

基于深度学习的指针式仪表自动读数系统研究

马羚凯 刘建国 吴华兵 向贤兵

重庆电力高等专科学校 重庆市 40005

摘要: 本文研究了基于深度学习的指针式仪表自动读数系统。指针式仪表在工业领域中至关重要,但传统读数方法受环境和主观因素影响。指针式仪表读数研究包括传统图像处理和基于深度学习的方法,本文在基于目标检测模型对仪表示数识别并定位的基础上,使用 DeepLabv3+ 语义分割模型检测仪表刻度与指针像素区域,模型在测试集数据集上达到了 80.74 的 MIOU 值。通过数字图像处理技术整合目标检测与语义分割结果,实现了指针式仪表的自动读数。

关键词: 指针式仪表;深度学习;语义分割

指针式仪表是工业生产过程中扮演着至关重要的角色,是监控和控制生产流程不可或缺的工具。指针式仪表能通过指针在刻度盘上的位置来直观显示各种工艺参数,不仅具有读数直观的优点,而且在恶劣的工业环境中也具有较高的环境适应性和抗干扰能力,能保持稳定的工作性能。这使得指针式仪表在石油、化工、电力、冶金等重工业领域得到了广泛的应用。指针式仪表读数的读取工作通常是由经验丰富的人员来完成,但容易受到环境因素、主观心理因素以及专业技能能力因素等方面的影响。因此,设计一套准确、客观的指针式仪表自动读数系统就显得尤为必要。

1. 研究现状

李洪梅^[1]通过传统数字图像处理方法提取指针式压力表中指针与刻度值位置信息,分割出数字字符传入 BP 神经网络进行分类识别,最终设计了一款指针式压力表的自动读数软件系统。文献为指针式仪表的读数提供了一套解决方案,但在不同环境下读数的鲁棒性依然存在问题。张志峰^[2]等通过传统数字图像处理方法在 HSV 彩色空间提取出指针式仪表刻度线区域,又基于最小外接矩形来定位位置,最后采用角度法进行读数识别。实验结果表明整体方案可以进行有效的读数识别,但在自动读数过程中需要依赖一定先验知识。

WANG LU 等^[3]选择 VGG16 为主干网络的 Faster R-CNN 目标模型对指针式仪表的区域进行检测,检测准确率达到 97.49%。对分割出的仪表图像使用 Hough 变换提取指针中心线并根据指针的偏转角度计算其读数,指针角度读取的

平均相对误差低于 1.354%。陈浩^[4]采用改进 YOLOv5 目标检测模型检测指针式仪表图像中的仪表本体、示数、指针、仪表生产厂家、刻度信息,同时采用 ResNet18 分类模型对指针式仪表的最大量程进行识读,设计了指针式仪表读数识别系统,在一定程度上解决了指针式仪表自动读数的问题。万吉林等^[5]采用 Faster R-CNN 目标检测模型首先检测仪表图像中的表盘、指针所在区域,并对仪表进行分类。采用语义分割网络 U-Net 结合仪表图像特点提取刻度线和指针区域。通过对比传统数字图像处理、机器学习方法,文章中提出的检测方法在指针式仪表自动读数的准确性和实用性取得明显提升。

综上所述,随着人工智能技术在数字图像处理领域的发展应用,关于指针式仪表的自动读数方法从传统的数字图像处理技术发展为以深度学习技术为代表的人工智能技术。在本文前续研究中,已通过搭建 Faster R-CNN 目标检测模型对指针式仪表盘中的示数、精度等级、单位进行定位识别,模型 mAP@0.5 为 94.37%,能实现对仪表盘中的信息进行有效整合。在此基础上,本文将研究基于 DeepLabv3+ 语义分割技术的指针式仪表刻度与指针区域的检测。此后将两个模型的输出结果进行整合,结合数字图像处理技术,设计基于深度学习技术的指针式仪表自动读数系统。整体方案如图 1 所示。

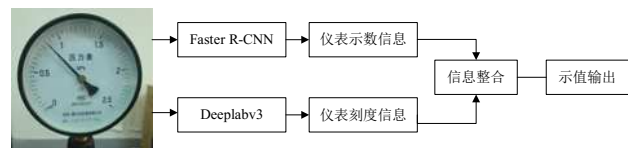


图 1 整体方案示意图

2. 材料与方方法

2.1 指针式仪表盘数据集

本文所使用的数据集由 4000 张在实验室环境下采集得到的指针式仪表盘图像组成。使用 Labelme 对数据集图像中的仪表刻度线和指针区域像素进行标注。部分图像标注结果如图 2 所示。

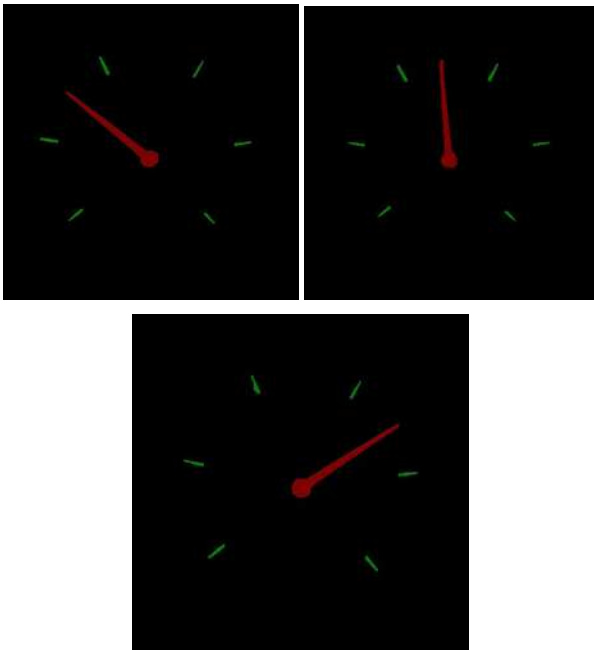


图 2 数据标注示例图

2.2 语义分割模型

DeepLabv3+ 语义分割模型是 2018 年由 Google 工作人员 Chen 等人提出^[6]，相较于 DeepLabv3 语义分割模型，引入了新的 Encoder-Decoder 架构，这种架构能够有效地整合全局信息和局部信息，从而提高语义分割的精度。此外，其加强特征提取网络（Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP）的改进使得模型能有效处理多尺度信息从而更好地理解图像中的内容。基于模型在 PASCAL VOC 2017 数据集上的强大的性能与泛化能力，同时不需要复杂的计算过程，因此该模型被广泛研究使用。DeepLabv3+ 语义分割模型整体结构如图 3 所示。

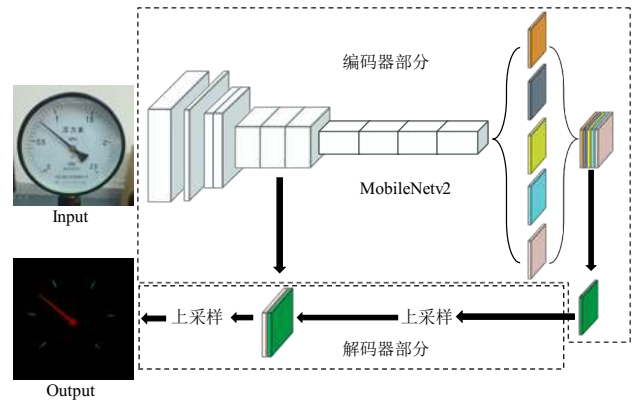


图 3 DeepLabv3+ 整体架构

2.2.1 模型编码器

DeepLabv3+ 语义分割模型中编码器部分的主要目的是提取图像特征、编码特征信息、处理多尺度问题以及提高计算效率。本文采用轻量级的 MobileNetV2 神经网络作为模型的主干特征提取网络。原始图像数据作为 MobileNetV2 的输入，在宽和高经过两次压缩后输出浅层有效特征层，该浅层有效特征层作为解码器的一部分输入；在宽和高经过四次压缩后输出深层有效特征层。该深层有效特征层随后会并行传入 ASPP 网络，通过不同尺度的空洞卷积与一个全局平均池化层来获取更丰富的语义信息。最后将 5 个输出的特征层进行堆叠，再采用 1×1 卷积调整通道后输入到解码器部分。

2.2.2 模型解码器

DeepLabv3+ 语义分割模型解码器首先接收编码器输出的浅层有效特征层，通过 1×1 卷积对其通道数进行调整后再与 ASPP 网络进行上采样后的输出沿通道堆叠，实现浅层特征与深层特征的融合。将融合的特征层再利用 3×3 卷积进行特征整合并将特征层通道数调整为 3。再经过一次上采样，将输出结果的宽和高调整为输入图像同样大小便可实现对图像每个像素点所属类别的判断。

3. 实验结果

3.1 模型预测结果

指针式仪表盘数据集为 VOC 格式，按 6:3:1 比例随机划分训练集、验证集、测试集数据大小。模型训练采用迁移学习的方式，其 MobileNetv2 主干网络的预训练权重是在 ImageNet 数据集上训练得到。模型初始训练速率设置为 $5e-4$ ，前 100 个 Epoch 为冻结训练阶段，后 100 个 Epoch 为

解冻训练阶段。训练结束后，模型在测试集数据上的 MIOU 值为 80.74。测试集部分图像输出预测结果如图 4 所示。



图 4 DeepLabv3+ 预测结果

3.2 信息处理与整合

在通过 DeepLabv3+ 语义分割模型预测出刻度与指针区域坐标后，为进一步提升读数准确度，采用数字图像处理技术，首先分别对预测出的刻度和指针区域进行全局阈值分割，得到更为准确的刻度和指针区域。再将得到的刻度和指针区域进行图像细化后，向仪表中心延长刻度区域直线，此时延长线与指针线的交点可近似为仪表中心。计算指针线与两侧刻度延长线之间的夹角，可采用角度法计算出当前指针的示数，计算公式如下：

$$V = (V_2 - V_1) \frac{\alpha}{\alpha + \beta} + V_1$$

式中， V 为计算出的仪表示数， V_1 和 V_2 分别为指针线两侧刻度延长线所指向的刻度值，其值大小可采用数字图像处理方法，根据目标检测模型定位出的示数坐标，判断与其最为相近的刻度区域坐标，分别对 V_1 和 V_2 进行赋值。 α 为指针线与左侧刻度延长线夹角， β 为指针线与右侧刻度延长线夹角。

指针式仪表自动读数系统效果测试如图 5 所示。

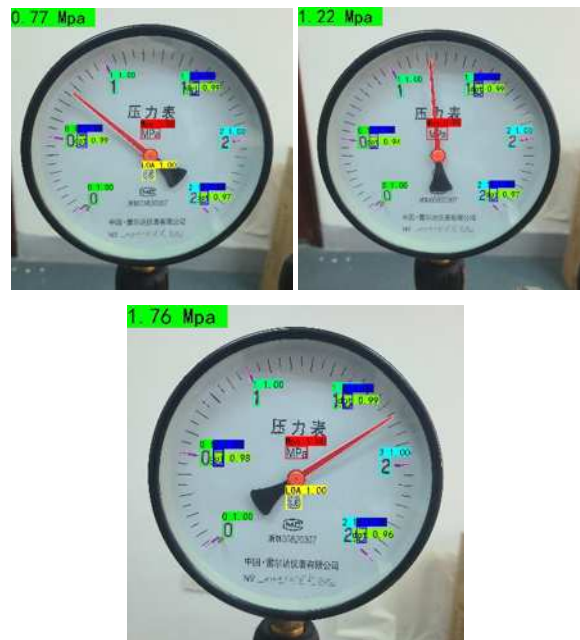


图 5 指针式仪表自动读数系统效果图

4. 总结与改进

本文基于深度学习技术，结合目标检测模型与语义分割模型，设计了指针式仪表自动读数系统。实验结果表明该研究设计思路可行，且对指针式仪表的示数自动读取取得较好的结果。

由于本文实验数据采集自室内实验室，图像质量较好，因此模型的精度并未受到太大影响。实验中发现少量由于指针式仪表表面污渍或曝光导致的未能准确读取到示数的样本，考虑到室外环境容易导致上述问题的出现，因此表明污渍的处理、图像曝光处理是提升检测准确度的一个关键因素。同时，对于倾斜成像较为严重的仪表，系统读数的误差较大，因此对于倾斜幅度过大的指针式仪表的读数将是下一步研究的重点。

参考文献：

- [1] 李洪梅. 热工仪表机器识别 [D]. 山东大学, 2006.
- [2] 张志锋, 王凤琴, 田二林, 等. 基于机器视觉的指针式仪表读数识别 [J]. 控制工程, 2020, 27(03): 581-586.
- [3] Wang L, Wang P, Wu L, et al. Computer Vision Based Automatic Recognition of Pointer Instruments: Data Set Optimization and Reading [J]. Entropy, 2021, 23(3): 272.
- [4] 陈浩. 基于机器视觉的指针式仪表读数识别研究 [D]. 江南大学, 2023.

[5] 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(08):3097-3105.

[6] Chen L C , Zhu Y , Papandreou G ,et al. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image

Segmentation[C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2018.

作者简介:

马羚凯 (1993-), 技师, 研究方向为模式识别技术。