

文章编号:1671-251X(2021)11-0061-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17843

基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法

周宇杰, 徐善永, 黄友锐, 唐超礼

(安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001)



扫码移动阅读

摘要:针对现有输送带损伤检测方法检测精度低、检测速度慢且缺少对面积较小损伤检测的问题,提出了一种基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法。该方法以 YOLOv4 为基础,对 PANet 路径融合网络部分进行改进,增加与浅层特征层的融合,将原 3 个尺度的特征层融合增加到 4 个尺度,提高模型对输送带损伤的特征提取能力,提高检测精度;将 PANet 部分每个特征层融合后的卷积次数由 5 次减少到 3 次,减少计算量,提高检测速度;对输送带损伤图像进行标注,并输入改进的 YOLOv4 模型进行训练和测试。实验结果表明,基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法损失收敛速度快,模型训练效果好;基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷检测的平均精度均值达 96.86%,检测速度达 20.66 帧/s,与 YOLOv4, YOLOv3 和 Faster-RCNN 相比,平均精度均值分别提升了 1.4%, 6.35%, 2.16%,检测速度分别提升了 2.39, 2.34, 15.25 帧/s;与 YOLOv4 相比,基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法检测精度更高,对面积较小损伤的检测效果更好。

关键词:带式输送机;输送带损伤检测;YOLOv4;深度学习;PANet;特征层融合
中图分类号:TD528/634 **文献标志码:**A

Conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4

ZHOU Yujie, XU Shanyong, HUANG Yourui, TANG Chaoli

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract:In order to solve the problems of low detection precision, slow detection speed and lack of damage detection for small areas in existing conveyor belt damage detection methods, a conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4 is proposed. Based on YOLOv4, this method improves the PANet path fusion network part, increases the fusion with the shallow characteristic layer, increases the fusion of the original 3 scales of the characteristic layer to 4 scales, improves the characteristic extraction capability of the model for conveyor belt damage, and improves detection precision. The number of convolutions after fusion of each characteristic layer in the PANet part is reduced from 5 to 3 so as to reduce the amount of calculation and improve the detection speed. The conveyor belt damage images are labeled and input into the improved YOLOv4 model for training and testing. The experimental results show that the conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4 has a fast loss convergence speed and has a good model training effect. Based on improved YOLOv4 conveyor belt damage detection method, the average precision of the conveyor belt tear, surface wear and surface

收稿日期:2021-09-08;**修回日期:**2021-11-05;**责任编辑:**胡娴,郑海霞。

基金项目:安徽省教育厅自然科学研究重点项目(KJ2019A0110)。

作者简介:周宇杰(1996—),男,江苏宿迁人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理技术,E-mail:1906173771@qq.com。通信作者:徐善永(1983—),男,安徽固镇人,高级实验师,硕士研究生导师,主要研究方向为图像处理、机器人协同优化控制,E-mail:xsyong326@163.com。

引用格式:周宇杰,徐善永,黄友锐,等.基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法[J].工矿自动化,2021,47(11):61-65.

ZHOU Yujie, XU Shanyong, HUANG Yourui, et al. Conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(11): 61-65.

defect detection has reached 96.86%, and the detection speed has reached 20.66 frames/s. Compared with YOLOv4, YOLOv3 and Faster-RCNN, the average precision has increased by 1.4%, 6.35% and 2.16% respectively, and the detection speed has increased by 2.39, 2.34 and 15.25 frames/s respectively. Compared with YOLOv4, the conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4 has higher detection precision and better detection effect for small areas damages.

Key words: belt conveyor; conveyor belt damage detection; YOLOv4; deep learning; PANet; characteristic layer fusion

0 引言

矿用带式输送机是煤矿主运输设备,对煤矿运输起着至关重要的作用^[1]。输送机功率大,输送距离远,设备长时间运转、持续受力及运输物料过程中会遇到重物和异物,导致输送带损伤^[2-4]发生事故。因此,对输送带损伤进行快速准确的检测十分重要。

传统输送带损伤检测方法分为接触式检测法和非接触式检测法^[5-6]。接触式检测法包括棒形检测法、漏料检测法、测力托辊检测法等,接触式检测法可靠性差、检测精度低且很难实现检测结果的可视化。非接触式检测法包括电磁感应检测法、X光透视检测法、机器视觉检测法等,其中机器视觉检测法^[7-8]安全性强,检测精度高,具有自动化、智能化、可视化的特点。文献[9]将输送带灰度图像转换成一维向量,分析获得撕裂特征函数,当撕裂故障特征值大于设置的阈值时会产生报警,但是当撕裂故障特征值不明显时,会出现故障漏检问题,导致检测精度降低。文献[10]提出一种改进 SSR (Single Scale Retinex,单尺度 Retinex)算法的输送带纵向撕裂检测方法,通过对采集图像进行 SSR 算法处理,提取面积、宽度、矩形度等特征并设定三者的阈值,通过对比阈值来判断输送带是否撕裂,但往往输送带损伤形态不规则,大小不一,该方法难以区分除撕裂外的其他损伤,容易造成误检。文献[11]利用支持向量机对输送带红外图像进行分割,根据撕裂的像素点数目判断输送带撕裂情况,但该方法抗噪能力不佳,噪声严重影响红外图像的分割效果,降低检测精度。文献[12]通过高斯滤波、边缘检测和卷积运算等算法提取输送带撕裂特征,再对特征进行阈值分析,判断是否有撕裂发生,该方法提取特征这一步骤计算量较大,导致检测速度慢。传统输送带损伤检测方法检测速度慢、检测精度低且缺少对面积较小损伤的检测。

针对上述问题,本文提出了一种基于改进 YOLOv4^[13-14]的输送带损伤检测方法。该方法以 YOLOv4 为基础,对 PANet 路径融合网络部分进行改进,增加与浅层特征层的融合,可提高模型对面积较小损伤的特征提取能力,并减少特征层融合后的卷积次数,减少计算量,实现对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷 3 种损伤的快速、准确检测。

积较小损伤的特征提取能力,并减少特征层融合后的卷积次数,减少计算量,实现对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷 3 种损伤的快速、准确检测。

1 改进 YOLOv4 模型

1.1 YOLOv4 模型结构

YOLOv4 模型从结构上分为主干网络、Neck 层及预测层 3 个部分,如图 1 所示。

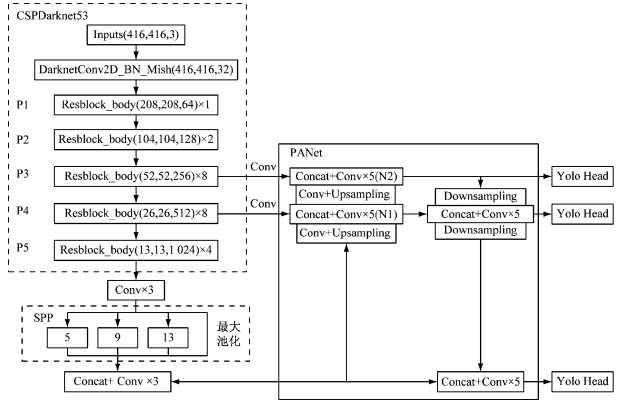


图 1 YOLOv4 模型结构

Fig. 1 Structure of YOLOv4 model

YOLOv4 的主干网络采用 CSPDarknet53, CSPDarknet53 对输入图像(尺度为 416×416)进行 5 次下采样,不断提取目标的特征信息,由浅入深得到 5 个尺度逐渐减小的特征层 P1—P5,5 个特征层尺度分别为 208×208 , 104×104 , 52×52 , 26×26 , 13×13 。YOLOv4 主干网络使用 Mish 激活函数加快训练过程并实现较强的正则化效果。

Neck 层处于主干网络和预测层中间,由 SPP (Spatial Pyramid Pooling,空间金字塔池化)^[15] 模块和 PANet 组成,是一种特征金字塔结构。主干网络的输出进行 3 次卷积后作为 SPP 模块的输入, SPP 模块对该输入进行不同尺度的最大池化和融合操作,经过该操作后可以扩大感受野。PANet 是路径聚合网络, SPP 的输出进入 PANet 后进行 2 次上采样,分别与 P4 和 P3 层进行融合并做 5 次卷积运算,得到特征层 N1 和 N2。N2 层再进行 2 次下采样,分别与 N1 层和 SPP 的输出进行融合并做 5 次卷积运算。

预测层是最终的检测部分。PANet 通过 3 个

不同尺度的特征层融合,再进行卷积运算,得到3个不同尺度的Yolo Head,尺度大小分别为 52×52 , 26×26 , 13×13 ,检测不同大小的目标。每个Yolo Head都包含3个先验框,预测层首先对PANet输出的3个特征层进行预测,然后对每个先验框里面的目标信息进行分析,最后采用非极大值抑制方法并调整先验框来确定最终的预测框。

1.2 损失函数

YOLOv4目标检测的损失函数 L 由预测框回归损失函数 L_{CIoU} 、分类损失函数 L_{cls} 及置信度损失函数 L_{conf} 3个部分组成。

$$L = L_{\text{CIoU}} + L_{\text{conf}} + L_{\text{cls}} \quad (1)$$

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - I(A, B) + \frac{\rho^2(A_{\text{ctr}}, B_{\text{ctr}})}{m^2} + \alpha \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{\nu}{[1 - I(A, B)] + \nu} \quad (3)$$

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

$$L_{\text{conf}} = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^E T_{ij}^{\text{obj}} \left[\bar{C}_i^j \ln C_i^j + (1 - \bar{C}_i^j) \ln (1 - C_i^j) \right] + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^E T_{ij}^{\text{noobj}} \left[\bar{C}_i^j \ln C_i^j + (1 - \bar{C}_i^j) \ln (1 - C_i^j) \right] \quad (5)$$

$$L_{\text{cls}} = \sum_{i=0}^{S^2} T_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \in k} \{ \bar{p}_i^j(c) \ln p_i^j(c) + [1 - \bar{p}_i^j(c)] \ln [1 - p_i^j(c)] \} \quad (6)$$

式中: $I(A, B)$ 为预测框 B 和真实框 A 的交并比; $\rho^2(A_{\text{ctr}}, B_{\text{ctr}})$ 为预测框中心点 B_{ctr} 和真实框中心点 A_{ctr} 的欧氏距离; m 为同时包含预测框和真实框的最小封闭区域的对角线距离; α 为权重函数; ν 为长宽比相似性度量系数; $w^{\text{gt}}, h^{\text{gt}}$ 分别为真实框的宽和高; w, h 分别为预测框的宽和高; S^2 为网格数; E 为每个网格中的先验框个数; T_{ij}^{obj} 表示第 i 个网格上产生的第 j 个预测框内包含目标, $i \in [0, S^2], j \in [0, E]$; T_{ij}^{noobj} 表示第 i 个网格上产生的第 j 个预测框内不包含目标; $\bar{C}_i^j$ 为真实置信度; C_i^j 为预测置信度; λ_{noobj} 为自行设定的计算系数; k 为目标分类数; $\bar{p}_i^j(c)$ 为框内目标属于某一类别 c 的真实概率; $p_i^j(c)$ 为框内目标属于某一类别 c 的预测概率。

1.3 YOLOv4 模型改进

输送带很多损伤与背景区分度不高,特征不明显,且存在许多较小的损伤,YOLOv4模型存在损伤漏检问题,导致检测精度较低。为此,在YOLOv4 PANet部分的3个尺度特征层融合的基础上,与浅层特征层进行融合,提高对输送带损伤的特征提取能力,同时减少特征层融合后的卷积次数,

减少计算量。改进后的PANet结构如图2所示。

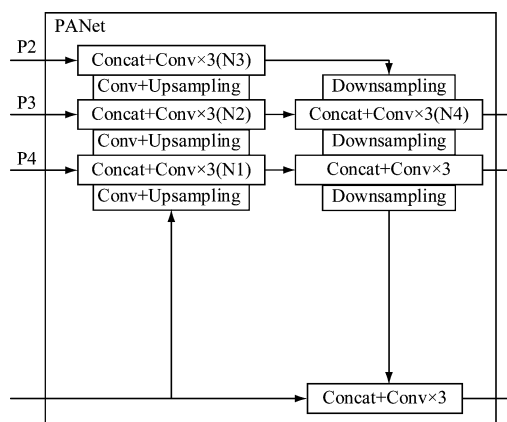


图2 改进后的PANet结构

Fig. 2 Structure of improved PANet

特征层N2继续上采样,然后和主干网络的P2层进行融合并做3次卷积运算,得到尺度大小为 104×104 的特征层N3。N3层进行下采样,再和N2层融合并做3次卷积运算,得到尺度大小为 52×52 的特征层N4,N4的输出作为改进YOLOv4的一个Yolo Head。将PANet部分每个特征层融合后的5次卷积运算减少到3次,卷积核大小分别为 $1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1$ 。

2 模型训练

2.1 实验数据采集

本文实验平台为Windows 10操作系统,CPU为Intel i7-10870H,显卡为Nvidia Geforce RTX2060,采用Tensorflow深度学习框架。

实验数据集来源于现场拍摄,包括输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷3种常见的损伤图像。由于数据集中图像大小不一,在训练前通过图像处理软件将图像裁剪成 416×416 的统一大小。为了提高模型泛化能力,避免网络过拟合,通过旋转、翻折、对比度调节、亮度调节等图像处理方法对数据集进行数据增强,扩充数据集,扩充后数据集图像共3132张。训练集和测试集按比例8:2进行划分。采用LabelImg软件对图像中输送带损伤部位进行标注,将输送带损伤类型及坐标信息保存到xml文件中。之后通过程序代码将xml文件转化成txt文本格式文件,用于网络模型训练。

整个训练迭代次数为50,学习率为0.005,批尺寸为16。

2.2 评判指标

采用检测精度和检测速度来衡量模型检测性能。检测精度指标包括精确率 P 、召回率 R 、平均精度 P_A 及平均精度均值 P_{mA} ;模型检测速度指标采用帧速率 f_{FPS} 。

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \tag{7}$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \tag{8}$$

$$P_A = \int_0^1 P(R) dR \tag{9}$$

$$P_{mA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{Ai} \tag{10}$$

$$f_{FPS} = \frac{N}{t} \tag{11}$$

式中： N_{TP} 为正确预测的正样本个数； N_{FP} 为错误预测的正样本个数； N_{FN} 为错误预测的负样本个数； n 为待检测的目标类别数； P_{Ai} 为第 i 个目标类别的平均精度； N 为待检测图像个数； t 为检测时间。

3 实验结果与分析

通过 50 次迭代训练，模型训练结果如图 3 所示。可看出在前 10 次迭代中损失大幅下降，10 次迭代后下降幅度变缓，在 40 次迭代后曲线变化趋于平缓，表明基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法损失收敛速度快，模型训练效果好。

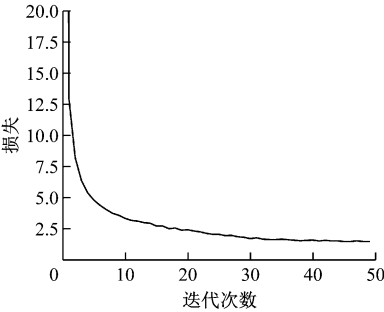


图 3 迭代次数和损失的关系曲线

Fig. 3 Relation curve between iteration numbers and loss

为了验证改进 YOLOv4 的优越性，将其与 YOLOv4、YOLOv3 及 Faster-RCNN 目标检测模型进行对比，结果见表 1。

表 1 改进 YOLOv4 与其他目标检测模型性能比较结果

Table 1 Performance comparison results of improved YOLOv4 and other target detection models

目标检测模型	$P_A / \%$			$P_{mA} / \%$	$f_{FPS} / (\text{帧} \cdot \text{s}^{-1})$
	撕裂	表面磨损	表面缺陷		
Faster-RCNN	91.80	96.85	95.46	94.70	5.41
YOLOv3	87.34	91.10	93.11	90.51	18.32
YOLOv4	94.10	95.48	96.79	95.46	18.27
改进 YOLOv4	97.10	96.93	96.54	96.86	20.66

从表 1 可看出，基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷检测的平均精度均值达 96.86%，检测速度达

20.66 帧/s；与 YOLOv4、YOLOv3 和 Faster-RCNN 相比，平均精度均值分别提升了 1.4%、6.35%、2.16%，检测速度分别提升了 2.39、2.34、15.25 帧/s。

3 种输送带损伤图像检测结果如图 4 所示。在撕裂和表面磨损检测中，改进 YOLOv4 检测的置信度更高，表明检测精度更高；在表面缺陷检测中，YOLOv4 有 1 处损伤漏检，改进 YOLOv4 能全部检测出 3 处表面缺陷，改进 YOLOv4 对面积较小损伤的检测效果更好。

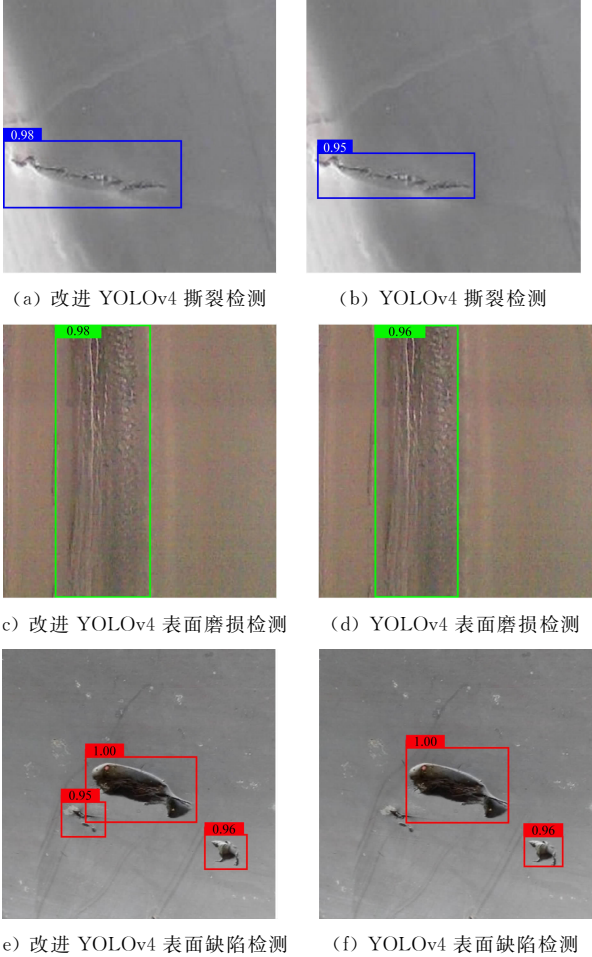


图 4 3 种输送带损伤检测结果

Fig. 4 Detection results of 3 conveyor belts

4 结论

(1) 基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法损失收敛速度快，模型训练效果好。

(2) 基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷检测的平均精度均值达 96.86%，检测速度达 20.66 帧/s；与 YOLOv4、YOLOv3 和 Faster-RCNN 相比，对输送带撕裂、表面磨损和表面缺陷 3 种损伤检测的平均精度均值分别提升了 1.4%、6.35%、2.16%，检测速度分别提升了 2.39、2.34、15.25 帧/s。

(3) 与YOLOv4相比,基于改进YOLOv4的输送带损伤检测方法检测精度更高,对面积较小损伤的检测效果更好。

参考文献(References):

[1] 张春生. 矿用带式输送机滚筒结构性能的研究[J]. 机械管理开发, 2021, 36(10): 125-126.
ZHANG Chunsheng. Structure and performance of mining belt conveyor drum in use[J]. Mechanical Management and Development, 2021, 36 (10): 125-126.

[2] 张梦超, 周满山, 张媛, 等. 基于深度学习的矿用输送带损伤检测方法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(6): 51-56.
ZHANG Mengchao, ZHOU Manshan, ZHANG Yuan, et al. Damage detection method for mine conveyor belt based on deep learning[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(6): 51-56.

[3] 胡璟皓, 高妍, 张红娟, 等. 基于深度学习的带式输送机非煤异物识别方法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(6): 57-62.
HU Jinghao, GAO Yan, ZHANG Hongjuan, et al. Research on the identification method of non-coal foreign object of belt conveyor based on deep learning[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(6): 57-62.

[4] ALVIARI L P, ANGGAMAWARTI M F, SANJIWANI Y, et al. Classification of impact damage on a rubber-textile conveyor belt: a review[J]. International Journal of Mechanical Engineering Technologies and Applications, 2020, 1(1): 21-27.

[5] 王以娜. 基于视觉检测的皮带纵向撕裂检测关键技术研究[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2020.
WANG Yina. Research on key technology of belt longitudinal tear detection based on visual inspection[D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2020.

[6] 武文泽. 基于机器视觉的选煤厂输送机皮带磨损故障诊断研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
WU Wenze. Research on fault diagnosis of conveyor belt wear in coal preparation plant based on machine vision[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.

[7] YANG Yanli, MIAO Changyun, LI Xianguo, et al. On-line conveyor belts inspection based on machine vision[J]. Optik-International Journal for Light and

Electron Optics, 2014, 125(19): 5803-5807.

[8] 徐辉, 刘丽静, 沈科, 等. 基于多道线性激光的带式输送机纵向撕裂检测[J]. 工矿自动化, 2021, 47(7): 37-44.
XU Hui, LIU Lijing, SHEN Ke, et al. Longitudinal tear detection of belt conveyor based on multi linear lasers [J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(7): 37-44.

[9] YANG Yanli, ZHAO Yanfei, MIAO Changyun, et al. On-line longitudinal rip detection of conveyor belts based on machine vision [C] // IEEE International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Beijing, 2016: 315-318.

[10] LI Jie, MIAO Changyun. The conveyor belt longitudinal tear on-line detection based on improved SSR algorithm [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(19): 8002-8010.

[11] 赵弼龙, 乔铁柱. 基于支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法[J]. 工矿自动化, 2014, 40(5): 30-33.
ZHAO Bilong, QIAO Tiezhu. Detection method of belt longitudinal tear based on support vector machine and infrared image segmentation [J]. Industry and Mine Automation, 2014, 40(5): 30-33.

[12] 牛犇, 乔铁柱, 唐艳同. 基于LabVIEW和CCD相机的输送带纵向撕裂检测系统设计[J]. 煤矿机械, 2013, 34(2): 148-150.
NIU Ben, QIAO Tiezhu, TANG Yantong. Detection system design for longitudinal tear of conveyor belt based on LabVIEW and CCD camera [J]. Coal Mine Machinery, 2013, 34(2): 148-150.

[13] CHEN Xiaojiao, AN Zhenyu, HUANG Liansheng, et al. Surface defect detection of electric power equipment in substation based on improved YOLOV4 algorithm [C] // International Conference on Power and Energy Systems (ICPES), Chengdu, 2020: 256-261.

[14] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, 2016: 779-788.

[15] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.