

基于轻量级图像语义分割模型的 指针式仪表读数全自动识别

闫富海^{1,2}, 徐望明^{1,2,3*}, 黄酋淦^{1,2}, 伍世虔^{1,2}

¹武汉科技大学信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081;

²武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 湖北 武汉 430081;

³武汉科技大学教育部冶金自动化与检测技术工程研究中心, 湖北 武汉 430081

摘要 针对指针式仪表图像特点及现有读数识别方法存在的局限,提出了一种基于轻量级图像语义分割模型的读数全自动识别方法。首先,以轻量级语义分割网络 CGNet 为基础进行改进,通过增加通道注意力模块 SENet 进行特征增强和融合,同时适当加深分类层,从而预测更准确的刻度线、指针、量程数字等语义信息;接着,根据刻度线语义分割结果拟合椭圆,建立与标准圆的透视变换关系校正倾斜畸变的图像;然后,在校正图像中通过极坐标变换、图像细化、垂直投影等后处理操作精确提取刻度线、指针,并通过 optical character recognition 技术识别量程数字;最后,根据刻度线与指针相对位置关系及量程信息确定仪表读数。为验证该方法的有效性,构建了指针式仪表图像数据集。实验结果表明,该方法在图像语义分割精度上与现有轻量化方法相比有较大提升,对测试集图像读数识别的平均相对误差约为 0.63%,可满足实际应用需求。

关键词 图像处理; 指针式仪表; 语义分割; 注意力机制; 高斯热力图; 透视变换

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2410001

Fully Automatic Reading Recognition for Pointer Meters Based on Lightweight Image Semantic Segmentation Model

Yan Fuhai^{1,2}, Xu Wangming^{1,2,3*}, Huang Qiugan^{1,2}, Wu Shiqian^{1,2}

¹School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology,
Wuhan 430081, Hubei, China;

²Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology,
Wuhan 430081, Hubei, China;

³Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Detecting Technology of Ministry of Education,
Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China

Abstract To use the characteristics of pointer meter images without the limitation of existing reading recognition methods, a fully automatic reading recognition method based on a lightweight image semantic segmentation model is proposed. In the proposed method, the lightweight semantic segmentation network CGNet is modified by implementing the channel attention module SENet to enhance and aggregate image features and by deepening classification layers appropriately to predict more accurate semantic pixels of scale lines, pointers, and scale-range numbers. Then, according to the semantic segmentation results, an ellipse is fitted, and perspective transform between the ellipse and a standard circle is performed to correct skewed images. Scale lines and pointers are then extracted from the corrected images by postprocessing operations such as polar transform, image thinning, and vertical projection, and scale-range numbers are recognized using optical character recognition technology. Finally, the meter reading is calculated according to the scale range and relative position of the pointer and scale lines. An image dataset of pointer meters is constructed to validate the proposed method. Experimental results demonstrate that the proposed method realizes

收稿日期: 2021-09-01; 修回日期: 2021-10-02; 录用日期: 2021-10-27

基金项目: 国家自然科学基金(61775172)、教育部产学研合作协同育人项目(201902303039)、湖北省教育厅科研计划资助项目(D20191104)

通信作者: *xuwangming@wust.edu.cn

significant improvement of image semantic segmentation precision compared to existing lightweight models, and the average relative error of reading recognition for images on the test set is approximately 0.63%, which satisfies the requirements of practical applications.

Key words image processing; pointer meter; semantic segmentation; attention mechanism; Gaussian heat map; perspective transform

1 引言

指针式仪表因结构简单、成本低廉、抗干扰性强等优点被广泛应用于电力、冶金、化工等行业,如压力表、电流表、温度表等。但由于电力行业变电站场所存在大量电磁干扰,冶金化工等行业工业现场存在着高温、高湿、漏液、漏油情况,数显式仪表易出现数据失真现象。面对大量使用的指针式仪表,若进行人工读数,存在着读数误差大、工作效率低、可能危及人身安全等问题。因此,基于计算机视觉技术对指针式仪表进行自动识别、准确读数具有重要研究意义和实用价值。

国内外学者在指针式仪表读数识别方面已开展了大量的研究。早期的主流方法基于传统图像处理技术,通常根据指针式仪表表盘为圆形或圆弧形的特点,利用图像匹配或 Hough 圆变换检测表盘区域,再通过形态学处理、连通域分析、直线检测等步骤提取刻度线和指针等用于计算读数^[1-4]。这类方法主要基于手工设计的图像特征,且非常依赖经验性阈值设置,一般鲁棒性较差,无法适应复杂的工业生产环境。近年来,随着深度学习的流行,各种深度卷积神经网络也被用于指针式仪表读数识别任务中。目标检测网络 Faster R-CNN 被用于代替传统目标检测方法来定位表盘区域^[5-6],实例分割网络 Mask R-CNN、语义分割网络 U-Net 也被改进用于更有效地提取刻度线和指针等与仪表读数密切相关的信息^[7-9]以计算读数。为获得好的结果,这些方法使用的深度网络模型参数量往往较大,运算较为耗时,不适用于需要实时读数或在嵌入式终端设备上部署的应用场合。且这些方法一般还需要人为指定量程才能换算得到最终读数值,没有实现真正意义上的全自动识别。

针对现有方法的局限,本文提出了一种基于轻量级图像语义分割模型^[10-13]的指针式仪表读数全自动识别方法。引入指针式仪表刻度线、指针、量程数字的空间高斯热力图,增加注意力机制改进轻量级语义分割网络,通过信息融合提高仪表图像语义分割精度,再结合传统图像处理算法在语义分割的预测结果校正图像倾斜畸变并精确提取刻度线、指针及量程数字,最后根据其位置关系计算出读数。

2 所提方法流程

指针式仪表读数取决于指针和刻度线的位置关系及量程,传统的图像处理方法由于受成像视觉、光照、

复杂背景和噪声等因素的干扰难以从表盘上准确提取这些有用信息。所提方法基于深度学习方法,训练了一种针对指针式仪表图像特点改进的轻量级语义分割网络,该网络能快速有效地提取刻度线、指针和量程数字等语义信息。大多数情况下,摄像头并不能完全正对着表盘进行拍摄,因此表盘图像往往存在倾斜畸变,所提方法从语义分割的刻度线上拟合椭圆并估计其与标准圆的透视变换关系,实现图像的自动校正,有利于提升仪表自动读数精度。所提方法将刻度线和指针语义分割结果投影到极坐标平面上,精确定位两者的位置关系,并结合自动识别的量程数字信息进行读数,因此读数原理与人工读数高度一致。

所提方法的基本流程如图 1 所示,由离线和在线两个阶段所构成。

离线阶段针对指针式仪表图像的特点完成轻量级图像语义分割模型的训练。首先对收集的指针式仪表图像进行标注,标注刻度线、指针、量程数字等 3 类语义像素(其他像素默认为背景类),得到仪表图像的语义标签图,继而在此基础上生成对应的高斯热力图标签,然后利用这两种标签图对所改进的轻量级图像语义分割网络进行训练,最终得到需要的模型。

在线阶段实现对输入仪表图像的语义分割、图像校正和读数计算:

1) 语义分割。将仪表图像输入训练好的图像语义分割模型,从语义预测结果图中分离语义元素分别得到表征刻度线、指针、量程数字的 3 张二值图。

2) 图像校正。在刻度线二值图像中用各刻度轮廓中心点坐标拟合椭圆,获得椭圆中心点坐标、长短轴长度及端点坐标。建立该椭圆与其长轴为直径的标准圆之间至少 4 对关键点的对应关系,计算透视变换矩阵,将原始输入仪表图像和刻度线、指针、量程数字的语义二值图投影到标准圆所在的假想平面,分别得到各自的校正图像。

3) 读数计算。对于已校正的刻度线和指针二值图,利用极坐标变换公式将包含刻度线和指针在内的圆形(或环形)区域展开为矩形,再展开图像中各刻度线和指针的位置,并对缺失或多余刻度线进行修复。同时,利用校正后的原图和量程数字二值图裁剪出数字字符并进行 optical character recognition (OCR) 识别,获得起止刻度对应的读数。最后,根据指针与刻度线相对位置及仪表量程信息计算仪表读数。

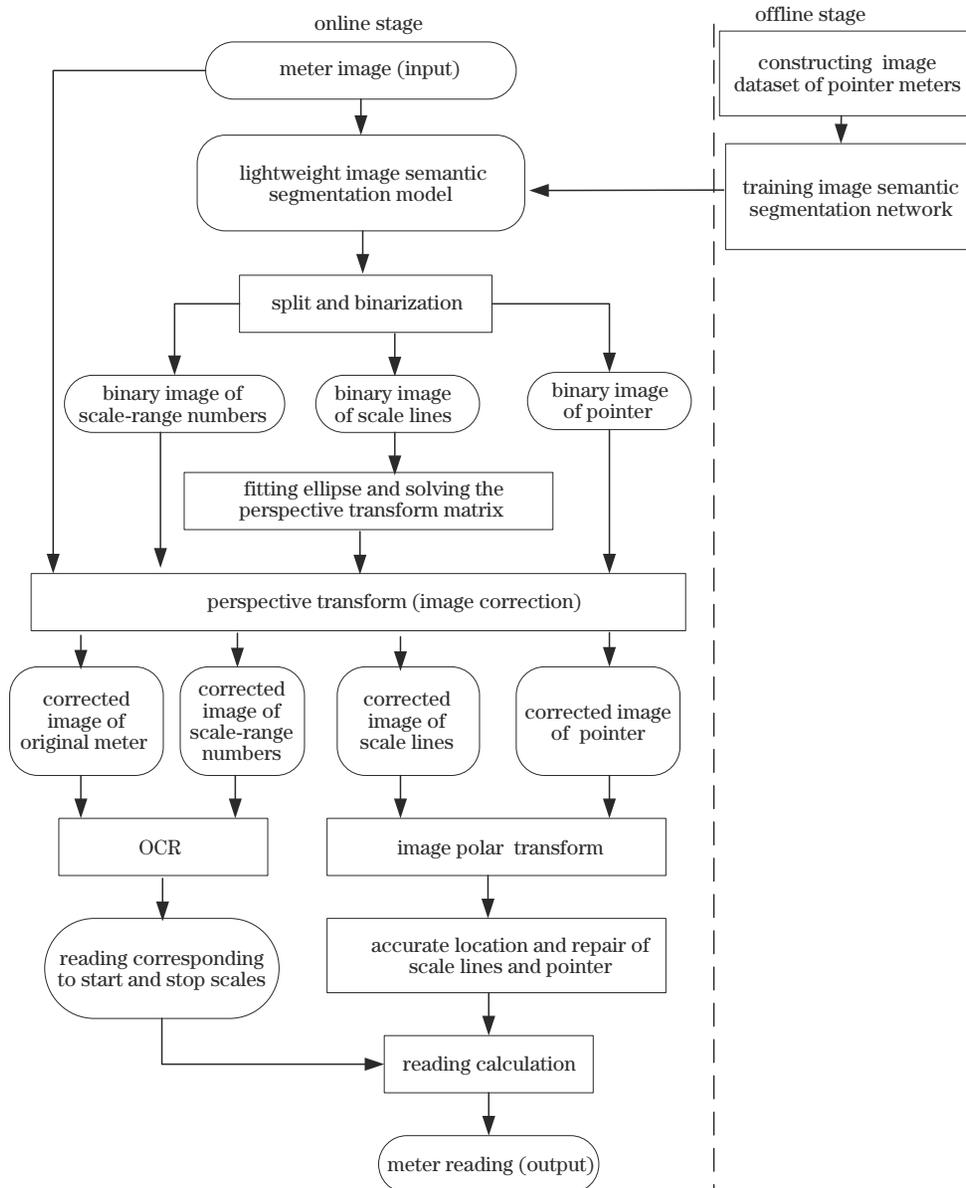


图1 所提方法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed method

3 实现细节

3.1 图像语义分割模型结构

针对指针式仪表图像语义分割任务,所采用的深度网络模型是基于轻量级网络CGNet^[10]进行改进的。受人类视觉系统启发,CGNet设计了一种上下文引导模块(CG Block)来学习图像的上下文特征。CG Block主要由局部特征提取器、周围上下文提取器、联合特征提取器、全局上下文提取器等组成。基于CG Block设计的CGNet共由3组串联子网络组成,第1阶段子网络(stage 1)由3层卷积层组成,主要用于对输入图像进行下采样提取特征,后两个阶段子网络(stage 2和stage 3)均由不同数量的CG Block组成以聚合上下文特征。

但若在指针式仪表图像语义分割任务中直接使用

CGNet,预测结果中的刻度线可能会出现粘连或非线段形状,不利于后续处理。这是由于刻度线通常表现为窄小的线段状,在整幅图中占比较少,易淹没于背景中,且轻量级网络分割精度本身就不如大型网络。因此,要获取仪表语义信息的精准分割结果,需要充分利用表盘语义组件的细节特征。为此,本实验组在原始CGNet的基础上加以改进,引入注意力机制和高斯热力图回归思想,通过特征融合增强仪表图像的语义元素的细节特征,同时在最后进行像素语义类别预测时适当加深了分类层。

所提模型的网络结构图如图2所示。该模型保留了CGNet中的3个子网络及输入注入机制。stage 1由3个3×3卷积层构成,可得到原图1/2下采样尺寸的特征图,stage 2和stage 3分别堆叠3个和21个CG Block,可分别得到原图1/4和1/8下采样尺寸的特征

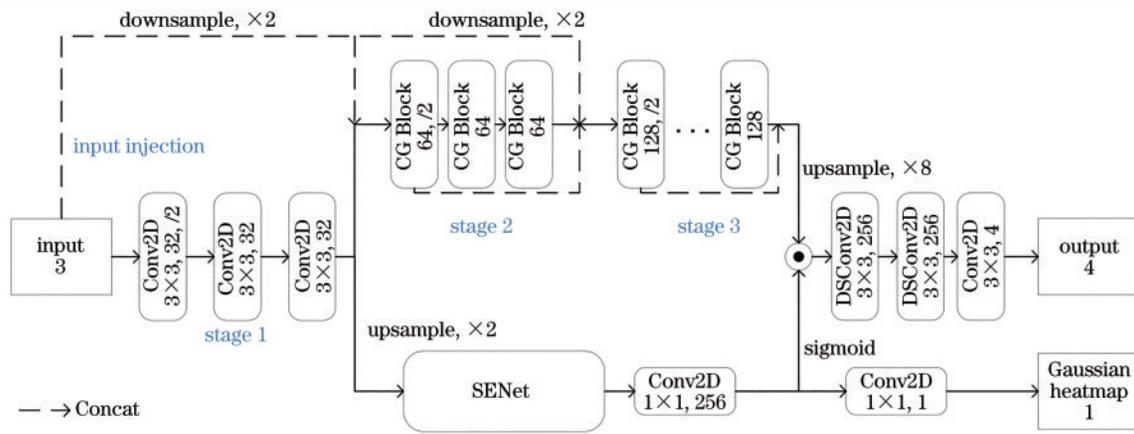


图 2 改进的图像语义分割模型网络结构

Fig. 2 Network structure of modified image semantic segmentation model

图。输入注入机制额外地将 1/2 和 1/4 下采样的输入图像分别与上一阶段的输出特征图进行通道连接 (Concat) 送入 stage 2 和 stage 3 以改善网络中的信息流。为共享 stage 1 子网络输出的特征图并降低模型参数量,引入轻量级注意力模块 SENet^[14]。这里将 stage 1 输出的特征图上采样 2 倍送入 SENet 得到注意力特征图,为了与 stage 3 输出的特征图通道数匹配,通过 1×1 卷积变换注意力特征图通道数,接着通过 sigmoid 激活函数将其映射至高斯热力图值域 $[0, 1]$ 区间,再与上采样 8 倍的 stage 3 输出特征图通过对应元素相乘的方式进行融合。另外,原始 CGNet 仅使用了 1 层 1×1 卷积层预测像素语义类别,考虑到适当加深网络可提高性能,所提模型使用 3 层卷积层进行预测,包括 2 个深度可分离卷积 (DSCConv) 和 1 个标准卷积。需要说明的是,图 2 中卷积层之后均有激活层和批归一化层,为表达方便未画出。

虽然原网络 stage 2 和 stage 3 中本身都采用了注意力机制思想,但其主要用于更好地学习局部特征和全局上下文的联合特征,而所提模型在 stage 1 后面增加了一个 SENet 注意力模块分支,用于回归高斯热力图,在这种回归任务的监督下学习到的特征图可作为空间权重进一步与原网络的输出特征图加权融合,从而进一步提升语义分割精度。相对处于较高层的 stage 2 和 stage 3 而言,stage 1 处于原网络的浅层,因此增加的 SENet 注意力模块也是对原 CGNet 采用的注意力机制的一个有效补充。

3.2 仪表图像标签与模型训练的损失函数

所提方法需要使用仪表图像语义组件的像素级语义标签和高斯热力图标签^[15]。仪表图像语义组件使用 Labelme 软件进行像素级标注:以“线段”形式标注刻度线和指针,并将标注线段向两侧适当加粗得实心矩形,为防止相邻标记粘连,向两侧各加粗 2 个像素效果最佳;以“闭合四边形”形式标注量程数字区域,并进行填充。生成的最终像素级语义标签图中,各像素点的值对应其语义类别,使用的语义类别有刻度线、指针和

量程数字等 3 类,其他像素为背景类,故总共有 4 类像素,分别标记为 0、1、2 和 3。

高斯热力图标签可由仪表图像语义标签生成。将仪表图像语义标签二值化并检测每个标签的轮廓,求其最小外接矩形,然后分别建立正方形与这些外接矩形的透视变换关系,最后经透视变换将二维各向同性的标准高斯热力图进行投影即得高斯热力图标签,如图 3 所示。

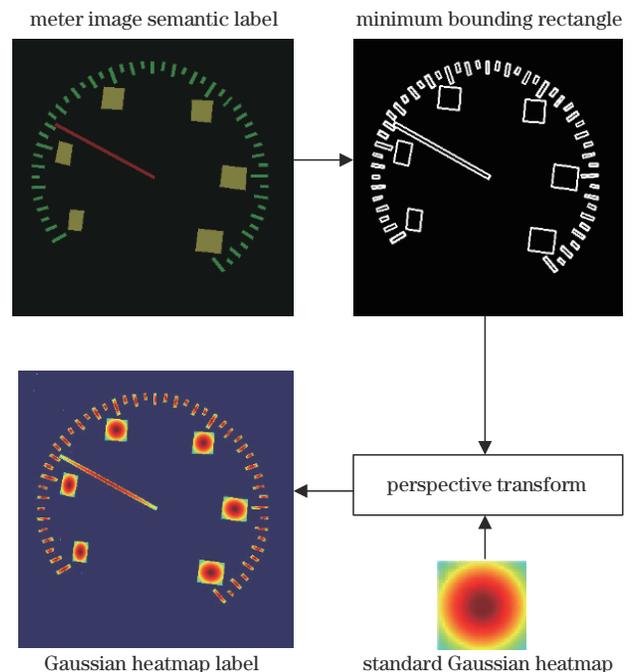


图 3 高斯热力图标签生成

Fig. 3 Gaussian heat map label generation

像素级语义标签只是标注了仪表语义元素对应像素的位置,而高斯热力图标签则可表示语义元素对应像素的重要程度,从中心向周边减小。因此,使用高斯热力图标签训练 SENet 能学习指针式仪表图像语义元素对应像素的空间权重,并与原语义分割网络的特征图进行融合提高模型的分割精度。

所提图像语义分割模型训练时使用的总损失函数为

$$L = L_{cls} + \lambda L_{mse}, \quad (1)$$

式中: L_{cls} 表示像素分类结果的损失函数; L_{mse} 表示高斯热力图回归结果的损失函数; λ 表示两类损失函数的平衡系数。

像素分类采用交叉熵损失评价模型预测结果与语义标签之间的差异:

$$L_{cls} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^M y_c \log p_c, \quad (2)$$

式中: N 为样本总数; M 表示类别数; y_c 只能取 0 和 1 两个值, 如果该样本和标签的类别相同就取 1, 否则取 0; p_c 表示预测样本属于类别 c 的概率。 L_{cls} 越小, 表示像素分类结果越准确。

高斯热力图回归采用均值平方差损失来评价模型对高斯热力图标签的拟合程度:

$$L_{mse} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2, \quad (3)$$

式中: y_i 表示模型预测值; \bar{y}_i 表示标签值。 L_{mse} 越小, 表示高斯热力图位置回归越准确。

3.3 仪表读数识别

不同于在原图像平面仅利用起止刻度线和指针指向采用角度法计算读数, 所提方法用极坐标变换将图像展开为矩形, 使刻度线与指针变为平行直线, 从而可以根据其相对位置关系计算读数^[16], 更加接近人工读数习惯。一般而言, 正对拍摄的表盘图像中刻度线分布呈圆形, 但大多数情况下拍摄角度会存在偏差, 导致刻度线分布呈椭圆形, 此时图像存在倾斜畸变, 若直接进行极坐标变换展开, 会造成变换后图像中的刻度线间距离关系失真, 最终导致读数计算不准, 因此需要先对表盘图像进行校正。完成仪表图像语义分割后, 所提读数识别方法还要经历图像倾斜畸变校正、图像极坐标变换、刻度线与指针精确定位与修复、读数计算等步骤。图 4 为语义分割模型预测结果的可视化二值图, 以此为例对这些步骤进行详细说明。

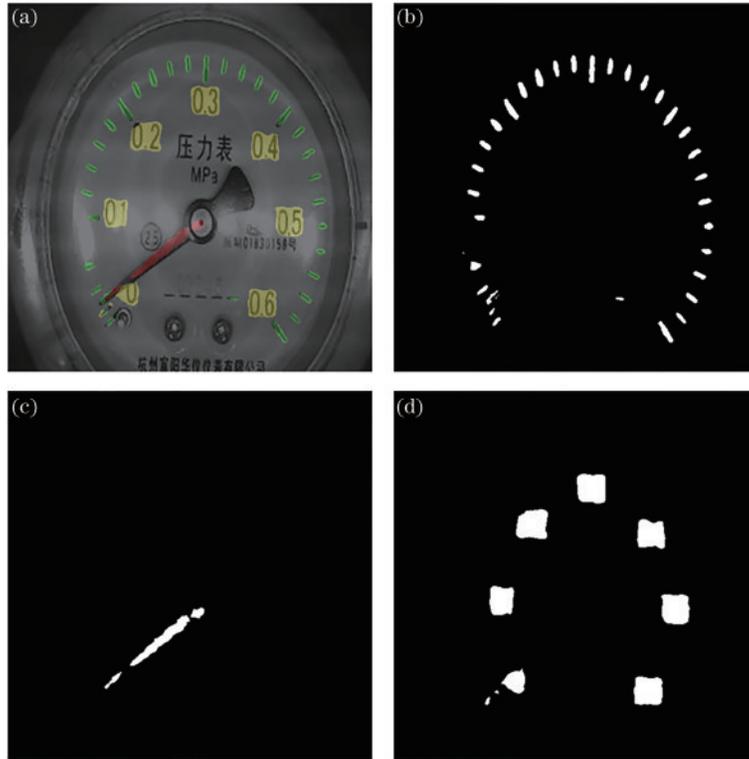


图 4 语义分割结果及分离后的二值图。(a)语义分割预测结果;(b)刻度线二值图;(c)指针二值图;(d)量程数字二值图

Fig. 4 Sematic segmentation results and separated binary images. (a) Sematic segmentation results; (b) binary image of scale lines; (c) binary image of pointer; (d) binary image of scale-range numbers

3.3.1 图像倾斜畸变校正

利用椭圆到圆的透视变换关系进行图像校正。为了准确拟合椭圆, 对于语义分割结果中的刻度线二值图, 先进行形态学腐蚀操作, 接着利用轮廓大小和位置特点过滤掉可能的噪点, 再根据剩下轮廓的质心点坐标使用最小二乘法即可拟合得到椭圆。

建立椭圆与圆之间的透视变换矩阵需要 4 组对应点坐标。由于尺度缩放和旋转不影响指针式仪表读数,

采用了一种简单有效确定对应点的方法, 如图 5 所示, 图 5(a) 中绿色实线为椭圆拟合结果, 图 5(b) 展示了椭圆与圆之间 4 组对应点 $\langle E_i, C_i \rangle (i = 0, 1, 2, 3)$ 的选取方法。记椭圆长轴两端点为 E_0, E_1 , 短轴两端点为 E_2, E_3 , 以椭圆中心点 O 为圆心, 以椭圆长轴长度为直径作标准圆, 与椭圆相交于点 C_0, C_1 (即分别于 E_0, E_1 重合), 以椭圆的短轴所在直线 E_2E_3 向外延伸可交标准圆于点 C_2, C_3 。利用这 4 组对应点坐标计算出透视变换矩

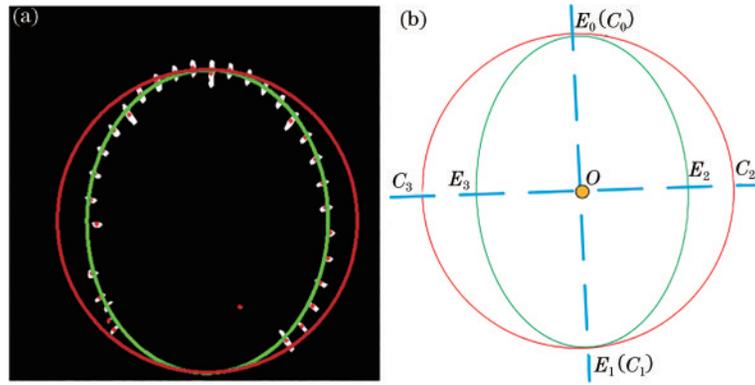


图 5 图像倾斜畸变矫正。(a)表盘椭圆拟合结果;(b)透视变换原理图

Fig. 5 Correction for skew and distorted image. (a) Dial ellipse fitting result; (b) schematic graph of perspective transformation

阵,可将倾斜畸变图像上各点变换至标准圆所在假想平面,从而实现图像校正。同时,在校正图像上,利用圆的性质、轮廓面积等约束条件进一步去除因语义分割不准带来的噪声。图 6 上、下分图分别为校正后刻

度线、指针、量程数字的二值图和对应的去噪结果,其中指针语义分割结果可能出现断裂情形,只要去噪结果保留其中最能体现其特点的一段(取最长的)即可,只要其指向正确,对最终读数就没有影响。

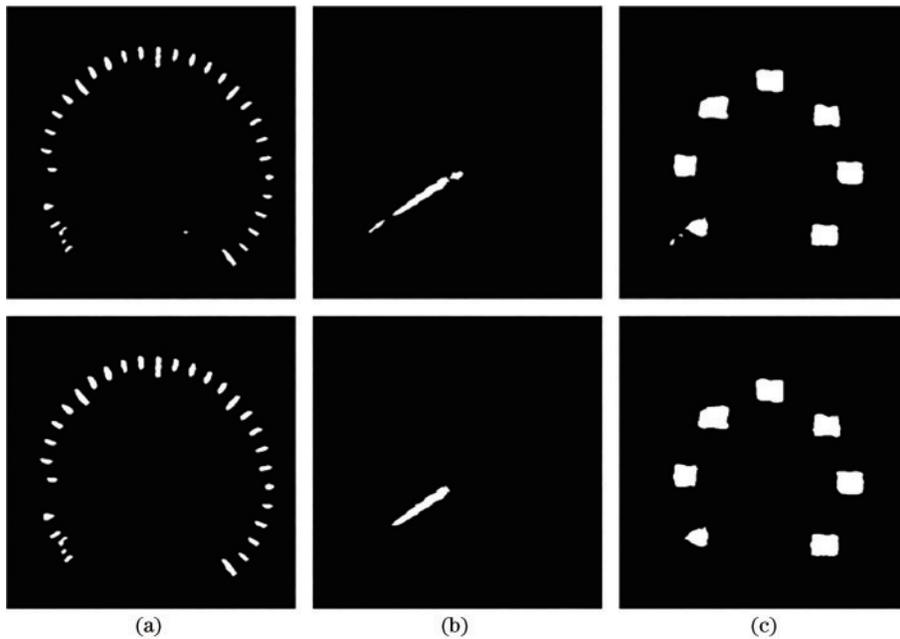


图 6 图像校正与去噪结果。(a)刻度线;(b)指针;(c)量程数字

Fig. 6 Image correction and denoising results. (a) Scale line; (b) pointer; (c) scale-range numbers

3.3.2 图像极坐标变换展开

利用极坐标变换可将校正且去噪后的刻度线与指针二值图展开到同一图中。以前述标准圆圆心为原点

建立笛卡儿坐标系,选标准圆半径为变换半径,从 Y 轴正半轴顺时针变换,使表盘的起始刻度线位于变换后图像的左侧。极坐标变换前后效果如图 7 所示。

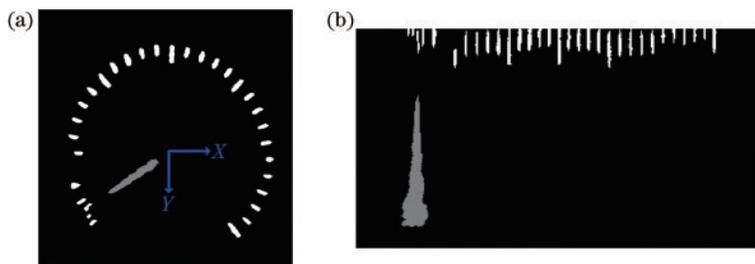


图 7 图像极坐标变换。(a)极坐标变换坐标系;(b)极坐标变换结果

Fig. 7 Image polar transform. (a) Polar coordinate transform coordinate system; (b) polar coordinate transform result

3.3.3 刻度线和指针精确定位与修复

对极坐标变换展开的指针与刻度线二值图,通过 Zhang 等^[17]的细化算法提取中心线,但结果仍有一定程度的弯曲,不是理想的直线段,进一步通过垂直投影获得列像素统计值,根据像素值分布规律获得二值图上刻度线和指针的精确定位。

但由于使用磨损、环境光等原因,可能会出现刻度线缺失进而造成语义分割模型出现“欠分割”,因此需要对缺失刻度线进行插补。实际中指针针尖部分往往与刻度线颜色接近、形状相似且与刻度线区域重叠,存在语义分割模型将指针针尖部分“过分割”为刻度线的情况,刻度线附近划痕、污迹等干扰也可能导致“过分割”,

因此也需要将此类“伪刻度线”去除。经观察可知,刻度线在校正后表盘图像中的分布特点如下:大多数相邻真实刻度线间夹角是相同的,对应在极坐标展开图中的距离是相等的(因成像原因实际图像中会略有差异);刻度线缺失造成距离以倍数变大,“伪刻度线”造成距离变小。通过求取相邻刻度线距离集合并进行统计分析即可获得真实刻度线间距离的参考值,并以此建立条件判断是否存在缺失刻度线或“伪刻度线”并定位,从而进行刻度线修复,即插补缺失的刻度线或删除“伪刻度线”。

图 8 为图 7(b)细化、指针刻度线定位和刻度线修复结果,图 8(c)中左数第 6 条线段为插补的缺失刻度线,左数第 3 条线段为“伪刻度线”。

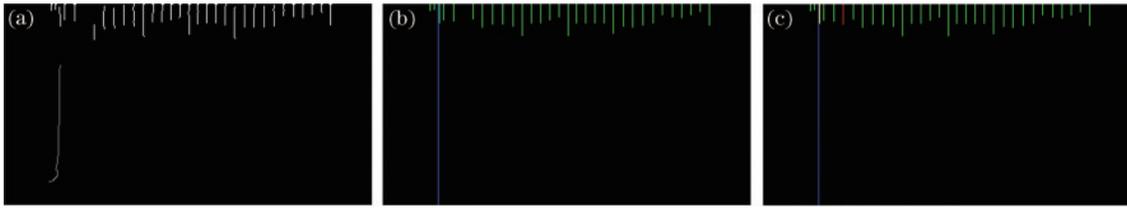


图 8 刻度线和指针的定位与修复。(a)轮廓细化结果;(b)中心线定位结果;(c)刻度线修复结果
Fig. 8 Location and repair of scale lines and pointer. (a) Contour refinement result; (b) center line positioning result; (c) scale line repair result

3.3.4 读数计算

根据刻度线与指针之间的相对位置关系、量程大小、刻度线根数即可获得指针表的读数。设完整的刻度线总数量为 N ,当前指针指向刻度线 n 和刻度线 $n+1$ 之间 ($n=1, 2, \dots, N$),则归一化的仪表读数的表达式为

$$R_{\text{norm}} = n \times \frac{1}{N-1} + \frac{d}{D} \times \frac{1}{N-1}, \quad (4)$$

式中: d 为指针与刻度线 n 之间的距离; D 为刻度线 $n+1$ 与刻度线 n 之间的距离; $\frac{1}{N-1}$ 为归一化后的分度值。

对量程数字区域子图像,所提方法采用 OCR 技术进行识别,识别模型的网络结构参考文献[18]并在完整数字字符集上训练而成。利用量程数字序列为等差数列^[19]的特点可进一步对识别结果进行校验,以确保所有量程数字识别的准确性。设 a 和 b 分别为识别得到的起止刻度对应的量程数字,则指针表最终读数为

$$R = a + R_{\text{norm}} \times (b - a). \quad (5)$$

4 实验研究

4.1 模型训练参数设置

通过网络收集与现场拍摄的方式构建了指针式仪表图像数据集。该数据集一共包含 505 张图像,其中 404 张用于训练,101 张用于测试。为提高模型泛化能力,所采取的数据增广策略如下:对输入的训练图像进行随机镜像翻转,将图像以 480 为基础尺寸按照 0.5、1.0、2.0 的比例随机缩放,并随机裁剪尺寸为

320 pixel \times 320 pixel 的子区域作为训练样本。网络训练阶段,使用 Pytorch 框架,使用随机梯度下降(SGD)算法作为优化器,优化器权重(decay)设置为 0.0001,初始学习率设置为 0.001,动量为 0.9,每次训练的样本批大小为 6,数据集训练轮次为 200,学习率设置为动态调整,采用线性学习率衰减方式。所有的神经网络均采用从头开始训练的方式,不使用预训练模型进行迁移学习。

实验平台硬件环境采用的处理器为 i5-10600KF,内存为 16 GB,操作系统版本为 Ubuntu 20.04,显卡使用 NVIDIA RTX3060 Ti,CUDA 版本为 11.1,cuDNN 版本 8.0.5。需要特别说明的是,由于实验所用的显卡显存较小(8 GB),在训练所提网络时采取了自动混合精度训练的策略以减少显存占用。

使用平均交并比(mIoU)与像素精度(PA)作为定量指标来衡量仪表图像语义分割的性能。mIoU 为图像像素类别真实值和预测值两个集合的交集和并集之比:

$$R_{\text{mIoU}} = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^K \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{TP}}}, \quad (6)$$

式中: K 为标签类别数量; N_{TP} 为正样本被正确预测的数量; N_{FP} 为负样本被预测为正样本的数量; N_{FN} 为正样本被预测为负样本的数量。

PA 为测试集中分类正确的像素点数和所有像素点数的比例:

$$A_{\text{PA}} = \frac{\sum_{i=0}^K p_{ii}}{\sum_{i=0}^K \sum_{j=0}^K p_{ij}}, \quad (7)$$

式中: p_{ij} 表示将第 i 类像素分类为第 j 类像素的数量。

4.2 实验结果与分析

4.2.1 图像语义分割模型消融实验

针对指针式仪表图像语义分割任务,为验证所提方法对 CGNet 改进策略的有效性,开展了消融实验研究,结果如表 1 所示,其中 Contrast Model A 为使用 3 个卷积层作为分类层改进的 CGNet, Contrast Model B 为在 Contrast Model A 基础上直接插入(串联)注意力

表 1 消融实验结果

Table 1 Result of ablation experiments unit: %

Model	mIoU	PA
CGNet	70.94	97.69
Contrast Model A	71.16	97.69
Contrast Model B	70.32	97.65
Contrast Model C	76.56	98.27
Proposed model	77.37	98.29

表 2 不同轻量级语义分割模型对比

Table 2 Comparison between different lightweight semantic segmentation models

Model	Model size /MB	mIoU /%	PA /%	Reasoning speed / (frame·s ⁻¹)
ICNet	108	54.80	96.98	49
BiseNet	48.9	73.43	97.82	219
Fast-SCNN	4.53	68.59	97.48	217
CGNet	2.09	70.94	97.69	94
Proposed model	2.70	77.37	98.29	27

图 9 展示了测试集中部分指针式仪表图像语义分割的可视化结果。不难看出,对量程数字的分割不同模型都取得了较好效果,但对刻度线与指针的分割,所提模型具有更好的效果。ICNet 与 Fast-SCNN 的分割

机制改进的 CGNet, Contrast Model C 为在 Contrast Model A 基础上以增加分支(并联)方式引入注意力机制但未使用高斯热力图回归改进的 CGNet。从表 1 可以看出,所提方法以增加分支方式引入注意力机制并采用高斯热力图回归思想有效提升了分割精度,取得了最高的 mIoU 和 PA 值。

4.2.2 不同轻量级模型性能对比实验

为了进一步验证所提方法对指针式仪表图像语义分割的性能,将其与典型的轻量级图像语义分割模型 ICNet^[11]、BiseNet^[12]、Fast-SCNN^[13]、CGNet 进行了对比,实验结果如表 2 所示。从表 2 可以看出,所提模型取得的 mIoU 和 PA 值最高,尤其 mIoU 指标较 BiseNet 提高了约 4 个百分点,较 CGNet 提高了约 6 个百分点,较 Fast-SCNN 与 ICNet 提高均超过了 8 个百分点。所提模型虽然推理速度较低,但 27 frame·s⁻¹ 的速度仍可满足大多数实时应用需求,仅 2.7 MB 的模型大小也非常适合在嵌入式终端设备上部署。

结果中存在不少刻度线漏检情况,ICNet 甚至出现指针漏检情况,BiseNet 与 CGNet 的分割结果中部分刻度线轮廓成“点”状或存在同一刻度线中间断裂的情况,不利于后处理操作,而所提模型的分割结果轮廓更

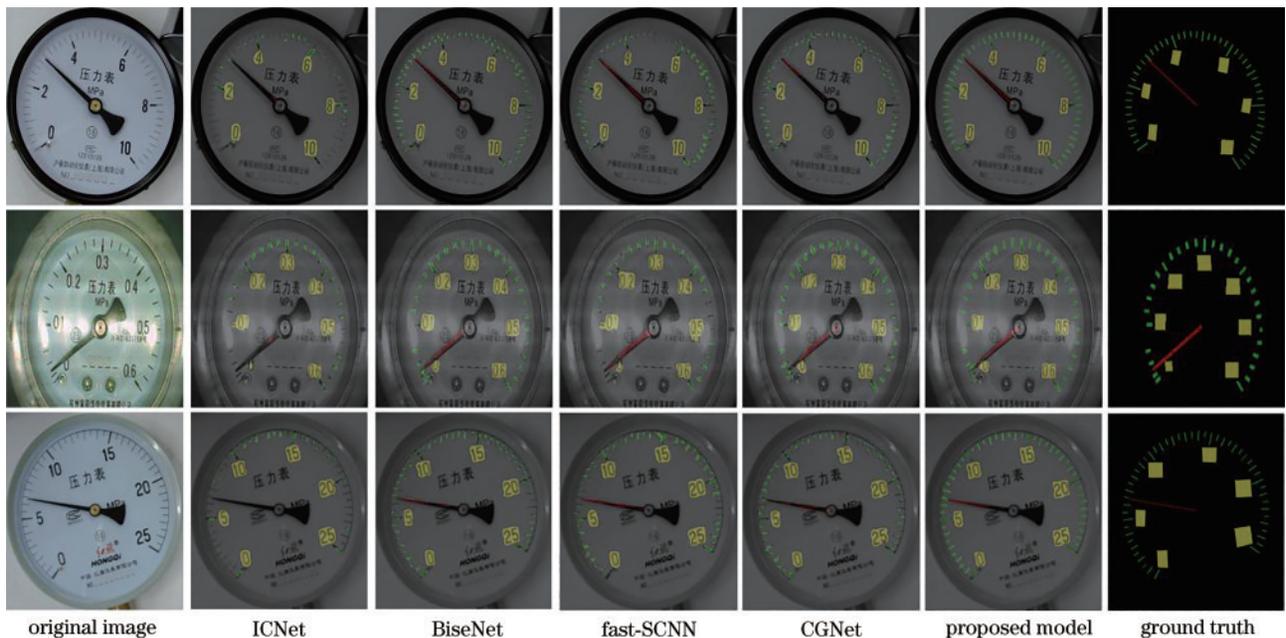


图 9 不同轻量级模型语义分割效果对比

Fig. 9 Comparison of semantic segmentation effects for different lightweight models

加完整,刻度线轮廓之间未发生粘连,刻度线与指针的轮廓形状更接近于“线段”状,符合预期,也便于后处理进行读数计算。

4.2.3 量程数字识别实验

根据仪表图像语义分割预测结果,从原图中截取并校正量程数字区域子图像,再进行灰度化和二值化,结果如图 10 所示,进一步通过垂直投影分割法将数字分割为单数字字符和小数点。单数字字符识别采用了本课题组之前在校式仪表数据集上训练好的卷积神

神经网络模型^[18]。经统计,测试集中量程数字共有 572 组,包含单数字字符 934 个,单数字字符(0~9)的识别正确率高达 99.79%,但由于少数图像因模糊或受噪声干扰二值化效果不佳(如图 10 中示例图像的最后几列),造成少量数字和小数点识别错误,使得量程数字按组识别的整体正确率为 97.88%。不过,由于同一表盘中大部分量程数字识别正确,对其数值排序后进一步利用其等差排列关系^[19]进行校验,可确保所有量程数字的准确性,并用于最终读数计算。

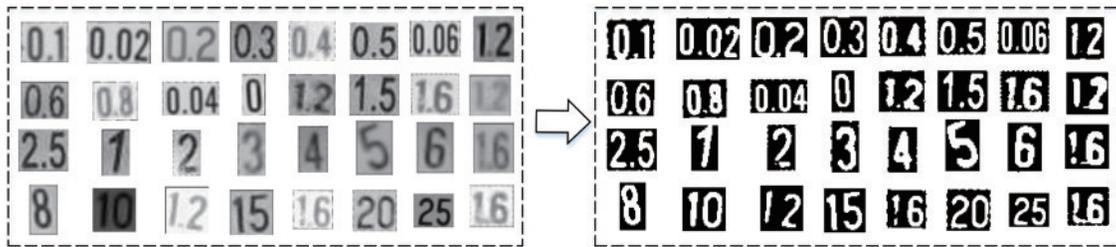


图 10 量程数字的灰度图(左)和二值图(右)

Fig. 10 Gray images (left) and binary images (right) of scale-range numbers

4.2.4 指针式仪表读数实验

为了验证所提方法在指针表自动读数中的适用性与稳定性,使用所提方法对测试集中仪表图像进行读数计算,以人工读数结果作为真实值,计算程序读数与人工读数之间的误差。由于不同样本的量程不尽相同,因此评价指标使用相对误差^[8]:

$$a = \frac{|m - v|}{r} \times 100\%, \quad (8)$$

式中: m 为所提方法读数数值; v 为人工读数数值; r 为仪表量程。

经统计,测试集中全部 101 张图像的相对误差率平均值为 0.63%。表 3 列出了部分典型测试图像的实验结果,其中读数数值均保留至小数点后两位。从表 3 可以看出,所提方法与人工读数之间的相对误差均较小,能够满足指针式仪表读数测量的精度要求。

表 3 典型测试图像的仪表读数结果

Table 3 Meter reading results of typical test images

No.	Scale range	Manual reading	Reading of proposed Method	Relative Error / %
1	0.6	0.03	0.03	0.00
2	1.6	1.10	1.09	0.63
3	1.6	0.61	0.60	0.63
4	2.5	0.65	0.65	0.00
5	1.6	0.63	0.62	0.63
6	0.6	0.03	0.03	0.00
7	2.5	0.66	0.66	0.00
8	1.6	1.09	1.07	1.25
9	2.5	0.30	0.31	0.40
10	1.6	0.62	0.61	0.63

5 结 论

针对现有指针式仪表读数方法的局限,提出了一种基于轻量级语义分割模型的读数全自动识别方法。该方法根据仪表图像中刻度线细小易受背景噪声干扰的特点,改进了一种轻量级表盘语义分割神经网络模型,引入注意力机制通过特征融合增强仪表图像语义元素的细节特征以获得更好的预测结果。同时,在获得语义分割预测图的基础上,基于传统图像处理算法计算仪表读数:根据刻度线语义分割结果拟合椭圆,通过建立与标准圆之间的透视变换关系校正倾斜畸变图像并去噪;通过极坐标变换将图像展开,通过图像细化、垂直投影等操作精确提取刻度线和指针并修复缺失的刻度线和多余的“伪刻度线”;根据刻度线与指针相对位置关系及 OCR 技术识别的量程数字信息确定仪表读数。实验结果表明,基于所提方法实现的轻量级语义分割模型相比于其他模型取得了更好的分割效果,在此基础上计算的仪表读数结果与人工读数结果相对误差约为 0.63%。下一步的工作包括收集更多不同类型的指针式仪表图像数据,进一步优化语义分割模型并进行应用研究。

参 考 文 献

[1] Zhuo H B, Bai F Z, Xu Y X. Machine vision detection of pointer features in images of analog meter displays[J]. Metrology and Measurement Systems, 2020, 27(4): 589-599.

[2] 施滢, 夏春华, 胡琳娜, 等. 指针式仪表读数的机器视觉智能识别方法[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(11): 47-49, 52.

Shi Y, Xia C H, Hu L N, et al. Intelligent recognition

- method for reading of pointer instrument based on machine vision[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(11): 47-49, 52.
- [3] 许丽, 石伟, 方甜. 巡检机器人中的指针式仪表读数识别系统[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(7): 1782-1790.
Xu L, Shi W, Fang T. Pointer meter reading recognition system used in patrol robot[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(7): 1782-1790.
- [4] 裴利强, 黄青丹, 张亚茹, 等. 基于机器视觉的高精度指针式仪表自动检定系统研制[J]. *测控技术*, 2016, 35(9): 153-156.
Pei L Q, Huang Q D, Zhang Y R, et al. Development of automatic verification system for high precision pointer instrument based on machine vision[J]. *Measurement & Control Technology*, 2016, 35(9): 153-156.
- [5] Liu Y, Liu J, Ke Y C. A detection and recognition system of pointer meters in substations based on computer vision[J]. *Measurement*, 2020, 152: 107333.
- [6] Wang L, Wang P, Wu L H, et al. Computer vision based automatic recognition of pointer instruments: data set optimization and reading[J]. *Entropy*, 2021, 23(3): 272.
- [7] Zuo L, He P L, Zhang C H, et al. A robust approach to reading recognition of pointer meters based on improved mask-RCNN[J]. *Neurocomputing*, 2020, 388: 90-101.
- [8] 董云龙, 刘行, 袁焯, 等. 基于细节注意力卷积神经网络的仪表自动化识别方法[J]. *中国科学: 技术科学*, 2020, 50(11): 1437-1448.
Dong Y L, Liu X, Yuan Y, et al. Detail-attention convolutional neural network for meter recognition[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2020, 50(11): 1437-1448.
- [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): 3097-3105.
Wan J L, Wang H F, Guan M Y, et al. An automatic identification for reading of substation pointer-type meters using faster R-CNN and U-net[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(8): 3097-3105.
- [10] Wu T Y, Tang S, Zhang R, et al. CGNet: a light-weight context guided network for semantic segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 1169-1179.
- [11] Zhao H S, Qi X J, Shen X Y, et al. ICNet for real-time semantic segmentation on high-resolution images[EB/OL]. (2017-04-27) [2018-08-20]. <https://arxiv.org/abs/1704.08545v2>.
- [12] Yu C Q, Wang J B, Peng C, et al. BiSeNet: bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation [M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11217: 334-349.
- [13] Poudel R P K, Liwicki S, Cipolla R. Fast-SCNN: fast semantic segmentation network[EB/OL]. (2019-02-12) [2021-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1902.04502>.
- [14] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 7132-7141.
- [15] Baek Y, Lee B, Han D, et al. Character region awareness for text detection[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 9357-9366.
- [16] 刘葵. 基于深度学习的指针式仪表表示数识别[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017: 33-37.
Liu K. Recognition of the analog display instrument based on deep learning[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017: 33-37.
- [17] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. *Communications of the ACM*, 1984, 27(3): 236-239.
- [18] 王望, 徐望明, 伍世虔, 等. 基于卷积神经网络的字轮式仪表双半字符识别[J]. *武汉科技大学学报*, 2021, 44(1): 68-73.
Wang W, Xu W M, Wu S Q, et al. Double half-character recognition for wheel-type meter based on convolutional neural network[J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology*, 2021, 44(1): 68-73.
- [19] 徐发兵. 刻度均匀的圆形指针式仪表检测与识别方法研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2019: 48-49.
Xu F B. Research on detection and recognition method of circular pointer instrument with uniform scale[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2019: 48-49.