

文章编号: 2095-2163(2023)06-0067-05

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

基于 YOLOv5s 的电梯钢丝绳表面损伤检测算法研究

蔡林峰, 汤 斌, 杨泞琿, 徐艺菲, 雷斯越, 贺渝龙, 张金富, 龙邹荣

(重庆理工大学 重庆市光纤传感与光电检测重点实验室, 重庆 400054)

摘要: 电梯作为现代都市高层建筑中必不可少的重要设备,其中曳引钢丝绳是电梯最重要的零部件,在长时间的使用过程中会出现断丝、断股等情况,倘若不及时处理,会容易引起各种人员伤亡和财产损失的安全事故。现有钢丝绳检测方法,如目测法、电磁检测法容易受到外界环境的影响,导致检测结果稳定性不足。因此,提出使用人工智能算法(YOLOv5s)进行钢丝绳表面损伤检测。首先自制了钢丝绳表面损伤数据集;其次利用自制的数据集训练 YOLOv5s 网络模型;利用训练好的 YOLOv5s 网络提取不同种类钢丝绳图像的特征;最后实现钢丝绳表面损伤检测。实验结果表明,基于 YOLOv5s 网络的钢丝绳表面损伤检测模型,检测准确率高、鲁棒性好、计算速度快,平均检测速度达到了 6.7 FPS,测试精度达到了 95.3%,为电梯事故的预警和报警提供了有效的参考依据,有较强的实际意义。

关键词: YOLOv5s; 电梯安全; 损伤检测

Research on detection algorithm of elevator wire rope surface defects based on YOLOv5s

CAI Linfeng, TANG Bin, YANG Ninghui, XU Yifei, LEI Siyue, HE Yulong, ZHANG Jinfu, LONG Zourong

(Chongqing Key Laboratory of Fiber Optic Sensor and Photodetector, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

[Abstract] As an essential and important equipment in modern urban high-rise buildings, elevators have brought great convenience to people's daily life. The traction wire rope is the most important part of the elevator, and the wire will be broken during long-term use. If not dealt with in time, it will easily lead to various safety accidents involving casualties and property losses. Existed wire rope detection methods, such as visual inspection methods and electromagnetic detection methods, are easily affected by the external environment, resulting in insufficient stability of the detected results. This paper proposes to use the artificial intelligence algorithm YOLOv5s to detect wire rope surface damage. First, a data set of wire rope surface damage is made. Secondly, the YOLOv5s network model is trained with the self-made data set, and then the trained YOLOv5s network is used to extract the characteristics of different types of wire rope images. The experimental results show that the wire rope surface damage detection model based on the YOLOv5s network has high detection accuracy, good robustness and fast calculation speed. It can provide an effective reference for the early warning and alarm of elevator accidents, and has strong practical significance. The average detection speed reached 6.7 FPS, and the test accuracy reached 95.3%.

[Key words] YOLOv5s; elevator safety; damage detection

0 引言

钢丝绳作为电梯承重的核心装置,在电梯工作期间,钢丝绳主要承受拉、接触、弯曲 3 种应力,如长期不保养则可能会出现断丝、断股等情况。一旦例行安检时未发现上述问题,将增加安全风险,甚至会危及乘客的生命安全。因此,钢丝绳损伤的表面在线检测有重要意义。

目前,电梯钢丝绳检测中最常用的方法是目测法和电磁检测法。目测法通过肉眼观看运行中的钢丝绳状态,这种方法直接有效,但最大的缺点是耗时比较长,且检测人员在电梯井昏暗环境下,工作效率较低再加上可能出现的疲劳情况,极难对钢丝绳质量进行全面的检测。此外,由于是人工检测,连续检测的间隔时间较长,在间隔时间内出现故障的概率较高。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61805029);重庆市教委科研基金项目(KJQN201905605)。

作者简介: 蔡林峰(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:深度学习、图像处理;龙邹荣(1993-),男,博士,讲师,主要研究方向:深度学习、图像处理。

通讯作者: 龙邹荣 Email: longzourong@cqut.edu.cn

收稿日期: 2022-06-13

电磁法是一种非接触式的检测测量法,通过检测钢丝绳的漏电磁,判断是否有损伤,其缺点在于抗干扰能力太弱。例如,检测人员进行电磁检测时,其输出信号极易被环境因素影响,进而会严重损失检测结果的精确性。如果检测人员忽略了外界的环境因素,信息就易出现失真,不准确的信息会导致误判,非常不利于电梯的安全,且利用电磁检测技术检测时,需要较大质量的设备,不易携带。此外,电磁检测技术无法对电梯钢丝绳微小的损伤作出检测,这些微小损伤会给电梯安全带带来潜在的隐患。

随着人工智能算法的出现和快速发展,为钢丝绳表面损伤检测提供了高效、精准的解决方案。通过摄像头采集钢丝绳运行中的图片,再结合人工智能算法同步检测,可以实现钢丝绳表面损伤的在线实时检测。目前,深度学习算法广泛运用于工业检测中,但在钢丝绳表面损伤检测领域还鲜有人研究。张永军等^[1]基于卷积神经网络对工业产品进行表面缺陷检测;魏若峰^[2]对铝型材表面损伤识别技术进行研究;陈亮^[3]等利用深度学习算法对尿素泵的表面损伤进行检测;沈涛^[4]基于深度学习对小目标表面瑕疵检测系统进行研究。

基于此,本文提出使用目标检测人工智能算

法——YOLO进行钢丝绳表面损伤在线检测研究。YOLO算法于2016年由Redmon^[5]等人提出,该算法使用一个模型同时实现了目标检测的分类和定位,已被广泛应用于各种目标检测领域。经过多年来Redmon等人的不断研究,提升了算法效率和精度,相继得到v1、v2、v3、v4总共4个版本。YOLOv5是由Ultralytics公司于2020年5月在YOLOv4框架的基础上提出的。YOLOv5借鉴了CutMix^[6]方法,采用Mosaic数据增强的方式,有效解决了小对象检测问题。YOLOv5图像推理速度快,最快可达到0.007 s,即每一秒可以处理140帧,同时其体积与YOLOv4相比更为小巧,YOLOv5s模型的权重数据文件大小为27 MB,仅为YOLOv4的1/9^[7-8]。本文实验选择YOLOv5s作为钢丝绳表面损伤检测的网络模型,使用该网络对线下收集钢丝绳表面损伤训练集进行训练,最后利用训练好的网络模型对钢丝绳表面损伤测试集进行检测。

1 YOLOv5s 网络模型

由图1可知,YOLOv5s模型主要分为输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部(Neck)、输出端(Output)4个部分。其中:

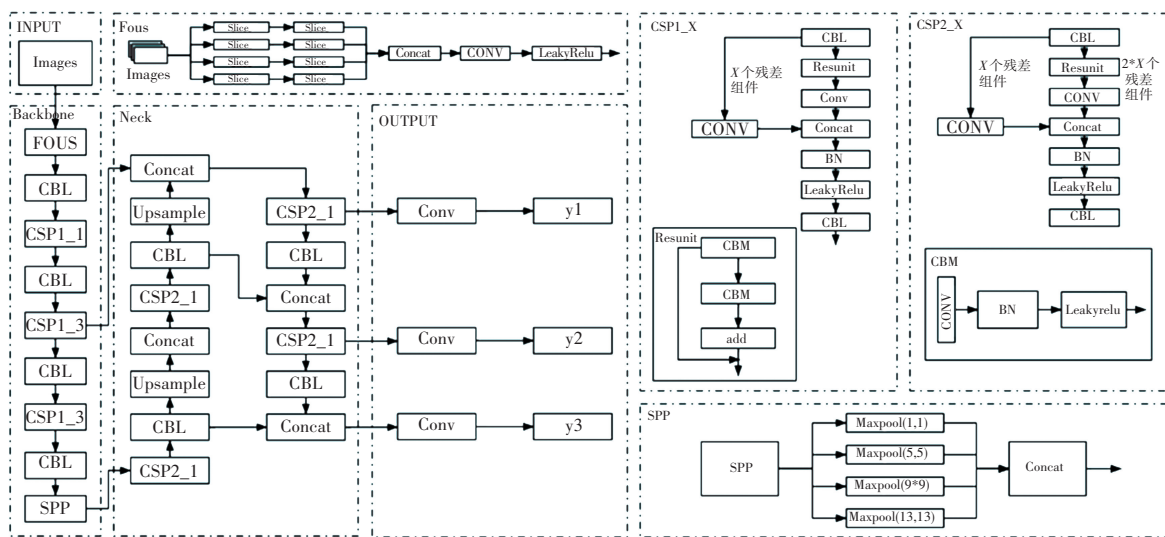


图1 YOLOv5s网络模型

Fig. 1 YOLOv5s network model

(1)输入端包括图片尺寸处理、Mosaic数据增强、自适应锚框计算3个部分。Mosaic数据增强方式对小对象的检测尤为理想,符合本文对钢丝绳表面损伤的检测需求。

(2)骨干网络包含Focus结构和CSP结构。YOLOv3^[9-12]和v4的版本没有Focus结构,其中的

关键步骤是切片操作,包含基本的4次切片操作和进一步的1次32个卷积核的卷积操作。例如:把 $416 \times 416 \times 3$ 的原始图像放入到Focus结构中。首先通过切片操作,变成 $416 \times 416 \times 12$ 的特征图,再进行卷积核的操作,最后变成 $416 \times 416 \times 32$ 的特征图。与YOLOv4不同的是,YOLOv5在主干网络中采用

了 CSP1_X 和 CSP2_X 这 2 种 CSP 结构。其中 CSP1_X 应用于骨干网络, CSP2_X 应用于颈部。

(3) 颈部采用了 PANet + SPP 模块的结构。PANet(PathAggregation, 路径聚合网络)^[13]是自顶向下的, 首先获得位于高层的特征信息, 然后将其与处在不同层的 CSP 模块的输出特征进行聚合, 再通过自底向上的特征金字塔结构, 从下到上聚合浅层特征, 可以达到将处于不同层的图像特征进行充分融合的效果。空间金字塔池化(Space Pyramid Pooling, SPP)模块首先采用 4 种不同大小的核进行最大池化操作, 然后进行张量拼接。

(4) 输出端: YOLOv5 使用 GIOU_Loss^[14]作为损失函数, 改进了 YOLOv3 中 IOU_Loss 边界框不重合

的情况。

2 实验结果与分析

2.1 系统整体设计方案

如图 2 所示, 实验设计了一种基于 YOLOv5s 网络模型的钢丝绳表面损伤在线检测系统。首先在实验室工作机位上利用 YOLOv5s 训练钢丝绳表面损伤检测模型, 然后将训练好的模型部署到 PC 端, 接收摄像头实时采集的钢丝绳图片, 利用无线传输的方式将图片输入到 PC 端。PC 端利用训练好的表面损伤检测模型, 检测图片中的钢丝绳表面是否存在损伤。

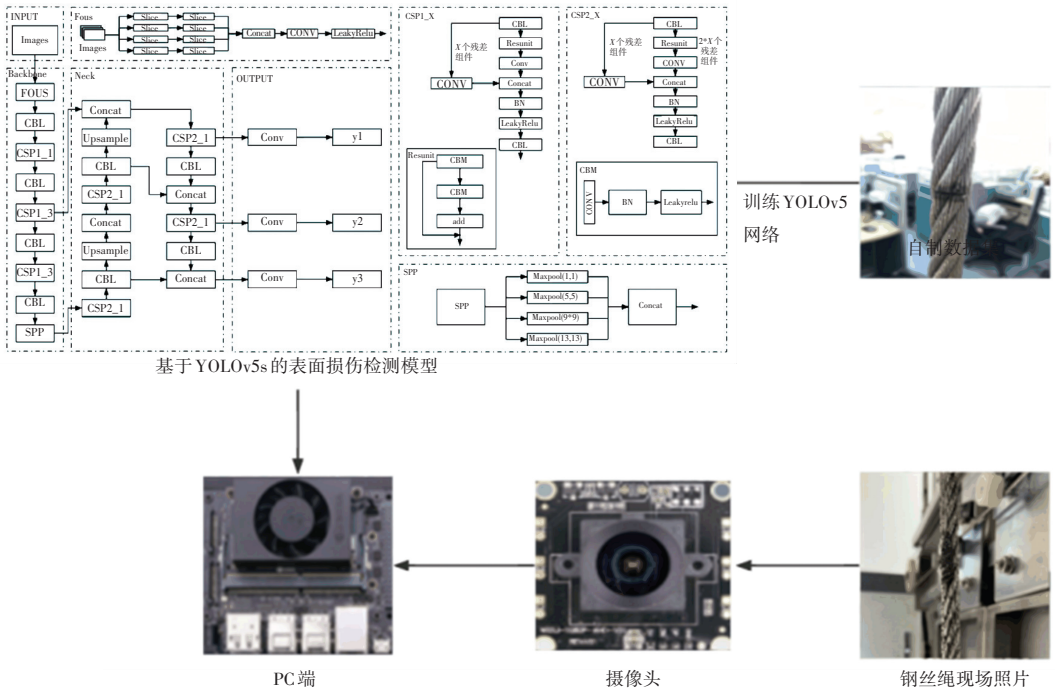


图 2 系统整体框架

Fig. 2 System Framework

2.2 实验数据集及实验环境

实验在线下收集了 600 张钢丝绳表面损伤的图像, 制作了 500 张训练集和 100 张测试集, 使用 Labellmg 软件对训练集中的钢丝绳表面损伤进行了标注, 图 3 所示为手动标注结果。标注时需要注意:

- 1) 标注区域不能过大, 如果标注时包括了一些非缺陷区域, 会大大降低训练结果的准确性;
- 2) 训练样本的数量不能过少, 训练样本越多, 最后训练得到的网络模型精度会越高, 最后测试的结果也会越准确, 反之, 如果训练的样本数量太少, 导致过拟合, 会直接影响训练效果。

NVIDIA GeForce RTX 3070, 具体运行环境配置见表 1。

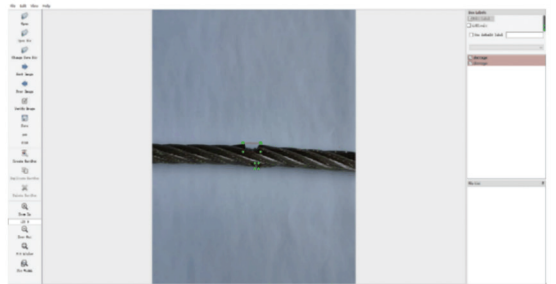


图 3 标注结果图

Fig. 3 Annotation result graph

实验运行环境: 操作系统为 Windows10, GPU 为

表1 实验运行环境配置

Tab. 1 Experimental operating environment configuration

参数	配置
CPU	Intel(R) Core(TM) i5-9400F CPU @ 2.90 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070
系统环境	Windows10
语言	Python3.7
加速环境	CUDA11.0

在模型训练阶段,迭代批量设置为8,总的迭代次数为300次,初始学习率为0.01,衰减系数设置为0.005。

2.3 测试结果分析

模型训练完成之后,在模型中输入测试数据集,实验结果如图4~图6所示。图中数值表示置信度。

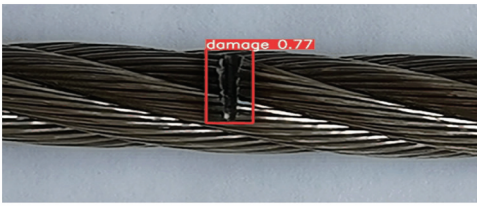


图4 单个损伤测试样本

Fig. 4 Individual defect test sample

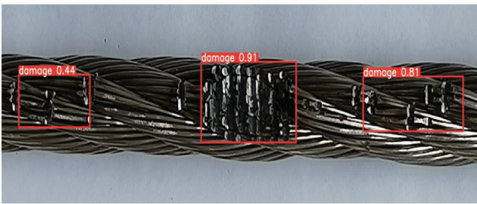


图5 多个损伤测试样本

Fig. 5 Multiple defect test samples

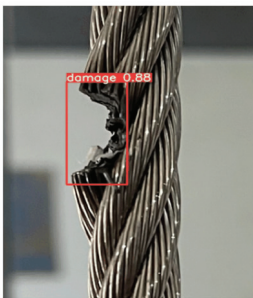


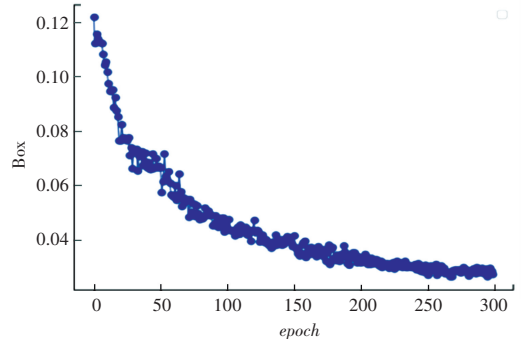
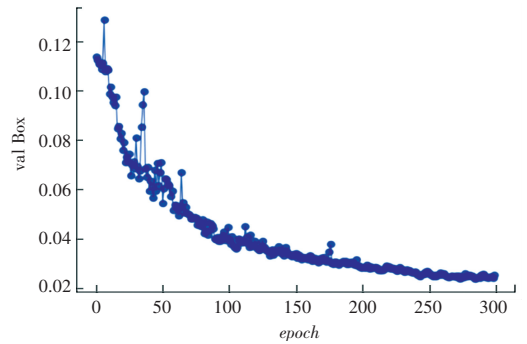
图6 现场测试样本

Fig. 6 Field test samples

本文采用 $GIOU$ 损失和 Average Precision (AP) 作为评估模型的评价指标。YOLOv5 使用 $GIOU$ Loss 作为 Bounding Box 的损失, Box 为 $GIOU$ 损失函数均值,方框越小说明检测效果越好。具体计算如式(1):

$$GIOU = 1 - IOU = \frac{|C - B \cup B^{gt}|}{|C|} \quad (1)$$

其中, C 为两个框的最小外接矩形,为 Groundtruth; B 为边界框; $B \cup B^{gt}$ 表示两个边界框的并集。图7是 YOLOv5 训练中 $GIOU$ 随训练次数的损失结果。

(a) 训练集 $GIOU$ 损失(b) 验证集 $GIOU$ 损失图7 $GIOU$ 损失结果图Fig. 7 Loss curve of $GIOU$

本文采取 IOU 阈值为 0.5 作为绘制 precision-recall (PR) curves 的基准, $P-R$ 曲线如图8所示。 PR 曲线与坐标围成的面积表示 AP 值大小, AP 值越大表示模型精度越高,性能越好,计算公式如式(2):

$$AP = \frac{1}{N} \sum_i \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

其中, TP 表示将正确类预测为正确类别数, FP 表示将负类别预测为正确类别数。本文选取 0.5 作为特定的 IOU 阈值,当预测边框的 $IOU \geq 0.5$,则认为可以正确检测到损伤。在该标准下可以获得 $Precision$ 、 $Recall$ 的值。其中, $Precision$ 表示在识别出来的图片中,正样本所占的比率, $Recall$ 表示正样本被预测为正类图片占所有测试集图片的比率。总体而言,本文采用 $Precision(P)$ 、 $Recall(R)$ 来评估所提出的方法。各项评价指标的计算公式如式(3)、式(4):

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

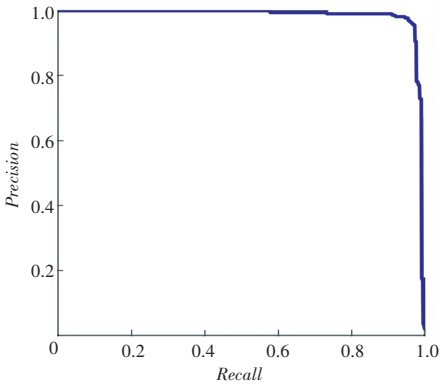


图8 P-R 曲线

Fig. 8 P-R curves

从图8的PR曲线可以看出,所用YOLOv5s网络模型结果比较理想。训练完成之后,对训练好的模型进行测试,平均检测速度达到了6.7 FPS,其测试精度达到了95.3%。

3 结束语

综上所述,为了实现钢丝绳表面损伤检测的准确性、实时性,并且在复杂的检测工作中把人工解放出来,提出了一种基于YOLOv5s网络的钢丝绳表面损伤检测算法。实验结果表明,利用YOLOv5s网络对钢丝绳表面损伤进行检测的方法准确率高、计算速度快,能为电梯事故的预警和报警提供有效的参考依据,有较强的实际意义。但是受到时间以及环境的限制,该算法仍然存在一定的局限性,目前仅仅只是在实验的环节通过了验证,后期会将完善后的算法部署到云服务器端,并且在检测钢丝绳表面损伤的区域安装摄像头,对钢丝绳表面损伤的信息进行实时采集,然后将信息传至云端进行损伤分类,损伤程度评估处理,把处理结果返回到检测中心进行实时查看,不断验证完善,最后推广使用。

参考文献

[1] ZHANG Yongjun, WANG Ziliang. Surface flaw detection of industrial products based on convolutional neural network [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 252(2):022114.

[2] 魏若峰. 基于深度学习的铝型材表面损伤识别技术研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2019.

[3] 陈亮, 张浩舟, 燕浩. 基于深度学习算法的尿素泵体用铝型材表面瑕疵检测[J]. 流体机械, 2020, 48(8): 47-52, 77.

[4] 沈涛. 基于深度学习的小目标表面瑕疵检测系统的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.

[5] 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. 2016: 779-788.

[6] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019: 6023-6032.

[7] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint arXiv: 2004.10934, 2020.

[8] WU D, LV S, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178(5): 174-178.

[9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental improvement [J]. arXiv e-prints, 2018, 87(8): 101-104.

[10] XU Z F, JIA R S, SUN H M, et al. Light-YOLOv3: fast method for detecting green mangoes in complex scenes using picking robots[J]. Applied Intelligence, 2020, 50: 4670-4680.

[11] TIANCHI J, LI Qiang, MAOSONG L, et al. Target detection method combining inverted residual block and YOLOv3 [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 36(11): 56-61.

[12] PANG L, LIU H, CHEN Y, et al. Real-time concealed object detection from passive millimeter wave images based on the YOLOv3 algorithm[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(6): 44-50.

[13] TRINH H C, LE D H, KWON Y K. PANET: a GPU-based tool for fast parallel analysis of robustness dynamics and feed-forward/feedback loop structures in large-scale biological networks[J]. PloS one, 2014, 9(7): e103010.

[14] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference On Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 658-666.