

全智能化压力表检定系统研究与实现



邓芋蓝, 林飞振*, 林雁波, 孙涛, 黄锋

广州计量检测技术研究院, 广州 510663

【摘要】 为提升压力表的检定效率并减少读数误差, 研制了一套全智能化压力表检定系统, 该系统由一体化 AI 识别模型、控制软件和检定装置组成, 实现了压力表检定流程的全智能化、自动化。系统的识别模型是基于深度学习网络框架, 融合 YOLO 检测模型、Paddle OCR 模型、文本分类器以及相邻角度读数算法组成的一体化 AI 模型, 不仅可识别压力表图像中指针的读数信息, 还可识别压力表的生产厂家、生产编号、精确度等级和单位等基本信息; 控制软件基于多线程、异步通信的结构而设计, 支持同时与检定装置的多个硬件通信, 控制多个压力表同时检定, 且支持检定图像和数据的保存, 便于后期复核和追溯, 还支持将检定结果同步至 OA 系统, 自动化打印检定证书。通过实验验证, 结果表明该系统能够准确可靠地同时检定 1~6 台压力表, 相比于人工检定和其他自动化检定系统, 该系统智能化程度更大、检定效率更高、读数误差更小, 具有实际应用和推广意义。

【关键词】 计量学; 压力表; 智能检定; AI 模型; 深度网络; 自动控制

【中图分类号】 TB935

【文献标识码】 A

【文章编号】 2096-9015(2024)11-0063-08

DOI: 10.12338/j.issn.2096-9015.2024.0233

【引用本文】 邓芋蓝, 林飞振, 林雁波, 等. 全智能化压力表检定系统研究与实现 [J]. 计量科学与技术, 2024, 68(11): 63-70.

Research and Implementation of a Fully Intelligent Pressure Gauge Calibration System

DENG Yulan, LIN Feizhen, LIN Yanbo, SUN Tao, HUANG Feng

Guangzhou Institute of Measurement and Testing Technology, Guangzhou 510663, China

Corresponding author: LIN Feizhen, Email: linfeizhen1314@163.com

【Abstract】 To enhance the efficiency of pressure gauge calibration and reduce reading errors, a fully intelligent pressure gauge calibration system has been developed. The system consists of an integrated AI recognition model, control software, and calibration devices, achieving full automation and intelligence in the pressure gauge calibration process. The system's recognition model is based on a deep learning network framework, integrating the YOLO detection model, Paddle OCR model, text classifier, and adjacent angle reading algorithm. This model can not only identify the pointer readings from pressure gauge images but also capture essential information such as manufacturer, serial number, accuracy class, and units. The control software is designed with a multi-threaded and asynchronous communication structure, supporting communication with multiple hardware components of the calibration device and enabling the simultaneous calibration of multiple pressure gauges. It also allows for the storage of calibration images and data for review and traceability and supports the automatic synchronization of calibration results with the OA system, along with automatic certificate printing. Experimental validation demonstrates that the system can accurately and reliably calibrate 1–6 pressure gauges simultaneously. Compared with manual calibration and other automated systems, this system offers a higher degree of intelligence, greater efficiency, and reduced reading errors, with promising applications and promotion value.

【Key words】 metrology, pressure gauge, intelligent calibration, AI model, deep learning network, automatic control

收稿日期: 2024-07-03; 修回日期: 2024-08-26

基金项目: 广东省市场监督管理局科技项目(2023CJ04)。

作者简介: 邓芋蓝(1996-), 广州计量检测技术研究院工程师, 研究方向: 力学计量、机器视觉、自动化控制, 邮箱: dengy10913@163.com; 通讯作者: 林飞振(1982-), 广州计量检测技术研究院正高级工程师, 研究方向: 力学计量、自动化控制, 邮箱: linfeizhen1314@163.com。

0 引言

压力表是测量液体、气体和蒸汽压力的仪表,其原理是利用弹性元件在压力作用下产生线性形变,通过传动机构将形变量放大,由指针在分度盘上指示出被测的压力。压力表在航天航空、油气运输、供水供气系统等领域随处可见,主要用于安全防护、工业控制等方面。压力表的长期使用会对其内部的弹性材料和机械装置造成一定的磨损,导致测量的准确率下降,影响工业的生产,甚至引发安全事故。因此,国家法律要求用于安全防护的压力表需进行定期检定^[1-2]。

目前,大部分计量检定机构采用人工方式检定压力表,由于压力表种类繁多、检定数量庞大,人工检定效率低下,且长时间检定会引起视觉疲劳,造成读数误差^[3]。因此,为提升检定效率和减少人为误差,一些压力表自动化检定的方法相继被提出^[4-12]。伍开宇等^[4]基于工业摄像头、伺服电机和传统图像处理算法库 OpenCV 设计了一套压力表智能化检定系统,该系统通过图像识别技术读出压力表的示数,提高了检定效率,然而传统图像算法对不同型号压力表的兼容性较差,应用范围受限。林鸿正等^[5]提出一种基于深度学习的压力表读数识别方法,相比于传统算法,深度识别模型的准确率更高、兼容性更强,然而深度识别模型稳定性较差,识别准确率易受光照强度、背景和姿势等环境因素的干扰。卢键^[6]提出一套相机自动定位压力表检定系统,该系统根据压力表的摆放姿势自动调整相机的姿态来获取高质量的压力表图像,以此减少姿势对识别结果的影响,然而该系统的硬件架构复杂,维护成本较高。石孟曦等^[2]基于 YOLOv2 深度模型设计一种压力表检测与识别算法,该算法先检测出图像中压力表的位置,再通过裁剪、旋转等操作获取高质量的压力表图像,最后再进行读数识别,以此来减少姿势、背景等环境因素的干扰,相比于调整相机姿态的方法,该算法的硬件架构较为简单、容易实现。目前,多数检定系统能够实现压力表的自动化检定并具备一定抗干扰能力,然而多数系统只实现检定工作的自动化,检定前期工作(压力表的运输、安装、卸载)以及检定后期工作(复核、审批、证书打印)仍需人工手动完成,未能够实现检定流程的全自动化、智能化。

鉴于上述问题,本文基于一体化 AI 模型、控制

软件和检定装置提出一种全智能化的压力表检定系统,通过控制机械臂实现压力表的运输、装载和打包等操作的自动化,减少人工介入,提升检定效率;利用工业相机采集高质量的压力表图像,并通过一体化 AI 模型识别出压力表的生产厂家、生产编号、精确度等级和测量单位等基本信息和检定时的读数信息;相比于以往的自动化检定系统,本文提出的系统能够实现检定全流程的智能化与自动化,包括检定前期工作(运输、安装、卸载)、检定工作(识别基本信息、读数信息)以及检定后期工作(复核、审批、证书打印);同时引入了一体化 AI 模型,能够兼容识别更多型号的压力表,识别准确率更高、抗干扰能力更强。

1 检定流程

根据检定规程 JJG 52 - 2013《弹性元件式一般压力表、压力真空表和真空表》的要求,压力表的检定项目需包含外观、示值误差、回程误差和轻敲误差等,其中示值误差、回程误差和轻敲误差的检定同时进行,检定方法是首先将被检压力表、标准器和压力发生器通过压力表导管相连接,如图 1 所示;然后从零点开始均匀缓慢加压至第一个检定点(示值点),读取被检压力表的示值,轻敲过后再次读取被检压力表的示值;之后,依次在所选取的检定点进行检定直至测量上限,耐压 3 min 后,再依次逐点降压检定直至零位;最后,计算标准器和被检压力表的读数误差,判断被检压力表是否满足其标定精确度等级^[13]。

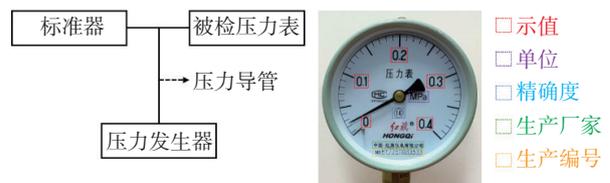


图 1 压力表示值检定连接示意图

Fig.1 Schematic diagram of the pressure indication value calibration connection

2 系统设计

基于检定规程、机器视觉和自动控制的原理与要求^[14-20],本文所提出全智能压力表检定系统的整体框架设计如图 2 所示,系统的硬件结构由履带、机械臂、压力控制器、工业相机、PLC、交换机和工控机组成,履带和机械臂通过 RS232 串口线与

PLC 相连接^[21-22]; 系统有 6 台检测工位, 每个检测工位都配有一台压力控制器和一个工业相机, 压力控制器、工业相机和 PLC 通过网线和交换机连接到工控机, 工控机上部署了控制软件、数据库和一体化 AI 模型, 控制软件通过 IP 协议与一体化 AI 模

型、PLC、压力控制器和工业相机通信, 协调控制各个硬件完成压力表的检定流程, 并将图像数据保存至数据库, 同时将检定结果同步至 OA 系统, 完成结果审批和证书打印。

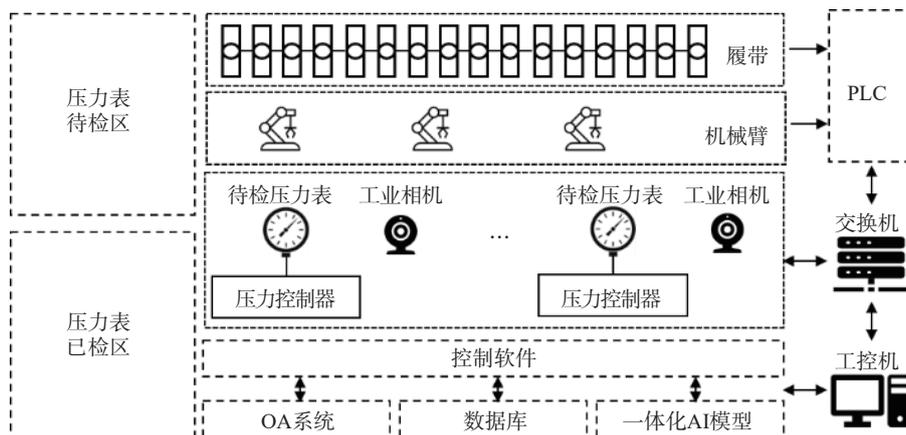


图 2 全智能压力表检定系统整体框架设计图

Fig.2 Design diagram of the overall framework of the fully intelligent pressure gauge calibration system

系统的主要检定流程是, 首先 PLC 实时监控待检区, 控制履带和机械臂将压力表运输至检定工位并安装好, 安装完成后发送信号到工控机; 控制软件接收到 PLC 信号之后, 控制工业相机采集待检压力表的图像, 并通过一体化 AI 模型识别出压力表的基本信息 (生产厂家、生产编号、单位、示值、精确度等级); 之后, 根据识别结果控制压力控制器和工业相机来检定压力表; 检定完成后, 控制软件发送完成信号给 PLC, PLC 控制机械臂和履带将压力表卸载并送至已检区; 最后, 控制软件将图像数据保存至本地数据库并将检定结果同步至 OA 系统。

2.1 检定装置

检定装置的结构如图 3 所示, 该装置包含履带、机械臂、PLC、工业相机、压力控制器、气源、交换机和工控机等硬件。履带、机械臂和 PLC 通过 RS232 串口线相连组成传动模块, 负责压力表的运输、安装和卸载, 其工作原理是 PLC 通过传感器实时监控待检区、履带和机械臂的状态, 并根据预设好的程序指令, 控制机械臂和履带待检区的压力表运送至检定工位并安装好, 或将检定工位的压力表卸载下来运送至已检区。工业相机、光源、压力控制器、气源和工控机组成检定模块, 负责执行压力表的检定工作, 其主要工作原理是工业相机采集压力表的图像并传输到工控机; 一体化 AI 模型识别

压力表图像中的生产厂家、生产编号、单位、精确度等级和示值等基本信息; 控制软件根据识别结果控制工业相机和压力控制器执行检定任务; 检定模块各个硬件通过网线和交换机连接工控机, 工控机通过网线与压力控制器和工业相机直接进行异步通信, 通过多线程机制实现多工位同时检定。另外, 工控机与 PLC 通过网线相连, 采用监听机制间接控制机械臂和履带。

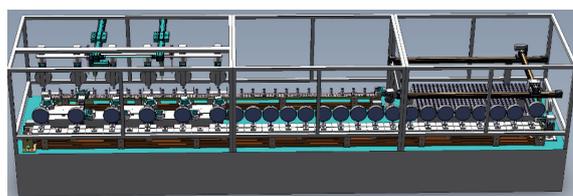


图 3 全智能压力表检定装置

Fig.3 Fully intelligent pressure gauge calibration device

2.2 控制软件

控制软件主要功能是直接或间接控制系统各个硬件完成对压力表运输、安装、检定和卸载等操作, 同时还提供人机交互界面, 用于录入订单信息、查询和更正检定结果的查询, 另外还与 OA 系统、本地数据库和一体化 AI 模型互相通信, OA 系统负责完成检定证书的复核、审批和打印, 本地数据库用于存储检定图像和检定结果数据, 一体化 AI 模型用于检定任务中基本信息和读数信息的识别。控制软

件基于容器化、多线程、异步通信和事件监听机制而设计,其架构如图4所示。

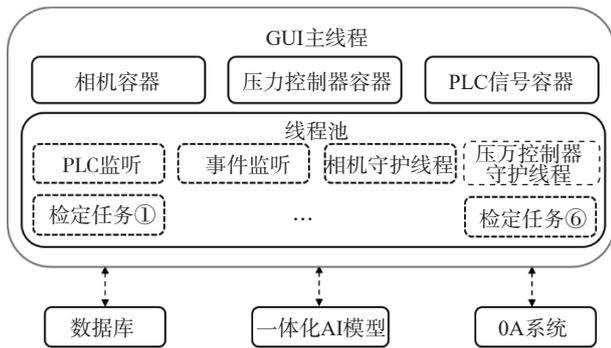


图4 控制软件架构图
Fig.4 Control software architecture diagram

首先,控制软件在启动时会扫描每个工位上的工业相机和压力控制器,确保连接成功、通信正常后将其分别添加进相机容器和压力控制器,以便后期的调用和控制。同时,启动2个守护线程实时监测每个工位的工业相机和压力控制器,实时更新容器中相机和压力控制器的状态;之后,控制软件开启PLC监听和事件监听机制,实时监听PLC端口发送的信号。PLC发送的信号可分为2种:1)压力表安装完成;2)压力表轻敲完成。当监测压力表安装完成信号后,则联合一体化AI模型开始执行压力表的检定任务。最后,将检定过程的图像保存在数据库中,并将检定结果同步到OA系统。另外,控制软件还拥有有人机交互界面(GUI线程),提供订单数

据录入、检定结果查询和修改功能,如图5所示。输入订单信息和压力表序号后,可查询该压力表检定流程中的所有图像以及检定数据,并支持修改检定数据,提高了系统的容错率。



图5 压力表全智能检定系统控制软件的查询界面
Fig.5 The query interface of the control software for the fully intelligent calibration system of pressure gauges

2.3 一体化AI模型

相比于其他压力表识别模型,本文所提出的一体化AI模型是基于多任务、端到端的深度学习网络架构设计而成,不仅可识别压力表的基本信息,包括生产厂家、生产编号、单位、精确度等级和示值,还可以识别压力表指针的读数信息,一体化的设计可以让模型更好地学习到压力表各个特征之间的关联性,提升了识别准确率和稳定性,模型的结构如图6所示,该模型可分为3个子模块:检测模块、文本识别模块和读数识别模块。

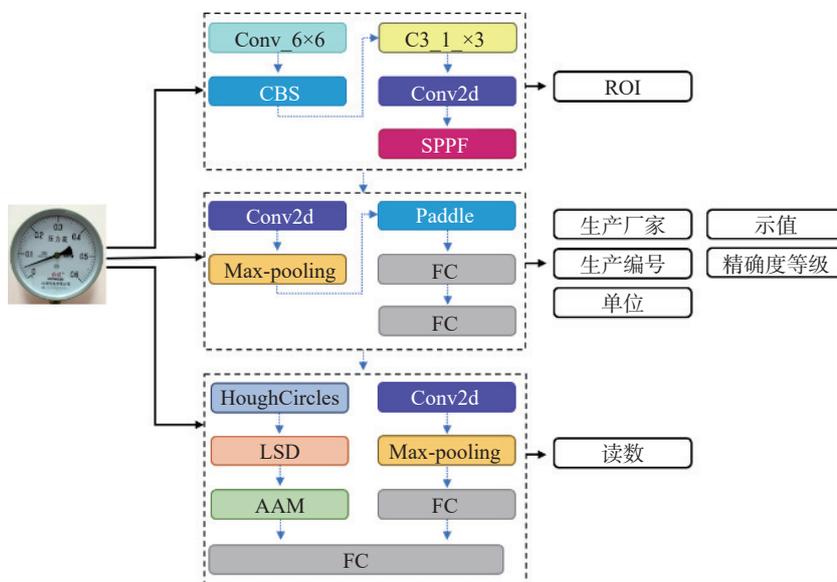


图6 一体化AI模型的整体框架图
Fig.6 The overall framework diagram of the integrated AI model

检测模块是基于 YOLOv7 深度学习框架^[23-27]改进而成,主要用于检测图像中压力表所在的区域 (Region of Interest, ROI)。相比其他目标检测任务,压力表检测具有特征明确、背景干扰较少等特点,因此检测模块在 YOLOv7 的基础上移除部分精细卷积层,增加池化层数,简化模型整体的参数,以此来拟合压力表特征学习的过程。具体而言,原始图像经过 Conv_6×6 层、CBS 层、C3_1×3 层、Conv2d 层以及 SPPF 层之后,输出 (x,y,r) 代表压力表圆心的坐标和半径。Conv_6×6 层是通过卷积操作提取压力表的初步特征,6×6 代表卷积核的大小;CBS 层包含卷积操作 (Conv)、归一化操作 (Batch Normalization) 和激活操作 (SiLu),CBS 层主要用于提取压力表的整体特征;C3_1×3 层包含 3 个卷积操作,每个卷积操作的步长为 1,尺寸为 3×3,该层主要用于提取、融合和丰富特征语义;Conv2d 层主要用单通道特征提取,减少光照、色彩等因素对检测的干扰;SPPF (Spatial Pyramid Pooling - Fast) 层包含了 3 个 5×5 的池化层,其目的是利用不同池化核尺提取特征的方式来获取更多的特征信息,同时减少计算量、提高检测速度^[28-29]。

文本识别模块是基于 Paddle OCR^[30] 模型而设计,ROI 图像首先经过二维卷积 (Conv2d)、最大池化层 (Max-pooling) 后提取到初步的灰度特征图,再输入到 Paddle 模型,Paddle 模型检测出 ROI 图像中的文本信息及其坐标。由于 Paddle 模型输出的文本是无序文本,因此在 Paddle 模型之后增加两层全连接层 (Fully Connected Layer) 作为文本分类器,来学习各类文本信息的特征,将无序的文本信息分类成有序的文本信息。例如,包含“公司”、“厂”等字眼的文本极大概率属于生产厂家,又比如一系列的等差数字且位置均匀分别的文本极大概率属于示值信息。双层全连接层的结构更能有效地学习到各类文本信息的非线性特征,提升分类的准确率。

读数识别模块采用双链路结构设计,第一条链路由传统读数识别算法组成,在该链路中首先利用 OpenCV 库的 HoughCircles 函数检测出原始图像中压力表圆的坐标信息,再通过 LSD 函数检测出压力表的刻度线及其指针的位置,最后通过相邻角刻度线赋值方法 (Adjacent Corner Scale Line Assignment Method) 计算出读数,其原理如图 7 所示,图中的虚线代表指针, V_i 和 V_{i+1} 代表指针相邻的两条刻度线, α 和 β 分别代表指针与 V_i 和指针与 V_{i+1} 的夹角,则指

针所代表的读数 $num = V_i + (V_{i+1} - V_i) \cdot \alpha / (\alpha + \beta)$; 第二条链路是采用深度学习网络框架,利用 Conv2d 和 Max-pooling 提取指针所代表读数的特征,利用 FC 将读数特征转换成实际读数信息。传统识别算法的识别准确率高,但稳定性较差,例如光照、遮挡、姿势等因素的变化会对结果造成较大的影响;深度模型读数识别误差较大,但抗干扰能力较强,将两条链路的结果通过全连接层相邻,自适应调整每条链路的权重,以此来平衡读数识别的准确率和稳定性。

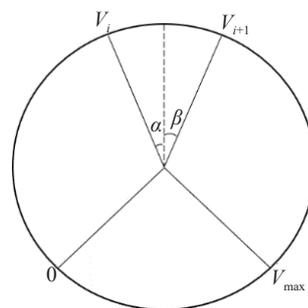


图 7 相邻角刻度线赋值方法

Fig.7 Adjacent corner scale line assignment method

3 实验结果与分析

为了验证本文所提出全智能化压力表检定系统, 本文将从一体化 AI 模型和整体系统两个方面进行实验验证。实验的硬件设施采用海康 MVL-KF0618M-12MPE 镜头、MVL-KF0618M-12MPE 机身、MV-ACG-RJ45s-RJ45-ST-5m 网线、MV-LLDS-H-250-30-W 光源、华为 S1730S-L 交换机、FS5000 标准压力发生器、I5-12600 芯片、32 G 内存, 采用 RTX 4060 显卡对一体化 AI 模型进行训练, 该显卡具有 3072 个 cuda 核心, 提供 15-TFLOPS 算力; 实验的软件选用 python 语言在 pycharm 集成环境下开发测试, 一体化 AI 模型利用 pytorch 框架开发, 自行采集数据集进行模型训练和测试; 数据集由 20 种常见型号、量程的压力表在实际工作环境中拍摄采集组成, 每种型号的压力表在弱光、正常光和强光环境下分别拍摄 5 组完整检定流程的图像, 并对每张照片进行高斯模糊和水平旋转 (-10°, -5°, +5°, +10°) 操作, 以此来增加样本数量, 最终数据集包含 33 600 张压力表图像, 部分样本如图 8 所示。训练时, 一体化 AI 模型的三个子模块互相独立训练, 各个子模块的初始学习速率均设置 0.001, 后续采用自适应调整方式更新学习速率, 检测模块选用交并比

损失函数 (IoU Loss), 文本和读数识别模块选用方差

损失函数 (L2 Loss), 各个模块分别迭代训练 10 000 次。



图 8 不同光照强度下压力表的图像

Fig.8 Images of pressure gauges under different light intensities

3.1 一体化 AI 模型的实验与分析

为了验证一体化 AI 模型的准确率和稳定性, 本文选用 4 种常见型号的压力表在弱光、正常光、强光的工作环境下进行实验测试, 验证一体化 AI 模型是否能在不同光照环境下识别出压力表的生产厂家、生产编号、单位、示值、精确度等级以及读数准确率, 读数准确率 $u = 1 - \sum_{i=1}^n |\alpha_i - \beta_i| / \beta_i$, 其中 α_i 为一体化 AI 模型读数, β_i 为人工读数, 每种型号的压力表进行 10 次重复实验, 实验结果如表 1 所示。

通过表 1 可知, 对于压力表基本信息 (生产厂家、生产编号、单位、精确度等级、示值) 的识别, 各

个型号的压力表在弱光、正常光的环境下均能被识别出来, 而在强光环境下, 由于型号③和型号④表盘玻璃反光, 导致无法识别出生产厂家、生产编号和部分示值, 该缺陷可通过改造光源进行修复; 对于读数识别的准确率, 型号①和型号②在各种光照环境下均可达到 95% 以上的准确率, 在最大允许误差范围之内, 因此可应用于实际检定工作中, 而型号③和型号④在弱光或强光的环境下, 读数识别的准确率较为低下, 只有在正常光环境下, 准确率才能达到 95% 以上, 因此在实际应用过程中需要控制光源处于正常光环境、避免遮挡、反光等干扰。

表 1 一体化 AI 模型在不同光照强度下的实验结果

Tab.1 Experimental results of integrated AI model under different lighting intensities

型号	光照强度	生产厂家	生产编号	单位	精确度等级	示值	准确率
①	弱光	√	√	√	√	√	95.78%
	正常光	√	√	√	√	√	97.43%
	强光	√	√	√	√	√	96.89%
②	弱光	√	√	√	√	√	96.33%
	正常光	√	√	√	√	√	98.56%
	强光	√	√	√	√	√	96.57%
③	弱光	√	√	√	√	√	95.06%
	正常光	√	√	√	√	√	96.12%
	强光	×	×	√	√	×	84.25%
④	弱光	√	√	√	√	√	82.63%
	正常光	√	√	√	√	√	95.32%
	强光	×	×	√	√	×	93.94%

3.2 整体系统的实验与分析

为了验证本文所提出的全智能压力表检定系

统, 将所提出的全智能压力表检定系统与其他自动化压力表检定系统从功能特性和识别准确率两个方

面进行对比。功能特性包括是否支持自动安装与卸载压力表、是否支持自动检定压力表、是否支持保存图像与检定数据,便于后期的核验与追溯、是否支持根据检定结果出具证书、支持同时检定压力表的个数;对于识别准确率的验证,本文选取了 6 种型

号的压力表,每种型号的压力表分别进行 10 次重复性实验,统计每种型号的识别准确率和检测速率,计算平均识别准确率作为系统整体的识别准确率和检测速率,实验对比结果如表 2 所示。

表 2 本文所提出的系统与其他自动检定系统相比结果

Tab.2 Comparison of the proposed system with other automatic calibration systems

检定系统	功能特性					识别准确率	检测速率
	是否自动装卸	是否自动检定	是否保存数据	是否自动出证	同时检定个数		
系统① ^[1]	×	×	√	√	1	93.77%	12.4 min
系统② ^[4]	×	√	√	×	2~10	91.49%	8.2 min
本文系统	√	√	√	√	1~6	96.51%	6.8 min

从表 2 中可知,系统①和系统②还未实现检定流程的全自动化、智能化,在装卸、出证等步骤仍需人工操作。相比之下,本文所提出的检定系统全面考虑了检定前置准备工作、检定过程中以及检定完成的后续工作,实现了全过程的智能化、自动化,减少了人为操作,有效地提升了检定效率和识别准确率。另外需要说明的是,本文所提出的系统支持 1~6 台规格、量程完全不同的压力表同时检定,有效地提升了检测速率,而系统②只支持规格、量程相同的压力表同时检定,这是因为本文系统给每个工位都配置一个压力控制器,使得每个工位都能产生独立的压力,而系统②多个工位共用一个压力控制器;在识别准确率方面,本文系统通过结合 AI 模型和传统算法,提高了读数识别准确率,兼容了更多型号的压力表,保证了在各种光照环境下的识别的稳定性,更加适合真实的检定环境。

4 结论

本文提出了一套全智能化压力表检定系统,该系统由一体化 AI 识别模型、控制软件以及检定装置组成,一体化 AI 模型是基于检测模型 YOLO、文本识别模型 Paddle、文本分类器以及相邻角度读数法而设计,不仅能够识别压力表的读数信息,还可识别压力表的生产厂家、生产编号、单位、示值、精确度等级等信息,通过 AI 模型和传统算法结合的方式不仅提升了识别的准确率,也能够有效地保证识别结果的稳定性,增强对光照、遮挡等因素的抗干扰能力。控制软件采用异步、多线程结构设计,支持多个压力表的的同时检定,并能够保存历史图像和数

据,便于后期的核验与追溯,同时能够将检定结果同步至 OA 系统,自动完成检定证书的编辑和打印。检定装置由气源、压力控制器、机械臂、履带和工业摄像机组成,各个硬件之间通过 TCP/IP 协议与控制软件通信,自动完成压力表的装卸、运输和检定工作。本文所提出的检定系统实现了压力表检定流程中每一个步骤的自动化、智能化,在保证检定质量的同时提升了检定效率,具有应用和推广价值。

参考文献

- [1] 连兆杰. 基于机器视觉技术的指针式压力表检定系统的研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2016.
- [2] 石孟曦. 基于机器视觉的指针式压力表读数识别算法研究 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2022.
- [3] 杜静. 指针式压力表视觉识别技术研究 [D]. 大连: 大连工业大学, 2020.
- [4] 伍开宇, 朱海清, 沈晓东, 等. 基于机器视觉的指针式压力表智能检定系统研究 [J]. 计量学报, 2022, 43(11): 1450-1455.
- [5] 林鸿正, 张斌, 赵成龙, 等. 基于深度学习的指针式压力表读数方法研究 [J]. 现代电子技术, 2024, 47(7): 165-169.
- [6] 卢建. 基于视觉检测与相机定位的指针式压力表自动检定系统研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2023.
- [7] 熊伟丽, 周寰, 徐保国. 指针式压力表自动检定系统的设计与实现 [J]. 传感器与微系统, 2009, 28(8): 105-107.
- [8] 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.
- [9] 杜静, 魏鸿磊, 樊双蛟, 等. 基于 HOUGH 变换的指针式压力表自动识别算法 [J]. 机床与液压, 2020, 48(11): 70-75.
- [10] 吴灵芝, 李天赋, 王传钦, 等. 指针式仪表通用读数识别方法及系统 [J]. 工业控制计算机, 2024, 37(3): 10-12.
- [11] 李倩. 计算机视觉识别技术在压力表检定中的应用 [J]. 计量技术, 2017(11): 58-60.
- [12] 吕张成, 张建业, 陈哲钥, 等. 基于深度学习的工业零件识别与抓取实时检测算法 [J]. 机床与液压, 2023, 51(24): 33-38.

- [13] 王鹏. 弹性元件式一般压力表检定规程剖析要点研究 [J]. 中国质量监管, 2024(2): 108-109.
- [14] 盛哲, 陈安德, 刘峰, 等. 机器视觉识别系统在空气呼吸器压力表检测中的应用 [J]. 石油工业技术监督, 2018, 34(9): 30-34.
- [15] 刘晓洲, 龚演平. 基于图像处理的断路器压力表计识别技术研究 [J]. 技术与市场, 2019, 26(11): 102-104.
- [16] 屠岩. 高压多工位指针压力表智能检测系统研究 [D]. 无锡: 江南大学, 2023.
- [17] 高华宙. 指针式仪表读数自动识别算法及系统研究 [J]. 机械管理开发, 2023, 38(1): 93-95.
- [18] 韦桂樱. 基于机器视觉与检定软件的压力表自动检定装置 [J]. 轻工标准与质量, 2022(5): 63-65.
- [19] 苏一鸣, 杨水旺, 张琦, 等. 基于 LabVIEW 机器视觉的压力表自动化检定装置设计 [J]. 计测技术, 2020, 40(1): 57-60.
- [20] 卓海波. 基于刻度线特征的指示表读数智能识别方法 [D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2020.
- [21] 林飞振, 梁伟龙. 20MN 双泵液压控制系统的研究 [J]. 机床与液压, 2021, 49(8): 104-107.
- [22] 钟文斌, 林飞振. 机动车制动试验台动态校准装置 [J]. 自动化与信息工程, 2019, 40(3): 12-15.
- [23] 白俊卿, 常文文, 程国建, 等. 基于改进的 YOLOv7 油田井场压力表小目标识别 [J]. 西安石油大学学报 (自然科学版), 2024, 39(2): 120-127.
- [24] 石孟曦, 张文红, 张磊, 等. 基于 LSD 和改进 YOLOv2 的压力表识读方法 [J]. 计算机仿真, 2023, 40(5): 284-288, 294.
- [25] 张倬, 汤灏, 罗高, 等. 基于深度学习的自校准雷达测速系统的研究 [J]. 计量科学与技术, 2023, 67(10): 8-18, 76.
- [26] Hussain M. Yolov1 to v8: Unveiling each variant—a comprehensive review of yolo[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 42816-42833.
- [27] Kang L, Lu Z, Meng L, *et al.* YOLO-FA: Type-1 fuzzy attention based YOLO detector for vehicle detection[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 237: 121209.
- [28] Deng Y, Teng S, Fei L, *et al.* A multifeature learning and fusion network for facial age estimation[J]. *Sensors*, 2021, 21(13): 4597.
- [29] Lu Z, Du C, Jiang Y, *et al.* Quantitative evaluation of deep learning frameworks in heterogeneous computing environment[J]. *CCF Transactions on High Performance Computing*, 2024, 6(1): 94-111.
- [30] 张善华. 基于 PaddlePaddle 的钢板侧喷码识别技术研究与应用 [D]. 济南: 山东大学, 2023.

本文编辑: 霍炜炜



(上接第 33 页)

- [15] 王春妍, 卢达, 李贺龙, 等. 电力碳排放计量网络溯源方法及计量分析 [J/OL]. 电网技术. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.1572>.
- [16] 李姚旺, 张宁, 杜尔顺, 等. 基于碳排放流的电力系统低碳需求响应机制研究及效益分析 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2830-2842.
- [17] Cai L, Duan J, Lu X, *et al.* Pathways for electric power industry to achieve carbon emissions peak and carbon neutrality based on LEAP model: A case study of state-owned power generation enterprise in China[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 170: 108334.
- [18] Guan Y, Shan Y, Huang Q, *et al.* Assessment to China's recent emission pattern shifts[J]. *Earth's Future*, 2021, 9(11): e2021EF002241.
- [19] Shan Y, Huang Q, Guan D, *et al.* China CO₂ emission accounts 2016–2017[J]. *Scientific data*, 2020, 7(1): 54.
- [20] Shan Y, Guan D, Zheng H, *et al.* China CO₂ emission accounts 1997–2015[J]. *Scientific data*, 2018, 5(1): 1-14.
- [21] Shan Y, Liu J, Liu Z, *et al.* New provincial CO₂ emission inventories in China based on apparent energy consumption data and updated emission factors[J]. *Applied Energy*, 2016, 184: 742-750.
- [22] 环境保护部. 中华人民共和国环境保护法 [EB/OL]. (2014-04-25) [2023-11-28]. http://www.npc.gov.cn/npc/c1773/c2518/c27694/c27698/201905/t20190521_208293.html.
- [23] 国家能源局. 三部委联合发布《能源行业加强大气污染防治工作方案》[EB/OL]. (2014-05-16) [2023-11-28]. https://www.nea.gov.cn/2014-05/16/c_133339262.htm.
- [24] 国家发展和改革委员会. 中华人民共和国国家发展和改革委员会令 [EB/OL]. (2012-10-14) [2023-11-28]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/fzggwl/201210/t20121031_960743.html.

本文编辑: 霍炜炜