

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205943

基于关键点检测的指针仪表读数算法*

宫倩¹ 别必龙² 范新南^{1,3} 史朋飞^{1,3} 黄伟盛¹ 辛元雪¹

(1. 河海大学物联网工程学院 常州 213022; 2. 宁波市轨道交通集团有限公司智慧运营分公司 宁波 315100;

3. 江苏省输配电装备技术重点实验室 常州 213022)

摘要:通过摄像头实现指针式仪表自动读数时易受复杂环境、摄像头不同角度等因素影响,而且在实际的应用中难以均衡检测速度和检测精度,为此,文章提出一种基于关键点检测的指针仪表读数算法。以 ResNet18 为主干网络,摒弃了最后两个阶段的残差块以及之后的全连接层,并针对指针仪表表盘的特点设计了一个轻量级特征融合网络,同时引入提高模型性能的姿态修正机 (pose refine machine, PRM)。最后利用得到的表盘圆心、零刻度线、当前指针刻度 3 个关键点信息,通过角度法完成读数计算。实验结果表明,本文算法读数误差仅为 0.506%,速度可达 53 fps,相比于传统算法具有较高的精确度;相比于其他同类算法,在拥有更少参数量与运算复杂度的情况下,仍能实现对指针关键点的高准确度预测,充分证明所提算法的有效性。

关键词:深度学习;关键点检测;指针仪表读数;角度法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Pointer meter reading algorithm based on key point detection

Gong Qian¹ Bie Bilong² Fan Xinnan^{1,3} Shi Pengfei^{1,3} Huang Weisheng¹ Xin Yuanxue¹

(1. College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China; 2. Smart Operations Branch of Ningbo Urban Rail Transport Group Ltd, Ningbo 315100, China; 3. Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission & Distribution Equipment Technology, Changzhou 213022, China)

Abstract: The automatic reading of pointer instrument by camera is easily affected by complex environment, different camera angles and other factors, and it is difficult to balance the detection speed and detection accuracy in practical applications. Therefore, this paper proposes a pointer instrument reading algorithm based on key point detection. ResNet18 is used as the backbone network, the residual blocks in the last two stages and subsequent fully connected layers are abandoned, and a lightweight feature fusion network is designed according to the characteristics of the pointer meter panel, while introducing a pose refine machine (PRM) that improves model performance. Finally, using the obtained three key point information of the dial circle center, the zero scale line, and the current pointer scale, the reading calculation is completed by the angle method. The experimental results show that, the reading error of the algorithm in this paper is only 0.506%, and the speed can reach 53 frames/second, which is more accurate than the traditional algorithm; compared with other similar algorithms, the proposed algorithm can still achieve high accuracy prediction of pointer key points with fewer parameters and computational complexity, fully proving the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: deep learning; keypoint detection; pointer meter reading; angle method

0 引言

仪表是监测设备状态的重要方式,通过仪表示数可

以直观判断设备是否处于正常运作状态,发现异常情况并及时处理。因此,需要定期对仪表进行巡检读数以检查设备工作状态,保障设备安全运行。

近些年,随着计算机视觉技术的进步,通过将仪表读

数识别算法搭载在巡检机器人上代替或辅助完成仪表巡检,引起人们的广泛关注,成为研究的热点话题^[1-3]。实际拍摄的指针仪表图片受拍摄角度及安装位置影响,仪表表盘存在角度倾斜、光照不均等问题,严重干扰指针仪表的正常读数^[4-5]。因此,需对仪表读数识别相关技术进行深入研究,降低对模板库的依赖,克服环境的复杂性及提高读数识别的普适性。

目前,国内外已经涌现出大量关于仪表读数识别的研究和工作,理论方面也愈加丰富。李俊等^[6]利用 Hough 变换裁剪指针仪表表盘区域,查找刻度线轮廓,并利用最小二乘法进行拟合,最后通过指针的回转角度得到示数。杨志娟等^[7]采用定向二进制描述算法(oriented fast and rotated BRIEF, ORB)进行特征点提取和特征点匹配,利用透视变换纠正图像定位仪表表盘区域。Zuo 等^[8]提出了一种新的鲁棒指针式仪表读数识别方法,该方法在拟合指针二进制掩码时对指针仪表的类型进行分类,该算法能够显著提高指针式仪表识别读数的精度,同时对自然环境具有鲁棒性。吴杰等^[9]提出使用径向分割算法提取指针像素集,基于距离约束的指针筛选机制,从像素集中选取离散点拟合指针中心线。张李轩等^[10]提出一种自定义掩模和模板匹配的指针识别方法,利用掩模在二值化的指针仪表图像中提取指针可活动区域,使用模板匹配完成指针识别。万吉林等^[11]将 U-Net 应用到仪表指针检测中将其转化为图像分割任务,将编码模块相邻下采样的特征进行融合,加强对底层特征的提取,并通过改进后的 U-Net 模型完成指针和刻度线的提取。宋伟等^[12]利用指针在横轴和纵轴的投影获得偏转角度,并通过偏转角度与示数的关系获得仪表当前示数。该种方式仅通过偏转角度和量程的简单关系获得仪表示数,并没有考虑到仪表的全部刻度信息,存在计算误差会影响最终的读数结果。

指针式仪表表盘有中心点、指针顶点、刻度等信息,可作为关键点进行检测定位。关键点检测目前广泛应用于人体姿态估计、人脸检测等领域^[13],其推理速度快且检测精度高,可满足仪表读数的实时性要求。在实际应用环境下,利用关键点检测仪表表盘信息可以省略透视

变换或者霍夫变换等倾斜表盘的矫正操作^[14-15],一定程度上提升了检测效率。因此可针对指针仪表中与读数识别相关的关键点位置,设计一种基于关键点检测的指针仪表读数算法。通过检测指针仪表表盘的关键点,以关键点坐标为基础,利用指针偏转角和角度法完成指针仪表读数计算。利用该算法能够及时处理指针仪表的图像信息,获取其示数,进而提高检测效率和检测精度,对于确保设备平稳运行具有重要意义和现实价值^[16-18]。

本文针对现有指针仪表读数方法鲁棒性差、识别速度慢等问题,提出一种基于关键点检测的指针仪表读数算法,该算法针对关键点检测和表盘读数做了两部分工作:

1) 以 ResNet18 作为主干网络并移除最后两个语义信息强但空间信息较弱的模块保证模型的轻量化;针对指针仪表的特点,设计了一种轻量级的特征融合网络;在网络输出部分引入 PRM 提高关键点预测的精度;采用 L1 Loss 函数计算损失衡量真实关键点和预测点之间的误差。

2) 研究表盘圆心、零刻度线、当前指针刻度 3 个关键点坐标信息及其位置关系,以关键点位置信息计算偏转角度,借助角度法完成指针仪表读数。

1 基于关键点检测的指针仪表读数算法

本文重点关注指针仪表的读数算法,因此模型的输入为已经检测到表盘的指针仪表图像。整体的算法网络结构如图 1 所示,输入仪表图像在经过尺寸调整之后,首先利用主干网络对指针仪表图像进行特征提取,得到不同尺度的特征图。其次,利用本文设计的特征融合网络将提取到的高层次细节信息和低层次空间信息进行融合提高检测的精度。然后,将融合后的特征输入注意力模块(PRM),在输出特征上平衡局部表示与全局表示,修正关键点定位效果。然后,以网络输出热力图为基础进行解码获得关键点的预测输出。最后,根据检测到的表盘圆心、零刻度线、当前指针刻度 3 个关键点,利用角度法完成仪表读数。

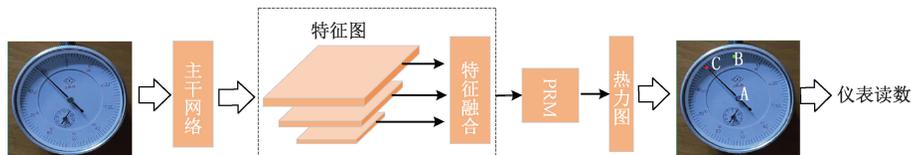


图1 算法整体网络框架图

Fig. 1 The overall network framework of the algorithm

1.1 指针式仪表表盘关键点提取

为了贯彻轻量级网络的思想,致力于构建一个轻量

级的指针仪表关键点检测网络,主干特征提取网络尤为重要。因此选择性能较为平衡的 ResNet18 作为主干网

其中, (x, y) 是图像中每个像素点的坐标, 而 (p_x, p_y) 是关键点在图像中对应的坐标, 当像素点位置与真实关键点接近重合时, 高斯输出值接近为 1; 当像素点与真实关键点相差较大时, 高斯输出值接近为 0。本文检测任务是预测 3 个关键点, 网络输出的通道数为 3, 因此在利用式 (1) 生成真实标签的时候会生成 3 张热力图。

L1 Loss 函数也称为最小化绝对误差, 即最小化真实值和预测值之间差值的绝对值之和^[23]。由于 L2 Loss 将误差平方化, 对异常点存在放大效果, 所以使用 L2 Loss 的模型比使用 L1 Loss 的模型对异常点更敏感。因此本文采用 L1 Loss 函数计算误差进行模型训练, 损失主要由关键点的回归损失构成(即计算网络输出和编码得到的真实标签之间的差异), 将 3 个关键点的损失均用于网络的反向传播, 具体计算公式如下:

$$Loss = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |p_{ij} - \overline{p_{ij}}| \quad (2)$$

其中, N 为输出特征图像素点总数, m 为输出特征图的高, n 为输出特征图的宽, $p_{i,j}$ 为编码后像素点的值, $\overline{p_{i,j}}$ 为该点对应的网络输出预测值。

最后, 对关键点检测网络输出的高斯热力图进行解码操作, 得到指针仪表中心点、零刻度点、指针当前位置 3 个关键点的坐标信息。

1.2 指针式仪表表盘读数识别

指针仪表图片输入上述关键点检测网络后, 得到表盘内与读数相关的中心点、零刻度点、当前指针刻度点的信息。接下来, 将以此 3 个点的坐标信息及其位置关系为基础, 利用指针的偏转角度和角度法完成指针仪表的自动读数任务。

指针仪表输入网络后输出可能有 4 种情况, 分别为当前指针中心线在第一、二、三、四象限, 具体可能情况结果如图 5 所示。为了更好地进行分析, 对坐标进行了放大处理, 点 A 为指针表盘圆心, 点 B 为零刻度点位置, 点 C 为指针中心线指向的当前刻度位置。

令 (x_c, y_c) 为圆心点坐标, (x_z, y_z) 为零刻度坐标, (x_p, y_p) 为当前指针中心线指向的坐标。值得注意的是, 通常情况下坐标系的原点一般是在中心点, 例如本文指针仪表表盘的圆心。而在深度学习模型中, 通过网络输出得到的坐标的是以图像左上角为原点, 因此在进行分析时需要特殊处理, 防止计算读数时产生问题, 图 5 中网络输出情况用公式表示如下:

$$\begin{cases} x_p > x_c, y_p < y_c \\ x_p < x_c, y_p < y_c \\ x_p < x_c, y_p > y_c \\ x_p > x_c, y_p > y_c \end{cases} \quad (3)$$

在获取到 3 个关键点的坐标后, 以该 3 点为顶点绘

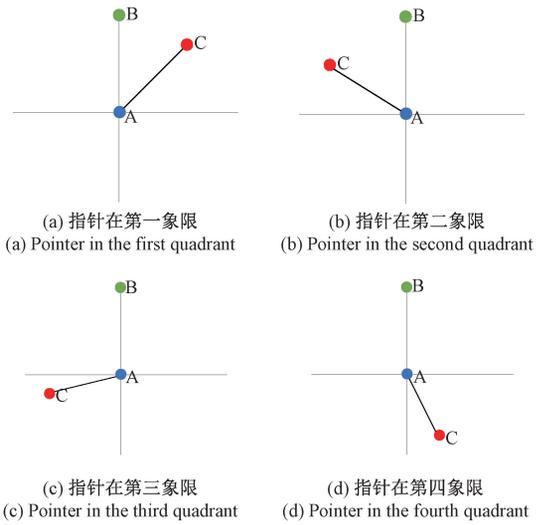


图 5 网络输出关键点情况

Fig. 5 The cases of network output keypoints

制三角形, 如图 6 所示。其中, a 为圆心点和指针当前刻度点对应的长度, c 为零刻度点和指针当前刻度点所对应的长度, b 为零刻度点和中心点之间的长度, $angle$ 是以圆心为顶点的内角角度。

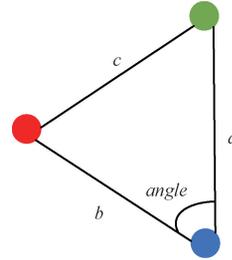


图 6 以关键点为顶点的三角形

Fig. 6 Triangles with keypoints as vertices

利用余弦定理求出以圆心为顶点的内角角度(即当前指针的偏转角), 偏转角($angle$)计算如下式:

$$angle = \arccos\left(\frac{a^2 + b^2 - c^2}{2 \times a \times b}\right) \quad (4)$$

其中, $a = \sqrt{(x_c - x_p)^2 + (y_c - y_p)^2}$, $c = \sqrt{(x_z - x_p)^2 + (y_z - y_p)^2}$, $b = \sqrt{(x_z - x_c)^2 + (y_z - y_c)^2}$ 。

在根据式 (4) 获得当前指针的偏转角度后, 借助式 (3) 可以推导出在 4 种情况下对应的读数计算表达式, 如下:

$$value = \begin{cases} \frac{angle}{360} \times MAX, x_p > x_c, y_p < y_c \\ \frac{360-angle}{360} \times MAX, x_p < x_c, y_p < y_c \\ \frac{360-angle}{360} \times MAX, x_p < x_c, y_p > y_c \\ \frac{angle}{360} \times MAX, x_p > x_c, y_p > y_c \end{cases} \quad (5)$$

其中, *value* 为当前指针仪表最终读数结果, MAX 为指针仪表最大量程。

在实际应用场景中, 利用本算法可以将指针仪表图像中与读数相关的关键点检测出来, 进而计算指针的偏转角, 利用角度法实现指针仪表的自动读数。

2 实验

2.1 数据集及实验配置

实验中采取了网上收集和自行制作的数据集, 经过处理后提取出指针仪表图像。该图像只包含指针仪表的表盘区域, 剔除了冗余的背景信息, 并对其进行数据增强以增加图像的复杂度, 同时制作具有不同示数的仪表图像。最后共得到约 1 020 张指针仪表表盘图像, 部分数据集展示如图 7 所示。



图 7 部分数据集图片

Fig. 7 Some images of the dataset

网络训练在配备 Intel CPU i5-10400F @ 2.90 GHz 处理器, 16 GB 内存, NVIDIA RTX3070 显卡的工作站上进行, 使用 Ubuntu 操作系统进行模型训练, 编程语言为 Python, 深度学习平台是 Pytorch1.7.0。

2.2 实验参数与评价指标

表 1 详细列出了指针仪表关键点检测模型在训练过程中设置的重要参数。

表 1 实验参数配置

Table 1 The configuration of experimental parameter

实验参数	值
Batch size	1
Epoch	200
Learning rate	1×10^{-3}
Momentum	0.9
Weight_decay	1×10^{-4}
Optimizer	SGD
Factor	0.1

其中, 将 Batch size 设为 1, 即每次训练一张图像; 总训练轮次 (Epoch) 是 200, 即训练 200 个世代。初始学习率 (learning rate) 若设置过大会导致损失函数不收敛, 设

置过小会延长模型训练时间, 综合考量后, 将初始学习率设置为 1×10^{-3} 。为了克服训练时的局部最优, 将动量 (momentum) 参数设置为 0.9, 权重衰减 (weight_decay) 设置的目的是防止发生过拟合, 调节网络复杂度对损失函数的影响, 采用随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SGD) 进行参数迭代优化, 衰减因子 (Factor) 为 0.1, 学习率每次衰减为上次的 0.1。

在得到网络输出热力图后, 通过编码操作的逆步骤解码, 完成从热力图到关键点的转换。本文采用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为关键点检测网络的性能评价指标, 具体表达式如下:

$$error = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 ((x - x_p)^2 + (y - y_p)^2)} \quad (6)$$

其中, 每张图像包含 3 个关键点, (x, y) 代表关键点的真实坐标, (x_p, y_p) 代表经过解码操作后得到关键点的预测坐标, *error* 越小, 表明检测效果越好。

得到 3 个关键点以后通过角度法完成指针仪表的自动读数, 本文以读数误差作为自动读数结果的评判标准, 具体表达式如下所示:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{L - A}{A}}{n} \times 100\% \quad (7)$$

其中, *L* 为算法预测读数, *A* 为真实读数, *r* 为读数误差, 该值越小表明读数越精确。

2.3 实验结果

本文利用事先设置好的测试集对指针仪表关键点检测模型各方面的性能进行效果测试, 测试集中的仪表图像由不同的拍摄角度、光照强度、表盘背景等复杂情况构成, 部分测试集的关键点检测结果如图 8 所示。



图 8 复杂指针仪表的关键点检测结果

Fig. 8 The key point detection results of complex pointer meter

从图 8 中可以看出, 在仪表表盘较亮、表盘较暗、表盘背景复杂以及表盘中有噪声时, 都能够很好地检测到与读数相关的表盘关键点。其中, 表盘圆心、零刻度点、当前指针刻度点分别用 A、B、C 符号进行标记。与此同时, 将本文算法与 CPN 算法进行了详细对比, 根据式 (6) 的误差公式计算对应的误差, 详细测试结果见表 2。

由表2可知,在指针仪表表盘清晰、表盘无噪点时,其误差在1 pixel左右,表现出良好的检测效果;在表盘较暗、仪表背景复杂、有椒盐噪声时,误差略有上涨,但整体误差依然保持在一个较低的水准,误差在2 pixel左右。尽管在表盘关键点阶段的误差不能直接反映读数计算阶段误差,但在大多数情况下,本文算法的关键点检测相比于CPN算法^[24]具有更优异的效果。

表2 复杂仪表的关键点检测误差对比分析

Table 2 Comparative analysis of key point detection errors of complex pointer meter

序号	类型	本文算法(Error)	CPN(Error)
1	较亮	1.15	1.63
2	较暗	2.23	0.82
3	背景复杂	1.63	1.91
4	噪声	2.16	2.16
5	较亮	1.63	0.82
6	较暗	3.40	4.12
7	背景复杂	1.15	1.00
8	噪声	1.63	2.45

除了检测普通环境下的指针仪表^[25-26],在实际环境中,由于巡检机器人运动控制系统的定位误差和摄像头拍摄角度的机械误差等原因,不可避免地会拍摄到倾斜的指针仪表,仪表的倾斜角度可能会对读数结果产生影响^[27]。因此,本文还对具有不同倾斜程度的仪表进行性能测试,倾斜指针仪表的关键点检测结果如图9所示。其中,表盘圆心、零刻度点、当前指针刻度点分别用A、B、C符号进行标记。从图9中可以看出,仪表往左倾斜或是往右倾斜,甚至倾斜角度过大,都能从表盘准确地检测出关键点的位置。



图9 倾斜指针仪表的关键点检测结果

Fig. 9 The key point detection results of tilt pointer meter

在直观展示倾斜仪表的关键点检测效果后,本文还进行了定量分析,计算了图9中倾斜指针仪表关键点的定位误差,详见表3。从表中可以看出,当仪表具有较大倾斜程度时,误差分布在5 pixel左右,相对于原图950 × 850的分辨率,本文算法相较于CPN算法具有较小的误差,能够完成不同环境下的检测任务。

表3 倾斜仪表的关键点检测误差对比分析

Table 3 Comparative analysis of key point detection errors of tilt pointer meter

序号	类型	本文算法(Error)	CPN(Error)
1	左侧倾斜	8.36	7.42
2	左侧倾斜	5.59	5.76
3	右侧倾斜	6.45	10.75
4	右侧倾斜	4.61	7.14
5	右侧倾斜	3.78	4.93
6	仪表颠倒	9.24	15.20
7	右侧倾斜	3.28	4.21
8	左侧倾斜	3.46	3.85

表盘关键点是完成读数计算的基础,在得到关键点后,利用式(3)~(5)完成读数识别计算。本文以读数误差作为评判标准,读数误差是算法预测读数和真实读数的差值除以真实读数的平均值,该值越小表明读数越精确。表4将本文算法与其他算法进行了详细的对比。在参数量方面,本文算法参数量仅仅只有3.67 MB,远远低于CPN的185.25 MB及HRNet的28.58 MB。检测效率达到53 fps,是CPN算法的3倍左右,是HRNet算法的2.5倍左右。在保持以上关于参数量和检测速度方面的优势外,本文算法的读数误差为0.506%,比CPN算法降低了0.368%,相比HRNet仅增加了0.19%。由此可见,本文算法在拥有更少参数量与运算复杂度的情况下,仍实现对指针关键点的高准确度预测,在检测精度和检测效率上保持了良好的平衡。

表4 模型参数性能对比

Table 4 Comparison of model parameter performance

算法	参数量/MB	权重文件/MB	检测时间/ms	读数误差/%
霍夫直线	—	—	21	0.884
CPN	185.25	185.65	45	0.874
HRNet	28.58	115.2	40	0.316
本文算法	3.67	45.76	16	0.506

3 结论

针对指针仪表读数识别效率低、鲁棒性较差等问题,提出一种基于关键点检测的指针仪表读数算法。该算法包括关键点检测以及读数计算两部分,关键点检测网络以ResNet18部分结构为主干网络,摒弃了最后两个阶段的残差块以及之后的全连接层,因其特征图在语义上较强但空间不精确。其次,以特征金字塔网络为基础进行了相应的改进,使特征图始终保持在1/4分辨率大小的同时保证网络的轻量化。最后,引入注意力模块(PRM)修正关键点定位效果。在读数计算部分,利用关键点信息以及角度法完成读数计算。通过不同环境下的仪表图

像,对本文算法进行了定性和定量分析,还将本文算法与其他算法进行了对比测试。实验结果表明本文算法在保持高精度的同时,能够达到实时的检测速度,能够满足多种复杂环境下的指针仪表读数识别。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 徐发兵, 吴怀宇, 陈志环, 等. 基于深度学习的指针式仪表检测与识别研究 [J]. 高技术通讯, 2019, 29(12): 1206-1215.
XU F B, WU H Y, CHEN ZH H, et al. Research on pointer instrument detection and recognition based on deep learning [J]. High-Tech Communications, 2019, 29(12): 1206-1215.
- [3] 伍锡如, 邱涛涛. 改进 Faster R-CNN 的汽车仪表指针实时检测 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(6): 1056-1063.
WU X R, QIU T T. Improved Faster R-CNN vehicle instrument pointer real-time detection algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2021, 16(6): 1056-1063.
- [4] LU S Y, ZHANG Y, SU J. Mobile robot for power substation inspection: A survey [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(4): 830-847.
- [5] CAI W, MA B, ZHANG L, et al. A pointer meter recognition method based on virtual sample generation technology [J]. Measurement, 2020, 163: 107962.
- [6] 李俊, 袁亮, 冉腾. 基于 YOLOv4 的指针式仪表自动检测和读数方法研究 [J]. 机电工程, 2021, 38(7): 912-917.
LI J, YUAN L, RAN T. Automatic detection and reading method of pointer instrument based on YOLOv4 [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(7): 912-917.
- [7] 杨志娟, 袁纵横, 乔宇, 等. 基于图像处理的指针式仪表智能识别方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(5): 1717-1720.
YANG ZH J, YUAN Z H, QIAO Y, et al. Research of intelligent recognition method of pointer instrument based on image processing [J]. Computer Measurement and Control, 2015, 23(5): 1717-1720.
- [8] ZUO L, HE P, ZHANG C, et al. A robust approach to reading recognition of pointer meters based on improved mask-RCNN [J]. Neurocomputing, 2020, 388: 90-101.
- [9] 吴杰, 吴怀宇, 陈洋. 基于轮廓拟合与径向分割的指针式仪表自动读数方法 [J]. 高技术通讯, 2019, 29(9): 905-913.
WU J, WU H Y, CHEN Y. A recognition method of pointer instrument based on contour fitting and radial segmentation [J]. High-Tech Communications, 2019, 29(9): 905-913.
- [10] 张李轩, 闫坤, 李慧慧, 等. 基于自定义掩模和模板匹配的多指针识别与读数方法 [J]. 桂林电子科技大学学报, 2020, 40(5): 439-444.
ZHANG L X, YAN K, LI H H, et al. A multi-pointer instrument recognition and reading method based on custom mask and template matching [J]. Journal of Guilin University of Electronic Technology, 2020, 40(5): 439-444.
- [11] 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.
- [12] 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, 35(S2): 50-58.
SONG W, ZHANG W J, ZHANG J Q, et al. Meter reading recognition method via the pointer region feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(S2): 50-58.
- [13] CAO Z, SIMON T, WEI S E, et al. OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(1): 172-186.
- [14] LIU Y, LIU J, KE Y. A detection and recognition system of pointer meters in substations based on computer vision [J]. Measurement, 2020, 152: 107333.
- [15] 周杨浩, 刘一帆, 李琛. 一种自动读取指针式仪表读数的方法 [J]. 山东大学学报: 工学版, 2019, 49(4): 1-7.
ZHOU Y H, LIU Y F, LI L. An automatic reading method for pointer meter [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2019, 49(4): 1-7.
- [16] ZHANG Q, BAO X, WU B, et al. Water meter pointer reading recognition method based on target-key point detection [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2021, 81: 102012.
- [17] 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.
- ZHANG S, WAN J L, WANG H F, et al. Convolutional neural network based on attention mechanism for reading recognition of pointer-type meter images [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(4): 218-224.
- [18] 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.
- HU X J, YU F Q. Pointer meter reading method based on single-parameter homomorphic filtering and global contrast enhancement [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2021(5): 42-46, 51.
- [19] LIANG Y, LI J. Computer vision-based food calorie estimation: Dataset, method, and experiment [J]. *arXiv preprint arXiv: 1705. 07632*, 2017.
- [20] QIU Q, CAO S, WU J, et al. Pointer instrument image recognition system for veterinary drug production based on RFID and deep learning [C]. *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2020, 1650(3): 032139.
- [21] TANG H, LIU H, XIAO W, et al. Fast and robust dynamic hand gesture recognition via key frames extraction and feature fusion [J]. *Neurocomputing*, 2019, 331: 424-433.
- [22] KUCHERUK V, KURYTIK I, KULAKOV P, et al. Definition of dynamic characteristics of pointer measuring devices on the basis of automatic indications determination [J]. *Archives of Control Sciences*, 2018, 28(3): 401-418.
- [23] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(2): 318-327.
- [24] CHEN Y, WANG Z, PENG Y, et al. Cascaded pyramid network for multi-person pose estimation [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 7103-7112.
- [25] HOWELLS B, CHARLES J, CIPOLLA R. Real-time analogue gauge transcription on mobile phone [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021: 2369-2377.
- [26] FANG H S, XIE S, TAI Y W, et al. RMPE: Regional multi-person pose estimation [J]. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017: 2334-2343.
- [27] ALEXEEV A, KUKHAREV G, MATVEEV Y, et al. A highly efficient neural network solution for automated detection of pointer meters with different analog scales operating in different conditions [J]. *Mathematics*, 2020, 8(7): 1104.

作者简介



宫倩, 2021年于山东科技大学获得学士学位,现为河海大学在读研究生,主要研究方向为图像处理、机器视觉。

E-mail: gqqq@hhu.edu.cn

Gong Qian received her B. Sc. degree in 2021 from Shandong University of Science and Technology. Now she is a M. Sc. candidate of Hohai University. Her main research interests include image processing and machine vision.



史鹏飞(通信作者), 2008年于南京信息工程大学获得学士学位, 2011年于河海大学获得硕士学位, 2016年于河海大学获得博士学位, 现为河海大学副教授, 主要研究方向为水下探测与成像、信息获取与处理、机器视觉等。

E-mail: shipf@hhu.edu.cn

Shi Pengfei (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2008 from Nanjing University of Information Science & Technology, received his M. Sc. degree and Ph. D. degree from Hohai University in 2011 and 2016 respectively. Now he is an assistant professor of College of IOT Engineering in Hohai University. His main research interests include underwater detection and imaging, information acquisition and processing, and machine vision.