

基于深度学习的指针式仪表检测与识别研究^①

徐发兵^② 吴怀宇^③ 陈志环 喻 汉

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

摘 要 为了解决变电站指针式仪表读数识别中指针区域提取困难、指针中心线定位误差大以及识别精度较差等问题,针对变电站中常见的刻度分布均匀的指针式仪表,提出了一种基于深度学习的指针式仪表自动检测与识别方法。首先,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,得到仪表目标图像;然后,利用改进有效和准确的场景文本检测器(EAST)算法对检测到的仪表目标图像进行文本检测,检测出仪表图像中的文本图像,利用设计的印刷体数字识别模型对文本图像进行识别,筛选出仪表刻度数字,得到仪表刻度数字的位置信息与数值;最后,通过仪表刻度数字的位置信息提取出仪表指针直线与仪表中心,通过识别出的数值结合角度法完成仪表读数识别。通过大量实验对所提出的指针式仪表读数检测与识别方法进行验证,实验结果表明,本文所提出的仪表识别方法的平均准确率高于 98.5%,对于复杂背景下指针式仪表的自动检测与识别任务具有良好的准确性与稳定性,可满足变电站实际应用需求。

关键词 深度学习; 指针式仪表识别; 卷积神经网络; 改进场景文本检测器(EAST)算法

0 引 言

在过去的几十年中,随着计算机技术的发展,计算机视觉和数字图像处理技术已被广泛应用于指针式仪表的检测与识别。指针式仪表作为一种变电站应用最广泛的仪器,其主要作用是用来监测变电设备的工作状态,因此常需要定期校准,以确保读数的准确性,定期校准指针式仪表具有重要的意义。目前,对指针仪进行验证的最常用手段是人工校准,人工校准主要依靠专业技能和主观判断,这可能导致太大的测量误差,并且存在可靠性差、效率低下、易受环境因素干扰等问题,不利于变电站的智能化与高效管理。针对这一问题,基于计算机视觉技术的仪表检测与读数识别引起了人们的广泛关注,成为近年来的热门话题^[1]。

目前,深度学习在计算机视觉领域发展已非常

成熟^[2]。深度学习是利用多层网络处理数据从而达到提取特征的目的,其在图像分类^[3,4]、目标检测以及语义分割^[5,6]等领域都取得了良好的效果。深度学习是人工智能的一个分支,它颠覆了传统算法的设计思路,形成了一种从训练数据出发,经过一个端到端的模型,直接输出最终结果的一种新模式。

针对变电站仪表自动检测与识别问题,国内外研究人员从不同角度提出了一系列方法。邢浩强等人^[7]提出了一种完整的变电站指针式仪表的自动检测与识别方法,首先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,通过透视变换消除表盘平面与相机平面偏差造成的仪表图像畸变,通过 Hough 变换检测仪表的表盘与指针完成仪表读数识别。徐丽等人^[8]提出了一种基于迭代最大类间方差的算法,实现了指针式仪表读数高精度识别系统,对光照条件、指针宽度、表盘干扰以及拍

① 国家自然科学基金(61573263),湖北省科技支撑计划(2015BAA018)和国家重点研发计划(2017YFC0806503)资助项目。

② 男,1993 年生,硕士生;研究方向:计算机视觉,深度学习,机器学习;E-mail: 917259863@qq.com

③ 通信作者,E-mail: wuhy@wust.edu.cn

(收稿日期:2018-12-28)

摄角度等干扰具有较好鲁棒性。房桦等人^[9]提出一种适合智能变电站巡检机器人室外工作环境的双指针式仪表设备读数的识别算法,首先针对双针仪表设备图像建立仪表模板,利用尺度不变特征变换算法,在输入图像中匹配提取仪表表盘区域子图像,利用快速 Hough 变换检测 2 条指针中心线,完成指针读数。Yang 等人^[10]提出一种二进制描述器来获取指针的区域,再利用基于圆基区域累加梯度的方法来精确定位指针位置。李祖贺等人^[11]提出了一种采用帧差分法和角度法自动识别指针仪表读数的方案,并且为解决残缺指针区域的质心偏移问题提出了一种利用区域极值点确定指针质心的方法。

然而,目前针对指针式仪表自动识别的研究大多基于 Hough 变换获取指针位置,但 Hough 直线检测对图像噪声也十分敏感,由于噪声的干扰,指针在图像中的边沿特征不明显,那么指针周围很有可能无法检测出直线,从而无法得到正确的结果。这类方法在遇到较大干扰时,往往会出现指针区域提取困难、指针中心线定位误差大以及识别精度较差等问题,难以满足变电站的实际使用要求。针对这个问题,本文提出了一种基于深度学习的仪表检测与识别方法,该方法通过仪表刻度数字的位置信息确定仪表的指针和表盘中心位置,对于复杂背景下的指针区域提取与指针中心线定位具有良好的准确性与稳定性,可满足变电站实际应用需求。

1 仪表检测与读数识别系统

针对变电站中刻度分布均匀的指针式仪表,本文所提出的指针式仪表检测与读数识别方法包括仪表检测、仪表刻度值数字检测与识别以及仪表读数识别 3 个部分。

1.1 仪表检测

自从引入卷积神经网络以来,目标检测框架变得越来越快速和准确,Selective Search^[12]的策略为图像多物体检测计算出很多的候选框,为后续基于深度学习目标检测方法提供了良好的思路。Girshick 等人^[13]提出了一种基于 RCNN 算法,总体上采取的是 Selective Search 结合卷积神经网络的框

架,在检测准确率上较传统机器学习方法有了很大的提升,但在检测速度上仍表现较差。何凯明等人^[14]提出了 SPP-Net 方法,在 RCNN 算法基础上主要在候选框重复计算的方面进行了优化,取得了更好的检测效果。Girshick 后来提出的 Fast-RCNN^[15]和 Faste-RCNN^[16]方法是在 RCNN 的基础上进一步优化,使检测准确率和检测速度有了较大的提升,这类目标检测框架都是 two-stage 方法,虽然在精度上表现很好,但在检测速度上仍不能满足仪表检测的实际要求。其后, Liu 和 Redmon 等人^[17,18]提出了一类性能良好的目标检测算法,这类目标检测框架是 one-stage 方法,在速度上较 two-stage 方法有很大的提升,并且也有很高的检测精度。

基于卷积神经网络的指针式仪表检测的任务是在当前摄像机的视野下自动检测到仪表的目标位置,并用边界框将目标从背景中标记出来。如图 1 所示,摄像机采集含有仪表的图像,仪表检测模型将输出一个 6 维的向量,该向量是仪表目标边界框信息的表示。其中, (b_x, b_y) 表示边界框的中心坐标, (b_w, b_h) 表示边界框的长与宽, c 表示目标类别, p_c 表示当存在目标时类别的条件概率。仪表检测方法需具备较高的精度与稳定性,能够在不同种类的环境下将多类仪表准确快速地检测出来。

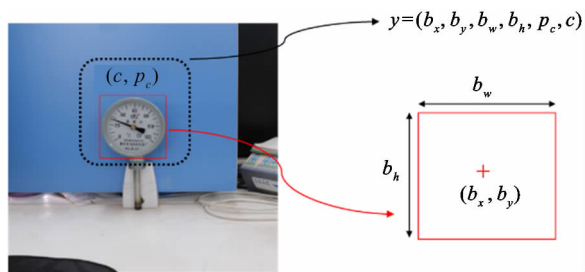


图 1 仪表检测的边界框信息

本文采用卷积神经网络作为仪表检测的模型框架,在 YOLO9000^[19]模型的基础上加以改进以适用于仪表类目标的检测。基于卷积神经网络的仪表检测的模型结构图如图 2 所示。首先,使用 VGG-16 网络在标准 ImageNet 分类数据集上训练。然后,在对图像进行初始训练之后,对网络在更大的尺寸 480×480 像素上进行微调。最后,删除 VGG-16 网络

最后面的 3 个全连接层与最后的 1 个池化层, 加上了 4 个具有 1 024 个滤波器的 3×3 卷积层, 其后添加 1 个具有 $k \times 6$ 个滤波器的 1×1 卷积层。这里 k 为每个 anchor 对应边界框的个数, 其中每个边界框包含 4 个位置信息、1 个类别信息以及 1 个置信度

评分。为了改善网络的收敛性以及消除对其他形式正则化的需求, 在网络的所有卷积层上均添加了批标准化。由图可知, 该模型将图像下采样 32 倍, 所以通过使用大小为 480 的输入图像, 最终得到 15×15 的输出特征映射。

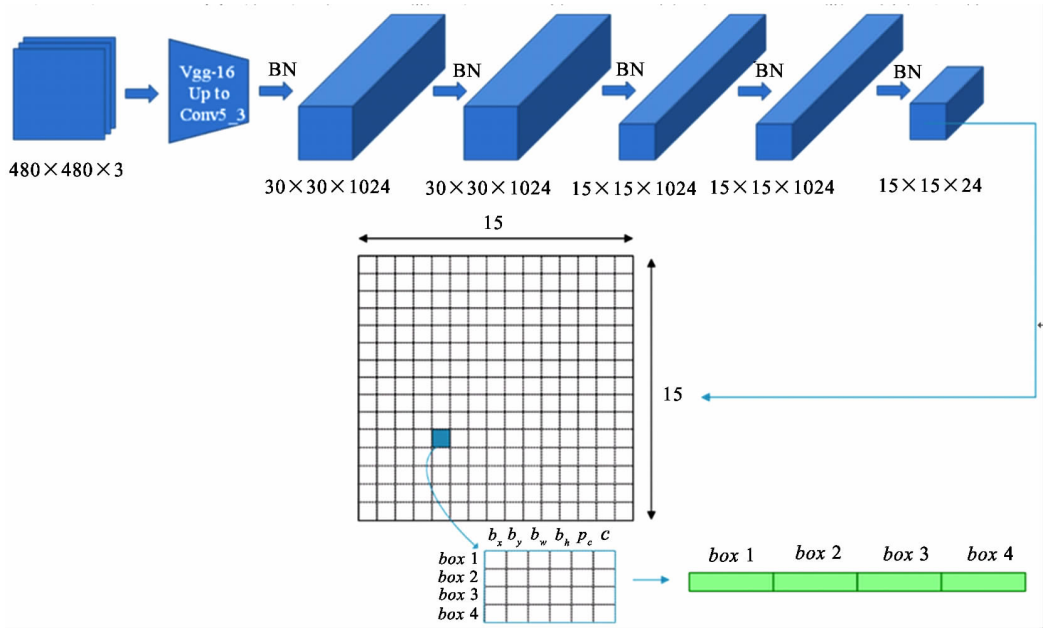


图 2 基于卷积神经网络的仪表检测模型结构图

对于 k 值的选取, 本文在自制的训练集上, 对边界框的宽高维度进行 k -means 聚类, 以获得模型的良好先验。真正想要的是导致好的交并比 (intersection over union, IOU) 分数的先验, 这是独立于边界框大小的。因此, 对于 k -means 算法距离度量的计算方式, 本文使用:

$$d(box, centroid) = 1 - IOU(box, centroid)$$

其中, box 为矩形的长宽信息, $centroid$ 为聚类簇心, IOU 的计算方式如图 3 所示, 其计算结果为 2 个矩形框交集与并集的比。

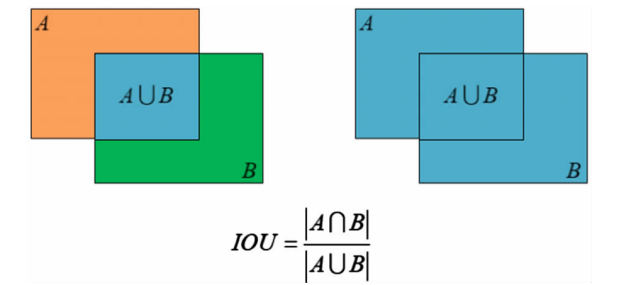


图 3 IOU 计算方式

图 4 所示的是通过对 k 的各种选择得到的平均 IOU。由图可知, 当 k 值为 4 时, 训练集的平均 IOU 变化量开始减小, 因此, 可以选择 k 为 4 作为模型复杂性和高召回率之间的良好折衷。当 k 值为 4 时, 最终得到的预选区域的 anchor 参数分别为 (6.79, 11.75), (2.92, 4.76), (2.13, 3.50) 和 (4.01, 7.18)。

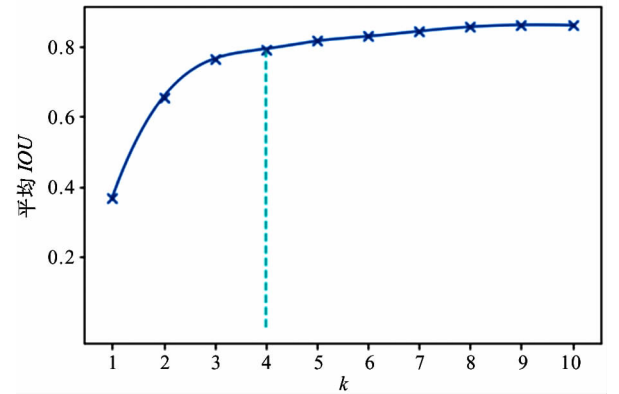


图 4 k 值不同时平均 IOU 的变化曲线

k-means 聚类与手工挑选的 anchor 明显不同,有更短更宽的边界框和更高更细的边界框。在表 1 中本文将平均 *IOU* 与聚类策略中最接近的先验以及手工选取的 anchor 进行了比较,可以看到,仅有 4 个聚类中心的平均 *IOU* 为 79.25,其性能比手工选择的 10 个 anchor 的 78.08 还要好。表 1 数据表明,聚类结果比使用手工选择的先验结果要更好,并且在实验过程中,使用 *k*-means 来生成边界框会以更好的表示开始训练模型,并使得任务更容易学习。

表 1 *k*-means 聚类与手工挑选 anchor 的比较

Anchor 生成方式	Anchor 数量(个)	平均 <i>IOU</i> (%)
手工挑选	4	59.10
手工挑选	7	73.60
手工挑选	10	78.08
<i>k</i> -means 聚类	4	79.25
<i>k</i> -means 聚类	7	84.18
<i>k</i> -means 聚类	10	86.84

用设计好的网络训练自制的仪表数据集,得到卷积神经网络模型。然后利用训练好的模型检测当前视野下的仪表目标,得到仪表目标检测框,最后,使用非极大值抑制算法,并对非极大值抑制算法候选框的筛选规则进行修改,直接将预测概率最大值作为预测类别以改善检测效果,得到仪表目标的包围框位置,完成仪表目标的位置检测。

1.2 仪表刻度值数字检测与识别

仪表检测模块获取到仪表目标在当前视野下的位置后,将其从背景中提取出来。仪表刻度值数字检测与识别模块由仪表图像文本检测与印刷体数字识别 2 部分组成。仪表图像文本检测模块将提取到的仪表目标图像进行文本检测,得到仪表图像所包含的文本位置与角度信息,印刷体数字识别模块通过设计的印刷体数字模型对检测到的文本进行进一步筛选,得到仪表刻度值数字的位置信息与仪表量程值。

1.2.1 仪表图像文本检测

自然场景文字是图像高层语义的一种重要载体,近些年自然场景图像中的文本检测与识别技术越来越引起人们的重视。Zhou 等人^[20]提出的一种

有效和准确的场景文本检测器(efficient and accurate scene text detector, EAST)算法采用 rotated box 和 quadrangle 2 种几何对象,可以实现对多方向场景文本的高效检测。

本文采用改进的 EAST 算法对仪表图像进行文本检测,基于改进 EAST 算法的文本检测网络模型结构如图 5 所示,整体网络结构主要由输入层、特征提取层、特征融合层以及输出层 4 个部分组成。输入层输入 1 个三通道的图像;特征提取层使用的基础网络结构是 VGG-16,分别从 conv_1, conv_2, conv_3, conv_4 与 conv_5 卷积层提取输入图像的特征;特征融合层将特征提取层提取的特征从后向前做上采样并融合特征;输出层输出:1 个 score map 表示这个预测框的置信度,1 个 text boxes 表示文本的边界框信息,1 个 text angle 表示文本的旋转角度信息。

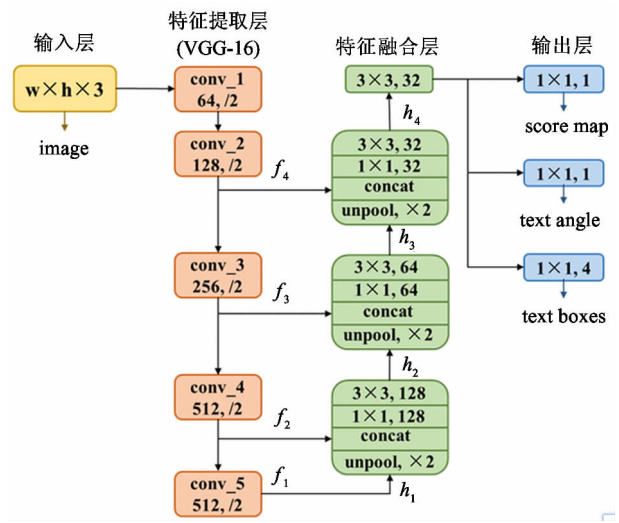


图 5 基于改进 EAST 算法的文本检测模型图

虽然 EAST 算法已经取得了很好的文本检测效果,但其在仪表图像文本检测上的效果表现并不能满足实际的要求,因此,需要针对具体问题对 EAST 算法进行相应的改进。在 EAST 算法的基础上,本文主要进行如下改进:

(1) 改变特征提取层的基础网络,并增加一层卷积层以适应小文本的检测。EAST 算法使用的基础网络结构是 PVANet,本文采用 VGG-16 为基础网络以提高检测的精度。

(2) 调整输出层,将输出归一为输出预测框、角度与得分信息,并根据得到的预测框与角度信息,对得到的每个文本图像进行细微的调整,以适应后面的仪表数字识别。

(3) 改进分类损失函数。EAST 算法的分类损失函数为类别平衡交叉熵损失(class balanced cross entropy loss)函数,为了提高文本检测位置的准确度,本文采用 Dice 系数损失(Dice coefficient loss)作为分类损失函数,Dice 系数损失的本质是 2 个样本的重叠的度量,其表达式为

$$L_s = 1 - 2 \times \frac{Y \cap \hat{Y}}{Y + \hat{Y}} \tag{2}$$

其中, Y 为样本真实值向量, $\hat{Y}$ 为样本预测值向量。

回归损失采用和 EAST 算法相同的损失函数,其表达式为

$$L_g = 1 - \cos(\hat{\theta} - \theta) - \log IOU(\hat{R}, R) \tag{3}$$

其中, $\hat{\theta}$ 为预测的角度, θ 为真实角度, $\hat{R}$ 为预测的

包围框坐标, $\hat{R}$ 为真实的包围框坐标。 IOU 的计算方式如图 3 所示。

总体损失函数为

$$L = L_s + \lambda L_g \tag{4}$$

其中, λ 为回归损失的权重,实验中 λ 的值设为 1。

1.2.2 印刷体数字识别

在完成仪表图像文本检测之后,需要对检测到的文本进行进一步的筛选,通过设计的基于卷积神经网络的印刷体数字识别模型,剔除掉不是数字的文本包围框,只留下包含刻度值数字的包围框,完成仪表刻度值数字的检测与识别。

表 2 所示的是印刷体数字识别系统网络模型的具体参数,该网络模型含有 3 个 convolutional 层、1 个 maxpool 层、1 个 flatten 层、2 个 dense 层与 1 个 softmax 层。网络输入为 1 个大小是 $32 \times 32 \times 3$ 的图像,输出 1 个 400 维的向量。

表 2 印刷体数字识别网络模型

输入类型	滤波器个数	神经元个数	卷积核大小	步长	输出
Convolutional	32	—	3×3	1	$30 \times 30 \times 32$
Convolutional	64	—	3×3	1	$28 \times 28 \times 64$
Convolutional	128	—	3×3	1	$26 \times 26 \times 128$
Maxpool	—	—	—	2	$13 \times 13 \times 128$
Flatten	—	21 632	—	—	$21\ 632 \times 1$
Dense	—	512	—	—	1×512
Dense	—	512	—	—	1×512
Softmax	—	400	—	—	1×400

用设计好的网络训练印刷体数字数据集,得到印刷体数字识别网络模型。然后利用训练好的模型对检测到的所有文本进行识别,当识别结果的预测概率大于一定的阈值时,保留该文本并记录文本信息,当预测概率小于一定的阈值时,剔除掉该文本。最后,得到只包含仪表刻度数字的文本的包围框与数值信息,完成仪表刻度值数字的检测与识别。

1.3 仪表读数识别

仪表刻度值数字检测与识别模块得到仪表刻度值数字的包围框与数值,通过得到的仪表刻度值数字以及对应的数值,利用设计的仪表读数识别算法,

即可得到仪表的读数,完成仪表读数识别。本文针对变电站仪表中刻度分布均匀且仪表刻度数字位于刻度下方的指针式仪表,提出仪表读数识别算法。步骤如下:

(1) 取仪表刻度值数字检测与识别模块得到的仪表刻度值数字包围框中心,按其数值从小到大的顺序依次连线,记录相邻线段的平均长度 L 与平均夹角 R 。

(2) 对仪表图像进行二值化,求取并记录仪表图像的所有轮廓,判断是否有轮廓与步骤 1 所连线段相交。

(3) 求取指针轮廓,若存在轮廓与线段相交,则指针位置在 2 个大刻度之间或指针位置遮挡中间大刻度,如图 6 所示。此时取与步骤 1 连线相交且长宽比最大的轮廓即可得到指针轮廓,记录相交线段的较小数值对应的端点 A 和较大数值对应的端点 B 。若不存在轮廓与线段相交,则指针位置遮挡初始刻度或满刻度。以最小数值中心位置为端点,以长度 L 与夹角 R 连接线段,得到线段 1,以最大数值中心位置为端点,以长度 L 与夹角 R 连接线段得到线段 2。取与线段 1 和线段 2 相交长宽比最大的轮廓,此轮廓即为指针轮廓。若该轮廓与线段 1 相交,则初始刻度被遮挡,此时记录检测的最小 2 个数值对应的中心为端点 A 和端点 B ;若该轮廓与线段 2 相交,则满刻度被遮挡,此时记录检测的最大 2 个数值对应的中心为端点 A 和端点 B 。

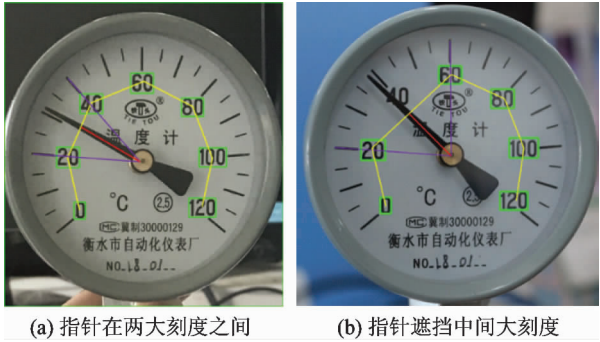


图 6 指针与大刻度相对位置不同的 2 种情况

(4) 求取刻度线位置与表盘中心位置。记录相交的线段中点 P 以及端点 A 和端点 B 所对应刻度数字的包围框 C 和包围框 D 。取与包围框 C 和包围框 D 距离最近的轮廓 1 与轮廓 2,根据先验信息可知,轮廓 1 与轮廓 2 即为对应的刻度线位置。求取轮廓 1 与轮廓 2 延长线的交点 O ,点 O 即为表盘中心位置。

(5) 求取仪表读数。连接 OP , 得到指针直线,求取指针直线与轮廓 1 和轮廓 2 所在直线的夹角,分别得到角度 α 和角度 β ,利用角度法,即可得到仪表的读数。

2 实验结果及分析

2.1 实验测试平台

本文选择的巡检机器人巡检平台如图 7 所示,

该巡检平台头部安装可变倍摄像机,用于采集待检仪表图像,云台可带动摄像机绕水平轴与垂直轴转动,机器人底盘的 4 个移动轮可带动整车实现地面内移动。巡检机器人将采集到的仪表图像传输至工控机进行处理,工控机可根据处理结果发送指令,控制摄像机的变倍、云台转动以及整车移动。



图 7 自动巡检机器人巡检平台

云台携带的摄像机为海康威视 DS-2ZCN2007 日夜型网络高清一体机,具体参数如表 3 所示。

表 3 海康威视网络高清一体机摄像机参数

参数	参数值
分辨率	50Hz:25fps(1920×1080)
	60Hz:30fps(1920×1080)
最低照度	彩色:0.05Lux @ (F1.6,AGC ON)
	黑白:0.01Lux @ (F1.6,AGC ON)
焦距	4.7~94 mm,20 倍光学
光圈	F1.6~F3.5

仪表检测与识别系统在 Ubuntu 操作系统上进行仿真实验,系统开发语言为 Python,其中,图像处理部分利用 OpenCV 开源库完成,深度学习算法部分用到的框架为 Tensorflow。以摄像机采集的指针式仪表图像作为测试对象,对本文所提出的指针式仪表检测与识别算法进行验证。指针式仪表检测与读数识别系统包括仪表检测、仪表刻度值数字检测与识别以及仪表读数识别 3 个部分。其中,仪表检

测模块对采集的仪表图像进行区域的定位,刻度值数字检测与识别模块完成仪表刻度数字的定位与识别,仪表读数识别模块完成对仪表指针直线与仪表中心的提取以及仪表读数的识别。

2.2 仪表检测模块测试

用设计好的网络训练自制的仪表数据集,得到卷积神经网络模型。自制仪表目标数据集共有 1 000 张变电站仪表图片,其中 800 张图片作为训练集,200 张作为验证集。训练集和验证集采用 VOC 数据集格式进行手工标定,测试数据集用于测试训练效果。

训练阶段,首先使用 VGG16 网络在 ImageNet 数据集上进行预训练,然后修改图像分辨率大小为 480 × 480 像素,使用 SGD 对得到的模型进行微调。对于这种微调,仍然使用 VGG16 网络进行训练,并以 0.001 为初始学习率迭代 10 个周期,最后,以 0.001 为初始学习率,动量为 0.9,权重衰减为 0.0005,批数据大小为 32,训练网络 90 个迭代周期,并在 30 个和 60 个迭代周期时将学习率分别调整为 0.0001 与 0.00001。在训练过程中,使用了标准的数据增强技巧,包括水平翻转,旋转,色调,饱和度和曝光偏移。

对部分含有仪表的图像进行测试,得到测试结果如图 8 所示,其中,图 8(a)、图 8(b)和图 8(c)均为变电站实际环境的电流表,图 8(d)为实验测试的温度计仪表。由图 8 可知,基于改进 YOLO 算法的指针式仪表检测模型能够准确地检测出复杂的变电站环境中的仪表位置,具有良好的效果。

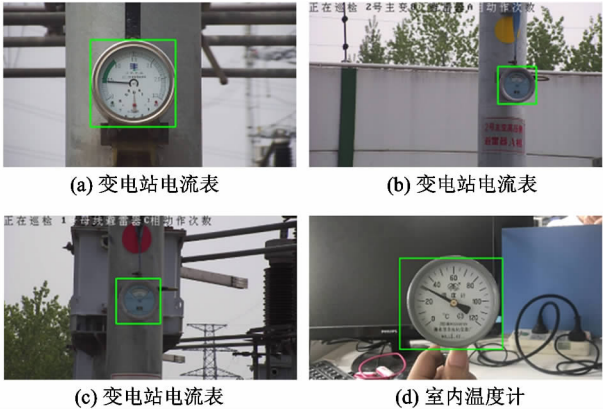


图 8 部分仪表目标检测结果

2.3 仪表刻度值数字检测与识别模块测试

图 9 所示的是基于改进 EAST 算法的仪表图像文本检测结果,对检测到的文本图像进行调整到统一大小以及旋转为正对的文本并保存,以便后续进行文本的数字识别。

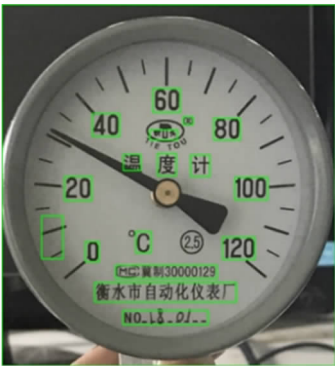


图 9 基于改进 EAST 算法的仪表图像文本检测

在完成仪表图像文本检测之后,需要对检测到的文本进行进一步的筛选,通过设计的基于卷积神经网络的印刷体数字识别模型,剔除掉不是数字的文本包围框,只留下包含刻度值数字的包围框,完成仪表刻度值数字的检测与识别。

由于实际中大多数仪表刻度值对应的数字都是印刷体,本文使用 Opencv 库自制印刷体数字数据集,此数据集主要包含常用的小数数字和整数数字,其中小数数字部分包含数字 0.01 ~ 9.9,整数数字部分包含数字 0 ~ 219。数据集总共含有 400 个类别,其中训练集包含 64 000 个样本,测试集包含 16 000 个样本。

部分整数数字数据集如图 10 所示,数据集主要

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43
44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54
55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65
66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76
77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87
88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98
99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109
110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120

图 10 印刷体数字数据集

用到的印刷体字体为宋体、黑体 Times New Roman 以及 Arial,并且在生成数据集的过程中,对每个数字图片进行背景颜色随机调整、随机 Gamma 变换、随机 HSV 变换、随机小角度旋转等图像增强技术,使训练模型具有良好的鲁棒性。

对图 9 所示的文本检测结果的每个文本图片进行印刷体数字识别,得到的结果如表 4 所示,将识别

表 4 文本图片数字识别

编号	文本图像	预测值	预测概率
0	60	60	0.98842601
1	40	40	0.98843026
2	90	90	0.02951069
3	80	80	0.97545266
4	10	10	0.15778168
5	温	6	0.20212963
6	度	7	0.06404398
7	计	81	0.05909490
8	20	20	0.93805870
9	100	100	0.96274513
10		42	0.03457873
11	C	0	0.79757270
12	120	120	0.97967464
13	0	0	0.91887853
14		20	0.13840643
15		118	0.07257656
16		0	0.05791087

预测概率小于 0.85 的结果剔除掉,即可留下只包含刻度数字的文本信息。

在仪表图像文本检测的基础上引入基于卷积神经网络的印刷体数字识别模型后,得到仪表刻度值数字检测与识别的结果如图 11 所示。由图可知,仪表刻度值数字检测与识别模块能够准确地得到每个刻度值数字的包围框位置。



图 11 仪表刻度值数字检测与识别测试结果

2.4 仪表读数识别模块测试

为了检测算法的适用性和稳定性,使用本文所提出的仪表识别方法对采集的 50 组仪表样本进行测试,表 5 所示为其中 10 组样本测试结果。由表 5 的测试结果可知,本文所建立的仪表识别系统的平均准确率高于 98.5%,人工读数与系统自动判读的误差绝对值的平均值为 0.320。系统自动判读较人工读数所得到的结果更为精确,能够满足变电站仪表测量的实际需求。

表 5 仪表读数识别测试结果

编号	人工读数	角度 α (度)	角度 β (度)	自动读数	误差	准确率(%)
1	2.1	39.830112	44.632774	2.1520786	0.052077	97.52
2	15.2	34.023543	43.756458	15.551324	0.351324	97.69
3	31.3	25.812617	44.451934	31.613721	0.313721	99.00
4	48.5	17.782466	41.649272	48.539148	0.039148	99.92
5	61.3	44.717623	84.658797	61.128401	-0.171599	99.72
6	72.4	25.513871	43.044319	71.854698	-0.545302	99.25
7	80.1	42.545969	85.601296	79.880993	-0.219007	99.73
8	95.4	32.549959	42.229323	95.415809	0.015809	99.98
9	108.7	19.112645	43.029983	108.88341	-0.183410	99.83
10	117.2	81.312977	42.229323	118.51020	1.31020	98.88

3 结 论

本文提出了一种基于深度学习的指针式仪表自动检测与识别方法,针对变电站中刻度分布均匀的指针式仪表,本文所提出的指针式仪表检测与读数识别方法由仪表检测、仪表刻度值数字检测与识别以及仪表读数识别 3 个部分组成。该方法可自动检测相机视野中的仪表目标,获得仪表目标的包围框,通过仪表目标图像文本检测、仪表刻度值数字识别、指针与刻度位置提取等步骤识别仪表最终读数。该方法避免了前期复杂的人工标定工作,可以在不同变电站中方便地迁移部署,具有很好的实际应用价值。测试实验结果表明,提出的方法对于变电站环境下的指针式仪表检测与识别具有良好的准确性与稳定性,能够满足变电站仪表测量的实际需求。另外,将本文提取指针的方法与基于深度学习的指针图像分割方法相结合,以提高指针位置的检测精度,将是本文后续重点研究内容。

参考文献

[1] 臧雪. 巡检机器人自主仪表视觉识别系统的设计与研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学机电工程学院, 2016: 1-59

[2] Hinton G, Deng L, Yu D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2012, 29(6): 82-97

[3] Zhu X B, Li Z Z, Zhang X Y, et al. Deep convolutional representations and kernel extreme learning machines for image classification[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018: DOI:10.1007/s 11042-018-6781-Z

[4] 赵新秋, 贺海龙, 杨冬冬, 等. 基于改进的卷积神经网络在图片分类中的应用[J]. 高技术通讯, 2018, 28(11-12): 930-936

[5] Zhu X, Zhang X, Zhang X Y, et al. A novel framework for semantic segmentation with generative adversarial network[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 58: 532-543

[6] 丁伟利, 谷朝, 王明魁, 等. 基于边缘预测与边缘增长的图像分割方法[J]. 高技术通讯, 2018, 28(5):

409-416

[7] 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(11): 2813-2821

[8] 徐丽, 石伟, 方甜. 巡检机器人中的指针式仪表读数识别系统[J]. 仪表仪器学报, 2017, 38(7): 1783-1791

[9] 房桦, 明志强, 周云峰, 等. 一种适用于变电站巡检机器人的仪表识别算法[J]. 自动化与仪表, 2013, 28(5): 10-14

[10] Yang Z, Niu W, Peng X, et al. An image-based intelligent system for pointer instrument reading[C] // *IEEE International Conference on Information Science and Technology*, Shenzhen, China, 2014: 780-783

[11] 李祖贺, 刘嘉, 薛冰, 等. 面向自动校验系统的指针式压力表读数识别[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(23): 213-219

[12] Van de Sande K E A, Uijlings J R R, Gevers T, et al. Segmentation as selective search for object recognition[C] // *International Conference on Computer Vision*, Barcelona, Spain, 2011: 1879-1886

[13] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, USA, 2014: 580-587

[14] He K, Zhang X, Ren S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2014, 37(9): 1904-1916

[15] Girshick R. Fast R-CNN[C] // *International Conference on Computer Vision*, Santiago, Chile, 2015: 1440-1448

[16] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C] // *International Conference on Neural Information Processing Systems*, Montreal, Canada, 2015: 91-99

[17] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C] // *European Conference on Computer Vision*, Amsterdam, Netherlands, 2016: 21-37

[18] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // *IEEE-Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, USA, 2016: 779-788

[19] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stron-

ger[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 6517-6525

[20] Zhou X, Yao C, Wen H, et al. EAST: an efficient and

accurate scene text detector[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 2642-2651

Research on pointer instrument detection and recognition based on deep learning

Xu Fabing, Wu Huaiyu, Chen Zhihuan, Yu Han

(School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

Abstract

In order to solve the problems of difficult extraction of pointer region, large positioning error of pointer center line and poor recognition accuracy in the reading recognition of pointer meter of substation, for the pointer meter with uniform scale distribution in substation, an automatic detection and recognition method for pointer-based instruments based on deep learning is proposed. Firstly, the convolutional neural network model is used to detect the position of the bounding box of the instrument target in the current field of view, and the instrument target image is obtained. Then, an improved efficient and accurate scene text detector (EAST) algorithm is used to detect the detected target image of the instrument and detect the text image in the instrument image. The printed image digital recognition model is used to identify the text image, and the instrument scale number is selected to obtain the position information and numerical value of the meter scale number. Finally, the meter pointer line and the instrument center are extracted through the position information of the meter scale number, and the identification is performed. The value is combined with the angle method to complete the meter reading identification. Through a large number of experiments, the proposed pointer meter reading detection and identification method is verified. The experimental results show that the average accuracy of the instrument identification method proposed in this paper is higher than 98.5%. The proposed method has good accuracy and stability for automatic detection and recognition of pointer instruments in complex background, which can meet the practical application needs of the substation.

Key words: deep learning, pointer meter reading recognition, convolutional neural network, improved efficient and accurate scene text detector (EAST) algorithm