

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210945

# 基于深度学习的模糊指针式仪表矫正读数方法<sup>\*</sup>

侯卓成 欧阳华 胡鑫 尹洋

(海军工程大学 武汉 430033)

**摘要:** 变电站户外巡检任务中,由于大风,大雾,路面不平复杂环境影响,巡检机器人容易出现抖动和视角偏差,导致所获取的仪表图片出现模糊,倾斜等问题,难以保证指针式仪表识别读数的准确性。为解决此问题,结合YOLOX目标检测,DeblurGAN-v2图像增强,DeepLabV3+语义分割神经网络算法,研究了模糊指针式仪表矫正读数识别方法。首先改进YOLOX网络实现仪表表盘、指针区域和仪表文字信息提取,并获取仪表参数,其次增强DeblurGAN-v2网络的特征提取能力,去除图像模糊影响,然后使用DeepLabV3+网络分割表盘和指针。仪表图像矫正过程采用透视变换和文本矩形轮廓矫正实现仪表高精度矫正。实验证明,该方法在检测任务中更能适应复杂环境影响,检测准确率高达97.55%,满足工业上自动化检测要求。

**关键词:** 图像处理;指针式仪表;YOLOX;DeblurGAN-v2;DeepLabV3+

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Correction reading method of fuzzy pointer instrument based on deep learning

Hou Zhuocheng Ouyang Hua Hu Xin Yin Yang

(Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** In the outdoor inspection task of substation, the robot is vulnerable to the complex environment of outdoor wind, fog and uneven road surface. It is prone to jitter and angle deviation, resulting in blurred photos, instrument tilt and other problems, and it is difficult to ensure the accuracy of the identification reading of the pointer instrument. In order to solve this problem, combined with YOLOX target detection, DeblurGAN-v2 image enhancement, DeepLabV3+ semantic segmentation neural network algorithm, a fuzzy pointer meter reading correction and recognition method is proposed. Firstly, the YOLOX network is improved to extract the instrument panel, pointer area and instrument text information, and obtain the instrument parameters. Secondly, enhance the feature extraction ability of DeblurGAN-v2 network to remove the fuzzy influence in the image, then use deeplabv3+ network to divide the dial and pointer. In the aspect of image correction, perspective change and text rectangle correction are used to achieve high-precision correction of the instrument. Experiments show that this method can more effectively solve the impact of complex environment in the detection task, and the detection accuracy is as high as 97.55%, which meets the requirements of automatic detection in industry.

**Keywords:** image processing; pointer meter; YOLOX; DeblurGAN-v2; DeepLabV3+

## 0 引言

传统的变电站采用人工读数效率低,且在恶劣天气环境下存在安全隐患,随着人工智能技术的发展,为了提高变电站自动化水平,提高仪表识别的检测精度,机器人智能巡检技术被广泛应用于变电站检测任务中<sup>[1-3]</sup>。

目前,已有不少学者对指针式仪表的自动读数进行了

研究。朱斌滨等<sup>[4]</sup>为解决室外变电站在雨雾环境下识别率低的问题,提出了基于灰度级动态调整的Retinex去雾算法和引入快速引导滤波层的ResNet网络去雨模型,较好的解决了图像去雨去雾问题,但其利用模板图像实现选点透视变换的矫正方法,易受图像质量影响产生误差。张森等<sup>[5]</sup>放弃了指针线段检测的基础对基于图像特征映射仪表读数的方法进行了研究,该方法识别流程短,识别效率较

收稿日期:2022-08-03

<sup>\*</sup> 基金项目:国家优秀青年科学基金(42122025)、国家自然科学基金(41974005)项目资助

高,但在识别精度上仍有不足。胡秀军等<sup>[6]</sup>为解决光照不均匀与阴影遮挡的影响,采用单参数同态滤波与全局对比度增强的方法实现指针式仪表读数识别,但其并未有效解决仪表矫正问题。

何配林<sup>[7]</sup>,万吉林等<sup>[8]</sup>分别检测仪表蒙版图像和刻度蒙版图像,提出了利用椭圆拟合选取坐标的透视变换原理实现仪表矫正方法解决了部分畸变问题,但忽略了路面斜坡,仪表歪斜等导致的仪表图像存在旋转角度影响读数精度的问题。且由于变电站环境复杂多变,大风大雾天气,路面崎岖等因素都会影响巡检机器人获得图像的质量,易出现仪表图像模糊问题,严重影响仪表的读数精度。本文为解决以上问题,提高仪表识别检测精度,提出了基于深度学习的指针式仪表读数矫正方法。

本文主要读数识别流程如图1所示。

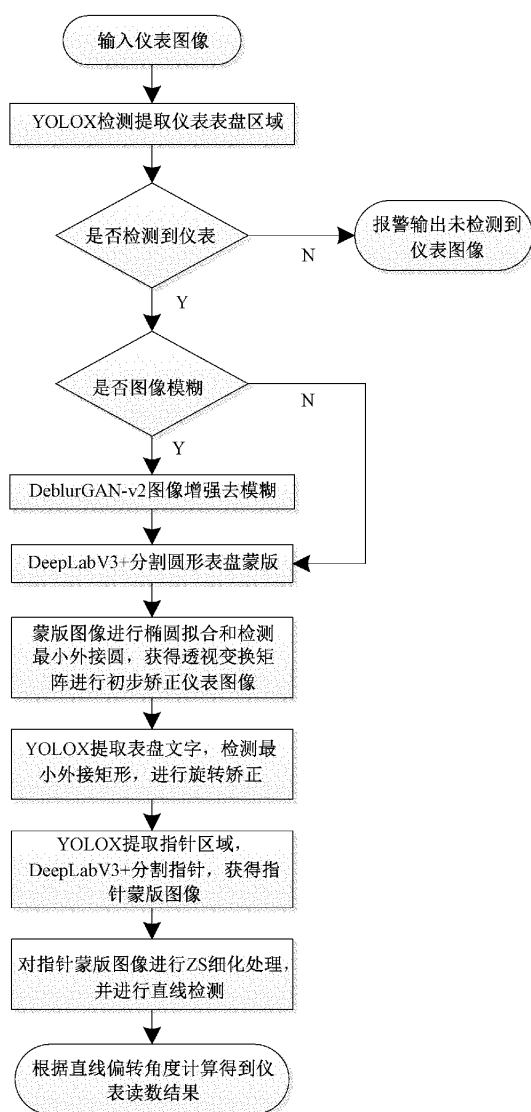


图1 仪表矫正读数识别流程

首先用YOLOX<sup>[9]</sup>目标检测网络提取仪表表盘区域,

接着进行模糊评价判断图像是否需要DeblurGAN-v2<sup>[10]</sup>算法实现图像去模糊,再用DeepLabV3+<sup>[11]</sup>语义分割网络分割出表盘蒙版,对蒙版图像进行椭圆拟合和最小外切圆检测获取透视变换矩阵,利用透视变换原理进行初步矫正,再利用YOLOX截取图像中文字信息,检测文字矩形轮廓进行旋转矫正,而后使用目标检测和语义分割算法提取矫正后的指针蒙版,最后对指针蒙版图像进行细化处理并检测直线,使用角度法计算读数。

## 1 改进YOLOX网络

目标检测网络算法实现仪表区域定位相比于传统算法对复杂环境的适应能力更好,检测精度更高,更易满足工业仪表识别要求。YOLOX相比于之前的YOLO系列网络<sup>[12-13]</sup>,检测速度和检测效果具有一定优势,由于仪表检测定位分类个数较少,仅需要小规模的网络模型,为了解决大网络模型在嵌入式设备上难以部署的问题,本文对YOLOX-s模型进行轻量化改进,首先改进Ghost模块<sup>[14]</sup>,在初步卷积进行特征整合过程中取消使用标准化层和激活函数。其次,在使用上一步获得的特征浓缩进行深度可分离卷积获得Ghost特征图过程中,使用h-swish激活函数<sup>[15]</sup>,并嵌入轻量级ECA注意力机制<sup>[16]</sup>。最后将第一次卷积得到的特征浓缩与Ghost特征图叠加得到完整的特征层。将改进的Ghost模块如图2所示引入YOLOX-s网络中使用,在降低网络参数数量的同时,保持了较高的检测精度。

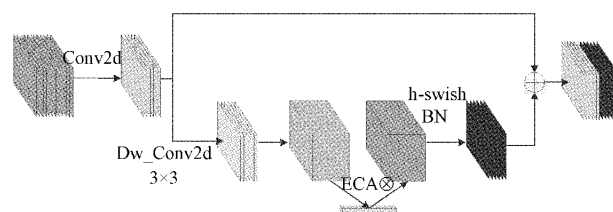


图2 本文改进的Ghost模块结构

为了确保检测的准确性,本文将表盘、指针、文字区域的检测任务分阶段进行,即先用YOLOX-s检测复杂环境中的仪表图像的表盘区域,然后检测去模糊处理后的图像指针所在区域,最后检测在透视变换矫正后的文字所在区域。

## 2 DeblurGAN-v2去模糊

Orest Kupyn等提出了用于单图像运动去模糊的端到端生成对抗网络,称为DeblurGAN-v2,该模型提高了图像去模糊的效率和灵活性,所得图像质量也有所增强,并且在其他图像增强任务中也取得较好的效果。DeblurGAN-v2其整体网络结构如图3所示,为了增强图像生成质量,使用特征金字塔网络(feature pyramid network FPN)结构进行特征融合,作为DeblurGAN-v2生成器的核心。DeblurGAN-v2网络可以灵活地选取主干网络,以提高网络性能。采用带

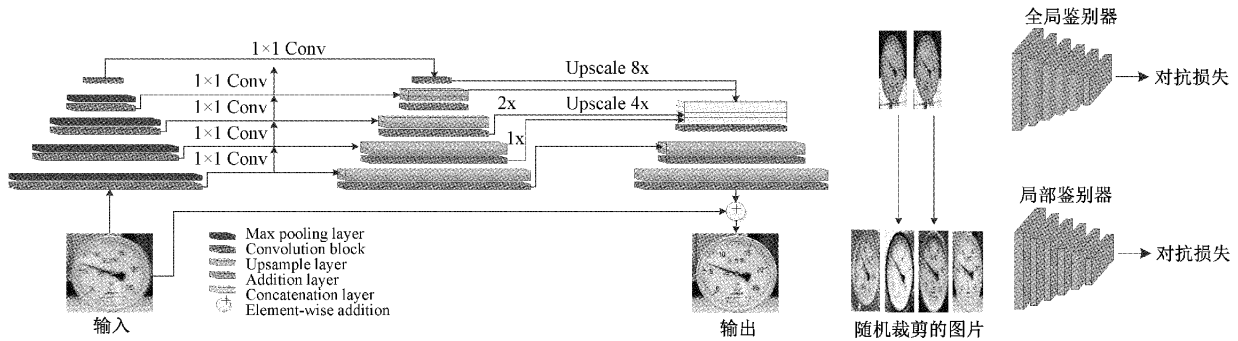


图 3 DeblurGAN-v2 网络结构

有最小开方损失的相对判别器,并且分别结合了全局和局部 2 个尺度的判别损失。

由于仪表读数识别中对图像质量要求高,因此本文选择去模糊效果更好的 Inception-ResNet-v2<sup>[17]</sup> 网络作为主干网络。由于 Inception-ResNet-v2 网络在特征提取过程中使用池化操作进行下采样,会导致信息损失,忽略整体与部分之间的关联,影响去模糊效果。为了进一步优化算法,本文使用 LN(layer normalizaiton)层加卷积结构如图 4(a)所示,代替网络中的池化结构进行下采样。为了提高图像增强效果本文将 ECA 注意力机制模块同 CBAM 注意力机制相结合<sup>[18-19]</sup>,嵌入到特征提取网络中, CBAM 模块结构如图 4(b)所示。

本文调整 CBAM 通道注意力机制如图 4(c)所示,首先,对输入进来的单个特征层,分别进行全局平均池化和

全局最大池化。其次利用一维卷积操作提高跨通道信息获取能力,其中采用自适应的方法选择一维卷积核大小,以确定局部跨信道交互的覆盖率。将处理后的两个结果相加后经 sigmoid 处理,获得输入特征层每一个通道的权值。最后,将权值乘上原输入特征层。调整 CBAM 空间注意力机制如图 4(d)所示,首先,获得输入特征层每一个特征点的通道上取全局最大池化值和全局平均池化值进行堆叠,利用一次通道数为 1 的空洞卷积增大感受野调整通道数,然后经过 sigmoid 处理,获得输入特征层每一个特征点的权值。最后,将权值乘上原输入特征层。

改进后的 DeblurGAN-v2 增强了网络特征提取能力,注意力机制使得网络可以去自适应地注意重要的物体,在一定程度上提高了网络的去模糊能力,增强了所得图像质量。为进一步增强整体读数算法的去模糊效果,满足仪表读数识别要求,本文在 YOLOX 网络提取仪表表盘区域去除无用背景信息后,再用 DeblurGAN-v2 进行去模糊操作。

### 3 改进 DeepLabV3+网络

语义分割算法相对于传统分割算法分割提取效果更好,在复杂背景环境中仍具有较高的分割精度,本文选取模型效果更具优势的 DeepLabV3+网络实现高精度分割。其模型架构使用编码器-解码器的形式,并在其中引入可任意控制编码器提取特征的分辨率,通过空洞卷积平衡精度和耗时。本文选取 mobilenetv3 作为主干网络,并使用深度可分离卷积与空洞卷积相结合实现网络轻量化。为了充分利用底层特征信息将网络编码器结构中空洞空间金字塔池化模块的膨胀率组合设计为 3、6、12、18 增加对底层信息的利用率,提高对不同大小目标的分割能力。

DeepLabV3+网络在仪表识别过程的作用为分割所属仪表整体的像素以及仅属指针的像素,本文提取分割仪表和指针的蒙版图像,分别用于矫正和读数。为提升指针分割的精度,本文首先采用 YOLOX 对指针区域进行提取,以减少背景对分割效果的影响。

### 4 仪表矫正读数方法

#### 4.1 仪表矫正

DeepLabV3+网络分割仪表蒙版图像,由于视角问题

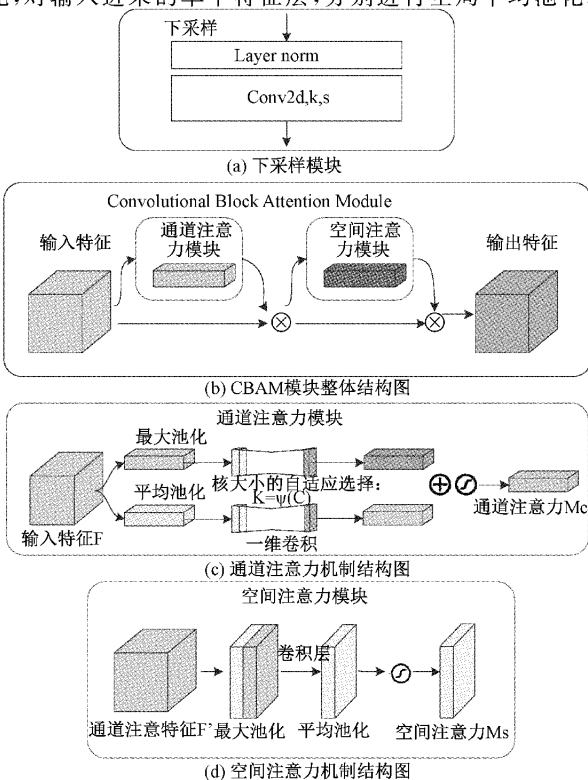


图 4 本文下采样模块和 CBAM 模块结构图

仪表轮廓往往为椭圆形,且存在倾斜旋转等问题影响读数精度。为了实现高精度读数要求,本文提出将改进的基于不规则椭圆的透视变换算法<sup>[7]</sup>与仪表文字矩形轮廓旋转矫正相结合的算法进行仪表矫正,矫正过程如图5所示。

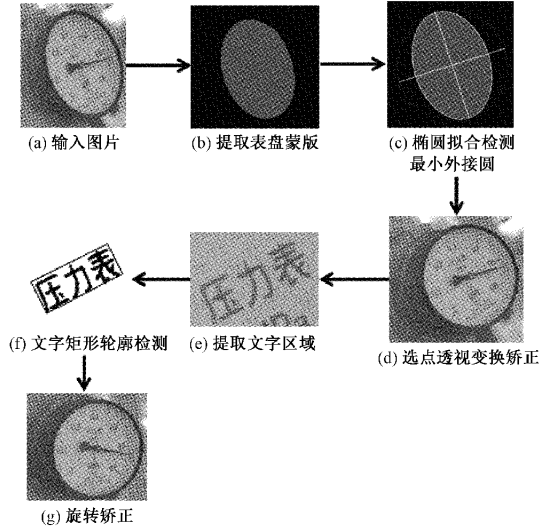


图5 本文仪表图像矫正过程图

首先,对DeepLabV3+网络分割出的表盘蒙版图像进行椭圆拟合和检测最小外切圆,如图5(b)、(c)所示,获得椭圆长轴短轴等信息,再通过最小外切圆检测,获得图像最小外切圆的半径、圆心等参数,延长椭圆长轴短轴与最小外切圆相交,获取最小外切圆与椭圆长轴短轴四个交点坐标,以及椭圆长轴短轴与自身的4个交点坐标,根据两组交点坐标,求得透视变换矩阵。

透视变换通用的变换公式为:

$$\begin{bmatrix} x' & y' & w' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u & v & w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$[u, v, w]$  是变换前的坐标(即椭圆长轴短轴与自身的4个交点坐标), $a$  矩阵是变换矩阵,  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$  表示图像线性变换;  $\begin{bmatrix} a_{31} & a_{32} \end{bmatrix}$  用于图像平移;  $\begin{bmatrix} a_{13} & a_{23} \end{bmatrix}^T$  用于产生图像透视变换;  $a_{33}$  恒为常数1;因此透视变换矩阵一共有8个参数,所以需要外切圆交点与拟合椭圆交点的4个坐标对(8个方程)才能求解。 $[X \ Y \ Z]$  是变换后的坐标(即最小外切圆与椭圆长轴短轴4个交点坐标)其中  $X = \frac{x'}{w'}$ ,  $Y = \frac{y'}{w'}$ ,  $Z = 1$ ,

所以变换后的  $[X \ Y \ Z]$  表达式为:

$$\begin{cases} X = \frac{x'}{w'} \\ Y = \frac{y'}{w'} \\ Z = \frac{w'}{w'} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} X = \frac{x'}{w'} = \frac{a_{11}u + a_{21}v + a_{31}w}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}w} \\ Y = \frac{y'}{w'} = \frac{a_{12}u + a_{22}v + a_{32}w}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}w} \\ Z = \frac{w'}{w'} = 1 \end{cases} \quad (3)$$

最后,利用透视变换矩阵对仪表图像进行初步矫正结果如图5(d)所示。

透视变换矫正后的图像仍可能存在角度引起的旋转误差问题,为解决仪表旋转角度误差问题本文利用仪表中文字信息进行旋转校正。为防止存在指针遮挡仪表文字情况对文字矩形轮廓检测造成影响,先使用DeepLabV3+网络对图像指针进行分割提取,利用所获得指针蒙版将仪表图像中指针像素剔除后,再使用YOLOX网络获取表盘中的文字区域,如图5(e)所示对截取的文字区域图像进行二值化处理保留文字信息,再进行文字轮廓矩形检测,获得文字轮廓矩形框,效果如图5(f)。根据文字轮廓矩形框的偏转角,对透视变换后的仪表图像进行旋转矫正,获得最终的矫正读数图像,如图5(g)所示。

#### 4.2 角度法读数

矫正完成后对仪表进行读数过程如图6所示。首先,使用YOLOX网络截取指针所在区域图像,如图6(b)所示;其次,用DeepLabV3+网络分割指针区域图像,获得矫正后指针的蒙版图像,如图6(c)所示;对指针蒙版图像进行ZS细化处理,如图6(d)所示,考虑到已经得到的指针骨架图像,其直线特征明显,利用Hough直线检测算法来对细化之后的指针骨架进行检测直线,检测结果如图6(e)所示,为防止指针细化中出现的分叉影响直线检测,设置直线能被检测出的最小长度,使得只出现所需的指针拟合直线,并获得直线在平面坐标系中的偏转角。

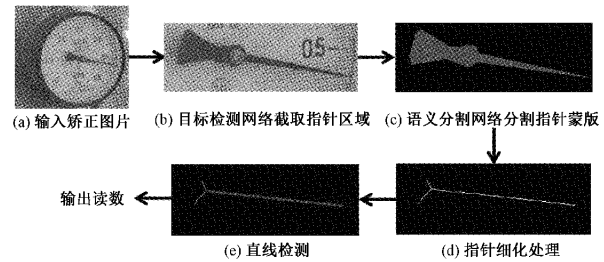


图6 本文仪表图像读数过程

利用前述获取的图像最小外切圆的圆心,根据检测出的指针直线端点像素点距圆心位置确定指针朝向,距离最远为指针读数端点。根据仪表起始刻度和终止刻度在平面坐标系的角度,利用角度法进行读数,获得仪表读数结果。设定指针式仪表量程为  $a$ ,检测出的直线的偏转角为  $\theta$ ,仪表起始刻度和终止刻度在平面坐标系的角度分别为  $\alpha, \beta$ ,则其读数结果的计算公式如下:

$$result = \left( \frac{\theta - \alpha}{\beta - \alpha} \right) \times a \quad (4)$$

### 5 实验验证

#### 5.1 实验环境

本文使用操作系统为 Windows 10, CPU 处理器为 AMD Ryzen 7-4800H, GPU 处理器为 Nvidia RTX2060, 选取 Pytorch(1.8.0) 作为学习框架, Cuda 版本为 11.2。

#### 5.2 实验数据

本文所使用的仪表数据集。部分来自变电站真实场景采集的图像数据集, 部分来自百度飞桨开源公共数据集, 共 2 018 张图片。借助 LabelImg 标注工具, 对仪表数据集进行手工标注, 针对仪表中表盘、指针、文字区域分别制作 1 018 张目标检测数据集, 共 3 054 张。模糊和高清成对数据集共 1 000 对, 作为去模糊数据集。使用 EISeg 工具标注表盘和指针语义分割数据集各 1 000 张。本文将所有数据按 9 : 1 分为训练集和验证集。

#### 5.3 YOLOX 目标检测实验

本文在 YOLOX-s 算法效果验证过程中采用常用目标检测网络性能评价指标来对比改进前后网络检测效果, 具体包括参数量, 平均精确度均值 (mean average-precision, mAP), 网络模型权重大小 (Size), 改进前后各项性能指标如表 1 所示。

表 1 改进前后 YOLOX-s 网络各项性能指标对比

性能指标	YOLOX-s	本文 YOLOX-s
参数量	8 968 255	5 600 643
mAP/%	99.21	98.76
Size/M	34.3	21.5

从表 1 中可以看出改进的 Ghost 模块的使用使得网络在维持检测精度基本不变的情况下, 网络参数量方面相比于原版下降了 37.5%, 模型规模方面下降了 37.3%, 实现网络的轻量化改进。在训练过程中采用翻转, 旋转, 抖动等数据增强技术, 提高模型泛化能力。图 7 分别展示了测试集中表盘区域, 文字区域, 指针区域的检测结果。可以发现无论距离远近, 图像是否模糊, YOLOX-s 网络均能以高置信度检测到图像中各类信息。

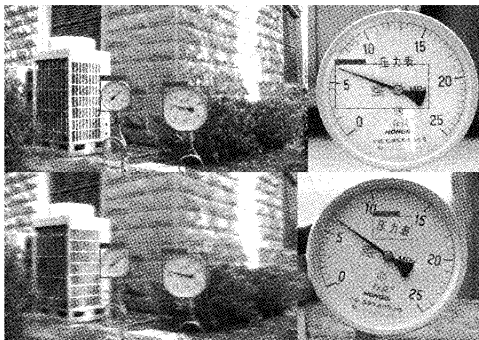


图 7 YOLOX-s 网络对表盘区域, 文字区域, 指针区域的检测结果

#### 5.4 DeblurGAN-v2 去模糊实验

本文通过消融实验验证 DeblurGAN-v2 算法的客观评估结果如表 2 所示, 其中包括峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 衡量噪声水平, 结构相似性 (structural similarity, SSIM) 评估图像综合质量, 根据表 2 中所示结果可知, 本文改进方法均在一定程度上提高了 DeblurGAN-v2 算法的去模糊能力, PSNR, SSIM 值均有提高。本文改进算法相比于原始算法在仪表数据集上 PSNR 指标提高了 6.3%, SSIM 指标提高了 2.4%, 证明了本文改进算法的有效性。

表 2 各改进方法有效性消融实验结果

序号	改进方法	PSNR	SSIM
1	DeblurGAN-v2	23.326	0.806
2	DeblurGAN-v2+调整下采样结构	24.512	0.818
3	DeblurGAN-v2+CBAM 注意力机制	24.124	0.8152
4	DeblurGAN-v2+调整下采样结构+CBAM 注意力机制	24.789	0.835

验证改进前后算法在仪表数据集上的视觉效果对比如图 8 所示。本文改进 DeblurGAN-v2 算法可以更好的降低图像影响。由图像右下角细节处对比可知, 在图像细节处理方面本文算法能更好的保留图像丰富的细节信息, 所得增强图像质量更高更有利于在识别和检测任务上应用。

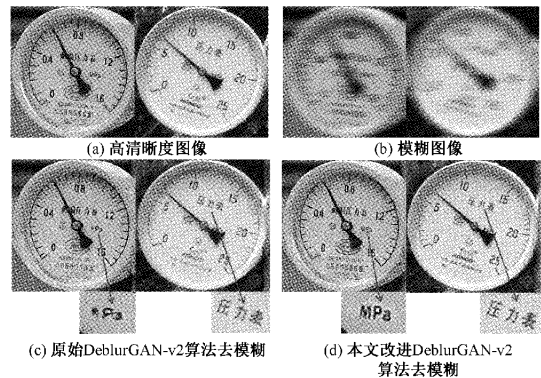


图 8 改进前后 DeblurGAN-v2 算法在仪表数据集上总体和细节视觉效果图

#### 5.5 DeepLabV3+ 分割实验

本文对轻量化改进前后的 DeepLabV3+ 进行仪表指针分割实验, 并在表 3 中通过参数量、平均像素精度 (mean pixel accuracy, mPA), 平均交并比 (mean intersection over union, MIoU); 网络模型权重大小 (Size) 对网络各项性能指标进行评估。从表 3 中可知, 本文通过采用轻量化的 mobilenetv3 网络作为 DeepLabV3+ 的主干网络, 空洞卷积和深度可分离卷积结合使用引入网络, 使用新的膨胀率组合, 相对于原版 DeepLabV3+ 网络参数量减少了 51.9%, 模型权重大小仅为原版的 48.7%, MIoU 提高了

4.17%,mPA提高了1.76%,算法各项性能指标均有所提升,更便于算法部署到嵌入式设备中。

表3 不同DeepLabv3+网络各项性能指标对比

性能指标	原始DeepLabV3+	本文DeepLabV3+
参数量	5 818 149	2 800 946
MIoU/%	93.06	97.23
mPA/%	96.67	98.43
Size/M	22.4	10.9

改进前后算法在仪表数据集上的分割提取对比效果如图9所示,可知本文改进的DeepLabV3+算法相对于原始算法对仪表边缘像素分割提取效果更好,可以准确的将仪表目标和指针目标从背景中分离出来,更为完整的分割提取检测目标轮廓形状,满足指针式仪表图像校正读数的要求。

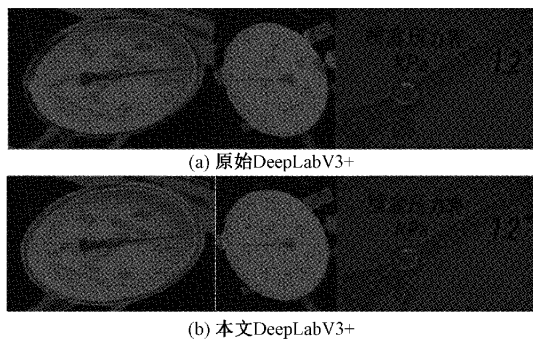
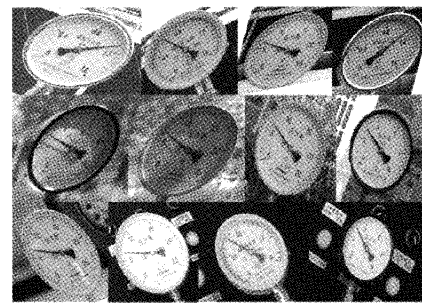


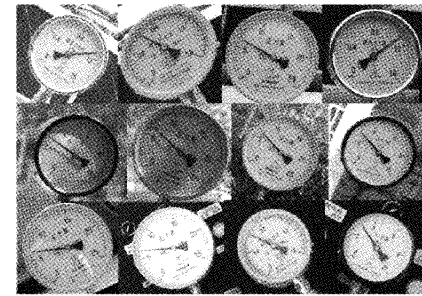
图9 改进前后DeepLabV3+网络分割表盘和指针效果图

5.6 图像校正实验

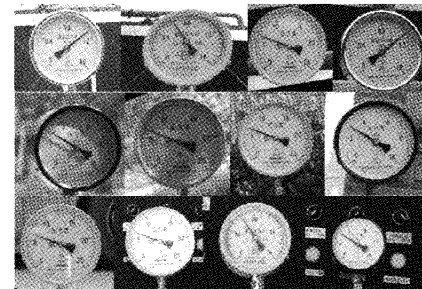
本文通过对不同程度的倾斜仪表进行校正实验,验证采用本文方法校正后仪表图像效果,如图10所示。若不对仪表图像进行校正,采用角度法直接读数会因指针像素在图像空间中错误的像素位置信息,导致出现较大的读数误差,校正后的图像可以使得仪表图像基本处于正视的状态下,此时读数的准确率更高。



(a) 矫正前仪表图像



(b) 透视变换矫正后图像



(c) 旋转矫正后仪表图像

图10 本文矫正方法效果图

在效果验证过程中,对处于不同倾斜状态的仪表指针进行校正识别,对所有的识别读数与仪表实际读数进行对比,并且进行绝对误差和引用误差的分析。表4所示为图10中倾斜仪表使用本文方法的计算结果,其中指针竖直向下时表示角度值为0°。

表4 读数识别结果误差分析

序号	角度值/(°)	识别读数	实际读数	绝对误差	引用误差/%	量程
1	231.46	1.10	1.11	0.01	0.6	1.6
2	145.28	0.60	0.62	0.02	1.3	1.6
3	112.00	6.2	6.1	0.10	0.4	25
4	230.81	1.10	1.10	0.00	0	1.6
5	122.50	2.87	2.90	0.03	0.3	10
6	112.14	6.22	6.30	0.08	0.3	25
7	111.65	6.17	6.25	0.07	0.3	25
8	121.54	2.83	2.81	0.02	0.2	10
9	111.33	6.14	6.25	0.11	0.4	25
10	110.62	6.08	6.25	0.17	0.7	25
11	147.09	0.61	0.63	0.02	1.3	1.6
12	122.87	2.88	2.93	0.05	0.5	10

从表 4 中可以得出本文方法的指针式仪表的识别读数与实际值的绝对误差较小,最大引用误差为 1.3%,平均引用误差为 0.53%。本文也对测试集中所有仪表图像进行读数验证,整体识别准确率为 97.55%,较高的读数准确率充分验证了本文方法的有效性,能够达到工业巡检的标准要求。

表 5 所示为不同矫正算法的读数识别结果,本文矫正算法读数精度相比于其他算法更高,算法适应性更好。

表 5 不同矫正方法读数结果分析

算法	准确率/%
五点法拟合椭圆 <sup>[20]</sup>	95.55
仅透视变换	93.35
本文算法	97.55

## 6 结 论

针对变电站复杂场景下仪表图像易出现模糊,倾斜问题,提出了基于深度学习的指针式仪表图像去模糊矫正识别方法,以实现高精度读数要求。检测识别过程使用嵌入改进的 Ghost 模块的 YOLOX 目标检测网络,轻量化的同时保留该模型强大的学习能力,使得在模糊环境下仍具有较高的检测精度。在 DeblurGAN-v2 网络中,使用卷积进行下采样,增加特征提取能力,加入改进的 CBAM 注意力机制,增强算法的去模糊能力,处理后图像清晰度还原高,满足读数要求。改进 DeepLabV3+ 网络,选取 mobilenetv3 作为主干网络,使用深度可分离卷积,扩充膨胀率组合,实现模型轻量化并提高了分割效果。采用圆、椭圆拟合,选点透视变换,文字轮廓矩形矫正的方法矫正仪表结果更准确。结果表明本文矫正读数方法具有更高的准确率。

所提算法可以有效解决模糊倾斜仪表图像难以识别,读数准确率低的问题。本文所改进算法在其他检测任务中也有较高的适应性。变电站复杂环境仍有很多,下一步将继续提高算法的泛化能力。

## 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 张平,丁永泽,王致芑,等. 变电站指针式仪表精准读数及可靠度估计模型[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(10):133-142.
- [4] 朱斌滨,樊绍胜. 雨雾环境下的变电站指针式仪表识别方法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(24):221-230.
- [5] 张森,万吉林,王慧芳,等. 基于注意力机制的卷积神经网络指针式仪表图像读数识别方法[J]. 电力自动化设备,2022,42(4):218-224.
- [6] 胡秀军,于凤芹. 基于单参数同态滤波与全局对比度增强的指针仪表读数识别方法[J]. 仪表技术与传感器,2021(5):42-46,51.
- [7] 何配林. 基于深度学习的工业仪表识别读数算法研究及应用[D]. 成都:电子科技大学,2020.
- [8] 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.
- [9] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021 [J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv: 2107.08430.
- [10] OREST K, TETIANA M, JUNRU W, et al. DeblurGAN-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better [J]. ArXiv Preprint, 2019, ArXiv: 1908.03826.
- [11] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:801-818.
- [12] 丁伟利,郝增号. 基于 YOLOv4-tiny 和完整度排序的标志物快速圆检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(2):12-22.
- [13] 侯学良,单腾飞,薛靖国. 深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J]. 国外电子测量技术,2022,41(6):165-174.
- [14] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2020:1580-1589.
- [15] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C]. ICCV 2019: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2019:1314-1324.
- [16] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, 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. Seattle, USA: IEEE, 2020: 11531-11539.
- [17] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 2818-2826.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv: 1807.06521.

- [19] 付国栋,黄进,杨涛,等.改进 CBAM 的轻量级注意力模型[J].计算机工程与应用,2021,57(20):150-156.
- [20] 孙志周,田克超,刘璇,等.基于图像识别的圆形指针式仪表读数矫正方法[J].山东理工大学学报(自然科学版),2022,36(4):71-75.

#### 作者简介

侯卓成,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:2193513923@qq.com

欧阳华,副教授,博士,主要研究方向为信号处理。

E-mail:78ouyang@163.com

胡鑫,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:1810347286@qq.com

尹洋(通信作者),讲师,博士,主要研究方向为控制工程。

E-mail:reeyan@163.com