

# 改进 Bot-SORT 的边坡落石监测方法

王晓青, 阎吉, 张德育

(沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110159)

**摘要:** 针对边坡落石监测中存在的目标尺寸小、石块与背景特征差距小、落石目标运动速度快等问题, 提出一种基于检测的改进 Bot-SORT 多目标跟踪算法。在检测部分对 YOLOv7 模型进行改进, 引入注意力机制, 提升模型对石块特征的提取能力, 并使用归一化高斯 Wasserstein 距离作为真值框与预测框的距离度量方式, 降低模型对小目标的漏检率; 在跟踪部分引入 GIoU 距离匹配方式, 有效跟踪快速运动的落石。通过实景拍摄及 Unity 仿真方式建立训练及测试数据集, 消融实验和对比实验结果表明, 本文改进算法能够有效提高落石的检测率和跟踪精度。

**关键词:** 多目标跟踪; 落石监测; YOLOv7; Bot-SORT

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A DOI:10.3969/j.issn.1003-1251.2024.04.004

## Improved Bot-SORT for Slope Rockfall Monitoring

WANG Xiaoqing, YAN Ji, ZHANG Deyu

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:** A detection based improved Bot-SORT multi-objective tracking algorithm is proposed to address the issues of small target size, small difference between rock and background features, and fast movement speed of rockfall targets in slope rockfall monitoring. In the detection section, the YOLOv7 model is improved by introducing attention mechanism to enhance the model's ability to extract stone features. Normalized Gaussian Wasserstein distance is used as a metric for the ground truth box and target bounding box to reduce the model's missed detection rate for small targets. The GIoU distance matching method is introduced in the tracking section to effectively track fast falling rocks. The training and testing dataset is established through live shooting and Unity simulation. The results of ablation experiments and comparative experiments show that the improved algorithm in this paper can effectively improve the detection rate and tracking accuracy of falling rocks.

**Key words:** multi-object tracking; rockfall monitoring; YOLOv7; Bot-SORT

我国地形复杂多样, 一些公路或铁路不可避免地建在山坡旁边, 这些坡地受到雨水和地震等因素影响, 可能发生滑坡和落石等地质灾害, 导致交通阻塞甚至对车辆和行人造成危害<sup>[1-2]</sup>。因此,

对边坡落石情况进行监测具有重要的实际意义。

利用视觉技术实现非接触式落石监测是目前比较常用的方法。陈垦等<sup>[3]</sup>提出一种基于改进 YOLOX 的落石检测算法, 通过优化空间金字塔池

收稿日期: 2023-09-06

基金项目: 辽宁省科学技术基金项目(2022JH1/10800085)

作者简介: 王晓青(1990—), 女, 讲师, 研究方向为机器视觉、人工智能; 张德育(1974—), 通信作者, 男, 教授, 博士, 研究方向为系统监控与网络管理。

化结构、引入高效通道注意力模块、改进损失函数,实现了落石的高效检测。胡昊等<sup>[4]</sup>提出融合混合注意力模块的 YOLOX 算法,提升了对小目标的检测准确度。简云瑞等<sup>[5]</sup>使用帧差法<sup>[6]</sup>,利用像素的时间差分和阈值确定落石的运动距离。王杰等<sup>[2]</sup>首先采用背景差法对落石进行初步检测,并利用数学形态学方法、连通性分析方法去噪和标记目标,然后使用卡尔曼滤波和相似性度量实现落石跟踪并产生预警。徐成伟等<sup>[7]</sup>提出雷达和视频分析技术相结合的落石检测报警系统,提高了落石报警准确率。刘林芽等<sup>[8]</sup>提出一种基于 YOLOv3 的边坡落石检测方法,实现了落石的实时检测。上述研究中基于深度学习的目标检测算法显示出了明显的优越性,但考虑到落石运动是一个动态过程,而目标检测算法针对单帧图像进行检测,前后帧图像间没有联系,无法区分原本存在的石头和新增的落石。为此,本文提出基于检测的多目标跟踪算法用于落石监测。

近些年,人们提出了一些较为优秀的基于检测的多目标跟踪算法,包括 DeepSORT<sup>[9]</sup>、ByteT-

rack<sup>[10]</sup>、Bot-SORT<sup>[11]</sup>、DeepMOT<sup>[12]</sup>、改进的 CenterTrack<sup>[13]</sup>以及融合 Re-ID 的多目标跟踪算法<sup>[14]</sup>等,但这些算法主要应用于行人、动物和车辆等目标的跟踪场景,相比于此类通用场景,落石监测中存在目标尺寸小、目标与背景间特征差距小、落石目标运动速度快等问题。针对以上问题,本文提出一种改进的 Bot-SORT 多目标跟踪算法用于边坡落石监测,并通过仿真实验证明算法的有效性。针对石块目标之间特征差距小、检测模型对落石特征关注分散的问题,在检测器 YOLOv7<sup>[15]</sup>中引入 SimAM 注意力模块;为提升模型对小目标的检测能力,引入归一化高斯 Wasserstein 距离 (NWD)<sup>[16]</sup>度量方式;为有效跟踪快速运动的落石,使用一种改进的 GIoU 匹配方式用于度量相邻帧物体距离,扩大匹配范围。

## 1 算法总体架构

本文提出的边坡落石监测算法整体流程如图 1 所示。

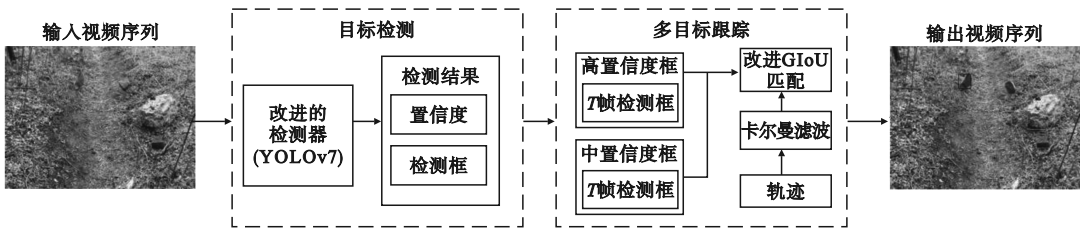


图 1 边坡落石监测算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the slope rockfall monitoring algorithm

首先将监测视频送入改进的 YOLOv7 检测器中,通过引入注意力机制和 NWD 度量方式,准确识别出每块石头的位置并确定其置信度;然后将检测结果送入改进的跟踪模型中,根据置信度将检测结果分为高、中和低置信度三类,其中高、中置信度框与卡尔曼滤波算法得到的预测框进行 GIoU 距离匹配,获得关于目标的相似度量矩阵;最后得到视频序列的目标框,输出多目标跟踪的视频序列。

## 2 改进的 YOLOv7 落石检测模型

### 2.1 模型结构

本文针对落石监测任务特点改进的 YOLOv7 网络模型结构如图 2 所示。图中: CBS 表示卷积模块,每个卷积模块由一个卷积层、一个批标准化

层和一个 SiLU 激活函数层组成; ELAN 表示多个 CBS 模块, ELAN-H 和 ELAN 在合并数量上不同; MP1 和 MP2 均由一个最大池化层和三个 CBS 模块组成; SimAM 表示注意力模块; SPPCSPC 表示特征金字塔模块; REP 模块由卷积层和批标准化层组成; Conv 表示卷积; Up 表示上采样; Concat 表示特征拼接融合。

改进的 YOLOv7 网络由主干网络和头部网络两部分组成: 主干网络负责对输入图片进行特征提取, 提取出三种不同尺度的特征图, 分别在下采样得到的特征图后添加 SimAM 注意力机制, 提高对目标的提取能力; 头部网络使用 SPPCSPC 将不同层次的特征图进行融合, 进而识别出不同尺度的目标, 并在重叠度 (IoU) 度量阶段引入 NWD 度量方式, 提高小目标检测效果。

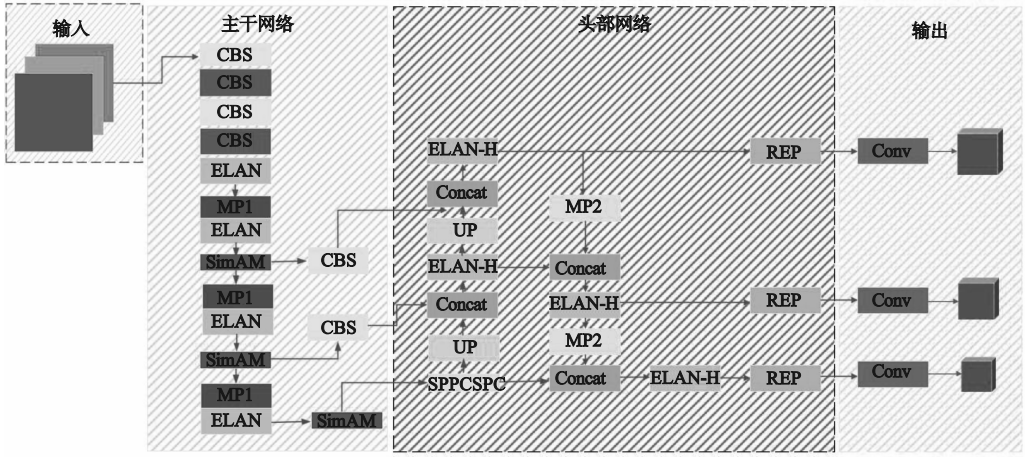


图2 改进的YOLOv7网络结构图

Fig.2 Improved YOLOv7 network architecture

## 2.2 SimAM 注意力机制

相比于通用目标检测与跟踪算法,落石监测任务面临目标尺寸小、石块与自然背景间特征差距小的问题,对模型提取目标特征要求更高。因此,本文在YOLOv7模型中引入SimAM注意力机制。

输入图像经过卷积神经网络后获得特征图 $\mathbf{X}$ ,  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ ,其中 $C$ 、 $H$ 和 $W$ 分别代表特征图的通道数、高度和宽度。为特征图 $\mathbf{X}$ 中的神经元定义能量函数如式(1)所示。能量函数值越小,代表该神经元与同一通道其他神经元之间的线性可分离性越高,即差异越大,因此越应该受到关注。

$$e_i(w_i, b_i, x_i) = (y_i - \hat{t})^2 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_o - \hat{x}_i)^2 \quad (1)$$

$$\hat{t} = w_i t + b_i \quad (2)$$

$$\hat{x}_i = w_i x_i + b_i \quad (3)$$

$$M = H \times W \quad (4)$$

式中: $e_i$ 为目标神经元的能量函数; $t$ 和 $x_i$ 分别表示目标神经元和同一通道的其他神经元, $i$ 是空间维度索引; $M$ 为该通道上神经元的数目; $w_i$ 和 $b_i$ 分别表示某个神经元变换时的权重和偏置; $\hat{t}$ 和 $\hat{x}_i$ 分别为 $t$ 和 $x_i$ 的线性变换结果; $y_t$ 和 $y_o$ 为正负标签值。可以看出,当 $y_t = \hat{t}$ 且 $y_o = \hat{x}_i$ 时,能量函数具有最小值。为方便计算,将 $y_t$ 赋值为1, $y_o$ 赋值为-1,并加入一个系数为 $\lambda$ 的正则项,将能量函数化简为如下形式。

$$e_i(w_i, b_i, x_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} [ -1 - (w_i x_i + b_i) ]^2 + [ 1 - (w_i t + b_i) ]^2 + \lambda w_i^2 \quad (5)$$

按照式(5)求解能量函数的最小值,可得到

$w_i$ 和 $b_i$ 的解析解为

$$w_i = - \frac{2(t - \mu_i)}{(t - \mu_i)^2 + 2\sigma_i^2 + 2\lambda} \quad (6)$$

$$b_i = - \frac{1}{2}(t + \mu_i)w_i \quad (7)$$

式中 $\mu_i$ 和 $\sigma_i^2$ 分别为通道中除目标神经元以外其他神经元的均值和方差,计算式分别为

$$\mu_i = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} x_i \quad (8)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (x_i - \mu_i)^2 \quad (9)$$

上述解析解在单个通道中获得,基于同一通道中神经元具有相同分布的假设,进一步简化式(5),得到最小能量函数 $e_i^*$ ,其表达式为

$$e_i^* = \frac{4(\hat{\sigma}^2 + \lambda)}{(t - \hat{\mu})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (10)$$

其中

$$\hat{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \hat{\mu})^2 \quad (12)$$

$e_i^*$ 越小,说明目标神经元 $t$ 与周围神经元差别越大,越应当关注,因此可以使用 $1/e_i^*$ 表示目标神经元 $t$ 的重要性。

将上述注意力机制引入卷积神经网络中,如图2所示,本文算法选择在YOLOv7的三个卷积层后添加SimAM注意力机制,将正则项系数 $\lambda$ 取为0.0001,按照式(10)计算得到每个神经元的能量函数 $e_i^*$ ,进而得到特征图 $\mathbf{X}$ 的能量矩阵 $\mathbf{E}$ 。利用sigmoid函数降低能量函数值较大的神经元在特征图中的值,获得经过注意力机制增强处理的

特征图  $\hat{X}$ , 表达式为

$$\hat{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X \quad (13)$$

使用特征可视化方法, 对比添加 SimAM 注意力机制前后模型提取的目标特征图, 结果如图 3



图 3 检测模型提取特征的可视化结果

Fig. 3 Visualization results extraction feature for the detection model

### 2.3 NWD 度量方式

使用 IoU 筛选检测框是检测后处理阶段的重要环节, 对于小目标来说, 检测框与真值框之间位移偏差即使很小, 也会导致 IoU 产生较大的变化, 造成小目标漏检。针对上述问题, 考虑到前景像素往往集中在边界框的中心, 背景像素分布在边界, 像素重要性从中心到边界逐渐递减, 本文算法使用 NWD 度量方式。

根据像素权重大小将预测框与真值框按照式 (14) 建模为二维高斯分布。

$$\mu = \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \end{bmatrix}, \Sigma = \begin{bmatrix} \frac{w^2}{4} & 0 \\ 0 & \frac{h^2}{4} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $\mu$  和  $\Sigma$  分别为高斯分布的均值和协方差矩阵;  $C_x$ 、 $C_y$  为边界框的中心坐标;  $w$  和  $h$  为边界框的宽和高。将上式记为  $N(\mu, \Sigma)$ 。

利用最优运输理论中的 Wasserstein 距离度量真值框与预测框的距离。真值框  $A$  表示为  $(c_{xa}, c_{ya}, w_a, h_a)$ , 预测框  $B$  表示为  $(c_{xb}, c_{yb}, w_b, h_b)$ ,  $N_a$  和  $N_b$  分别表示真值框和预测框的二维高斯分布,

所示。图中红色区域是热力高的区域, 热力越高代表模型越关注该区域特征。通过对比发现: 未添加注意力机制时, 模型对目标特征的提取较分散, 会将背景信息一并提取出来; 加入 SimAM 注意力机制后, 模型对石块特征提取更为准确。

两者间的二阶 Wasserstein 距离  $W_2^2(N_a, N_b)$  计算式为

$$W_2^2(N_a, N_b) = \left\| \left[ c_{xa}, c_{ya}, \frac{w_a}{2}, \frac{h_a}{2} \right]^T, \left[ c_{xb}, c_{yb}, \frac{w_b}{2}, \frac{h_b}{2} \right]^T \right\|_2^2 \quad (15)$$

考虑到式 (15) 为距离度量, 不宜作为相似度量, 本文使用 NWD 衡量两框之间高斯分布的相似性, 降低对不同尺度目标移动的敏感性。NWD 计算式为

$$\text{NWD}(N_a, N_b) = \exp\left(-\frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{S}\right) \quad (16)$$

式中  $S$  为数据集中目标框大小的平均值, 本文实验使用数据集的  $S$  值为 16.8 像素。

## 3 改进的 Bot-SORT 多目标跟踪算法

考虑到落石快速移动可能导致相邻帧之间相同物体框和卡尔曼滤波预测的轨迹不重叠, 以致跟踪失败的问题, 本文对 Bot-SORT 多目标跟踪流程进行改进, 如图 4 所示。

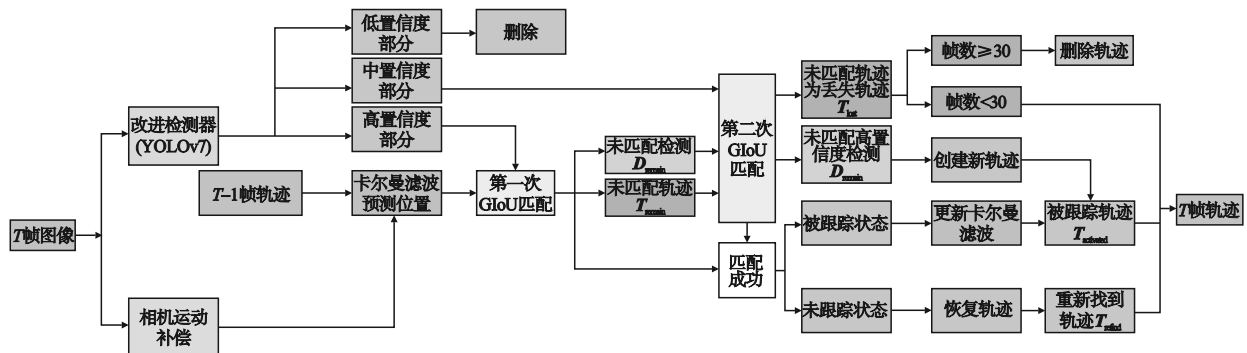


图 4 改进的 Bot-SORT 流程

Fig. 4 The improved Bot-SORT flow chart

改进的多目标跟踪流程中,采用 GIoU 作为相邻帧物体框度量距离的方式。GIoU 计算式为

$$\text{GIoU} = \text{IoU} - \frac{S_C - S_A \cup S_B}{S_C} \quad (17)$$

式中: $S_C$  是检测框和预测框最小闭包区域面积; $S_A$  和  $S_B$  分别是检测框和预测框面积。该方法扩大了匹配范围,不仅关注重叠区域,还关注非重叠区域,对快速运动的物体具有更好的鲁棒性。

本文改进后的多目标跟踪流程如下。

1) 将 YOLOv7 目标检测结果按照置信度分为高、中、低分检测框,将低分检测框直接舍弃。

2) 第一次匹配。将高分检测框与卡尔曼滤波后的预测轨迹使用 GIoU 计算距离,使用匈牙利算法进行匹配。对于成功匹配的轨迹,若匹配状态是正被跟踪,则更新其卡尔曼滤波后的轨迹,并放入被跟踪轨迹集合  $T_{\text{activated}}$  中;若匹配状态是丢失,则将该轨迹复活,放入重新找到轨迹集合  $T_{\text{refind}}$  中。对于没有成功匹配的高分检测框,放入未能匹配检测框集合  $D_{\text{remain}}$ ,未能成功匹配的轨迹则放入轨迹集合  $T_{\text{remain}}$  中,等待进行第二次匹配。

3) 第二次匹配。将中分检测框与  $T_{\text{remain}}$  中的轨迹进行 GIoU 距离计算,使用匈牙利算法进行匹配。对于成功匹配的轨迹且状态为正被跟踪,使用卡尔曼滤波更新位置,并放入  $T_{\text{activated}}$  集合中;仍未匹配的轨迹被放入丢失轨迹集合  $T_{\text{lost}}$  中;对于第二次匹配失败的检测框直接舍弃。

4) 为  $T_{\text{remain}}$  中的轨迹设置一个阈值,为超出阈值的轨迹创建一条新的被跟踪轨迹,并将该轨迹放入  $T_{\text{activated}}$  集合中。若  $T_{\text{lost}}$  中的轨迹超出 30 帧仍未和目标匹配上,则认为该轨迹完全丢失并将其删除。最后基于  $T_{\text{activated}}$  的轨迹集合,使用卡尔曼滤波预测下一帧轨迹的位置,输出下一帧轨迹集合。

## 4 实验与分析

### 4.1 数据集

由于目前关于落石监测的公开数据集较为缺乏,边坡落石实际场景也很难获取,为增加模型鲁棒性,本文采用网络收集、模拟落石实景拍摄以及 Unity 仿真生成的方式自制数据集,共计 3 702 幅图片和 12 个视频片段,视频图像分辨率为  $3\ 840 \times 2\ 160$  像素,每秒 30 帧。使用 LabelImg 软件对图片进行标注,使用 DarkLabel 软件对视频进行标注。将图片按照 9:1 的比例划分训练集和验

证集,用于训练 YOLOv7 检测器、验证算法效果。

测试场景分为砖石面和有植被覆盖的土坡两类,模拟落石场景中同时存在多个石块,包括发生单个滚落、多个滚落,以及从视场外部新增滚落石块等各类场景,部分数据集如图 5 所示。



图 5 部分数据集

Fig. 5 Parts of the datasets

### 4.2 实验环境及评价指标

模型训练及测试均在 GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090、内存为 64 GB、CPU 为 Intel i9-10980XE 的计算机上进行,操作系统为 Ubuntu 18.04,使用深度学习框架 Pytorch 1.7.0,使用 Adam 优化器和余弦退火衰减法调整学习率。批量大小为 16,训练周期 (epochs) 为 200。

为使模型评价更加客观准确,本文采用以下多目标跟踪领域通用的评价指标:

1) 多目标跟踪准确度 (mult-object tracking accuracy, MOTA), 主要反映跟踪器的性能;

2) 识别 F1 分数 (identification F1-score, IDF1), 其值为正确匹配目标数与正确匹配目标数、错误匹配目标数及未匹配目标数三者之和的比;

3) 目标 ID 切换次数 (ID switch, IDS)。

MOTA 是多目标跟踪算法中最重要的评价指标, IDF1 是衡量基于检测的多目标跟踪算法中检测器性能的重要指标,两者数值越大,说明算法性能越好。由于本文算法的目的是及时准确地检测并跟踪视场中的石块,根据跟踪结果计算石块位移,及时发现落石情况,因此 IDS 越小,代表算法性能越好。

### 4.3 消融实验

为验证本文提出改进算法的有效性,对本文引入的 SimAM 注意力机制、NWD 度量以及 GIoU 三部分改进模块进行消融实验。以使用经典 YOLOv7 作为检测器、经典 Bot-SORT 作为跟踪器的测试结果作为基准 (baseline), 分别增加本文提出的改进模块进行实验。消融实验结果如表 1 所示。

表1 改进模块对跟踪结果的影响

Table 1 Impact of the improved modules on the tracking results

算法	MOTA/%	IDF1/%	IDS
baseline	62.5	74.1	37
baseline + SimAm	64.9	77.4	47
baseline + NWD	45.8	71.2	43
baseline + SimAm + NWD	65.3	78.3	42
baseline + SimAm + GIoU	65.5	78.6	42
baseline + SimAm + NWD + GIoU	<b>69.0</b>	<b>79.8</b>	<b>35</b>

由表1可知:单独在检测器中引入 SimAM 注意力机制后,MOTA 提升了 3.84%,IDF1 提高了 4.45%;单独在检测器中引入 NWD 效果不是很理想;将注意力机制和 NWD 组合引入检测器后,相比于单独使用 SimAm,MOTA 可进一步提升 0.62%,IDF1 上涨 1.16%,但两种改进方法的引入会在一定程度上增加跟踪目标 ID 的切换次数。在检测器中引入 SimAM,同时在跟踪器中引入 GIoU 时,相比单独引入 SimAM,MOTA 增加了 0.92%,IDF1 提高了 1.55%;将三种改进模块同时引入基准模型中,则获得了最佳的实验效果,相比改进前,MOTA 提高了 10.4%,IDF1 增加了 7.69%,IDS 基本持平。

#### 4.4 对比实验

为进一步验证本文算法的性能,将本文算法与其他先进的基于检测的跟踪算法进行对比实验。除本文算法采用改进的 YOLOv7 作为检测器

外,其余算法均采用经典 YOLOv7 作为检测器,实验结果如表2所示。

表2 多目标跟踪算法对比

Table 2 Comparison of different tracking algorithm

算法	MOTA/%	IDF1/%	IDS
DeepSORT	56.4	46.6	248
ByteTrack	58.1	72.5	33
DeepMOT	57.2	72.8	32
Bot-SORT	62.5	74.1	37
本文算法	<b>69.0</b>	<b>79.8</b>	35

由表2可见:本文算法具有最高的 MOTA 和 IDF1,说明本文算法对落石小目标的跟踪准确度较好;本文算法 ID 切换次数不是最少,但远小于 DeepSORT 算法,且与其他算法相比基本持平。综上,本文改进算法与其他算法相比,具有良好的性能。

#### 4.5 可视化结果

选取一段测试视频,对改进检测器和跟踪器的测试效果进行可视化展示。图6展示了改进 YOLOv7 后的落石监测效果,其中第42帧为尚未出现落石前的一帧图像,第70帧为视场中出现三枚落石的一帧图像,图6(a)和图6(b)使用原始 YOLOv7 作为检测器,图6(c)和图6(d)使用本文改进的 YOLOv7 作为检测器。可以看出,使用原始 YOLOv7 检测器的算法存在对滚落石块漏检的情况,使用本文改进的检测器则可实现目标的有效检出。



(a) 第42帧(YOLOv7)



(b) 第70帧(YOLOv7)



(c) 第42帧(改进YOLOv7)



(d) 第70帧(改进YOLOv7)

图6 改进 YOLOv7 前后的落石监测效果

Fig. 6 Results with YOLOv7 and improved YOLOv7

图7展示了本文改进算法对各种不同运动情况下石块的跟踪效果。图7(a)和图7(b)为视场中有多个静止石块以及出现单个滚落石块的情况,可见本文算法成功在第30帧时检测到新出现的石块,并保持对该石块的跟踪直至第116帧,成功监测出其滚落情况。图7(c)~7(e)为有遮挡的情况,可以看出,ID为102的石块在第70帧被

ID为97的石块完全遮挡,本文改进的跟踪算法可以重新识别暂时丢失的目标,在第83帧时遮挡石块重新出现并保留ID为102,没有发生ID切换。上述结果可以证明,本文改进算法对单块落石和多块落石在比较复杂和存在遮挡的场景下,均能够持续跟踪,且跟踪性能稳定。

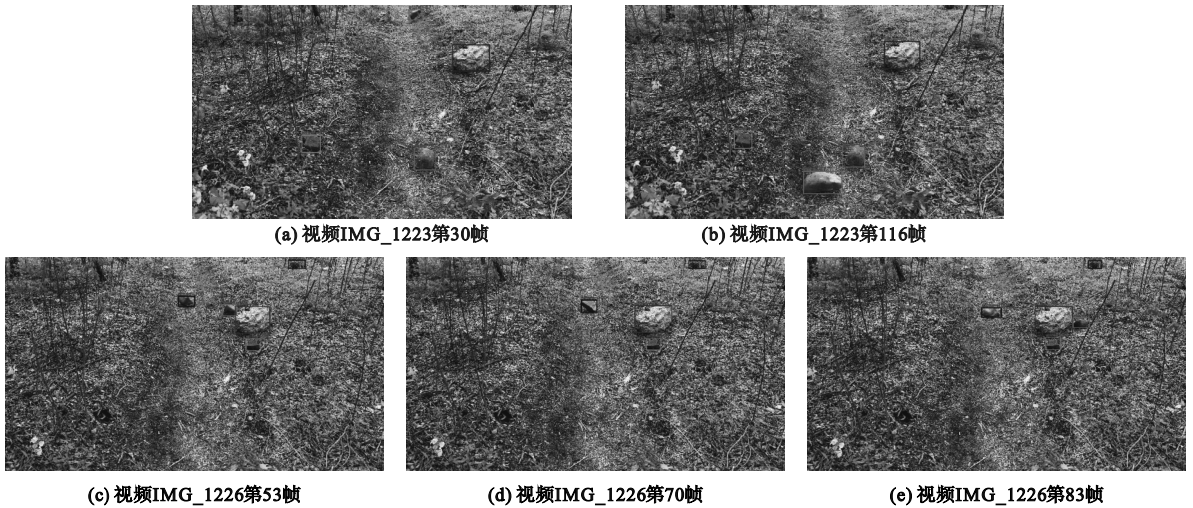


图7 改进跟踪算法后的落石监测效果

Fig. 7 Results with improved tracking algorithm

## 5 结论

本文针对边坡落石监测提出了一种基于目标检测的改进 Bot-SORT 多目标跟踪算法。针对模型识别不准确的问题,在检测器中加入了 SimAM 注意力机制,有效提取目标特征,同时引入了 NWD 度量方式,降低模型对小目标移动变化的敏感度;在跟踪器中使用 GIoU 匹配算法,增加匹配范围,提升对快速运动物体的跟踪效果。实验结果表明,本文改进的多目标跟踪算法可以在落石存在短暂遮挡情况下,恢复目标的身份 ID,在物体快速运动时能够有效跟踪目标。与改进前的模型及其他多目标跟踪算法相比,跟踪精度更高。

## 参考文献 (References):

[1] 孙凤婷,周君晓,刘勇,等. 高速公路沿线智能落石监测与预警系统[J]. 中国新技术新产品, 2021(10): 146-148.  
 [2] 王杰,叶茂,马凤山,等. 基于视频图像识别的崩塌落石监测预警系统设计与实现[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, 22(5): 952-963.  
 WANG J, YE M, MA F S, et al. Design and implementation of the rockfall monitoring and warning system based on video image identification[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2014, 22(5): 952-963. (in Chinese)

[3] 陈垦,欧鸥,杨长志,等. 基于改进 YOLOX 的落石检测方法[J/OL]. 计算机测量与控制, 2023: 1-8 (2023-07-13) [2023-09-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.tp.20230713.1120.026.html>.  
 CHEN K, OU O, YANG C Z, et al. Rockfall detection method based on improved YOLOX[J/OL]. Computer Measurement & Control, 2023: 1-8 (2023-07-13) [2023-09-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.tp.20230713.1120.026.html>. (in Chinese)  
 [4] 胡昊,史天运,关则彬. 融合混合注意力和改进 YoloX 的铁路落石检测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(20): 110-116.  
 HU H, SHI T Y, GUAN Z B. A railway rockfall detection method incorporating mixed attention and improved YoloX [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(20): 110-116. (in Chinese)  
 [5] 简云瑞,肖硕. 基于数字图像处理的边坡落石识别算法研究[J]. 科技创新导报, 2017, 14(8): 88-89.  
 [6] 郭碧,丁春平. 基于帧间差分累积的铁路限界异物检测提取算法[J]. 铁道标准设计, 2019, 63(9): 153-158.  
 GUO B, DING C P. Detection and extraction algorithm of foreign object in railway clearance based on inter frame difference accumulation [J]. Railway Standard Design, 2019, 63(9): 153-158. (in Chinese)  
 [7] 徐成伟,张德强,张昊,等. 基于雷达与视频分析技术的铁路崩塌落石自动监测报警系统设计与实现[J]. 铁路计算机应用, 2017, 26(11): 22-27.  
 XU C W, ZHANG D Q, ZHANG H, et al. Automatic monitoring and alarming system for railway fallen rocks based on radar and video analysis technology[J]. Railway Computer Application, 2017, 26(11): 22-27. (in Chinese)

- [ 8 ] 刘林芽,吴送英,左志远,等. 基于YOLOv3算法的山区铁路边坡落石检测方法研究[J]. 计算机科学,2021,48(S2):290-294.  
LIU L Y, WU S Y, ZUO Z Y, et al. Research on rockfall detection method of mountain railway slope based on YOLOv3 algorithm[J]. Computer Science, 2021, 48(S2):290-294. (in Chinese)
- [ 9 ] 赵安新,杨金桥,杨浩波,等. 基于改进DeepSORT和FastReID的室内多目标人员跨镜识别与跟踪[J]. 西安科技大学学报,2023,43(3):622-630.  
ZHAO A X, YANG J Q, YANG H B, et al. Indoor multi-object personnel recognition and tracking across camera based on optimized DeepSORT and FastReID[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2023, 43(3):622-630. (in Chinese)
- [ 10 ] 傅荟瑾,史天运,王瑞,等. 基于改进ByteTrack的高铁周界入侵监测方法研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(4):61-71.  
FU H J, SHI T Y, WANG R, et al. Research on intrusion detection of high speed railway perimeter based on the improved ByteTrack[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4):61-71. (in Chinese)
- [ 11 ] AHARON N, ORFAIG R, BOBROVSKY B Z. BoT-SORT: robust associations multi-pedestrian tracking[EB/OL]. arXiv:2206.14651(2022-07-07)[2023-09-01]. <https://arxiv.org/abs/2206.14651>. pdf.
- [ 12 ] XU Y H, OSEP A, BAN Y T, et al. How to train your deep multi-object tracker[EB/OL]. arXiv:1906.06618(2020-04-23)[2023-09-01]. <https://arxiv.org/abs/1906.06618>. pdf.
- [ 13 ] 高文印,文峰,单铭琦. 基于改进CenterTrack的多目标跟踪算法[J]. 沈阳理工大学学报,2023,42(3):22-27.  
GAO W Y, WEN F, SHAN M Q. Multi-target tracking algorithm based on improved CenterTrack[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2023, 42(3):22-27. (in Chinese)
- [ 14 ] 殷向阳,李树辉,陈禹铭,等. 面向注意力增强和特征选择的多目标跟踪算法[J]. 沈阳理工大学学报,2022,41(4):26-31.  
YIN X Y, LI S H, CHEN Y M, et al. Multi-object tracking algorithm based on attention enhancement and feature selection[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2022, 41(4):26-31. (in Chinese)
- [ 15 ] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y 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.
- [ 16 ] XU C, WANG J W, YANG W, et al. Detecting tiny objects in aerial images; a normalized Wasserstein distance and a new benchmark[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 190:79-93.

(责任编辑:宋颖韬)

(上接第18页)

- [ 9 ] 陈卫东,谢晓东,岑强,等. 基于改进FCOS的水下目标检测算法[J]. 计量学报,2023,44(11):1659-1666.  
CHEN W D, XIE X D, CEN Q, et al. Underwater target detection algorithm based on improved FCOS[J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(11):1659-1666. (in Chinese)
- [ 10 ] 张琳,葛艳,杜军威,等. 改进FCOS网络的海洋鱼类目标检测[J]. 计算机系统应用,2023,32(3):309-315.  
ZHANG L, GE Y, DU J W, et al. Improved FCOS network for marine fish target detection[J]. Computer Systems and Applications, 2023, 32(3):309-315. (in Chinese)
- [ 11 ] REN S Q, HE K M, 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.
- [ 12 ] 程浩,陈广锋. 基于改进Faster R-CNN的地面垃圾分类与检测[J]. 东华大学学报(自然科学版),2023,49(6):128-134.  
CHENG H, CHEN G F. Classification and detection of ground garbage based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Donghua University(Natural Science), 2023, 49(6):128-134. (in Chinese)
- [ 13 ] 李茂森,梁四么,郭东海,等. 基于Mask-RCNN算法的无人机巡检影像船只目标检测方法研究[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(11):99-102,106.  
LI M S, LIANG S Y, GUO D H, et al. Research on ship target recognition algorithm based on Mask-RCNN algorithm in UAV inspection images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(11):99-102,106. (in Chinese)
- [ 14 ] JEON J, JEONG B, BAEK S, et al. Hybrid malware detection based on Bi-LSTM and SPP-net for smart IoT[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(7):4830-4837.
- [ 15 ] 王梅. 细长类物体目标检测技术的研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学,2023.
- [ 16 ] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects[C]//Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham, Switzerland; Springer, 2023:443-459.
- [ 17 ] ZHANG X, LIU C, YANG D G, et al. RFACConv: innovating spatial attention and standard convolutional operation[EB/OL]. 2023; arXiv:2304.03198. <http://arxiv.org/abs/2304.03198>.
- [ 18 ] WANG X L, GIRSHICK R, GUPTA A, et al. Non-local neural networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA; IEEE, 2018:7794-7803.

(责任编辑:和晓军)