

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005366

基于改进 YOLOv3 算法的钢板缺陷检测*

李庆党 李铁林

(青岛科技大学 机电工程学院 青岛 266100)

摘要: 针对目前钢板缺陷检测精度和速度的不足,提出了一种改进的 YOLOv3 检测算法。首先使用小波-中值滤波处理缺陷图像,清除图像里的噪声使图像更平滑。然后在原有网络中的密集连接网络(Darknet-53)上增加一个尺度输出增强算法对小目标缺陷的识别能力。最后为了增强算法模型的准确性对算法原有的损失函数进行优化,得到改进版的 YOLOv3 算法模型。改进的算法在测试集上的 mAP 值可以达到 64.31,比原有的 YOLOv3 网络提高了 7.9,结果表明了改进算法在钢板缺陷上具有较好的检测效果。

关键词: YOLOv3 算法;对比度;损失函数;表面缺陷

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Defect detection of steel plate based on improved YOLOv3 algorithm

Li Qingdang Li Tielin

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266100, China)

Abstract: The steel industry is the supporting industry of social development. In order to improve the level of industrial automation and effectively detect the surface defects of steel plates, an improved YOLOv3 (you only look once) detection algorithm was proposed. Firstly, wavelet-median filter is used to improve the image contrast. Then, a scale output is added on the Darknet-53 network to enhance the algorithm's ability to recognize small target defects. Finally, in order to enhance the accuracy of the algorithm model, the original loss function of the algorithm is optimized and the improved YOLOv3 algorithm model is obtained. The mAP value of the improved network can reach 64.31 on the test set, which is 7.9 higher than that of the original YOLOv3 network, which has a better application prospect in plate surface defect detection.

Keywords: YOLOv3 algorithm; contrast; loss function; surface defect

0 引言

在钢类工件的生产进程中,由于生产及加工工艺等原因的影响,在钢制零件的表面会出现各类的缺陷^[1]。这些缺陷不仅会影响产品的美观,也会对产品的质量和性能造成很大的影响,严重时会引起一些事故的发生,所以对钢板表面的缺陷进行准确的检测至关重要。

随着工业自动化技术的进一步发展,自动化缺陷检测也受到越来越多的人的重视。在计算机视觉兴起之前,工人们主要依靠人工目测法和涡流检测法来检测缺陷,但这些传统方法已经不能适应现在工业要求的速度和精度。随着最近几年计算机视觉技术的高速发展,目前出现了市场上出现一些基于计算视觉的检测方法。Peng 等^[2]提出了一种基于改进 BP 算法的缺陷检测算法,可以检测大数据下的缺陷样本,但是由于 BP 算法收敛的速度较慢,该算法

并不适合小样本情况下。汪以歆等^[3]提出了一种基于机器视觉的对比检测方法,该算法可以快速的检测出特定缺陷并且精度也很高。但是该算法受环境的影响较大,图片特征提取能力较弱,应用面比较窄。

近几年国家加大了对于深度学习的发展力度,深度学习也被越来越多的学者用到缺陷检测方面。深度学习可以通过神经网络学习缺陷特征,训练出学习模型应用到缺陷检测中,深度学习算法具有检测精度高、速度快适应性强等优点。目前深度学习算法主要分为基于区域的目标检测算法和利用回归思想的目标检测算法。前者主要以 Faster-Rcnn、Mask-Rcnn 等为主,这类算法精度较高,但是其算法网络过于繁杂,导致其实时性较差、网络速度较慢^[4]。后者以 SSD、YOLO 算法为代表,虽然该算法在精度上略有下降,但是运算速度得到了很大的加强,应用前景较为广阔。

收稿日期:2020-11-16

* 基金项目:山东省科技厅项目(2017CXGC0607,2017GGX30145)资助

• 104 •

本文中就选择深度学习方法进行钢板的缺陷检测,采用改进后的YOLOv3网络来进行缺陷检测^[5]。由于工件的生产和工作的条件较为恶劣,图像采集过程会使图像产生噪音,影响所采集图像的质量。本文采用基于小波变换的中值滤波来进行图像降噪,而后通过修改YOLOv3算法损失函数来降低算法的误差,进而提高算法的精度。

1 图像预处理

1.1 中值滤波

中值滤波是一种常见的非线性滤波,其原理是在像素点的邻域中操作,通过计算邻域所有像素点灰度值的中间值来替代操作点的灰度值^[6]。由于图像边缘区域处在高频部分且灰度值具有较大的波动性,通过中值滤波可以滤除掉图像中的高频部分,使图像平滑。

其基本原理为:假设一个一维数组 f_1, f_2, \dots, f_n , 设窗口长度为 m (奇数), i 为窗口的中心位置, $v = \frac{m-1}{2}$, 在数组中选取 m 个数,按照值的大小依次排列,选取排在中间的作为输出。数学公式表示为:

$$Y_i = \text{Med}\{f_{i-v}, \dots, f_i, \dots, f_{i+v}\} \quad (1)$$

$$i \in Z, v = \frac{m-1}{2} \quad (2)$$

虽然中值滤波在脉冲噪声图像上具有较好的去噪效果,但是由于它在滤波过程中仅考虑窗口内的数据排列信息,而并不考虑内容信息,当噪声所占比例较大时其处理效果就会有明显下降。

1.2 小波变换

小波变换是应用数学中迅速发展的一个分支,是一种新的变换分析方法^[7]。小波变换是基于傅里叶变换发展而来,通过平移和伸缩等方法对信号进行时域和频域双重的分析及定位,进而对信号进行多尺度数字分析。

给定一个函数 $\Psi(t)$,令:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

式中: a, b 都为常数,其中 a 为尺度因子; b 为时移因子。当 a, b 变化时,便可以形成一组新的函数 $\Psi_{a,b}(t)$,假设有一平方可积的函数 $x(t)$,可得小波变换为:

$$WT_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \int x(t) \Psi_{a,b}(t) dt = \langle x(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle \quad (4)$$

由帕塞瓦尔定理式(4)可以表示为:

$$WT_x(a,b) = \frac{1}{2\pi} \langle X(\Omega), \Psi_{a,b}(\Omega) \rangle = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\Omega) \Psi(a\Omega) e^{i\Omega b} d\Omega \quad (5)$$

图像中有许多细节信息,表现为信号中的高低频信号,当尺度因子 a 较小时,小波变换会用高频小波对信号对它

进行细微分析。反之当利用较大的尺度因子 a 时,就会利用低频小波对信号进行粗略分析。小波变换会在分析时自动满足高低频的需要,适合作为信号分析。

1.3 结合小波变换的中值滤波

经中值滤波处理过的图像,虽然对脉冲噪声有较好效果,但其适应性太差,且不能考虑到空域的局部特征,当处理高斯噪声的图像时,效果并不是很理想^[8]。因此基于小波变换改进中值滤波,利用中值滤波去除图像中的脉冲噪声,小波变换去除图像中的高斯白噪声,最后通过小波重构出去噪声的图像。为验证改进滤波的去噪能力做了对比试验得到图像如图1所示。

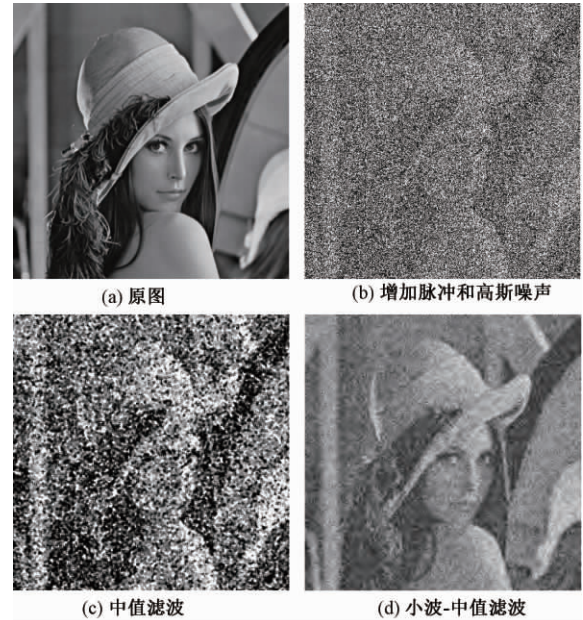


图1 各种滤波处理

从图1可知,在主观的评价中,中值滤波去混合噪声的效果较差,图像模糊不清;本文中的小波-中值结合算法的去噪效果明显好于单独使用中值滤波的效果,既在一定程度上去除了混合噪声,又能尽可能地保持图像的细节不丢失。

2 YOLOv3 算法基本原理

YOLO(you only look once)算法是由Redmon等^[9]在2016年所提出的一种单阶段目标检测网络。YOLO的核心思想就是将检测问题转化为一个回归问题,将图片输入到神经网络系统,经过处理得到边界框(bounding box)的位置及相应的类别。YOLOv3是YOLO发展的第3个版本,它在之前两个版本的基础上融合了深度残差网络,采用了全卷积网络和特征金字塔网络等一系列网络算法的思想^[10]。YOLOv2^[11]中的Darknet-19网络结构被Darknet-53网络所代替,Darknet-53的网络结构如图2所示。YOLOv3中还加入了特征金字塔网络结构来实现多尺度的检测,并

且在分类方法方面里用逻辑回归来替代 softmax, 这样既兼顾了检测的实时性也可以保持较高的准确性。

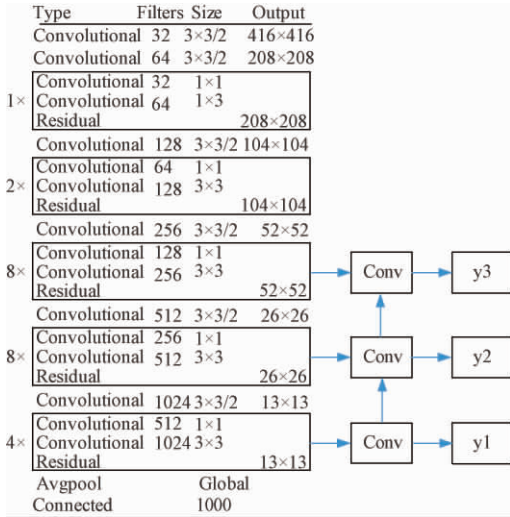


图 2 Darknet-53 结构

Darknet-53 是 YOLOv3 算法的核心思想, 也是目前特征提取网络中最先进的方法之一。Darknet-53 里有多多个 1×1 和 3×3 的卷积层组成, 网络的 0~74 层是特征提取层, 之后的是特征交互层分别输出小、中、大 3 种大小的 YOLO 层图像。由于存在不同尺度 YOLO 输出层, 所以当检测中部分特征信息丢失或者受到一些外界因素干扰时, 也可以检测到目标。

3 改进后的 YOLOv3 算法

3.1 损失函数优化

由于钢板的缺陷种类较多, 在检测中不仅需要检测缺陷存在的位置, 还需要检测出他的种类, 所以检测过程对于检测算法具有较高的精度要求^[12]。因此, 为提高整个算法的精度, 对 YOLOv3 算法中的损失函数进行优化。YOLOv3 的损失函数主要由回归框 loss、置信度 loss、分类 loss 3 部分组成如下:

$$\begin{aligned}
 Loss = & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^i} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\
 & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^i} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} [(\sqrt{\omega_i} - \sqrt{\hat{\omega}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2] + \\
 & \sum_{i=0}^{S^i} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^i} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \\
 & \sum_{i=0}^{S^i} \prod_{i}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (6)
 \end{aligned}$$

从式(6)中可以看出分类损失函数部分没有强化分类错误的惩罚, 因此为了提高算法的精度, 引入权重矩阵 \mathbf{B} , $\mathbf{B} = [\beta_1, \dots, \beta_i, \dots, \beta_n]$, β_i 表示对于第 i 类分类错误的惩罚权重, 即:

$$loss = \sum_{i=0}^{S^i} \prod_{i}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} \beta_c (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (7)$$

3.2 特征尺度改进

当输入 416×416 像素的图像时, YOLOv3 算法总共有 13×13, 26×26, 53×53 三个特征尺度^[13]。这 3 个特征尺度分别对应了大、中、小 3 种感受野如表 1 所示。

表 1 特征尺度分类

特征尺度	感受野
13×13	大
26×26	中
52×52	小

钢板工件的生产及工作环境较为复杂, 所以图像采集时容易出现图像不清晰等问题, 而 YOLOv3 算法在处理此类图像时性能不佳。为了改进 YOLOv3 算法在此类图像方面的性能, 因此在原有 3 个特征尺度的基础之上增加一个由 4×4, 8×8, 16×16 三个尺度组成的超特征尺度, 如图 3 所示。

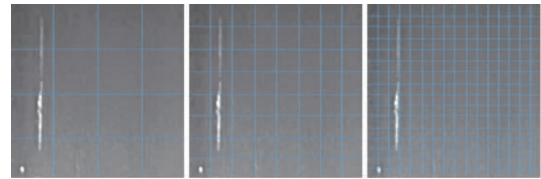


图 3 增加的特征尺度

本文在添加 4×4, 8×8, 16×16 的尺度后, 进行超特征融合。基于分层特征添加相应的 3×3 卷积层, 这样可以使特征提取的通道维度与分层特征通道的维度保持一致。神经网络通过超特征融合, 使得融合后的特征尺度可以提取到更多的细节信息, 在针对小目标进行特征提取时拥有更好地效果。改进的 YOLOv3 算法如图 4 所示。

4 实验结果与分析

本文在 Tesla V100 16G 显存的网络服务器上进行模型训练。采用自制的缺陷图像集来训练模型, 在 AI studio 平台, 使用 Python 语言进行开发设计。检测实验是在 Windows 环境下采用 Intel core i7-9750H 处理器, NVIDIA GTX1650 4G GDDR5 独立显卡上进行实验。

4.1 数据集

数据集来自于工业相机拍摄的工件在工作过程中所产生的划痕与压伤图片。数据集一共有 600 张图片, 选择 Labellmg 标注软件^[14], 对样本进行标注, 标注信息为“Sc”, “Cr”分别对应“划痕”, 压伤并生成 xml 形文件。整个数据集按照 PASCAL VOC^[15] 格式进行处理, 由于原始图像尺寸较大, 为适应训练将数据集图片像素修改为 416×416 大小。

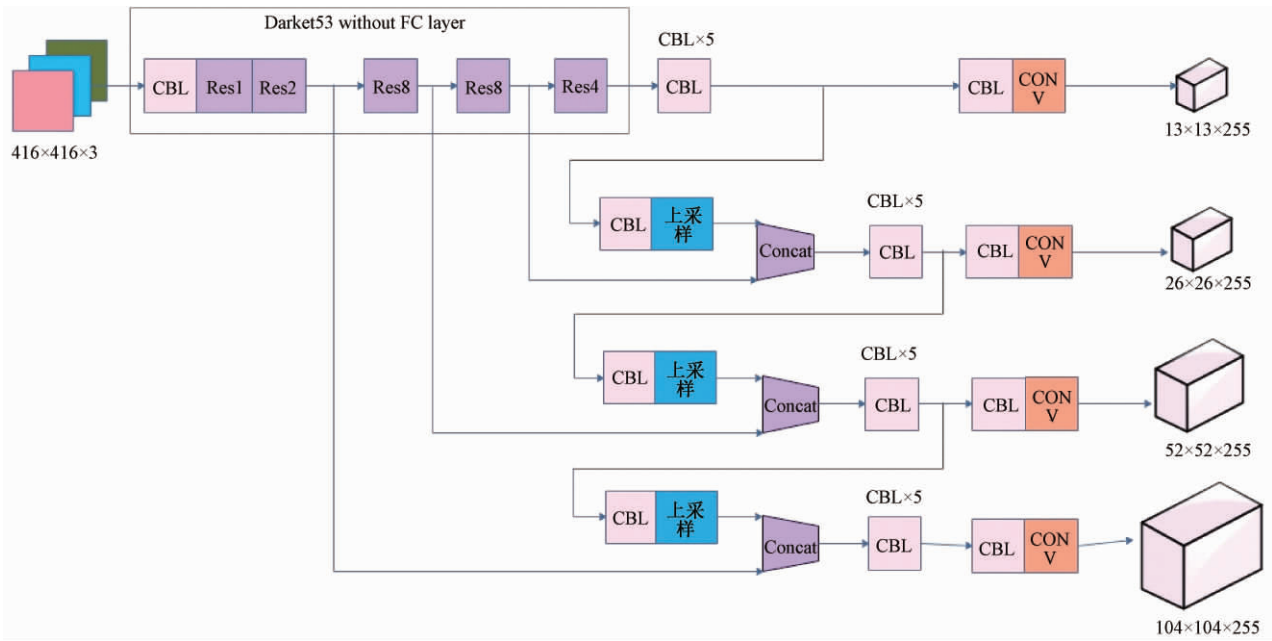


图4 改进的YOLOv3算法

4.2 检测方法

为验证本文算法的优异性,增加 Faster RCNN、YOLOv3 与本文算法的对比试验,分别将这3个检测网络用在钢板数据集上进行缺陷检测。选取检测速度与 mAP 作为对比实验的评价指标,得到对比结果如表2所示。

表2 各种模型检测速度

模型	检测速度(张/s)	mAP
Faster RCNN	12	39.6
YOLOv3	46	32.0
本文算法	44	37.3

从表2可知,虽然 Faster RCNN 的 mAP 高于本文算法,但是两个算法只相差 2.3。在检测速度上本文算法和 YOLOv3 算法都远远大于 Faster RCNN 算法,因此综合来看本文算法在钢板缺陷检测上更加适合。

4.3 实验结果

1) 图像预处理结果

为了验证模型优化前后的效果,对进行图像预处理的前后的两组数据集进行对照试验,如图5所示。

由图5可知,(a)为正常的缺陷图像,(b)为经过图像增强的缺陷图,经过图像预处理之后的图像缺陷部分可以更加明显的表现出来,使得图像的对比度得到提高。增强后的图像经过模型检测之后在置信度方面也得到了提高,(d)的置信度比(c)高 0.9,说明图像预处理使得缺陷检测的能力也得到增强。

2) 综合实验结果

由于对模型中的损失函数进行了优化,所以分别利用

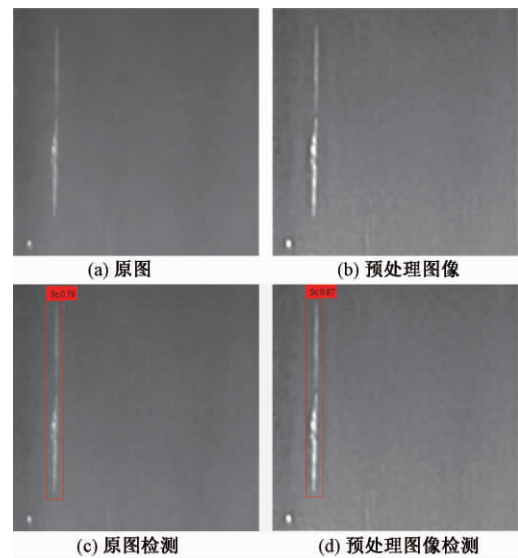


图5 检测对比

数据集对两组模型进行了对比分析,如图6、7所示。

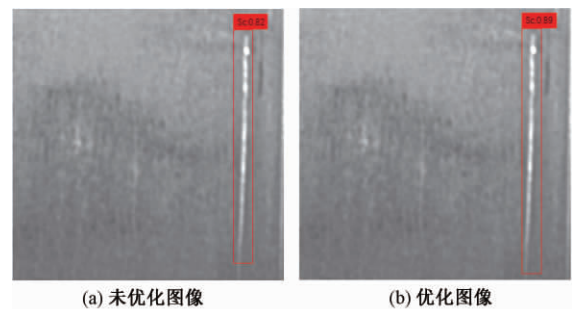


图6 无误检缺陷图像

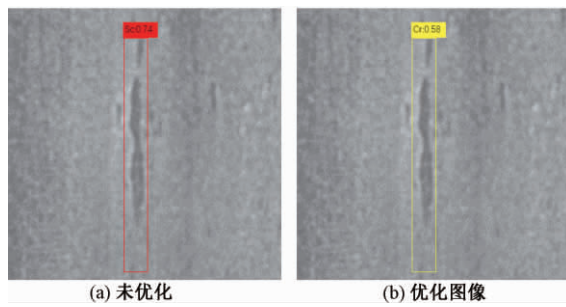


图 7 有误差缺陷图像

由图 6 可知,由于改进算法优化了损失函数,使得检测图像的置信度的到了提升。通过图 7 可知,在缺陷类别区分不明显的时候,原算法易出现类别判断错误的情况,而改进算法可以避免这一情况。

对所有的测试样本的检测结果进行统计,利用测试集的平均 IOU 和 mAP 值作为评价指标得到评价结果如表 3 所示。

表 3 检测结果

算法	平均 IOU	mAP
原算法	0.76	56.42
改进算法	0.89	64.31

由表 3 中的统计结果可知,改进的算法将平均 IOU 从 0.76 提高到了 0.89,将 mAP 从 56.42 提高到了 64.31。说明了增加特征尺度,优化损失函数可以有效地解决错分问题,并且提高了模型分类的效果。总的来说引入小波-中值图像增强、增加尺度和优化损失函数对小目标的检测和分类准确性都有了提高。

5 结 论

钢板缺陷检测问题是一个长期制约相关产业发展的。由于传统的检测方法无法实现实时、快速的检测,本文提出了改进的 YOLOv3 缺陷检测算法作为钢板缺陷的检测方法。本文首先通过小波-中值滤波对缺陷图像进行增强,而后针对 YOLOv3 算法对于小目标检测的不足,增加了一组特征输出,并且根据损失函数的误差过大,改进了损失函数的算法,进一步优化了网络结构。经过通过对钢板表面的划痕和压伤实验得到改进后的算法的 mAP 较原始算法高 7.9 左右,说明了改进算法可以有效解决错分问题并提高模型的分类检测效果,具有更好的鲁棒性,

参考文献

- [1] 徐科,王磊,王璟瑜.基于 Tetrolet 变换的热轧钢板表面缺陷识别方法[J].机械工程学报,2016,52(4):13-19.
- [2] PENG K, ZHANG X. Classification technology for

automatic surface defects detection of steel strip based on improved BP algorithm [C]. International Conference on Natural Computation, 2009:110-114.

- [3] 汪以歆,余光辉,徐疆,等.一种基于机器视觉的产品外包装印刷缺陷检测技术[J].江苏理工学院学报,2019(4):2095-7394.
- [4] 王琴,陈以鹏.机器学习在量子保密通信中的应用与研究[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2020(5):1-17.
- [5] 王生霄,侯兴松,黑夏萌.嵌入 CBAM 结构的改进 YOLOv3 超宽带雷达生命信号检测算法[J].国外电子测量技术,2020,39(3):1-6.
- [6] 孙丹,王莉莉.基于空-频域映射与虚警抑制的弱小目标检测算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(1):31-39.
- [7] 高玉潼,雷为民,原玥.基于小波变换的可变光照下人脸图像识别方法研究[J].激光杂志,2020,41(1):118-122.
- [8] 曹辉,杨理践,刘俊甫,等.基于数据融合的小波变换漏磁异常边缘检测[J].仪器仪表学报,2019,40(12):71-79.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 779-788.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [EB/OL]. [2020-07-28]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 6517-6525.
- [12] 贾振卿,刘雪峰.基于 YOLO 和图像增强的海洋动物目标检测[J].电子测量技术,2020,43(14):84-88.
- [13] 陶磊,洪韬,钞旭.基于 YOLOv3 的无人机识别与定位追踪[J].工程科学学报,2020,42(4):463-468.
- [14] 王炳德,杨柳涛.基于 YOLOv3 的船舶目标检测算法[J].中国航海,2020,43(1):67-72.
- [15] 李春伟,于洪涛,高超,等.结合快速特征金字塔计算的可变形部件模型[J].小型微型计算机系统,2016,37(11):2532-2536.

作者简介

李庆党,博士生导师,海外特聘教授,主要研究方向为机电一体化及运动控制技术。

E-mail: marvin66789@163.com

李铁林,硕士研究生,主要研究方向为机器人技术。

E-mail:1054001403@qq.com