

文章编号: 2095-2163(2022)11-0161-07

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于 YOLOv5 的铁轨异物入侵检测

蔡鑫楠¹, 丁学文^{1,3}, 张子怡¹, 刘文艳¹, 宋文文¹, 董国军²

(1 天津职业技术师范大学 电子工程学院, 天津 300222; 2 天津市高速铁路无线通信企业重点实验室, 天津 300350;

3 天津云智通科技有限公司, 天津 300350)

摘要: 随着铁路运输能力的提高和运量的增大, 列车运行的安全形势愈发严峻, 对列车运行线路安全保障也提出了更高要求。为了解决由于轨道异物入侵造成的铁路安全问题, 本文通过无人机航拍与人工搜集相结合的方式获取轨道图像, 使用专门标注软件对轨道中异物进行标注, 应用深度学习 YOLOv5 算法网络模型对轨道异物数据集进行训练, 并通过训练模型对划定的检测区域进行检测, 取得了较好的测试结果。实验结果表明此算法在本文实验条件下对铁轨上异物识别的平均精度达到 99.6%, 基本满足轨道列车运行安全性对铁轨异物识别的要求。

关键词: 深度学习; 轨道异物检测; YOLOv5; 检测精确度

Intrusion detection of rail foreign objects based on YOLOv5

CAI Xinnan¹, DING Xuewen^{1,3}, ZHANG Ziyi¹, LIU Wenyan¹, SONG Wenwen¹, DONG Guojun²

(1 School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China;

2 Tianjin High Speed Railway Wireless Communication Enterprise Key Laboratory, Tianjin 300350, China;

3 Tianjin Yunzhitong Technology Co., Ltd, Tianjin 300350, China)

[Abstract] With the improvement of railway transportation capacity and the increase of traffic volume, the safety situation of train operation is becoming more and more serious, which also raises higher requirements for the safety guarantee of train operation line. In order to solve the railway safety problem caused by the intrusion of track foreign objects, this paper obtains the track image by the combination of UAV aerial photography and manual collection, and uses the special labeling software to label the foreign objects in the track, applies the deep learning YOLOv5 algorithm network model to train the track foreign object data set. Thereafter the paper detects the designated detection area through the training model, and achieves good test results. The experimental results show that the average accuracy of this algorithm for the identification of foreign objects on the railway track under the experimental conditions of this paper is 99.6%. It is demonstrated that the results basically meet the requirements of railway train operation safety for the identification of foreign objects on the railway track.

[Key words] deep learning; detection of rail foreign objects; YOLOv5; detection accuracy

0 引言

近年来, 人工智能浪潮方兴未艾, 机器视觉^[1]技术得到重视。根据所执行任务的不同, 机器视觉技术可分为目标检测和语义分割两大类。在人工智能技术发展过程中, 目标检测作为有关的基础研究环节, 使得研究时常常见到的良好的深度学习网络结构也已逐渐受到了学术界的广泛关注。

目前研究可知, 用于轨道异物的目标检测模型主要分为 2 类。一类是 RCNN^[2-3] 系列, 该系列目标检测又分为 2 步: 第一步是确定候选目标的位置, 第二步是对候选目标进行分类和细化。RCNN 网络模型检测实时性较低, 而轨道异物检测对实时性要求较高。另一类是单目标识别模型, 主要包括

YOLO^[4] 系列和 SSD^[5-6] 系列。该方法不需要识别候选区域, 直接通过回归坐标确定目标类别的概率和位置。只是已有研究指出, SSD 网络对于小目标和集中的异物检测效果欠佳, 而轨道异物的种类也杂乱无章, 大小目标兼存。综上所述可知, 基于 RCNN 网络模型与基于 SSD 网络模型都具有一定的局限性。本文将基于 YOLOv5 的深度学习算法模型应用于最优轨道异物入侵检测模型的设计, 在保证精确度和实效性的前提下, 可对轨道异物入侵进行更好的检测, 并能起到及时预警的作用。

1 YOLOv5 算法原理

YOLOv5 模型在 2020 年 6 月由 Jocher^[7] 提出。Jocher 在研究了 YOLOv3 的基础上更新了 YOLOv5,

基金项目: 天津市科委科技特派员项目(20YDTPJC01110)。

作者简介: 蔡鑫楠(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能视觉。

通讯作者: 丁学文 Email: dingxw1@126.com

收稿日期: 2022-04-16

初版本的 YOLOv5 非常迅速、性能高效且使用便捷。尽管 YOLOv5 并未在以往的 YOLO 模型基础上提出更为新颖的模型体系或结构改进,但是 YOLOv5 也仍然提高了目标检测方法的最新水平。且本文采用的 PyTorch 框架即为 YOLOv5 引入的新型训练部署框架,这样也就使得自定义模型训练能够得到更高的时效性。

1.1 YOLOv5 的网络结构

研究可知, YOLOv5 网络结构由 3 个主要组件组成,对此可做分别表述如下。

(1) Backbone: 在不同图像细粒度上合并并形成图像特征的卷积神经网络。

(2) Neck: 一系列混合和组合图像特征的网络层,并将图像特征传递到预测层。

(3) output: 对图像特征进行预测,生成边界框合并并预测类别。

对于 YOLOv5,无论是 V5s、V5m、V5l、还是 V5x

的 Backbone、Neck 和 output 皆一致。唯一的区别则在于模型的深度和宽度设置。在 coco 数据集的测试结果见图 1^[8]。图 1 中,灰色折线为 EfficientDet 模型,其余 4 种为 YOLOv5 系列的不同网络模型。由图 1 可得, YOLOv5s 模型的精度小、模型小、易于移植, YOLOv5x 模型的精度高、模型大、较为臃肿。本文选用的 YOLOv5s 网络结构如图 2 所示。

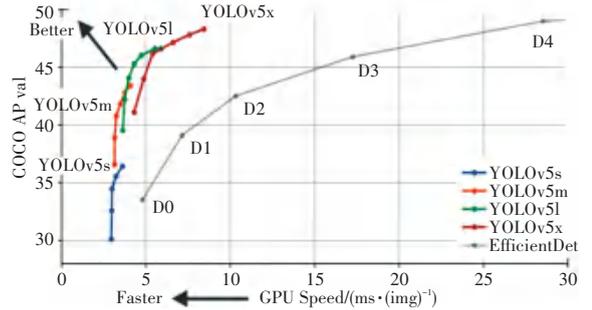


图 1 YOLOv5 权重文件的测试

Fig. 1 Test of YOLOv5 weight file

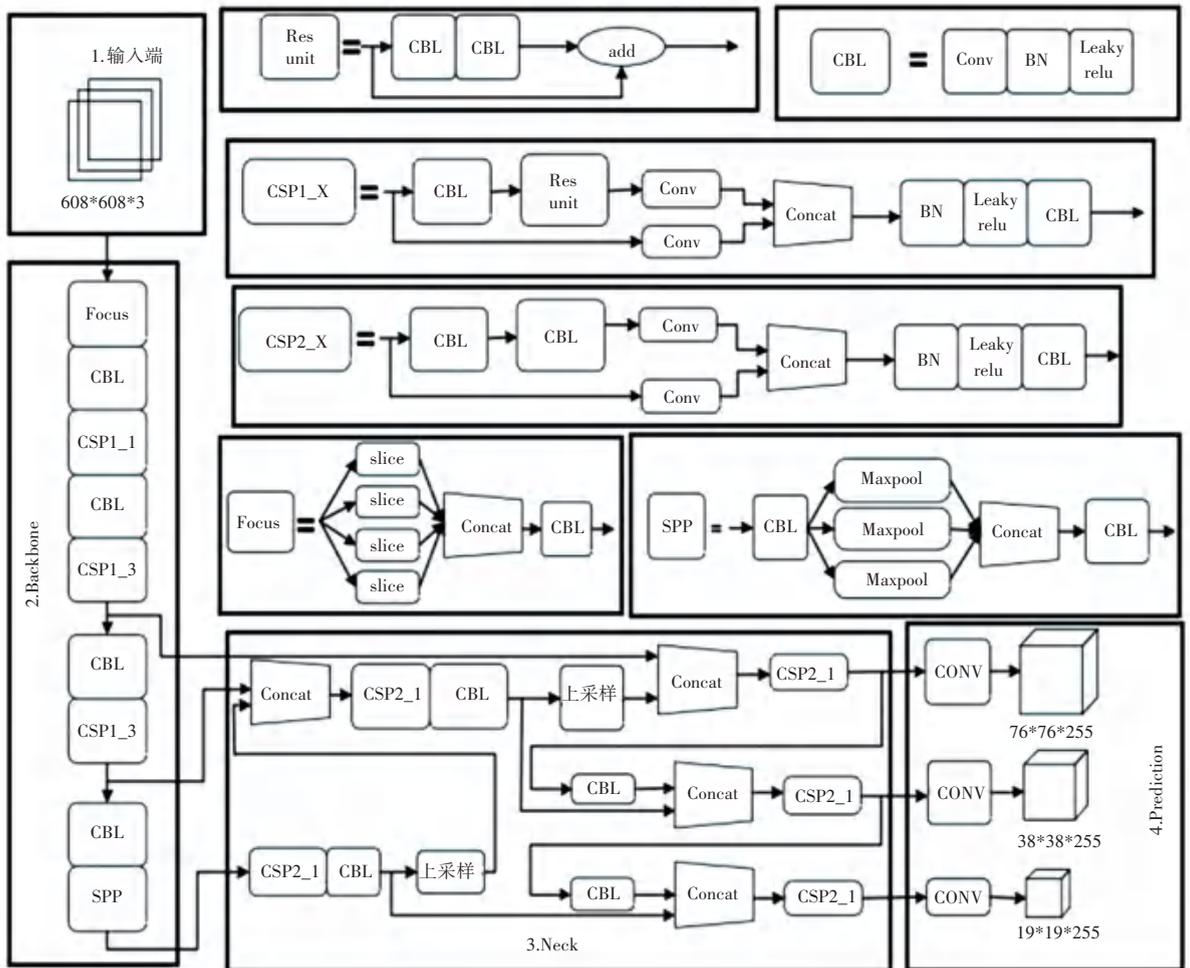


图 2 YOLOv5s 结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of YOLOv5s structure

1.2 YOLOv5 损失函数

YOLOv5 代码选用 *IoU* 指标来评价目标框和预测框的位置损失, 用 *nn.BCEWithLogitsLoss* 或 *FocalLoss* 来评价目标框和预测框的类损失和置信度损失。YOLOv5 代码用宽高比选择对应真实框的预测框, 且每一个真实框对应 3 个预测框。下面拟展开研究分述如下。

(1) 位置损失: YOLOv5 代码用 *IoU* 值评价预测框和真实框的位置损失, 本文给出的 *CIoU*^[9] 指标公式具体如下:

$$CIoU_{Loss} = 1 - CIoU = 1 - (IoU - \frac{Distance_2^2}{Distance_C^2} - \frac{v^2}{(1 - IoU) + v}) \quad (1)$$

这里, *IoU* 为预测框和真实框的比值, 叫并比。*v* 是衡量长宽比一致性的参数, 也可以定义为:

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

公式参数代表意义如图 3 所示。



图 3 公式参数

Fig. 3 Formula parameters

(2) 置信度损失与类损失。YOLOv5 代码用 *nn.BCEWithLogitsLoss* 或 *FocalLoss*^[10] 来评价目标框和预测框的类损失和置信度损失。其中, *nn.BCEWithLogitsLoss* 是指先对预测输出做 *sigmoid* 变换, 接着求变换后的结果与真实值的二值交叉熵。*FocalLoss* 损失考虑的是: 目标检测中正负样本

严重不均衡的一种策略。该损失函数的设计思想类似于 *boosting*, 降低容易分类的样本对损失函数的影响, 注重较难分类的样本的训练。*FocalLoss* 通过提高难分类别的损失函数来实现, 此处需用到的数学公式可写为:

$$FL(p_i) = - (1 - p_i)^{\gamma} \log(p_i) \quad (3)$$

对于 YOLO 系列针对大小目标检测的精度低问题, YOLOv5 算法使用了更加优越的特征提取网络, 这就提升了检测的精确度与实效性。

2 YOLOv5 目标检测算法实现

本文通过无人机拍摄与自制适用于评估轨道异物检测系统性能的数据集, 对 YOLOv5 算法模型进行训练, 并通过所得数据源以及所用模型架构来评估选用模型的可靠性, 进而验证本文设计算法的可行性。

2.1 数据集构建

本文所需的轨道数据集在网络现有图片库中筛选得到 9 714 张, 但带异物的轨道图片仅有 411 张, 由于数据集较少, 无法发挥深度学习的优势, 导致后续机器识别准确率低, 出现了识别失败或者识别错误的情况。

针对数据集的不足, 本文通过图像处理方法, 得到的与原图像略有异处的新图像如图 4 所示。再通过视频剪辑分帧方式与 Photoshop 软件对图片进行拼接整合, 得到新的图片加入到数据集当中, 扩充至 1 521 张轨道异物训练数据集。

考虑到天气影响因子, 本文整理出带有天气影响因子的轨道异物图片 514 张, 总训练数据集扩充至 2 035 张, 部分样本集展示如图 5 所示。

测试数据集则是通过无人机航拍得到, 经过筛选清洗有 872 张适用, 包含轨道可能出现的各种异物以及异常天气下的轨道异物图。



(a) 原图

(b) 旋转 90°

(c) 旋转 180°

图 4 轨道图像样本处理

Fig. 4 Track images samples processing



图5 部分样本集展示

Fig. 5 Partial samples set display

2.2 数据集标注与数据集路径规划^[11]

本文采用的标注工具为 labelimg, 在 labelimg 工具中找到需要识别的异物进行框选并输入需标注异物的名称, 标注完成后会自动生成训练所需的 xml 文件, 此文件中包含了轨道异物的位置信息与类别名称。标注过程如图 6 所示, 标注完成后生成的 xml 文件如图 7 所示。

文件, 此文件中包含了轨道异物的位置信息与类别名称。标注过程如图 6 所示, 标注完成后生成的 xml 文件如图 7 所示。

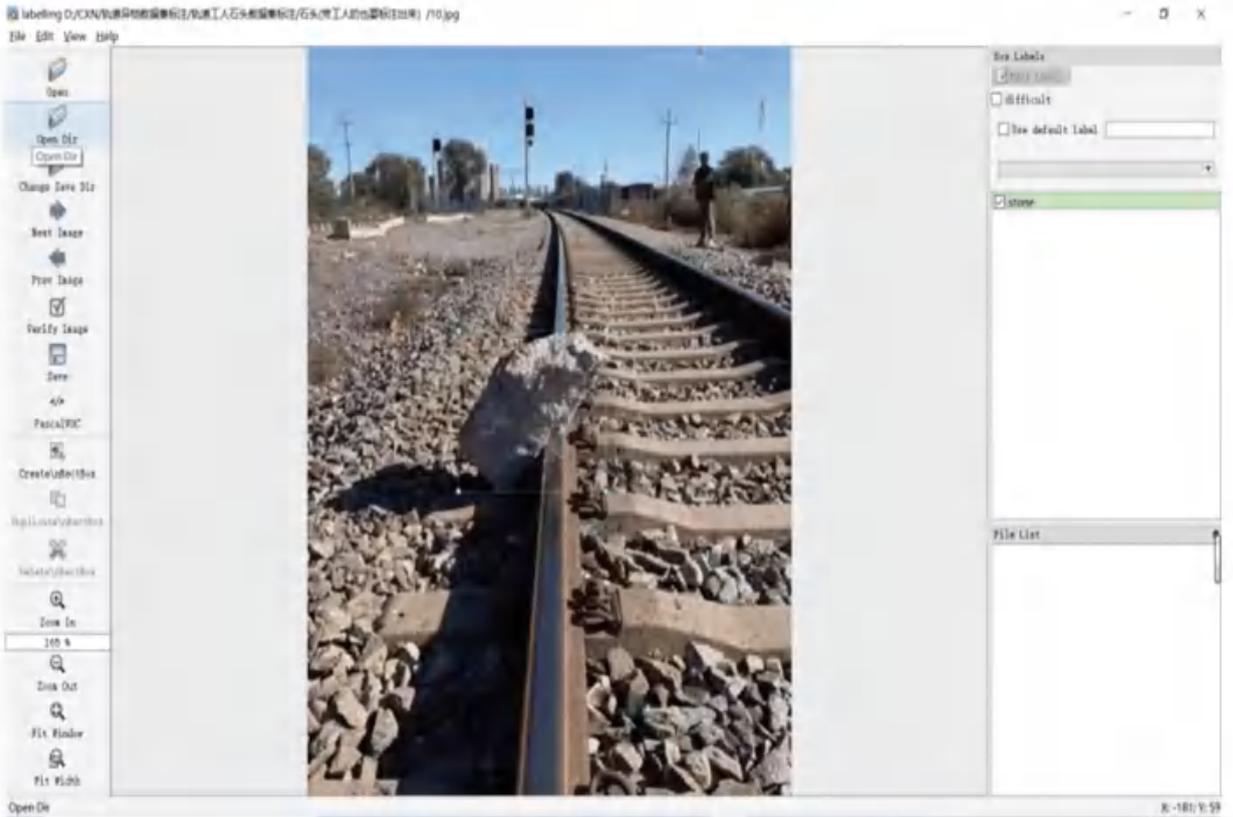


图6 标注过程

Fig. 6 Marking process

```

10.xml - 记事本
文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)
<annotation>
  <folder>石头</folder>
  <filename>10.jpg</filename>
  <path>C:\Users\dell\Desktop\JQXX\铁轨\石头\10.jpg</path>
  <source>
    <database>Unknown</database>
  </source>
  <size>
    <width>463</width>
    <height>574</height>
    <depth>3</depth>
  </size>
  <segmented>0</segmented>
  <object>
    <name>stone</name>
    <pose>Unspecified</pose>
    <truncated>0</truncated>
    <difficult>0</difficult>
    <bndbox>
      <xmin>139</xmin>
      <ymin>217</ymin>
      <xmax>287</xmax>
      <ymax>344</ymax>
    </bndbox>
  </object>
</annotation>

```

图 7 xml 文件

Fig. 7 xml file

2.3 标签文件配置与转换

由于数据集标注后生成的 xml 文件不适用于 YOLOv5 模型训练, 所以通过 Python 程序将目标信息的 xml 文件转换为适用于 YOLOv5 模型训练的目标信息 txt 文件, 同时转换过程中也会生成适用于 YOLOv5 的 train、test、val 和 trainval 的 4 个 txt 文件。转换所得 txt 文件如图 8 所示。

2.4 模型训练

模型训练均是在基于 Pytorch 框架的 YOLOv5 模型上进行的, 采用的是 VGG16 网络, 用于检测的预训练模型为精度最小的 YOLOv5s, 训练参数 *batch - size* 为 16, 迭代次数为 300 次, 训练过程如图 9 所示。

模型训练过程中得到的可视化结果如图 10 所示。由图 10 可知, 数据集已对目标进行标记, 可在规定情况下对复杂场景的小目标进行检测。

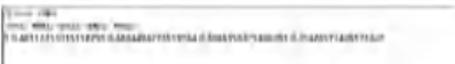


图 8 txt 文件

Fig. 8 txt file



图 9 数据集训练

Fig. 9 Dataset training

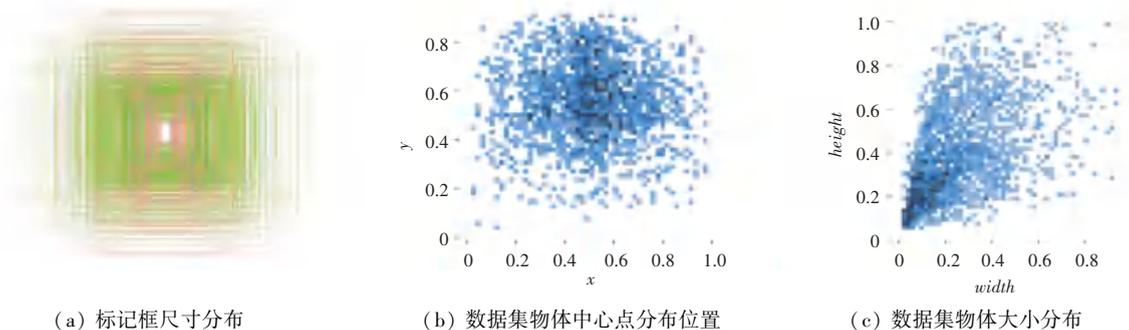


图 10 数据集可视化结果
Fig. 10 Dataset visualization results

2.5 算法有效性分析

本文通过 3 个指标对算法的有效性进行评估, 分别是: 准确率 (*precision, P*)、召回率 (*recall, R*)、平均精度 (*mean average precision, mAP*)。各指标的数学定义及运算公式可进行重点阐述如下。

(1) 准确率 (*Precision*)。找对的正类/所有找到的正类, 其值可由如下公式计算求出:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

(2) 召回率 (*Recall*)。找对的正类/所有本应该被找对的正类, 其值可由如下公式计算求出:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

(3) 平均精度 (*mAP*)。用来衡量识别精度, 由所有类别 *AP* 值求均值得到, 其值也可用绘制 *P-R* 曲线面积表示, 并可由如下公式计算求出:

$$mAP = \frac{1}{|Q_R|} \sum_{q \in Q_R} AP(q) \quad (6)$$

在训练后, 模型的 *Precision*、*Recall*、*mAP_0.5*、*mAP_0.5:0.95* 结果如图 11 所示, 相应的最高值分别可达到 0.998、0.994、0.996、0.925。

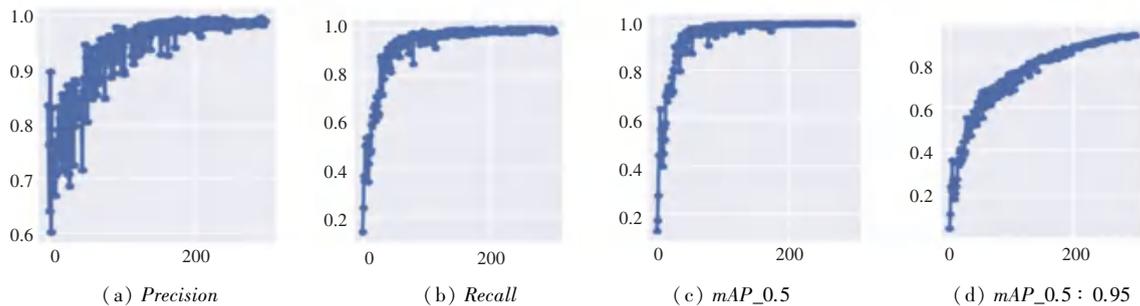


图 11 模型性能评价指标
Fig. 11 Model performance evaluation index

YOLOv5 模型训练准确率和置信度参数评估如图 12 所示。图 12 表明在模型训练过程中, 开始时的 *epoch* 训练中精度提升明显, 在验证集已取得不错的表现。

将训练好的模型与其他检测模型、如 Faster RCNN 和 YOLOv3 模型做对比, 结果见表 1。由表 1 可以看出, YOLOv5 无论是从精度、还是召回率都好于其他 2 种, 且 YOLOv5 作为 YOLO 系列最新的模型检测网络, 可以较好地进行实时检测, 符合轨道异物检测的要求, 故选取 YOLOv5 为本文检测模型。

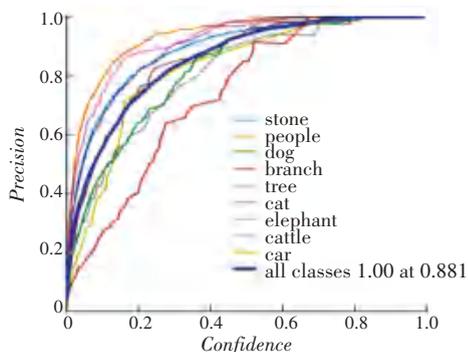


图 12 YOLOv5 参数评估图
Fig. 12 YOLOv5 parameters evaluation diagram

表 1 模型对比结果

Tab.1 Comparison results of the model %

检测算法	P	R	mAP
Faster RCNN	84.3	86.9	87.5
YOLOv3	86.7	89.4	89.7
YOLOv5	99.8	99.4	99.6



(a) 运行结果 1



(b) 运行结果 2



(c) 运行结果 3



(d) 运行结果 4

图 13 YOLOv5 部分测试结果

Fig. 13 Partial test results of YOLOv5

3 结束语

本文针对轨道异物入侵,结合机器视觉与深度学习网络模型,对轨道内部出现的异物进行识别,相较于人工检测提高了目标识别的精确度,同时也大大缩减了时间。高性能的目标检测算法是防止异物入侵轨道的关键技术,也是实现轨道安全通行的强有力保障。本文针对异物特征在识别准确率与模型运行时长上,选择了最适用于轨道异物识别的 YOLOv5 算法模型,对目标识别的精确度有较大提升,对轨道异物识别所要求的实时性也有较好的效果。研究成果对于轨道领域的异物检测有较好的借鉴价值。但是在轨道中具有较多异物目标时,却也面对着容易对小目标及被遮挡异物出现漏检的情况,因此后续研究将在这方面做进一步的改善。

参考文献

- [1] 同磊. 基于机器视觉的轨道轨道交通线路异物检测技术研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
- [2] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE Computer Society, 2015: 1440-1448.

2.6 实验结果

基于机器训练结果,使用本文搜集的测试数据集进行评估测试,部分测试结果如图 13 所示,根据每张图的类别概率判别,能够准确地进行分类,且有较高的识别率。

- [3] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN; Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [4] 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, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [5] LIU W, ANGELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Singleshot multibox detector [C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands: dblep, 2016: 21-37.
- [6] LI Zuoxin, ZHOU Fuqiang. FSSD: Feature fusion single shot multibox detector [J]. arXiv preprint arXiv:1712.00960, 2018.
- [7] JOCHER G. Yolov5 [EB/OL]. [2020-08-10]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [8] JIANG B, LUO R, MAO J, et al. Acquisition of localization confidence for accurate object detect detection [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: Springer, 2018: 784-799.
- [9] ZHENG Zhaohui, WANG Ping, REN Dongwei, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 26(8): 1-13.
- [10] LI Yongjun, LI Shasha, DU Haohao, et al. YOLO-ACN: Focusing on small target and occluded object detection [J]. IEEE Access, 2020, 8: 227288-227303.
- [11] 张春雷. 基于深度学习的轨道异物入侵检测算法研究 [D]. 赣州: 江西理工大学, 2019.