间偏转角来获取读数结果。陈锟剑等<sup>[14]</sup>采用刻度位置法将刻度圆弧分割并拉伸为直线段,并通过计算指针在刻度线段上的相对位置,利用比例法计算最终读数。

由于目前主流方法主要针对单指针仪表,在双指针仪表读数上仍有较大研究空间,其难点在于需要同时准确识别和定位多个指针,并将其位置关系映射到正确的读数上。针对双指针仪表识别面临的诸多困难,本研究采用 YOLOv5s 目标检测算法提取仪表信息,并改进 Deeplabv3+模型对关键区域进行分割,实现了对表盘图像的自动校准。最后,利用 ZS 细化算法细化指针后采用角度法计算读数。

## 1 双指针仪表读数识别方法

### 1.1 识别流程

仪表读数系统由 YOLOv5s 仪表检测、大小刻度盘分离、透视变换三维校正、仿射变换二维校正、指针细化及读数 5 部分组成,读数识别流程如图 1 所示。

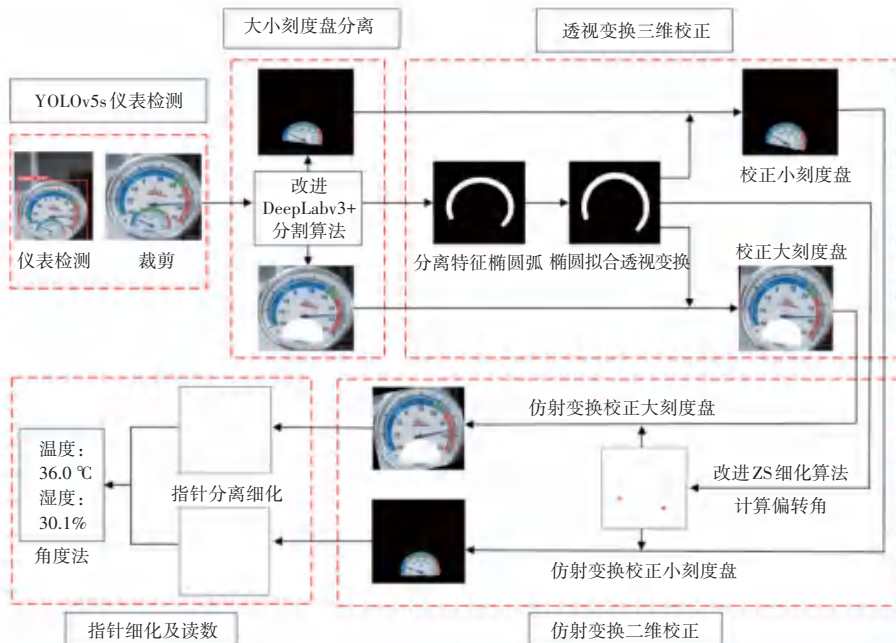


图 1 仪表自动读数系统流程图

Fig. 1 Flow chart of automatic meter reading system

### 1.2 YOLOv5s 的仪表检测

YOLOv5s 是 YOLO<sup>[15]</sup> 系列最轻量化的版本,其核心是将整个图像划分为多个网格,每个网格可以预测出多个对象的位置和类别。与其他算法不同,YOLOv5s 既能一次性检测出所有对象,又能保证较快的速度。为兼顾检测精度和速度,本文选用

YOLOv5s 进行仪表检测。部分检测和分类结果如图 2 所示。

由图 2 可知,红色先验框能够准确的将仪表区域检测出来,并将仪表类型成功分为白色仪表 meter1 和黑色仪表 meter2 两类,且识别的置信度高达 0.9~1.0 之间。因此,采用 YOLOv5s 进行目标检测效果显著。



图 2 仪表检测和分类

Fig. 2 Instrument detection and classification

### 1.3 改进的 DeepLabv3+ 图像分割

由于仪表图像在分割大小刻度盘、以及分割细小指针时,需要额外注重对图像边缘信息的采集,故需对 DeepLabv3+ 原始网络做出针对性修改,通过在原始网络中添加注意力机制,以及调整 ASPP 模型的空洞卷积,从而提高模型对于图像细节的捕捉能力。

#### 1.3.1 高效通道注意力机制

本文加入的 ECANet (Efficient Channel Attention Network) 模块是一种高效通道注意力模块<sup>[16]</sup>,其能够使网络更加专注于关键的特征通道,从而更有效地捕捉图像的特征信息。此外,还提出了一种不降维的局部跨通道交互策略,有效避免了降维对通道注意力学习效果的影响。ECANet 主要由 3 部分组成,如图 3 所示。

第一步要通过全局平均池化操作来获得特征图,且其大小为  $1 \times 1 \times C$ ,然后由通道  $C$  自适应确定内核的大小为  $k$ :

$$k = |t|_{\text{odd}} = \left\lfloor \frac{\log_2^C + b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

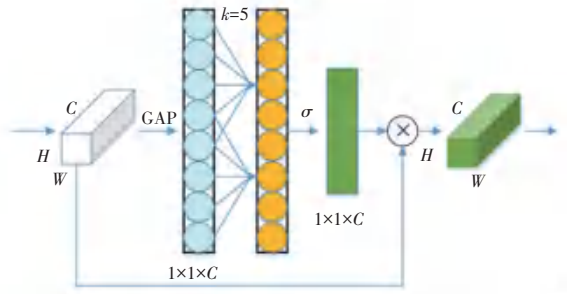


图 3 通道注意力机制

Fig. 3 Channeling attention mechanisms

其中,  $|t|_{\text{odd}}$  表示和  $t$  最相近的计算,  $b$  和  $\gamma$  设为定值 1 和 2。在确定了  $k$  之后通道权重  $w$  可表示为:

$$w = \sigma(C1D_k(y)) \quad (2)$$

其中,  $C1D$  为一维卷积;  $\sigma$  为 Sigmoid 函数;  $y$  为通道聚合特征。

#### 1.3.2 ASPP 模块调整

DeepLabv3+ 使用 Xception 作为骨干网络,利用深度可分离卷积进行特征提取<sup>[17]</sup>。在编码阶段,利用空洞空间金字塔池化模块获取多尺度信息,主要由 1 个  $1 \times 1$  卷积,3 个  $3 \times 3$  卷积和 1 个平均池化组成,原始网络膨胀率分别为 6、12、18。然而,针对小尺寸目标如指针的分割效果一般,容易增大读数误差。

对此引入了改进后的空洞空间金字塔池化模块<sup>[18]</sup>,包含 4 个不同膨胀率的空洞卷积(膨胀率分别为 2、4、8、16),增强了对较小目标的分割效果。此外,在保证原始网络提取效果的前提下,将  $3 \times 3$  的空洞卷积拆分为  $3 \times 1$  和  $1 \times 3$  的卷积,以减少网络参数量,更好地捕获细节,提高对细小指针的分割精度。改进后的 DeepLabv3+ 网络框架结构如图 4 所示。

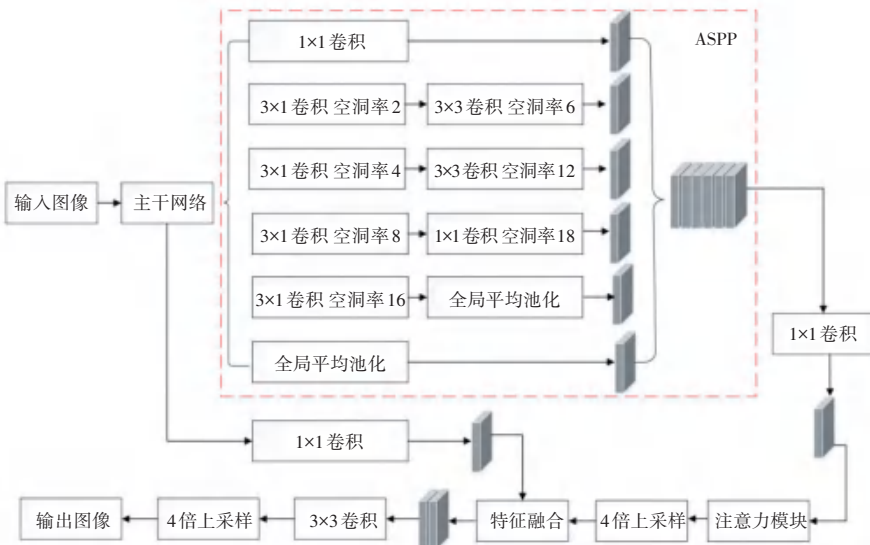


图 4 改进的 DeepLabv3+ 结构图

Fig. 4 Improved DeepLabv3+ structure diagram

通过 Deeplabv3+分割算法,对原表盘中的大刻度线圆弧区域、小刻度盘和指针区域进行分割处理,并在原表盘上进行掩膜覆盖以分离出小表盘区域,使得两张分割后图片的相对位置保持不变,从而将双指针仪表转化为两个单指针仪表识别。最后,在识别阶段对指针区域进行进一步分割,最终效果如图5所示。



图5 刻度盘分割效果图

Fig. 5 Effect of graduated disk segmentation

由图5可知,上述算法成功将小刻度盘分割出来,并在大刻度盘区域对分割部分进行掩膜覆盖,得到位置信息不变的大小刻度盘区域,两图指针和刻度区域清晰可见,未引入过多干扰信息。

#### 1.4 透视变换和仿射变换校正

对改进后的 DeepLabv3+模型分割得到的特征椭圆弧进一步进行椭圆拟合,依照透视变换将椭圆弧校正为二维平面上正圆弧<sup>[19]</sup>。接着,采用 ZS 细化算法<sup>[20]</sup>对正圆弧细化,提取出骨架位置的圆弧线段,并在该算法中引入端点筛选机制,用于筛选圆弧线段的端点坐标并计算偏转角。随后,利用仿射变换对正圆弧进行角度校正。利用特征椭圆弧的校正参数为模板,对大小刻度盘进行两次相同的校正处理,以获得完全正立的大小刻度盘图像。

ZS 细化算法的原理是通过去除二值图像中细小像素点,并通过反复迭代的方式对图像进行细化处理,直到无法再细化为止,只保留符合条件的单一像素值即可<sup>[21]</sup>。本文在此基础上新增端点筛选机制,通过遍历骨架二值图像所有散点位置坐标,筛选出椭圆弧的两个端点坐标。当满足如下4个要求,即为端点坐标:

条件一:该点的四邻域内仅有一个点与之连接;

条件二:该点的对角邻域内仅有一个点与之连接;

条件三:该点的八邻域内仅有一个点;

条件四:同时满足以上条件的同时,且满足所设置的几种其余的特殊端点坐标情况。

基于上述4个条件,在细化指针的同时筛选出了端点坐标,细化效果如图6所示。

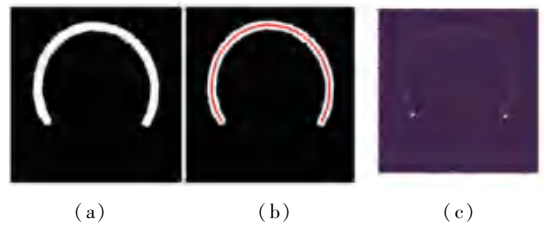
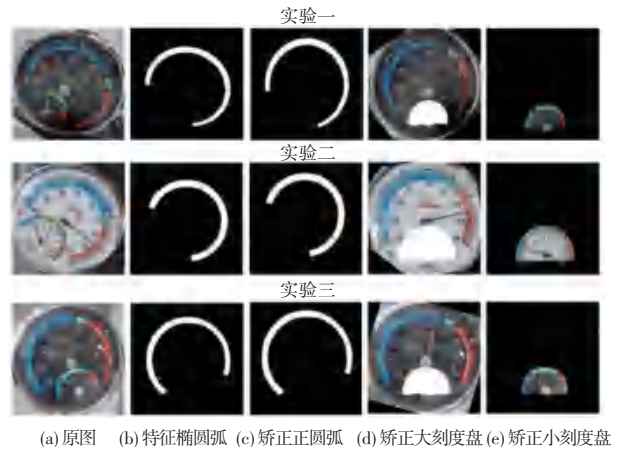


图6 改进的 ZS 细化效果图

Fig. 6 Effect of improved ZS refinement

图6(b)作为中间步骤精准的定位到圆弧的骨架位置,在图(c)中得到只包含单一像素圆弧线的同时,成功对所有像素点进行筛选。图中五角星标记位置为两个端点坐标 D1、D2,通过计算两点斜率 K1,从而得出待校正图像的偏转角。最终校正效果如图7所示。



(a) 原图 (b) 特征椭圆弧 (c) 校正正圆弧 (d) 校正大刻度盘 (e) 校正小刻度盘

图7 校正效果图

Fig. 7 Calibration effect diagram

由图7可知,通过上述方法得到了校正后的大小刻度盘。原图经过分割得到特征椭圆弧,接着对椭圆弧进行椭圆拟合后采用透视变换得到特征正圆弧,对该圆弧进行细化求得偏转角后进行仿射变换,利用对特征椭圆弧透视变换和仿射变换中的数据信息,对原图进行上述操作,即可得到完全正立的大小刻度盘图像。

#### 1.5 指针分割及读数计算

将校正后的大小刻度盘中的大小指针采用改进 DeepLabv3+算法进行分离,并使用 ZS 细化算法对指针进行处理,所得细化后线段的倾斜角即为指针偏转角。图8为分割大小指针的效果图。

图中成功地将指针这类细小目标分割出来,对比大小指针分割效果,该算法能够有效地将指针主体分割出来,即使是图像中倾斜较大的小指针部分也能被正确地分割出来,这充分表明了改进后的分割算法的准确性。根据所获取的指针偏转角,采用角度法即可得出最终读数。角度法原理如图9所示。

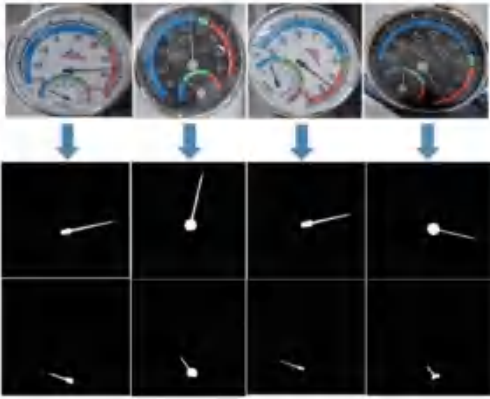


图 8 分割指针效果图

Fig. 8 Diagram of pointer segmentation effect

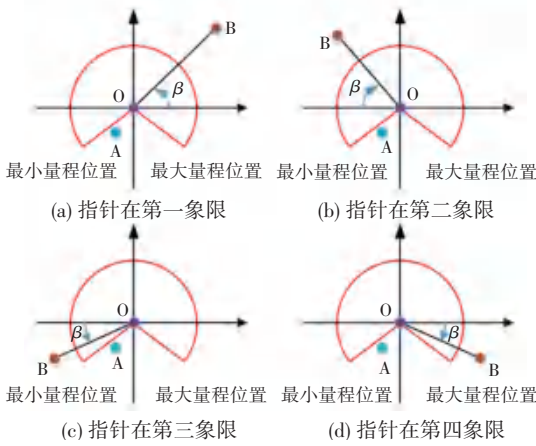


图 9 角度法

Fig. 9 Angular method

由图 9 所示,由于指针细化二值图像经过调整后的尺寸大小相同,即中点坐标 A 固定不变。针对大指针来说,遍历指针细化后的所有散点坐标,当某一散点 O 离 A 点距离最近,则 O 点便是指针圆心,B 点为指针箭头位置。因此,上图以 O 点为中心建立平面直角坐标系,即可确定散点中的大多数位于哪个象限,从而确定了该直线所处象限范围,最后根据与水平轴的夹角计算读数。小指针的识别原理同上。

## 2 实验结果与分析

实验基于 Windows11 操作系统,CPU 和 GPU 分别为 AMD Ryzen 7 5800H 和 NVIDIA RTX3050,使用的 Python 版本为 3.8,Pytorch 版本为 1.8.0,CUDA 版本为 11.1。

该实验采集了 1 000 张不同量程、不同示值和不同拍摄角度的指针式仪表图片,用于建立数据集,由于其刻度盘量程不同,故将其分为白色仪表 meter1 和黑色仪表 meter2。在目标检测阶段,将 batch size 设置为 4,共训练了 100 个 epochs,在分割阶段,将 batch size 设置为 4,共进行了 200 个和 300 个 epochs 的训练。

### 2.1 YOLOv5s 模型效果

采用 YOLOv5s 为训练模型,训练结束后,以新拍摄 100 张图像作为测试集,部分检测和分类结果如图 10 所示。

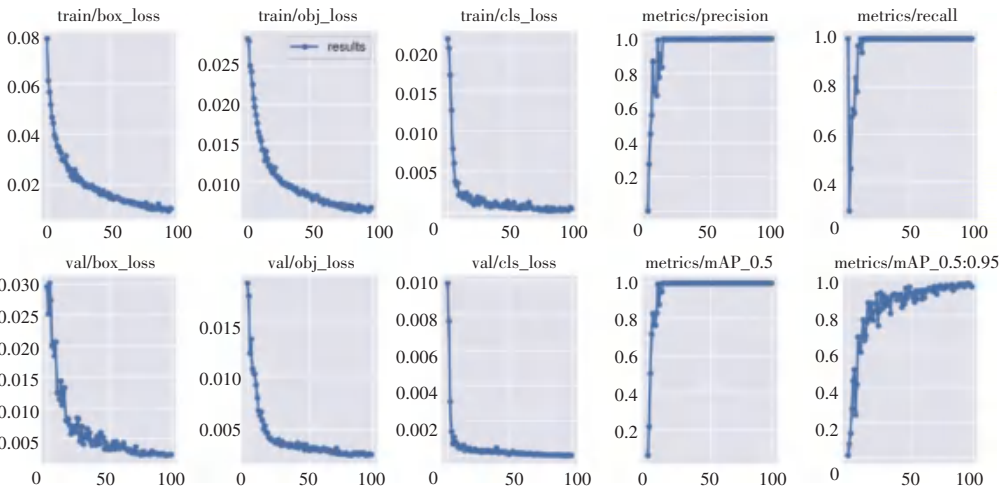


图 10 模型评价指标

Fig. 10 Indicators for model evaluation

由图 10 可知,1~3 列分别展示了 YOLOv5s 在训练和测试过程中 3 种损失曲线(定位损失 box\_loss、置信度损失 obj\_loss、分类损失 cls\_loss),在经过 100 个 Epoch 训练后的损失值均呈现收敛趋势,

且误差均小于 0.01,表明该算法在预测框的定位和标定上具有准确性。图 10 中 4~5 列所示的检测准确率和交并比也都接近 1.0。为进一步验证方法的优越性,选取了基于 HOG 特征的 SVM 和随机森林

两种模型作为对照<sup>[22]</sup>。测试结果见表1。

表1 仪表检测模型测试结果

Table 1 Instrument detection model test results

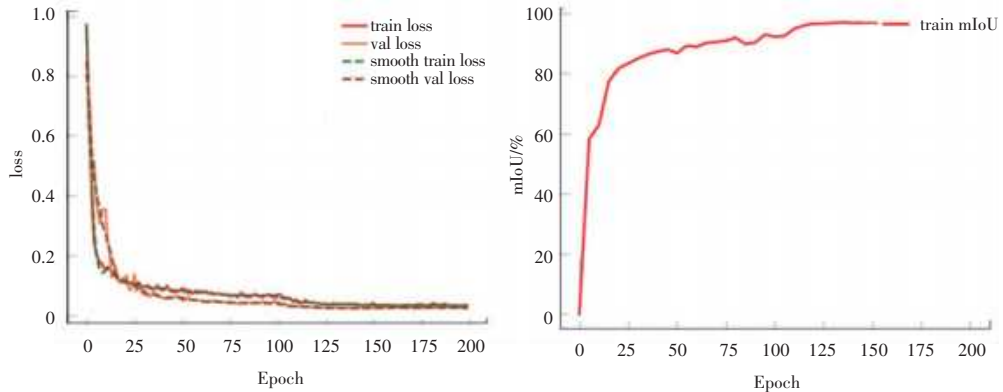
模型	错检率/%	漏检率/%	正确率/%	耗时/s
随机森林	7.86	10.36	81.78	3.98
HOG+SVM	0	14.29	85.71	3.93
本文模型	0	3.42	96.58	0.84

表1所示的错检率指标为误将非仪表区域检测为仪表的错误次数与总检测次数之比,漏检率为未识别出仪表的错误次数与总检测次数之比。本研究

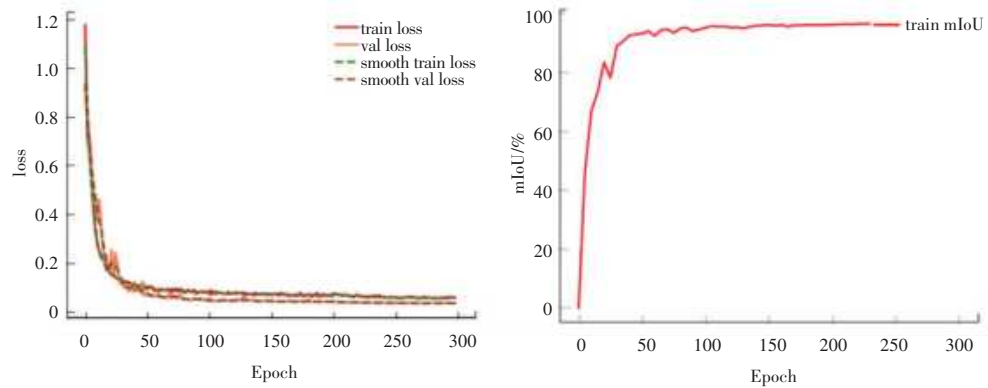
使用的YOLOv5s在错检率和漏检率上均明显优于SVM和随机森林算法,并在处理速度上也优于两者。其中漏检部分主要集中在图像非常模糊以及角度异常复杂的情况下。总体而言,该模型在大多数仪表目标检测场景中表现良好。

## 2.2 改进 Deeplabv3+模型的分割效果

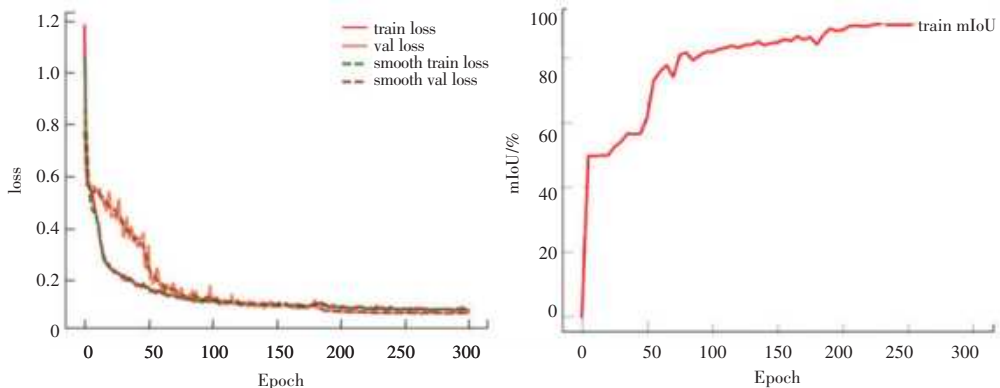
图11展示了Deeplabv3+的分割效果,其中图11(a)、(b)和(c)分别为分割特征椭圆弧、分割小刻度盘和指针的损失值和交并比。



(a) 分割特征椭圆弧



(b) 分割小刻度盘



(c) 分割大小指针

图11 Deeplabv3+ 分割效果

Fig. 11 Deeplabv3+ segmentation effect

由图11可知,改进后的Deeplabv3+模型在训练结束时,三者稳定时的平均损失值分别为0.07、

0.07、0.05,表现出很高的检测精度。

将改进后的 Deeplabv3+模型与其他两种模型按3次分割过程的平均交并比(mean Intersection over Union, mIoU)进行比较,见表2。其中,基于MobileNet和传统Xception为骨架网络的分割算法的平均交并比分别为93.8%和96.4%,均低于本文模型的97.2%。

### 2.3 仪表读数识别效果

为验证算法有效性,本文将仪表读数与真实读数进行了比较。其中,白色表盘和黑色表盘的温度量程分别为 $-30\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 50\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $-35\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 55\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,湿度量

程范围均为20%~100%。随机选取了5组仪表图像进行读数,结果见表3。从表3可以看出,温度和湿度的测量值均贴近于真实值,且两者平均相对误差分别为2.42%和3.86%,表明该算法具有较小的识别误差和较高的精度。

表2 分割结果对比

模型	骨架网络	mIoU/%
DeepLabv3	MobileNet	93.8
DeepLabv3+	Xception	96.4
本文模型	Xception	97.2

表3 读数结果示意图

Table 3 Schematic of reading results

序号	温度				湿度			
	真实值/ $^{\circ}\text{C}$	测量值/ $^{\circ}\text{C}$	绝对误差/%	相对误差/%	真实值/ $^{\circ}\text{C}$	测量值/ $^{\circ}\text{C}$	绝对误差/%	相对误差/%
1	-27.0	-26.8	0.2	0.74	20.0	21.0	1.0	5.00
2	-16.0	-15.4	0.6	3.75	40.0	38.2	1.8	4.50
3	14.0	14.6	0.6	4.26	60.0	58.8	1.2	2.00
4	36.0	35.2	0.8	2.22	70.0	72.2	2.2	3.14
5	45.0	45.5	0.5	1.11	90.0	94.2	4.2	4.67

## 3 结束语

针对双指针识别困难、准确率低的问题,研究了基于YOLOv5s和改进DeepLabv3+的双指针仪表识别及读数方法。采用目标检测算法提取关键区域,以及采用图像分割算法进行图像的倾斜校正和刻度线分割,最终通过指针偏转角计算出刻度盘读数。此外,还对不同角度的仪表图像进行分析,以提升算法的通用性,并将与其他算法进行对比。研究结果表明,本算法提高了识别准确度,能够在不同量程、不同示值和不同拍摄角度等条件下实现双指针仪表读数的准确识别。

## 参考文献

- [1] 莫文雄,裴利强,黄青丹,等.基于模板匹配和查表法的高精度指针式仪表自动检定系统研制[J].电测与仪表,2017,54(12):100-105.
- [2] 姚洋,彭道刚,王志萍.基于改进Canny检测与Hough变换的仪表图像识别算法[J].上海电力大学学报,2020,36(2):183-189.
- [3] 岳晓峰,张娇.基于SIFT算法和改进最小二乘法的汽车仪表指针的识别[J].机械工程师,2014,30(12):161-163.
- [4] WANG L, WANG P, WU L, et al. Computer vision based automatic recognition of pointer instruments: Data set optimization and reading[J]. Entropy, 2021, 23(3): 272.
- [5] 沈卫东,李文韬,刘娟,等.基于改进Canny边缘检测的指针式

仪表自动读数算法研究[J].国外电子测量技术,2021,40(2):60-66.

- [6] FANG Y X, DAI Y, HE G L, et al. A mask RCNN based automatic reading method for pointer meter[J]. The Annals of Statistics, 2000, 29(5): 1189-1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451.
- [7] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [8] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham:Springer,2015:234-241.
- [9] CHEN L C, PAPANDEOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [10] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDEOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV). Cham:Springer, 2018: 801-818.
- [11] 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.
- [12] 孙顺远,陈浩.基于旋转目标检测的指针式仪表表示数识别方法[J].仪表技术与传感器,2023,60(3):18-23.
- [13] 李佳,段祥骏,李运硕,等.基于深度学习的指针式仪表识别算法研究[J].电工技术,2023,48(2):36-39.

- [14] 陈锬剑, 李竹, 周依莎, 等. 基于文本特征及二次修正的指针式仪表自动读数算法[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(11): 1985-1994.
- [15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 779-788.
- [16] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]// Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 11531-11539.
- [17] 姚燕, 胡立坤, 郭军. 基于改进 DeepLabv3+网络的轻量级语义分割算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 200-207.
- [18] 钟旭辉, 谭海, 梁雪莹, 等. 基于改进 DeeplabV3+模型的云检测[J]. 遥感信息, 2023, 38(3): 106-113.
- [19] 代勤, 王延杰, 韩广良. 基于改进 Hough 变换和透视变换的透视图像矫正[J]. 液晶与显示, 2012, 27(4): 552-556.
- [20] DONG J, CHEN Y, YANG Z, et al. A parallel thinning algorithm based on stroke continuity detection[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(5): 873-879.
- [21] 胡鑫, 欧阳华, 侯卓成, 等. 基于改进 ZS 细化算法的指针骨架提取[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(12): 51-56.
- [22] 万吉林, 王慧芳, 管敏渊, 等. 基于 Faster R-CNN 和 U-Net 的变电站指针式仪表读数自动识别方法[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3097-3105.