

基于Faster R-CNN的仪表识别方法

李娜, 姜志, 王军, 董兴法

引用本文:

李娜, 姜志, 王军, 等. 基于Faster R-CNN的仪表识别方法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(12): 1291–1298.

LI Na, JIANG Zhi, WANG Jun, et al. Instrument recognition method based on Faster R-CNN[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(12): 1291–1298.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203512.1291>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于改进YOLOv3的棉花异性纤维检测

Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3

液晶与显示. 2020, 35(11): 1195–1203 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203511.1195>

基于条件生成对抗网络的手写数字识别

Handwritten digit recognition based on conditional generative adversarial network

液晶与显示. 2020, 35(12): 1284–1290 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203512.1284>

融合注意力机制的移动端人像分割网络

Mobile-based portrait segmentation network with attention mechanism

液晶与显示. 2020, 35(6): 547–554 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0547>

基于自相关性和模版匹配的TFT缺陷电路重构算法

TFT defect circuit reconstruction algorithm based on autocorrelation and template matching

液晶与显示. 2020, 35(6): 564–571 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0564>

基于LeNet-5的卷积神经图像识别算法

Convolutional neural image recognition algorithm based on LeNet-5

液晶与显示. 2020, 35(5): 486–490 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203505.0486>

文章编号:1007-2780(2020)12-1291-08

基于 Faster R-CNN 的仪表识别方法

李 娜¹, 姜 志², 王 军^{1,3*}, 董兴法¹

(1. 苏州科技大学 电子与信息工程学院, 江苏 苏州 215009;

2. 中国白城兵器试验中心, 吉林 白城 137001;

3. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:针对仪表识别系统背景复杂, 对小目标不敏感, 检测精度低等问题, 本文提出一种特征融合金字塔(FPN)和 Faster R-CNN 网络结合的仪表自动识别方法。首先使用 FPN 和 Faster R-CNN 网络的 RPN 结合定位表盘和指针区域, 并对多类仪表进行分类; 此外为了平衡仪表图像的正负样本, 提高检测准确性, 引入 Focal Loss 损失函数与 RPN 网络结合进行训练数据集; 其次对指针区域进行基于 FPN 的图像分割, 将 FPN 网络与反卷积结合, 提高指针区域分割准确性; 最后拟合指针获取指针偏转角度, 得到仪表读数。实验结果表明, 提出的方法准确率达到 94.25%, 与传统算法相比, 提出的方法不仅检测精度高, 而且实用性更强。

关键词:指针式仪表; 特征融合金字塔; Faster R-CNN; 图像分割

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/YJYXS20203512.1291

Instrument recognition method based on Faster R-CNN

LI Na¹, JIANG Zhi³, WANG Jun^{1,2*}, DONG Xing-fa¹(1. School of Electronic and Information Engineering,
Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;2. Changchun Institute of Optics,
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033, China;

3. Center of Arms Experiment of Baicheng, Baicheng 137001, China)

Abstract: In view of the complex background of the instrument recognition system, insensitive to small targets, and low detection accuracy, an automatic instrument identification method combining Feature Fusion Pyramid (FPN) and Faster R-CNN network is proposed in this paper. First, FPN and the RPN of the Faster R-CNN network are used to combine the positioning of the dial and the pointer area, and to classify multiple types of meters. In addition, in order to balance the positive and negative samples of the meter images and improve the detection accuracy, the Focal Loss loss function is combined with the RPN network to train the data set. The FPN-based image segmentation is performed on

收稿日期:2020-08-06; 修订日期:2020-08-26.

基金项目:“十三五”江苏省重点学科项目(No.20168765); 江苏省研究生工作站项目(No.2017272)

Supported by “Thirteenth Five-Year Plan” Jiangsu Province Key Discipline Project (No.20168765); Jiangsu Province Graduate Workstation Project(No.2017272)

* 通信联系人, E-mail: wjyhl@126.com

the pointer area. The FPN network and deconvolution are combined to improve the accuracy of the pointer area segmentation, and finally the pointer is fit to obtain the pointer deflection angle and obtain the meter reading. The experimental results show that the accuracy of the proposed method reaches 94.25%. Compared with the traditional algorithm, the proposed method not only has high detection accuracy, but also has stronger practicability.

Key words: pointer instrumentation; FPN; Faster R-CNN; image segmentation

1 引言

指针式仪表构造简单且成本低,常用于电力、化工、石油等行业。电力系统中拥有多类指针式仪表,比如电流表、电压表、压力表等,指针式的仪表没有通讯接口,采用人工进行读取数据,工作量大且容易疲劳,导致检测效率低、误差大、利用机器视觉图像处理等手段,可以自动识别仪表示数^[1-5]。针对各类仪表图像,如何准确定位分类出目标区域,针对目标区域准确识别出仪表示数是本文研究重点。

目前,国内外研究者对仪表示数识别提出了一些算法,传统的 Hough 变换算法识别指针式仪表指针特征,Kucheruk V 等人^[4]提出基于指针旋转中心位置结合 ORB 特征提取来进行仪表识别和读取;朱海霞等人^[6]采用 Hough 变换方法完成指针直线特征的识别,通过减少累加像素数目结合灰度中心法来提高原性特征定位的效率和精度;朱柏林等人^[7]提出一种基于 ORB 和改进 Hough 变换的指针仪表识读方法,针对仪表区域识别、二值化处理、骨架提取和读数获取进行研究;姚洋等人^[8]提出了一种改进 Canny 边缘检测算法,结合 Hough 变换技术提取仪表指针信息,提高仪表识别精度。也有一些研究者采用深度学习目标检测的方法对仪表进行识别;邢浩强等人^[9]利用卷积神经网络模型检测当前视野下仪表目标的包围框位置;徐发兵等人^[10]利用卷积神经网络模型和改进有效准确的场景文本检测器(EAST)算法对仪表进行定位和识别;Huang 等人^[11]采用 R-FCN(基于区域的全卷积网络)进行仪表区域定位,利用改进的局部阈值分割方法和概率圆方法进行示数识别。虽然这些研究者对传统算法进行了改进,但是依然面临计算量大,复杂环境下多类仪表检测准确度不高,遇到较大干扰时指针区域检测存在困难等问题。

针对这些问题,本文提出基于 Faster R-CNN 的仪表示数识别,将 FPN 与 Faster R-CNN 网络 RPN 结合,FPN 自上而下的特征融合,提高了仪表检测准确度,针对仪表图像正负样本不平衡,引入 Focal Loss 损失函数与 RPN 网络结合进行训练数据集,最后使用反卷积和 FPN 网络结合进行仪表指针区域分割,提高了指针区域分割的准确性,测试结果准确性满足电力系统的需求。

2 基于目标检测的仪表读数识别模型

电力系统中主要存在以下几个技术难点:(1)如何在复杂明暗程度不同的仪表图像中准确定位到表盘区域,并进行分类;(2)当采集到图像存在

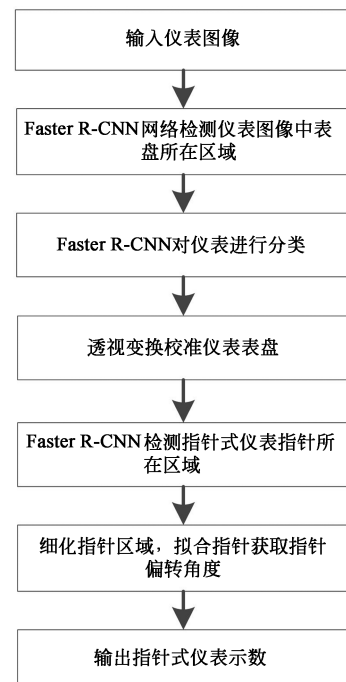


图 1 基于 Faster R-CNN 的仪表自动识别流程
Fig.1 Automatic instrument identification process based on Faster R-CNN

表盘倾斜时,如何对仪表表盘进行校准;(3)如何提高指针区域的定位识别。针对这些技术难点,本文提出基于深度学习目标检测方法,根据仪表图像特点,引入深度学习网络,对仪表区域进行定位和分类,通过透视变换对倾斜的仪表表盘进行校准,对校准后的仪表区域,再次使用深度学习网络进行指针区域定位,再对指针区域进行细化,拟合指针获得偏转角度,最后输出仪表示数。本文深度学习目标检测网络采用 Faster R-CNN 和 FPN 特征金字塔网络进行仪表图像的特征提取,算法流程如图 1 所示。

3 基于深度学习的目标检测

3.1 目标检测网络 Faster R-CNN 和 FPN 简述

在电力系统中,环境比较复杂,采集到仪表图像,仪表盘占比较小,传统的 Faster R-CNN 网络在最后一层特征映射图区域建议采取 RPN 网络操作,RPN 是一种用于产生高可靠性候选区域框的网络^[12],虽然最后一层语义信息很强,但仪表表盘和指针的细节特征有损失,低层网络能够很好地显示目标的纹理和边缘细节,而 FPN 将底层信息与高层语义进行融合,提高了检测精度,因此提出特征金字塔(FPN)网络与 Faster R-CNN 的 RPN 网络结合进行仪表检测,模型如图 2 所示。

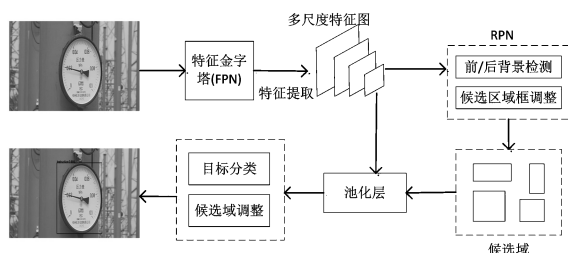


图 2 Faster R-CNN 检测仪表模型

Fig.2 Detection instrument model of Faster R-CNN

采集的仪表图像经过特征金字塔进行特征提取,得到多尺度特征图,RPN 模块分别对多尺度的特征图前景和背景进行检测,根据目标特征生成一定数量的锚框,对锚框中的目标进行分类,再经过池化层,对候选区域进行调整,对目标进行分类,最终定位到目标区域。

FPN 增加了基于原始网络的层层连接,并生成特征金字塔,在所有尺度上都有很强的语义信

息,FPN 的基本思想是利用不同尺度的特征信息来预测不同尺度的目标,可分为自上而下和自下而上两个过程^[13],如图 3 所示,自下而上的过程是通过卷积神经网络的前馈计算提取特征的过程,提取的特征为(C2,C3,C4,C5);自上而下的过程包括两个步骤,上采样和水平连接,自下而上提取特征(C2,C3,C4,C5)进行向上采样,使高层特征的尺度可以满足与底层特征水平连接的尺度,然后添加所获得的采样特征和像素之间底层特征,即水平连接,得到特征(P2,P3,P4,P5)。

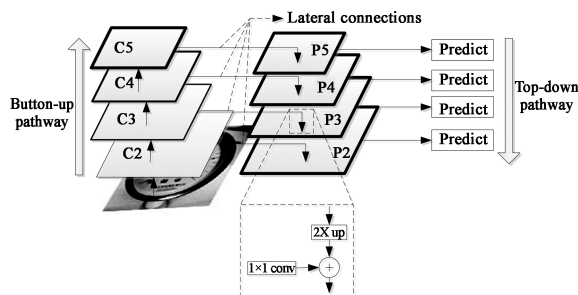


图 3 FPN 网络框架

Fig.3 FPN network framework

3.2 基于 Faster R-CNN 和 FPN 的仪表识别

在电力系统中,仪表表盘和指针区域占比较小,特别是对指针区域的定位和识别,还需要进一步提高识别准确度。针对仪表表盘区域和指针区域的定位,引入 FPN 特征金字塔网络与 Faster R-CNN 与 RPN 网络结合,进行多尺度的 ROLs 感兴趣区域特征提取,经过 FPN 网络将底层信息和高层信息进行融合,FPN 的每个层级的特征图分别使用 RPN 的滑动窗口进行感兴趣区域 ROLs 提取,产生一系列候选框,得到的候选框映射到原始特征图上,连接到 Softmax 得到最终目标分类,如图 4 所示。为了提高准确性,本文将网络层次较深、运算量更小的深度残差网络 ResNet50 代替 VGG16 进行图像特征提取。

借助 TensorFlow 框架对 Faster R-CNN 深度学习网络进行构建和训练。在训练过程中,图像的正负样本框数很难达到平衡,一般图像中少数是正样本框数,所以还需要解决样本不平衡问题,提高检测准确性,因此本文在 RPN 网络中引入 Focal Loss 来进行训练,Focal Loss 公式如下:

$$FL = -\alpha (1 - p)^\gamma \log p, \quad (1)$$

式中, α 是平衡正负样本的参数, $(1 - p)^\gamma$ 可以

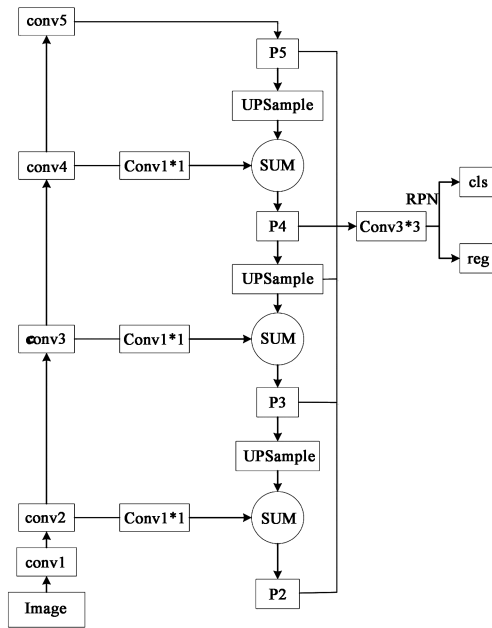


图 4 FPN 和 RPN 网络结构图

Fig.4 Network structure diagram of FPN and RPN

平衡难易样本损失,实验表明 γ 取 2, α 取 0.25 时效果最佳,将 Focal Loss 引入到 RPN 网络中提高了检测准确性。

改进的 Faster R-CNN 网络对仪表表盘区域识别结果如图 5 所示,从识别结果可以看出,在不同角度、不同距离情况下都可以准确识别出仪表区域。



图 5 仪表表盘区域定位

Fig.5 Positioning of the gauge panel area

改进的 Faster R-CNN 对仪表指针区域的检测定位结果如图 6 所示。从图中可以看出,在不同光照、不同角度情况下,依然较为准确地识别出指针区域。

3.3 仪表指针区域图像分割

定位到指针区域之后,对指针像素进行分割,传统的分割算法,在对指针区域分割时,由于指针区域占比较小,对目标区域像素不敏感,不能有效

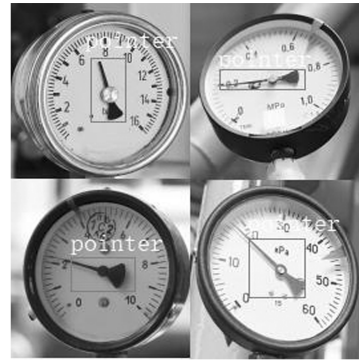


图 6 仪表指针区域定位

Fig.6 Positioning of indicator pointer area

排除其他外界干扰且速度慢,分割效果不好。本文提出基于特征金字塔网络进行仪表区域图像分割,能够有效解决这些问题。首先,经过特征金字塔网络得到通道数为 256 的不同尺度的特征层(P2,P3,P4,P5),将各尺度的特征层使用上采样倍数是 2 倍的反卷积进行上采样,输出相同尺度的特征图,通道数为 128,然后再将所有尺度的特征图进行特征融合,经过 conv1x1 全连接输出,再通过 4 倍上采样将输出结果映射为输入图像的大小,由 softmax 输出最终语义分割的预测结果。改进的方法结构图如图 7 所示。

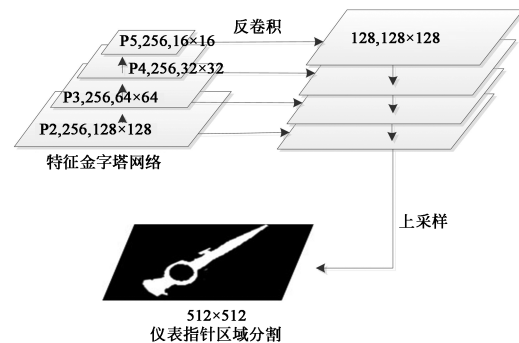


图 7 仪表指针区域分割结构

Fig.7 Segmentation structure of the meter pointer area

仪表指针区域分割结果,如图 8 所示。



图 8 指针区域分割结果图

Fig.8 Result of segmentation of the pointer area

4 透视变换校准仪表图像

针对采集图像有仪表倾斜的现象,提出透视变换对仪表图像进行校正,透视变换可以将原始图像通过三维空间映射到新的视平面^[14]。以表盘中心为原点建立坐标系,在检测的仪表区域设置合适半径,画最小外接圆,与坐标系生成 4 个交点,分别是 A, B, C, D , 仪表轮廓一般是椭圆一部分,再在仪表区域画最佳外接椭圆,与坐标系生成 4 个交点,分别是 A', B', C', D' 。仪表图像将原始图像经过透视变换,产生一个新平面,这个新平面会与实际表盘平面偏差角度,设为 θ , 如图 9 所示。

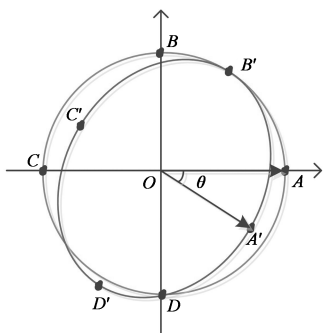


图 9 透视变换原理图

Fig.9 Principle diagram of perspective transformation

设透视变换矩阵为 a , 原图中任意一点坐标设为 $(x, y, 1)$, 三维空间投影的坐标设为 (X, Y, Z) , 映射到新的平面坐标为 (X', Y', Z') , 透视变换矩阵变换公式为:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} X' = \frac{X}{Z} \\ Y' = \frac{Y}{Z} \\ Z' = 1 \end{cases}. \quad (3)$$

根据最小外接圆和外接椭圆与坐标系的 4 个交点, 根据透视变换公式, 求出透视变换矩阵 a , 再经过透视变换矩阵 a 计算所有投射到新平面的点, 得到新平面图像。根据向量计算两个向量之间的偏差角度, 经过仿射变换得到仪表图像, 透视变换结果如图 10 所示。

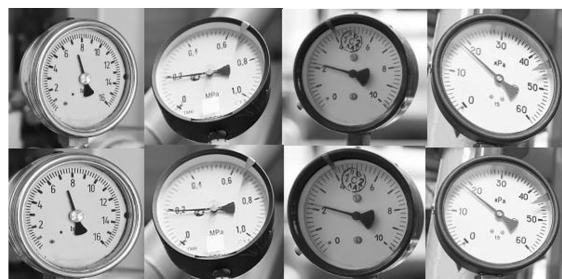


图 10 透视变换仪表校准图

Fig.10 Diagram of perspective transformation meter calibration

5 最小二乘法拟合指针

经过前期 FPN 指针区域的分割, 已经排除其他背景干扰, 最后需要针对指针区域进行指针直线拟合, 找到指针的偏角来得到仪表读数。最小二乘法常用于直线拟合, 有较好的实验效果, 最小二乘法的原理是利用最小化误差的平方和找到一组数据的最佳匹配线性关系。假设有 n 个拟合点设为 (x_i, y_i) , $(i = 1, 2, 3, \dots, n)$, 这些点的线性关系表示为:

$$y(x) = ax + b. \quad (4)$$

拟合值与实际值的平方偏差和表示为:

$$r^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - y(x_i))^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - (ax_i + b))^2. \quad (5)$$

当 r^2 最小时, 对应 a 和 b 这两个系数值即为所求值, 对 a 和 b 求一阶偏导数, 求得公式如下:

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2}, \quad (6)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2}. \quad (7)$$

对前面所检测提取的指针连通域像素点进行标记, 求得这两个系数, 即可得到最佳线性关系。拟合指针结果, 如图 11 所示。



图 11 最小二乘法拟合指针直线
Fig.11 Fitting the pointer straight line by the least square method

6 实验结果分析

6.1 仪表目标检测结果分析

对于不同光照、不同角度、不同分辨率的仪表图片集,每张仪表图片都只有一个仪表目标。采

用本文提出的算法模型和几种其他算法模型进行仪表目标检测对比,本文提出的算法模型误检率和漏检率都低于其他方法。误检率也就是虚警率,是错误判断正样本的概率。复杂环境中存在一些目标相似的物体,这对目标识别产生一定的影响,本文对误检的负样本进行训练,在一定程度上降低了误检率。本文的模型也存在一定的漏检率,通过实验发现,采集图片存在图片清晰度过于模糊,拍摄仪表目标不完整等问题,这都会对仪表检测造成影响。本文对漏检的情况在终端显示界面中进行报警提示,再对这些漏检的仪表图像进行训练,降低漏检率,测试结果如表 1 所示。

表 1 仪表目标检测结果对比
Tab.1 Comparison of instrument target detection results

模型	仪表图像数量	错检仪表数	漏检仪表数	误检率/%	漏检率/%	运行时间/s
本文模型	1 000	0	35	0	3.5	0.45
Hough 变换	1 000	49	184	4.9	18.4	3.97
(最大稳定极值区域)MSER	1 000	93	209	9.3	20.9	3.89

6.2 仪表示数结果分析

电力系统中相机与目标物体的距离一般在 0.4 m 左右,相机采集仪表图片时,当一些仪表位置较偏时,拍摄位置相对会较远,相对距离远的仪表图像,表盘区域和指针区域细节有所损失,对识别的精确度会有所影响。在相同环境下,针对同一仪表,拍摄 20 组不同距离的仪表图像,验证距离对识别的影响,如图 12 所示。

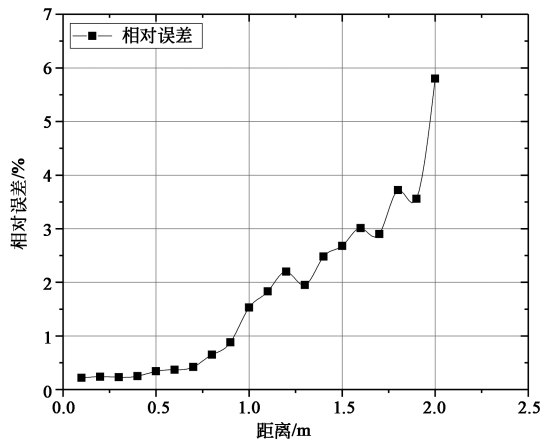


图 12 距离对仪表识别的影响
Fig.12 Influence of distance on meter recognition

由图 12 分析可知,当拍摄距离小于 1.0 m 时,相对误差较小,识别精确度较高,1.0 m 之后距离对识别影响较大,识别精确度较低。一些仪表位置较偏的,拍摄距离正常情况下也不会超过 1.0 m,因此本文提出的方法对精确度有一定的保证。

使用本文提出的算法模型对仪表进行示数识别,抽取 18 组识别结果,如表 2 所示。

表 2 仪表示数识别结果
Tab.2 Recognition results of meter reading

编号	仪表示数真实值	仪表示数检测值	相对误差/%
1	7.24	7.31	0.438
2	5.16	5.33	1.063
3	10.22	10.35	0.813
4	14.52	14.55	0.188
5	8.76	8.81	0.313
6	0.19	0.18	1.000
7	0.41	0.42	2.000
8	2.23	2.31	0.800

续 表

编号	仪表示数真实值	仪表示数检测值	相对误差/%
9	4.56	4.59	0.300
10	6.72	6.54	1.800
11	12.46	12.53	0.117
12	18.14	17.76	0.633
13	15.42	16.12	1.167
14	13.78	14.33	0.917
15	20.76	20.84	0.133
16	1.21	1.25	1.600
17	1.52	1.53	0.400
18	2.35	2.35	0.000

在系统中,对仪表角度识别误差要求在 3° 以内,针对不同仪表换算成最大误差数据,通过数据分析,第 7 组类别的仪表示数要求最大相对误差在 1.85% 以内,而第 7 组相对误差是 2%,不符合系统精确度要求。除了第 7 组,其他几组类别的仪表示数符合系统精确度要求,通过分析仪表图像综合准确率达到 94.25%,本文的算法模型相对误差低,识别准确率很高,为系统准确识别仪表提

供了有效手段。

7 结 论

本文提出基于深度学习目标检测的方法代替传统方法自动识别仪表,包括仪表盘定位、指针区域定位、目标区域透视变换、指针区域分割拟合四个部分。由于仪表区域占比较小,特别是指针区域不易检测,提出将 Faster R-CNN 的 RPN 网络与 FPN 网络结合,能够较为准确地定位到目标区域。此外引入 Focal Loss 损失函数与 RPN 网络结合进行训练数据集,平衡仪表图像正负样本,有效提高检测准确度。有些采集图像存在仪表倾斜的现象,针对这一问题,采用透视变换进行校准图像,其次对指针区域使用 FPN 特征金字塔分割指针像素,FPN 网络结合反卷积提高了特征提取性能,分割出指针像素,再对指针进行最小二乘法拟合直线,得到指针偏角,最终识别出仪表示数。与传统检测仪表示数的方法相比,本文算法错检率为 0,漏检率为 3.6%,仪表示数识别相对误差较小,漏检和误差大的仪表图像综合准确率达到 94.25%,符合电力系统准确率要求,能够识别多类仪表,实用性更强。

参 考 文 献:

- [1] HE P L, ZUO L, ZHANG C H, *et al.* A value recognition algorithm for pointer meter based on improved mask-RCNN [C]//*Proceedings of the 2019 9th International Conference on Information Science and Technology*. Hualunbuir, China: IEEE, 2019: 108-113.
- [2] FANG Y X, DAI Y, HE G L, *et al.* A mask RCNN based automatic reading method for pointer meter [C]//*Proceedings of 2019 Chinese Control Conference*. Guangzhou, China: IEEE, 2019: 8466-8471.
- [3] RAO Y, YAN F, ZHUANG Y, *et al.* A real-time auto-recognition method for pointer-meter under uneven illumination [C]//*Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Real-Time Computing and Robotics*. Irkutsk, Russia: IEEE, 2019: 890-894.
- [4] KUCHERUK V, KURYTNIK 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.
- [5] 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.
- [6] HAN S C, XU Z Y, YIN Z C, *et al.* Research review and development for automatic reading recognition technology of pointer instruments [J]. *Computer Science*, 2018, 45(S1): 54-57.
- [6] 朱海霞.基于改进 Hough 变换和 BP 网络的指针仪表识别[J].*电测与仪表*, 2015, 52(5): 11-14.
- [7] ZHU H X. Pointer instrument recognition based on BP network and improved Hough transform [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2015, 52(5): 11-14.
- [7] 朱柏林,郭亮,吴清文.基于 ORB 和改进 Hough 变换的指针仪表智能识读方法[J].*仪表技术与传感器*, 2017(1): 29-33, 73.

- ZHU B L, GUO L, WU Q W. Intelligent recognition method for pointer meters based on ORB and improved Hough transform [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2017(1): 29-33, 73.
- [8] 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]. 上海电力学院学报, 2020, 36(2): 183-189.
- YAO Y, PENG D G, WANG Z P. The instrument image recognition algorithm based on Canny detection and Hough transform [J]. *Journal of Shanghai University of Electric Power*, 2020, 36(2): 183-189.
- [9] 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.
- XING H Q, DU Z Q, SU B. Detection and recognition method for pointer-type meter in transformer substation [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(11): 2813-2821.
- [10] 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 Z H, *et al.* Research on pointer instrument detection and recognition based on deep learning [J]. *Chinese High Technology Letters*, 2019, 29(12): 1206-1215.
- [11] HUANG Y, DAI X Y, MENG Q H. An automatic detection and recognition method for pointer-type meters in natural gas stations [C]//*Proceedings of 2019 Chinese Control Conference*. Guangzhou, China: IEEE, 2019: 7866-7871.
- [12] 陈献明, 王阿川, 王春艳. 基于深度学习的木材表面缺陷图像检测[J]. 液晶与显示, 2019, 34(9): 879-887.
- CHEN X M, WANG A C, WANG C Y. Image detection of wood surface defects based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(9): 879-887.
- [13] 陈景明, 金杰, 王伟锋. 基于特征金字塔网络的改进算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211505.
- CHEN J M, JIN J, WANG W F. Improved algorithm based on feature pyramid networks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(21): 211505.
- [14] 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.
- DAI Q, WANG Y J, HAN G L. Perspective image rectification based on improved Hough transformation and perspective transformation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(4): 552-556.

作者简介:



李 娜(1995—), 女, 安徽阜阳人, 硕士研究生, 2018 年于滁州学院获得学士学位, 主要从事数字图像处理和光电信息检测方面的研究。E-mail: 2421689534@qq.com



王 军(1979—), 男, 江苏徐州人, 博士, 副教授, 2005 年于中国科学院研究生院获得博士学位, 主要从事图像处理技术与光电测控技术与仪器方面的研究。E-mail: wjyhl@126.com