

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415631

指针式仪表读数识别的研究现状与发展^{*}

钱玉宝 王紫涵 邱腾煌

(长江大学机械工程学院 荆州 434023)

摘要: 在高温高压强磁场等恶劣环境下,指针式仪表有着优于数显式仪表的良好性能表现,对指针式仪表读数识别进行研究具有重要的现实意义。近年来,深度学习与计算机视觉紧密结合,基于深度学习的指针式仪表读数识别技术是前沿研究的重点方向。文中首先概述指针式仪表读数识别的过程,然后从3个方面论述指针式仪表读数识别技术的研究现状与进展:仪表图像的预处理、仪表表盘区域的检测和仪表的读数识别,论述过程中分别阐述基于传统机器学习的方法和基于深度学习的方法。最后介绍公开的仪表数据集和应用场景,并从深度学习算法、巡检机器人工作特点和公共数据集的建立3个方面对未来的研究进行展望与建议。

关键词: 指针式仪表;读数识别;深度学习;图像处理;视觉技术

中图分类号: TP216+.1;TN802 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research status and development of pointer meter reading recognition

Qian Yubao Wang Zihan Qiu Tenghuang

(College of Mechanical Engineering, Yangtze University, Jingzhou 434023, China)

Abstract: In harsh environments such as high temperature, high pressure, and strong magnetic fields, pointer instruments have shown superior performance compared to digital instruments. Therefore, the research on pointer instrument reading recognition has significant practical significance. In recent years, the combination of deep learning and computer vision has become a key focus in the research of pointer instrument reading recognition technology. This paper first outlines the process of pointer instrument reading recognition, and then discusses the research status and progress of pointer instrument reading recognition technology from 3 aspects: image preprocessing, dial region detection, and reading recognition. The paper elaborates on both traditional machine learning methods and deep learning methods. Finally, it introduces publicly available pointer instrument datasets and application scenarios, and provides prospects and suggestions for future research from the aspects of deep learning algorithms, inspection robot characteristics, and the establishment of public datasets.

Keywords: pointer instrument; reading recognition; deep learning; image processing; vision technology

0 引言

在变电站、石油化工厂等工作环境下,虽然有更方便快捷的数显式仪表,但在高温高压和强磁场等恶劣环境下指针式仪表有着优于数显式仪表的良好表现,并且其构造简单、维修方便、成本低,因此指针式仪表至今依然有着不可替代的重要地位。传统模式下,指针式仪表读数的识别是由人工巡检完成,长时间观察指针仪表盘读数会造成视觉疲劳,并且恶劣环境下容易引发安全事故,不仅降低生产效率也不利于自动化智能工厂的实现。

2012年Krizhevsky等^[1]对深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)的成功应用开启深

度学习(deep learning, DL)新篇章。近年来,深度学习算法以极快的速度颠覆了人工智能,尤其是机器学习,改变了研究人员和从业者以前纯手工设计的特征提取流程^[2]。随着技术的发展,深度学习是目前大多数视觉特征提取方法的基础^[3]。研究如何巧妙地把深度学习和指针式仪表读数识别相结合是实现仪表精准快速自动读数的关键。

本文主要从3个方面介绍圆形指针式仪表读数识别的研究现状:仪表图像的预处理、仪表表盘区域的检测和仪表的读数识别,论述过程中分别列举基于传统机器学习和基于深度学习的指针式仪表读数识别研究方法,文中重点介绍后者,最后对指针式仪表读数识别的研究进行展望与建议。

收稿日期:2024-03-14

^{*} 基金项目:国家采油装备工程技术研究中心项目(ZBKJ2021-A-03)、长江大学研究生院项目(YJY202336)资助

1 指针式仪表读数识别研究现状

对于国内研究现状,在 CNKI 数据库中以“仪表+读数识别”为主题,时间控制在 2000 年 1 月 1 日~2023 年 12 月

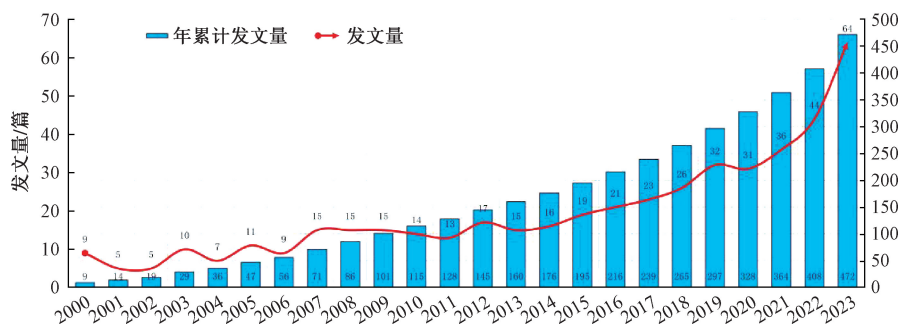


图 1 仪表读数识别年发文量及累计发文量时间线图

关键词共现分析-密度图如图 2 所示,可看出“指针式仪表”出现的频率最高,表明对此的研究较多。关键词共现分析-时间线图如图 3 所示,2016 年前后仪表读数识别的关键词为 Hough 变换,2020 年逐渐向卷积神经网络、深

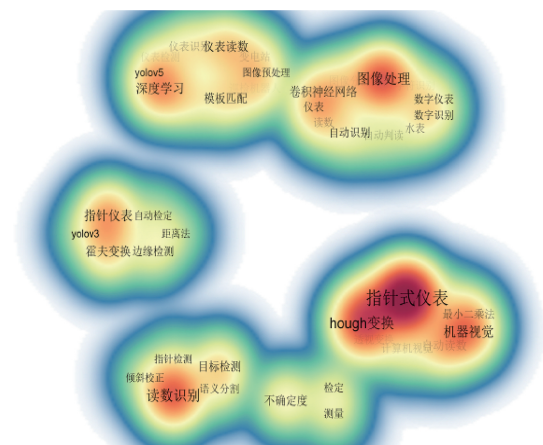


图 2 关键词共现分析-密度图

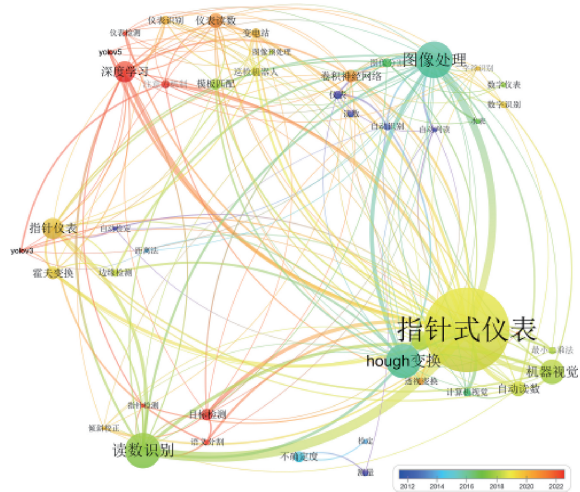


图 3 关键词共现分析-时间线图

31 日,在检索结果中剔除特色期刊,利用 VOSviewer 和 Pajek 软件对检索结果可视化分析。发文量如图 1 所示,可看出 2012 年仪表读数识别发文量达到历年最多,之后基本保持逐年上涨趋势,这与 2012 年深度学习的兴起相印证。

度学习、目标检测等转变,说明近年来仪表读数识别与深度学习相结合的研究逐渐成为热门方向。

发文量大于 2 的作者合作共现关系网络图如图 4 所示,可知汪仁煌、侯卓成等发文量较多。

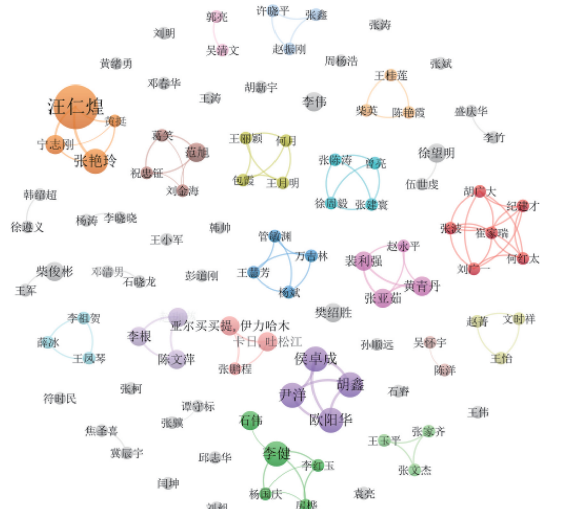


图 4 作者合作关系可视化图

对于国外研究现状,在 Web of Science 中以“TS=((meter* OR instrument*) AND (reading OR detect*)) AND PY=(2000-2023)”为条件来检索。关键词共现可视化分析如图 5 所示,可知国外的研究除了集中在 deep learning、object detection(目标检测)外,还集中在 smart grid(智能电网)。

国家合作关系可视化如图 6 所示,可知中国与其他几个国家基本都有合作,其中发量最多的国家是中国,其次是美国。

2 指针式仪表读数识别原理

圆形指针式仪表读数识别的重点难点有三方面:仪表图像的预处理、仪表表盘区域的检测和仪表的读数识别。

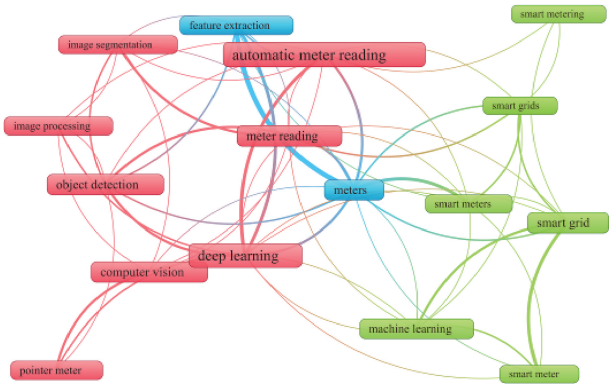


图 5 关键词共现可视化图

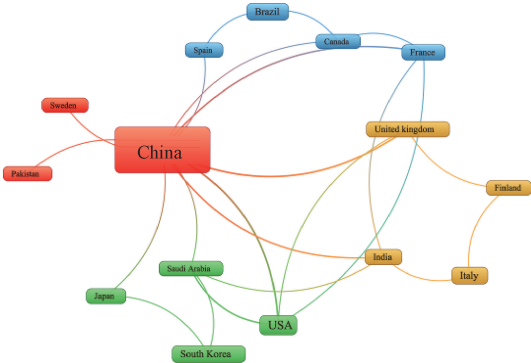


图 6 国家合作关系可视化图

如图 7 所示,传统仪表读数识别步骤为:首先摄像机镜头拍到仪表图像,利用预先设定好的算法进行图像预处理,接着检测仪表区域并分割出表盘,再从中识别出指针线、指针角度和表盘刻度,最终得到读数。此过程中使用的是传统目标检测特征方法进行仪表检测,如 Hough 圆检测、基于特征点匹配、模板匹配等。传统检测指针线方法有模板匹配法、Hough 直线检测、中心投影法、剪影法、最小二乘法等。这些算法在特定情境下有不错的效果,但在图像干扰条件多的情况下,识别效果不理想。

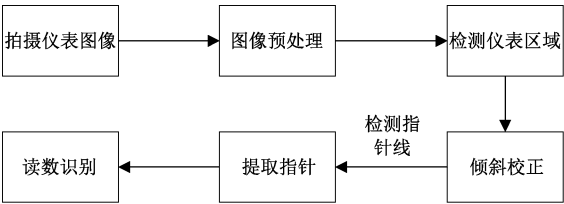


图 7 指针式仪表读数识别流程

3 仪表读数识别关键技术的研究现状

3.1 仪表图像的预处理

在过去的几年中,仪表经历许多改进,预测其会变得更加复杂,提供越来越多的功能^[4]。复杂仪表图像必须要经过图像预处理消除各种干扰因素的影响,为读数的识别提供高质量图像。常见的图像预处理方式包括灰度化、二

值化、图像降噪和图像增强。前二者使图像数据的处理变得简单,后二者能去掉图像中的无用信息,加强有用信息。图 8(a)为拍摄的仪表原图,图像灰度化效果如图 8(b)所示,添加高斯噪声效果见图 8(c),二值化处理效果如图 8(d)所示。

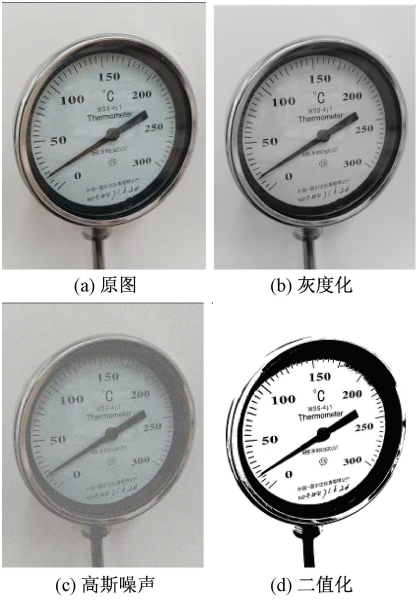


图 8 仪表图像预处理

张珺等^[5]在利用双边滤波去除图片中的噪声后,对比直方图均衡化和 Retinex 算法的图像增强效果,实验表明 Retinex 算法更能保留原图色彩,图像增强效果更佳。

现在有许多针对结合深度学习的仪表图像预处理操作的研究。针对起雾的仪表图像,朱斌滨等^[6]提出改进的基于灰度级动态调整的 Retinex 去雾算法。通过对数变换把低照度的起雾图像转化到对数域,增强低照度细节,采用多尺度无限脉冲响应(infinite impulse response, IIR)估算图像光照分量,并把获得的图像进行动态灰度级调整,得到最合适的参数值。针对有雨纹的仪表图像,设计基于改进的 ResNet 网络的去雨算法,将有雨纹图像分解为带有图像低频信息的底层与带有高频信息的细节层。该方法针对雨雾天气的仪表识别上有不错的效果,提高仪表读数识别的场景普适性。Hou 等^[7]使用图像恢复网络 PReNet 来去除指针式仪表图像中的雨滴,此除雨算法可以将读数值的最大基准误差从 0.63%降低到 0.13%,提高检测精度。

3.2 倾斜校正

由于拍摄角度、道路坡度和仪表安装位置等因素的影响,拍摄图片中的仪表角度可能是倾斜的,因此在识别读数前需要对仪表图像进行适当的旋转校正。

尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)是最早的图像倾斜校正算法,于 2004 年得到改进^[8]。其通过尺度空间中极值点的位置、尺度、旋转不变量实现图

像的倾斜校正。虽然能在一定程度上恢复原图像,但在圆形仪表的倾斜校正上准确度低、计算复杂、用时过长,无法满足实际生产中的要求。Bay 于 2006 年提出的加速稳健特征(speeded up robust features,SURF)算法^[9]速度是 SIFT 的 3 倍,但此算法局部区域像素的梯度方向对主方向的决定比

例太高,可能使特征向量的提取以及匹配产生误差,具有一定的局限性。二进制特征描述算法(oriented binary robust independent elementary features,ORB)^[10]是利用 FAST 特征点和 BRIEF 特征描述子的校正算法,运行速度较快。表 1 列举出倾斜校正算法的优缺点对比。

表 1 倾斜校正算法对比

| 方法 | 优点 | 缺点 |
|----------|--------------------------------|----------------------------|
| SIFT 算法 | 适用于旋转、尺度变化、噪声、视角变化和光照变化图像,稳定性高 | 计算复杂,实时性低;边缘光滑的目标不能准确提取特征点 |
| SURF 算法 | 适用于模糊、旋转图像,运行速度快 | 视角变化大时准确性不高 |
| ORB 算法 | 运行速度快,可应用于实时性检测 | 尺度变换和视角变换时鲁棒性差 |
| 结合深度学习算法 | 运行速度快,校正效果好 | 算法普适性不高,不能满足所有类型仪表实际工作要求 |

Zheng 等^[11]利用透视变换实现仪表的倾斜校正,通过将摄像机的倾斜视角转换为前视角来校正图像,但此方法只适用于方形仪表。

当前有结合深度学习的倾斜校正方法。周登科等^[12]利用深度学习算法进行仪表倾斜校正,先提取表盘关键点再校正。先利用 YOLOv3 提取以刻度数字为中心的关键点坐标,再根据此坐标计算透视变换矩阵进而实现第一次校正;第二次旋转校正借助于图像上的两个关于表盘竖直中轴线对称的关键点。与传统方法对比,此方法具有更好的校正效果,对仪表读数识别精度的提升具有一定的现实意义。陶金等^[13]提出一种改进的 Hourglass 网络的校正方法,在 YOLOv4-tiny 目标检测结果的基础上使用 Hourglass 网络提取表盘特征点,将检测到的特征点与模板特征点逐个匹配,算出单应矩阵,再利用透视变换对仪表盘进行精确的自动校准。但此算法在光照过曝、镜面反光、图像遮挡等情形下无法准确提取仪表特征点

3.3 仪表表盘区域的检测

检测仪表区域并提取仪表区域图像,可以把仪表与复杂背景分离开,便于后续仪表指针的提取与仪表读数的识别。如图 9 所示,利用深度学习算法识别出仪表所在区域。



图 9 YOLOv7 识别仪表区域效果图

邢浩强等^[14]利用基于卷积神经网络的仪表目标检测模块预测仪表包围框位置,并根据预测结果调整相机拍摄

位置与相机缩放倍数,使得目标位于图像中央。此方法简化仪表位置的标定工作,有一定的现实意义,但没有考虑灰尘遮盖、光照变化、图像倾斜等因素的影响,算法的泛化性较低。

现有诸多结合深度学习的表盘区域检测方法的研究。Liu 等^[15]使用改进的 Faster Rcn 提取表盘区域,通过 3 种方法改进网络性能。1)多尺度训练。保持图像尺寸不变,更改图像最短边长进行随机尺寸调整。2)增加一组小于默认值的的锚点来检测小目标仪表。3)采用在线难例挖掘算法(online hard example mining,OHEM)平衡训练过程中正负样本不平衡问题,提高检测精度。Huang 等^[16]提出快速摄像机对齐算法(fast camera alignment algorithm,FCAA)实现摄像机与待读取仪表的精确对准,首先利用空间信息实现相机云台初步对准仪表,再利用改进的 YOLOv3-tiny 检测网络结合视觉伺服技术进行仪表二次对准,最终获得放大且清晰的仪表图像。Wang 等^[17]利用 Faster RCNN 提取仪表区域,使用 VGG-16 作为 Faster RCNN 的特征提取模块。值得一提的是,在数据集处理上使用泊松融合来扩大数据集,采用 K-Fold 验证算法优化数据集,扩充数据集的同时提升数据集质量,从而提升仪表识别的精度与算法的泛化能力。

在各种视觉测试中,视觉 Transformer^[18](vision transformer,ViT)的表现与其他类型的网络(如 CNN、RNN)相似或更好^[19]。毛爱坤等^[20]在 YOLOv5 的基础上融入 Swin Transformer,通过移位窗口进行建模,实现全局和局部信息交互,提升模型的特征提取能力。实验证明加入 Swin Transformer 的网络结构比不加入的网络检测结果的平均精度高 2.6%。

迁移学习^[21]可以很好地解决数据量少的问题。李慧慧等^[22]提出一种改进的预训练 MobileNetV2 网络模型与圆形 Hough 变换相结合的表盘区域提取方法,首先用圆形 Hough 变换从图像中提取出多个圆形区域,把这些区域图像作为 MobileNetV2 网络的输入进行仪表区域与背景的

分类。运用迁移学习方法训练模型,不仅保证高准确率,而且由于 MobileNetV2 是一种轻量级网络,计算量较低,该方法为轻量级嵌入式终端提供思路。同样地,崔昊杨等^[23]在训练仪表识别网络时,利用迁移学习参数共享机制获得模型的权重参数,加快模型收敛。表 2 列举出表盘区域检测代表性方法的性能对比。

表 2 表盘区域检测代表性方法性能对比

| 参考文献/ 年份 | 数据集特点 | 研究方法 | 优点 | 缺点 | 平均相对 误差/% | mAP/ % | 参数量/ 10 ⁶ |
|-----------------|---|----------------------------|-------------------------|--------------------------|--------------|-----------|-------------------------|
| 文献[15]/ 2020 | 9 218 张上海某变电站获取的指针式电表图像 | 改进的 Faster RCNN | 由检测框位置调整相机,获得合适尺寸和位置的图像 | 没有讨论多表盘仪表图像的情况 | 0.601 4 | 91.18 | |
| 文献[17]/ 2021 | 1 000 张拍摄于变电站的仪表图像,采用泊松融合、K-Fold 验证算法优化 | 改进的 Faster RCNN 和 Hough 变换 | 优化数据集,识别精度高 | 算法泛化性较低 | 1.354 | 98.65 | |
| 文献[22]/ 2021 | 工厂采集含 1 030 个圆形仪表和 1 303 个不属仪表的圆形图像 | MobileNetV2 网络和迁移学习 | 解决数据集数量偏少问题,加快模型收敛 | 仅适用于圆形仪表 | | 100 | 2.23 |
| 文献[23]/ 2022 | 3 000 张模拟不同环境下的仪表图像 | 迁移学习 | 解决数据集数量偏少问题,加快模型收敛 | 对新类型仪表需再次进行人工训练模型 | | 92.25 | 65.6 |
| 文献[20]/ 2023 | 3 230 张国网宁东某变电站实地拍摄和网上搜集的仪表图像 | YOLOv5 和 Swin Transformer | 提升模型的特征提取能力,模型体量小 | Swin Transformer 提高计算复杂度 | | 94.4 | 0.575 |

3.4 仪表读数识别

1) 指针检测

传统的指针检测方法有模板匹配法、Hough 直线检测、中心投影法、剪影法、最小二乘法等。

针对指针阴影现象, Ma 等^[24]使用基于对称度的二值化阈值确定方法分割指针区域,并通过改进的随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法识别指针。基本原理是大多数仪表指针关于通过仪表中心的轴线对称,通过建立极角频率分布直方图来定量描述指针对称性。通过仪表中心寻找最大连通域,找到带有阴影的指针区域,可以有效的从指针阴影中分割出指针区域。该算法快速准确,能够有效去除指针阴影,对有复杂背景的仪表图像具有良好的抗干扰能力。张雪飞等^[25]创新地利用基于快速直线检测(line segment detector, LSD)算法的直线边缘方向性约束得到指针两侧边缘,进而识别指针。此方法也适用于刻度分布不均匀、细指针的仪表,算法适用性高。

现在有诸多结合深度学习的指针检测算法的研究。方翌啸^[26]提出一种将深度学习中精确关键点检测算法与指针定位任务结合起来的算法。利用改进的 Mask RCNN 来确定刻度点和指针上特征点的确切位置,并使用指针特征点拟合指针的位置,提升检测精度。万吉林等^[27]把 Faster RCNN 网络结构中的 VGG16 改为 ResNet50 以提

取仪表区域图像,接着利用 Dice 损失函数改进 U-Net 网络的评价体系并进行刻度线的分割,再借助 Faster RCNN 把经过轮廓拟合和透视变换后的图像进行指针区域的检测,最后借助 U-Net 网络分割出仅含指针的像素。此种方法具有较高的准确性,为复杂背景干扰下、小仪表目标的读数识别提供一种新思路。胡鑫等^[28]首先对仪表图像进行倾斜校正,再利用 YOLOv5 网络对校正过的图像进行指针的直接定位,减少直线检测所需的时间,相对误差在 2.47% 以内,算法具有较高精度。针对无人机航拍不同角度仪表图像的读数识别, Deng 等^[29]先通过 YOLOv5s 网络获取表盘区域图像并对仪表图像进行分类,接着利用 Deeplabv3+ 图像分割网络,于表盘区域中精确分割出刻度线和指针。Deeplabv3+ 作为最先进的分割模型,非常适用于识别密度大的刻度线和占比空间小的指针线。为减小模型体积,改原 Deeplabv3+ 模型中使用的骨干特征提取网络 Xception 为 MobileNetv2。此种改进模型在变电站航拍仪表图像的识别上具有更理想、更高效的精度和识别速度。

2) 读数识别

计算指针式仪表读数的方法有距离法与角度法。前者通过计算指针的相对位置来读取读数,后者则根据指针的偏转角度推导出仪表读数。角度法比距离法更简单快速,故选用角度法的研究更多,但角度法的基本原理限制

了其不适用于表盘刻度不均的仪表。

针对顶部细、底部粗,类似三角形的指针式仪表,张文杰等^[30]提出一种基于指针区域的仪表指针夹角计算方法,使用最小二乘法拟合指针夹角与指针刻度的线性函数参数。该方法对光照变化、有阴影图像的读数识别误差较小,但不适用于刻度不均匀的仪表。许丽等^[31]提出基于Hough变换的指针定位与角度计算方法。针对光线过暗或过曝情况下的图像,首先通过迭代最大类间方差方法,得到最佳二值化图像,进行指针区域的准确分割。根据仪表指针顶端比底端细且其中心线一定经过转动轴心的原理,计算出其中心线与坐标系水平轴的夹角,并通过水平轴与指针夹角的函数关系来读取仪表读数。该方法增加指针中心线必过仪表转动轴心的约束条件,提高光照条件变化、表盘有干扰等情况下的仪表读数识别的准确率。但美中不足的是不能对指针产生阴影的仪表进行高精度的读数识别。

当前有结合深度学习的仪表读数识别方法。针对仪

表读数识别步骤繁多、耗时较长、部署难度大等缺点,张森等^[32]提出一种融合卷积注意力模块的双路异构卷积神经网络,并采取软区间分级回归的策略回归仪表读数。此网络分为上下两路,为提取出更多特征,上路采用 ReLU 激活函数,平均池化方式,卷积层通道数为 32;下路卷积神经网络使用了 Tanh 激活函数、最大池化方式,卷积层通道数为 16。为减小模型体积,降低部署难度,把 7-9 层全连接层从直接回归改为分级回归,最终获取精确的仪表读数。此方法突破通过检测指针线识别仪表读数的局限,并在识别准确率、识别速度和模型部署难度三者间取到较好的平衡,对中小型机器的读数识别算法改进具有指导作用。双路异构卷积神经网络结构如图 10 所示。Zhang 等^[33]提出一种基于角度法的加权平均分算法(weighted average mark, WAM),根据指针与各个刻度的距离加不同的权值计算仪表读数,实验验证 WAM 算法比传统角度法减少 25% 的误差,提升读数精度。但此算法有一定的局限性,只能用于刻度均匀且刻度在同心圆上的仪表。

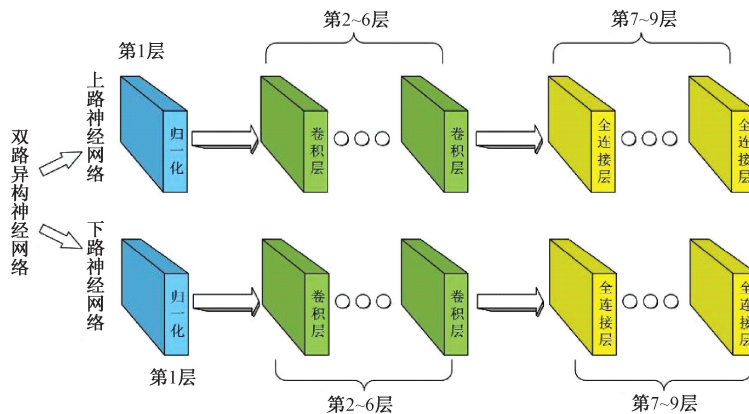


图 10 双路异构卷积神经网络结构图

4 应用场景

针对指针式仪表读数识别技术的应用场景,部分研究并未给出准确介绍^[34-37],根据给出使用场景的文章可总结出其主要应用在变电站^[38-40]和石油化工厂^[41-42]巡检机器人的表计识别上。如图 11 所示,巡检机器人表计识别过程为:主控系统负责协调各个子系统运行,由电源模块提供电能,巡检机器人运动到预定位置后云台检测模块拍摄仪表图像送由计算机检测仪表读数。

变电站周围的电磁干扰大,导致数显示仪表失真,故在此场景下针对指针式仪表读数识别的研究更多。文献^[38]使用深度神经网络识别仪表读数,对有污垢和光反射的指针式仪表适用性较高,达到读数的绝对误差在 0.05 以内的准确度。针对架空输电线路的无人机巡检,文献^[39]采用深度学习方法实现表盘区域的定位和检测,对不同光照强度和不同拍摄角度的图片都有不错的识别效果。文献^[40]提出一种基于 YOLOv5 和 U2-Net 网络的

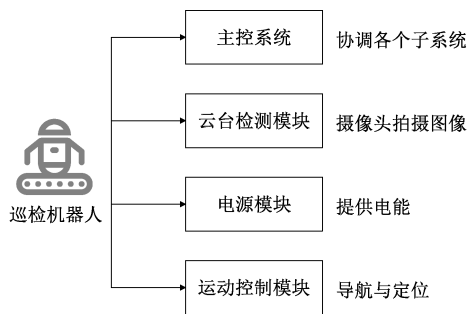


图 11 巡检机器人系统组成

智能视觉识别方法,提高复杂环境下仪表识别的精度和效率。石油化工厂生产环境恶劣,灰尘多,光线杂乱,仪表读数自动识别情况受天气影响较大。文献^[41]利用安装简便的树莓派和 OPENCV 搭建仪表识别环境,开发适于油田工业环境中的视频识别仪表技术。文献^[42]在 Faster RCNN 的基础上融合多层网络特征和 SENet 网络结构,提高检测精度。巡检机器人还应用于海上平台,文献^[43]针

对海上挂轨机器人的工作特点,对比 YOLOv3 和 Mask RCNN 的识别效果,得出后者精度更高但速度较慢的结论。文献[44]综述海上机器人的关键技术,包括仪表读数识别技术。

指针式仪表读数识别技术还应用在指针式仪表质量的自动校验、数据监测上,应用场景包括工厂生产线、汽车、航天飞机等。针对指针式仪表的出厂前自动校验,文献[45]利用 HSV 颜色空间进行指针式仪表的读数识别,能精确定位指针质心偏离的仪表图像中的指针位置。文献[46]使用 DAMP-YOLO 轻量级网络识别仪表读数,并将其部署到汽车上,证明此方法的实用性。文献[47]采用一种基于先验信息的汽车指针式仪表检测方法,算法的鲁棒性和泛化性得到提高。针对航天仪表盘的读数监测,文献[48]采用 YOLOv4 检测指针区域,GrabCut 算法进行指针分割,比人眼读数更方便快捷,更适合颠簸的飞行状态。表 3 列举出仪表读数识别的应用场景。

表 3 仪表读数识别技术应用场景总结

| 参考文献 | 应用场景 | 功能 |
|-----------|-------|-------------|
| 文献[38-40] | 变电站 | |
| 文献[41-42] | 石油化工厂 | 巡检机器人的表计识别 |
| 文献[43-44] | 海上平台 | |
| 文献[46-47] | 汽车 | 仪表质量校验、读数识别 |
| 文献[48] | 航天飞机 | 读数监测 |

整体看来,伴随着工业自动化、智能化、信息化的进程,巡检机器人的广泛应用和自动化技术的推广推动仪表读数识别技术的发展,仪表读数识别的研究也在追寻更高标准的突破。

5 数据集

大部分研究人员使用自己创建的仪表数据集,在文章中未进行公开;部分提供数据集,但数据集规模较小^[49-50]。目前已知的数字仪表公共数据集有 UFPR-AMR^[51]和 Copel-AMR^[52],指针式仪表公共数据集有 UFPR-ADMR-v1^[53]和 UFPR-ADMR-v2^[54]。它们都是由是巴西最大的电力公司 Copel 的员工提供的基于现场的图片素材、Laroca R 等标注整理的公开仪表数据集,其目的是协助仪表识别的相关研究和实现公平的研究效果比较。图 12 列举出来自各数据集的部分图片。

UFPR-AMR 包含 2 000 张注释的仪表图片,分为 3 组:训练(800 张),验证(400 张)和测试(800 张),图片分辨率在 2 340×4 160、3 120×4 160 之间。每张图像在文本文件中都有以下注释:拍摄图像的相机型号、仪表的位置和读数以及每个数字的位置。UFPR-AMR 提供一个公开的数字仪表数据集,同时提供拍摄设备信息,便于研究者参考。缺点是仪表种类不够丰富,数量有待增多。数据

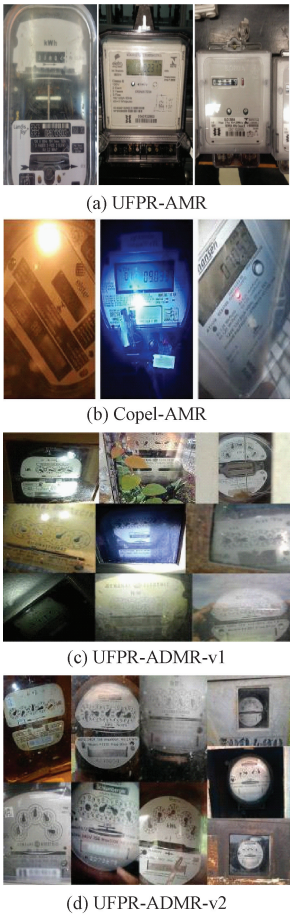


图 12 数据集示例

集地址为 <https://web.inf.ufpr.br/vri/databases/ufpr-amr/>。

Copel-AMR 包含 12 500 张现实环境下仪表图像,其中 2 500 张是有故障或读数难以辨别的仪表图像。每张图像都手动标记仪表的位置和读数、每个数字的边界框。Copel-AMR 提供数量更多、种类更丰富的数字仪表图片,其中含有识别读数难度大的图像,可提高实验模型的鲁棒性,增强模型的泛化能力。数据集地址为 <https://web.inf.ufpr.br/vri/databases/copel-amr/>。

UFPR-ADMR-v1 包含 2 000 张注释的仪表图片,分为 3 组:训练(1 200 张),验证(400 张)和测试(400 张),图像大小为 640×480 或 480×640。所有图片都有 4 或 5 个仪表刻度盘,如图 12(c)所示。在每幅图像中,标记包含所有表盘的不规则四边形的每个角的位置,这些角注释可用于校正包含表盘区域的图像。作为第一个较大的公开多仪表表盘数据集,UFPR-ADMR-v1 是基于实际生产环境拍摄的,具备较高的通用性;每张图都包含多个仪表盘,有利于研究者对多表盘仪表读数识别的研究;标记表盘四角的位置,便于仪表的倾斜校正研究。但图片中的仪表指针线过于单一,忽略指针线较长的仪表情况。数据集地址为 <https://web.inf.ufpr.br/vri/databases/ufpr-admr/>。

UFPR-ADMR-v2 是 UFPR-ADMR-v1 的扩展版本,

增加3 000张图片和新的注释(如精确到十分位的仪表示值和表盘的分割掩码),共包含5 000张表盘的注释图像。其中3 000张图像用于训练,1 000张图像用于验证,剩余1 000张图像进行测试。与UFPR-ADMR-v1相比,UFPR-ADMR-v2的图片数量更多,图片注释更精细,数据集中包含光照、距离、对比度、噪声、旋转和相机存在显著变化的仪表图片,为研究者提供基于现实状况的高质量数据。但此数据集中的仪表依然存在种类单一的问题,没有考虑到不同种类指针式仪表的指针线大小、长短、粗细变化情况。数据集地址为<https://github.com/guesalomon/ufpr-admr-v2-dataset/>。

6 结 论

本文对指针式仪表读数识别研究的关键步骤进行概述,对基于传统机器学习和基于深度学习的方法进行分析介绍,最后总结应用场景和公开仪表数据集。探索一种高鲁棒性高泛用性的仪表读数识别算法,能广泛适用于不同类型的指针式仪表,同时使其在光照不均、光线过曝或过暗、指针有阴影、极端天气等环境下、表盘含有两个指针及以上时以及拍摄到含有多个仪表图像的情况下,能精准快速的读取仪表读数,是未来的研究重点与难点。以下总结指针式仪表读数识别的可能发展趋势与亟待解决问题。

利用新一代深度学习算法实现仪表读数高精度自动识别。深度学习技术更新换代速度迅猛,关注深度学习领域技术的最新进展,探索新一代深度学习网络与仪表读数识别的结合方式,使其能部署于边缘设备,在提高仪表检测的精度与速度的同时,增强算法的实用性与泛化性。如解决ViT严重的数据依赖和算力资源依赖问题,将其应用在仪表读数识别上;对抗生成网络(generative adversarial network,GAN)系列算法,可利用GAN在图像生成、超分辨率重建等领域的优秀表现实现仪表读数识别准确度的提升。

结合不同巡检机器人工作特点进行仪表识别算法的改进。除常见的室外巡检机器人,还有隧道巡检机器人、巡检无人机等。不同机器人的工作场景与拍摄特点有较大差别,数据处理模式也不同,导致得到的图像数据质量有差别,研究时应考虑到这种情况。随着数码产品性能的提升,巡检机器人配备的摄像机可以实现自动变焦,精确的自动变焦技术是否会导致表盘区域检测这一步骤的减少甚至省略。在设计算法时应充分考虑巡检机器人配件的最新发展情况、在实际场景中可能出现的状况和问题,针对这些问题探索解决方案,才能实现仪表识别技术的突破。

通用仪表公共数据集的建立。目前公开的仪表的数据集较少,尤其是指针式仪表的图像数据集。大部分研究者自己建立仪表数据库,耗费大量时间与精力,同时无法为所有研究结果提供公平的比较。为实现仪表读数

识别的标准化、简洁化、方便化与公平公开透明化,建立一个数量庞大、种类丰富、质量有保证的公共仪表数据集是仪表读数识别研究领域不可忽视的问题。

参考文献

- [1] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25.
- [2] BAYOUDH K. A survey of multimodal hybrid deep learning for computer vision: Architectures, applications, trends, and challenges[J]. Information Fusion, 2023, 105: 102217.
- [3] JING L, TIAN Y. Self-supervised visual feature learning with deep neural networks: A survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(11): 4037-4058.
- [4] KHALIFA T, NAIK K, NAYAK A. A survey of communication protocols for automatic meter reading applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2010, 13(2): 168-182.
- [5] 张珺. 基于机器视觉的仪表读数智能识别算法研究及应用[D]. 四川:电子科技大学, 2019.
- [6] 朱斌滨, 樊绍胜. 雨雾环境下的变电站指针式仪表识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24): 221-230.
- [7] HOU L, WANG S, SUN X, et al. A pointer meter reading recognition method based on YOLOX and semantic segmentation technology[J]. Measurement, 2023, 218: 113241.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BAAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [10] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. IEEE, 2011: 2564-2571.
- [11] ZHENG C, WANG S R, ZHANG Y H, et al. A robust and automatic recognition system of analog instruments in power system by using computer vision [J]. Measurement, 2016, 92: 413-420.
- [12] 周登科, 杨颖, 朱杰, 等. 基于深度学习的指针式仪表倾斜校正方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(12): 1976-1984.
- [13] 陶金, 林文伟, 曾亮, 等. 基于YOLOv4-tiny和Hourglass的指针式仪表读数识别[J]. 电子测量与仪

- 器学报, 2023, 37(5): 1-10.
- [14] 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, 38(11): 2813-2821.
- [15] LIU Y, LIU J, KE Y. A detection and recognition system of pointer meters in substations based on computer vision [J]. Measurement, 2020, 152: 107333.
- [16] HUANG J, WANG J, TAN Y, et al. An automatic analog instrument reading system using computer vision and inspection robot[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6322-6335.
- [17] 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.
- [18] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale[J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2010.11929.
- [19] HAN K, WANG Y, CHEN H, et al. A survey on vision transformer[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(1): 87-110.
- [20] 毛爱坤, 刘昕明, 陈文壮, 等. 改进 YOLOv5 算法的变电站仪表目标检测方法[J]. 图学学报, 2023, 44(3): 448-455.
- [21] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 22(10): 1345-1359.
- [22] 李慧慧, 闫坤, 张李轩, 等. 基于 MobileNetV2 的圆形指针式仪表识别系统[J]. 计算机应用, 2021, 41(4): 1214-1220.
- [23] 崔昊杨, 张雨阁, 张驯, 等. 基于边端轻量级网络的电力仪表设备检测方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 1186-1193.
- [24] MA Y, JIANG Q. A robust and high-precision automatic reading algorithm of pointer meters based on machine vision [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 30(1): 015401.
- [25] 张雪飞, 黄山. 多类指针式仪表识别读数算法研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(16): 147-52.
- [26] 方翌啸. 基于关键点检测的指针仪表读数识别算法研究与应用[D]. 浙江: 浙江大学, 2020.
- [27] 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(8): 3097-3105.
- [28] 胡鑫, 欧阳华, 尹洋, 等. 一种改进的指针式仪表示数识别方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 132-137.
- [29] DENG G, HUANG T, LIN B, et al. Automatic meter reading from UAV inspection photos in the substation by combining YOLOv5s and Dee-plabV3 + [J]. Sensors, 2022, 22(18): 7090.
- [30] 张文杰, 熊庆宇, 张家齐, 等. 基于视觉显著性的指针式仪表读数识别算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(12): 2282-2295.
- [31] 许丽, 石伟, 方甜. 巡检机器人中的指针式仪表读数识别系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(7): 1782-1790.
- [32] 张森, 万吉林, 王慧芳, 等. 基于注意力机制的卷积神经网络指针式仪表图像读数识别方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(4): 218-224.
- [33] ZHANG W, JI D, YANG W, et al. Application of swin-unet for pointer detection and automatic calculation of readings in pointer-type meters[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 35(2): 025904.
- [34] YE X, XIE D, TAO S. Automatic value identification of pointer-type pressure gauge based on machine vision[J]. J. Comput., 2013, 8(5): 1309-1314.
- [35] YANG B, LIN G, ZHANG W. Auto-recognition method for pointer-type meter based on binocular vision[J]. J. Comput., 2014, 9(4): 787-793.
- [36] HUO F, LI A, REN W, et al. New identification method of linear pointer instrument[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(3): 4319-4342.
- [37] ZUO L, HE P, ZHANG C, et al. A robust approach to reading recognition of pointer meters based on improved mask-RCNN[J]. Neurocomputing, 2020, 388: 90-101.
- [38] FUNAYAMA Y, NAKAMURA K, TOHASHI K, et al. Automatic analog meter reading for plant inspection using a deep neural network[J]. Artificial Life and Robotics, 2021, 26: 176-186.
- [39] WANG C, PEI H, TANG G, et al. Pointer meter recognition in UAV inspection of overhead transmission lines[J]. Energy Reports, 2022, 8: 243-250.
- [40] CHEN L, WU X, SUN C, et al. An intelligent vision recognition method based on deep learning for pointer meters[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(5): 055410.
- [41] 张文超. 基于 OPENCV 的仪表图像识别技术的研究与应用[J]. 中国设备工程, 2023, (3): 97-100.
- [42] 李伟, 王飒, 丁健刚, 等. 一种用于石油化工厂环境下的仪表自动检测方法[J]. 西安石油大学学报(自然

- 科学版), 2022, 37(2): 102-109.
- [43] 汤鹏, 刘毅, 魏宏光, 等. 基于 Mask-RCNN 海上升压站数字式仪表读数的自动识别算法[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(2): 163-170.
- [44] SHUKLA A, KARKI H. Application of robotics in offshore oil and gas industry—A review Part II[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 75: 508-524.
- [45] 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(3): 581-586.
- [46] ZHUO S, ZHANG X, CHEN Z, et al. DAMP-YOLO: A lightweight network based on deformable features and aggregation for meter reading recognition[J]. Applied Sciences, 2023, 13(20): 11493.
- [47] ZHANG J, LIU Y, YU J, et al. Automobile instrument detection using prior information and fuzzy sets[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(12): 13524-13534.
- [48] TUNCA E, SARIBAS H, KAFALI H, et al. Determining the pointer positions of aircraft analog indicators using deep learning[J]. Aircraft Engineering Aerospace Technology, 2022, 94(3): 372-379.
- [49] VANETTI M, GALLO I, NODARI A. Gas meter reading from real world images using a multi-net system [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(5): 519-526.
- [50] GONÇALVES J C. Reconhecimento de dígitos em imagens de medidores de consumo de gás natural utilizando técnicas de visão computacional [D]. Curitiba: Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2016.
- [51] LAROCA R, BARROSO V, DINIZ M A, et al. Convolutional neural networks for automatic meter reading [J]. Journal of Electronic Imaging, 2019, 28(1): 013023-013023.
- [52] LAROCA R, ARAUJO A B, ZANLORENSI L A, et al. Towards image-based automatic meter reading in unconstrained scenarios: A robust and efficient approach[J]. IEEE Access, 2021, 9: 67569-67584.
- [53] SALOMON G, LAROCA R, MENOTTI D. Deep learning for image-based automatic dial meter reading: dataset and baselines [J]. International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN), 2020, 1-8, DOI:10.1109/IJCNN48605.2020.9207318.
- [54] SALOMON G, LAROCA R, MENOTTI D. Image-based automatic dial meter reading in unconstrained scenarios[J]. Measurement, 2022, 204: 112025.

作者简介

钱玉宝, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为石油机械设计、大数据与人工智能应用。

E-mail: 109184785@qq.com

王紫涵(通信作者), 硕士, 主要研究方向为图像识别、人工智能。

E-mail: 1911944344@qq.com

邱腾煌, 硕士, 主要研究方向为大数据挖掘。

E-mail: 943595923@qq.com