

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210706

# 基于深度学习的指针式仪表自动读数方法\*

杨诗琪<sup>1</sup> 吴佳仪<sup>2</sup> 陈墨楠<sup>2</sup> 付陈修<sup>3</sup> 赵宁<sup>1</sup> 王婧<sup>4</sup>

(1. 河北大学质量技术监督学院 保定 071002; 2. 河北大学网络空间安全与计算机学院 保定 071002;  
3. 北京康斯特仪表科技股份有限公司 北京 100094; 4. 河北白沙烟草有限责任公司保定卷烟厂 保定 071000)

**摘要:** 指针式仪表广泛应用于石油化工、工业制造和烟草行业动力部门等领域。鉴于人工巡检频率较低、部份仪表安装环境恶劣等因素,致使工厂生产过程存在安全隐患,巡检人员人身安全难以保障。本文基于现有的工业生产过程的监控摄像系统提出了一种基于 YOLO V3 目标检测与 DeepLab V3+ 图像分割技术的指针式仪表读数自动识别方法。通过引入 YOLO V3 目标检测模型检测并切割出仪表表盘子图像。结合图像特点与实际需求,改进了 DeepLab V3+ 模型,加入腐蚀操作,有效提取了子图像中的刻度线与指针信息。通过 OCR 技术提取子图像仪表量程,根据刻度线与指针的相对位置关系,计算得到仪表读数。实验结果表明该方法平均相对误差为 2.17%,算法稳定可靠且处理速度快。

**关键词:** 目标检测;语义分割;YOLO V3;DeepLab V3+;指针式仪表

**中图分类号:** TP216;TP391.4;TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

## Automatic identification for reading of pointer-type meters based on deep learning

Yang Shiqi<sup>1</sup> Wu Jiayi<sup>2</sup> Chen Monan<sup>2</sup> Fu Chenxiu<sup>3</sup> Zhao Ning<sup>1</sup> Wang Jing<sup>4</sup>

(1. School of Quality and Technical Supervision, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. School of Cyberspace Security and Computer, Hebei University, Baoding 071002, China;

3. Beijing ConST Instrument Technology Co., Inc., Beijing 100094, China;

4. Baoding Cigarette Factory, Hebei Baisha Tobacco Co., Ltd., Baoding 071000, China)

**Abstract:** Pointer-type meters are widely applied into the petrochemical, industrial manufacturing, and the power sector of the tobacco industry. Given the low frequency of manual inspection and the hostile environment of part installed meters, the security risks exist in the procedures of the factories production, and personal safety of inspectors is difficult to be guaranteed. Based on the existing surveillance camera system of the procedures of the factories production, this paper proposes an automatic identification method of reading of pointer-type meters based on YOLO V3 object detection and DeepLab V3+ image segmentation techniques. YOLO V3 is introduced to detect and incise the sub-images of the gauge dial. According to the characteristics of the meter images and actual needs, this paper improves the structure of DeepLab V3+ and add corrosion treatment. So the scale lines and pointers of the sub-images are located effectively. The gauge range is extracted from the sub-images by OCR technology. And in combination with the relative positional relationship of the scale lines and pointers, the identification of meters reading can be computed. It is proved by experiment that the average relative error of reading of the meter image identified is 2.17%, and the proposed method can meet the applications requirements.

**Keywords:** object detection; semantic segmentation; YOLO V3; DeepLab V3+; pointer-type meter

## 0 引言

指针式仪表在石油化工、工业制造和烟草行业动力部

门等领域中广泛应用,目前绝大多数工厂仍是采用人工巡检。而巡检不及时不准确极有可能会造成设备故障与生产事故,且部分工厂恶劣环境并不适合采用人工的方式。除此

收稿日期:2022-07-17

\* 基金项目:国家自然科学基金(62173122)、国家级大学生创新创业训练计划项目(202210075012)、河北省自然科学基金(F2021201031)项目资助

之外人工巡检不仅需要消耗大量的人力资源,而且人工读表在精度与速度上不可兼具<sup>[1]</sup>。因此新型指针式仪表系统需要具有数据传输能力以摆脱人工读数的局限。但是考虑到电磁干扰,油污灰尘等环境因素,数显式仪表容易出现数据失真的现象<sup>[2-4]</sup>,因此其并不适用于工业现场。随着科技的发展,近年来,研究人员已经提出许多方法来辅助进行指针式仪表自动读数。但是在光照过强或过暗,拍摄角度倾斜,图像质量低的情况下,如何仍然自动准确识别其读数,仍然是一个待解决的问题。

这一任务的实现可以分为两部分,仪表目标检测与机器读数。对于指针式仪表的目标检测,目前成熟的目标检测模型主要有 SSD 及其衍生网络<sup>[5]</sup>,YOLO 系列<sup>[6-7]</sup>,和 R-CNN 系列<sup>[8]</sup>。万吉林等<sup>[9]</sup>引入 Faster R-CNN 检测仪表图像中的表盘和指针所在区域,并对仪表进行分类;孙顺远等<sup>[10]</sup>将 SSD 算法的基础网络由 VGG-16 改进为 ResNet-50<sup>[11]</sup>,加入特征金字塔网络结构,将底层中的细节信息与高层中的语义信息进行结合并使用广义交并比损失函数 (generalized intersection over union, GIoU) 来评判预测框与真实框距离。侯卓成等<sup>[12]</sup>在 YOLOv4 网络中引入 GhostNet 作为基础网络,同时引入深度可分离卷积以及 Ghost 模块来减少参数,并使用 h-swish 激活函数提高精度。仪表读数任务对于时效性的要求较高,然而 Faster-RCNN 和 SSD 在处理速度上有所欠缺,难以做到实时检测。

而机器读数方面,传统的形态学处理方法如邢浩强等<sup>[13]</sup>通过霍夫变换检测仪表的表盘与指针元素,张文杰等<sup>[14]</sup>提出了基于视觉显著性区域检测的方法,宋伟等<sup>[15]</sup>人则是提出通过高斯型同态滤波器来增强指针区域的仪表读数识别方法,赵世峰<sup>[16]</sup>提出一种结合改进的 Canny 边缘检测算法、全局阈值与局部自适应阈值的图像二值化方法;图像语义分割算法如 Ren 等<sup>[8]</sup>结合仪表图像特点改进了 U-Net 图像分割技术<sup>[17]</sup>,有效提取了区域中的刻度

线与指针。前 4 种方法在一定程度上降低了光照等因素对识别结果的影响,但仍然存在对图像要求较高、对仪表相机相对位置要求较为苛刻等问题,另外在仪表读数自动化程度上还有待提升。U-Net 图像分割模型网络结构相对于 DeepLab V3+<sup>[18]</sup>较为简单,虽然运算速度更快,但是在针对于指针刻度线这样的细小物体分割任务上表现不如 DeepLab V3+。

针对仪表图像的特点,引入了检测速度可达 SSD 算法 3 倍的 YOLO V3 目标检测网络<sup>[6]</sup>,使得表盘定位相较于其他使用深度学习的定位方法在保证精度一定的情况下时间大幅缩短<sup>[19]</sup>。以图像分割技术 DeepLab V3+ 取代原有的形态学处理方法并加以改进,使其在更适合细小物体的识别情况下具有更快的处理速度。借助光学字符识别模型 EAST 实现自动识别仪表量程,使得仪表读数自动化程度获得进一步提升。

通过实验探索了摄像机与表盘的读数精度的极限角度值与距离值,并讨论了增加表盘数目对机器读数精度的影响。

## 1 仪表读数识别

### 1.1 整体工作流程

整体工作流程可以分为 3 个步骤。首先对输入图像进行表盘定位,通过 YOLO V3 模型来确定图像中所有表盘的位置并切割分离出每一个表盘的子图像,如图 1 所示。引入基于改进的 DeepLab V3+ 模型的语义分割技术,对表盘子图像进行语义分割,如图 2 所示。其次确定并提取指针区域与刻度线区域信息,从而得出指针与刻度线相对位置关系,再引入光学字符识别 (optical character recognition, OCR) 技术识别出表盘最大量程,最后计算并显示出仪表示数,如图 3 所示。本文致力于设计一款对图像和工作环境容忍度高,快准稳的仪表读数识别系统,以运用在工厂智能化改造。

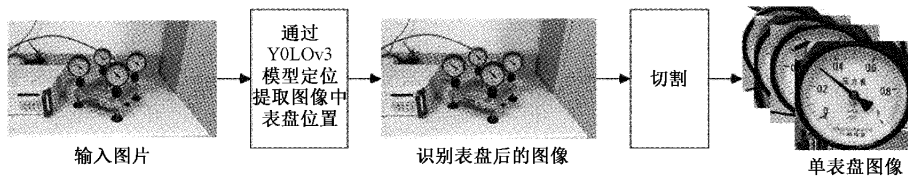


图 1 表盘定位流程

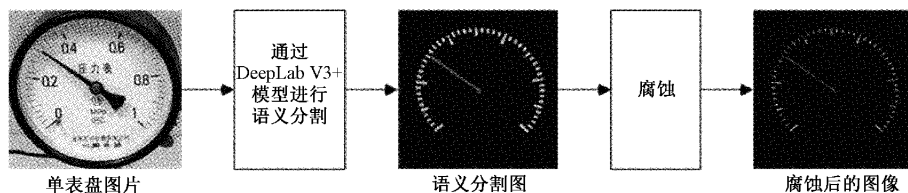


图 2 图像分割流程

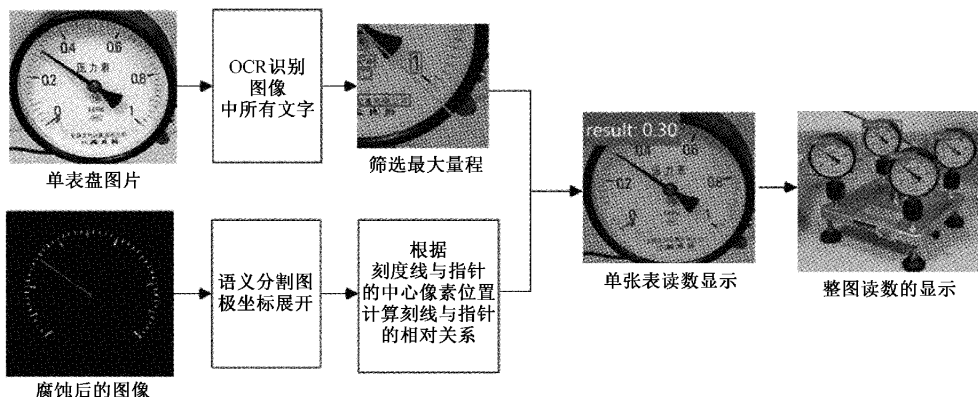


图3 仪表读数数值计算与显示流程

### 1.2 基于YOLO V3的表盘定位

在工厂实际环境中,摄像机视野中除了表盘还会存在其他物体,所以获得摄像机图像后需要通过目标检测技术定位出仪表表盘在图像中的位置并切割出表盘子图片,从而避免其他区域图像对后续流程的干扰。

YOLO V3算法融合了特征金字塔(feature Pyramid network, FPN)和二元交叉熵损失等思想,以Darknet-53

作为骨干网络,该网络由52个卷积层和1个全连接层组成,得到 $13 \times 13$ 、 $26 \times 26$ 、 $52 \times 52$ 的3种尺度特征,在保证检测速度的前提下,兼顾了大小物体的检测能力。YOLO V3结构如图4所示。

本文采用932张标注好的仪表位置检测数据集按照7:2:1的比例划分训练集、测试集、验证集,使用COCO预训练权重,在服务器上训练了260轮。

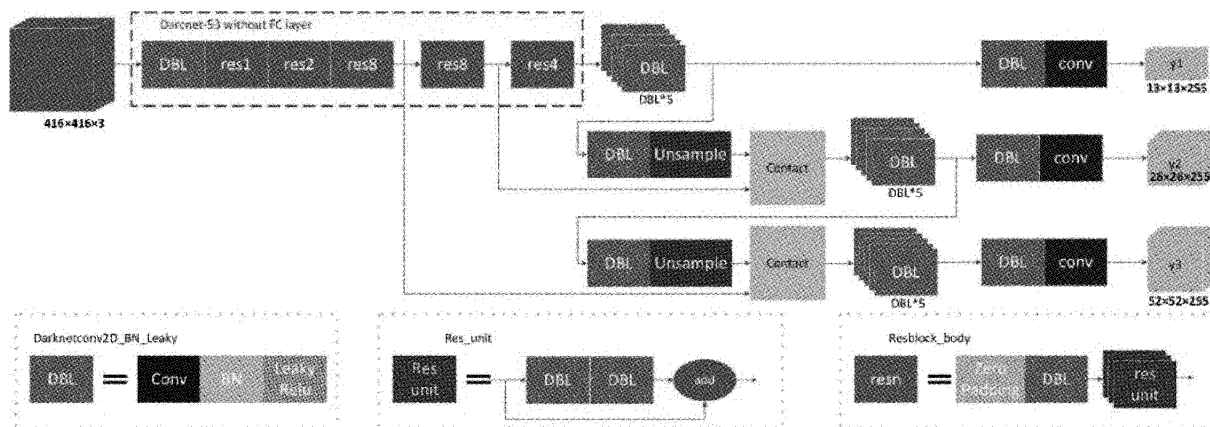


图4 YOLO V3结构

经测试,当置信度阈值设置为50%的时候,在杂乱环境下能定位到测试图片中的仪表表盘。本文进行了侧面拍摄、模糊处理、较弱自然光线和较强自然光线的环境下的测试实验,分别如图5(a)~(d)所示,从定位置信度结果来看,侧偏 $35^\circ$ 、一定程度的模糊处理、较强较弱光线均可以准确识别表盘并具有较高置信度,识别能力优异。

### 1.3 基于改进后的DeepLab V3+的表盘语义分割

本文采用了基于深度学习的语义分割方法对于检测到的表盘子图像进行处理,将对于细小区域分割效果较好的DeepLab V3+模型进行改进,在数据集上进行训练后得到指针式仪表表盘语义分割模型。

仪表表盘图像的实时处理的需求对仪表识别算法的单帧处理速度提出了很高的要求。DeepLab V3+采用的骨干网络Xception结构较为复杂,参数量为22.8 M,在分

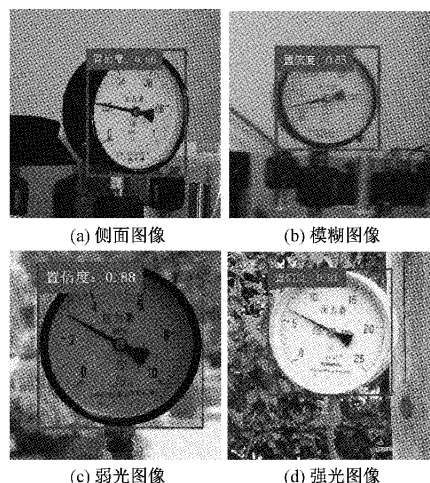


图5 多种环境下的定位结果

割类别较多的任务上更具有优势,但网络难以训练且处理速度较慢。ResNet 用学习残差的思想,有效缓解了传统 CNN 中随着网络层数加深而产生的梯度消失、梯度爆炸以及网络退化等现象,且参数量只有 0.85 M,降低了网络学习的难度与处理速度。Xception 和 ResNet 结构对比如图 6(a)、(b)所示。

本文的仪表表盘语义分割任务所需分类只需设置指针、刻度线、背景这三个类别即可,因此本文将原模型中的骨干网络 Xception 替换为 ResNet-50,使得网络的训练更快、更容易收敛,推理速度也获得了提升。改进后的 DeepLab V3+架构如图 7 所示。

采用 701 张标注好的仪表位置检测数据集按照 7 : 2 : 1 的比例划分训练集、测试集、验证集,使用 COCO 预训练权重,借助随机翻转、随机亮度等方法扩充数据集,使用交叉熵损失函数,采用自适应矩估计(adaptive moment estimation, Adam)优化器,在配有 Tesla V100 16 GB

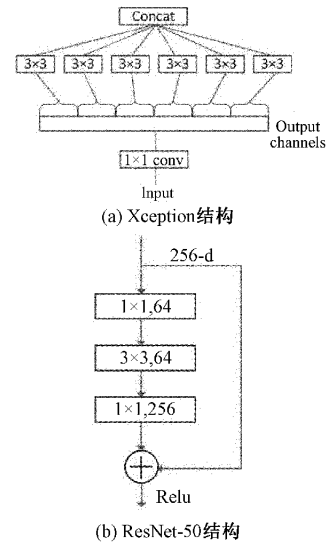


图 6 Xception 和 ResNet-50 结构对比

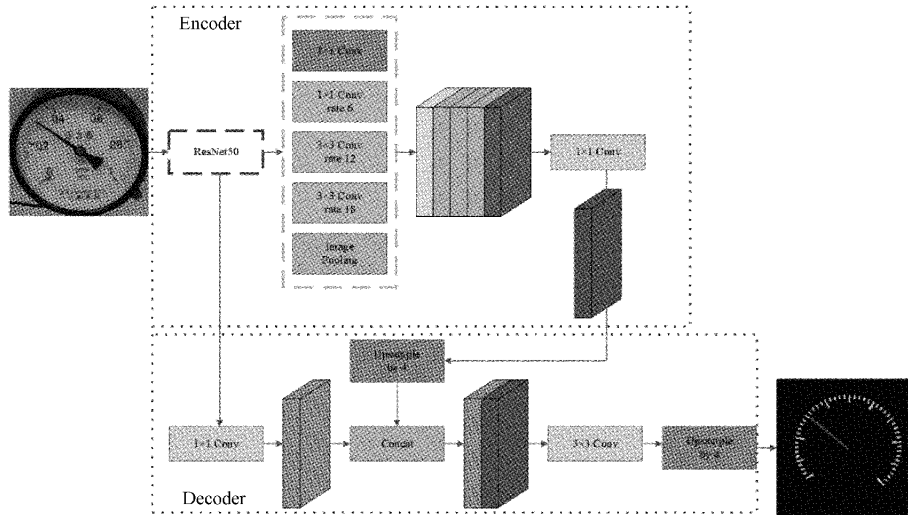


图 7 改进的 DeepLab V3+语义分割模型架构

Video Memory 的服务器上训练了 15 轮。

假设影像中的像素共有  $k+1$  类,从  $L_0$  到  $L_k$ ,包括 1 个背景类,  $p_{ij}$  代表本属于第  $i$  类却被分到第  $j$  类的像素数量,  $p_{ii}$  代表的是分类正确的像素数量。在本文中除了背景之外有 2 指针、刻度线两个类别,故取  $k=2$ 。

平均交并比(mean intersection over union, MIoU)为语义分割系统性能的一种评价指标,其计算了所有类别交集和并集之比的平均值,MIoU 的计算公式如下:

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (1)$$

在训练过程中训练集的损失值和测试集的 MIoU 的变化趋势图分别如图 8(a)、(b)所示,训练完成后在测试集上的 MIoU 值随着训练次数增加而增大,在 30 轮处稳定在 70.8%。

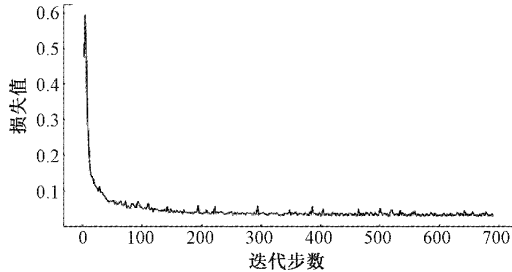
将上一步通过 YOLO V3 目标检测模型所定位到的仪表表盘图像裁剪缩放为  $512 \times 512$  大小的图像方阵,送入本文改进后 DeepLab V3+语义分割模型,得到语义分割的标签图,如图 9 所示。

实验中发现原始图像与光线质量较差的情况下语义分割图中可能会出现刻度线相互粘连的问题,因此需要对语义分割图进行进一步的处理。

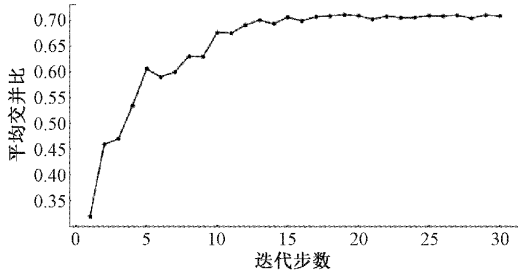
通过“腐蚀”的形态学图像处理方法,可以有效地解决这个问题。由于刻度线粘连处较为细小,卷积核设置为  $3 \times 3$  的十字形卷积核。设原图刻度线点集合为  $A$ ,卷积核点集为  $B$ ,则腐蚀相关的数学表达式如(2)所示。

$$A \ominus B = \{x, y \mid (B)_{xy} \subset A\} \quad (2)$$

通过运算后即可得到腐蚀处理后的图像。处理前后的仪表刻度线如图 10 所示,处理后的图像中刻度线区域变得更加细小清晰,进而解决了刻度线粘连问题。



(a) 训练集的损失值变化图



(b) 测试集的MIoU变化图

图8 训练集上损失值和测试集上 MIoU 变化图

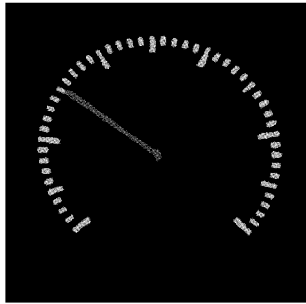


图9 图像分割结果

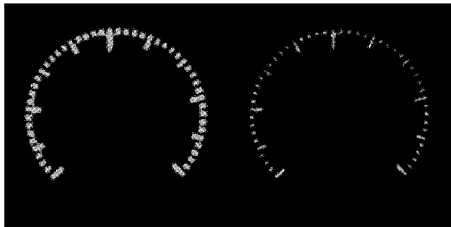


图10 腐蚀处理前后的仪表刻度线区域图像

### 1.4 数值计算与显示

#### 1) 表盘极坐标展开

对语义分割阶段得到的语义分割标签图进行极坐标展开,以标签图中心为原点建立极坐标系,将表盘标签图中同心圆部分的像素映射到一个长方形矩阵图像中。如图11、12所示。

设标签图像中心到四条边的距离为  $r$ ,则在以表盘图像左下角为原点的直角坐标系下,为认为标签图表盘圆心的坐标  $(r, r)$ ,标签图上的表示刻度线或指针的任意一个像素点的坐标为  $(x, y)$ 。

在以标签图中心为原点、竖直向下为极坐标轴正方向

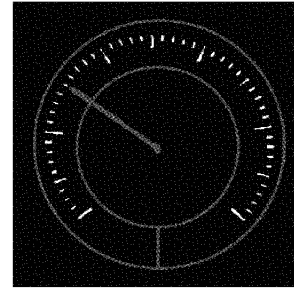


图11 在语义分割图上的极坐标系



图12 像素映射结果

的极坐标系下,标签图上的表示刻度线或指针的任意一个像素点的坐标为  $(\rho, \theta)$ 。

则极坐标系到直角坐标系的转换公式如式(3)、(4)所示。

$$x = r + \rho \cos(\theta) \tag{3}$$

$$y = r - \rho \sin(\theta) \tag{4}$$

假设要展开的长方形宽度为  $W$ ,高度为  $H$ ,则长方形内部第  $i$  行第  $j$  列的像素应该映射原始标签图中的点  $(\rho, \theta)$ ,其表达式如下:

$$\rho = r - i \tag{5}$$

$$\theta = 2\pi \times \left(\frac{j}{W}\right) \tag{6}$$

整理得长方形的位于第  $i$  行第  $j$  列的像素值应为为标签图中点  $(x, y)$  的像素值,其表达式如下所示。

$$x = r + \cos\left(2\pi \times \frac{j}{W}\right) \times (r - i) \tag{7}$$

$$y = r - \sin\left(2\pi \times \frac{j}{W}\right) \times (r - i) \tag{8}$$

将极坐标展开得到的长方形标签图的刻度部分和指针部分单独取出并分别进一步处理,分别得到刻度线和指针的位置信息。

由于在极坐标展开得到的图像上刻度线和指针线都具有一定宽度,因此取中心位置作为刻度线和指针在展开图像上的位置,如图13所示。



图13 刻度线和指针位置

设刻度线总根数为  $N$ ,指针所在位置为第  $n$  到第  $n+1$  根刻度线之间,第  $n$  到第  $n+1$  根刻度线之间有  $p$  个像素,指针距离第  $n$  根刻度线距离为  $k$  个像素,则指针所指示数占仪表满刻度的百分比  $P$  公式如下:

$$P = \frac{n-1 + \frac{k}{p}}{N-1} \tag{9}$$

2) 基于 EAST 的量程识别

对于 YOLO V3 定位裁剪得到的表盘图像,通过引入光学字符识别技术—— EAST,实现多方向的图像文本检测,从而得到仪表图像中所有文字的包围框和文字内容。再排除识别结果中的非纯数字结果,并依次计算剩下的文本识别结果的文本包围框中心点与最大量程刻线的最靠外侧的点的距离,取距离最小的文本包围框对应的数字内容作为仪表最大量程。

因为最大量程刻线为极坐标展开后的图中最右端刻度线,故取其右上角像素点,设坐标为  $(j, i)$ ,则依据式 (9) 可以得知此像素点在语义分割标签图上的坐标  $(x, y)$ 。

其文本识别和最大量程确定的结果如图 14(a)、(b) 所示。

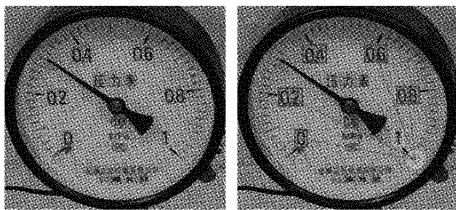


图 14 文本识别和最大量程确定的结果

3) 数值计算

由上述可知指针所指示数占仪表满刻度的百分比为  $P$ , 仪表量程识别阶段得到的仪表量程为  $C$ , 则仪表读数  $M$  计算公式如 (10) 所示。

$$M = P \times C \tag{10}$$

依次识别计算摄像机输入图像中每一个表盘子图的示数,得到的识别结果如图 15 所示。

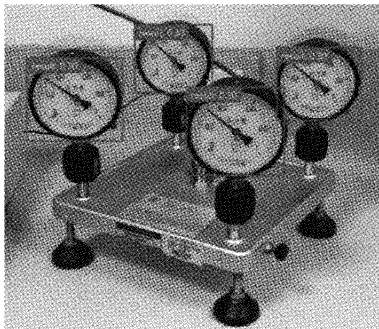


图 15 仪表读数识别结果

2 实验测试与分析

2.1 实验测试平台

本文使用 0.02 级的 Const821 作为供压装置与标准表进行实验。实验所用待测表为弹性元件式压力表,精度为 1.6 级,最大量程为 1.0 MPa。

硬件系统主要包括图像采集设备、图像传输设备、图像信息处理存储设备。首先通过摄像头采集仪表图像,通

过传输装置把图像传输到电脑上,在电脑上通过搭建的人工神经网络,处理图像,读取仪表的数据。根据实际需要与经验,使用配有 Tesla V100 32 GB 的图像处理单元的服务器作为图像实时处理设备。

2.2 表盘读数识别精度

考虑实际工厂运用情况,设定机器读数要求为单点最大相对误差为 10%。本文设计了 4 组实验,分别找出符合读数要求距离和角度的极限值。以摄像头距离待测表 65 cm 并且正对有且只有一个待检表作为参照组,对照组第 1 组实验:不改变摄像头与待测表之间的正对关系,调整摄像头与待测表之间的距离。对照组第 2 组实验:不改变摄像头与待测表之间的距离,调整摄像头与待测表之间的角度。对照组第 3 组实验:不改变摄像头与待测表之间的距离与角度关系,增加待测表个数。参照组与前两组对照组实验数据如图 16,第 3 组对照组见表 1 多组表盘实验数据。

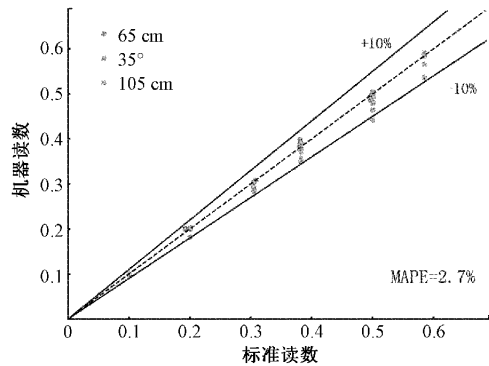


图 16 65 cm、35°、105 cm 实验数据

表 1 多组实验数据

测试编号	第 1 组示数/ MPa	第 2 组示数/ MPa	第 3 组示数/ MPa
M1	0.097	0.300	0.511
M2-1	0.120	0.298	0.508
M2-2	0.098	0.303	0.521
M3-1	0.092	0.300	0.501
M3-2	0.097	0.303	0.499
M3-3	0.092	0.300	0.501
M4-1	0.097	0.300	0.499
M4-2	0.099	0.304	0.508
M4-3	0.097	0.300	0.499
M4-4	0.099	0.304	0.508

经实验论证,由于距离增加,压力表表盘区域图像的像素精度降低,导致识别后图像中的刻度线连结,无法进行正常的语义分割,当距离达到 105 cm 时。由于当偏转角度增加至超过 35° 时,部分刻度线将由原先的可见到彻底被表框遮盖,如图 17(a)、(b) 所示,系统将无法获得准确刻

度线信息,导致读数相对误差将骤然增加。

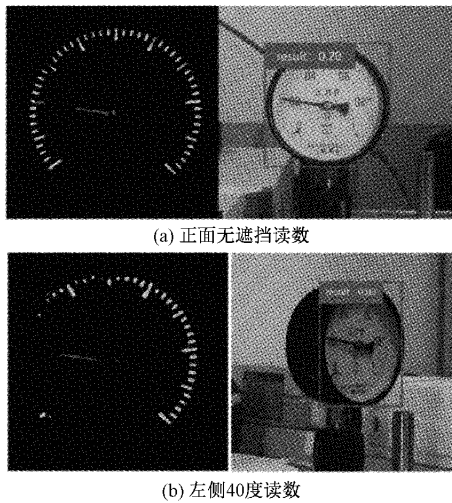


图 17 刻度线遮盖读数对比

实验数据计算可得,105 cm 的平均相对误差为 3.388 1%,最大单点相对误差为 11.662 0%,偏转 35°的平均相对误差为 1.809 4%,最大单点相对误差为 9.000 0%,65 cm 的平均相对误差为 1.312 4%,最大单点相对误差为 5.416 4%。由此表明,该系统在角度与距离的允许范围内仪表读数与人工读数相差不大。而对于表盘数目的增加,3 组实验的方差值分别是  $5.876 \times 10^{-3}$ ,  $4.394 \times 10^{-6}$ ,  $4.787 \times 10^{-3}$ ,由此可知,增加仪表表盘数目,读数值稳定度高。

### 3 结 论

本文通过摄像机获取指针式仪表表盘图像,送入基于 YOLO V3 的目标检测模型获取表盘图片,随后通过基于改进后的 DeepLab V3+ 的语义分割模型与腐蚀处理得到其标签图,计算得到指针刻线相对位置,并引入 EAST 模型获得了表盘量程,最终得出仪表读数。本文的创新点如下:

1) 在目标识别过程中引入了 YOLO V3 模型来定位图像中仪表表盘位置,实验表明模型在光线较弱、背景复杂、倾斜拍摄等情况下都能有良好的表现,证实了 YOLOV3 模型在仪表表盘定位任务中具有良好的鲁棒性。

2) 通过 DeepLab V3+ 图像分割技术获得表盘子图片标签图后进行极坐标展开的方法,计算指针与刻度线之间的相对位置,并加入腐蚀操作以提升了计算结果的准确率。针对指针式仪表表盘读数的需求,将 DeepLab V3+ 语义分割模型中原有的 Xception 骨干网络替换为了更加轻量级的 ResNet-50 模块,在不影响识别精度的前提下大大提升了模型的预测速度。

3) 引入光学字符识别技术 EAST 来自动确定仪表大量程,结合仪表指针与刻度线相对位置的信息,实现了指针式仪表读数的计算与显示。

实验验证表明算法所处理的数据集单点最大相对误

差为 11.66%,平均相对误差为 2.17%,测试效果好。后续我们将在图片预处理阶段加入如通过对图片进行如调整对比度等方法,进一步提升算法精度,以应对更高的要求。

### 参考文献

- [1] 刘复玉,吕新荣. 指针式压力表自动读数系统设计[J]. 电子测量技术,2015,38(12):96-99.
- [2] 王欣,孙鹏. 智能变电站中指针式仪表图像自动识别方法[J]. 电气技术,2016(5):7-10.
- [3] 张聪聪,牟莉. 基于机器视觉的图像边缘检测算法研究[J]. 国外电子测量技术,2020,39(12):80-85.
- [4] 韩绍超,徐遵义,尹中川,等. 指针式仪表自动读数识别技术的研究现状与发展[J]. 计算机科学,2018,45(S1):54-57.
- [5] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[J]. Springer, Cham, 2016,9905(9):21-37.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016:779-788.
- [7] 李秀智,李家豪,张祥银,等. 基于深度学习的机器人最优抓取姿态检测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5):108-117.
- [8] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [9] 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):9.
- [10] 孙顺远,杨挺. 基于深度学习的仪表目标检测算法[J]. 仪表技术与传感器,2021(6):104-108.
- [11] DHE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016:770-778.
- [12] 侯卓成,欧阳华,胡鑫,等. 基于改进的 YOLOv4 彩色数字仪表读数识别方法[J]. 电子测量技术,2022,45(6):124-129.
- [13] 邢浩强,杜志岐,苏波. 变电站指针式仪表检测与识别方法[J]. 仪器仪表学报,2017,38(11):2813-2821.
- [14] 张文杰,熊庆宇,张家齐,等. 基于视觉显著性的指针式仪表读数识别算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(12):14.
- [15] 宋伟,张文杰,张家齐,等. 基于指针区域特征的仪表读数识别算法[J]. 仪器仪表学报,2014(S2):9.

- [16] 赵世峰,何哲健. 基于 OpenCV 的复杂环境下图像二值化方法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(6): 55-59.
- [17] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [18] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-Decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[J]. Springer, Cham, 2018: 833-851.
- [19] LIU Z, WANG H. Automatic detection of transformer components in inspection images based on improved Faster R-CNN[J]. Energies, 2018, 11(12): 3496.

#### 作者简介

杨诗琪, 本科, 主要研究方向为测控技术与仪器。

E-mail: yangshiqi0520@163.com

王婧(通信作者), 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为监视仪表的检定和校准。

E-mail: bdwj881111@126.com