基于深度学习的矿渣型泥石流物源识别及运移规律研究*

张磊[1,2,3],郑奥[1],郝尚凯[4],王佳源[1],燕倩如[1],孙志鹏[1]

(1.山西大同大学 煤炭工程学院, 山西 大同市 037009;
2.煤矿水射流技术与装备厅市共建山西省重点实验室培育基地, 山西 大同市 037009;
3.山西省矿区地质环境监测与应急减灾技术创新中心, 山西 大同市 037009;
4.山西省第三地质工程勘察院有限公司, 山西 晋中市 030602)

摘要:针对当前泥石流物源检测算法的局限性,提出了YOLOv5s-GCE模型,该模型引入了CBAM注意力机制、Ghost卷积和EIOU边界框损失函数,以提高其识别精度和效率。为验证YOLOv5s-GCE模型的检测效果,将其与YOLOv4、YOLOv5s模型进行对比分析。结果表明:YOLOv5s-GCE模型的平均精度均值为95.4%,与YOLOv4、YOLOv5s模型相比,分别提升了2.5和8.6个百分点;YOLOv5s-GCE模型对泥石流物源的检测准确率高达96%,检测效果更优。采用颗粒流数值模拟方法对泥石流的运移规律进行研究,模拟结果表明,初始阶段物源体前端破坏并发生运移,水颗粒渗透导致物源体孔隙率增大、结构失稳;物源体中端受到后端挤压与前端约束,孔隙率显著降低、结构致密化且局部出现隆起现象;运移后期大量物源堆积在沟口。泥石流对下游建筑设施的威胁显著,极端天气下物源区中端左侧土体的威胁程度最高。研究结果对矿渣型泥石流的防治工作具有重要意义。

关键词:矿渣型泥石流;物源识别;目标检测;运移规律;数值模拟

中图分类号:TD853;TP183 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)02-0167-08

Research on Source Identification and Migration Law of Slag-Type Debris Flow Based on Deep Learning

ZHANG Lei[1,2,3], *ZHENG Ao*[1], *HAO Shangkai*[4], *WANG Jiayuan*[1], *YAN Qianru*[1], *SUN Zhipeng*[1]

(1.College of Coal Engineering, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi 037009, China;
2.Shanxi Provincial Key Laboratory Cultivation Base for Coal Mine Water Jet Technology and Equipment Co-built by the Department and the City, Datong, Shanxi 037009, China;
3.Shanxi Provincial Technology Innovation Center for Mining Area Geo-environmental Monitoring and Emergency Disaster Reduction, Datong, Shanxi 037009, China;
4.Shanxi No.3 Institute of Geological Engineering Exploration Co., Ltd., Jinzhong, Shanxi 030602, China)

Abstract: Aiming at the limitations of the current debris flow source detection algorithm, a YOLOv5s-GCE model was proposed. This model introduces CBAM attention mechanism, Ghost convolution and EIOU bounding box loss function to improve its identification accuracy and efficiency. In order to verify the detection effect of YOLOv5s-GCE model, it was compared with YOLOv4 and YOLOv5s models. The results show that the average accuracy of the YOLOv5s-GCE model is 95.4%, which is 2.5 and 8.6 percentage points higher than that of the YOLOv4 and YOLOv5s models, respectively. The detection accuracy of YOLOv5s-GCE model for debris flow source is as high as 96%, and the detection effect is better. The particle flow numerical simulation method was used to study the migration law of debris flow. The simulation results show that the front end of the source body is destroyed and migrated in the initial stage, and the infiltration of water particles leads to the increase of porosity and structural instability of the source body. The mid-section of the source body is subjected to compression from the rear end and restraint from the front end, leading to a significant reduction in porosity, structural densification and the occurrence of localized bulging. In the later stage of migration, a large number of material sources accumulated at the gully mouth. The threat of debris flow to downstream construction facilities is significant, and the soil on the left side of the mid-section of the source area is the most threatening in extreme weather. The research results are of great significance to the

* **收稿日期**:2025-01-22

基金项目:山西省2024年度研究生实践创新项目(2024SJ377);山西大同大学2024年度研究生实践创新项目(2024SJCX03);2024年大同市科技计划重点研发(高新技术领域)项目(2024008)

作者简介:张磊(1984—),男,山西大同人,博士,教授,研究方向为智能采矿。E-mail:dtblack84@163.com

通信作者:郑奥(2001—),男,河北雄县人,硕士研究生,研究方向为深度学习、地质灾害防治。E-mail:15830278866@163.com

prevention and control of slag-type debris flow.

Key words: Slag-type debris flow, Source identification, Target detection, Migration law, Numerical simulation

0 引言

矿渣型泥石流是与矿山开采活动密切相关的典型地质灾害。目前,随着开采强度持续加大,矿山地质环境呈现系统性恶化态势。数据统计显示,由于地面塌陷、地裂缝等地质灾害频发,导致耕地损毁面积年均增长 2.3%,水土流失面积已占矿区总面积的 18.6%,矿区周边居民生活环境质量显著下降。矿渣型泥石流的形成源于矿山开采产生的大量松散堆积物,在强降雨等外因触发下,极易造成毁灭性破坏。近十年间,此类灾害年均发生率上升 1.8%,直接威胁矿区周边居民的生命安全。针对矿山地质灾害的突发性、链式反应特征,构建科学防治体系已迫在眉捷。研究证实,矿渣型泥石流因物源集中、地形改变显著,其暴发能量可达自然泥石流的 3～5 倍。现有防治工程受限于气候变迁及地质活动加剧,设计标准与实际灾变参数存在偏差,因此,密切关注泥石流的动态变化是十分必要的。

相较于传统野外勘查方法,遥感技术在泥石流防治勘查工作中具有明显优势,由于矿渣型泥石流多发生于高山峡谷等复杂地形区域,给野外勘查工作者带来了诸多困难,而遥感技术则能完美克服这一难点[1-2]。无人机遥感技术目前向模块化、小型化、智能化发展,具有成本低、周期短、效率高等优点,在诸多领域得到了应用[3-7]。崔舒娅[8]提出了 RepCA-YOLOv5s 模型用于道路损伤检测,该模型引入了 CA 注意力机制,并借鉴了 RepVGG 思想,结合结构重参数化技术,在 RDD2020 数据集上测试显示,RepCA-YOLO 模型的精度达到了 70.1%。向昌成等[9]基于 YOLOv3 算法构建了地面车辆目标检测技术,在 GPU 服务器上对网络模型进行离线训练和优化,然后将其部署至嵌入式 GPU 平台,实现了无人机航拍图像的实时在线检测,试验结果表明,该系统在 NVIDIA TX2 平台上达到了 25 帧/s 的检测速率,满足地面车辆检测需求。

在矿山地质灾害探测领域,无人机配备多种有效载荷,如可见光、热红外、激光雷达、高光谱及多光谱设备,能够根据不同的精度需求进行数据采集和处理。相较于传统测量方法,无人机遥感技术具有快速采集数据并获取相关结果的优势,对推动资源开发与环境保护的协调发展具有重要作用。黄兰兰[10]针对地质灾害目标检测数据集 DED-1 的特性,优化了目标检测模型策略,包括数据增广、k-Means 聚类优化 Anchors、标签平滑及学习率更新,其试验结果优于默认策略。彭娟等[11]提出了基于 AlexNet 的泥石流孕灾区识别方法,利用区域生长算法对云南高原山区 DEM 数据进行识别与分割,并通过深度学习模型全局特征,实现泥石流发生次数分类,平均准确率达 94%。刘浩然[12]提出了一种融合 YOLO 与 Mask R-CNN 的改进模型,通过引入 CBAM 注意力机制并优化 IoU 损失函数,实现了滑坡体的目标检测与分割,相较于 Mask R-CNN,该模型在数据集上的检测精度提升了 3.5%以上。

尽管上述研究在目标检测精度方面取得了一定提升,但精度提升通常伴随着模型复杂度的增加,从而影响检测速度。为此,本文提出了一种改进的 YOLOv5s 模型,旨在提升检测精度的同时优化模型复杂度,提高检测速度。此外,利用 PFC3D 对识别出的矿渣型泥石流物源进行运移模拟,分析泥石流发生前后的运动轨迹,可为矿渣型泥石流的应急、灾害防治提供可靠的数据支持和决策依据[13]。

1 研究区概况

研究区位于山西省大同市新荣区花园屯镇道士窑村,紧邻采凉山,由于该区域泥石流威胁着道士窑村下游的乡村道路,村民均已搬迁,但仍有部分养殖户在此居住。

现场调查结果显示,该区域具备丰富的泥石流发育物源条件,该条件直接影响了泥石流成灾规模及破坏程度。研究区北部分布有花园屯镇道士窑花岗岩矿,矿区面积达 0.200 3 km^2,采用露天开采方式作业。坡面物源多来自矿区开采废渣,堆积有大量松散物质,为泥石流暴发提供了重要物源支撑。

2 泥石流物源目标识别

2.1 基于 YOLOv5s-GCE 泥石流物源检测

2.1.1 YOLOv5s-GCE 模型

本文在 YOLOv5s 模型的基础上提出了一种新型 YOLOv5s-GCE 模型,如图 1 所示。首先,在 Backbone(骨干网络)部分引入 CBAM 注意力机制,对输入特征图进行双通道处理,以提高网络对关键特征的聚焦能力。其次,在 Backbone 部分采用 4 个 Ghost

Conv 对原始特征图进行下采样,通过轻量化线性操作降低模型参数量和计算量,同时有效保留丰富的泥石流物源特征信息。最后,使用 EIOU 作为模型边界框损失函数,该损失函数可加速收敛过程,提高模型检测精度。在地质灾害防治中,该算法可高效实现泥石流物源目标检测并提升检测精度,轻量化模块符合目标检测的发展趋势,其高效的特征提取能力与关键信息聚焦能力,能够进一步提升检测精度和工作效率[14-17]。

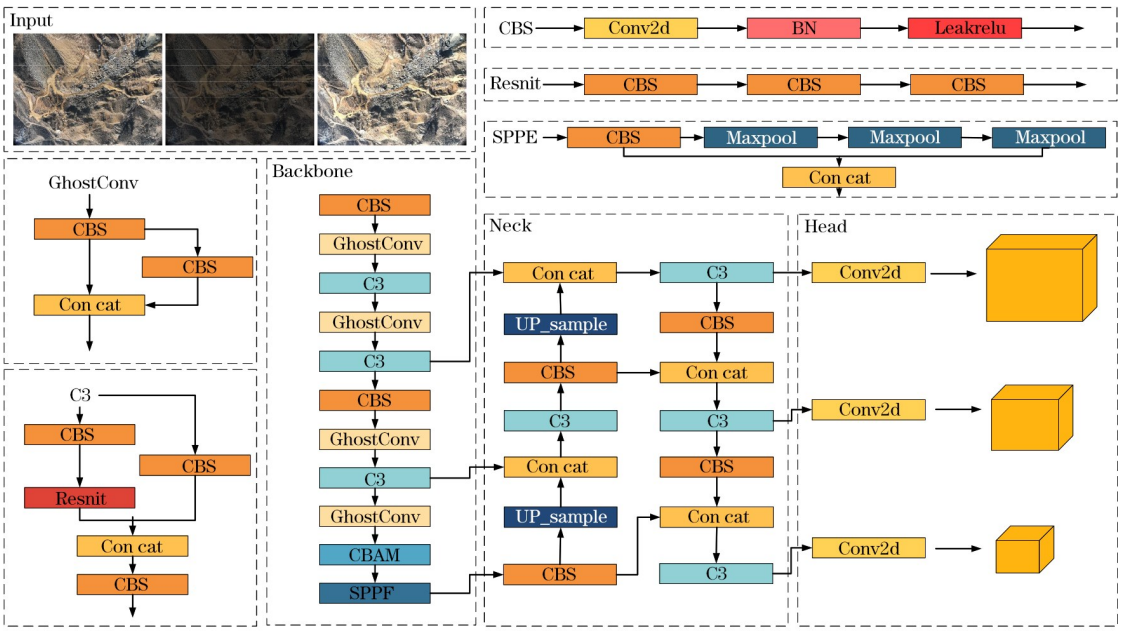


图 1　YOLOv5s-GCE 网络结构

Fig.1　Network structure of YOLOv5s-GCE

2.1.2　Ghost 卷积模块

Ghost 卷积模块的核心是使用一系列轻量化线性操作生成冗余特征图,进而实现模型参数量和计算量的有效降低,其结构如图 2 所示。

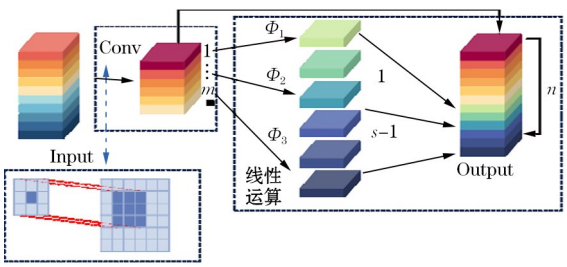


图 2　Ghost Net 结构

Fig.2　Ghost Net structure

Ghost 卷积模块通过一次传统卷积操作,从原始图像中生成基础特征图,该特征图经过一系列轻量化线性操作后得到冗余特征图,最后将这两部分特征图融合,输出最终特征图。相较于传统卷积,Ghost 卷积模块可显著减少冗余特征信息的生成,从而有效降低模型复杂度。

2.1.3　CBAM 注意力机制

CBAM 注意力机制主要包含通道注意力机制和空间注意力机制,如图 3 所示。首先,输入特征图会经过通道注意力模块,在平均池化和最大池化的作用下,将尺寸大小为 $W\times H\times C$ 的特征图转换成大小为 $1\times 1\times C$ 的特征图,对其进行全连接操作,通过 sigmoid 函数进行激活,丰富了提取到的特征信息;其次,经过通道注意力机制处理后的特征图会进入到空间注意力模块,与前者相似,经过池化操作和 sigmoid 函数激活后,得到空间维度不变的特征信息;最后,将两个模块的特征图拼接后输出。

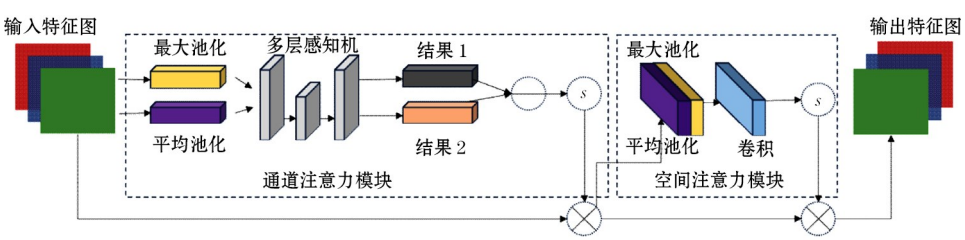


图 3　CBAM 注意力机制

Fig.3　CBAM attention mechanism

2.1.4 EIOU 边界框损失函数

边界框损失函数是通过矩形锚框来确定待检测目标在图像中的具体位置,其中 IOU 表示预测锚框和实际锚框的重叠程度,IOU 值越大,表示检测效果越强。在 YOLOv5s 模型中,CIOU 损失函数使用了预测框与目标框之间的重叠面积、两者中心点距离及长宽比 3 个参数指标,但因其使用了复杂的函数计算,导致模型训练时间较长。

为了实现对物源的高效精准预测,本文引入 EIOU 损失函数,将损失函数分成了 IOU 损失、距离损失和边长损失 3 个部分。该损失函数的特性在于,边长损失通过直接最小化实际框与预测框的宽高差实现快速收敛。EIOU 的惩罚项在 CIOU 的基础上进行改进,拆分了纵横比的影响因子,可直接对宽(w)、高(h)参数进行针对性惩罚,惩罚项的计算公式为:

$$L_{EIOU}=L_{IOU}+L_{dis}+L_{asp}=1-IOU+\frac{\rho^2(b,b_{gt})}{c_w^2+c_h^2}+\frac{\rho^2(w,w_{gt})}{c_w^2}+\frac{\rho^2(h,h_{gt})}{c_h^2} \tag{1}$$

式中:L_{EIOU} 为 EIOU 损失函数的总损失值,用于衡量预测框与真实框的匹配程度;L_{IOU} 为 IOU 损失项;L_{dis} 为中心距离损失项;L_{asp} 为边长(宽高)损失项;b、b_{gt} 分别表示预测框和真实框的中心点;$\rho^2(b,b_{gt})$ 为预测框与真实框中心点之间欧氏距离的平方;w、w_{gt} 分别为预测框和真实框的宽度;$\rho^2(w,w_{gt})$ 表示为预测框和真实框宽度差值的平方;h、h_{gt} 分别为预测框和真实框的高度;$\rho^2(h,h_{gt})$ 表示为预测框和真实框高度差值的平方;c_w 和 c_h 分别表示预测框和真实框最小外接框的宽度和高度。EIOU 在 CIOU 的基础上通过计算宽度和高度的差异值来替代长宽比的考量。

2.2 试验及结果分析

2.2.1 数据采集与处理

采用无人机倾斜摄影技术实地采集 183 张灾害区图像,通过对这些照片设置不同程度的光照条件和黑暗条件等操作,最终生成 500 张照片作为数据集,从中随机选取 380 张作为本次试验的训练样本,另外的 120 张则作为测试样本。

2.2.2 模型训练

试验使用的硬件配置及参数、软件平台及具体版本见表 1。

表 1 试验软硬件配置

Table 1 Test hardware and software configuration

试验软件/硬件配置	软件版本/硬件参数
操作系统	Windows 11
深度学习框架	PyTorch1.10.0
CPU	Intel(R)Core(TM) i5-11400H @ 2.50 GHz
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1060 5 GB

图像输入尺寸设定为 640 像素×640 像素,输入层的通道数为 3,批量处理的样本数为 4,动量因子设置为 0.93,进行 500 次迭代训练,权重衰减系数设为0.000 5。

2.2.3 评价指标

采用准确率 P、平均精度均值 mAP、参数量、计算量等指标对各个模型性能进行对比。准确率 P 和平均精度均值 mAP 的计算公式为:

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

$$mAP=\frac{\sum_{i=0}^{n}AP_i}{n} \tag{3}$$

式中:TP 表示真实检测目标准确预测的样本个数;FP 表示真实非检测目标被预测为目标的样本个数;AP_i 表示第 i 个类别的平均精度;n 表示类别的总数。

2.2.4 训练与检测过程

泥石流物源目标识别的训练和检测模型如图 4 所示。

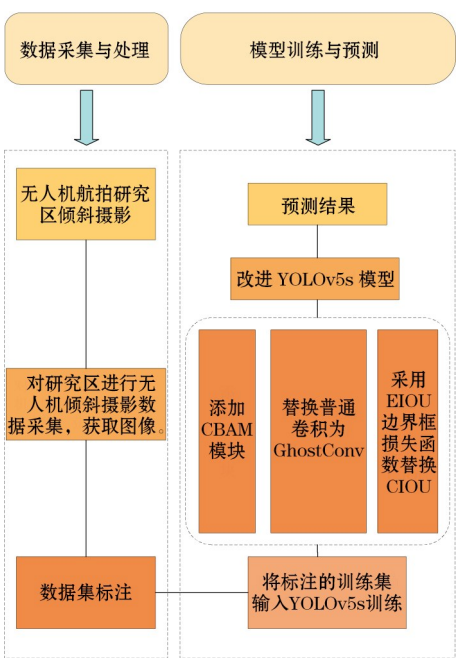


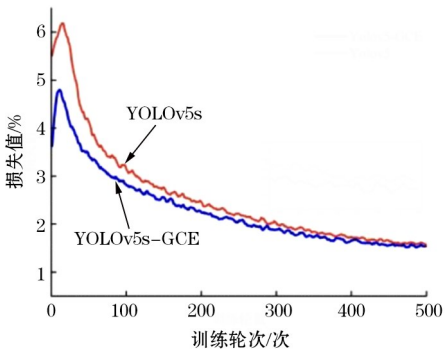
图 4 训练和检测过程

Fig.4 Training and testing process

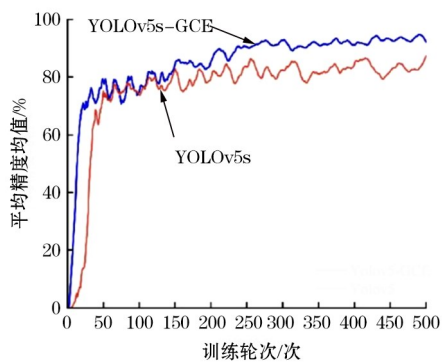
首先,通过特征提取处理标注后的训练集,计算损失值,随后返回模型优化权重参数,经多次迭代后,得到最终模型,并在验证集上进行验证。

2.2.5 训练结果

为验证 YOLOv5s-GCE 算法的优越性,分别在原 YOLOv5s 模型和 YOLOv5s-GCE 模型上训练泥石流物源数据集,经过 500 次迭代训练后,对比分析两种模型的训练损失函数变化曲线及平均精度均值变化曲线,结果如图 5 所示。



(a) 损失函数



(b) 平均精度均值

图 5 目标检测模型训练结果

Fig.5 Training results of target detection model

由图 5(a)可知,YOLOv5s 模型的损失值迭代至 350 次左右时降至 2%左右,而 YOLOv5s-GCE 模型在迭代 250 次左右时,损失值已稳定降至 2%以下,由此可知,YOLOv5s-GCE 模型收敛速度更快。由图 5(b)可知,在 150 次迭代后,YOLOv5s-GCE 模型的 *mAP* 已明显高于 YOLOv5s 模型,迭代至 200 次左右时,YOLOv5s-GCE 的 *mAP* 均达到 90%以上,而 YOLOv5s 模型的 *mAP* 均处于 80%左右。

2.3 对比试验结果分析

为验证 YOLOv5s-GCE 模型的检测效果,将该模型与 YOLOv4、YOLOv5s 模型进行对比,结果见表 2。

表 2 不同模型对比试验

Table 2 Comparative tests of different models

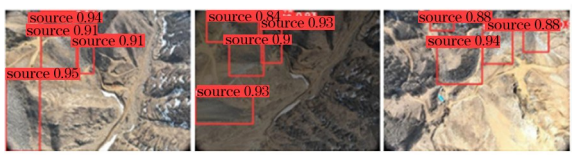
模型	平均精度均值/%	参数量/($\times10^5$)	计算量/(Flops)	模型大小/MB
YOLOv4	92.9	614.9	15.8	123.5
YOLOv5s	86.8	70.1	15.8	14.1
YOLOv5s-GCE	95.4	62.7	14.1	12.9

由表 2 可知,YOLOv4 模型的 *mAP* 为 92.9%,但参数量约为 YOLOv5s-GCE 模型的 10 倍,且其 *mAP* 较本文模型低 2.5 个百分点。与 YOLOv5s 模型相比,YOLOv5s-GCE 模型的 *mAP* 达到 95.4%,检测精度得到显著优化。因此,选取 YOLOv5s-GCE 模型作为最终检测模型。

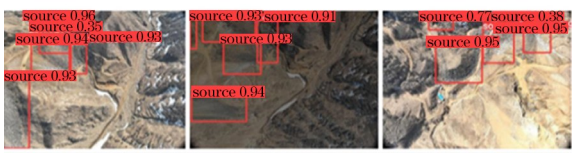
随机选取 3 张泥石流物源图像来验证 YOLOv5s-GCE 模型对泥石流物源的检测效果,同时与 YOLOv4、YOLOv5s 模型进行检测对比,不同模型检测效果如图 6 所示。



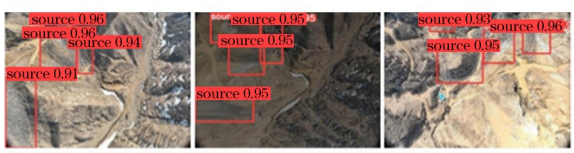
(a) 原图



(b) YOLOv4



(c) YOLOv5s



(d) YOLOv5s-GCE

图 6 不同模型的检测效果对比

Fig.6 Comparison of detection effects of different models

由图 6 可知,YOLOv4 模型的检测精度明显偏低,YOLOv5s-GCE 模型对泥石流物源的检测准确

率最高达 96%,高于其他模型,且 YOLOv5s-GCE 模型的检测准确率均稳定在 93%以上,检测效果更优。对研究区正射影像进行整体泥石流物源检测的效果如图 7 所示,结合实地考察验证可知,本文所采用的 YOLOv5s-GCE 模型对泥石流物源识别较为准确。



图 7 无人机倾斜摄影正射影像物源区识别效果

Fig.7 Recognition effect of UAV oblique photographic orthophoto source area

3 泥石流运移规律研究

3.1 模型选取

本次模拟选择从雨水开始入渗的阶段之后,并在建模过程中重点分析了原始地形中物源土体级配、土壤中水分含量及其分布变化对泥石流颗粒运移过程的影响,从细观角度对泥石流运移规律进行进一步分析。选取新荣区里道士窑泥石流形成区内沟谷物源体作为研究对象,该段物源体长 209 m,表面铺设堆积物,主要由土、砂、石混杂组成,主要成分为基岩山区片麻岩风化砂、碎石及矿山废弃渣堆,泥石流的水源主要来源于大气降水,均发生于雨季,暴雨导致地表径流流量突发性增强是引发泥石流的主要原因。依据里道士窑泥石流形成区沟谷三维模型,分析水、土颗粒在不同条件下的运动特性、速度变化和接触力等微观特征的差异[18-19]。

3.2 模型建立

通过直剪试验,获取本次泥石流物源运移的细观参数,见表 3。

表 3 模拟试验细观参数

Table 3 Mesoscopic parameters of simulation test

孔隙率 n	颗粒密度 ρ/(kg/m^3)	颗粒间法向刚度 k_n/(N/m)	颗粒间切向刚度 k_s/(N/m)	颗粒间平行黏结法向刚度 k_n^b/(MPa/m)	颗粒间平行黏结切向刚度 k_s^b/(MPa/m)	摩擦因数 μ
0.42	2850	1.0×10^8	1.0×10^8	1.0×10^6	1.0×10^6	0.7

通过物源体的真实密度和强度,使模拟生成的物源体在重力作用下自由下落,经过多次循环运行后,在坡面上达到平衡状态。采用颗粒放大法,当模型尺寸与颗粒平均粒径之比≥30 时,认为模型中颗粒粒径的尺寸效应可以忽略不计,表明在该比例下,颗粒尺寸对模型的影响不大,从而简化了模拟过程,同时保障了模拟的有效性和准确性。其中,土颗粒粒径为 1～2 m,水颗粒粒径为 0.1～0.2 m。水颗粒及土颗粒的细观参数见表 4。

表 4 水土颗粒细观参数

Table 4 Mesoscopic parameters of soil and water particles

物源颗粒	ρ/(kg/m^3)	k_n/(N/m)	k_s/(N/m)	k_n^b/(MPa/m)	k_s^b/(MPa/m)
拟土颗粒	2 850	1.0×10^8	1.0×10^8	1.0×10^6	1.0×10^6
拟水颗粒	1 000	1.0×10^8	1.0×10^8	—	—

3.3 模拟结果

初始模型如图 8 所示。红框中土颗粒用深蓝色表示,水颗粒用绿色表示;绿框中的黑色标记为房屋(颜色标识见电子版)。

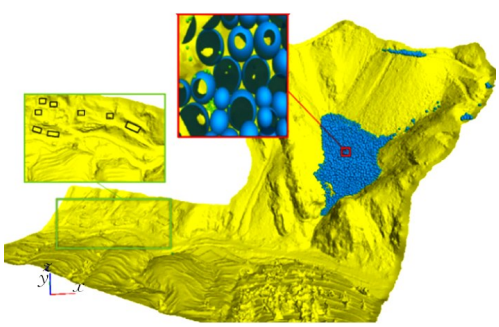
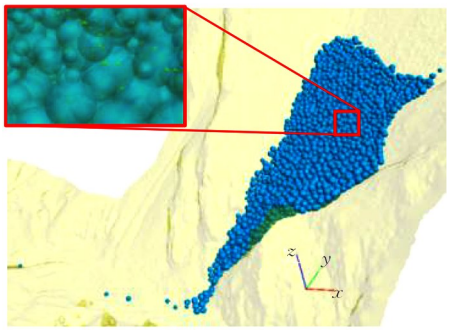


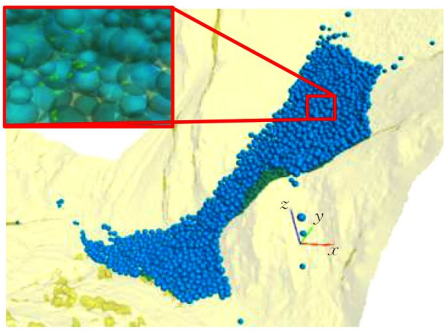
图 8 模拟初始模型

Fig.8 Simulated initial model

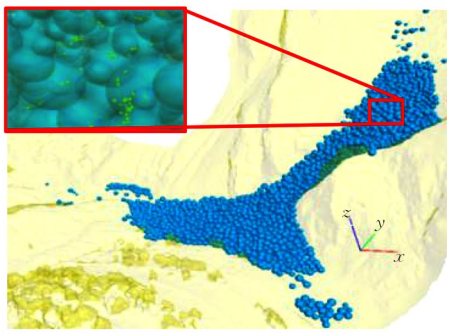
通过执行 wall delete 命令,完成物源区的墙体移除操作,随后物源区的颗粒在重力的作用下自由落下,在这一过程中,详细记录模拟过程中泥石流运移阶段的颗粒分布和形态特征,如图 9 所示。



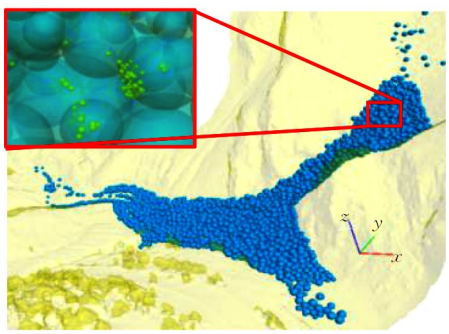
(a) 静止状态



(b) 运移前期



(c) 运移中期



(d) 运移后期

图 9 泥石流运移阶段颗粒分布及形态特征

Fig.9 Particle distribution and morphological characteristics of debris flow migration stage

通过对物源体颗粒的监测显示,在模拟的初始阶段,物源区前端首先发生破坏,进而引发颗粒整体运移。随着前端持续遭受破坏,物源区后端也开始明显受损。经过一段时间后,物源区前沿坡脚处的土体颗粒开始与主体分离,物源区后端的颗粒间接触破坏加剧,导致破坏区域进一步向后拓展。随着这一过程的发展,后端土体颗粒开始下沉并向沟口方向运移,促使整个物源区土体持续向下运移,最终大量物源体堆积在沟口处,并向沟道下游建筑物方向移动。

4 结论

(1) 在 YOLOv5s 的基础上提出了一种改进的 YOLOv5s-GCE 模型,该模型引入了 CBAM 注意力机制、Ghost 卷积和 EIOU 边界框损失函数,可提高对泥石流物源体识别的精度和效率。将 YOLOv5s-GCE 模型与 YOLOv4、YOLOv5s 模型进行对比分析,结果表明,YOLOv5s-GCE 模型的平均精度均值为 95.4%,与 YOLOv4、YOLOv5s 模型相比,分别提升了 2.5 和 8.6 个百分点,且参数量相比 YOLOv4 模型减少了将近 10 倍。进一步对 YOLOv5s-GCE 模型进行验证,该模型对泥石流物源的检测准确率高达 96%,检测效果更优。

(2) 采用颗粒流数值模拟方法对泥石流的运移规律进行研究。结果表明,在泥石流运移过程中,初始阶段物源体前端先发生破坏并向沟口方向运移,前端区域水颗粒向土体内部渗透,前端运移导致物源体整体孔隙率增大、结构稳定性降低,后端水颗粒随之向沟口方向迁移;物源体中端受到后端挤压与前端约束,孔隙率显著降低、结构致密化且局部出现隆起现象;运移后期,大量物源堆积在沟口。泥石流运移过程对下游建筑设施存在显著威胁,极端天气工况下,物源区中端左侧区域的土体对下游建筑及财产安全的威胁程度最高。

(3) 后续将进一步研究多灾种协同作用对泥石流的影响,通过构建集成化识别系统,实现滑坡位移监测、崩塌预警与地面形变追踪等多元数据融合,实现灾害风险的全要素评估,为区域泥石流灾害综合防治与应急管理决策提供科学支撑。

参考文献(References):

[1] 许强,董秀军,李为乐.基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(7):957-966.
XU Qiang, DONG Xiujun, LI Weile. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 957-966.

[2] 秦晓辉,黄启东,常灯祥,等.基于改进 YOLOv5 的露天矿山目标检测方法[J].湖南大学学报(自然科学版),2023,50(2):23-30.

QIN Xiaohui, HUANG Qidong, CHANG Dengxiang, et al. Object detection method in open-pit mine based on improved YOLOv5[J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition),2023,50(2):23-30.

[3] 刘煜祖,马连成,段金刚,等.露天矿卡车司机驾驶行为 Yolo-V5 检测模型轻量级优化研究[J].矿业研究与开发,2022,42(11):171-178.
LIU Yuzu, MA Liancheng, DUAN Jin'gang, et al. Research on lightweight optimization of Yolo-V5 detection model for driving behavior of truck driver in Open-pit mine[J]. Mining Research and Development,2022,42(11):171-178.

[4] 郝尚凯.泥石流物源识别与土体运移规律研究[D].大同:山西大同大学,2024.
HAO Shangkai. Research on source identification and soil migration of debris flow [D]. Datong: Shanxi Datong University, 2024.

[5] 燕倩如,张磊,叶军建,等.无人机航拍影像的矿区泥石流物源目标检测:以大同市里道寺窑沟为例[J].山西大同大学学报(自然科学版),2024,40(3):101-107.
YAN Qianru, ZHANG Lei, YE Junjian, et al. Target detection of debris flow source in mining area using UAV aerial images: a case study of Lidao Siyaogou, Datong[J]. Journal of Shanxi Datong University (Natural Science Edition),2024,40(3):101-107.

[6] 吴明杰,云利军,陈载清, 等.改进 YOLOv5s 的无人机视角下小目标检测算法[J].计算机工程与应用,2024,60(2):191-199.
WU Mingjie, YUN Lijun, CHEN Zaiqing, et al. Improved YOLOv5s small object detection algorithm in UAV view[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(2): 191-199.

[7] 谢椿辉,吴金明,徐怀宇.改进 YOLOv5 的无人机影像小目标检测算法[J].计算机工程与应用,2023,59(9):198-206.
XIE Chunhui, WU Jinming, XU Huaiyu. Small object detection algorithm based on improved YOLOv5 in UAV image[J]. Computer Engineering and Applications,2023,59(9):198-206.

[8] 崔舒娅.基于卷积神经网络的道路损伤检测算法研究与应用[D].徐州:中国矿业大学,2024.
CUI Shuya. Research and application of road damage detection algorithm based on convolutional neural network [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2024.

[9] 向昌成,黄成兵,罗平,等.基于 YOLO 算法的无人机航拍图像车辆目标检测系统研究[J].计算机与数字工程,2021,49(8):1566-1570.
XIANG Changcheng, HUANG Chengbing, LUO Ping, et al. Research on UAV aerial image vehicle target detection system based on YOLO algorithm [J]. Computers and Digital Engineering,2021,49(8):1566-1570.

[10] 黄兰兰.基于卷积神经网络的典型地质灾害目标检测[D].武汉:武汉大学,2023.
HUANG Lanlan. Target detection of typical geological hazards based on convolutional neural network[D]. Wuhan: Wuhan University,2023.

[11] 彭娟,王保云,杨丽彬,等.基于深度学习的泥石流孕灾区域识别[J].电脑知识与技术,2022,18(4):90-91.
PENG Juan, WANG Baoyun, YANG Libin, et al. Identification of debris flow pregnant area based on deep learning[J]. Computer Knowledge and Technology,2022,18(4):90-91.

[12] 刘浩然.耦合 YOLO 和 Mask R-CNN 算法的区域滑坡灾害识别研究[D].廊坊:防灾科技学院,2024.
LIU Haoran. Research on landslide hazard identification by merging YOLO and Mask R-CNN[D]. Langfang: Institute of Disaster Prevention,2024.

[13] 张磊,李熙尉,燕倩如,等.基于改进 YOLOv5s 的综采工作面人员检测算法[J].中国安全科学学报,2023,33(7):82-89.
ZHANG Lei, LI Xiwei, YAN Qianru, et al. Personnel detection algorithm in fully mechanized coal face based on improved YOLOv5s[J]. China Safety Science Journal,2023,33(7):82-89.

[14] 陈卫彪,贾小军,朱响斌,等.基于 DSM-YOLOv5 的无人机航拍图像目标检测[J].计算机工程与应用,2023,59(18):226-233.
CHEN Weibiao, JIA Xiaojun, ZHU Xiangbin, et al. Target detection for UAV image based on DSM-YOLOv5 [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(18): 226-233.

[15] 熊丰.基于注意力机制与 YOLOv5 网络的无人机小目标检测算法[D].南昌:南昌大学,2023.
XIONG Feng. Small object detection algorithm from the UAV based on attention mechanism and YOLOv5 network [D]. Nanchang: Nanchang University,2023.

[16] 常晓艳.无人机倾斜摄影测量技术在地灾监测中的应用[D].秦皇岛:燕山大学,2021.
CHANG Xiaoyan. Application of UAV tilt photogrammetry technology in geological hazard monitoring [D]. Qinhuangdao: Yanshan University,2021.

[17] 曹潇雷.无人机倾斜摄影测量在高山地区的三维建模研究[D].昆明:昆明理工大学,2020.
CAO Xiaolei. Research on three-dimensional modeling of UAV oblique photogrammetry in alpine areas[D].Kunming: Kunming University of Science and Technology,2020.

[18] 巴明坤.小型无人机在生产建设项目水土保持监测中的应用[D].咸阳:西北农林科技大学,2019.
BA Mingkun. Application of small UAV in soil and water conservation monitoring of production and construction projects[D]. Xianyang:Northwest A&F University,2019.

[19] 马宇.基于无人机遥感三维建模的银杏林林分因子调查研究[D].咸阳:西北农林科技大学,2020.
MA Yu. Investigation and study of ginkgo forest stand factors based on 3D UAV remote sensing modeling[D]. Xianyang: Northwest A & F University,2020.