

基于线结构光的矿用输送带纵向撕裂检测技术

游磊^{1,2}, 向兆军^{1,2}, 孙柳军^{1,2}

(1. 煤矿灾害防控全国重点实验室, 重庆 400037; 2. 中煤科工集团重庆研究院有限公司, 重庆 400039)

摘要:针对传统的输送带纵向撕裂检测系统存在光照抗干扰能力差、运算效率低及泛化能力弱的问题,研究了一种基于线结构光的纵向撕裂检测技术。以线结构光作为图像采集系统,应用 Topk 完成图像预处理,减少数据冗余和内存使用量;对 YOLOv5 网络的基础算子进行降维,减少模型参数量和浮点运算量;将该检测技术移植到嵌入式设备中,研制了速度快、精确度高的矿用本安型纵向撕裂检测系统。实验结果表明:降维 YOLOv5 的运算量和参数量均低于传统方法,在输入特征图分辨率为 640 px×2 592 px 时, F_{1score} 为 0.951 1,优于其他方法;仿真实验中检测的精确度 P 为 95.14%,召回率 R 为 92.63%;工业试验中成功检测出输送带的纵向撕裂。

关键词:输送带;纵向撕裂;带式输送机;目标检测;计算机视觉;降维;线结构

中图分类号:TD67;TP751 **文献标志码:**A **文章编号:**1008-4495(2025)01-0180-07

Longitudinal tear detection for conveyor belts based on line structured light

YOU Lei^{1,2}, XIANG Zhaojun^{1,2}, SUN Liujun^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Prevention and Control, Chongqing 400037, China;

2. CCTEG Chongqing Research Institute, Chongqing 400039, China)

Abstract: To address the limitations of traditional longitudinal tear detection systems—including poor illumination resistance, low computational efficiency, and weak generalization capability—this study proposes a novel detection technology based on line structured light. The line structured light is used as the image acquisition system, and then Topk is used to pre-process the image for the purpose of reducing data redundancy and memory usage; dimensionality reduction was applied to the base operators of the YOLOv5 network, effectively reducing both the model parameters and floating-point operations (FLOPs); the detection technology has been successfully ported to an embedded system, resulting in the development of a high-speed and highly accurate intrinsically safe longitudinal tear detection system designed for mining applications. The experimental results show that the operand and parameter quantity of the dimensionally reduction YOLOv5 are lower than the traditional methods, and the F_{1score} is 0.951 1, which is better than other methods when the resolution of the input map is 640 px×2 592 px; The accuracy of detection P in the simulation experiment is 95.14% and the recall rate R is 92.63%; in industrial trials, the technology successfully detected longitudinal tearing in conveyor belts.

Keywords: conveying belt; longitudinal tear; belt conveyor; object detection; computer vision; dimensionality reduction; line structure

带式输送机运载能力强、运输成本低,可连续稳定运行,是煤矿生产中最常用的输送设备^[1]。在带

式输送机输送的物料中经常会混杂一些大块矸石、铁钎等异物^[2],当这些异物传送至转载点时可能穿

收稿日期:2023-08-30 修订日期:2023-09-25 DOI: 10.19835/j.issn.1008-4495.20230744

基金项目:中煤科工集团重庆研究院自立重点项目(2022ZDXM02)

作者简介:游磊(1983—),男,重庆人,硕士,工程师。E-mail:leiyou2015@126.com。

引用格式:游磊,向兆军,孙柳军.基于线结构光的矿用输送带纵向撕裂检测技术[J].矿业安全与环保,2025,52(1):180-186.

YOU Lei, XIANG Zhaojun, SUN Liujun. Longitudinal tear detection for conveyor belts based on line structured light[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2025, 52(1): 180-186.



手机阅读下载

透输送带或卡在漏斗、溜槽等部位从而划破输送带,导致输送带纵向撕裂。数据统计表明,一条输送带在其生命周期中发生一次纵向撕裂的概率约为 20%。输送带一旦发生纵向撕裂且未被及时发现并停机,短时间内就会造成长距离甚至整条输送带毁坏,影响煤矿正常生产,造成巨大的经济损失,严重时还会危及周边作业人员的生命安全。因此,研究输送带撕裂检测技术对于保障煤矿安全生产具有十分重要的意义^[3]。

目前,基于机器视觉的输送带撕裂检测技术是煤矿智能化的研究热点之一^[4-5]。LYU 等^[6]研究了基于线激光的纵向撕裂检测方法,用改进的灰色重心法提取激光线的中心线,再根据中心线的特征检测纵向撕裂,保障了检测的准确性和实时性,但如果输送带成槽深,激光线曲率变大,使用灰色重心法提取激光线则会出现断裂现象,难以在不同应用场景迁移;徐辉等^[7]提出了基于多道线性激光的输送带撕裂检测算法,研究分组中心法提取激光特征,结合输送带速率实现纵向撕裂特征识别及定量分析,但该方法适用条件严苛且井下条件复杂,故泛化能力弱;LIU 等^[8]研究了基于注意力机制的时序特征检测网络,提高了撕裂目标的检测率,但检测效率低,实时性无法满足;张梦超等^[9]采用 YOLOv4-tiny 网络对输送带表面划伤、撕裂、破损和击穿等 4 种损伤类型进行分类检测,但井下的光照条件差,如果无法清晰成像,则此方法有可能失效。

针对以上问题,研究了一种基于降维 YOLOv5^[10] (R-YOLOv5) 的输送带纵向撕裂检测系统,同时研制出矿用本安型嵌入式纵向撕裂检测仪。其核心原理:①将大尺度高分辨率的线结构光图像作为输入,解决井下补光问题;②在保持分辨率不变的条件下,进行特征压缩,减少信息冗余;③研究 YOLOv5 神经网络,将基础算子进行降维,得到运算量小、参数量少的撕裂检测神经网络。该纵向撕裂检测系统具有运算速度快、检测率高的优点。

1 撕裂检测系统

纵向撕裂检测所需的硬件由线激光投射器、高速摄像仪和具有神经网络处理单元(NPU, Neural-Network Processing Unit)的嵌入式核心板组成,这是典型的线结构光采集系统^[11]。硬件安装于上下输送带之间,距离上输送带 20~35 cm,高速摄像仪提取输送带下表面的图像特征,成像图是具有特殊结构信

息^[12-13]的数据。撕裂检测系统硬件安装如图 1 所示。

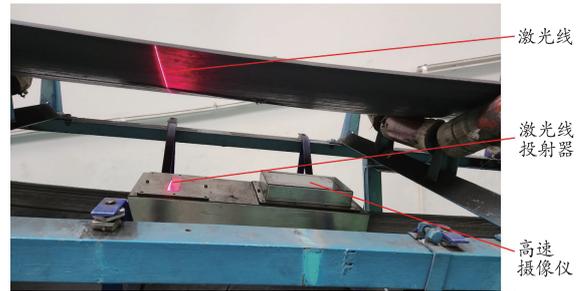


图 1 撕裂检测系统硬件安装
Fig. 1 Hardware installation of tear detection system

2 基于 R-YOLOv5 的撕裂检测算法

2.1 图像采集与预处理

2.1.1 图像采集

带式输送机的输送带宽度为 0.6~1.6 m,由于摄像仪的视角有限,窄输送带可以完整成像,但宽输送带只能看到带面的一部分,如图 2 所示。

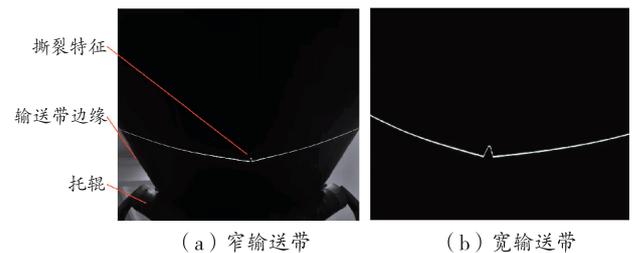


图 2 不同宽度的线激光成像图
Fig. 2 Laser imaging with different widths

由图 2(a) 能看出输送带边缘、托辊和撕裂特征,撕裂水平宽度为 39 px;由图 2(b) 明显观察到撕裂特征,撕裂宽度为 114 px。图像采集使用高分辨率、高采集速率的摄像仪,优点是不会丢失小目标特征^[14-15],但会导致待处理的数据量急剧增大。

2.1.2 图像预处理

图像预处理的目的是提取激光条纹图像的关键信息^[16],减少数据冗余,提高检测效率。

设输入图像为 I_{in} , 图像尺寸为 $h \times w$, 其中高 h 、宽 w 。灰度值较大的点必定是激光条纹区域,那么提取激光条纹的数学计算公式如下:

$$[X, Y] = \text{Topk}(I_{in}, k) \quad (1)$$

$$T = \text{Cat}(X, Y) \quad (2)$$

式中:张量 X 、 Y 分别为保存灰度值和行的索引号; Topk 为沿图像高的方向提取灰度值最大的 k 个元素; T 为 Cat (Concatenate, Cat) 将 X 、 Y 张量按通道拼接起来形成新的张量,即图像预处理结果。

由于 I_{in} 的尺寸为 $h \times w$, 经过 Topk 运算之后, X 、 Y 的尺寸都为 $k \times w$, 再经过 Cat 模块后, 最后输出 T 的尺寸变为 $k \times w \times 2$, 图像预处理结束。由于 k 的取值远远小于 h , 通过预处理极大地压缩了图像信息, 压缩率为 $2k/h$ 。

2.2 基于 R-YOLOv5 的神经网络

提出一种降维的 YOLOv5 神经网络, 记为 R-YOLOv5。其中主要创新点是对神经网络的基础算

子和损失函数进行优化。

2.2.1 神经网络降维

YOLOv5 神经网络主要分为 4 个部分^[17]: 输入模块 Input、骨干模块 Backbone (黄色部分)、中间模块 Neck (白色部分) 和预测模块 Prediction (蓝色部分)。Backbone、Neck 和 Prediction 组成了整个计算网络, 降维的重点主要是针对这 3 个部分。YOLOv5 整体结构如图 3 所示。

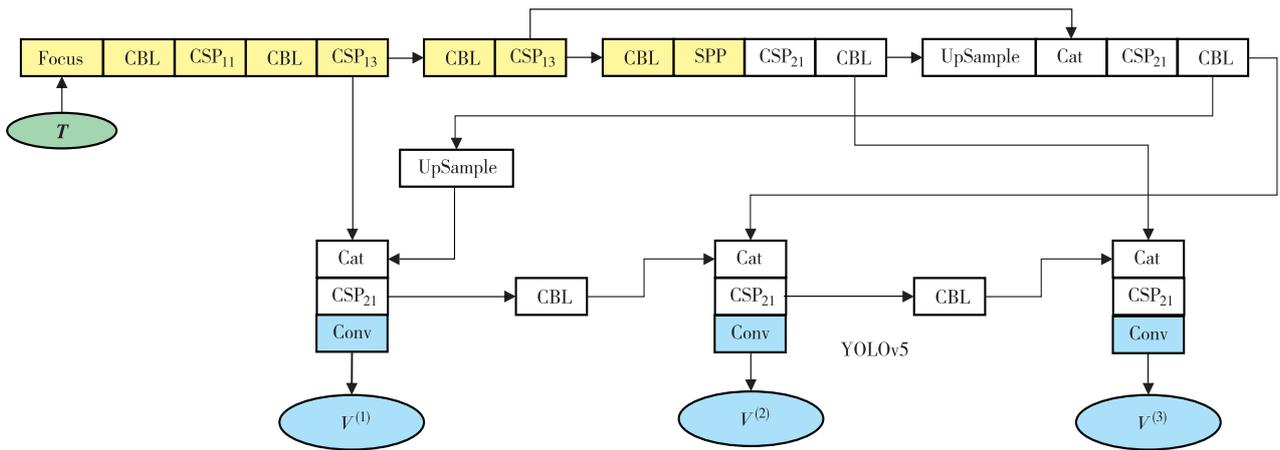


图 3 YOLOv5 整体结构图
Fig. 3 YOLOv5 structure diagram

由图 3 可知, YOLOv5 由许多模块组成, 这些模块可以再细分成如图 4 所示的基础算子, 包括标准

卷积模块 CBL, 依次执行卷积算子 Conv、批标准化 Bn (Batch normalization) 和激活函数 LeakyRelu。

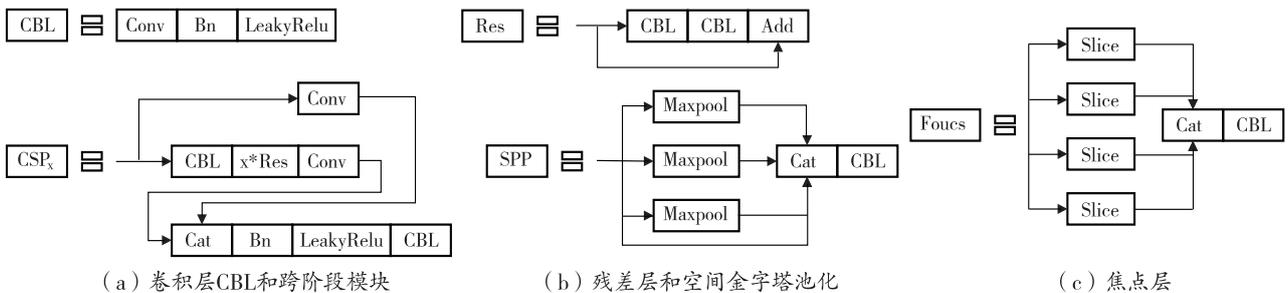


图 4 模块细分基础算子
Fig. 4 Modules are divided into operators

改进的主要思路是保持网络整体结构不变, 对焦点模块 Focus、卷积层 Conv、池化层 Maxpool 和上采样 UpSample 等基础算子进行降维。已知图像预处理输出结果 T , 尺寸为 $k \times w \times 2$ (高 \times 宽 \times 通道), 记为 $T_{k \times w \times 2}$ 。改进方案如下:

1) 焦点模块 Focus

将 $T_{k \times w \times 2}$ 按宽进行采样, 取奇数列和偶数列得到 2 张图片, 再按通道拼接。因此, 输出特征图高不变, 宽的尺寸是原来的 $1/2$, 通道是原来的 2 倍。焦点模块降维过程如图 5 所示。

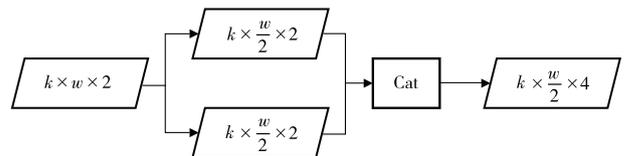


图 5 降维的焦点模块
Fig. 5 Focus for downscaling

2) 卷积层 Conv

改进网络的卷积层与原网络一一对应。排除 Prediction 阶段, 原网络中使用核为 $n \times n$ 、步长为 $s \times s$ 的卷积层, 改进网络优化核为 $1 \times n$ 、步长为 $1 \times s$ 的卷积层, 且通道数不变。这样只对宽的维度进行卷积

运算,卷积层的参数量就降为原来的 $1/n$,运算复杂度降为原来的 $1/n$ 。

3) 池化层 Maxpool

与卷积层 Conv 改进方案类似,Maxpool 的核尺寸设置为 $1 \times n$ 、步长为 $1 \times s$,对宽的维度进行池化运算,运算复杂度降为原来的 $1/n$ 。

4) 上采样 UpSample

只对宽的维度进行插值运算,高的维度不插值,输出特征图的宽是输入特征图的 2 倍,高不变。

5) Prediction 阶段的卷积 Conv

也称为输出层,卷积 Conv 的核为 $k \times 1$ 、步长为 1×1 ,卷积边界不进行补零,所以卷积将高由 k 降为 1。输出特征图 $V^{(1)}$ 、 $V^{(2)}$ 、 $V^{(3)}$ 变为 $1 \times \text{宽} \times \text{通道}$,再折叠为 $\text{宽} \times \text{通道}$,其宽分别是 T 的 $1/8$ 、 $1/16$ 、 $1/32$,目的是提取不同尺度的撕裂特征。

通过以上优化可以看出,输入特征图 $T_{k \times w \times 2}$ 依次经过 Focus 和第一个 CBL 模块后,直到输出层前,宽和通道的尺寸保持与原始 YOLOv5s 相同,大部分的运算层的参数量减少为原来的 $1/n$;高为 k 保持不变,经过输出层后,高变为 1。

原始网络和降维网络的输入与输出特征图的尺寸对比见表 1。

表 1 输入与输出特征图对比

Table 1 Comparison of input and output feature maps

特征图	尺寸/px	
	原始网络	降维网络
T	$h \times w \times 3$	$k \times w \times 2$
$V^{(1)}$	$\frac{h}{8} \times \frac{w}{8} \times c$	$\frac{w}{8} \times c_{\text{opt}}$
$V^{(2)}$	$\frac{h}{16} \times \frac{w}{16} \times c$	$\frac{w}{16} \times c_{\text{opt}}$
$V^{(3)}$	$\frac{h}{32} \times \frac{w}{32} \times c$	$\frac{w}{32} \times c_{\text{opt}}$

注: $c = n_{\text{anchor}} \times (5 + n_{\text{class}})$,其中 5 表示 5 个维度(横坐标、纵坐标、宽、高和置信度), n_{anchor} 为锚框数, n_{class} 为类别数; $c_{\text{opt}} = n_{\text{anchor}} \times (3 + n_{\text{class}})$,为输出特征图通道数,其中 3 表示 3 个维度(横坐标、宽和置信度),降维后已经没有高这个维度。

2.2.2 损失函数设计

YOLOv5 损失函数计算公式如下:

$$L_{\text{total}} = \lambda_1 L_{\text{cls}} + \lambda_2 L_{\text{obj}} + \lambda_3 L_{\text{ciou}} \quad (3)$$

式中: λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别为损失函数加权系数; L_{cls} 、 L_{obj} 、 L_{ciou} 分别为分类损失、置信度损失、定位损失。

损失函数的优化主要是针对 L_{ciou} 进行的, L_{cls} 和 L_{obj} 保持不变。 L_{ciou} 是采用 CIOU (Complete Intersection over Union, CIOU)^[18] 损失函数,计算公式如下:

$$\begin{cases} L_{\text{ciou}} = L_{\text{iou}} + \frac{\rho^2(P_d, P_g)}{\beta^2} + \alpha\nu \\ L_{\text{iou}} = 1 - \left| \frac{P_d \cap P_g}{P_d \cup P_g} \right| \\ \alpha = \frac{\nu}{L_{\text{iou}} + \nu} \\ \nu = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w_g}{h_g} - \arctan \frac{w_d}{h_d} \right)^2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: L_{iou} 为交并比 (Intersection over Union, IOU) 度量函数; P_d 、 P_g 分别为检测框、真实框; w_g 、 h_g 分别为真实框 P_g 的宽、高; w_d 、 h_d 分别为检测框 P_d 的宽、高; ρ^2 为两框中心点的欧氏距离, px^2 ; β 为两框最小矩形的对角线长度, px 。

在设计 CIOU 度量时,主要考虑检测框和真实框的重叠度、中心点距离、长宽比。由于在输出特征图中,检测框的纵坐标和高均被降维, P_d 、 P_g 均由矩形变为线段,因此长宽比无法计算。为此,令 $\nu = 0$,优化定位损失 L_{ciou} 如下:

$$\begin{cases} L_{\text{ciou}} = L_{\text{iou}} + \frac{\rho^2(P_d, P_g)}{\beta^2} \\ L_{\text{iou}} = 1 - \left| \frac{P_d \cap P_g}{P_d \cup P_g} \right| \end{cases} \quad (5)$$

式中: ρ^2 为线段中心的欧氏距离, px^2 ; β 为两线段的最小长度, px ; $\left| \frac{P_d \cap P_g}{P_d \cup P_g} \right|$ 为线段的交并比,如图 6 所示。

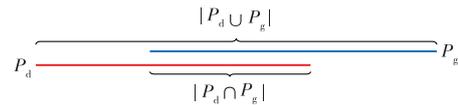


图 6 线段的交与并

Fig. 6 Intersection and union of line segments

从形式上来看, CIOU 等价于 DIOU (Distance Intersection over Union)。

2.3 图像后处理

由 R-YOLOv5 推理结果可以计算检测框的横坐标和宽, IOU 的计算依然成立。因此,对推理结果使用非极大值抑制^[19],获得撕裂的横坐标、宽。当图像中检测出纵撕的横坐标和宽时,说明存在纵向撕裂。

3 实验与分析

实验使用的数据来源于中煤科工集团重庆研究院带式输送机仿真实验室,输送带宽度为 0.65 m,运行速度 3 m/s。实验用电脑为 ubuntu 20.04 操作系统,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3090。

由于传统的目标检测神经网络的输入特征图高

宽为 416 px×416 px 或者 640 px×640 px,本系统的摄像机采集图像分辨率为 2 048 px×2 592 px,如图 7(a)所示。以高分辨率作为目标检测网络的输入,会导致嵌入式核心板内存不足而推理失败。为了避免推

理失败且统一输入特征图的尺寸,根据先验知识划定兴趣检测区域,分成 5 个 640 px×640 px 的小图像,图 7(b)~(c)分别为红框和黄框的放大图,尺寸为 640 px×640 px,重叠区域为 640 px×160 px。

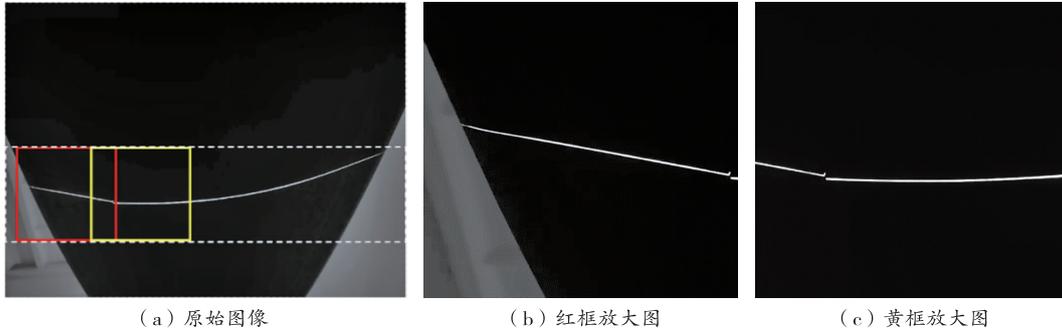


图 7 先验知识设置兴趣检测区域
Fig. 7 Priori knowledge sets the region of interest for detection

3.1 不同方法对比分析

为了验证 R-YOLOv5 的有效性,与文献[9]的 YOLOv4-tiny 和文献[20]的 YOLOv5 进行对比实验。

由于 R-YOLOv5 采用线结构光成像,YOLOv4-tiny 采用补光装置、可见光成像,笔者构建了 2 个样本:线结构光样本库和可见光样本库。摄像机安装在上、下输送带之间,打开激光线投射器,运行输送带,进行线结构光录像;再关闭激光线投射器,打开补光装置,进行可见光录像。将录像切片成图片,经过人工标注后,成为线结构光样本库和可见光样本库。

使用线结构光样本库对 R-YOLOv5 和 YOLOv5 进行训练和推理,使用可见光样本库对 YOLOv4-tiny 和 YOLOv5 进行训练和推理。

分析线结构光样本库,激光线的宽度约为 12 px,

最大不超过 16 px,那么在 R-YOLOv5 中,设置 Topk 的参数 $k=16$,即可包含整个激光条纹信息。

评价指标有浮点运算量 (floating point operations, FLOPs)、参数量 (Parameters, Params) 和 F_{1score} 。 F_{1score} 是精确度 P (Precision) 和召回率 R (Recall) 的一种调和平均,计算公式如下:

$$F_{1score} = \frac{2PR}{P+R} \quad (6)$$

输入分辨率是训练和推理的输入图像分辨率。YOLOv5 网络规模由小到大可以分为 s、m、l 和 x 4 种,只取 s 和 l 进行实验。在统计验证集的 F_{1score} 时,由于 YOLOv4-tiny、YOLOv5 运算结果是矩形框,提取横坐标和宽,剔除纵坐标和高,评价标准就与 R-YOLOv5 相同。

对比结果见表 2。

表 2 性能对比
Table 2 Performance comparison

序号	算法名称	输入分辨率/px		样本库	浮点运算量/(10 ⁹ 次)	参数量/(10 ⁶ 个)	F_{1score}
		高	宽				
1	YOLOv4-tiny	640	640	可见光	11.12	5.85	0.873 3
2	YOLOv5s	640	640	可见光	16.57	7.24	0.877 8
3	YOLOv5l	640	640	可见光	109.59	46.56	0.892 5
4	YOLOv5s	640	640	线结构光	16.57	7.24	0.904 5
5	YOLOv5l	640	640	线结构光	109.59	46.56	0.927 1
6	R-YOLOv5s	640	640	线结构光	4.72	3.86	0.899 8
7	R-YOLOv5l	640	640	线结构光	30.95	24.68	0.947 5
8	R-YOLOv5s	640	2 592	线结构光	19.10	3.86	0.906 3
9	R-YOLOv5l	640	2 592	线结构光	125.33	24.68	0.951 1

对比表 2 中 1、2、3 项可得:在可见光样本库中, YOLOv4-tiny 的 F_{1score} 相对较小,浮点运算量和参数量越大, F_{1score} 越大。

对比表 2 中 2、3、4、5 项可得:对 YOLOv5 分别使用线结构光样本和可见光样本训练,线结构光的

F_{1score} 更高,s 模型高 0.026 7,l 模型高 0.034 6。从理论上分析,可见光反馈纹理信息,必然存在更多干扰;线结构光反馈轮廓信息,干扰较少,因此,线结构光更能反映纵向撕裂特征。

对比表 2 中 4、5、6、7 项可得:在 640 px×640 px

分辨率和结构光样本的条件下, R-YOLOv5s 与 YOLOv5s 对比, 浮点运算量和参数量分别减少 71.51%、46.69%, F_{1score} 减小了 0.004 7, 可以忽略; R-YOLOv5l 与 YOLOv5l 对比, 浮点运算量和参数量分别减少 71.76%、46.99%, F_{1score} 增大了 0.020 4。因此, 本方法可有效降低运算复杂度, 提升处理速度。

如果利用 640 px×2 592 px 的分辨率对 YOLOv4-tiny 和 YOLOv5 进行训练, 将网络移植到嵌入式设备中, 在进行推理时, 由于设备性能限制, 显示设备内存不足, 导致推理失败; 而本方法能成功移植并推理, 这也证明了图像预处理方法的有效性。

对比表 2 中 6、7、8、9 项可得: 640 px×2 592 px 与 640 px×640 px 比较, 相同规模 R-YOLOv5 的参数量是相等的, 浮点运算量增加了 305%, 但是 640 px×2 592 px 处理一帧图像仅仅需要一次推理, 640 px×640 px 需要 5 次。因此, 在 640 px×2 592 px 条件

下, R-YOLOv5 运算效率更高。

在精确度方面, F_{1score} 前三分别是 R-YOLOv5l(640 px×2 592 px)、R-YOLOv5l(640 px×640 px) 和 YOLOv5l(可见光)。可见, 本文方法具有较高的检测精度。

3.2 仿真与工业试验

本系统选择 R-YOLOv5l(640 px×2 592 px) 为检测模型, 有 2 点原因: ① F_{1score} 最佳; ②移植到嵌入式设备瑞芯微 3399pro 每次推理时间为 140 ms 左右, 且一次推理处理 4 张图像, 帧率约为 28 帧/s。

在重庆研究院输送机实验室进行仿真实验。将 3 条存在撕裂的输送带安装到带式输送机上, 每条输送带在输送机上运行一段时间, 将检测结果录像, 最后通过人工观察, 并统计算法性能。检测结果: 真实纵撕数为 190, 误检数为 9, 漏检数为 14, 计算精确度 P 为 95.14%, 召回率 R 为 92.63%。检测实验效果如图 8 所示。

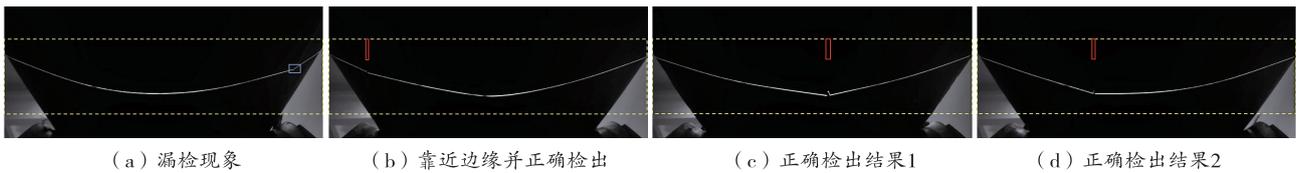


图 8 现场实验效果
Fig. 8 Field experiment effect

由图 8(a) 发现漏检现象, 由蓝色矩形标识漏检位置, 撕裂靠近输送带边缘, 激光线向水平方向投影, 撕裂的实际宽度只有 12 px, 目标太小导致失败。从现场的角度来看, 输送带成槽, 底部到摄像机的距离约为 40 cm, 输送带边缘到摄像机的距离约为 65 cm, 所以当撕裂的位置越靠近边缘, 距离摄像机越远, 撕裂宽度变小, 更难被检出。图 8(b)~(d) 是

正确检出撕裂结果, 红色矩形的横坐标、宽表示撕裂检测结果的横坐标、宽, 为了不遮挡撕裂原图, 在激光线上方展示, 矩形宽度分别为 21、32、29 px。这说明撕裂的宽度直接影响检测结果。

在天地王坡煤业公司进行工业性试验, 设备安装于运输巷的带式输送机上。试验检测结果如图 9 所示。

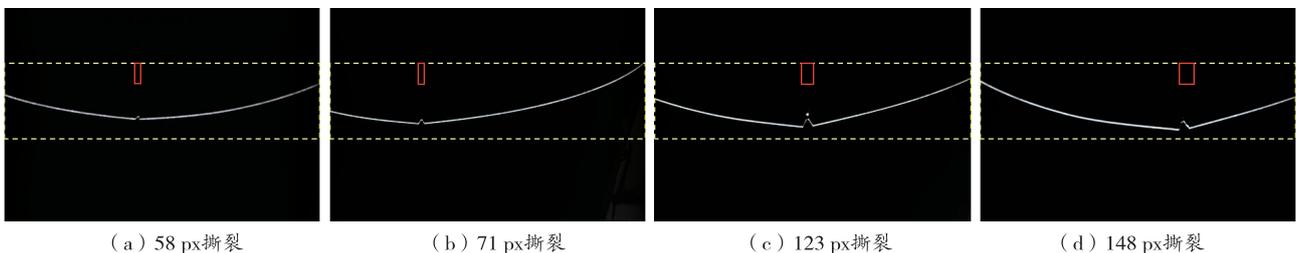


图 9 工业性试验检测结果
Fig. 9 Results of industrial experiments

第一天安装运行, 检测出宽度为 58 px 的撕裂(见图 9(a)), 经过讨论推断该撕裂不影响输送带安全, 可以继续使用。为了减少此类撕裂报警, 将宽度阈值设为 60 px(忽略小于宽度阈值的报警), 第三天, 检测出宽度为 71 px 的撕裂(见图 9(b))。再次调高阈值为 100 px, 第十四天, 检测出宽度为 123、148 px 的撕裂(见图 9(c)~(d)), 经人工观察确认,

两者属于同一条纵向撕裂, 且该撕裂可能会引起安全事故, 因此该条输送带停机检修。成功完成输送带撕裂检测任务, 通过工业性试验证明了本系统可在不同煤矿场景应用, 具有较强的泛化能力。

4 结论

1) 在图像预处理阶段, 研究 Topk 提取激光条纹

特征,将 $h \times w$ 的图像信息转换为 $k \times w \times 2$ 的特征图,数据压缩率为 $2k/w$ 。在嵌入式设备中,Topk 降低了高分辨率图像内存使用量,使撕裂检测算法成功运行。

2) 提出了基于 R-YOLOv5 的纵向撕裂检测算法。保持 YOLOv5 框架不变,对网络的底层算子进行降维,使得浮点运算量和参数量减少;在损失函数方面,矩形框的定位损失优化为线段的定位损失,在低维度 DIOU 损失函数等价于 CIOU。实验表明:在分辨率 $640 \text{ px} \times 640 \text{ px}$ 和线结构光样本库下,R-YOLOv5s、R-YOLOv5l 与 YOLOv5s、YOLOv5l 对比,浮点运算量分别减少 71.51%、71.76%,参数量分别减少 46.69%、46.99%, F_{score} 提高了 -0.004 7、0.020 4,因为该负值非常小,可以忽略;R-YOLOv5 在分辨率 $640 \text{ px} \times 2 \text{ 592 px}$ 与 $640 \text{ px} \times 640 \text{ px}$ 进行对比, $640 \text{ px} \times 2 \text{ 592 px}$ 具有更快速的处理速度,且 YOLOv5l($640 \text{ px} \times 2 \text{ 592 px}$) 的 F_{score} 为 0.951 1,是最大值。本算法降低了网络推理的运算量,提升了撕裂检测精确度。

3) 研制了矿用本安型撕裂检测系统,进行了现场实验,检测精确度 P 为 95.14%,召回率 R 为 92.63%,但当撕裂宽度不超过 12 px 时,出现漏检现象;在天地王坡煤业公司进行工业性试验,成功检测出输送带撕裂。表明该撕裂检测系统可有效检测输送带的纵向撕裂,可在不同煤矿场景应用,具有较强的泛化能力。

参考文献(References):

[1] 周传玲. 煤矿带式输送机常见事故原因分析及预防[J]. 矿业安全与环保, 2005, 32(2): 72-75.
ZHOU Chuanling. Cause analysis and precaution of common accidents of mine belt conveyor[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2005, 32(2): 72-75.

[2] 雷世威, 肖兴美, 张明. 基于改进 YOLOv3 的煤矸识别方法研究[J]. 矿业安全与环保, 2021, 48(3): 50-55.
LEI Shiwei, XIAO Xingmei, ZHANG Ming. Research on coal and gangue identification method based on improved YOLOv3[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2021, 48(3): 50-55.

[3] ZAKHAROV A, GEIKE B, GRIGORYEV A, et al. Analysis of devices to detect longitudinal tear on conveyor belts[J]. E3S Web of Conferences, 2020, 174: 03006.

[4] WANG Y M, MIAO C Y, MIAO D, et al. Hazard source detection of longitudinal tearing of conveyor belt based on deep learning[J]. PLoS One, 2023, 18(4): e0283878.

[5] LI X G, SHEN L F, MING Z X, et al. Laser-based on-line machine vision detection for longitudinal rip of conveyor belt[J]. Optik, 2018, 168: 360-369.

[6] LYU Z W, ZHANG X G, HU J D, et al. Visual detection method based on line lasers for the detection of longitudinal tears in conveyor belts[J]. Measurement, 2021, 183: 109800.

[7] 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.

[8] LIU M, ZHU Q G, YIN Y F, et al. Damage detection method of mining conveyor belt based on deep learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(11): 10870-10879.

[9] 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.

[10] 何雨, 田军委, 张震, 等. YOLOv5 目标检测的轻量化研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(1): 92-99.
HE Yu, TIAN Junwei, ZHANG Zhen, et al. Lightweight research of YOLOv5 target detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(1): 92-99.

[11] 于龙龙, 李艳文, 栾英宝, 等. 基于二维平面靶标的线结构光标定[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 124-131.
YU Longlong, LI Yanwen, LUAN Yingbao, et al. Line structured light calibrating based on two-dimensional planar target [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 124-131.

[12] 吴峰. 面向工业现场检测的结构光三维轮廓测量技术研究[D]. 北京: 清华大学, 2015.
WU Feng. Research on 3-D profile measurement technology of structured light for industrial field detection[D]. Beijing: Tsinghua University, 2015.

[13] 游磊, 朱兴林, 陈雨, 等. 基于全卷积神经网络的输送带撕裂检测方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(9): 16-24.
YOU Lei, ZHU Xinglin, CHEN Yu, et al. Tear detection method of conveyor belt based on fully convolutional neural network [J]. Industry and Mine Automation, 2022, 48(9): 16-24.

[14] 杜紫薇, 周恒, 李承阳, 等. 面向深度卷积神经网络的小目标检测算法综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(12): 205-218.
DU Ziwei, ZHOU Heng, LI Chengyang, et al. Small object detection based on deep convolutional neural networks: a review [J]. Computer Science, 2022, 49(12): 205-218.

[15] 赵文清, 孔子旭, 赵振兵. 隔级融合特征金字塔与 CornerNet 相结合的小目标检测[J]. 智能系统学报, 2021, 16(1): 108-116.
ZHAO Wenqing, KONG Zixu, ZHAO Zhenbing. Small target detection based on a combination of feature pyramid and CornerNet [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2021, 16(1): 108-116.

[16] YU W B, LI Y, YANG H T, et al. The centerline extraction algorithm of weld line structured light stripe based on pyramid scene parsing network[J]. IEEE Access, 2021, 9: 105144-105152.

[17] 郝帅, 张旭, 马旭, 等. 基于 CBAM-YOLOv5 的煤矿输送带异物检测[J]. 煤炭学报, 2022, 47(11): 4147-4156.
HAO Shai, ZHANG Xu, MA Xu, et al. Foreign object detection in coal mine conveyor belt based on CBAM-YOLOv5 [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(11): 4147-4156.

[18] ZHENG Z H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 8574-8586.

[19] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS—improving object detection with one line of code [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. IEEE, 2017: 5562-5570.

[20] GUO X Q, LIU X H, ZHOU H, et al. Belt tear detection for coal mining conveyors[J]. Micromachines, 2022, 13(3): 449.

(责任编辑: 林桂玲)