

采用 Jetson 嵌入式平台的 LCD 仪表 数字识别方法研究

郭清达^{1,2}, 刘坚², 李健², 胡琨元^{1,2}, 于广平^{1,2†}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110017; 2. 广州工业智能研究院, 广东 广州 511458)

摘要:当前各行各业面临着数字化转型,亟需工厂各个环节设备的仪表数据进行全流程的感知,然而大量接口封闭和无数据接口的 LCD 数字仪表难以快速地获得数据。针对 LCD 仪表数字检测识别过程中的图像信息冗余、显示屏帧切换导致的数字重影和边缘侧快速部署需求,提出了一种采用 Jetson 嵌入式平台的 LCD 仪表数字识别方法。该方法通过设定感兴趣区域(Region of Interest, ROI)减少冗余信息,并结合帧间差分获得 ROI 阈值信息,过滤掉仪表重影图像,最后应用 PP-OCrv2 轻量化网络模型中的检测网络模型和识别网络模型。测试结果表明,在 Jetson 嵌入式平台部署程序,采用帧间差分法能够显著地过滤掉 LCD 仪表数字重影图像,获得稳定的仪表数值,其检测速度平均为 0.37 s,满足工厂场景实际需求。

关键词:数字仪表识别;帧间差分;深度网络模型;嵌入式平台

中图分类号:TP242.2

文献标识码:A

Research on Digital Recognition Method for LCD Meter Using Jetson Embedded Platform

GUO Qingda^{1,2}, LIU Jian², LI Jian², HU Kunyuan^{1,2}, YU Guangping^{1,2†}

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110017, China;

2. Guangzhou Institute of Industrial Intelligence, Guangzhou, Guangdong 511458, China)

Abstract: At present various industries are needing digital transformation and there is an urgent need for full process perception of meter data from various equipment in factories. However, a large number of LCD digital meter with closed interfaces and no data interfaces are difficult to quickly obtain data. Due to the redundancy of image information, digital ghosting caused by screen frame switching and rapid deployment requirements on the edge side, we proposed a digital recognition method for LCD meter using the Jetson embedded platform. The method reduces redundant information by setting regions of interest (ROI), and filters meter ghosting images by setting ROI threshold value obtained through interframe difference. Finally, detection network model and recognition network model in the PP-OCrv2 lightweight network model are applied. The test results show that the program is easily deployed on the Jetson embedded platform, filter out LCD meter digital ghosting images and obtain right meter display values. The digital recognition method has an average detection speed of 0.37 s and meet the actual needs of industry scenarios.

Key words: digital meter recognition; interframe difference method; deep neural network; embedded platform

近些年,随着物联网和工业互联网等技术的快速发展,各行各业构建了“云一边一端”架构的云平

台并融合新一代人工智能技术,实现企业数字化、网络化、智能化、绿色化发展^[1-3]。构建云平台的

基础是设备或工艺流程中设备参数,这些数据的深度挖掘可以感知、预测设备故障或者工艺状态。在离散或流程制造现场,通常部署大量的仪器仪表,实现设备或者工艺状态的监测控制。现场的各种仪表一般分为接口开放型、接口封闭型和无数据接口型。接口开放型仪表可通过各种通信协议进行网络协议转换,获得仪表数据并上传至云端;接口封闭型和无数据接口型仪表不能通过工业通信协议转换获得仪表数据,而计算机视觉和深度网络模型的发展为仪表数据图像识别获得提供了一种可行的解决方案。

仪表一般分为指针型和数字型仪表,而在数字型仪表中 LCD 仪表是较为常见的类型。由于仪表类型种类繁多,其解决方案也是各有不同。陈开峰等^[4]提出改进 YOLO-v5 的目标检测框架,针对数字仪表目标区域在整张图片大小不一致的情况,实现感兴趣区域的迭代目标检测方法。华泽玺等^[5]针对变电站场景中的数字仪表(7 段数字),提出了一种基于轻量级 YOLO-v4 模型的数字仪表检测识别方法,在不损失精度的情况下将模型压缩大约 5 倍。曾科等^[6]针对字符 3 和 7 误识别率高,提出了一种用倾斜直线代替传统的竖直直线的改进方法。杨鑫威等^[7]针对数字仪表图像中示数区域存在透视畸变的问题,提出一种基于八点回归的凸四边形示教区域拟合算法。祝长生等^[8]面向温湿度检定仪的数字识别提出了一种基于不变矩(Hu 矩与 Zernike 矩)信息融合的数字识别算法。寇文博等^[9]以数显式流量计仪表字符为研究对象,提出了一种改进 Transformer 模型的仪表字符识别算法。Karthick 等^[10]提出了面向电能仪表 7 段数字的 YUVA EB 数据集,涉及倾斜、模糊、白天和夜间等仪表图像,进一步地采用 MSER 和标记方法进行 OCR(Optical Character Recognition)仪表识别。这些方法皆面向固定场景或者特定对象的数字仪表识别,在 LCD 仪表数字中难以迁移应用。

多场景通用性 OCR 网络模型获得了突破性发展,尤其是百度公司开源了 PaddleOCR 框架^[11],支持多种深度网络模型,并可在多平台进行部署应用。这为在 Jetson 嵌入式平台搭建边缘侧的 LCD 仪表数字识别方案,提供了一种可行性方案。由于 LCD 仪表显示屏具有大量的冗余信息和显示屏帧切换时的数字重影,不能直接地检测识别获得准确的仪表数值。本文在轻量化深度网络模型 PP-OCRv2 和帧间差分法基础上,搭建了基于 Jetson 嵌入式平台的一套面向 LCD 仪表数字识别方法,最后采用某时间段 LCD 仪表视频进行了对

比测试。

1 系统架构及算法

1.1 项目算法框架

本项目建立了一种基于 Jetson 嵌入式平台的 LCD 仪表数字识别框架,如图 1 所示。首先,在原始图像上采用交互操作建立目标感兴趣区域(ROI),进行图像分割以提取关键图像区域并减少计算量,采用帧间差分法过滤仪表数字重影图像,最后采用 PP-OCRv2 网络框架进行数字识别,其中去掉文字方向识别模型,保留数字检测和识别模型。

1.2 帧间差分法

帧间差分法^[12]是指使用视频相邻两帧图像进行差分获得差异区域图像,通过其亮度差的绝对值来分析视频或图像序列中的运动特性,因此一般多用在运动区域检测场景或者序列图像差异性检测。

设 $A_k(i, j)$ 为第 k 帧灰度图像, $A_{k-1}(i, j)$ 为第 $k-1$ 帧灰度图像,将两幅图像进行差分处理,获得:

$$D_k(i, j) = A_k(i, j) - A_{k-1}(i, j)$$

将帧差图像进行二值化处理,获得二值图像 $T_k(i, j)$:

$$T_k(i, j) = \begin{cases} 1 & D_k(i, j) \geq Th \\ 0 & D_k(i, j) < Th \end{cases}$$

其中 $T_k(i, j)$ 为二值化后的像素, Th 为设定的像素阈值。

1.3 轻量化网络模型

PP-OCRv2 网络模型引入了知识蒸馏训练策略,解决端侧预测效率较差、背景复杂以及相似字符的误识等问题;相比于 PP-OCR 深度网络模型鲁棒性更强,比 PP-OCR 提升模型精度 7%。

在文字检测网络模型中,采用了协同互学习(Collaborative Mutual Learning, CML)和 CopyPaste 数据增强。CML 利用两个 Student 网络和一个 Teacher 网络来学习更强大的文本检测器,如图 2(a)所示。CopyPaste 是一种新的数据增强技巧,已被证明能有效提高目标检测和实例分割任务的性能。

在文字识别网络模型中,采用了轻量化 CPU 模型(Lightweight CPU Network, PP-LCNet)、统一深度相互学习(Unified-Deep Mutual Learning)和增强损失函数(Enhanced CTC Loss)。轻量化 CPU 模型是一种新设计的基于 Intel CPU 的轻量级骨干网络,它是从 MobileNetV1 改进而来的,如图 2(b)所示。统一深度相互学习利用两个 Student 网络学习更准

确的文本识别器。增强损失函数采用 CenterLoss 方 法来降低相似字符的错误。

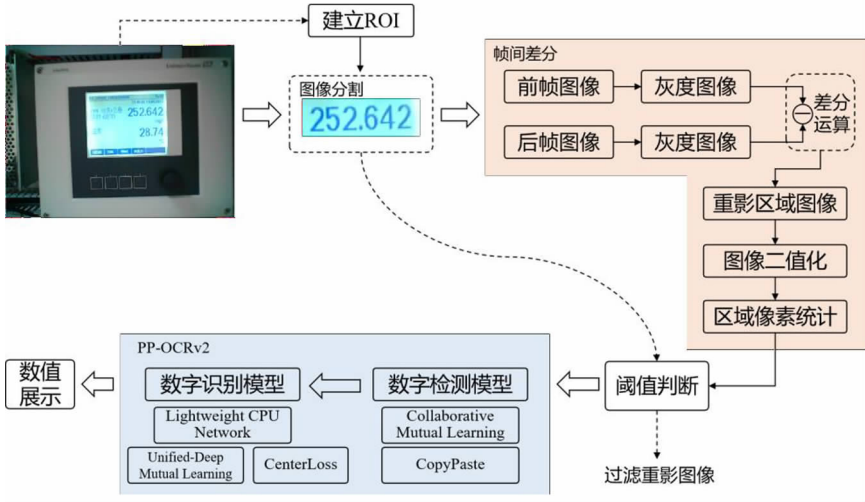
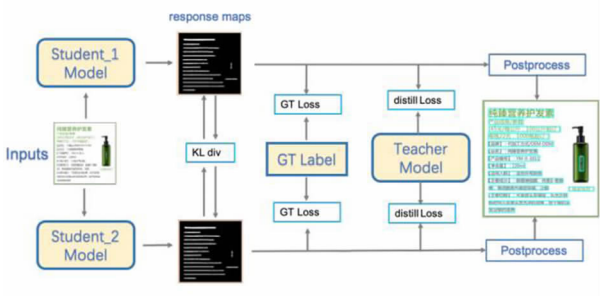
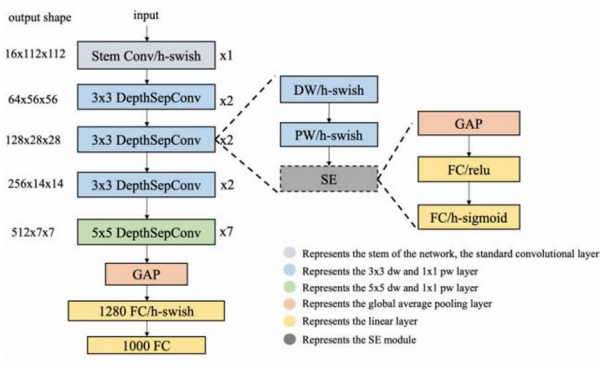


图 1 LCD 仪表数字识别系统框架图



(a)协同互学习



(b)轻量化 CPU 模型 (PP-LCNet)

图 2 PP-OCRv2 模型中的方法及网络结构

2 软硬件搭建与算法测试

2.1 硬件和软件平台

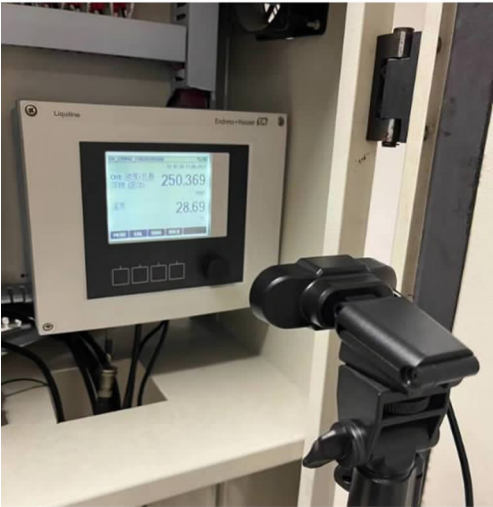
NVIDIA Jetson 是目前部署深度网络模型的理想嵌入式平台，其在深度学习方面具有计算效率高、能耗低和方便部署等优点。Jetson TX2 采用 NVIDIA Pascal 架构，支持 256 颗 CUDA 核心，可以构建更大型的深度网络模型，如图 3(a)所示为 Jetson TX2 的开发者套件。

Jetson TX2 的开发者套件支持 CSI 摄像头，然而其仅满足 Python2 语言的开发应用，因此项

目采用 USB 摄像头(RGB,分辨率:1920×1080)进行系统搭建，满足 Python3 语言的开发应用，如图 3(b)所示；项目采用水质监测仪表(浊度)进行 LCD 数据测试，如图 4 所示。



(a)Jetson TX2 平台



(b)LCD 仪表和 USB 摄像头

图 3 系统配置场景图

运行在 Jetson 平台的是 Ubuntu1804 系统,采用 Pycharm 软件平台和 Python3 语言编程(版本 3.8),需要用到的库包括 OpenCV-Python、Matplotlib、PaddleOCR、Numpy、Scikit-image、Polygon3、PIL 等。

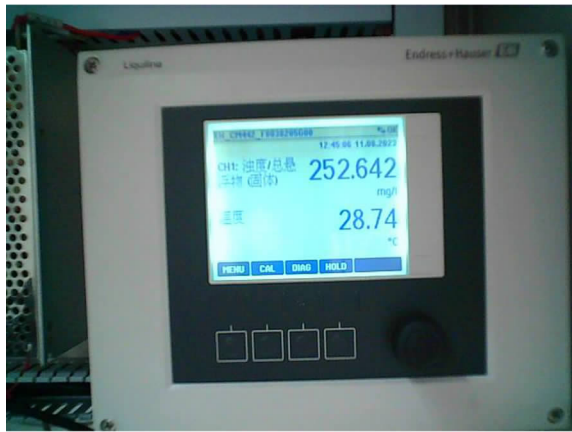


图 4 USB 摄像头所拍摄的原始图像

2.2 算法测试步骤

- 为了验证和完善算法,主要进行以下步骤:
- 1)把 USB 摄像头放置在 LCD 仪表正前面,使其能够清晰地拍摄到数字区域;
 - 2)启动 Jetson 嵌入式平台,加载轻量化深度神经网络模型主程序;

- 3)启动 USB 摄像头捕捉仪表图像,手动选定待识别的数字 ROI 区域;
- 4)根据选定的数字 ROI 区域进行图像分割减少图像尺度,进行帧间差分处理;
- 5)统计帧间差分法后的二值化像素,判断是否进行下一步数字检测与识别。
- 6)如果二值化图像满足设定的阈值,将由轻量化深度网络模型进行检测识别;如果二值化图像不满足阈值,将重新获得仪表图像;
- 7)完成识别后的 LCD 仪表数值,将发送给服务器端进行云平台的数据保存及后续处理。

2.3 结果分析

我们从图像序列中获取了 10 组 LCD 仪表稳定状态和显示屏帧切换状态的 RGB 图像进行了帧间差分预处理,如图 5(a)(b)所示,其中稳定状态的图像比较清晰,而显示屏帧切换时的重影图像由于显示屏拖影产生重影图像,难以分辨出准确的数字。在对 LCD 仪表稳定状态和显示屏帧切换时的 RGB 图像灰度化后,进行帧间差分法计算,如图 5(c);再对帧间差分法后的灰图像进行二值化,如图 5(d)所示,可清晰地观测重影区域,最后统计帧间差分后的二值化图中所变化像素值。

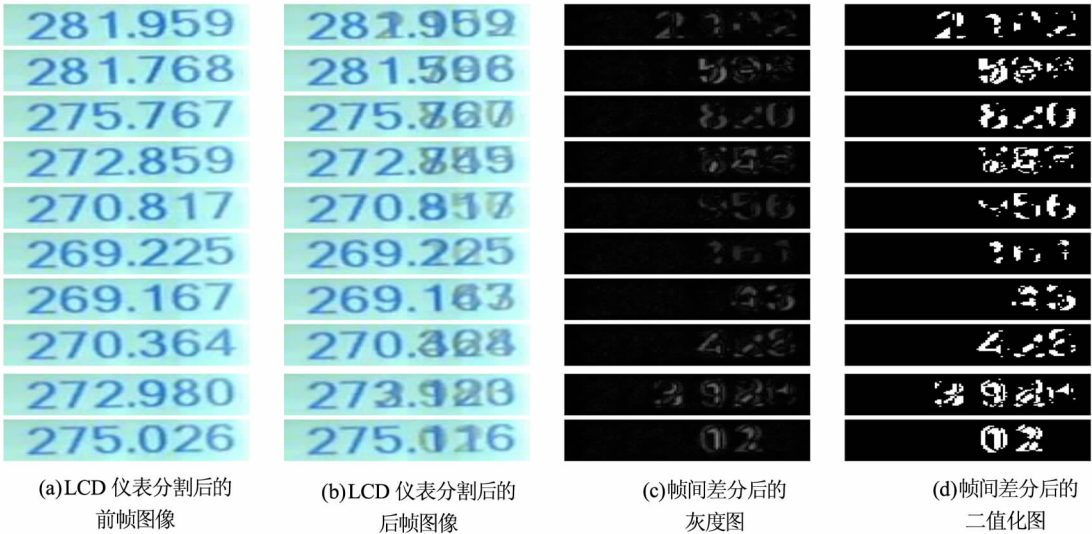


图 5 10 组 LCD 仪表数字重影图像处理过程

3 数字识别结果与对比分析

根据 10 组图像分析,在帧间差分后的图像进行了重影像素阈值设定(测试中设为零),以过滤 LCD 仪表显示屏帧切换时的数字重影图像,获得

仪表数字稳定状态的图像。进一步地,在此硬件基础上保存了某段时间内的视频序列,分别进行有无过滤重影图像的 LCD 仪表数字识别,结果如图 6(a)(b)所示,可观测到采用帧间差分法的预处理模块能过滤 LCD 仪表数字的重影图像,获得仪表的准确数值并同时减少 LCD 仪表非自身的数值波动干扰;图 6(c)显示两个无过滤的 LCD 仪表数字识

别的扰动数值情况。同时,连续 500 帧的检测、识别测试,其平均每帧时间为 0.37 s,能够满足大多数 LCD 仪表数字识别场景。

作为对比测试,进一步地针对 USB 摄像机原始图像未经按需设定数字 ROI 区域,进行 PP-

OCRv4 检测模型与识别模型处理,结果如图 7 所示。PP-OCRv4 模型检测与识别结果是多个无序文字或数字组,且存在误识别的字符,难以准确有效地获得仪表数值,同时算法无存在重影过滤算法,不能满足边缘侧的可靠性部署需求。

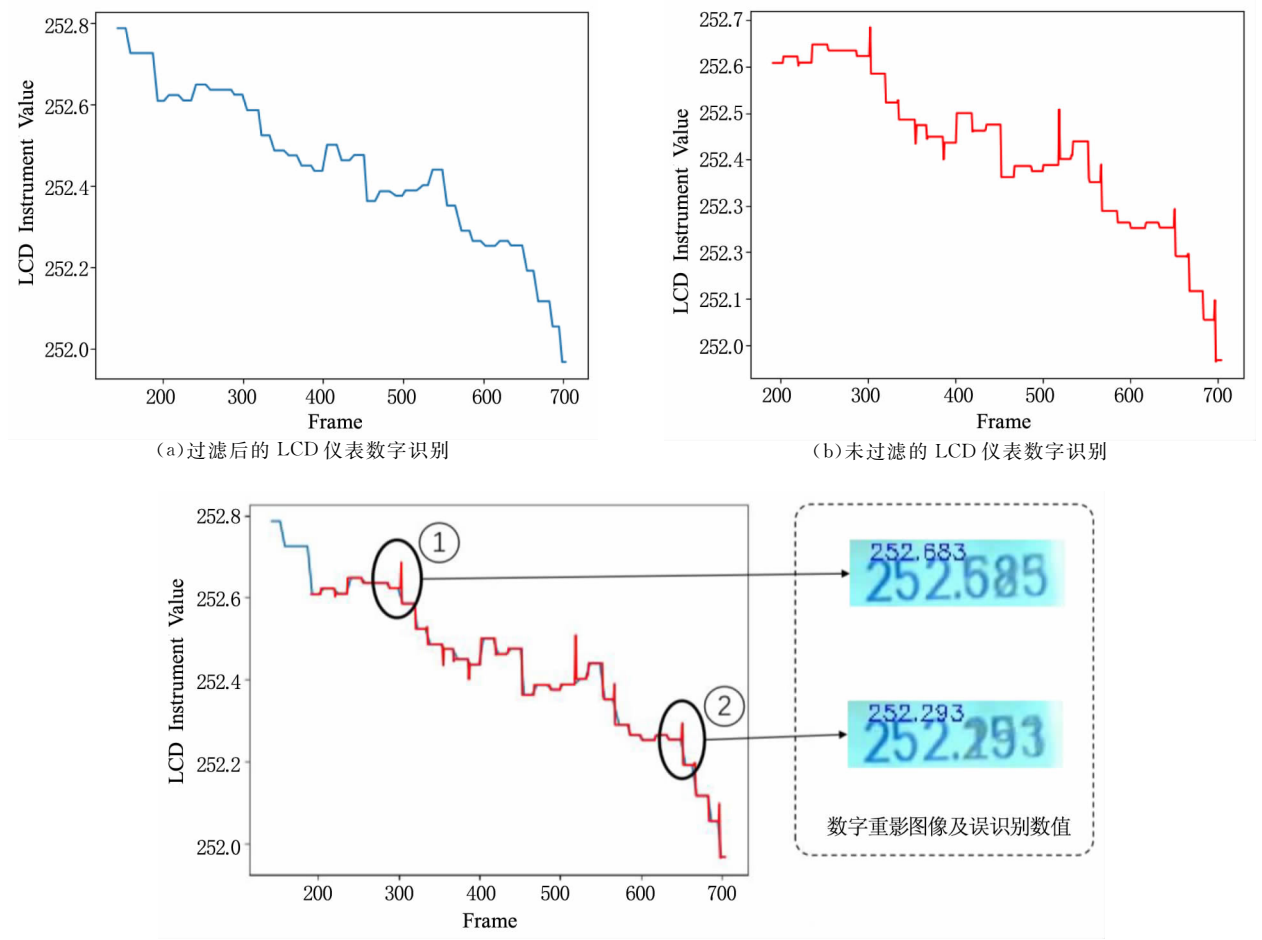


图 6 过滤前后 LCD 仪表数字图像识别对比

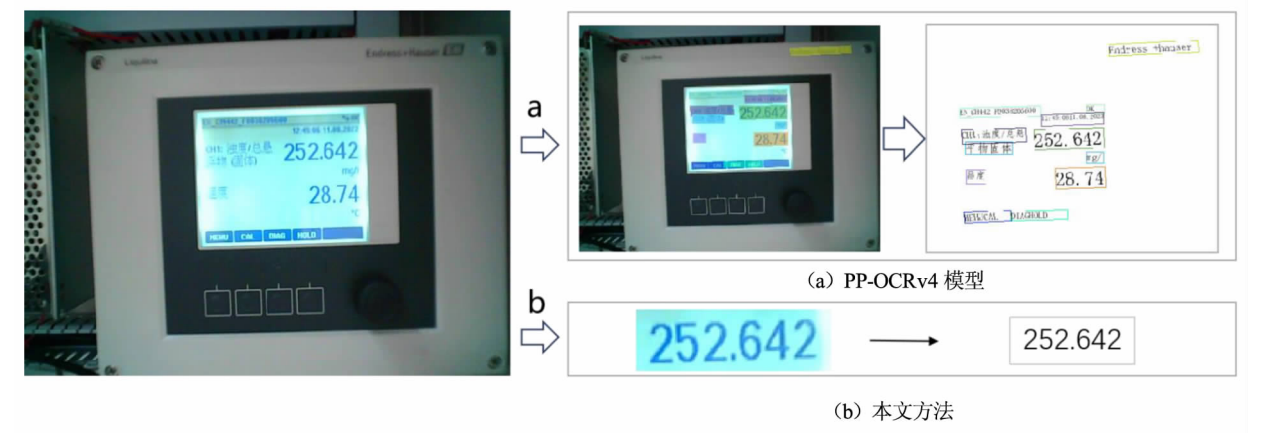


图 7 两种 OCR 检测与识别的流程对比