

# 基于 Mask R - CNN 的油田井场指针仪表 识别方法研究

康朝海<sup>1</sup>, 刘 杨<sup>1</sup>, 任伟建<sup>1</sup>, 王树峰<sup>2</sup>, 张永丰<sup>2</sup>

(1. 东北石油大学 电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163318;

2. 大庆油田有限责任公司第二采油厂, 黑龙江 大庆 163414)

**摘要:**针对无人机巡检流程中采集到井场仪表图像模糊以及油田仪表定位模型实时性较差的问题,提出一种改进后最大后验概率模型去模糊方法和基于 Mask R - CNN 的指针式仪表定位算法。首先,通过采用变步长 LMS 滤波器的方法优化图像的先验信息,根据输入数据的统计特性调整滤波器参数,生成初步的仪表图像恢复结果,从而提升了最大后验概率的去模糊效果;其次,在 Mask R - CNN 网络结构的基础上,选用 MobileNetV3 作为主干特征提取网络减少参数量,再加入注意力机制模块保证准确率以完成仪表定位。最后,实验证明,仪表图像评价指标高于其他算法,该文提出的仪表定位算法减少了 48.25 M 参数量,FPS 值达到 37.3 frame/s,准确率为 94.02%。

**关键词:**计算机视觉;Mask RCNN;MobileNetV3;仪表识别;图像去模糊

中图分类号:TP391

文章编号:1000 - 0682(2024)05 - 0076 - 07

文献标识码:A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61 - 1121/TH.2024.05.015

## Research on Mask R - CNN - based pointer instrument recognition method for oilfield wellsite

KANG Chaohai<sup>1</sup>, LIU Yang<sup>1</sup>, REN Weijian<sup>1</sup>, WANG Shufeng<sup>2</sup>, ZHANG Yongfeng<sup>2</sup>

(1. Northeast Petroleum University Daqing, Heilongjiang Daqing 163318, China;

2. Second Oil Production Plant of Daqing Oilfield Co., Ltd., Heilongjiang Daqing 163414, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of fuzzy wellsite instrumentation images captured during the UAV inspection process and poor real - time oilfield instrumentation localization model, an improved maximum a posteriori probability model deblurring method and a pointer instrumentation localization algorithm based on Mask R - CNN are proposed. Firstly, the a priori information of the image is optimized by using a variable step size LMS filter, and the filter parameters are adjusted according to the statistical characteristics of the input data to generate the preliminary instrument image recovery results, so as to improve the de - blurring effect of the maximum a posteriori probability. Secondly, on the basis of the Mask R - CNN network structure, MobileNetV3 is selected as the main feature extraction network to reduce the number of parameters, and the attention mechanism module is added to ensure the accuracy of the Mask R - CNN network structure. Secondly, based on the Mask R - CNN network structure, MobileNetV3 is chosen as the backbone feature extraction network to reduce the number of parameters, and then the attention mechanism module is added to ensure the accuracy to complete the instrument positioning. Finally, the experiment proves that the evaluation index of instrument image is higher than other algorithms, and the instrument localization algorithm proposed in this paper reduces the number of parameters by 48.25 M, and the FPS value reaches 37.3 frames/s, with an accuracy rate of 94.02%.

**Keywords:** computer vision; Mask RCNN; MobileNetV3; instrument identification; image deblurring

## 0 引言

随着智能化、数字化时代的来临,油田生产过程正在迈向智能化,仪表识别作业逐渐实现自动化。智能巡检技术已广泛应用于石油行业的巡检作业<sup>[1]</sup>,其中油田井场主要以指针式仪表和数显远传仪表为主。传统指针式仪表作为油田井场工业一个重要的组成部分,能够监控生产过程并提供重要的安全保障,同时也是生产信息化中数据采集的重要来源,但指针式仪表数据无法进行远程传输。所以该文以油田井场指针式仪表为对象,对油田井场仪表识别方法进行研究。

指针式仪表识别流程目前已有发展出多种替代人工目检的方法,主要采用传统检测法与深度学习法。Liu 等人基于 Faster R-CNN 对变电站机器人巡检视频中的定位指针仪表位置<sup>[2]</sup>。Wu 等人也基于 Faster-RCNN 基础上,添加中心性约束注意力机制,提高了仪表识别的准确率<sup>[3]</sup>。陈梦迟等人提出了一种基于机器视觉的二维码辅助式工业指针式仪表识别技术方案,通过表盘上的二维码信息实现识别多种仪表<sup>[4]</sup>。刘晏等人提出了一种基于改进的 YOLOV5s 网络指针式仪表检测方法<sup>[5]</sup>。刘海龙等基于 SSD + MobileNet 目标检测模型以及传统图像处理技术,提出了新的指针式仪表自动读数方法<sup>[6]</sup>。贺嘉琪基于 MASK R-CNN 进行改进,提出了 MASKR2CNN 网络,实现了对自然场景中仪表盘的特征提取<sup>[7]</sup>。

仪表识别主要分为图像预处理和仪表定位,仪表识别过程中,油田井场仪表本身经常振动以及巡检时设备自身的振动,导致采集到的仪表图像出现抖动模糊问题,其次大部分模型复杂,计算量大导致模型实时性较差,轻量化模型虽然检测速度快,但准确率较低。针对上述问题,该文基于指针式仪表识别方法进行研究,对图像预处理环节和仪表定位环节进行改进。

仪表图像去模糊方面:首先提出一种基于改进最大后验概率模型的仪表图像去模糊方法,将 LMS 自适应滤波与最大后验概率模型相结合,以提升去模糊效果。

仪表定位方面:主干特征提取网络轻量化,对 MobilenetV3<sup>[8]</sup>中的 Bottleneck 结构进行改进,并将其代替 Resnet101 中的卷积层,使用轻量化模型作为主干特征提取网络,同时替换更为优秀的 CA 注意力机制<sup>[9]</sup>,来确保检测检测精度以满足实时分离仪表的需求。

## 1 仪表图像去模糊

### 1.1 最大后验概率模型去模糊方法分析

在油田仪表图像采集的过程中,特别是在油田井场现场,由于相机抖动、成像设备失焦以及仪表本身振动等因素,会使拍摄到的油田仪表图像同时存在运动模糊以及高斯模糊等复杂的情况,会严重影响后续仪表读数识别工作。针对这类存在多种模糊类型的情况,现有的去模糊算法在复杂的情况效果下的表现并不优异,会存在振铃现象。



图1 振铃现象

基于 MAP 框架的模型是最常用的图像去模糊模型之一,它通过在模糊图像的基础上引入先验信息来还原原始图像,但在仪表图像去模糊过程中,因先验信息不同,导致结果收敛于模糊图像的概率要高于清晰图像,因此,提出一种基于最大后验概率和自适应滤波相结合的图像去模糊方法。

### 1.2 基于自适应滤波器改进的最大后验概率模型去模糊方法

针对最大后验概率模型缺少先验信息导致去模糊效果差的问题,使用基于反正切的变步长 LMS 自适应滤波算法对模糊图像进行初始估计,根据输入数据的统计特性调整滤波器参数,生成一个初步的仪表图像恢复结果,将初始估计作为最大后验概率模型的初始输入。该文方法去模糊流程如图 2 所示。

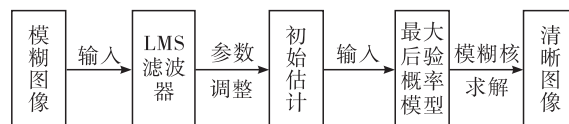


图2 去模糊方法流程框图

基于 MAP 框架的模型是最常用的图像去模糊模型之一,它通过在模糊图像的基础上引入先验信息来还原原始图像,但在仪表图像去模糊过程中,因先验信息不同,导致结果收敛于模糊图像的概率要高于清晰图像,下面为该文方法的公式推导。

MAP 模型用于先验信息未知的原始图像。可以得到以下概率关系:

$$P(x|y) \propto P(y|x) \cdot P(x) \quad (1)$$

式中:  $P(y|x)$  是似然函数, 描述了在给定原始图像时观察到模糊图像的概率;  $P(x)$  是先验概率, 描述了原始图像的先验信念。使用基于反正切的变步长 LMS 自适应滤波算法对模糊图像进行初始先验信息估计, 推导得到以下公式:

$$\hat{x} = W \times y \quad (2)$$

$$P(y|x) \propto P(y|W \times x) \quad (3)$$

$$\hat{x} = \arg \max_x P(y|W \times x) \times P(x) \quad (4)$$

式中:  $\hat{x}$  是原始图像的估计;  $W$  是 LMS 滤波器权重。这一过程通过结合 LMS 滤波器的权重自适应性和 MAP 模型的先验信息。

方法实现具体流程: 首先, 初始化 LMS 滤波器的学习步长, 并利用随机数生成函数创建模糊点扩散函数和相应的模糊图像。其次, 在迭代过程中, 算

法通过计算当前估计图像与真实图像之间的误差, 并以此更新滤波器权重, 以逐步优化图像质量。最后, 当满足预设的终止条件时, 算法使用计算好的权重和模糊图像作为输入, 通过最大后验概率估计方法推断出原始图像的最可能状态。

## 1.2 仪表去模糊实验

### 1.2.1 数据集制作

由于该文针对的去模糊对象是仪表模糊图像, 所以该文制作了仪表模糊图像库。该文图像库的图像来自大疆无人机云台仪表照片以及网络搜集的仪表图像, 包含 4 幅彩色图像和 12 个模糊核。图像质量评价是图像处理领域的关键环节, 涉及多个量化指标以客观衡量图像的各方面特性。图 3 为制作的仪表模糊图像库。

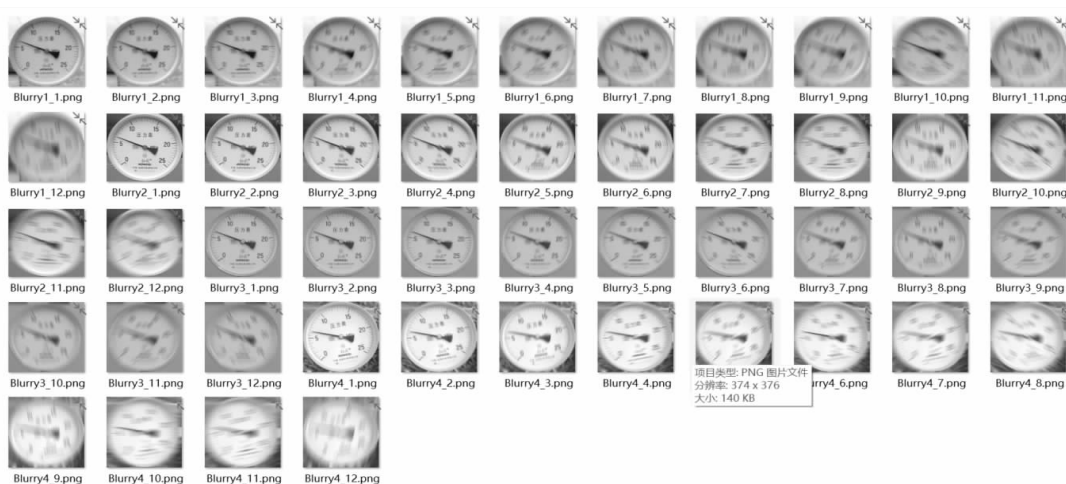


图 3 仪表模糊图像库

### 1.2.2 对比实验与结果分析

实验将选择在图像去模糊领域均表现优秀的维纳滤波<sup>[10]</sup>、盲去卷积<sup>[11]</sup>对该文制作的仪表模糊图像进行对比。其中, 盲去卷积则是基于最大后验概率(MAP)估计的去模糊方法, 通过引入额外约束或先验知识来恢复图像, 能处理更复杂和实际的去模糊问题。因此, 实验选择维纳滤波和盲去卷积与该文方法进行对比。

为分析改进后模型的可行性, 分别从维纳滤波、盲去卷积以及该文去模糊模型在仪表图像上的去模糊效果进行对比分析, 在实验中, 选用模糊等级 1、模糊等级 4、模糊等级 9 以及模糊等级 12 分别进行图像评价。图 4 为四个模糊等级的图像恢复结果, 对比来看, 盲去卷积的算法恢复出的图像存在很明显的边缘效应, 很大程度上影响了图像恢复的效果。维纳滤波去模糊效果相对较差, 且存在振铃现象。

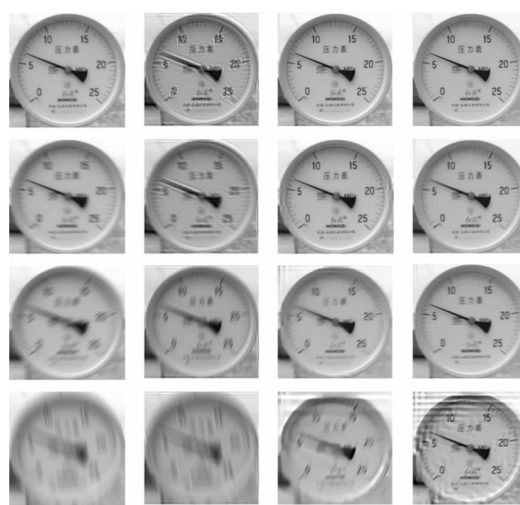


图 4 恢复图像效果对比

实验接着对比了 48 张模糊图像的恢复结果的量化指标, 主要包括  $SSIM$  和  $PSNR$ <sup>[12]</sup>, 按照模糊核

分为 12 组,每组都计算了图像评价指标的平均值。从表 1 中可以看出,盲去卷积的性能指标在三种方法中是最低的,维纳滤波的性能指标相对较好,该方法在仪表去模糊方面的 *PSNR* 和 *SSIM* 高于其他方法,证明了算法的有效性。

表 1 图像恢复指标评价

指标 等级	<i>PSNR</i>		
	维纳滤波	盲去卷积	该文方法
模糊核 1	20.04	26.80	30.22
模糊核 2	23.07	25.51	29.57
模糊核 3	20.55	25.38	30.17
模糊核 4	23.37	23.94	28.60
模糊核 5	23.51	25.11	27.08
模糊核 6	23.60	23.12	27.14
模糊核 7	23.24	21.29	26.32
模糊核 8	23.06	21.02	24.15
模糊核 9	23.67	21.56	25.31
模糊核 10	23.15	21.54	23.48
模糊核 11	23.42	21.82	24.10
模糊核 12	23.33	22.97	27.19

指标 等级	<i>SSIM</i>		
	Wiener	Pan et al.	该文方法
模糊核 1	0.263 7	0.799 5	0.707 2
模糊核 2	0.516 7	0.634 7	0.634 8
模糊核 3	0.219 1	0.574 3	0.606 8
模糊核 4	0.512 9	0.376 8	0.520 7
模糊核 5	0.517 2	0.367 0	0.504 3
模糊核 6	0.586 8	0.297 3	0.476 6
模糊核 7	0.372 5	0.217 3	0.405 4
模糊核 8	0.388 0	0.265 2	0.415 8
模糊核 9	0.557 0	0.248 2	0.415 8
模糊核 10	0.326 6	0.246 5	0.362 8
模糊核 11	0.370 6	0.246 8	0.371 0
模糊核 12	0.352 3	0.246 9	0.451 0

实验证明,该文提出的基于最大后验概率的仪表去模糊模型,在 *PSNR* 指标上,该文算法一直高于其余算法。在 *SSIM* 指标上大多数情况高于其余算法。但维纳滤波方法在模糊核 9 高于该文算法。模糊核 9 模糊程度较高,结合恢复图像以及算法分析,恢复出的图像出现了轻微横纹现象,影响到了 *SSIM* 指标。但是人工观察还是该文算法效果更佳。实验结果充分证明了算法的有效性,对于仪表去模糊有更好的效果。

## 2 基于改进 Mask R-CNN 的井场仪表定位算法

Mask R-CNN 尽管具备高精度、像素级分割的优点,但传统卷积层的大量堆叠导致网络复杂度增加,计算参数量庞大且繁杂,不利于模型部署,也无法满足油田现场对实时性的需求。因此,针对两个方面进行优化改进:第一,提升主干特征提取网络对有效图像信息的处理速度;第二,解决特征提取精度不足的问题。

### 2.1 基于 MobileNetV3 改进的特征提取网络

图 5 为 Mask R-CNN 网络结构模型,Mask R-CNN 将 ResNet-101 模型作为主干特征提取网络时,具有参数量很大,移动设备计算能力有限,导致目标检测网络存在训练和推理速度慢等问题。为了更好地在移动端部署模型,满足对油田现场的实时性要求,因此该文选择轻量化特征提取网络 MobileNetV3 作为目标检测网络的主干网络。

Mask R-CNN 中的 ResNet-101 网络采用传统卷积层的堆叠来完成对图像的特征提取,MobileNet-V3 是由 Bottleneck Residual 卷积层组成的轻量化主干网络,可以加快模型推理速度,节省计算资源,网络模型可以更加专注于仪表表盘的特征,从而减少参数量以及推理时间来增强模型的实时性。

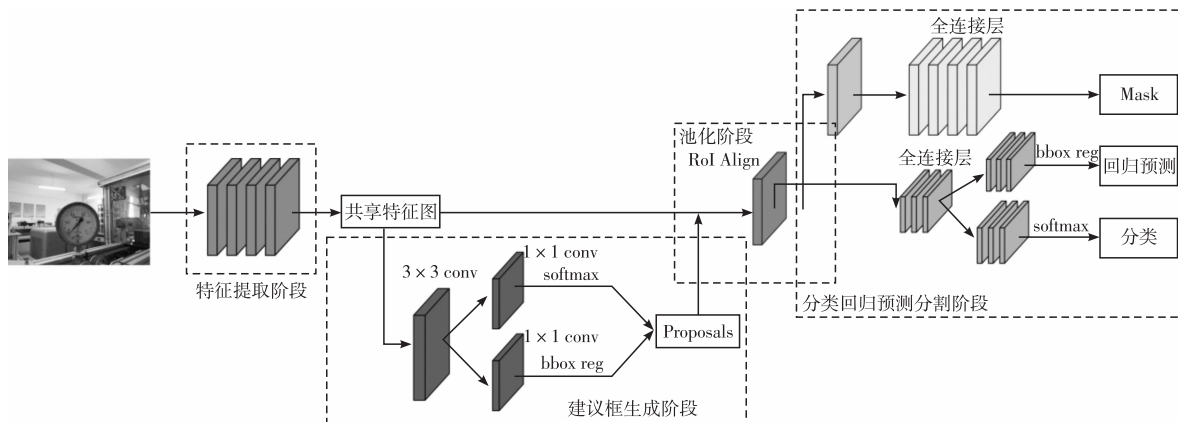


图 5 Mask R-CNN 网络结构模型





这两个方向提取特征,得到一对基于方向感知的特征图。与 SE 模块相比,首先 CA 注意力机制模块不仅考虑了通道信息,还考虑了方向相关的位置信息。其次,足够的灵活和轻量,能够简单地插入到轻量级网络的核心模块中。SE 注意力只考虑通道间的信息编码,而忽略空间信息,因此,该文选择 CA 注意力机制,图 9 为 MobileNetV3 的 Bneck 结构中添加 CA 注意力机制后的结构图。

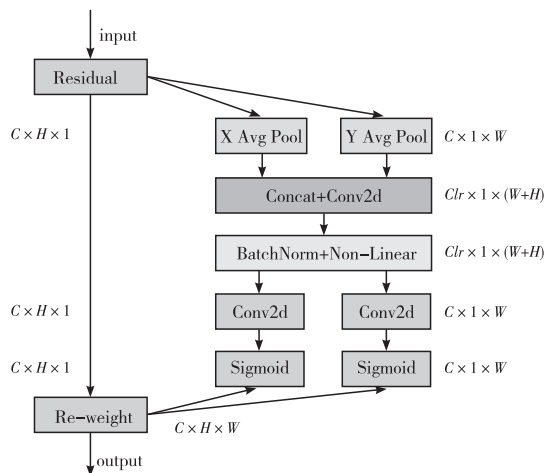


图 8 CA 注意力机制

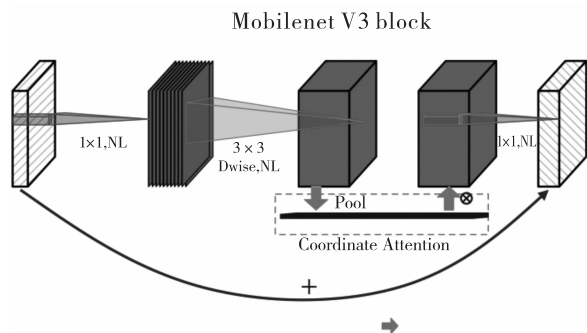


图 9 改进后 Bottleneck Residual 卷积层

## 2.3 井场仪表定位模型实验

### 2.3.1 数据集制作与实验环境设置

为更好地验证模型的泛化性和鲁棒性,该文自己制作了油田井场指针式仪表数据集,所采用的原始图像数据主要来源于手持仪表照片和网络搜集,实验使用大疆无人机精灵 4 Pro,通过模拟无人机巡检形式对复杂环境下的指针式仪表进行拍摄,该文收集了 1000 张仪表图像,其中 623 张仪表图像来自网络,并使用 Labelme 进行标注,对图片中仪表的位置和指针的位置进行标注,标注类别为仪表和指针两类。数据集制作如图 10 所示。

实验运行环境为 Windows10 系统;CPU 为 Inter (R) Xeon(R) Bronze 3204;内存为 32 GB;GPU 为 Nvidia Quadro P6000;利用 CUDA10.2, cudnn 为

7.6.0,加快 GPU 运算;编译器为 PyCharm2020.1,安装 Keras 与第三方库支持模型训练。



图 10 数据集制作

### 2.3.2 模型训练

在模型训练过程中,该文采用了迁移学习的策略,通过减少训练次数来提升目标检测的精度。使用了官方预训练的权重进行混合精度训练,并设置了目标类别置信度阈值为 0.5。实验中,采用了批次迭代训练法,共进行了 150 次迭代。在训练过程中,将 batch\_size 设置为 4,用 adam 的方法对损失函数进行优化,学习率设置为 0.000 1。经过反复迭代训练,损失函数曲线在迭代 120 次后逐渐趋于平稳。在大约 134 次迭代时,验证集的损失已经几乎不再变化。训练集的损失值为 1.830 1,验证集的损失值为 1.836 5。因此,损失函数曲线已经完全收敛。图 11 模型训练损失曲线曲线。

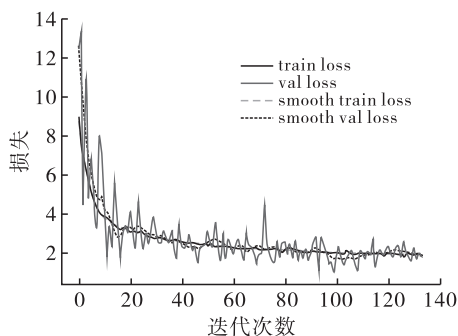


图 11 损失曲线

### 2.3.3 实验测试与结果分析

该文使用 Mask R - CNN 作为基础框架,通过优化主干特征提取网络和注意力机制两个方面对网络进行优化,将主干网络分别用 ResNet50、ResNet101、MobileNetV3 三个网络分别作为主干特征提取网络进行比较,经实验对比后,得表 2 结果,观察结果可知,相比于 ResNet50 和 ResNet101 特征提取网络,MobileNetV3 作为主干特征提取网络,在自制的仪表数据集下具有更高的检测精度(mAP)、更低的参数量(Params)和更少的计算量(FLOPs)。

表 2 不同主干网络在 Mask R - CNN 的准确率和参数量

特征提取网络	准确率 (mAP)	主干网络 计算量 (FLOPs)	主干网络 参数量 (Params)
ResNet50	95.89%	15.41 GMac	9.22 M
ResNet101	95.40%	3.31 GMac	18.35 M
该文主干网络	94.02%	0.36 GMac	3.21 M

改进后的网络与 Mask R - CNN、Faster R - CNN 比较,主干网络更轻量化,mAP 值略低,但物体回归框和分割效果接近。模型更小,检测速度更快,综合性能最好,更适合实时检测仪表的需求,部署到移动终端设备。为验证改进算法的优越性,同一数据集在不同算法之间进行对比如表 3 所示。

表 3 不同算法在数据集上的参数对比

特征提取网络	准确率 (mAP)	计算量 (FLOPs)	参数量 (Params)	检测速度 (FPS)
Faster R - CNN	94.44%	198.63 GMac	41.87 M	4.98
Mask R - CNN	95.40%	208.63 GMac	73.31 M	5.21
该文改进算法	94.02%	8.44 GMac	25.06 M	37.3

由表 2 可以看出,在实验数据集中,相比 Faster R - CNN、Mask R - CNN,该文改进的 Mask R - CNN 目标检测算法在参数量、计算量和检测速度三个方面,都优于表中其他算法。改进后该文算法评估曲线如图 12 所示,测试预测图像如图 13 所示。

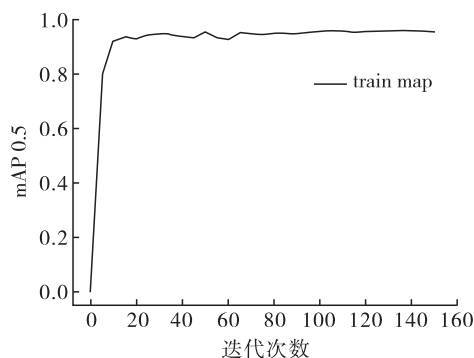


图 12 评估曲线 mAP 值

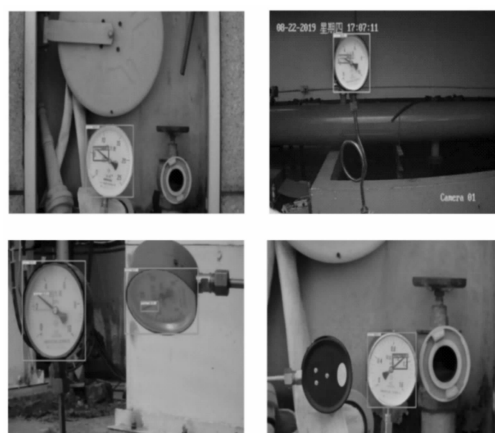


图 13 改进后算法的预测图像

## 3 结论

该文首先针对仪表识别流程中井场仪表图像预处理,提出了基于自适应滤波改进的最大后验概率模型去模糊来改善模糊抖动问题。其次,针对仪表识别流程中现有仪表定位模型实时性差的问题,对 Mask R - CNN 模型进行改进,替换原有主干特征提取网络以增强网络的实时性,提升网络检测速度,为确保仪表识别的准确率,添加 CA 注意力机制以增强主干网络的特征提取能力。实验证明,该文方法在去模糊和实时性方面具有一定的有效性。虽然与原 Mask RCNN 算法相较,该文算法在检测速度方面具有优势,但检测精度略有下降,下一步将对算法继续优化,进一步提升模型检测精度和恢复图像质量。

### 参考文献:

- [1] 熊国良,肖文明,王小明. 基于视觉的指针式仪表检测与识别方法综述[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(12): 1-3+9.
- [2] 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.
- [3] WU X, SHI X, JIANG Y, et al. A high - precision automatic pointer meter reading system in low - light environment[J]. Sensors, 2021, 21(14): 4891.
- [4] 陈梦迟,黄文君,张阳阳,等. 基于机器视觉的工业仪表识别技术研究[J]. 控制工程, 2020, 27(11): 1995 - 2001.
- [5] 刘晏,李玉梅,张涛,等. 基于改进的 YOLOv5s 指针式仪表检测与读数识别[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(03): 9 - 14.
- [6] 刘海龙,马波,张奇志. 钻井现场指针式仪表读数自动识别方法研究[J/OL]. 控制工程, 2023, 30(09): 1665 - 1672.

(下转第 107 页)

### 2.3 各态历经性检验

对于平稳的随机过程,若它的任意一个子样函数  $x(t)$  求得的统计信息与母体  $X(t)$  求得的统计信息相同,则称该随机过程具有各态历经性。

各态历经过程与平稳随机过程的关系为:各态历经过程一定是平稳随机过程,但是平稳随机过程却不一定是各态历经过程。

若想证明随机过程各态历经性需要长期观察及大量的数据分析,这是非常困难的。目前工程应用中主要采取物理判断这种近似的假设检验对各态历经性进行判定,即若该随机过程的各个样本本身是平稳的,且获得各个样本的基本物理因素大致相同,则认为该过程为各态历经随机过程。所以在试验中,若各个作业段均通过平稳性检验,则认为它也通过了各态历经性检验。

### 3 结论

载荷信号预处理是数据采集完成后必须进行的试验数据准备与校验工作,也是进行后续数据分析处理工作的前提<sup>[10]</sup>。该文以某型液压挖掘机为研究对象,应用 MATLAB 软件编制相应的程序对液压挖掘机工作装置载荷信号进行去除零点漂移、去除奇异值等预处理操作。依据油缸位移、油缸推力及回转角度 3 个参数在挖掘机工作过程中的变化情况,将挖掘机作业过程分为挖掘、提升、卸载及返回四个阶段。对分段后的载荷数据进行平稳性检验和各态历经性检验,为确保用子样替代母体以获取载

荷信号后续处理中的各种统计信息,提供了科学的理论依据。

#### 参考文献:

- [1] 王斌华,向清怡,陈一馨,等. 挖掘机结构疲劳可靠性研究现状及展望[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2022,42(01):115-126.
- [2] 田永卫,张书明,杨方飞. 联合收获机底盘载荷谱实测趋势干扰信号处理[J]. 农机化研究,2014,36(11):24-28.
- [3] 赵宇嘉. 构架载荷特征分析与预测及数据库建立方法[D]. 北京:北京交通大学,2023.
- [4] 吕彭民. 大型复杂结构抗疲劳设计[M]. 西安:陕西科学技术出版社,1999.
- [5] 赵晓鹏,冯树兴,张强,等. 越野汽车试验场载荷信号的采集及预处理技术[J]. 汽车技术,2010(09):38-42.
- [6] 秦立峰. 轮式装载机驱动桥前后输出轴载荷谱编制及疲劳寿命预测[D]. 西安:长安大学,2022.
- [7] RIDER R L, LANDGRAF R W. Reliability analysis of an automobile wheel assembly [J]. SAE International journal, 1993,7(3):46-112.
- [8] 张树京,齐立心. 时间序列分析简明教程[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- [9] 石来德,佟德纯. 信号处理技术在载荷谱研究中的应用[J]. 建筑机械化,1983(3):32-38.
- [10] 金红杰,臧利国,李瑶薇. 车辆底盘试验载荷谱编制技术研究与应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版),2022,36(12):58-70.

(上接第 82 页)

- [7] 贺嘉琪. 基于深度学习的指针式仪表示数自动识别的研究与应用[D]. 北京:北京邮电大学,2019.
- [8] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [9] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021.
- [10] 张文政,吴长悦,赵文,等. 融合对抗网络和维纳滤波

的无人机图像去模糊方法研究[J]. 无线电工程, 2024,54(03):607-614.

- [11] PAN J, HU Z, SU Z, et al. Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior [C]//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, 2014:2901-2908. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.371>.
- [12] 佟雨兵,张其善,祁云平. 基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型[J]. 中国图象图形学报,2006(12):1758-1763.