

DOI: 10.3969/j.issn.1671-024x.2026.01.010

基于改进 YOLOv7 的带式输送机输送带破损检测

李杰¹, 庄子悦¹, 苗长云¹, 李现国¹, 刘意²

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学 工程教学实习训练中心, 天津 300387)

摘要: 针对目前带式输送机输送带破损检测存在准确率低、可靠性差等问题, 提出了基于改进 YOLOv7 的带式输送机输送带破损检测方法。改进 YOLOv7 网络结构, 在 Backbone 和 Head 中间引入基于通道和空间的卷积注意力机制(CBAM), 抑制不相关细节, 降低漏检率; 在 Head 部分引入坐标卷积(CoordConv), 改善对空间关系的理解, 提高对于小目标特征的提取能力; 在 Head 的 E-ELAN 中引入可切换的空洞卷积(SAConv), 丰富感受野, 提高处理不同尺寸破损的能力; 设计了带式输送机输送带破损检测系统, 将训练好的改进 YOLOv7 模型部署到 Jetson Nano, 并进行试验验证该系统的检测性能。结果表明: 改进 YOLOv7 模型检测召回率均值为 88.7%, 精确率均值为 92.8%, 平均准确率均值为 93.8%, 与原模型相比分别提高了 3.4、1.4、1.8 个百分点; 对裂纹、磨损、鼓泡、孔洞 4 种故障检测的召回率分别为 94.0%、84.1%、82.2%、94.5%, 与原模型相比分别提高了 1.0、5.4、1.7、5.5 个百分点; 带式输送机输送带破损检测系统对 4 种破损的识别速度约为 15 帧/s, 能够有效检测输送带破损。

关键词: 带式输送机; 输送带破损检测; 改进 YOLOv7 网络模型; 可切换的空洞卷积; Jetson Nano 嵌入式系统

中图分类号: TP277; TD528.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-024X(2026)01-0070-09

Conveyor belt damage detection for belt conveyor based on improved YOLOv7

LI Jie¹, ZHUANG Ziyue¹, MIAO Changyun¹, LI Xianguo¹, LIU Yi²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. Engineering Teaching Practice Training Center, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: A conveyor belt damage detection method for belt conveyor based on improved YOLOv7 is proposed to address the issues of poor accuracy and reliability in current belt damage detection of belt conveyor. The YOLOv7 network structure is improved by introducing channel- and space-based convolutional attention mechanism (CBAM) between Backbone and Head to suppress irrelevant details and reduce the miss detection rate. The CoordConv is introduced in the Head section to improve understanding of spatial relationships and enhance the ability to extract small target features. The switchable dilated convolution (SAConv) is introduced in the E-ELAN of the Head to enrich the receptive field and improve the ability to handle damages of different sizes. A belt conveyor belt damage detection system is designed and the trained improved YOLOv7 model is deployed to Jetson Nano. The detection performance of the system is verified by experiments. The results show that the improved YOLOv7 model has a mean detection recall rate of 88.7%, a mean precision of 92.8%, and a mean average precision of 93.8%. Compared with the original model, it has improved by 3.4, 1.4, and 1.8 percentage points, respectively. The recall rates for detecting four types of faults: cracks, wear, bubbles, and holes are 94.0%, 84.1%, 82.2%, and 94.5%, respectively, which are improved by 1.0, 5.4, 1.7, and 5.5 percentage points compared with the original model. The belt conveyor belt damage detection system has a recognition speed of about 15 frames/s for four types of damages, which can effectively detect belt damage.

Key words: belt conveyor; detection of conveyor belt damage; improved YOLOv7 network model; switchable atrous convolution; Jetson Nano embedded system

收稿日期: 2024-03-08

基金项目: 天津市重点研发计划科技支撑重点项目(18YFZCGX00930)

第一作者: 李杰(1979—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: lijie@tiangong.edu.cn

通信作者: 苗长云(1962—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为光电检测技术与系统。E-mail: miaochangyun@tiangong.edu.cn

带式输送机是现代化生产中一种连续运输设备,具有运量大、运距远、运费低、能耗小、效率高、装卸方便等优点,已在煤炭、港口、电力、矿山、化工、冶金等领域得到广泛应用^[1-2]。输送带是带式输送机关键组成部分,主要功能是承载物料并进行输送^[3-5]。然而,输送带使用时常因安装或调整不准确、钢丝绳芯接头拼接方式不标准或硫化处理不规范、物料中矸石或废钢铁等异物刺伤等问题,产生裂纹、磨损、鼓泡、孔洞等破损故障。破损缺乏及时的检测与维修,导致输送带损坏甚至断裂,进一步影响带式输送机正常运行,增大安全风险,影响生产效率与经济效益,因此,需要对输送带破损进行实时检测^[6-8]。

根据输送带故障检测原理不同,现有检测方法可分为人工探伤法、压力检测法^[9]、超声波检测法^[10-11]、X射线检测法^[12]与机器视觉法^[13-15]。人工探伤法依靠目测判断,通常需要在停机状态下进行检测,耗费大量工时与工费,成本高、效率低。压力检测法通过传感器捕捉输送带上压力变化,并转换为电信号处理,推断输送带物理状态,然而,该方法可能会漏检较小压力变化导致的损伤。超声波检测法利用波导管发送和接收超声波信号,分析反射信号判断破损,但要求材料特定,且需在输送带表面涂抹耦合剂。X射线检测法通过接收穿透输送带的X射线信号,并将其转换为数字图像进行分析,以识别破损特征、程度和位置,但对非金属材料穿透能力较弱,且需注意辐射安全。机器视觉法技术高效、非接触,成为近年热门领域^[16-19]。王志星等^[20]提出了一种双目视觉和激光光源结合的检测方法,该方法容易受到光强变化和粉尘烟雾干扰,且检测没有报警能力。乔铁柱^[21]提出了一种融合可见光和红外视觉技术的输送带状态检测方法,基于红外图像直方图和固定阈值来检测撕裂,克服了井下能见度差的问题,然而,由于工作环境与时间,阈值可能会发生变化,导致方法通用性较差。梅秀庄等^[22]提出了一种结合在线检测和离线识别的输送带破损故障分类方法,采用深度信念神经网络进行输送带破损识别,然而,该方法在对破损进行自动分类方面尚存在局限。唐建军等^[23]提出了一种结合激光点云与X射线的输送带探伤法,通过激光扫描获取表面数据,X射线检测内部,利用SIFT算子实现损伤识别,但该方法需要激光扫描仪等较高造价的硬件。沈景轩等^[24]提出了一种基于YOLOv5的新型视觉算法,通过集成IAE模块与图像去雾、纹理增强算法,解决了多环境干扰导致的撕裂图像质量降低与损伤信息缺失问题,然而,该网络在识别除撕裂外的其他损伤或细微损伤时泛用性受限。

综上所述,目前输送带破损检测方法中存在易受环境干扰、准确性和可靠性差、识别类型单一、检测设备造价高等问题。针对这些问题,本文提出基于改进YOLOv7的带式输送机输送带破损检测方法。通过线阵工业相机采集带式输送机输送带运行图像;采用改进YOLOv7模型对图像进行特征提取和多类破损识别;设计带式输送机输送带破损检测系统,使用Jeston Nano搭建输送带破损检测器,设计检测上位机软件,实现了对输送带损伤的高精度实时检测,同时确保了系统成本效益。

1 YOLOv7 的改进

1.1 YOLOv7 的网络结构

YOLOv7网络在设计上引入了几种关键技术,包括卷积参数重构机制、高效的网络聚合机制、正负样本匹配机制、辅助训练头以及尺度缩放机制等,具有检测速度快、检测精度高的特点。YOLOv7网络框架主要包含了3部分:输入端(Input)、核心网络(Backbone)和输出检测处理网络(Head)^[25],如图1所示。

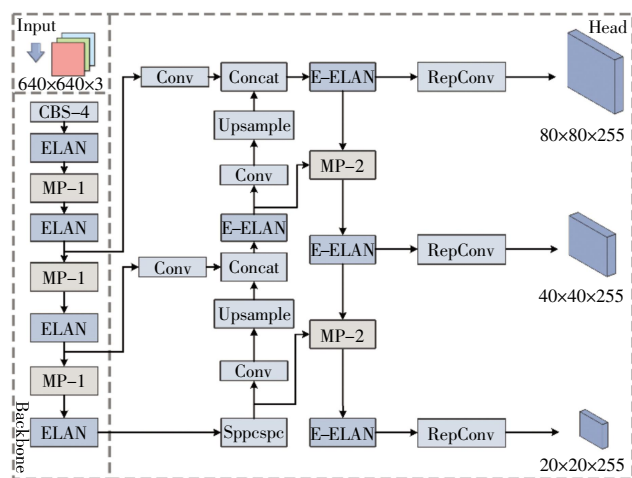


图 1 YOLOv7 网络框架

Fig.1 Framework of YOLOv7 network

图1中,Input允许多尺寸图像输入,通过动态调整和归一化等预处理,为特征提取准备数据。Backbone负责对输入图像进行处理和特征提取。Head是YOLOv7的分类器与回归器,负责接收Backbone提取的特征,并在此基础上执行预测任务。YOLOv7网络运用3个不同尺度的预测层进行检测,输出预测信息涵盖了目标的位置、类别以及置信度等重要数据。

虽然YOLOv7在目标检测上表现出色,但在处理水痕、粉尘、煤泥和光线变化等干扰因素下的检测任务时,模型检测准确性有所下降,容易出现漏检;此

外,由于底层特征图在多次卷积后分辨率降低,模型难以准确识别小尺寸或模糊的破损区域。

1.2 改进的 YOLOv7

1.2.1 改进的 YOLOv7 的整体网络结构

针对 YOLOv7 在检测输送带破损任务中的局限性,对网络进行改进,改进 YOLOv7 的网络结构如图 2 所示。

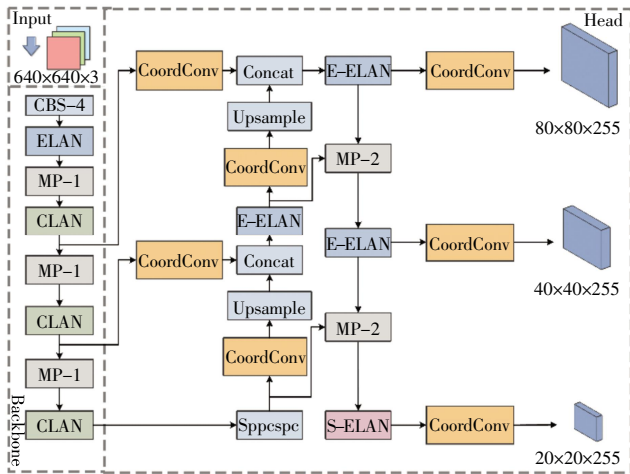


图 2 改进的 YOLOv7 的整体网络结构

Fig.2 Overall network structure of improved YOLOv7

图 2 中,在 Backbone 的 3 个 ELAN 模块里,各嵌入 1 个卷积注意力机制(convolutional block attention module, CBAM),命名为 CLAN 模块。通过引入注意力机制,优化通道与空间 2 个维度上的特征,增强模型在输送带实际工况干扰中的破损特征提取能力。替换模型上采样前后和检测头的 7 层卷积为坐标卷积,允许网络根据任务需要学习平移不变性或平移依赖性,提升模型对输送带图像中结构与纹理细节的解析力,尤其提高了对输送带折痕和模糊区域内小目标的识别能力。在 Head 的 E-ELAN 模块中引入可切换的空洞卷积(switchable atrous convolution, SAConv),命名为 S-ELAN 模块。通过引入 SAConv 解决输送带损伤的尺寸多样性问题,通过动态调节感受野,有效增强模型对各规模损伤的识别能力,降低漏检率。

1.2.2 卷积注意力机制

带式输送机工作环境复杂,可能包含各种干扰,如粉尘、光线变化或其他物体的遮挡,容易引发漏检和误检,检测精度受到影响,在 Backbone 内嵌入卷积注意力机制 CBAM^[26-28],改进后形成的 CLAN 模块通过优化特征学习与加工过程,重点放大与输送带损伤相关的特征信号,提高模型对破损目标的识别精度,尤其针对目标与背景对比度较低、差异不明显的场景。此外,通过有效抑制环境干扰导致的特征偏差,CLAN

模块确保了在复杂环境下模型的高准确度与低误报率,有助于减少输送带破损的错检现象。CBAM 注意力机制的网络结构如图 3 所示。

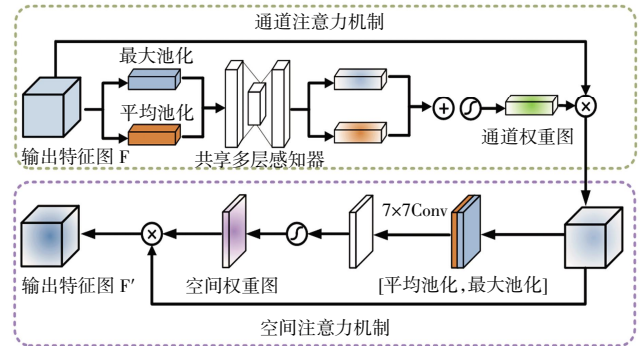


图 3 CBAM 注意力机制网络结构

Fig.3 Network structure of CBAM attention mechanism

图 3 中,CBAM 通过顺序集成通道和空间 2 个注意力模块,以提升模型解析特征能力。特征图在输入至通道注意力模块时,首先分成 2 组进行全局最大池化和全局平均池化,2 类池化捕获不同的上下文信息并得到 2 个通道描述向量。通道描述向量经共享多层感知器 MLP 处理后相加并通过 Sigmoid 函数激活得到通道权重图。权重图与输入特征图在元素层面相乘,对重要的通道进行强调,实现特征自适应重校准^[29-31]。通道注意力机制的表达如式(1)所示。

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) = \sigma(W_1(W_0(F_{\text{avg}}^C)) + W_1(W_0(F_{\text{max}}^C))) \quad (1)$$

式中: F 表示特征图; σ 为 Sigmoid 激活操作;MLP 为共享多层感知器; W_0 和 W_1 为 MLP 的权重。

空间注意力模块重点提取特征图中的位置信息,通过 2 种池化从每个位置通道值中提取 2 个代表性值,这 2 个值在通道维度上进行堆叠,并经卷积层处理生成二维权重图。该权重图由 Sigmoid 函数激活后与输入特征图元素相乘,强调空间信息特征。空间注意力机制的表达如式(2)所示。

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^S; F_{\text{max}}^S])) \quad (2)$$

式中: F 表示特征图; σ 为 Sigmoid 激活操作; 7×7 为卷积核大小; $f^{7 \times 7}$ 表示 7×7 卷积运算。

1.2.3 坐标卷积

在处理具有复杂或不均匀背景的输送带图像时,由于多层池化和卷积的作用,目标特征信息会经历连续计算而损失,导致这些特征缺乏对目标细节的描述能力,加之小感受野限制了对全局信息的捕获,仅依

靠传统的卷积操作无法准确定位和识别微小或模糊的破损区域。

在 Head 部分引入坐标卷积 (CoordConv)^[32]能够增强网络对空间位置的感知能力。与普通卷积相比,CoordConv 在输入特征图中引入了 2 个额外的坐标通道来表示每个像素点的坐标信息:1 个用于 x 坐标,1 个用于 y 坐标。将 2 个坐标通道与输入通道拼接,然后进行卷积运算,为网络提供空间信息。这种方法通过空间信息的整合,赋予网络更强的空间建模能力,使网络能够提取不依赖于绝对位置限制的广义特征,在不会显著增加计算负荷的前提下,有效提高检测性能。考虑到 CoordConv 特点,选择替换掉 Head 部分的上采样前后卷积和预测头部 RepConv 层,改进后网络提升了模型对小目标和模糊区域的检测能力。在 Head 部分,网络已经从 Backbone 中获取了输入数据中丰富的特征信息,此时引入 CoordConv 使模型在进行最终分类和定位决策时,能够更加准确地理解与处理特征空间分布,有助于提高整体检测精度、降低背景干扰,确保系统可靠性和检测效率。

1.2.4 可切换的空洞卷积

在实际工作环境中,由于输送带破损成因复杂,破损形态与尺寸差异较大,使网络在特征学习及不同尺寸目标预测能力上存在局限,容易导致漏检现象。在 Head 的 E-ELAN 内嵌入可切换的空洞卷积^[33]SAConv 用于检测输送带破损,改进后形成的 S-ELAN 模块位于小分辨率预测头,负责处理较低分辨率的特征图,这些低分辨率特征图经过多轮下采样,蕴含了全局与抽象信息。SAConv 的引入,优化了网络对不同尺度物体特征的捕获能力,既能够识别大区域损伤,也维持了对小规模损伤的敏感。通过动态适应调节函数扩充感受野,SAConv 能够在保留细节信息的基础上,实现对损伤的宏观理解与特征融合,提升对不同规模损伤的识别精度。SAConv 的结构如图 4 所示。

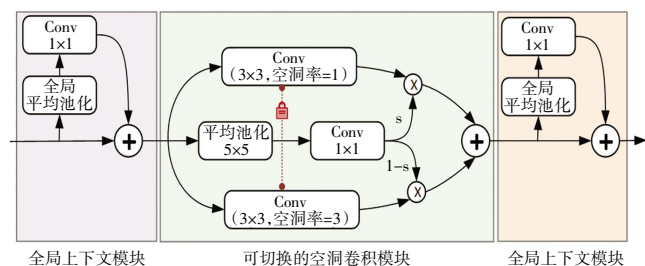


图 4 SAConv 网络结构

Fig.4 Architecture of SAConv network

SAConv 的本质是利用相同的卷积权重处理不同尺度的物体,在多个空洞率(atrous rates)间切换来执

行卷积计算,实现对目标的检测。区别于传统空洞卷积,SAConv 新增了权值锁定机制,其核心功能是在神经网络的卷积层计算中实现不同空洞率之间的软切换,并使用开关函数收集结果。开关函数通常是基于输入特征图的特性来确定的,这样可以确保网络在处理特定区域时选择最合适的空洞率。这种机制允许网络根据需要动态调整其感受野,从而更有效地捕捉到各种尺度的特征,且无需更改现有的预训练模型。此外,SAConv 引入了全局上下文信息优化策略,以增强其空洞率动态切换的稳定性。SAConv 的计算过程可以用式(3)表示。

$$\text{Conv}(x, w, 1) \xrightarrow{\text{Concert to SAC}} S(x) \cdot \text{Conv}(x, w, 1) + (1 - S(x)) \cdot \text{Conv}(x, w + \Delta w, r) \quad (3)$$

式中: x 为输入; w 为权重; r 为 SAConv 的超参数,表示空洞率 rate; Δw 为可训练的权重增量; $S(\cdot)$ 为动态适应调节函数,由一个 5×5 的平均池化层与一个 1×1 的卷积层构建而成,与输入和位置相关。SAConv 通过参数化控制基础权重 w 和叠加权重 $w + \Delta w$ 来实现网络结构中的锁定机制。

2 改进 YOLOv7 的实验结果及分析

2.1 数据集制作

由于符合工业现场输送带破损条件的公共数据集较难获得,本文主要通过山西大同煤矿井下带式输送机输送带监控采集数据,制作数据集。数据集涵盖 4 种破损,分别为裂纹、磨损、鼓泡和孔洞,如图 5 所示。



(a) 裂纹 (b) 磨损 (c) 鼓泡 (d) 孔洞

图 5 输送带破损数据集样本

Fig.5 Samples of conveyor belt damage dataset

由图 5 可以看出,裂纹表现为不规则线性破损;磨损表现为颜色变暗的非线性变化;鼓泡表现为具有特定凸起形态的区域;孔洞表现为黑色圆形、椭圆形或不规则形状区域,边缘较清晰。

通过收集煤矿现场监控的视频材料,利用视频处理技术从这些连续的视频流中抽取符合的静态帧图像来获得数据。对原始输送带图像采用多种增强手段,包括颜色调整、亮暗变换、角度旋转、水平翻转等,提升数据多样性,改善模型泛化能力,同时避免过拟合。最终,从 13 411 张图像中筛选出 11 339 张可用图

像,组成输送带数据集。采用 LabelImg 进行数据标注,将裂纹、磨损、鼓泡和孔洞 4 种破损目标归档为:flaw、abrasion、tympanic bulla 和 hole。由于本文中数据集为小规模数据集(几万量集),参考常见的分配比例,以 60%训练集、20%验证集和 20%测试集进行分配,分别包含 7 056、2 268 和 2 015 张图像。

2.2 模型训练及参数设置

为确保改进 YOLOv7 网络模型在数据集上的学习效果与评估准确性,采取了多步迭代训练策略,具体流程如图 6 所示。

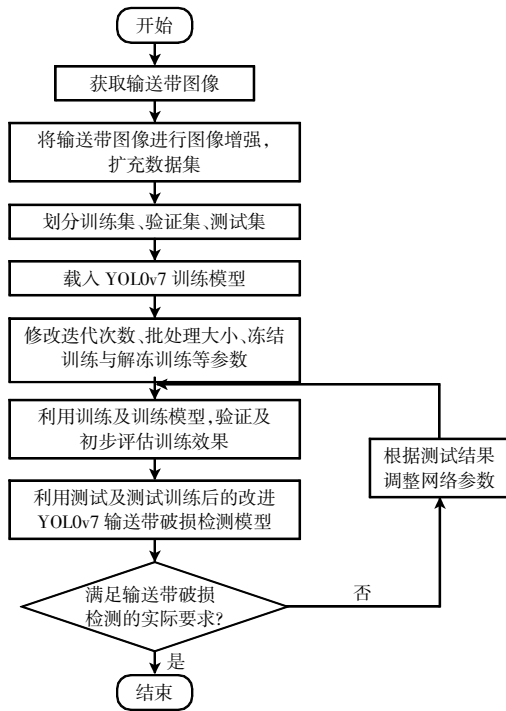


图 6 输送带破损检测算法的训练流程

Fig.6 Training flowchart of conveyor belt damage detection algorithm

首先使用线阵工业相机采集输送带图像,通过图像增强技术扩充并制作数据集,在保证数据均匀分配的基础上引入 YOLOv7 预训练模型,并对其参数进行适当调整以启动训练。训练过程中,监控训练集与验证集上损失函数,观察函数迭代变化趋势,如果训练集和验证集上的损失函数值逐渐下降,并最终趋于稳定,在一定的训练周期内变化很小或几乎不变时,可以认为模型在这些数据上已经收敛。在得到一个理想状态的训练模型之后,需要通过测试集对模型进行性能评估,若未达到预期目标,则表明模型需要进一步优化,需调整网络参数并重新训练^[34]。模型训练平台为 Windows Server 2019 数据中心版操作系统、CPU 选用 Intel Xeon Platinum 8255C(2.5 GHz),GPU 选用 NVIDIA

Tesla T4。在 CUDA-11.6 环境下,利用 Pytorch 深度学习框架进行模型训练,其中 Torch 版本为 1.13.1、Torchvision 版本为 0.14.1,模型训练所用超参数配置如表 1 所示。

表 1 模型训练超参数配置

Tab.1 Hyperparameter configuration for model training

训练参数名称	参数值
初始学习率	0.01
学习率下降参数	0.000 1
批处理大小	8 张/批
训练批次	200 次/轮
图像输入尺寸	640 pixels × 640 pixels

2.3 消融实验结果及分析

为评估各项改进措施的效果,在 YOLOv7 原始网络模型的基础上进行了消融实验,结果见表 2。

表 2 消融实验结果

Tab.2 Results of ablation experiment

模型	召回率均值/%	精确率均值/%	平均准确率均值/%
YOLOv7	85.3	91.4	92.0
YOLOv7+CBAM	86.1	91.6	92.5
YOLOv7+CBAM+CoordConv	87.4	92.1	93.3
本文工作	88.7	92.8	93.8

由表 2 可以看出,将 CBAM 添加到 YOLOv7 网络模型的 Backbone 和 Head 中后,模型的召回率均值提升至 86.1%,平均检测准确率均值提升至 92.5%,较改进前分别提升了 0.8 和 0.5 个百分点。这是由于在模型中加入注意力机制后,网络更集中于识别待检测目标,同时双通道特征优化提高了目标检测的准确率。继续将 CoordConv 添加到 Head 部分和上采样前后,模型的召回率达 87.4%,平均检测准确率均值达 93.3%,较添加 CoordConv 前分别提升了 1.3 和 0.8 个百分点。这是由于模型中加入 CoordConv 后,提升了模型对空间关系的理解能力,提升了破损检测的鲁棒性,增强了对小尺寸破损的识别能力。最后加入 SAConv,改进后 YOLOv7 网络模型召回率达 88.7%,平均检测准确率均值达 93.8%,较加入 SAConv 前提升了 1.3 和 0.5 个百分点。这是由于模型加入 SAConv 后,根据每个破损区域检测的重要性动态调整权重,提高了模型对于不同尺寸破损的预测能力。

2.4 模型对比实验结果及分析

为验证网络改进效果,在相同参数配置下,对原始模型和改进模型进行测试,采用召回率、精确率、平均准确率作为评价指标。召回率定义为真正例占所有实际正样本的比例;精确率定义为真正例占预测为正样本总数的比例;平均准确率定义为不同召回率水平

上精确率的平均值。检测结果见表 3。

表 3 网络改进前后检测结果

Tab.3 Detection results before and after network improvement

模型	类别	召回率/%	精确率/%	平均准确率/%
YOLOv7	裂纹	93.0	96.1	95.9
	磨损	78.7	88.5	88.1
	鼓泡	80.5	92.1	90.9
	孔洞	89.0	88.9	93.1
	平均值	85.3	91.4	92.0
改进的 YOLOv7	裂纹	94.0	98.0	97.5
	磨损	84.1	91.4	90.3
	鼓泡	82.2	95.1	92.9
	孔洞	94.5	86.7	94.2
	平均值	88.7	92.8	93.8

由表 3 可以看出,改进后网络对 4 类破损检测召回率均值达 88.7%,较改进前提升了 3.4 个百分点,精确率均值达 92.8%,提升了 1.4 个百分点,平均准确率均值达 93.8%,提升了 1.8 个百分点,改进后检测速率达到 27.2 帧/s。为直观体现网络改进前后在特征提取方面的性能变化,采用 GradCAM 技术,对改进前后网络不同层在相同破损下的热力图进行可视化,如图 7 所示。

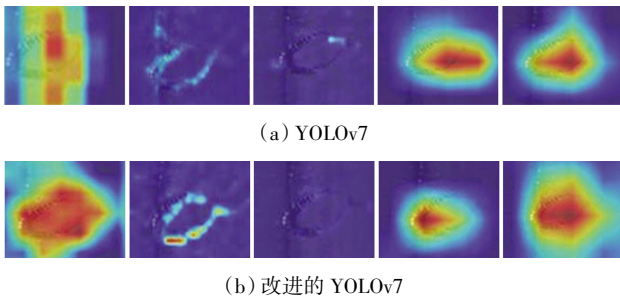


图 7 网络改进前后热力图对比

Fig.7 Comparison of heat maps before and after network improvement

为验证本文算法优越性,对若干经典卷积神经网络模型、2 个 Github 上开源并见刊的模型与本文改进模型进行训练与评估^[35-36],结果见表 4。

表 4 不同模型结果分析

Tab.4 Analysis of results from different models

模型	召回率均值/%	精确率均值/%	平均准确率均值/%
SSD	68.1	84.9	76.8
Faster R-CNN	62.5	80.1	70.1
YOLOv4	80.1	91.2	88.8
YOLOv4-tiny	79.0	86.1	86.2
YOLOv5	84.8	91.3	91.2
YOLOv5s	84.6	92.7	91.6
YOLOv7	85.3	91.4	92.0
CEAM-YOLOv7	85.1	92.2	92.3
CST-YOLO	86.0	93.5	93.7
本文工作	88.7	92.8	93.8

由表 4 可以看出,整体来讲,与其他网络模型相比,本文提出的改进 YOLOv7 网络模型检测效果更好。

2.5 输送带破损检测实验结果及分析

分别用训练好的 YOLOv5s 网络模型、YOLOv7 网络模型与本文改进的 YOLOv7 网络模型在相同参数和环境下对从测试集随机选出的图片进行检测,得到的可视化结果如图 8 所示。

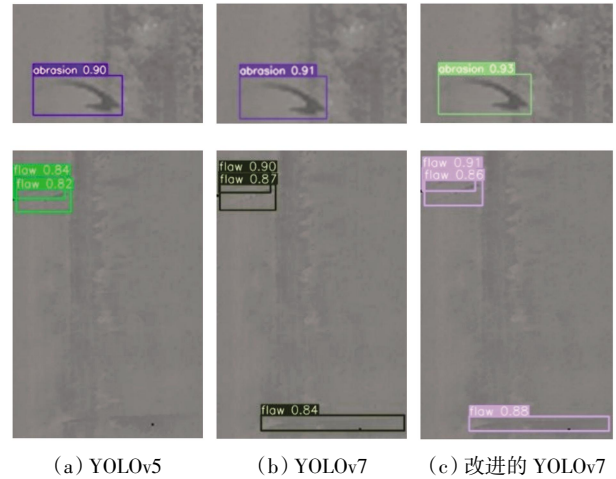


图 8 不同模型识别结果

Fig.8 Recognition results of different models

由图 8 可以看出,改进 YOLOv7 网络模型能更好地识别出轮廓不清晰的输送带破损,并且不漏检。

3 带式输送机输送带破损检测系统设计

3.1 设计方案

将本文改进模型应用于带式输送机输送带的破损检测,在嵌入式平台基础上搭建带式输送机输送带破损的检测实验系统,系统结构如图 9 所示。

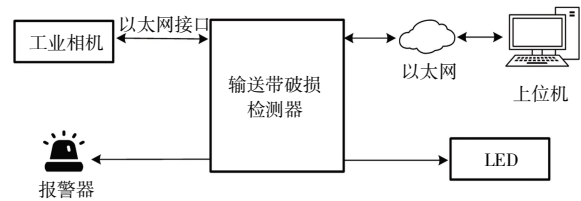


图 9 带式输送机输送带破损检测实验系统组成结构

Fig.9 Structure of experimental system for detecting conveyor belt damage in belt conveyors

由图 9 可见,该系统主要由输送带破损检测器、光源、上位机控制台、线阵工业相机和报警器等部件构成。系统使用型号为 MVC2048DLM-GE19 的千兆网线阵 CCD 相机来捕获输送带非承载面图像。这些图像通过以太网接口传输到输送带破损检测器。该检测器采用了改进 YOLOv7 网络模型进行目标识别,一旦识

别出破损, 识别结果将通过以太网发送至上位机, 同时触发报警器发出警报。

3.2 输送带破损检测器硬件设计

输送带破损检测器硬件选用了 NVIDIA 公司的 Jetson Nano 嵌入式开发板作为主处理平台。Jetson Nano 嵌入式开发板 GPU 选用 Maxwell 128 核 CUDA 架构, CPU 选用四核 Cortex-A57, 内存选用 4 GB LPDDR, 浮点算力最高达 472 GFLOPS, 符合本文算法在实际设备上的部署与应用要求。检测器结构如图 10 所示。

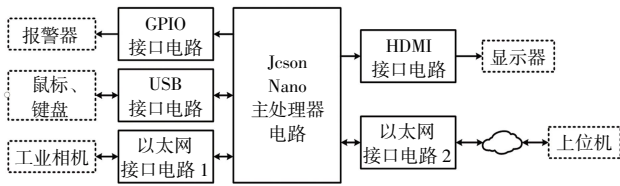


图 10 输送带破损检测器的硬件组成

Fig.10 Hardware structure of conveyor belt damage detector for belt conveyors

图 10 中, 工业相机负责采集输送带图像, 通过以太网接口电路传输到 Jetson Nano 主处理器电路; 主处理器利用集成的 CPU 和 GPU 进行图像处理, 执行破损目标的检测; USB 接口电路连接鼠标和键盘等外设, 供操作人员键入或设置命令, 实现人机交互; GPIO 接口电路通过继电器连接报警器, 当系统检测到破损时由继电器触发报警器产生破损告警; HDMI 接口电路连接显示器, 显示器在检测出破损的同时显示破损信息, 以图形界面形式告知操作人员; 此外, 另一个以太网接口连接上位机, 传输破损信息以便进行进一步的处理与记录。

3.3 输送带破损检测器的软件设计

输送带破损检测系统的软件流程如图 11 所示。

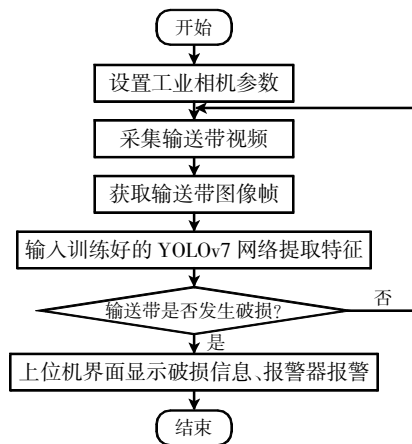


图 11 带式输送机输送带破损检测系统软件流程

Fig.11 Software flowchart of conveyor belt damage detection system for belt conveyors

3.4 测试结果及分析

为验证本文输送带破损检测系统的整体性能, 将改进 YOLOv7 网络模型的输送带破损检测算法部署至 Jetson Nano 嵌入式开发板上, 搭建带式输送机输送带破损检测系统实验平台, 并对本文所用测试数据集进行识别实验。结合实验所需检测要求和实际工程要求, 设置线阵工业相机在带式输送机输送带为 2.0 m/s 的速率下进行视频采集, 实验平台如图 12 所示。通过带式输送机输送带破损检测系统对实验室环境下模拟的输送带破损进行检测, 系统的完整可视化功能测试如图 13 所示。

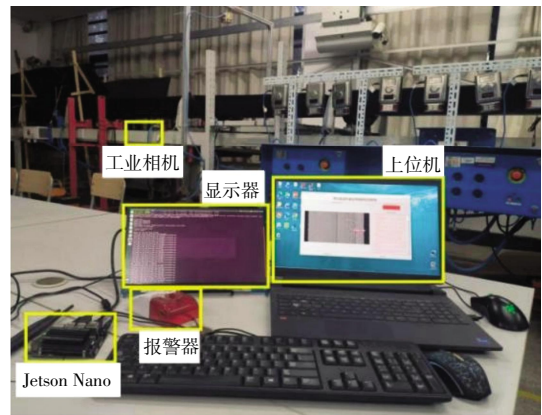


图 12 带式输送机输送带破损检测系统实验平台

Fig.12 Experimental platform for conveyor belt damage detection system of belt conveyor



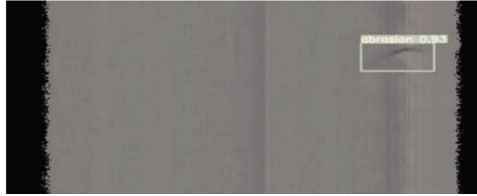
图 13 带式输送机输送带破损系统功能测试

Fig.13 Functional testing for conveyor belt damage system of belt conveyor

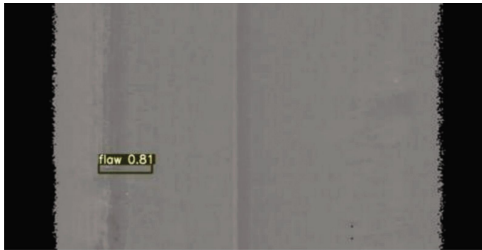
实验结果表明, 将改进 YOLOv7 网络模型的输送带破损检测算法部署至 Jetson Nano 上后, 模型检测的召回率、精确率、平均准确率与平均准确率均值与上位机检测差异不大, 检测速率略低, 约为 15 帧/s。这说明本文所设计检测系统准确性和可靠性较高, 虽然速率有所下降, 但仍满足实时检测要求。

为进一步验证本文设计的系统在实际井下工作环境中的适用性, 收集了山西某煤矿带式输送机工作

时的部分监控视频,并进行检测。检测的可视化结果如图14所示。由图14可以看出系统均能够检测出破损的目标位置与类型,且置信度较高。



(a) 检测结果示例1



(b) 检测结果示例2

图14 煤矿现场带式输送机输送带破损测试结果

Fig.14 Test results of conveyor belt damage on coal mine site

4 结论

为了提升带式输送机输送带破损检测的准确性和可靠性,本文提出了基于改进YOLOv7的带式输送机输送带破损检测方法。通过改进YOLOv7网络,在Backbone的ELAN中引入基于通道和空间的卷积注意力机制(CBAM),抑制不相关细节,降低漏检率;在Head部分引入坐标卷积(CoordConv),改善对空间关系的理解,提高小目标特征的提取能力;在Head的E-ELAN中引入可切换的空洞卷积(SAConv),丰富感受野,提高处理不同尺寸破损的能力;设计了基于改进YOLOv7的带式输送机输送带破损检测系统并搭建实验平台进行验证。结果表明:

(1) 改进YOLOv7网络模型对裂纹、磨损、鼓泡、孔洞4种故障检测的召回率分别为94.0%、84.1%、82.2%、94.5%,与原模型相比分别提升了1.0、5.4、1.7与5.5个百分点;精确率均值为92.8%,提升了1.4个百分点;平均准确率均值为93.8%,提升了1.8个百分点;检测速率为27.2帧/s。

(2) 基于改进YOLOv7的带式输送机输送带破损检测系统的准确性和可靠性较高,检测速率约为15帧/s,可进行实时检测。现场测试中磨损与裂纹的置信度分别为0.93与0.81,能准确检测出输送带破损信息,说明本文所设计的带式输送机输送带破损检测系统具有可行性。

参考文献:

- [1] ANDREJIOVA M, GRINCOVA A, MARASOVA D. Measurement and simulation of impact wear damage to industrial conveyor belts[J]. *Wear*, 2016, 368/369: 400-407.
- [2] 刘洋. 机器视觉的输送带纵向撕裂故障检测系统信号采集器的研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2016.
LIU Y. Research on signal collector for longitudinal tear fault detection system of conveyor belt based on machine vision[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2016(in Chinese).
- [3] 王瑜, 王温栋. 煤矿带式输送机智能控制系统设计与应用研究[J]. *能源与环保*, 2021, 43(10): 276-281.
WANG Y, WANG W D. Design and application research of intelligent control system for coal mine belt conveyor[J]. *Energy and Environmental Protection*, 2021, 43(10): 276-281(in Chinese).
- [4] YAN C, HE X. Model and dynamic simulation of belt conveyor[C]//2010 Intelligent System Design and Engineering Application. Changsha, Hunan, China: IEEE, 2010: 949-951.
- [5] QURESHI M R J, HUSSAIN S A. A reusable software component-based development process model[J]. *Advances in Engineering Software*, 2008, 39(2): 88-94.
- [6] 周坪, 马国庆, 周公博, 等. 智能化带式输送机健康监测技术研究综述[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(12): 1-21.
ZHOU P, MA G Q, ZHOU G B, et al. A review of research on health monitoring technology for intelligent belt conveyors[J]. *Journal of Instruments and Meters*, 2023, 44(12): 1-21(in Chinese).
- [7] BORTNOWSKI P, KAWALEC W, KRÓL R, et al. Types and causes of damage to the conveyor belt: Review, classification and mutual relations[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2022, 140: 106520.
- [8] 郭强. 煤矿带式输送机故障及解决策略探讨[J]. *西部探矿工程*, 2024, 36(2): 110-112.
GUO Q. Discussion on faults and solutions of coal mine belt conveyors[J]. *West-China Exploration*, 2024, 36(2): 110-112(in Chinese).
- [9] 吴清收, 王楠, 俞双懋. 基于Zigbee的带式输送机压力监测系统的设计[J]. *山东煤炭科技*, 2016(7): 174-176, 181.
WU Q S, WANG N, YU S M. Design of pressure monitoring system for belt conveyor based on Zigbee[J]. *Shandong Coal Technology*, 2016(7): 174-176, 181(in Chinese).
- [10] 朱大根, 殷勇辉, 狄帅, 等. 基于FPGA的输送带表面检测方法研究[J]. *煤矿机电*, 2014(6): 45-48.
ZHU D G, YIN Y H, DI S, et al. Research on conveyor belt surface detection method based on FPGA[J]. *Coal Mine Machinery*, 2014(6): 45-48(in Chinese).
- [11] 郝洪涛, 王凯, 丁文捷. 基于超声阵列的输送带动态煤量检测系统[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(4): 120-127.
HAO H T, WANG K, DING W J. Dynamic coal quantity de-

- tection system of conveyor belt based on ultrasonic array[J]. Industrial & Mine Automation, 2023, 49(4): 120-127(in Chinese).
- [12] 苗长云, 关世阳. 基于 FPGA 的钢丝绳芯输送带高速 X 光探测器[J]. 天津工业大学学报, 2020, 39(2): 49-53.
MIAO C Y, GUAN S Y. High-speed X-ray detector for steel cord conveyor belts based on FPGA[J]. Journal of Tiangong University, 2020, 39(2): 49-53(in Chinese).
- [13] ZHANG M C, SHI H, ZHANG Y, et al. Deep learning-based damage detection of mining conveyor belt[J]. Measurement, 2021, 175: 109130.
- [14] MARASOVA D, ANDREJIOVA M, GRINCOVA A. Experimental study of the influence of the interaction of a conveyor belt support system on belt damage using video analysis [J]. Applied Sciences, 2023, 13(13): 7935.
- [15] WANG G X, YANG Z K, SUN H, et al. AC-SNGAN: Multi-class data augmentation for damage detection of conveyor belt surface using improved ACGAN[J]. Measurement, 2024, 224: 113814.
- [16] 曾飞, 周健, 章生, 等. 基于 RW-YOLOv3 的输送带表面损伤实时检测[J]. 现代制造工程, 2023(2): 92-98.
ZENG F, ZHOU J, ZHANG S, et al. Real time detection of surface damage on conveyor belts based on RW-YOLOv3[J]. Modern Manufacturing, 2023(2): 92-98(in Chinese).
- [17] 曾宝繁, 潘祖望, 秦坚贵, 等. 基于 YOLOx-BTFPN 网络的输送带表面损伤检测方法[J]. 港口装卸, 2023(6): 46-49.
ZENG B F, PAN Z W, QIN J G, et al. Surface damage detection method for conveyor belts based on YOLOx-BTFPN network[J]. Port Loading and Unloading, 2023(6): 46-49(in Chinese).
- [18] 张舒, 叶涛, 陈云. 改进 YOLOv5 的矿用输送带损伤检测方法[J]. 起重运输机械, 2024(2): 31-36.
ZHANG S, YE T, CHEN Y. Improving YOLOv5's mining conveyor belt damage detection method[J]. Hoisting and Conveying, 2024(2): 31-36(in Chinese).
- [19] 魏涛, 王召巴, 金永. 煤炭输送带表面裂纹自动检测技术研究[J]. 煤矿机械, 2010, 31(2): 211-213.
WEI T, WANG Z B, JIN Y. Research on automatic detection technology for surface cracks on coal conveyor belts [J]. Coal Mining Machinery, 2010, 31(2): 211-213(in Chinese).
- [20] 王志星, 乔铁柱. 带式输送机胶带纵向撕裂双目视觉在线检测系统研究与设计[J]. 中国煤炭, 2018, 44(4): 5.
WANG Z X, QIAO T Z. Research and design of a binocular vision online detection system for longitudinal tearing of belt conveyors[J]. China Coal, 2018, 44(4): 5(in Chinese).
- [21] 乔铁柱. 输送带纵向撕裂可见光与红外双目视觉在线检测系统研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2016.
QIAO T Z. Research on visible light and infrared binocular vision online detection system for longitudinal tearing of conveyor belts[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2016 (in Chinese).
- [22] 梅秀庄, 苗长云, 杨彦利, 等. 矿用输送带表面破损的自动检测方法[J]. 煤炭学报, 2016, 41(S1): 259-265.
MEI X Z, MIAO C Y, YANG Y L, et al. Automatic detection method for surface damage of mining conveyor belts[J]. China Coal Society, 2016, 41(S1): 259-265(in Chinese).
- [23] 唐建军, 赵田田, 田康, 等. 矿用钢丝绳芯输送带智能无损探伤监测系统研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(12): 198-202.
TANG J J, ZHAO T T, TIAN K, et al. Research on intelligent non destructive testing monitoring system for mining steel wire rope core conveyor belt[J]. Coal Engineering, 2023, 55(12): 198-202(in Chinese).
- [24] 沈景轩, 王贡献, 孙晖, 等. 基于图像自适应增强 YOLOv5 的输送带纵向撕裂检测 [J]. 仪表技术与传感器, 2023, (12): 69-74.
SHEN J X, WANG G X, SUN H, et al. Longitudinal tear detection of conveyor belt based on image adaptive enhancement YOLOv5[J]. Instrument Technique and Sensor, 2023(12): 69-74(in Chinese).
- [25] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada; IEEE, 2023: 7464-7475.
- [26] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham; Springer, 2018: 3-19.
- [27] 章程军, 胡晓兵, 牛洪超. 基于改进 YOLOv5 的车辆目标检测研究[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2022, 59(5): 79-87.
ZHANG C J, HU X B, NIU H C. Research on vehicle target detection based on improved YOLOv5[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2022, 59(5): 79-87 (in Chinese).
- [28] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA; IEEE, 2014: 580-587.
- [29] 柏罗, 张宏立, 王聪. 基于高效注意力和上下文感知的目标跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(7): 1222-1232.
BAI L, ZHANG H L, WANG C. Target tracking algorithm based on efficient attention and context awareness[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(7): 1222-1232(in Chinese).