

变电站指针式仪表检测与识别方法

邢浩强,杜志岐,苏波

(中国北方车辆研究所 北京 100072)

摘要:受限复杂的电磁环境,变电站中的大量模拟式仪表需要人工读取示数,不利于变电站自动化管理。而目前针对仪表自动读数方法的研究大多基于预先获取到的高质量图像,其中仪表目标位于图像中央且占比较大,仪表表盘与相机平面平行,这需要大量预先的仪表测量与相机标定工作,不能满足实际电站环境下的使用要求。为解决上述问题,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,计算其距离视野中央的偏离值与图像占比,据此调整相机位置和缩放倍数。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,通过霍夫变换检测仪表的表盘与指针,完成仪表读数识别。变电站实际测试实验结果表明,本方法最大读数误差仅为1.82%,对于复杂背景下多类别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: 指针式仪表;检测与识别;卷积神经网络;计算机视觉

中图分类号: TP391.4 TH161 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Detection and recognition method for pointer-type meter in transformer substation

Xing Haoqiang, Du Zhiqi, Su Bo

(China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China)

Abstract: There are a large number of analogy meters due to complex electromagnetic environment in transformer substation and these meters need manual reading, which makes it difficult to automated manage transformer substation. Currently, most meter automatic reading methods rely on pre-acquired high quality image, in which meter targets are big in size and locate in the middle and surface of meter is parallel with the camera. This needs lots of prior meter measurement and camera calibration, which fails to meet the requirements of actual use in transformer substation. In order to solve the problem mentioned, this paper presents a complete meter detection and recognition method. First, meter location within current visual field is obtained through a convolutional neural network model. Then the difference between target center location and camera visual field center location, as well as size percentage of target, are calculated. Camera state, including camera location and camera scaling factor, is adjusted according to the calculation result. After that, high quality image of meter target is acquired through perspective transform, which eliminates the image distortion caused by non-parallelism between meter and camera. Finally, locations of dial and pointer of the meter are obtained by conducting Hough Transform to the meter image, and meter reading is achieved. Results of actual experiments with transformer substation indicate that, maximum of reading error is as low as 1.82%. The proposed method can obtain accurate and stable performance with multiple kinds of meters in complicated background, which meets the demand of practical application in transformer substation.

Keywords: pointer-type meter; detection and recognition; convolutional neural network; computer vision

0 引 言

变电站中存在大量仪表用来监测变电设备的工作状

态。由于复杂的电磁环境,变电站中的仪表几乎全部为模拟式而非数字式仪表^[1-2],因而仪表的读数工作需要人工完成。人工读表工作耗费大量的人力劳动,且读表结果的精度低、效率低并易受雨雪风沙等环境因素的干

扰^[3],不利于变电站的自动化与高效管理。因此,研究一种快速、准确、鲁棒性强的指针式模拟仪表自动检测与识别方法具有十分重要的意义^[4-5]。

针对变电站仪表自动检测与识别问题,研究人员先后从不同角度提出一系列方法。宋伟等人^[6]提出一种基于指针区域的仪表读数识别方法,通过高斯型同态滤波器增强仪表图像对不同光照条件的适应性;文献[7]提出了一种基于镜像投影和 Bresenham 直线算法的无须图像分割的方法来实现指针式模拟仪表的自动检测与识别;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、表盘干扰以及拍摄角度等干扰具有较好鲁棒性;Yang Z 等人^[9]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(circle-based regional-cumulative histogram, CRH)的方法来精确定位指针位置;Chi J 等人^[10]采用了由粗到细的策略,先后通过区域增长方法、边界检测与校正以及指针检测与校正等步骤来实现仪表识别。

然而目前针对指针式仪表自动检测与识别的研究大多基于预先获取到的仪表图像,这些图像中仪表目标较大且位置居中,仪表表盘与相机平面平行,称之为高质量图像。为了获取这类高质量图像,需要进行大量前期仪表目标的记录与相机精细的标定工作。每次变电站的仪表位置发生变化都需要重新进行测量与标定。这类方法普适性、稳定性与效率较差,难以满足变电站的实际使用要求。

为解决上述问题,提出了一种基于计算机视觉的变电站环境下指针式仪表自动检测与识别方法,由仪表自动检测、仪表目标定位、仪表图像消畸变和仪表读数识别四部分组成。该方法可自动检测仪表目标位置,并根据检测结果调整相机的状态,不依赖于预先获取的高质量图像,可通过目标检测、定位与畸变消除主动获取高质量图像,避免了前期复杂的仪表位置测量与相机标定工作,可以在不同变电站中方便的迁移部署,满足实际应用的需求。变电站环境下的实际测试实验结果验证了提出方法的有效性与稳定性。

1 仪表特点与方法流程

1.1 变电站仪表特点

变电站中的仪表大多为圆形指针式且垂直固定安装于开阔地带的一定高度处,仪表前方无障碍物遮挡视野。为防止近距离高压电带来的危险,仪表安装位置与读表位置相隔较远,一般相距 3 ~ 10 m。变电站中有供行人或自动巡检平台通行的平直道路,仪表表盘大多与路面平行。图 1 所示为典型变电站环境。



图 1 典型变电站环境

Fig. 1 Typical environment of transformer substation

1.2 仪表检测与识别方法流程

提出的仪表自动检测与识别方法工作流程如下:变电站自动巡检平台进入仪表检测与识别工作模式后,相机获取当前视野图像,通过基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[11]的仪表目标检测模块从复杂的背景中检测仪表目标的位置。根据检测结果计算相机所需的位置及缩放倍数调整量,使得仪表目标位于视野中央且占比较大,完成目标定位。通过透视变换消除表面角度倾斜造成的仪表图像畸变,得到仪表的高质量图像。对仪表高质量图像进行降噪、图像增强、灰度化等预处理后,通过霍夫变换^[12]检测表盘与指针,计算指针在表盘中与零刻线的夹角,根据角度量程和读数量程换算最终得到仪表读数结果。仪表自动检测与识别方法工作流程如图 2 所示。

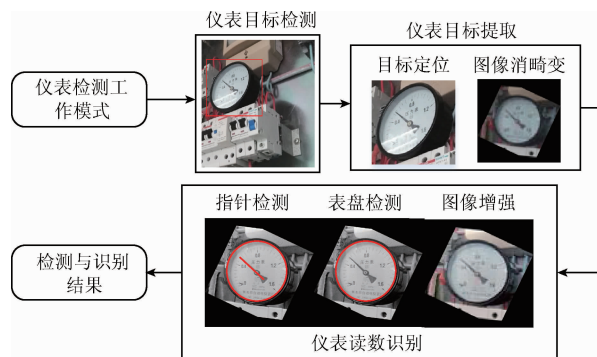


图 2 仪表检测与识别工作流程

Fig. 2 Work flow chart of meter detection and recognition

2 仪表检测与识别方法

提出的仪表检测与识别方法由仪表自动检测、仪表目标定位、仪表图像消畸变和仪表读数识别 4 个部分组成。

2.1 仪表自动检测

仪表自动检测模块的任务为在当前摄像机的视野下自动检测到仪表的目标位置,并用目标框将其从背景中标记出来。这类目标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的检测出来。传统的基于模板匹配与人工设计特征选择的检测方法往往针对一些特定场景下的固定类别仪表检测具有较好的效果,但是难以迁移到不同场景下的多类仪表检测问题中去。

近年来深度学习在自然语言处理、模式识别、图像分类、图像分割以及目标检测等众多领域取得了一系列突破性成果^[13-14]。CNN 通过模拟人类视觉神经细胞对图像的处理方法,采用卷积操作、局部感受野以及权值共享等方法,适用于处理图像分类、图像分割以及目标检测等计算机视觉问题。采用卷积神经网络作为仪表目标检测模块的模型框架,在单次多包围框检测器(single shot detector, SSD)^[15]模型的基础上加以改进以适用于仪表类目标的检测。

2.1.1 卷积神经网络

针对计算机视觉问题,与全连接神经网络(fully-connected neural network, FNN)^[14]不同, CNN 的输入不需要进行前处理与特征提取,原始图像可直接作为其输入。CNN 的输出可根据具体任务类别进行设置,当处理图像分类问题时网络的输出为不同类别的概率值;当处理目标检测任务时网络的输出为目标包围框与对应的概率值。卷积神经网络主要由卷积层、池化层(下采样层)与全连接层等典型结构组成。

卷积层对输入图像的像素进行卷积运算,获得输入图像的不同层次特征。一般浅层卷积可提取图像的轮廓、颜色、边角等浅层特征。深层卷积可提取图像的抽象特征与组合特征。卷积层的输出为该层所有输入的卷积组合,每一种卷积核对应一种输出。第 i 层的第 j 个输出特征图中,位于 m 行 n 列的特征值 x_{ij}^{mn} 计算如下式:

$$x_{ij}^{mn} = f(b_{ij} + \sum_{p=0}^{P_i-1} \sum_{q=0}^{Q_j-1} \omega_{ij}^{mn} \cdot x_{i-1}^{(m+p)(n+q)}) \quad (1)$$

式中: $f(\cdot)$ 为非线性激活函数,如 sigmoid 函数或 ReLU 函数^[16], b_{ij} 为对应层的偏置值, P_i 和 Q_j 分别为该层卷积核的高与宽, ω_{ij}^{mn} 为 m 行 n 列位置元素与第 i 层的第 j 个输出特征图之间的权值。假设卷积核维度为 2×2 , 该卷积操作输入为 5 个特征图, 该层有 4 种不同的卷积核, 因此输出为 4 个特征图, 图 3 所示为卷积运算示意图。

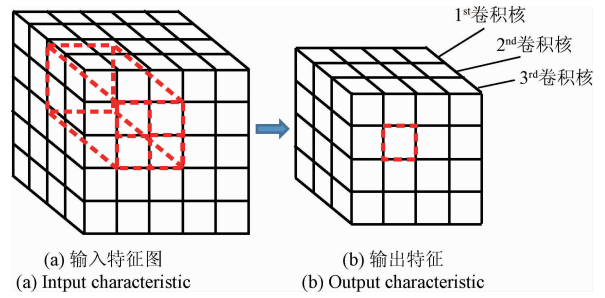


图 3 卷积运算示意图

Fig. 3 Denotation of convolution operation

池化层用来降低特征图的维度,减少网络整体运算量。网络第 $i-1$ 层的第 1 个特征图经过池化运算的输出 x_i^l 由下式计算:

$$x_i^l = f(b_i^l + \omega_i^l \cdot \text{down}(x_{i-1}^{l-1})) \quad (2)$$

式中: b_i^l 为该池化层的偏置值, ω_i^l 为该池化层的权值, $\text{down}(\cdot)$ 为下采样函数,常见的下采样方法有最大值采样和平均值采样。最大值采样即选择池化核内所有元素的最大值作为采样结果,平均值采样即选择池化核内所有元素的平均值作为采样结果。假设池化核维度为 2×2 , 图 4 所示为池化运算示意图。

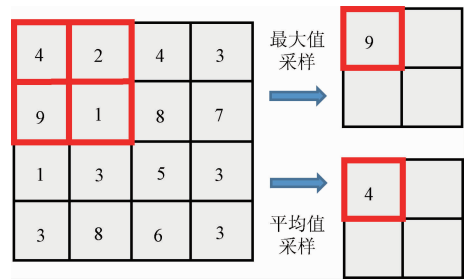


图 4 池化运算示意图

Fig. 4 Denotation of pooling operation

全连接层的每个输出元素都受到该层所有输入元素的影响,这样的运算层具有很强的表达能力。但是由于其计算量很大,因此过多的全连接层将会限制神经网络的规模。在处理计算机视觉问题时,特征提取环节主要通过卷积层实现,少量参与最终决策的运算层会采用全连接的结构,比如图像分类问题中的概率输出层。网络全连接运算后,第 $i+1$ 层第 1 个元素值可由下式计算:

$$x_{i+1}^l = \sum_{k=0}^K (\omega_i^{kl} \cdot x_i^k) \quad (3)$$

式中: ω_i^{kl} 为第 i 层第 k 个元素与第 $i+1$ 层第 l 个元素连接的权值, K 为第 i 层神经元数目。假设输入层有 4 个元素,输出层有 5 个元素,图 5 所示为全连接运算示意图。

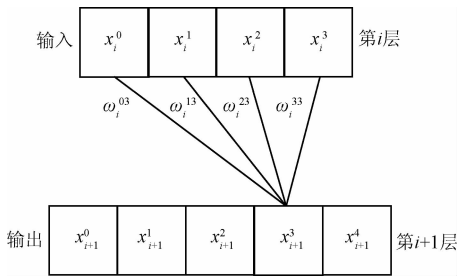


图5 全连接运算示意图

Fig. 5 Denotation of fully connection operation

2.1.2 仪表目标检测模型结构

仪表目标检测模型网络主要由特征提取部分、特征融合部分、原始包围框生成部分以及卷积预测器部分组成,具体如图6所示。网络的输入为规整到尺寸为 300×300 的待检图像,输出为该图像上所有可能有仪表目标的包围框以及对应的概率值。概率越高,代表该包围框内的目标为仪表目标的可能性越大。

特征提取部分对图像像素进行卷积运算,提取输入图像的特征,形成大量原始图像的多维度特征。这部分包含9个不同参数的卷积层,最终可将维度为 300×300 的原始图像转化为 1×1 的特征图,各卷积层参数如表1所示。

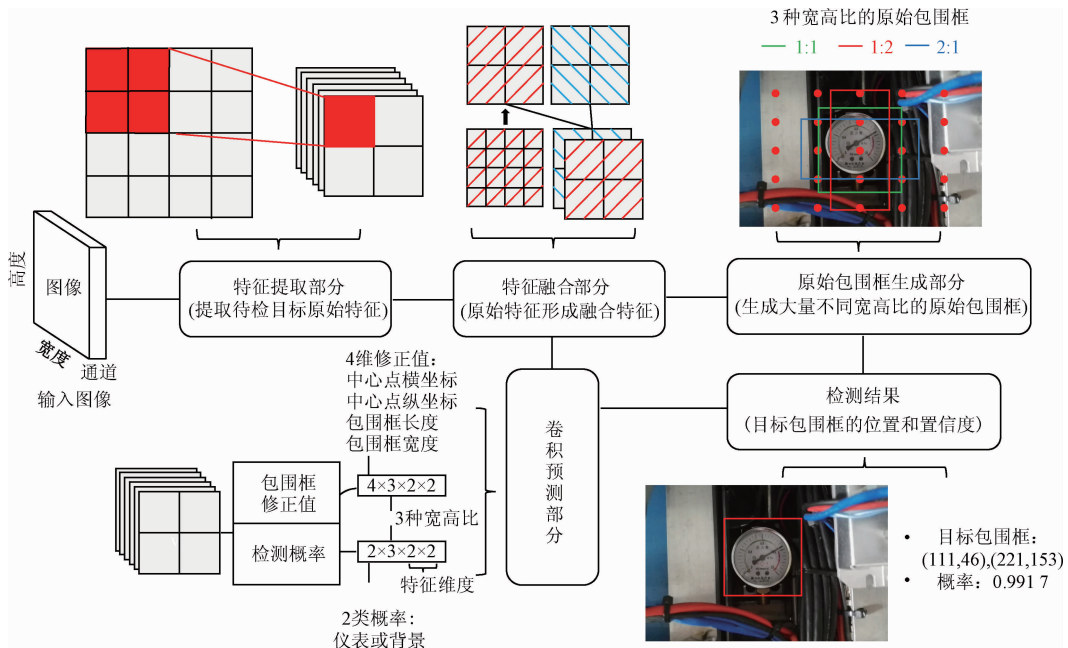


图6 仪表检测网络结构

Fig. 6 Structure of meter detection network

表1 特征提取部分卷积层参数

Table 1 Parameters of convolutional layers in feature extraction part

| 卷积层名称 | 参数(卷积核尺寸与个数) | 卷积层名称 | 参数(卷积核尺寸与个数) |
|-------|-------------------|-------|-------------------|
| Conv1 | $3 \times 3, 64$ | Conv6 | $3 \times 3, 512$ |
| Conv2 | $3 \times 3, 128$ | Conv7 | $3 \times 3, 256$ |
| Conv3 | $3 \times 3, 256$ | Conv8 | $3 \times 3, 128$ |
| Conv4 | $3 \times 3, 512$ | Conv9 | $3 \times 3, 64$ |
| Conv5 | $3 \times 3, 512$ | | |

特征融合部分将浅层特征下采样以降低其维度并与深层特征融合形成融合特征,以提高检测算法的准确性与鲁棒性。融合特征一半特征来自于浅层特征,另一半

特征来自于深层特征。为避免相邻特征层相关性较大影响融合多样性,特征融合均选择隔层融合的方式。各层之间的融合规则如表2所示。

表2 卷积层融合规则

Table 2 Combination rules of convolutional layers

| 融合层名称 | 融合规则 |
|----------------|---------------|
| Combined_Conv4 | Conv3 + Conv5 |
| Combined_Conv5 | Conv4 + Conv6 |
| Combined_Conv6 | Conv5 + Conv7 |
| Combined_Conv7 | Conv6 + Conv8 |
| Combined_Conv8 | Conv7 + Conv9 |
| Combined_Conv9 | Conv8 + Conv9 |

原始包围框生成部分在不同层次特征图的每个元素位置上生成大量不同尺度的原始包围框, 用作预测修正值的基础; 最后通过卷积预测器部分预测每个原始包围框的修正值及其中包含待检目标的概率。

模型结构定义完成后, 通过大量已经标记好仪表目标的图片进行端到端的训练, 更新模型中各层的权值。训练完成后模型可用于对新图像中仪表目标的预测。

2.2 仪表目标定位

自动检测模块获取到仪表目标在当前视野下的位置后, 需将其从背景中提取出来。仪表目标定位模块可以在自动检测结果的基础上调整相机的位置与缩放倍数, 获得仪表目标的放大、居中图像。该模块的工作流程如图 7 所示。首先根据自动检测结果中仪表包围框调整相机的位置, 使得仪表目标位于视野中央。然后根据尺寸比例关系调整相机缩放倍数, 使得仪表目标在当前视野中占比较大。

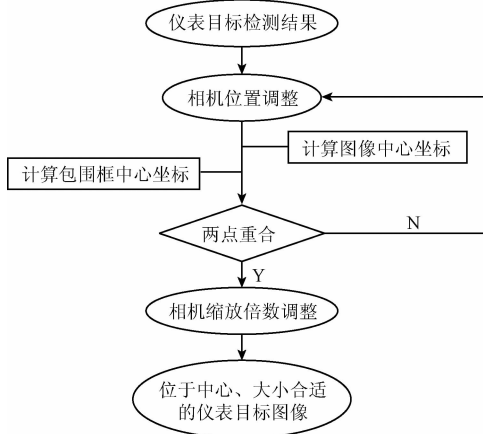


图 7 仪表目标定位流程

Fig. 7 Flowchart of localization of meter target

当待检目标位置较偏时, 调整相机位置使其位于视野中央。记 W, H 分别为图像的宽与高, w, h 为检测包围框的宽与高, w_c, h_c 为包围框左上顶点的坐标值。图像中心点坐标 (X_c, Y_c) 与包围框中心点坐标 (x_c, y_c) 分别如下式计算:

$$\begin{cases} X_c = \frac{W}{2}, Y_c = \frac{H}{2} \\ x_c = w_c + \frac{w}{2}, y_c = h_c + \frac{h}{2} \end{cases} \quad (4)$$

当图像中心点坐标与包围框中心点坐标不重合时, 根据二者位置关系调整摄像机的位置, 直至二者重合。仪表目标调整至视野中央后, 根据仪表的包围框面积、视野面积与目标占比计算相机的缩放倍数。记理想目标占比为 α , 仪表包围框面积为 S_1 , 视野面积为 S_2 , 则相机的线缩放系数 θ 计算如下:

$$\theta = \sqrt{\frac{\alpha \cdot S_2}{S_1}} \quad (5)$$

2.3 仪表图像畸变消除

经过仪表目标检测与定位后获得的待检仪表图像中, 仪表表盘平面与相机平面可能存在一定角度的偏差。当仪表表盘与相机平面平行时表盘成像为圆形, 可获得待检仪表正面图像。当仪表表盘与相机平面不平时表盘成像为椭圆形, 且椭圆形长轴与短轴相差越大, 表盘倾斜角度越大, 此时待检仪表图像为畸变图像。通过透视变换^[17]对畸变图像进行处理, 将其修正为正面视角图像以减小读数误差。

透视变换可将图像从当前视平面投影至新的视平面, 达到改变图像成像细节的目的, 其变换规则如下式:

$$(x, y, w') = (u, v, w) \cdot \mathbf{T} = (u, v, w) \cdot \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$(X, Y) = \left(\frac{x}{w'}, \frac{y}{w'} \right) \quad (7)$$

$$(U, V) = \left(\frac{u}{w}, \frac{v}{w} \right) \quad (8)$$

式中: (U, V) 原图中某点的坐标, (X, Y) 是该点在变换后视平面中的坐标, (u, v, w) 与 (x, y, w') 分别为 (U, V) 与 (X, Y) 的齐次坐标系表达式, w 与 w' 取 1。 \mathbf{T} 为原视平面至新视平面间的转移矩阵, 该矩阵可通过两个视平面中 4 个不同点的对应坐标值唯一确定^[18]。选择椭圆表盘的长短轴端点作为变换矩阵的计算依据以实现表盘视角修正, 如图 8 所示。

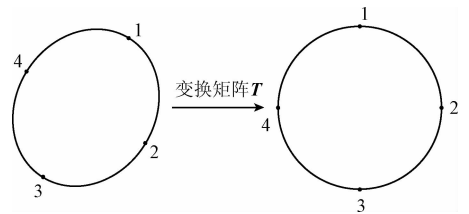


图 8 仪表表盘透视变换

Fig. 8 Perspective transform of meter dial

2.4 仪表读数识别

经过目标检测、目标定位与图像畸变消除后得到待检仪表的高质量图像, 进行图像预处理、表盘检测、指针检测与刻度对应即可完成仪表读数识别任务。预处理阶段对图像进行双边滤波, 消除图像噪声的同时尽量保留图像的边缘轮廓^[19]。为改善过曝、低照度等不良条件下的仪表成像效果, 通过带色彩恢复的多尺度视网膜增强算法 (multi-scale retinex with color restore, MSRCR)^[20]对双边滤波后的图像进行增强处理。为减

少后续图像处理的计算量,将三通道彩色图像转换为单通道灰度图。

经过图像预处理得到尺寸适中、轮廓清晰的待检图像灰度图,通过 Hough 变换检测图像中的圆形轮廓作为表盘检测结果。图像坐标系中圆的方程为:

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (9)$$

式中: (a, b) 为圆心, r 为半径。一组 (a, b, r) 参数在 (a, b, r) 参数空间构成了一个圆锥面。多个圆锥面的公共点代表图像空间的一个圆。对图像空间内的所有像素点的搜索,完成对图像中圆的检测。

仪表指针检测可通过对仪表图像的 Hough 直线检测实现。类似于圆检测, Hough 直线检测可将图像坐标系中的像素点变换至 (k, b) 参数空间的一条直线,其中 k 为直线的斜率, b 为直线的截距。 (k, b) 参数空间内若干直线的公共点代表图像空间的一条直线。对图像空间内的所有像素点的搜索,完成对图像中直线的检测。获得指针检测结果后可计算得到指针与仪表零刻线的夹角,再根据仪表角度量程以及读数量程,通过等比例换算得到当前仪表的读数。

3 实验及结果分析

3.1 实验测试平台

选择中国北方车辆研究所研发的变电站自动巡检机器人作为自动巡检平台,如图 9 所示,其型号为 Substation Patrol-Bot II^[21]。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 x 轴与 z 轴转动,机器人底盘的 4 个移动轮可带动整车实现地面内平移。巡检机器人将采集到的仪表图像传输至内部工控机进行处理,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。

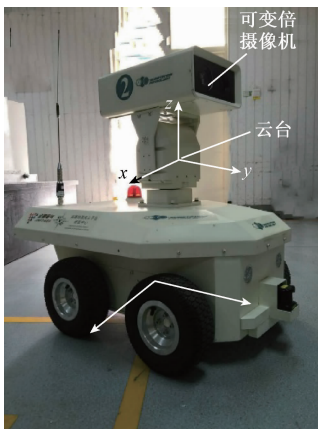


图9 测试自动巡检平台

Fig. 9 Automatic inspection platform for test

3.2 仪表检测与识别方法测试

3.2.1 仪表目标检测模块测试

在模拟变电站与实际变电站环境下拍摄大量不同分辨率、宽高比、放大倍数、光照条件下的图像,通过目标检测模块检测仪表目标。表 3 所示为随机选取的 1 500 张测试图片在不同置信度阈值下的测试结果,其中每张测试图片中有且仅有一个仪表目标。图 10 所示为部分检测结果。当置信度阈值较低时仪表目标的漏检率很低,但会出现少量误检;当置信度阈值较高时仪表的误检率很低,但会出现少量漏检。当置信度阈值为 0.07 或 0.1 时,提出方法的仪表漏检率为 0,误检率仅为 0.2%。当置信度阈值为 0.2 时,提出方法的仪表误检率为 0,漏检率仅为 0.53%。从测试结果来看,仪表目标检测模块能够在多种环境下准确的检测到仪表目标,具有很强的准确性和鲁棒性。

表3 仪表目标检测模块测试结果

Table 3 Test results of meter target detection module

| 置信度 阈值 | 正检 仪表数 | 误检 仪表数 | 漏检 仪表数 | 误检率/ % | 漏检率/ % |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 0.01 | 1 500 | 54 | 0 | 3.6 | 0 |
| 0.03 | 1 500 | 13 | 0 | 0.87 | 0 |
| 0.05 | 1 500 | 6 | 0 | 0.4 | 0 |
| 0.07 | 1 500 | 3 | 0 | 0.2 | 0 |
| 0.1 | 1 500 | 3 | 0 | 0.2 | 0 |
| 0.2 | 1 492 | 0 | 8 | 0 | 0.53 |
| 0.3 | 1 486 | 0 | 14 | 0 | 0.93 |

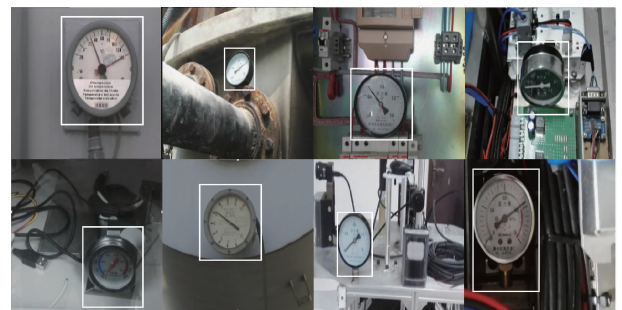


图10 部分仪表目标检测结果

Fig. 10 Some results of meter target detection

3.2.2 仪表目标定位模块测试

仪表目标定位测试实验中,巡检机器人沿变电站平直道路缓速前进,同时相机旋转 90° 进行仪表检测,检测到仪表目标后进行仪表目标定位,具体如图 11 所示。通过机器人沿道路前进或后退实现仪表目标在相机视野中的横向移动,通过云台绕 x 轴的俯仰转动实现仪表目标在相机视野中的竖向移动,仪表包围框移动至视野中央

后进行相机变倍。受限于机器人运动控制精度, 相机变倍后仪表目标可能距离视野中央产生少量偏差, 此时通过云台绕 z 、 x 轴的微小转动实现仪表目标的横向、纵向微调。由于巡检机器人与待检仪表相距较远, 因此通过云台旋转造成相机平面与仪表平面的不平行度较小, 不会造成较大的仪表图像畸变。

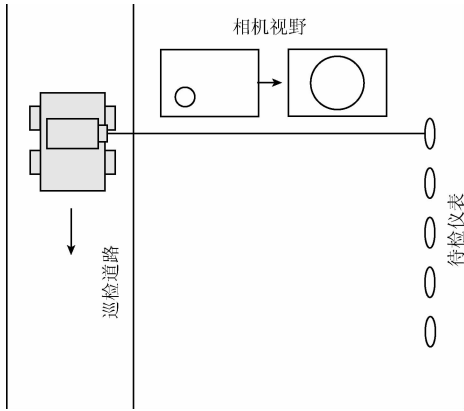


图 11 仪表目标定位测试示意图

Fig. 11 Illustration of meter target localization process

图 12 所示为仪表目标定位模块测试结果图。图 12(a) 所示为仪表目标检测结果, 仪表目标包围框中心点坐标为 (200, 226), 图像中心点坐标为 (320, 180), 包围框的宽高分别为 174、172。图 12(b) 所示为经过相机位置调整后视野图, 其中待检仪表目标包围框中心与图像中心重合, 仪表位于当前视野中央。图 12(c) 所示为相机经过缩放倍数调整后的视野图, 其中待检仪表目标包围框的宽高分别为 302、297。待检仪表目标的图像面积占比由图 12(a) 中的 0.139 9 提高至图 12(c) 中的 0.389 3。

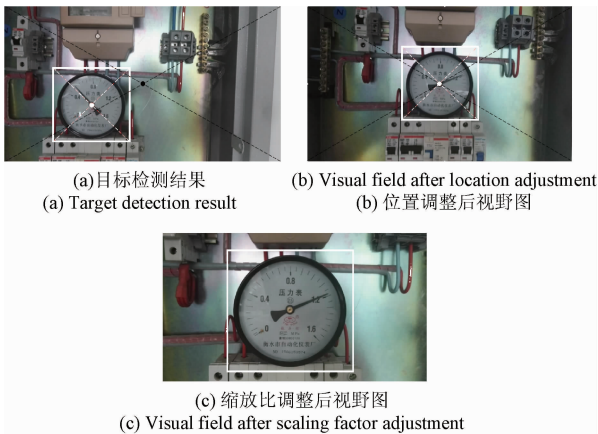


图 12 仪表目标定位测试结果

Fig. 12 Test results of meter target localization

3.2.3 仪表图像消畸变模块测试

仪表表盘平面与相机平面角度偏差越小, 通过透视

变换消除图像畸变的误差越小。变电站中仪表的表盘大多与巡检机器人通行的路面平行且距离较远, 因此巡检机器人完成仪表目标定位后, 仪表表盘平面与相机平面偏角较小, 采用透视变换进行图像消畸变效果较好。

图 13 所示为仪表图像消畸变测试。图 13(a) 所示为目标定位模块得到的仪表目标图像, 据此检测出仪表表盘轮廓的椭圆。首先对图 13(a) 进行双边滤波以增强图像的边缘信息, 然后进行 Canny 边缘检测^[22], 得到仪表目标的边缘(见图 13(b))。由于 Canny 边缘检测结果中产生了很多非表盘轮廓的干扰边缘, 需对边缘检测结果施加约束条件以过滤掉干扰项。首先仪表表盘轮廓应为闭合曲线, 据此过滤掉边缘检测结果中的所有非闭合边缘。另外经过目标检测模块后, 用作表盘椭圆方程拟合的图像中仪表目标占比较大, 据此过滤掉尺寸较小的边缘。仅保留高度不小于图像高度 1/2 且宽度不小于图像宽度 1/2 的边缘。经过以上两个约束条件筛选后, 可得到表盘的椭圆轮廓(见图 13(c)), 并拟合出该椭圆的长轴和短轴。图 13(d) 所示为透视变换后的仪表消畸变图, 由于透视变换后表盘倾斜, 需通过透视变换输入图像的竖直标记线(图 13(c) 中白色虚线)与透视变换后对应虚线的角度差旋转透视输出图, 得到透视变换后的正立图像(见图 13(e))。

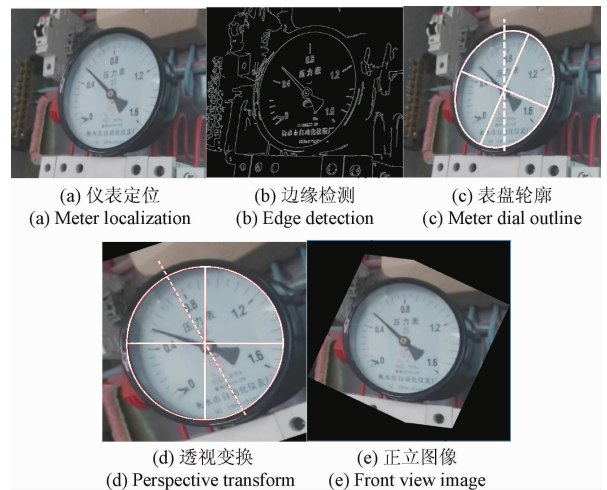


图 13 仪表图像消畸变测试结果

Fig. 13 Test results of meter image distortion revision

3.2.4 仪表读数识别模块测试

图 14 所示为仪表读数识别模块测试结果, 其中图 14(a) 所示为经过透视变换得到的仪表正立图像, 图 14(b) 所示为 MSRCR 增强后的图像, 图 14(c) 所示为表盘检测结果, 图 14(d) 所示为指针检测结果。统计 20 次仪表读数识别结果, 如表 4 所示。测试结果表明, MSRCR 图像增强对于改善低照度、过曝等模糊条件下的仪表识别起到关键作用。表盘检测与指针检测不依赖于图像整体成像质量, 取决于表盘与指针的边界轮廓, 其检

测准确度直接影响最终读数精度。本文方法对于不同光照、清晰度图像具有稳定的识别能力,测试最大读数误差为 1.822 66%,具有较强的稳定性和准确性。

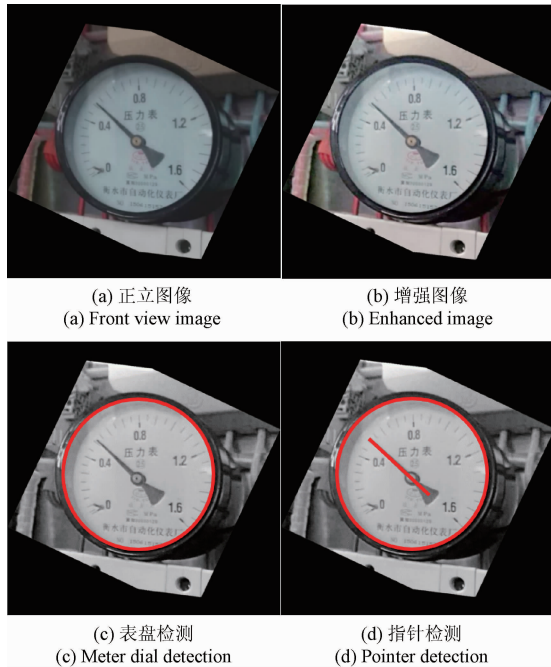


图 14 读数识别测试结果

Fig. 14 Test results of reading recognition

表 4 20 次仪表读数识别测试结果

Table 4 Reading recognition results of 20 tests

| 测试编号 | 读数真值 | 读数检测值 | 相对误差/% |
|------|--------|-------|-----------|
| 1 | 1.993 | 2.03 | 1.822 66 |
| 2 | 7.111 | 7.21 | 1.373 093 |
| 3 | 1.549 | 1.54 | 0.584 416 |
| 4 | 0.461 | 0.46 | 0.217 391 |
| 5 | 10.267 | 10.3 | 0.320 388 |
| 6 | 5.133 | 5.1 | 0.647 059 |
| 7 | 22.102 | 22 | 0.463 636 |
| 8 | 0.167 | 0.17 | 1.764 706 |
| 9 | 2.668 | 2.7 | 1.185 185 |
| 10 | 10.429 | 10.44 | 0.105 364 |
| 11 | 8.148 | 8.14 | 0.098 28 |
| 12 | 0.352 | 0.35 | 0.571 429 |
| 13 | 5.409 | 5.4 | 0.166 667 |
| 14 | 2.556 | 2.6 | 1.692 308 |
| 15 | 13.137 | 13.14 | 0.022 831 |
| 16 | 3.132 | 3.13 | 0.063 898 |
| 17 | 9.971 | 9.95 | 0.211 055 |
| 18 | 2.588 | 2.6 | 0.461 538 |
| 19 | 0.839 | 0.84 | 0.119 048 |
| 20 | 1.151 | 1.15 | 0.086 957 |

4 结 论

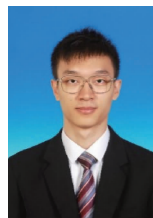
本文提出了一种应用于变电站环境的指针式仪表自动检测与识别方法,由仪表自动检测、仪表目标定位、图像畸变和仪表读数识别 4 个部分组成。该方法可自动检测相机视野中的仪表目标,计算其距离视野中央的位置偏离值与图像占比,据此调整相机位置和缩放倍数,并通过透视变换消除表盘平面与相机平面偏差造成的仪表图像畸变。获得仪表目标高质量图像后,通过图像预处理、表盘检测、指针检测与刻度对应等步骤识别仪表最终读数。提出的方法不依赖于预先获取的高质量图像,避免了前期复杂的仪表位置标定工作,可以在不同变电站中方便的迁移部署,满足实际应用的需求。测试实验结果表明,提出的方法对于变电站环境下的指针式仪表检测与识别具有良好的稳定性与鲁棒性。另外,如何将算法步骤精简以降低其对硬件计算资源的要求,提升其嵌入式系统部署能力,将是本文后续重点研究内容。

参考文献

- [1] 万保权, 谢辉春, 樊亮, 等. 特高压变电站的电磁环境及电晕控制措施[J]. 高电压技术, 2010, 36(1): 109-115.
WAN B Q, XIE H CH, FAN L, et al. Electromagnetic environment and corona control measures of UHV substation [J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(1):109-115.
- [2] 周冰航, 周有庆, 刘敏. 变电站微机保护装置的电磁兼容研究[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(10):1-4.
ZHOU B H, ZHOU Y Q, LIU M. Research on the EMC of microprocessor-based protection for substation [J]. Relay, 2008, 36(10): 1-4.
- [3] 何永祥. 数字化变电站技术在西昌电网中的应用及其关键技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2009, 28(2):42-45.
HE Y X. Application and key technology of digital substation in XiChang power grid[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2009, 28(2):42-45.
- [4] YUE X F, MIN Z, ZHOU X D, et al. The research on auto-recognition method for analogy measuring instruments[C]. International Conference on Computer, mechatronics, Control and Electronic Engineering, 2010: 207-210.
- [5] 刘志平. 检测仪表中粗大误差的剔除分析[J]. 电子测量技术, 2009, 32(11):55-57.
LIU ZH P. Treatment analysis of rough error about measurement instrument [J]. Electronic Measurement Technology, 2009, 32(11):55-57.
- [6] 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(12): 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(12): 50-58.
- [7] BELAN P A, ARAUJO S A, LIBRANTZ A F H. Segmentation-free approaches of computer vision for automatic calibration of digital and analog instruments[J]. Measurement, 2013, 46(1): 177-184.
- [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.
- XU L, SHI W, FANG T. Pointer meter reading recognition system used in patrol robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7): 1783-1791.
- [9] 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, 2014: 780-783.
- [10] CHI J, LIU L, LIU J, et al. Machine vision based automatic detection method of indicating values of a pointer gauge [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015(3): 1-19.
- [11] JIA Y, SHELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding[C]. ACM International Conference on Multimedia, 2014: 675-678.
- [12] 黄永林, 叶玉堂, 陈镇龙, 等. 一种新的快速 Hough 变换圆检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(9): 837-841.
- HUANG Y L, YE Y T, CHEN ZH L, et al. New method of fast Hough transform for circle detection[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2010, 24(9): 837-841.
- [13] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [14] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. Neural Networks, 2015, 61(C): 85-117.
- [15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [16] 张智明, 张仁杰. 神经网络激活函数及其导数的 FPGA 实现 [J]. 现代电子技术, 2008, 31(18): 139-142.
- ZHANG ZH M, ZHANG R J. Implementation of activation function and its derivative for neural networks based on FPGA [J]. Modern Electronics Technique, 2008, 31(18): 139-142.
- [17] KIM Y J, LEE J Y. Algorithm of a perspective transform-Based PDF417 barcode recognition [J]. Wireless Personal Communications, 2016, 89(3): 893-911.
- [18] LIU Z, WANG S, DING X. ROI perspective transform based road marking detection and recognition[C]. IEEE International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP), 2012: 841-846.
- [19] 刘峰, 沈同圣, 马新星. 交叉双边滤波和视觉权重信息的图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 1005-1013.
- LIU F, SHEN T SH, MA X X. Image fusion via cross bilateral filter and visual weight information[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 1005-1013.
- [20] 冯亚丽, 黄静. 一种新的基于 MSRRCR 光照补偿算法[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(9): 187-191.
- FENG Y L, HUANG J. Light compensation algorithm based on MSRRCR [J]. Computer Systems & Applications, 2012, 21(9): 187-191.
- [21] SU B, ZHANG H J, MENG H, et al. Development and implementation of a robotic inspection system for power substations [J]. Industrial Robot: An International Journal, 2017, 44(3): 333-342.
- [22] 李滚, 严发宝, 苏艳蕊, 等. 基于 CANNY 算子的自适应双阈值油罐油位红外成像检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(9): 44-50.
- LI G, YAN F B, SU Y R, et al. Detection of IR imaging of auto-adaptive double-threshold tanks' level based on Canny operator[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2009, 23(9): 44-50.

作者简介



邢浩强(通讯作者), 2015 年于清华大学获得学士学位, 现为中国北方车辆研究所硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉与模式识别。

E-mail: 1274230743@qq.com

Xing Haoqiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Tsinghua University in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in China North Vehicle research institute. His main research interests include computer vision and pattern recognition.



杜志岐, 1985 年于华南理工大学获得学士学位, 1988 年于吉林工业大学获得硕士学位, 现为中国北方车辆研究所研究员, 主要研究方向为无人驾驶汽车与智能控制。

E-mail: duzhiqi@sina.com

Du Zhiqi received his B. Sc. degree from South China University of Technology in 1988, and received his M. Sc. degree from Jilin University of Technology in 1988. Now he is a researcher in China North Vehicle Research Institute. His main research interests include unmanned vehicle and intelligent control.