

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108358

# 面向堆叠千克组砝码的砝码把手实时识别与空间定位技术<sup>\*</sup>

邓威<sup>1</sup> 刘桂雄<sup>1</sup> 黄坚<sup>1,2</sup> 马健<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院 广州 510640; 2. 广州计量检测技术研究院 广州 510030)

**摘要:** 针对目前千克组砝码检定过程采用人工操作,存在检定效率低、劳动强度大、自动化程度低的问题,提出了面向堆叠千克组砝码的砝码把手实时识别与空间定位技术。首先,应用Faster R-CNN目标检测方法,实现砝码、砝码把手的识别与定位;根据识别到的砝码把手像素点坐标,对应获取砝码把手的深度值信息。初步试验表明,该方法可实现堆叠千克组砝码把手实时识别与定位,砝码把手边界框识别的平均精确度为98.5%,单次获取图像并识别得到砝码的空间坐标所用时间不超过0.473 s,多次实验砝码把手识别准确率100%,满足堆叠千克组砝码把手实时识别与定位需求。

**关键词:** 千克组砝码; 砝码检定; 深度学习; 空间定位; 视觉检测

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460

## Real-time recognition and spatial positioning technology of weight handles for stacked kilogram weights

Deng Wei<sup>1</sup> Liu Guixiong<sup>1</sup> Huang Jian<sup>1,2</sup> Ma Jian<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangzhou Institute of Metrology and Testing Technology, Guangzhou 510030, China)

**Abstract:** Aiming at the current manual operation of the kilogram weight verification process, there are problems of low verification efficiency, high labor intensity, and low degree of automation. This paper proposes a real-time recognition and spatial positioning technology for the weight handle of stacked kilogram weights. First, the Faster R-CNN target detection method is used to realize the identification and positioning of the weight and the weight handle. According to the identified pixel point coordinates of the weight handle, the depth value information of the weight handle is obtained correspondingly. Preliminary experiments show that the method can realize the real-time recognition and positioning of the weight handle of the stacked kilogram group. The average accuracy of the boundary box recognition of the weight handle is 98.5%, and the time to acquire the image and identify the spatial coordinates of the weight in a single time does not exceed 0.473 s, the accuracy of weight handle recognition in multiple experiments is 100%, which meets the real-time identification and positioning requirements of the weight handle of the stacked kilogram group.

**Keywords:** kilogram weights; weight verification; deep learning; spatial positioning; visual inspection

## 0 引言

在现代质量计量中,砝码是质量量值传递的标准量具,其定期校准和检定是保证数值传输准确性的重要手段。目前国内砝码检定方式还主要采取人工检定,计量效率低,劳动强度大<sup>[1]</sup>。部分计量检测机构实现了小砝码的自动化检定,但是对于千克组大砝码检定,还未实现真正意义上自动

检定<sup>[2]</sup>。实现堆叠千克组砝码把手实时识别与定位,有助于提高砝码自动化检定技术水平。

近几年,面向复杂场景的目标实时识别与空间定位技术发展迅速<sup>[3-5]</sup>,文献[6]提出了一种基于多帧工件图像聚合分割的检测识别方法,从输送带上杂乱工件中分拣出符合规格的目标工件,通过利用形状特征如训练分类回归树模型,对分割出来的工件图像进行分类识别,成功地检测和

收稿日期:2021-09-16

\*基金项目:国家市场监督管理总局科技计划项目(2019MK086)资助

剔除了非目标工件。文献[7]将基于机器视觉技术的在线检测方式应用在复杂的汽车生产制造环节中,应用TensorFlow深度学习框架和R-FCN网络模型,提高检测系统在实际生产中的鲁棒性,在不同使用场景下均具有较好的适应性。文献[8]设计了一种衡器检定机器人视觉系统,提出使用YOLOv3算法进行目标类型识别,背光条件下OTSU分割以及最小二乘拟合圆等算法分离主体,通过单目相机在机械臂牵引下的微动,模拟双目测距原理,得到目标物的中心点深度值。文献[9]提出了一种基于深度学习的高速无人艇视觉检测实时算法用以解决高速无人艇自主航行时对视觉检测的实时性问题,采用基于MobileNet的神经网络快速提取全图特征,具有鲁棒性强、多尺度的特点。文献[10]提出了一种结合对极约束的多BRIEF-descriptor立体匹配算法,减少双目视觉中的立体匹配过程时间消耗,并应用于焊缝的双目视觉识别与定位。

然而,现有的目标实时识别与定位技术并没有针对堆叠千克组砝码的特定算法。作者团队前期研究各种深度学习分割方法的特性技术指标<sup>[11]</sup>、自动深度学习技术<sup>[12]</sup>,基于Mask R-CNN实现堆叠千克砝码识别与关键部位分割<sup>[13]</sup>,并设计千克组砝码无人化检定系统<sup>[14]</sup>,基于K-means算法的优化堆叠砝码检定顺序调度规划<sup>[15]</sup>。根据以上研究基础,本文主要研究基于Faster R-CNN的识别与定位技术,进一步提高实时性能,实现堆叠千克组砝码把手实时识别与空间定位,以满足千克组砝码无人化检定准确、高效需求。

## 1 堆叠千克组砝码把手的深度学习实时识别与空间定位方法

实现千克组砝码的自动化检定,需要实时识别千克组砝码空间位置信息,并根据砝码空间位置信息引导机械手抓取砝码放置于检定台。图1为堆叠千克组砝码把手的深度学习实时识别与空间定位方法总体实现框图。千克组砝码在检定过程中需要识别的关键部位包括砝码整体、砝码把手,首先需要采集砝码堆的自然光图像,通过深度学习识别出自然光图像中砝码整体、砝码把手的像素点信息,并将像素点信息与采集到的堆叠砝码深度图结合,输出砝码的位置及深度坐标。

## 2 基于 Faster R-CNN 的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位技术

堆叠千克组砝码把手实时识别与定位需求是能实现砝码整体及砝码把手的快速识别与定位;在线快速视觉检测要求系统具有快速特点,每个砝码识别时间不超过0.5 s。图2为基于Faster R-CNN的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位技术流程。基本步骤:1)离线千克组照片,标注砝码整体与砝码把手边界框,训练识别砝码整体与把手的Faster R-CNN目标检测模型;2)基于Faster R-CNN模型

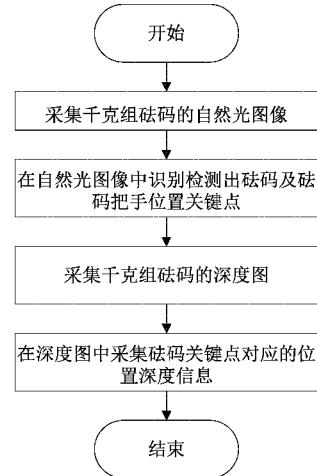


图1 面向堆叠千克组砝码的砝码把手实时识别与空间定位技术总体实现框图

识别堆叠千克的单个砝码及砝码把手,得到砝码整体及把手的关键点像素坐标;3)深度相机左右传感器同时采集图像并进行左右匹配,获取堆叠砝码的深度图像;4)深度图与自然光图像结合,输出自然光图像中砝码整体及把手的位置、深度坐标,将坐标发送到上位机。

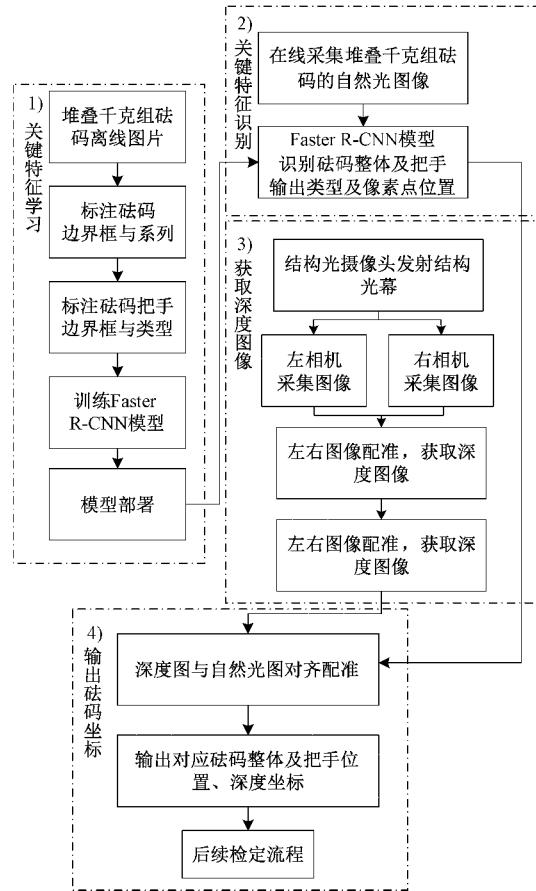


图2 基于 Faster R-CNN 的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位技术流程

## 2.1 基于 Faster R-CNN 的堆叠千克组砝码与把手实时识别

图3是堆叠千克组砝码与把手Faster R-CNN实时识

别模型,堆叠千克组砝码实时识别对象包括砝码、把手。

采用开源标注软件labelme矩形标注工具(rectangle),标注砝码、砝码把手的最小外接矩形作为边界框,并将砝码

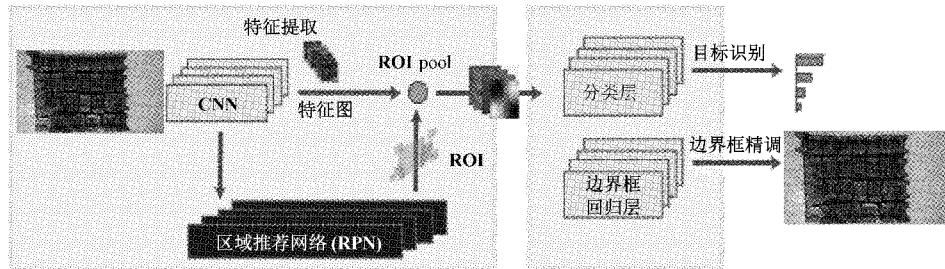


图3 堆叠千克组砝码把手Faster R-CNN实时识别模型

边界框标注为weight、砝码把手边界框标注为handle。随后采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)算法在训练数据集上,训练堆叠千克组砝码与把手Faster R-CNN实时识别模型,图4为叠千克组砝码及其把手的标注图像与识别结果,图4(a)为堆叠千克组砝码及其把手的标注图像;图4(b)为堆叠千克组砝码的深度学习识别结果。

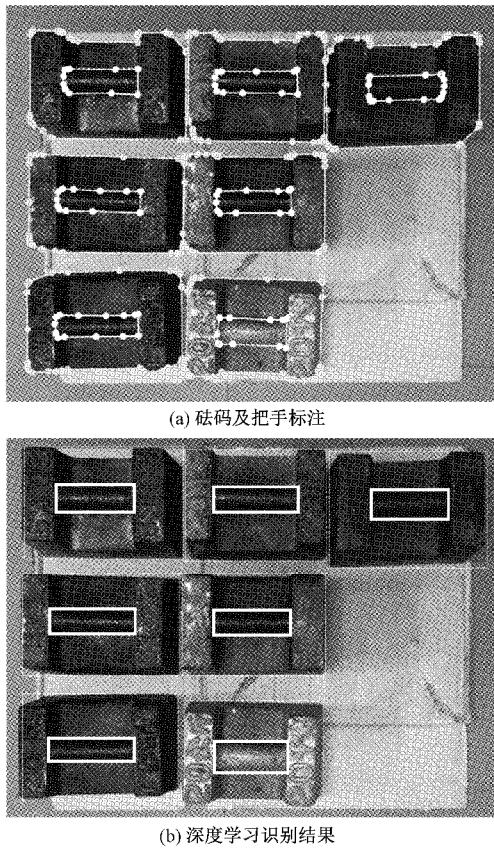


图4 堆叠千克组砝码及其把手标注与识别结果

1)砝码把手中心计算。使用Faster R-CNN模型输出的砝码把手边界框计算砝码把手中心,令边界框左上、右下坐

标为 $(u_{left-h}, v_{left-h})$ 、 $(u_{right-h}, v_{right-h})$ ,则砝码把手中心为:

$$(u_{hand}, v_{hand}) = \left( \frac{u_{left-h} + u_{right-h}}{2}, \frac{v_{left-h} + v_{right-h}}{2} \right) \quad (1)$$

2)砝码把手校验。通过检索是否有对应的砝码,来校验砝码把手是否准确识别。设砝码整体边界框左上、右下坐标为 $(u_{left-w}, v_{left-w})$ 、 $(u_{right-w}, v_{right-w})$ ,则砝码把手校验算法为:

$$\begin{cases} u_{hand} > u_{left-w} \vee u_{hand} > u_{right-w} \Rightarrow (u_{hand}, v_{hand}) \text{ 无效} \\ v_{hand} > v_{left-w} \vee v_{hand} > v_{right-w} \Rightarrow (u_{hand}, v_{hand}) \text{ 无效} \\ \text{其他} \Rightarrow (u_{hand}, v_{hand}) \text{ 有效} \end{cases} \quad (2)$$

图5为砝码把手中心计算与校验示意图,图5(a)为砝码把手中心计算示意图;图5(b)为砝码把手校验示意图。

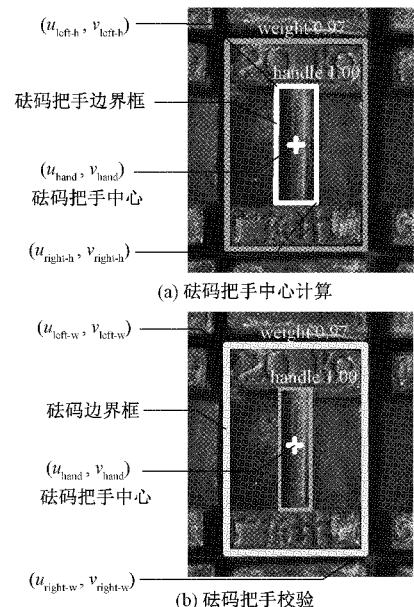


图5 砝码把手中心计算与校验示意图

## 2.2 堆叠千克组砝码把手实时空间定位技术

前述堆叠千克组砝码与把手Faster R-CNN实时识别

模型,可准确获得砝码把手中心( $u_{\text{hand}}, v_{\text{hand}}$ ),结合深度相机与机器视觉标定,计算把手空间坐标( $x_{\text{hand}}, y_{\text{hand}}, z_{\text{hand}}$ ),实现空间定位。

堆叠千克组砝码实时深度测量采用深度相机实现,通过左、右两个传感器采集实时堆叠千克组砝码的图像并合成<sup>[16]</sup>,即得到图6所示的堆叠千克组砝码深度图。

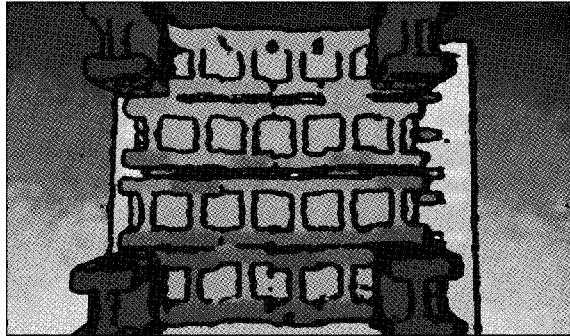


图6 堆叠千克组砝码深度图

设相机光轴与图像平面交点到相机中心的距离为 $z_c$ ,则砝码把手空间坐标( $x_{\text{hand}}, y_{\text{hand}}, z_{\text{hand}}$ )为:

$$\begin{bmatrix} x_{\text{hand}} \\ y_{\text{hand}} \\ z_{\text{hand}} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{P}_o^T \mathbf{P}_i^T z_c \begin{bmatrix} u_{\text{hand}} \\ v_{\text{hand}} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$\mathbf{P}_i$  为深度相机内参矩阵,  $\mathbf{P}_o$  为深度相机外参矩阵:

$$\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{P}_o = [\mathbf{R} \ t] \quad (4)$$

其中, $f$  为相机焦距; $dx, dy$  为单个像素在图像平面  $x$  和  $y$  方向上的物理尺寸; $u_0, v_0$  为相机光轴与图像平面交点的像素坐标; $\mathbf{R}, \mathbf{t}$  分别为相机坐标系与世界坐标系之间的旋转矩阵和平移向量。

综上,式(1)~(4)为堆叠千克组砝码把手实时识别与空间定位算法,输入是砝码、砝码把手边界框坐标,输出是把手空间坐标( $x_{\text{hand}}, y_{\text{hand}}, z_{\text{hand}}$ )。

### 3 实验研究

图7为基于深度学习的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位实验装置图,主要由深度相机、深度学习服务器、砝码放置区等构成。其中,深度相机获取砝码放置区的深度图像、视觉图像,实时传输至深度学习服务器;深度学习服务器的具体硬件CPU采用Intel i5 8400、GPU采用NVIDIA GTX 1070,内存16 GB;服务器运行本文提出的算法模型,实时识别出堆叠千克组砝码的把手并输出其空间坐标,表1为堆叠千克组砝码把手Faster R-CNN实时识别模型的识别检测指标,其中砝码把手边界框识别的平均精确度为98.5%。

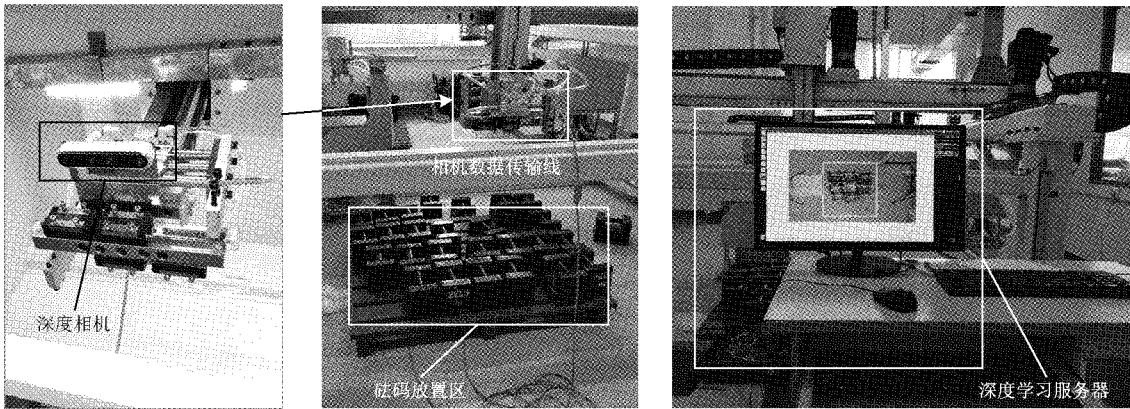


图7 面向堆叠千克组砝码的砝码把手实时识别与空间定位实验装置图

表1 模型识别检测指标

精确度指标	边界框/%
平均精确度(AP)	98.5
IoU阈值为0.5时的平均精确度(AP50)	100
IoU阈值为0.75时的平均精确度(AP75)	100
平均精度均值(mAP)	98.3

通过多次实验,测试了20 kg球墨铸铁砝码在4行6列2层、4行4列3层等摆放规则下,不同砝码数量的识别与定位效果,图8是4行6列2层摆放规则下,堆叠千克组砝码抓取过程的把手实时识别与定位结果,图中标签数字代表边界框识别精度。经过实验,单张图片识别时间0.473 s,砝码把手识别准确率100%。初步应用验证,可以看出本文方法实时性好、准确性高,能满足工程应用需求。

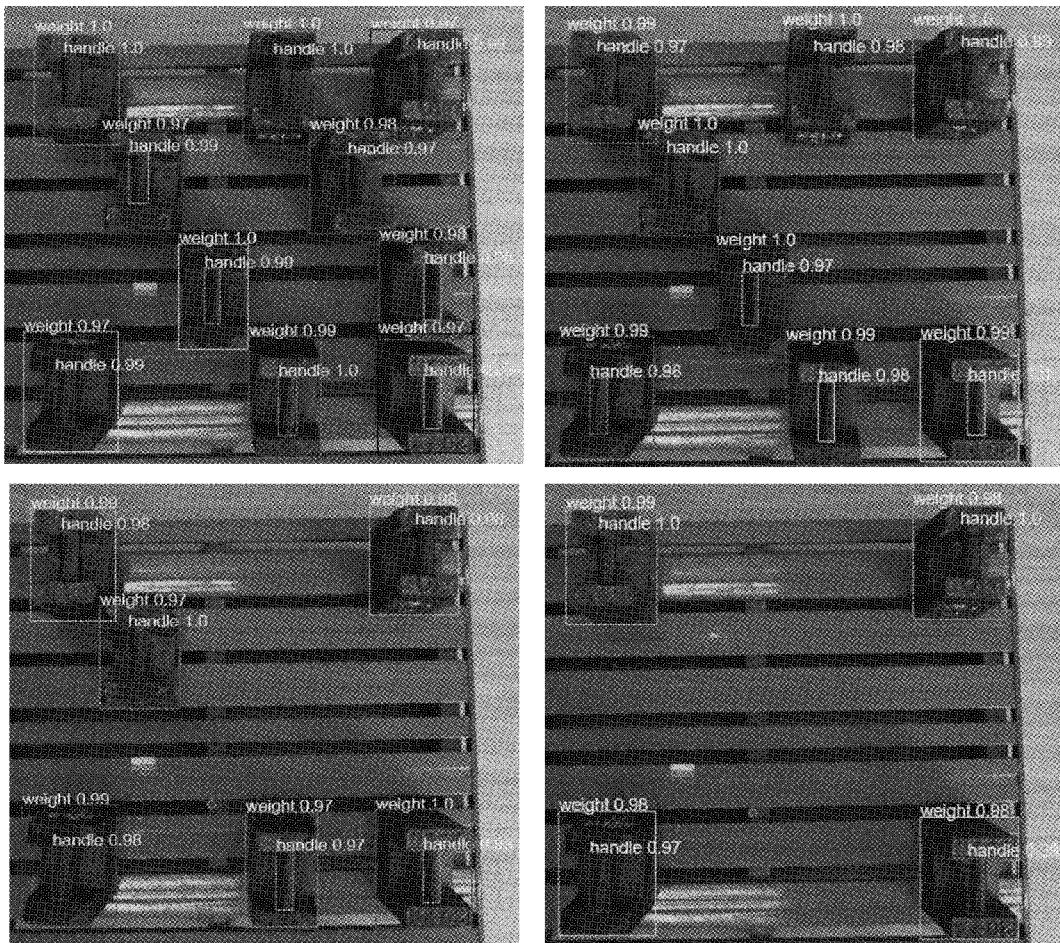


图8 4行6列2层基于深度学习的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位结果

## 4 结论

本文提出面向堆叠千克组砝码的砝码把手实时识别与空间定位技术,主要工作为:研究基于Faster R-CNN的堆叠千克组砝码把手实时识别与定位技术,提出堆叠千克组砝码把手实时识别的Faster R-CNN模型,模型可识别砝码及砝码把手,模型准确率达到100%,实现堆叠千克组砝码及把手关键特征的识别与定位;研发基于Faster R-CNN的堆叠千克组砝码把手实时空间定位技术,通过计算砝码把手中心点并校验是否有效,最后对应到深度图中提取深度;应用本文技术实现堆叠千克组砝码把手实时识别与定位,试验结果表明,检测时间0.473 s,能满足工程应用需求。

## 参考文献

- [1] 中国国家标准化管理委员会. GB/T 4167-2011 砝码[S]. 北京:国家质量监督检验检疫总局,2011.
- [2] 王益飞,杨圆圆. 公斤组砝码自动检定系统[J]. 计量技术,2017(7):61-64.
- [3] 张培培,王昭,王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. 国外电子测量技术,2020,39(8):34-39.
- [4] 李秀智,李家豪,张祥银,等. 基于深度学习的机器人最优抓取姿态检测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5):108-117.
- [5] 化嫣然,张卓,龙赛,等. 基于改进YOLO算法的遥感图像目标检测[J]. 电子测量技术,2020,43(24):87-92.
- [6] 谢先武,熊禾根,陶永,等. 一种面向机器人分拣的杂乱工件视觉检测识别方法[J]. 高技术通讯,2018,28(4):344-353.
- [7] 董长青,刘永贤,赵甲,等. 基于深度学习算法的车辆视觉检测方法的研究[J]. 制造业自动化,2019,41(3):113-116,119.
- [8] 丁辉. 衡器检定机器人视觉系统的开发与设计[D]. 太原:太原理工大学,2020.
- [9] 周治国,刘开元,郑冀鹏,等. 一种基于深度学习的高速无人艇视觉检测实时算法[J]. 北京理工大学学报,2021,41(7):758-764.
- [10] WANG T, WANG ZH J, GAO Y, et al. A multi-BRIEF-descriptor stereo matching algorithm for binocular visual sensing of fillet welds with indistinct

- features [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 66: 636-650.
- [11] HUANG J, LIU G, WANG B. Semantic segmentation under a complex background for machine vision detection based on modified UPerNet with component analysis modules [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020;1-13.
- [12] HUANG J, LIU G, HE B. Fast semantic segmentation method for machine vision inspection based on a fewer-parameters atrous convolution neural network[J]. PLOS ONE, 2021, 16(2):1-20.
- [13] 赵迪,刘桂雄,马健,等.基于多算法融合 Mask R-CNN 堆叠千克组砝码识别与关键部位分割方法[J].激光杂志,2021,42(5):27-31.
- [14] 马健,郭琳琳.一种千克组砝码无人化检定系统的设计[J].计量与测试技术,2019,46(11):14-16.
- [15] 马健,赵迪,李杰业,等.基于 K-means 算法的堆叠砝码检定顺序调度规划方法[J].现代信息科技,2021, 5(10):11-14.
- [16] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11):1330-133.

### 作者简介

邓威,硕士研究生,主要研究方向为智能传感技术与网络化测控。

E-mail:medwei@foxmail.com

刘桂雄,教授,主要研究方向为先进传感与仪器研究。

E-mail:mcgxliu@scut.edu.cn