

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211280

基于改进 YOLO 算法的光纤环绕制缺陷检测<sup>\*</sup>张乾闯<sup>1</sup> 郭晨霞<sup>1,2</sup> 杨瑞峰<sup>1,2</sup> 王世超<sup>1</sup>

(1. 中北大学仪器与电子学院 太原 030051; 2. 山西省自动化检测装备与系统工程技术研究中心 太原 030051)

**摘要:** 作为光纤陀螺仪的核心部件,光纤环的绕制质量对光纤陀螺的精度至关重要。为了保证光纤环绕制的准确率和效率,提出了一种基于改进 YOLO 算法的目标检测方法。该方法采用 Shufflenetv2 网络来替代 YOLO 主干网络中的卷积层和池化层,提升了网络的特征提取能力;加入 Focus 模块提升训练速度;采用 K-means 聚类算法对原始锚框进行聚类,得到适用于光纤绕制缺陷的预测框,提高缺陷检测的准确率;同时修改损失函数,使用 CIOU 来计算定位损失,使用 Focal Loss 作为置信度损失和分类损失函数,加快网络收敛;并进行了数据增强,增强了网络的泛化能力。实验结果表明,改进后的 YOLO 算法的平均准确率达到 99.63%,相比于原始的 YOLOv3-tiny 算法提升了 2.06%,检测速度达到 91 fps,这将保证了光纤环的绕制系统的实际应用。

**关键词:** 光纤环;缺陷检测;YOLO;Shufflenet;CIOU

**中图分类号:** TN206;TP399;TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

## Research on defect detection system for FOC winding based on YOLO algorithm

Zhang Qianchuang<sup>1</sup> Guo Chenxia<sup>1,2</sup> Yang Ruifeng<sup>1,2</sup> Wang Shichao<sup>1</sup>

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Automated Test Equipment and System Engineering Technology Research Center of Shanxi Province, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** As the core component of fiber optic gyroscope (FOG), the winding quality of the fiber optic coils (FOC) is critical to the accuracy of the FOG. In order to ensure the accuracy and efficiency of the fiber winding system, a defect detection method based on the improved YOLO algorithm is proposed. The model uses the Shufflenetv2 network to replace the convolution layer and pooling layer in the YOLO backbone network, which improves the feature extraction ability of the network; the Focus module is added to improve the training speed; the K-means clustering algorithm is used to cluster the original anchor boxes, and obtain a prediction frame suitable for fiber winding defect detection, the accuracy of defect detection is improved; at the same time, the loss function is modified, the CIOU is used to calculate the positioning loss, and the Focal Loss is used as the confidence loss and classification loss function to speed up the network convergence; and data enhancement is carried out to enhance the generalization ability of the network. It is concluded from the experiments that our proposed method is able to detect FOC winding defects with an average accuracy of 99.63%, which is an improvement of 2.06% over the original YOLO algorithm, and a detection speed of 91 fps. This will guarantee the practical application of the FOC winding system.

**Keywords:** fiber optic coils; defect detection; YOLO; Shufflenet; CIOU

## 0 引言

光纤陀螺仪(fiber optic gyroscope, FOG)是一种用于精确测量运动中物体位置的角速度传感器,其基本原理是利用对称光路中两束光的相位变化来计算角位移,从而确定物体位置<sup>[1]</sup>。在影响 FOG 性能的众多因素中,作为核心

部件的光纤环(fiber optic coil, FOC),其绕制质量要求非常高,绕制的光纤丝必须紧密排列,否则将直接影响光纤陀螺的精度。

近年来,光纤环绕制缺陷检测方法大致可以分为 3 种:传统目标检测算法,机器视觉算法以及其他检测算法。传统的运动目标检测算法主要有光流场法、帧间差分法和背

收稿日期:2022-09-05

<sup>\*</sup> 基金项目:山西省中央引导地方科技发展自由探索类基础研究项目(YDZJSX2022A027)、山西省归国留学人员科研项目(2020-111)资助



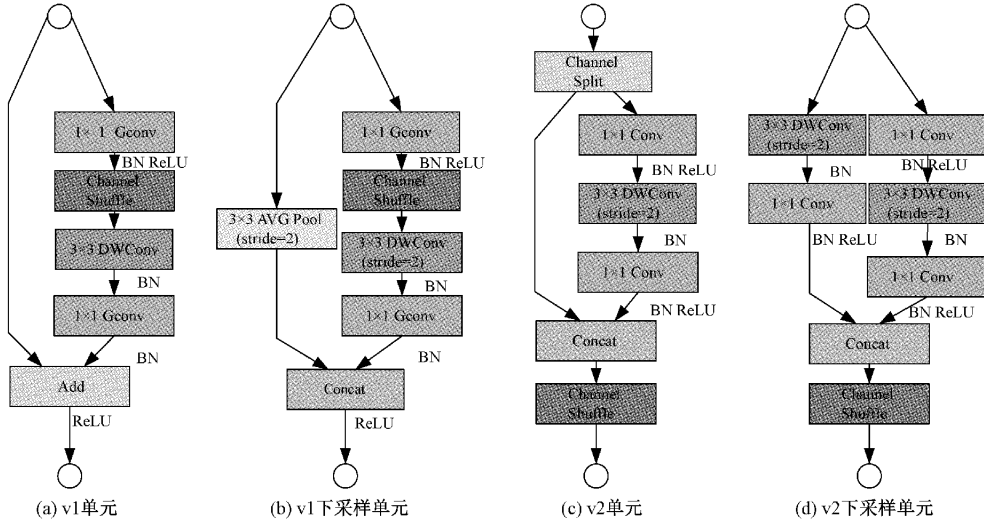


图 2 ShuffleNet 的构造块

高了模型的特征提取能力,如图 2(d)所示。

为了更好地分析 ShuffleNetv2 模块对模型的性能提升,使用了 Efficientnetv2<sup>[15]</sup>、Mobilenetv3<sup>[16]</sup>、Ghost-net<sup>[17]</sup> 和 PP-LCnet<sup>[18]</sup> 替换 YOLOv3-tiny 的主干网络进行训练 100 轮,训练结果如表 1 所示。结果表明,Ghost 网络的平均精确率(mean average precision, mAP)最大,但也引入了较大的参数量,ShuffleNetv2 网络相比于其他网络,实现了较高的性能。

表 1 不同主干网络的性能对比

模型	参数量/(百万)	mAP@0.5/%	mAP/%
Efficientnetv2	7.960	96.19	62.35
Mobilenetv3	3.650	97.51	65.90
Ghostnet	13.590	97.88	64.48
PP-LCnet	7.990	97.54	65.72
ShuffleNetv2	8.036	97.73	65.97

2.2 Focus 模块

为了更好地检测小目标缺陷并加快模型收敛,添加切片(Focus)模块。在 Focus 模块中,图片进入骨干网络之前会进行切片处理如图 3 所示。在切片处理后,输入通道扩充了 4 倍,最终得到了没有信息丢失的 2 倍下采样特征图,实现降维并减少了计算量<sup>[19]</sup>。

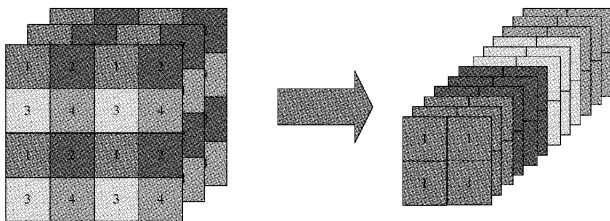


图 3 Focus 模块处理结果

本文使用 Focus 模块的主要原因是它可以提供一个全局视图,并增加通道的数量,从而使下一个 ShuffleNetv2 网络中的 Channel Shuffle 操作可以融合更多的信息。在减少参数数量的同时,提取到更多的特征信息,使网络加强训练小目标特征信息,提升模型检测性能。

2.3 K-means 聚类算法

选择合适的锚框,可以使网络更容易去学习得到好的检测器。由于检测的目标缺陷大小占用的像素点不多,所以利用 K-means 来实现锚点预测缺陷边界框,得到适合其大小的先验框。由于衡量样本分类指标为所有目标框与锚框的平均交并比,直接使用欧氏距离来计算分类效果并不好<sup>[20]</sup>。因此,在 YOLOv2 中,使用了 1-IOU 表示距离,如果目标框与对应的簇中心(锚框)的 IOU 越大,则距离越近,1-IOU 越小。

因此,本文使用了 K-means 算法进行聚类,得到 6 个 anchors,锚框的选取结果如表 2 所示。

表 2 聚类所得锚框

原始锚框	聚类锚框
(10, 14), (23, 27), (37, 58)	(20, 27), (21, 31), (22, 25),
(81, 82), (135, 169), (344, 319)	(23, 29), (23, 33), (26, 35).

2.4 修改损失函数

YOLO 模型的损失函数分为 3 部分,分别是预测框误差损失、置信度误差、分类误差损失。整体损失为三者之和。原始的 YOLOv3 采用均方差(mean squared error, MSE)来计算 box 误差损失,但 MSE 在进行坐标误差计算时,忽略了中心点坐标和宽高的相关性。考虑利用真实框和预测框的重合程度(intersection over union, IOU)去计算边界框的坐标损失,但当两个框之间没有重合或者中心



距离较远时,无法计算。CIOU(complete IOU)将预测框的宽高比考虑到损失函数中,进一步提高了模型精度<sup>[21]</sup>。因此采用CIOU作为位置坐标的损失函数来加快网络收敛,提高准确率。计算公式如下:

$$IOU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (1)$$

$$CIOU = IOU - \left( \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \right) \quad (2)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (3)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IOU) + v} \quad (4)$$

$$L_{CIOU} = 1 - CIOU \quad (5)$$

式中: $A$ 、 $B$ 分别为预测框和真实框。 $IOU$ 表示预测目标框与真实框的交并比, $\rho^2$ 表示目标预测框与真实框的中心点距离的平方, $c^2$ 表示包围预测框与真实框的最小矩形框的对角线长度的平方。 $\alpha v$ 作为惩罚项, $v$ 表示宽高比一致性参数, $\alpha$ 表示trade-off参数。

由于光纤环绕制照片的正负样本不平衡,使用Focal Loss损失函数来计算置信度和分类损失。Focal Loss函数通过减少易分类样本的权重,进而使模型在训练过程中更专注于难分类的样本<sup>[22]</sup>,具体计算如下:

$$FL(p_i) = -\alpha_i(1 - p_i)^\gamma \log(p_i) \quad (6)$$

式中: $\alpha$ 是调节由正负样本产生损失的参数, $(1 - p_i)^\gamma$ 为调制系数; $p_i$ 是预测结果中对应真实类别的概率。

## 2.5 改进数据增强

为了解决FOC图像数据集缺乏的问题,对数据集进行数据增强。考虑到光纤环图像数据的特殊性,其缺陷特征不同于其他表面缺陷类型,叠丝上下翻转后与间隙相似,因此无法对其进行上下翻转。并且,由于光纤缺陷大小变化不大,属于内部绕制缺陷,如果进行随机裁剪和缩放处理,将会使网络学习到错误的特征,进而影响到最终的检测。

因此,引入了空间几何变换与像素颜色变换的数据增强策略,进一步增加数据集的体量,以降低数据偏差并增强深度学习模型的泛化能力。扩展后数据集为6 972张照片,扩展后的图像如图4所示,图4(a)为图片左右翻转,图4(b)为图像加噪结果,图4(c)改变了图像的对比度,图4(d)将图像进行模糊处理。

## 2.6 改进的YOLOv3-tiny算法

整体的改进思路如下:YOLOv3-tiny检测速度很快,但准确率不高,因此使用Shufflenetv2更换其特征提取的主干网络,在Shufflenetv2中由于每个块使用了更多的特征通道和更大的网络容量,并且将块中1/2的特征通道直接通过这个块结构进入下一个块结构,实现特征复用,提高了缺陷识别准确率;而采用Focus模块可以在没有丢失信息的情况下,减少了模型的参数量和计算量,加快网络收敛速度;K-means根据目

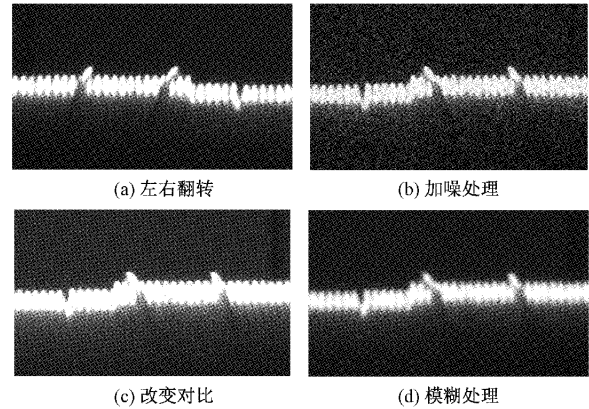


图4 数据增强

标边框进行聚类,得到适合本模型的锚框,进而提高准确率;将数据进行增强,解决了样本量不足的问题,在提高精确度的同时提高了模型的泛化能力;最后利用CIOU和Focal Loss来修改损失函数,提高了模型的准确度。

改进后的算法结构如图5所示。

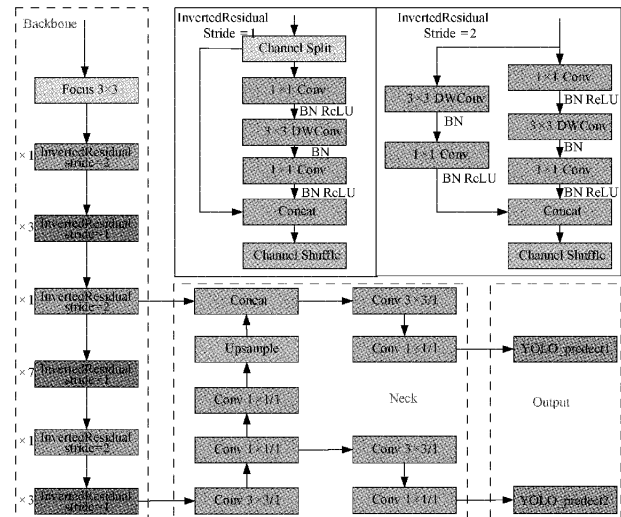


图5 改进后的YOLOv3-tiny网络结构

将模型每次改进前后的性能进行对比,如表3所示。实验结果表明,在没有大幅增加参数量的同时,各部分改进都能提高了缺陷检测的准确率。

表3 模型每处改进前后性能对比

模型	参数量/ (百万)	P/%	R/%	mAP@0.5/ %
YOLOv3-tiny	8.61	93.78	93.11	97.57
Shufflenetv2	8.036	93.78	93.4	97.73
Focus	8.398	94.42	94.53	98.11
K-means	8.61	94.72	95.2	98.71
修改损失函数	8.61	94.64	95.71	98.63
数据增强	8.61	97.3	97.19	99.18

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验数据与平台

光纤绕制过程中存在两种缺陷:叠丝和间隙。如图 6(a)所示,光纤丝落到之前的位置上造成缺陷;间隙为中间缺少了光纤丝进而形成缺丝现象,如图 6(b)所示。

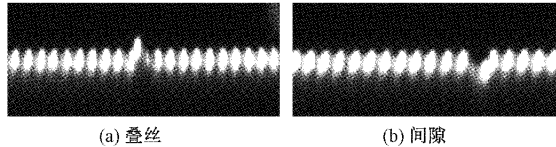


图 6 缺陷类型

实验对象为实验室自行研制的光纤环自动绕线机,数据来自 CCD 工业相机采集到的光纤环绕制的缺陷图像。采集到光纤环绕制图像共 1 112 张,图片大小为 2 048 × 1 080。在进行图像增强后,数据集扩充为 6 972 张照片,按照 8 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集进行训练和测试。

#### 3.2 实验设置

本次实验在 Window10 系统上完成,CPU 为 Inter(R) Core(TM) i9-9940X CPU@3.30 GHz,GPU 为 NVIDIA Quadro P4000,8 G 内存。初始学习率为 0.01,终止学习率为 0.2,每次传入模型的数量为 4,训练轮数为 100 轮,训练和测试图像尺寸均设置为 640 × 640。

#### 3.3 评价指标

精确率 (Precise)、召回率 (Recall) 和平均精确率 (mAP) 可以作为模型性能评价的相关指标;精确率也叫查准率,是用来衡量模型分类检测的准确率,记为 P。召回率也叫查全率,衡量模型检测是否全面<sup>[23]</sup>,记为 R。精确率和召回率绘制的曲线下的面积就是 AP 的值。mAP,即各类别 AP 的平均值。一般以 IOU=0.5 时计算 mAP 值,即 mAP@0.5,具体公式如下:

$$Precise = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (9)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^c AP_i}{C} \quad (10)$$

式中:TP 表示正确地把正样本预测为正;FN 表示错误地把正样本预测为负;FP 表示错误地把负样本预测为正;TN 表示正确地把负样本预测为负。

#### 3.4 训练结果分析

将改进后的模型训练 100 轮后,mAP 值和损失结果如下。图 7 为改进后模型的损失曲线,图 8 为 mAP (IOU=0.5) 的曲线图。

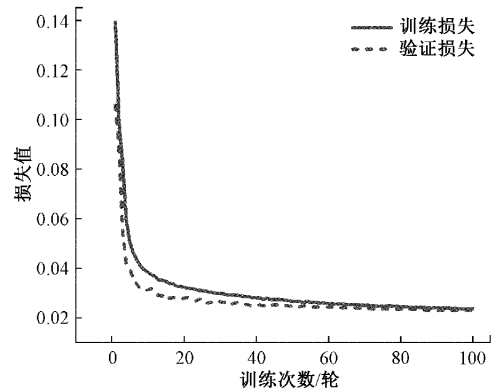


图 7 训练损失和验证损失

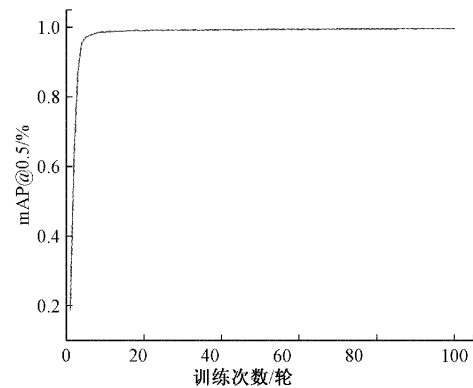


图 8 mAP@0.5 曲线

观察可知,在前 15 轮内模型迅速收敛,之后训练损失下降缓慢,模型趋于收敛,直至训练结束,说明模型训练效果良好,都未出现过拟合和欠拟合情况。

#### 3.5 消融实验

消融实验是验证混合模块使用是否能够提升模型的性能。如表 4 所示,分别在相同配置下进行模型训练。以 YOLO-tiny 为基准,不断添加改进模块进行实验。实验结果表明,单独一项改进都能提升一定的性能,混合改进也能提升训练效果,但 4 项一起进行改进效果最佳,达到了所有方法中最优的 99.63% 的平均准确率,比基准提高了 2.06%,进一步验证了改进方法的可行性。

#### 3.6 检测结果对比

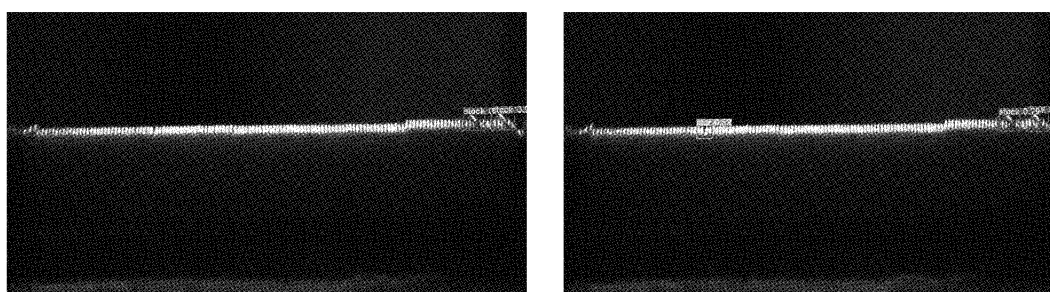
图 9 为部分检测的可视化结果,左侧为原始 YOLOv3-tiny 的检测图,右边为改进后的 YOLOv3-tiny 模型的检测结果图。图 9(a)中可以看到左侧的间隙缺陷未能识别到;在图 9(b)中,明显的缺陷都检测到了,但是对于一些较为困难的缺陷未能识别到;而在图 9(c)中,原始模型对于边缘处的缺陷未能识别到。而在改进后的模型中准确检测出了这些目标,并置信度得分也有所提升。实验表明改进后的模型能够准确识别缺陷。

#### 3.7 与目标检测算法对比

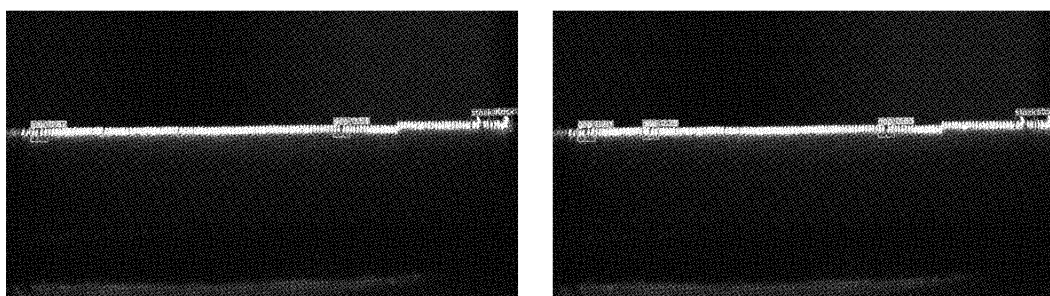
为了进一步衡量本文模型对于光纤环绕制缺陷检测

表 4 消融实验对比

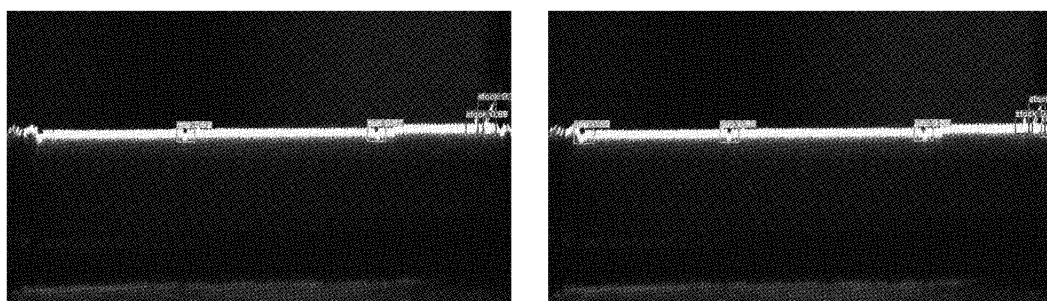
模型	Shufflenetv2	Focus	K-means	修改损失函数	数据增强	P/%	R/%	mAP@0.5/%
YOLOv3-tiny	✓					94.78	94.11	97.57
Model-2	✓	✓				94.41	94.89	98.45
Model-3	✓	✓	✓			95.15	95.48	98.58
Model-4	✓	✓	✓	✓		92.72	96.45	98.81
本文算法	✓	✓	✓	✓	✓	97.5	98.42	99.63



(a) 简单样本检测结果



(b) 困难样本检测结果



(c) 边缘缺陷检测结果

图 9 检测结果可视化对比

的性能,在本文的数据集下,采用一致的数据划分策略和实验设备条件,将本文算法同现有的目标检测算法分别训练 100 epochs 后进行对比,如表 5 所示,与 YOLOv3-tiny 相比,修改后的模型的 mAP 达到了 99.63%,平均 mAP 达到了 80.39%,均优于目前的目标检测算法,在较少地降低帧率(frames per second, FPS)的同时,实现了最优的性能。

### 3.8 与其他绕制缺陷检测算法对比

为了更好地分析本文算法的性能,将本文算法分别与参考文献中的其他光纤环缺陷检测算法进行对比,如表 6 所示,在平均准确度上,本文算法明显优于其他检测方法,实现了最高的准确度和检测速度,满足实时性要求,进一步说明了本文方法的可行性。

表 5 与其他目标检测算法对比实验结果

检测算法	参数量/(百万)	mAP@0.5/%	mAP/%	帧率/fps
YOLOv3-tiny	8.67	97.57	65.23	122.00
YOLOv3	61.50	98.17	68.29	31.25
YOLOv3-spp	62.58	98.14	69.39	31.25
YOLOv4	63.98	98.25	71.00	28.00
YOLOv5s	7.03	98.75	72.31	111.00
YOLOv5m	20.87	98.68	72.19	58.80
YOLOv5l	46.14	98.70	73.20	40.00
YOLOv5x	86.22	98.78	72.42	26.30
Faster RCNN	—	98.90	75.00	4.00
SSD	—	98.30	70.00	42.00
本文算法	8.70	<b>99.63</b>	<b>80.39</b>	91.00

表 6 与现有光纤环绕制缺陷检测算法性能对比

方法	平均准确率/%	检测速度/s
基于区域的算法 <sup>[4]</sup>	95	0.178
光纤轮廓峰点检测 <sup>[6]</sup>	94	<0.5
HOG+LBP+SVM <sup>[7]</sup>	97	0.041
GA-SVM <sup>[8]</sup>	97.8	0.174
本文算法	<b>99.63</b>	<b>0.011</b>

## 4 结 论

光纤环绕制过程中出现的缺陷对绕制过程有很大影响,本文提出了一种基于改进 YOLO 算法的目标检测模型来检测缺陷。首先,通过视觉测量系统采集光纤环图像,然后使用 Labelimg 进行标注,得到光纤环缺陷数据集。针对 YOLOv3-tiny 算法检测准确度仍然不高的问题,进行了一些改进。改进后的模型在检测速度略有下降的情况下,平均准确率达到 99.63%,检测速度达到 91 fps,高于现有的光纤绕制缺陷检测算法,实现了高检测精度和高检测速度。这将保证了光纤环绕制系统的准确性和效率。

## 参考文献

- [1] 谌尧周,王夏霄,高洋洋,等. 地磁场对高精度光纤陀螺仪零偏的影响机理研究[J]. 电子测量技术, 2016(1): 147-150.
- [2] GUO C, YANG R. The improved defects detection method of optical fiber winding[J]. Optik, 2014, 125(2): 675-678.
- [3] 刘欢欢. 光纤绕制视频检测识别技术[J]. 能源与环保, 2021, 43(5): 218-221.
- [4] 郭晨霞,杨瑞峰,赵洛彬. 基于区域的光纤环绕制缺陷实时检测算法[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(2): 190-194.
- [5] 王姣. 基于图像监控的光纤绕线机排线系统研究[D]. 北京:北方工业大学, 2017.
- [6] 杨瑞峰,丁清,郭晨霞,等. 光纤环绕制缺陷动态检测方法研究[J]. 实验室研究与探索, 2017, 36(10): 36-40.
- [7] 杨震. 基于机器视觉的光纤环绕制监测技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2019.
- [8] YANG R, CHEN X, GUO C. Automated defect detection and classification for fiber-optic coil based on wavelet transform and self-adaptive GA-SVM[J]. Applied Optics, 2021, 60(32): 10140-10150.
- [9] LI Z, MENG Z, WANG L, et al. Tomographic inspection of fiber coils using optical coherence tomography[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2014, 27(5): 549-552.
- [10] 陈瑞宁,陈静,薛耀辉. 制导光纤缠绕缺陷与放线故障模式分析[J]. 弹箭与制导学报, 2018, 38(6): 33-36, 42.
- [11] PILLON J, COLLIGNON M, RATTIER M, et al. Three-dimensional topological reconstruction of the sensing coil of a fiber-optic gyroscope using X-ray computed tomography[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(14): 4861-4872.
- [12] 陈晓乐,杨瑞峰,郭晨霞. 基于低秩表示的光纤环绕制缺陷检测[J]. 激光杂志, 2022, 43(2): 48-52.
- [13] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 6848-6856.
- [14] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. ShuffleNet v2: Practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 116-131.
- [15] TAN M, LE Q. Efficientnetv2: Smaller models and faster training[C]. International Conference on Machine Learning, PMLR, 2021: 10096-10106.
- [16] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al.



- Searching for mobilenetv3 [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314-1324.
- [17] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: More features from cheap operations[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580-1589.
- [18] CUI C, GAO T, WEI S, et al. PP-LCNet: A lightweight CPU convolutional neural network [J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv:2109.15099.
- [19] 张宏群,班勇苗,郭玲玲,等. 基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的检测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 87-92.
- [20] 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.
- [21] GAO J, CHEN Y, WEI Y, et al. Detection of specific building in remote sensing images using a novel YOLO-S-CIOU model. Case: Gas station identification[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1375.
- [22] 陶晓天,何博侠,张鹏辉,等. 基于深度学习的航天密封圈表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 199-206.
- [23] 徐印赞,江明,李云飞,等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 114-123.

### 作者简介

张乾闯,硕士研究生,主要研究方向为图像处理和机器视觉。

E-mail: 15503688454@163.com

郭晨霞(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为自动化测试技术和视觉测量技术。

E-mail: guochenxia@nuc.edu.cn

杨瑞峰,博士,教授,主要研究方向为自动化测试与控制技术、智能仪器、装备试验检测与系统集成。

E-mail: yangruifeng@nuc.edu.cn

王世超,硕士研究生,主要研究方向为深度学习和视觉测量。

E-mail: 2310588329@qq.com