

基于图像分割及质心拟合法的双指针式工业仪表盘读数识别

程炳鑫¹, 朱文锐^{2*}, 程 睿³, 黄瑞丰⁴

¹安徽建徽工程质量检测有限公司, 安徽 合肥

²西安建筑科技大学土木工程学院, 陕西 西安

³浙江创悦诚科技有限公司, 浙江 杭州

⁴中国科学技术大学先进技术研究院涌现科技智能媒体计算联合实验室, 安徽 合肥

收稿日期: 2024年12月7日; 录用日期: 2025年1月3日; 发布日期: 2025年1月9日

摘 要

双指针式仪表盘广泛应用于建筑、材料、化工等工业生产过程中。相比于单指针式仪表盘, 双指针式仪表盘存在指针易重叠和双指针读数变化呈现一定联系等特点。为了提高现有双指针式仪表盘读数识别算法的准确性, 本研究提出了一种基于图像分割及质心拟合法的读数识别新方法。首先, 利用YOLOv8网络从背景图像中分离出大指针表盘和小指针表盘。其次, 利用Fast-SCNN将大指针和小指针进行语义分割, 并将分割区域的轮廓点集伸展为二维平面以得到质心。最后, 通过质心和表盘中心坐标拟合成一条直线, 采用该线段与参考线的角度变换来实现初步读数。大小指针的读数采用交叉判断来进行校正, 相加之后得到最终的读数。实际工业场景下的实验结果验证了该方法的可行性。

关键词

双指针式仪表, 图像分割, 质心拟合法, 读数识别

Dual Pointer Industrial Meter Reading Recognition Based on Image Segmentation and Centre of Mass Fitting Method

Bingxin Cheng¹, Wenrui Zhu^{2*}, Rui Cheng³, Ruifeng Huang⁴

¹Anhui Jianhui Engineering Quality Detection Co. Ltd., Hefei Anhui

²College of Civil Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi

³Zhejiang Chuangyuecheng Technology Co. Ltd., Hangzhou Zhejiang

*通讯作者。

文章引用: 程炳鑫, 朱文锐, 程睿, 黄瑞丰. 基于图像分割及质心拟合法的双指针式工业仪表盘读数识别[J]. 图像与信号处理, 2025, 14(1): 12-20. DOI: 10.12677/jisp.2025.141002

⁴Emergetech and Intelligent Media Computing Joint Lab, Institute of Advanced Technology, University of Science and Technology of China, Hefei Anhui

Received: Dec. 7th, 2024; accepted: Jan. 3rd, 2025; published: Jan. 9th, 2025

Abstract

Dual pointer instrument meters are widely used in construction, materials, chemical, and other industrial production processes. Compared with single-pointer meters, dual pointer meters have the characteristics of easy overlapping of pointers and a certain correlation between the readings of dual-pointers. To improve the accuracy of the existing dual pointer instrument meters reading recognition algorithm, this study proposes a new reading recognition method based on image segmentation and the center of mass fitting method. First, the YOLOv8 network is used to separate the large pointer dials and small pointer dials from the background image. Next, the large and small pointers are semantically segmented using Fast-SCNN, and the set of contour points in the segmented region is stretched into a two-dimensional plane to obtain the center of mass. Finally, a straight line is fitted to the center of mass and the dial center coordinates, and the angular transformation between this line segment and the reference line is used to achieve the preliminary readings. The readings of the small and large pointers are corrected by cross-judging and summed up to get the final readings. Experiment results in real industrial scenarios verify the feasibility of this method.

Keywords

Dual Pointer Meter, Image Segmentation, Centre of Mass Fitting Method, Reading Recognition

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

指针式仪表具有结构简单、造价低廉和学习成本低等特性,被广泛应用于工业场景中的参数采集[1]。相比于单指针式仪表盘,双指针式仪表盘将两个相关的读数集成到了一个仪表盘上,提高了信息的可视化效率。同时,这也给仪表读数带来了新的挑战,尤其是两个指针之间存在干扰和重叠现象,可能会影响读数的准确性。在某些场景中,两个读数之间的关系具有一定的线性或非线性关联,正确利用这种关联能消除一定的谬误。

传统的仪表盘读数主要是由工程技术人员进行人工识别和记录,这种方式的准确率和效率均较为低下,且无法直接和数据库中的历史数据进行对比和更新。随着计算机视觉、巡检机器人、无人机和移动设备的发展,出现了各种基于图像处理的仪表盘读数方法。现有的指针仪表识别方法大多基于传统的数字图像处理技术,受到数据质量的严重限制。近年来,深度学习的快速发展为指针式仪表的自动读取提供了一种新的思路。表盘检测是进行读数的首要环节,本质上是一项目标检测类任务。常见的表盘检测方法包括霍夫变换和特征匹配。但是,霍夫变换方法对于背景复杂的仪表检测精度较差,而特征匹配方法需要确定先验特征。Liu 等[2]提出将 Faster R-CNN 用于表盘检测,采用特征对齐和透视变换解决了镜面反射和图像失真的问题。在此基础上,Zuo 等[3]采用改进的 Mask R-CNN 来检测仪表位置,并提出了

一种基于二值掩码的透视变换方法用于校正倾斜表盘。陶金等[4]在 YOLOv4-tiny 网络中添加了残差模块，并改进了 Hourglass 网络用于仪表盘检测和特征点提取。以上几种方法均只针对单指针式仪表盘进行了检测和读数，并没有考虑从大指针表盘中分离小指针表盘并分开读数这种情况。与上述几种深度神经网络模型相比，YOLOv8 加入了解耦头(Decoupled-Head)和无锚机制(Anchor-Free)，检测精度和速度均有所提升。另一方面，YOLOv8 集成了改进的特征金字塔网络(FPN)结构和高效层聚合网络(ELAN)，能够高效地提取和融合来自不同尺度的特征，这在检测大目标嵌套小目标的任务时具有显著优势。

常见的表盘读数方法可分为基于角度、基于距离、基于关键点和基于 OCR 识别的方法[5]。这几类方法一般都需要确定指针和刻度的相对位置。传统的指针和刻度查找方案均为数字图像处理技术，包括霍夫变换、背景求差、投影和区域增长等。这些方案的鲁棒性较差，在双指针发生重叠干扰时难以准确读数。为此，我们提出了质心拟合法，这是一种基于深度学习和传统图像处理技术的混合方案。借由图像语义分割模型，我们可以判断和舍弃干扰区域，通过分割出的轮廓点集计算出指针的质心，联合表盘中心拟合出一条直线，采用该线段与参考线的角度差来判断读数的大致范围。近年来，图像分割被广泛应用于仪表盘识别研究。这些分割模型需要大规模的标注数据进行训练，往往推理速度较慢。本文采用了快速分割卷积神经网络(Fast-SCNN) [6]进行指针区域分割，这是一种针对高分辨率图像数据的实时高效语义分割模型，在仅仅标注和训练了 300 多张图像的情况下就达到了工业标准的分割精度。

为了验证本文方法的有效性，我们在实验室和工业场景下采集了大量的双指针式仪表盘图像数据并进行了大量实验。这些实验包括对比实验、基准误差测试实验和鲁棒性测试实验。实验结果表明，本文方法在保证计算实时性的同时维持了较高的识别性能。

2. 方法及原理简介

本文提出的方法的总体技术路线如图 1 所示。原始数据通过 YOLOv8 模型进行表盘检测和分离，之后输入到 Fast-SCNN 进行指针区域分割。分割后的结果运用质心拟合法得到拟合线，再通过角度法得到大指针和小指针的初步读数，经交叉验证后求和得到最终读数。

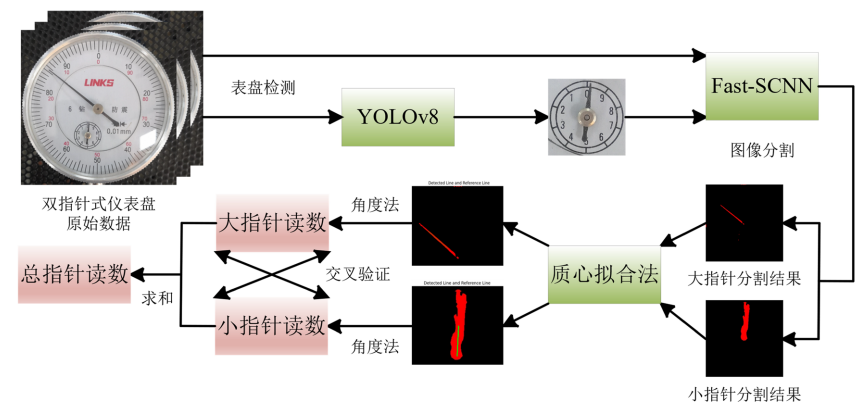


Figure 1. The pipeline of the proposed method
图 1. 提出方法的技术路线图

2.1. 用于表盘检测的 YOLOv8 模型

YOLOv8 是由 Ultralytics 提出的一种端到端的单阶段目标检测模型，适合处理高分辨率图像和多尺度特征。图 2 为 YOLOv8 的结构示意图，主要由主干网络(Backbone)和头部网络(Head)组成。其中主干网络负责特征提取，颈部网络负责对特征图进行融合，头部网络负责解耦和分类预测。

通过 YOLOv8 模型进行表盘检测的部分结果如图 3 所示。所有的小表盘均从大表盘分离了出来，且大小表盘的指针、刻度和表盘轮廓均能较为清晰地检测出来。这得益于 YOLOv8 模型强大的多尺度特征提取能力，能够较好地处理大小目标相互嵌套这种复杂的情况。

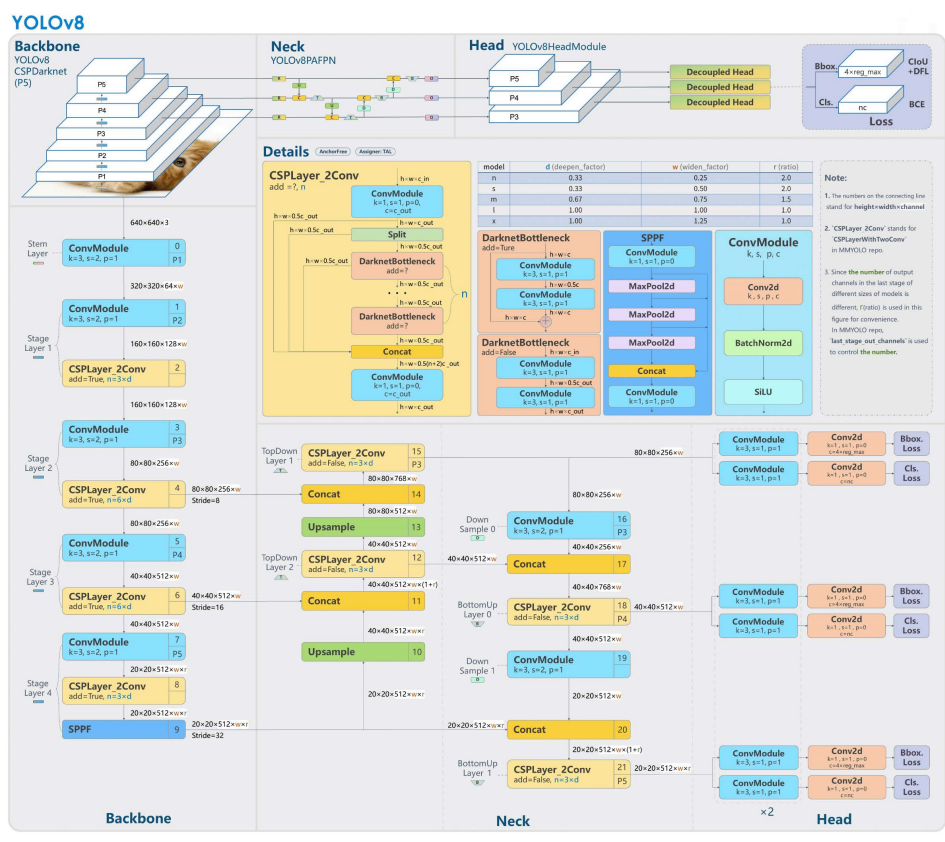


Figure 2. The structure of YOLOv8
图 2. YOLOv8 结构示意图



Figure 3. Partial dial detection results
图 3. 部分表盘检测结果

2.2. 用于指针区域分割的 Fast-SCNN 模型

Fast-SCNN 是一种专为高效实时语义分割而设计的轻量级网络。它在保持高精度的同时大幅降低了计算复杂度，非常适合需要快速处理和有限资源的场景。图 4 为 Fast-SCNN 的结构示意图，主要由学习下采样网络、全局特征提取网络、特征融合网络和分类网络四个部分组成。首先，Fast-SCNN 通过学习下采样网络对输入图像进行快速下采样，该网络由标准 2D 卷积(Conv2D)和深度可分离卷积(DSConv)组成。

这种设计能够有效降低输入图像的分辨率，减少后续层的计算需求，同时保留关键特征。在下采样后，Fast-SCNN 使用了多尺度的全局特征提取网络来捕捉图像中的深层语义信息。这个网络包含多层残差瓶颈块和金字塔池化层，既能够提取全局上下文信息，又能保持高效的计算。提取完语义信息后，Fast-SCNN 通过特征融合网络将浅层与深层的语义信息相结合。浅层信息有助于保留细节和边缘信息，而由上采样和深度卷积 (DWConv) 获取的深层信息则有助于捕捉全局上下文和目标类别，这种融合可以提高分割结果的精确度。分类网络中包含 2 个深度可分离卷积和 1 个卷积核尺寸为 1×1 的标准卷积用于提高网络性能。在网络训练时，softmax 函数被用于计算分类损失。在推理时，argmax 函数则代替 softmax 函数用于提高推理速度。

通过 Fast-SCNN 进行指针区域分割的效果如图 5 所示。所有的大指针区域都分割得较为清晰。大部分的小指针分割区域也都避开了大指针干扰，少部分残留的大指针干扰区域将通过以下阐明的质心拟合合法摒弃。

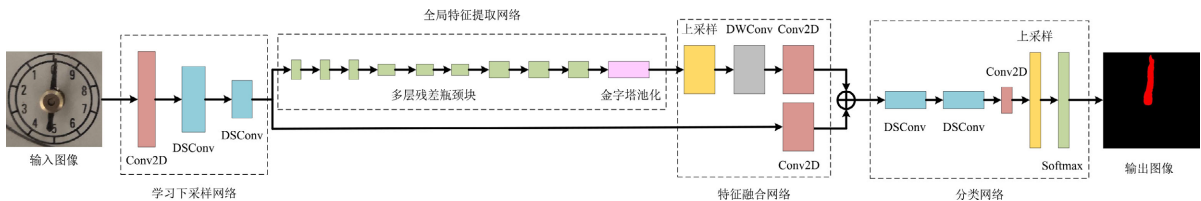


Figure 4. The structure of Fast-SCNN
图 4. Fast-SCNN 的结构示意图

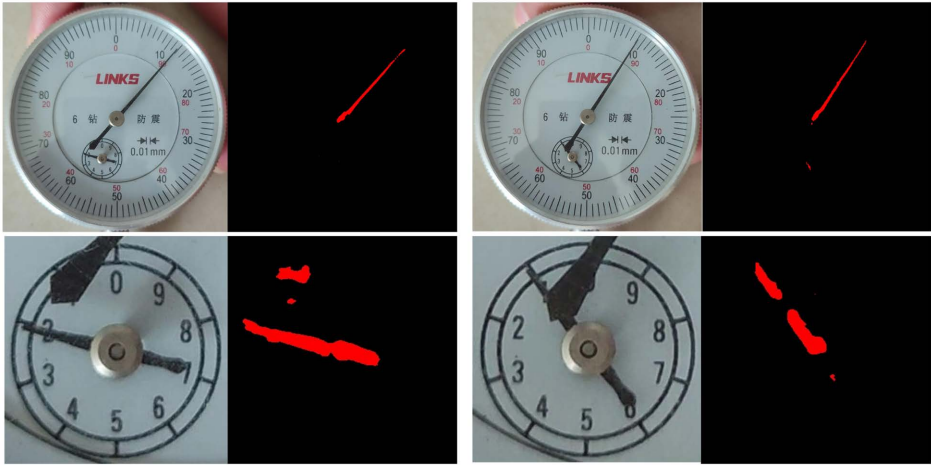


Figure 5. Segmentation effect of the pointer region
图 5. 指针区域分割效果

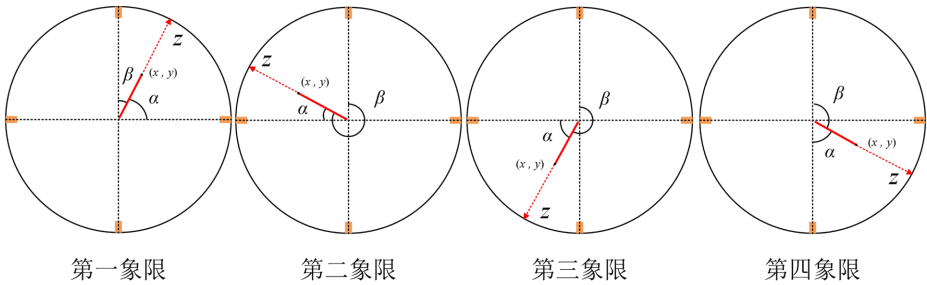


Figure 6. The center of mass fitting method for obtaining pointer angles
图 6. 质心拟合合法获取指针角度

2.3. 质心拟合法

采用质心拟合法的目的是从分割区域中获取一条直线来精确拟合指针所指的方向，该方法仅需调用 OpenCV 库即可实现。首先，我们将图像转换为灰度图像，再将灰度图像二值化以创建二值掩码。这样做的目的主要是方便提取分割区域的轮廓。其次，在得到轮廓点集后将其伸展为二维空间以获取区域边界轮廓的矩特征，这是为了计算得到质心的坐标(x, y)。最后，我们使用最小二乘法来拟合直线，直线的两个端点分别设置为质心和表盘中心。

得到指针的拟合直线后，我们将进一步通过角度差值来初步判断表盘读数。具体的方法如图 6 所示。假设指针按顺时针旋转，参考线为从表盘中心出发指向 0 刻度的射线 z，表盘中心为坐标轴零点，则通过质心坐标计算可得到角度 $\alpha = \arctan(x, y)$ 。此时，仅需要添加如下的简单判断条件即可得到拟合线与参考线之间的夹角 β ：1) 若质心坐标位于第一象限即 $x > 0, y > 0$ 时， $\beta = 90 - \alpha$ 。2) 若质心坐标位于第二象限即 $x < 0, y > 0$ 时， $\beta = 270 + \alpha$ 。3) 若质心坐标位于第三象限即 $x < 0, y < 0$ 时， $\beta = 270 - \alpha$ 。4) 若质心坐标位于第四象限即 $x > 0, y < 0$ 时， $\beta = 90 + \alpha$ 。在得到夹角 β 后我们需要根据刻度值对应的角度范围来判断读数(1 个刻度值的角度范围为 30 度，12 个刻度值对应 360 度的范围)，同时利用大小指针读数间的关系(大指针走一圈代表小指针走一刻度)来协同判断消除误差值。最终计算得到的总指针读数 = 小指针读数(取整) + 大指针读数/10。

3. 实验与结果分析

3.1. 实验配置与数据集

本文所使用的模型和算法均在 Windows 操作系统中的 PyTorch 深度学习框架下实现，其中 Python 版本为 3.11.10，CUDA 版本为 12.6，OpenCV 版本为 4.10.0.84。硬件平台为一台搭载了 Intel Core I7-12700k CPU、NVIDIA GeForce GTX3090 GPU 和 32G ROM 的深度学习工作站。检测大小表盘指针读数的平均耗时约为 0.28 秒和 0.65 秒。

本文所使用的数据集由 1800 张分辨率为 2400×2400 像素的双指针式工业仪表盘图像组成。其中，我们在理想实验室环境中的固定机位下采集了约 200 张图像，在不同距离和光照条件下采集了约 200 张图像。考虑需要保证模型的鲁棒性，我们将采集到的图像数量扩充到 1600 张(原图像 400 张，随机高斯噪声图像 400 张，随机泊松噪声图像 400 张，随机椒盐噪声图像 400 张)作为检测和分割的训练集，另采集了实际工业场景下的 200 张图像作为测试集。

3.2. 表盘检测与指针区域分割实验

Table 1. Dial detection results for various models
表 1. 各类模型的表盘检测结果

模型	平均准确率(%)	推理速度(ms)
Fast-RCNN	87.2	126
Mask-RCNN	91.9	264
YOLOv5	98.3	72
YOLOv8	99.5	58

在本实验中，我们首先使用 Labelimg 标注了训练集中小表盘的区域，根据标注数据训练了 YOLOv8 模型进行表盘检测。评估表盘检测的性能指标包括了在测试集上的平均准确率(AP)和推理速度(Time)。为

了评估 YOLOv8 模型在该项任务中的性能,我们还训练了三种应用较为广泛的目标检测模型(Fast-RCNN [7]、Mask-RCNN [8]和 YOLOv5 与 YOLOv8 模型进行比较。表 1 中的详细结果显示 YOLOv8 模型在测试集上的检测准确率为 99.5%,推理速度为 58 ms,明显优于其他三种模型的实验效果。

由于每张图像需要分割的对象包含大指针和小指针,所以分割实验的数据集实际包含了 3600 张图像。训练集总共 3200 张图像,其中 1800 张为 2400×2400 像素的大表盘图像,1800 张为 450×450 像素的小表盘图像。评估指针区域分割效果的性能指标包括了交并比(IOU)和像素准确率(PA)。为了评估 Fast-SCNN 模型在该项任务中的性能,我们还训练了三种图像分割模型(U-Net [9]、SegNet [10]和 DeepLabv3+ [11])用于对比。表 2 中的详细结果显示了 Fast-SCNN 模型的交并比为 88.5%,像素准确率为 96.1%,超过其他三种主流分割模型的实验效果。

Table 2. Pointer region segmentation results for various models
表 2. 各类模型的指针区域分割结果

模型	交并比(%)	像素准确率(%)
U-Net	84.7	93.6
SegNet	78.4	89.8
DeepLabv3+	86.3	94.5
Fast-SCNN	88.5	96.1

3.3. 读数检测结果

本实验在实际工业场景下对双指针式仪表盘读数进行识别,以检验所提出的读数识别方法的可行性。表 3 展示了测试集中部分存在遮挡现象的表盘图片(即图 3)的真实值、读数值和基准误差。在本次测试中,总体读数的最大绝对误差为 0.006,最大基准误差为 1.22%。工业仪表盘总体读数的允许误差保持在 1.6% 以下,因此本次测试的结果符合工业场景的误差要求。

Table 3. Dial readings with obscuration in Figure 3
表 3. 图 3 中存在遮挡现象的表盘读数

No.	真实值	读数值	绝对误差(%)	基准误差(%)
1	3.592	3.598	0.006	0.17
2	6.548	6.545	0.003	-0.05
3	7.484	7.490	0.006	0.08
4	1.092	1.090	0.002	0.18
5	0.590	0.589	0.001	-0.17
6	3.013	3.016	0.003	0.09
7	1.607	1.606	0.001	-0.06
8	0.082	0.083	0.001	1.22

为考察不同干扰噪声对表盘读数的影响,我们还针对所有测试集图像进行了三种随机噪声处理。读数识别测试的结果如表 4 所示。存在随机高斯噪声、随机泊松噪声、随机椒盐噪声时的平均绝对误差分别为 0.007、0.011、0.006。平均基准误差分别为 0.66%、0.92%、0.44%。与工业仪表盘的允许误差相比,平均基准误差处于可以接受的范围内。

Table 4. Reading error in the test set with random noise present
表 4. 存在随机噪声的测试集读数误差

噪声类型	平均绝对误差	平均基准误差(%)
随机高斯噪声	0.007	0.66
随机泊松噪声	0.011	0.92
随机椒盐噪声	0.006	0.44

本实验还针对测试集中的大指针表盘和小指针表盘进行了分开读数识别测试，这样做的目的是探究不同表盘读数误差的敏感性。测试结果如表 5 所示。大表盘读数和小表盘读数的平均绝对误差分别为 0.002 和 0.004，平均基准误差分别为 0.15% 和 0.33%。结果显示，小表盘读数误差相较于总体读数误差偏大，大表盘读数误差相较于总体读数误差偏小。这也符合双指针式仪表盘的读数逻辑(小指针指示总体读数的整数部分，大指针指示总体读数的小数部分)。

Table 5. Classification reading error in the test set
表 5. 测试集的分类读数误差

分类	平均绝对误差	平均基准误差(%)
大指针读数	0.002	0.15
小指针读数	0.004	0.33
总体读数	0.004	0.28

4. 结论

工业仪表盘的自动化读数研究价值较高，比人工读数更加精准的同时，还能有效提高工作生产效率。之前的研究主要聚焦于单指针式仪表盘的自动化读数，而双指针式仪表盘的自动化读数较为复杂且有一定的技术难度。本文提出了一种基于图像分割及质心拟合法的双指针式工业仪表盘读数识别方法，技术路线清晰简单，具有良好的准确性和鲁棒性。

致 谢

本文实验的数据来源于安徽建徽工程质量检测有限公司提供的实际工业场景。感谢西安建筑科技大学、浙江创悦诚科技有限公司和中国科学技术大学先进技术研究院提供的技术支持。

参考文献

- [1] 钱玉宝, 王紫涵, 邱腾煌. 指针式仪表读数识别的研究现状与发展[J]. 电子测量技术, 2024, 47(8): 110-119.
- [2] Liu, Y., Liu, J. and Ke, Y. (2020) A Detection and Recognition System of Pointer Meters in Substations Based on Computer Vision. *Measurement*, **152**, Article 107333. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107333>
- [3] Zuo, L., He, P., Zhang, C. and Zhang, Z. (2020) A Robust Approach to Reading Recognition of Pointer Meters Based on Improved Mask-RCNN. *Neurocomputing*, **388**, 90-101. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.032>
- [4] 陶金, 林文伟, 曾亮, 张建寰, 赵紫阳, 徐周毅, 张陈涛. 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.
- [5] Hou, L., Wang, S., Sun, X. and Mao, G. (2023) A Pointer Meter Reading Recognition Method Based on YOLOX and Semantic Segmentation Technology. *Measurement*, **218**, Article 113241. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113241>
- [6] Poudel, R.P.K, Liwicki, S. and Cipolla, R. (2019) Fast-SCNN: Fast Semantic Segmentation Network.
- [7] Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. 2015 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, 7-13

- December 2015, 1440-1448.
- [8] He, K., Gkioxari, G., Dollar, P. and Girshick, R. (2017) Mask R-CNN. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, 22-29 October 2017, 2980-2988. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.322>
 - [9] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 234-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
 - [10] Badrinarayanan, V., Kendall, A. and Cipolla, R. (2017) SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **39**, 2481-2495. <https://doi.org/10.1109/tpami.2016.2644615>
 - [11] Chen, L., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F. and Adam, H. (2018) Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 833-851. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_49