

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412406

小天体表面着陆区岩石目标检测算法*

冯哲^{1,2}, 王彬^{1,2,3}, 黄鹏程^{1,2}, 熊新^{1,2,3}, 金怀平^{1,2,3}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 昆明理工大学人工智能产业学院 昆明 650500;
3. 昆明理工大学云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

摘要:针对暗弱环境下小天体表面岩石轮廓特征不明显及岩石尺寸小造成的难检测问题,提出了一种小天体表面着陆区岩石目标检测方法及模型。将多头自注意力机制融入YOLOv8x框架,用于提高模型获取图片全局视野的能力,增强模型对深空环境中不同光照条件下岩石特征的自适应性;在此基础上增加小目标检测层,用于提升模型对小尺寸岩石的关注度,增强模型对不同尺寸岩石的自适应性。对比实验结果表明,方法相较于改进前算法,岩石检测准确率、召回率和平均检测精度分别提升了6.4%、3%、5%,与其他主流目标检测算法相比,指标也得到明显提升。该方法为暗弱环境下小天体表面着陆区岩石的自主识别提供了理论和技术基础。

关键词:小天体表面岩石检测;深度学习;多头自注意力机制;小目标检测;多尺度特征融合

中图分类号: TP751 TH752 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Algorithm of detection rock object in landing zone of small celestial body surface

Feng Zhe^{1,2}, Wang Bin^{1,2,3}, Huang Pengcheng^{1,2}, Xiong Xin^{1,2,3}, Jin Huaiping^{1,2,3}

(1. Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Faculty of Artificial Intelligence Industry, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
3. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science & Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In response to the challenging issue of indistinct surface rock contours and difficulties in detecting small-sized rocks in dim environments on small celestial bodies, a method and model for rock target detection in landing areas on small celestial body surfaces is proposed. This approach integrates a multi-head self-attention mechanism into the YOLOv8x framework to enhance the model's capability to capture the global view of images, thereby improving its adaptability to different lighting conditions in deep space environments. Additionally, a small object detection layer is added to the model to increase its focus on small-sized rocks, enhancing its adaptability to rocks of varying sizes. Comparative experimental results demonstrate that compared to the original algorithm, the proposed method achieves improvements of 6.4% in rock detection precision, 3% in recall rate, and 5% in mean average precision. Furthermore, compared with other mainstream object detection algorithms, the proposed method shows significant improvements in performance metrics. This method provides a theoretical and technical foundation for the autonomous identification of rocks in landing areas on small celestial body surfaces in dim environments.

Keywords: rocks detection on small body surface; deep learning; multi-head self-attention; small object detection; multi-scale feature fusion

0 引言

行星地质学研究对于揭示太阳系及其天体诞生和演

化之谜有着不可或缺的作用^[1],对太阳系周围小天体的探测是人类研究宇宙起源、地球的形成过程和揭示地球生命起源及演化的重要技术途径^[2]。小天体表面地貌较为复杂,陨石坑、岩石与陡坡分布较多,岩石是天体

表面最为常见的地貌特征之一,小天体表面分布的岩石主要包括小天体受陨石撞击所产生的碎石和小天体的母星受到灾难性破坏所产生的碎石。小天体表面的岩石为研究小天体的物理性质、地质演化和碰撞历史提供了机会^[3]。为了确保深空探测器在对小天体表面执行科学探测、安全着陆或者岩石采样等任务的安全性和成功率,可基于机器视觉技术对探测器绕飞巡视和下降过程所采集的光学图片,对小天体表面的岩石进行识别和研究。利用遥感图片来检测小天体上的岩石也为后续的岩性分类任务提供了科学参考^[4-6]。

近年来,很多国内外研究学者对天体表面的岩石检测开展了研究,传统的岩石检测算法一般采用基于边缘信息的方法和基于区域信息的方法,美国喷气推进实验室(Jet Propulsion Laboratory, JPL)提出了两种基于提取边缘信息的岩石检测算法 Rockfinder^[7]和 Rockster^[8]; Bajrachary^[9]给出了一种只利用单幅图像进行着陆区岩石检测的新技术,采用基于局部强度聚类的分割算法,根据阴影大小和太阳角度来生成岩石大小和丰度图;张泽旭等^[10]提出了一种基于 CCD 着陆相机的行星软着陆岩石检测算法,利用多阈值分割进行岩石检测结合 C-均值聚类法进行岩石目标识别;丁萌等^[11]提出了一种基于阴影和轮廓线的岩石区域范围检测技术;崔激等^[12]提出了一种基于航空影像的高陡边坡突岩快速识别方法,利用核密度估计方法分割点云数据之后再用空间聚类算法聚类非平滑区域以识别高陡边坡上的突出岩石;Xiao 等^[13]提出了一个基于区域的岩石检测框架,包含基于核主成分分析的岩石检测方法和基于核低秩表示的岩石检测方法,能够检测出复杂场景中包含的多种不同种类和形态大小的岩石。随着机器学习的发展,很多研究者使用深度学习来进行岩石检测,Furlán 等^[14-15]提出了用改进 U-net 结构来检测类火星表面地形上的岩石,之后还给出了一种基于改进 SSD 模型的岩石检测算法来检测小行星上的岩石;Li 等^[16]针对小行星上光照变化大和经常发生沙尘暴等会影响拍摄到的图片中岩石的边缘的现象,提出了一种用空洞卷积改进 U-net 的结构;Xiao 等^[17-18]提出了一种基于区域对比的岩石检测方法,大大降低了计算量,之后还提出了一种基于稀疏背景建模的行星漫游车自动岩石检测方案,检测精度超过了现有的基于边缘的算法;Jiang 等^[19]开发出了一种基于 SSD 算法的轻量级深度学习框架来检测火星上多种不同类型的地貌;Liu 等^[20]提出了一种用于火星岩石分割的 U 形 Transformer 框架 RockFormer,添加特征细化模块用于捕获多尺度特征之间的全局依赖关系,达到了较好的检测性能;Lv 等^[21]提出了一个 Transformer 和卷积神经网络(CNN)相结合的岩石检测框架 MarsNet,提升了对大岩石的检测能力;Xiong 等^[22]提出了一种基于 Transformer 的具有特征

增强功能的改进 U 形岩石分割框架 MarsFormer,增强模型全局上下文建模能力的同时保留了岩石的低级特征;Fan 等^[23]提出了一种包括多尺度低层次特征融合模块和高效骨干网络的基于 CNN 和 Transformer 的混合框架的深空岩石图像语义分割网络,具有较高的准确率、较小的计算量和较高的推理速度;Liu 等^[24]提出第一个基于 Transformer 的无监督域自适应框架 UDAFormer,用于火星上的跨域地形分割,利用教师-学生模型和输出导向偏差采样模块提高火星地形分割的总体准确性。

上述研究工作提高了对小天体表面岩石目标检测的准确度。但是由于小天体存在自旋,以及观测环境暗弱等特性^[25],在使用机器视觉及深度学习算法对小天体图像进行岩石检测的过程中,岩石的轮廓特征容易丢失,导致漏检率较高;此外小尺寸岩石因其在图像中的覆盖面积小而不易被识别到,针对上述问题,本文提出了一种基于多头自注意力(multi-head self-attention, MHSA)机制的小尺寸岩石检测方法,通过在 YOLOv8x 中引入 MHSA 模块能够提高模型获取全局视野的能力,增加模型对全局岩石的关注度,改善对暗弱环境下岩石检测的准确率不高的问题;设计了一个小目标检测层,提高模型对小尺寸岩石的召回率,在此基础上,给出了一个暗弱环境下小尺寸岩石检测框架,仿真实验验证,与其他岩石目标检测方法相比较,本文方法可以有效提高对深空环境中不同光照条件下岩石特征的自适应性,提升小天体表面岩石检测的准确性,为展开地外天体的地质研究提供了理论和技术基础。

1 基于机器视觉的小天体表面岩石目标检测算法 YOLOv8-MHSA

在深空环境中,使用图像目标检测方法对小天体表面上分布岩石进行识别过程中主要存在以下两个问题:因小天体观测环境暗弱及拍摄角度变化而造成漏检率较高;小尺寸岩石因其在图像中的覆盖面积小而造成识别率较低。针对上述问题,本文提出了一种基于多头自注意力机制的小天体表面小尺寸岩石识别方法,该方法通过加入多头自注意力模块能够提高模型获取全局视野的能力,增加检测模型对岩石特征的关注度,改善暗弱环境下岩石检测的准确率不高的问题;并在此基础上设计了一个小目标检测层,提高模型对小尺寸岩石的检测能力。

1.1 算法原理及框架设计

本文方法的整体框架如图 1 所示,以 YOLOv8x 目标检测网络模型为基模型,首先将探测器采集到的小天体表面遥感图片输入到模型中,骨干(backbone)网络的作用是提取图片中的信息,经过多层卷积运算后提取不同尺度的特征图(P1~P5),特征图在骨干网络中传播时越

靠近输入层的特征图所包含的岩石位置和简单纹理信息越丰富,在向网络深层传播时,特征图中会逐渐出现越来越多的岩石块语义信息,这些高层语义信息对岩石块的识别至关重要。深层网络提取特征的过程中因传播路径较长会丢失一部分有用特征,因此本文在骨干网络的末端融合了一个增强暗弱环境岩石特征的多头自注意力模块 MHSA,用于增强模型获取暗弱小天体表面图像全局视野的能力,提升模型对岩石目标的关注度。之后包含岩石块的特征图进入快速空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling-fast, SPPF) 模块,利用空间金字塔池化将任意大小的特征图转化为固定大小的图像表面特征向量。然后进入颈部 (neck) 网络,为了弥补原来目标检测框架对小目标岩石敏感度较低的弱点,本文加入了小目标检测层 Detect1,将高层的岩石语义信息传播到低层,提升小尺寸岩石检出能力,将低层的岩石位置信息和细粒度的特征传播到高层,提高对中大岩石的检测框定位精度。该小目标检测层与原有的 Detect2、Detect3 和 Detect4 共同输出 4 组分别针对不同大小岩石的不同尺度特征图,最后将它们送入检测头 (head) 中进行岩石目标检测以及岩石边界的框定。

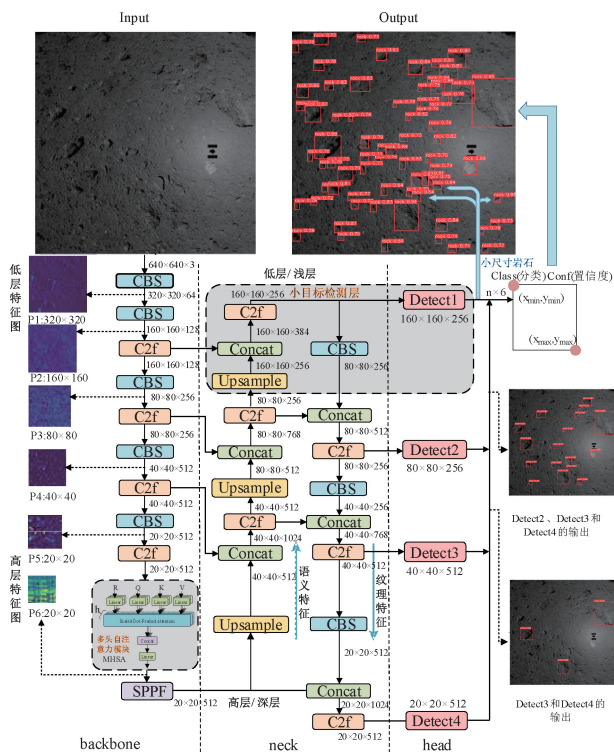


图1 小天体表面岩石目标检测原理

Fig. 1 Schematic diagram of rock target detection on the surface of small celestial bodies

1.2 融合多头自注意力模块的岩石目标检测

MHSA 模块根据小行星表面遥感图片不同位置的特

征的关联程度来为这些特征分配不同的权重。由于小天体上的岩石形状多样,大多为非结构化目标,而且小天体距光源 (例如太阳) 可能比较远,风沙较大,反照率较低及环境暗弱等原因^[26],导致本文获取到的光学照片上岩石的轮廓对比度较弱,在用深层网络提取特征的过程中可能由于传播路径较长而丢失一部分轮廓特征,因而导致岩石误检率和漏检率较高,使用 MHSA 模块可以使网络在训练过程中增加对岩石特征的关注,减少对平坦地面特征的关注,从而提高网络对岩石特征的提取能力,解决了小天体表面图像中的无效和干扰信息造成的检测效果较差的问题。

因为卷积神经网络中卷积核的感受野有限,很难获取特征图上的全局信息,限制了模型获取全局上下文信息的能力,而对于岩石密集分布的小天体表面图像,加入多头自注意力机制可以增强模型对输入之间关系的建模能力,有助于识别岩石在图像上的位置以及各个岩石之间的位置关系。

本文将多头自注意力机制模块用在主干网络中,因为自注意力机制不擅长提取局部信息,所以如果 MHSA 模块被放在骨干网络比较靠前的位置上,可能会导致局部的一些岩石细节纹理信息的丢失,所以本文将 MHSA 模块用在主干网络的末端来抽取岩石相较于背景地面的差异化特征。

多头自注意力模块结构如图 2 所示,首先把输入的暗弱小天体特征图切分成包含不同位置岩石块的若干 patch,并分别提取不同岩石块 patch 的特征向量,每个 patch 提取查询 (Q)、键 (K)、值 (V) 3 个特征向量, Q 表示当前 patch 的地形 (岩石块或者平地) 对其他 patch 地形的关注程度, K 表示其他位置 patch 的地形对当前位置 patch 的重要程度, Q 和 K 用来计算不同 patch 的岩石块的相似度, V 是对每个 patch 中的地形进行编码后的特征表达,每个 patch 在 MHSA 中综合了全局地形特征之后输出的地形特征向量与其它每个 patch 的 V 都相关。MHSA 模块通过计算不同岩石块 patch 的特征向量之间的相似度,得出当前岩石块 patch 对其他 patch 的注意力分数。而且它不仅考虑了不同岩石块 patch 内容之间的相似度,也赋予每个 patch 相对位置编码 R_w 和 R_b 来表示不同岩石块 patch 的相对位置关系,通过在注意力分数中融合各个岩石块的位置信息来区分它们。由图 2 经过与输入 MHSA 的原始图片及亮度调整后的增强图片可以发现,输入 MHSA 模块的特征图中只有少部分岩石关注度较高,在经过 MHSA 融合全局岩石特征信息之后加强了对图中暗弱岩石信息的关注,多头自注意力计算公式如下。

$$Q = X \times W^Q \quad (1)$$

$$K = X \times W^K \quad (2)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{X} \times \mathbf{W}^V \quad (3)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_w + \mathbf{R}_h \quad (4)$$

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}, \mathbf{R}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q} \times \mathbf{K}^T + \mathbf{Q} \times \mathbf{R}^T}{\sqrt{d_k}}\right)^T \times \mathbf{V} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{X}$ 是输入特征图; $\mathbf{W}^Q$ 、 $\mathbf{W}^K$ 、 $\mathbf{W}^V$ 分别是计算 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$ 这3个特征矩阵所用到的权重矩阵; $\mathbf{R}_w$ 和 $\mathbf{R}_h$ 分别是 $\mathbf{X}$ 宽高方向的相对位置编码矩阵; $\mathbf{R}$ 是联合相对位置矩阵; d_k 是缩放因子。

图2中的 $\otimes$ 代表矩阵乘法, $\oplus$ 代表矩阵加法, $\times$ 用来连接特征图的各个维度, h 是多头注意力模块中头的数量, h_{dim} 是每个头分到的特征维度, pw 是相对位置编码中矩阵的宽度, ph 是相对位置编码矩阵中的高度。

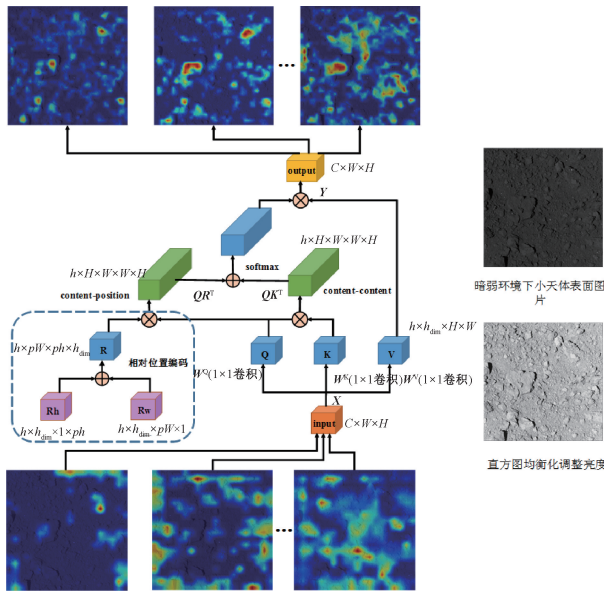


图2 MHSA 模块结构

Fig. 2 MHSA module structure diagram

通过构造多个注意力头,来构建多个特征空间,来提供更丰富、更多样化的特征表示,有利于模型适应不同尺度和复杂度的输入数据。因此利用 MHSA 模块来提取特征时考虑到了一张图片中全局的上下文信息,能够捕捉特征图中岩石块的长距离依赖关系,获得全局视野,改善了卷积神经网络提取特征时的感受野会受到卷积核大小的限制的问题。

1.3 多尺度特征融合的小目标岩石检测

小目标岩石由于在图像中覆盖面积小,因此其边界框的定位相对于大/中尺度尺寸目标具有更大的挑战性。小目标与常规目标相比可利用的像素较少,难以提取到较好的特征,而且随着网络层数的增加,小目标的特征信息与位置信息也逐渐丢失,难以被网络检测。这些特性导致小目标同时需要深层语义信息与浅层表征信息,而

多尺度学习将这两种相结合,是一种提升小目标检测性能的有效策略。但是通常在对小天体进行伴飞或者绕飞的过程中,探测器离小天体表面的距离从几百米到几公里不等。在使用较远距离所拍摄的小天体图像样本时,上述模型对较小尺寸岩石的识别效果不佳。针对这种情况,本文利用低层特征图构建了小目标检测层,以提升对小天体表面小尺寸岩石的检测能力。

当采用基于机器视觉的目标检测方法对小天体表面岩石进行目标检测时,图像的分辨率越高识别的准确性约高,但受限于星上算力资源和科学探测任务执行要求,输入网络的图片尺寸一般缩放到 640×640 pixels。在 YOLOv8x 基线网络中,输入检测头的特征图大小有 20×20 、 40×40 、 80×80 这3种尺度,分别用于对大中小3种尺度的岩石进行检测,这就导致网络对原始图片上长宽小于 13 pixels 数量的岩石的检测能力比较有限。考虑到星上算力和任务时间的限制,为了确保检测模型的实时性,本文在 YOLOv8x 基线模型的基础上仅增加了一层输入特征图尺寸为 160×160 的小目标检测层,能够检测到长宽为 6 pixels 数量的岩石。在路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 结构的上采样部分增加一个上采样层,之后与骨干网络的蕴含丰富定位和纹理信息的 P1 级特征图融合,输出特征图尺度为专门针对小目标岩石的 160×160 。在 PAN 结构的下采样部分同样也增加了一个下采样层,将 160×160 的特征图下采样到 80×80 ,将低层的岩石定位信息和细粒度的特征传播到高层 (中大岩石块检测层)。增加一个上采样过程和一个下采样过程,使输出到检测头的特征图多了一个专门针对小目标的尺度,并且通过将低层的细粒度的特征与高层的语义特征相结合,进行多尺度融合,提升对大尺度岩石的位置预测精度,降低对小尺度岩石的漏检率。从而有效提升模型的检测精度,提高对小天体表面岩石检测的鲁棒性。

2 实验与评估

2.1 实验设置

1) 数据集介绍

龙宫 (Ryugu) (编号为 1999JU3) 是一颗 C 基碎石堆小行星,其表面岩石主要是该小天体的母星受到灾难性破坏所产生的碎石^[27]。本文以龙宫小行星为研究对象,使用日本宇宙航空研究开发机构 (Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA) 隼鸟二号 (Hayabusa 2) 探测器的光学导航相机 (optical navigation camera, ONC) 拍摄的遥感照片自建数据集。本文研究选择的图片均拍摄于 2018 年 7 月 20 日~2019 年 4 月 24 日。这段时间探测器相对龙宫距离较近,所拍摄图像更有利于观测其表面岩石。本文共选取 280 张图片,通过旋转、平移、加高斯噪

声、随机裁剪、随机改变亮度等数据增强方法将图片扩充了 10 倍,因此数据集共包含 3 080 张样本,分辨率均为 1 024×1 024。

由于存在观测环境暗弱、小天体表面小目标岩石数量多、岩石形状不规则等特性,岩石个体差异化较大,人工标注的方法具有更好的可靠性。为了减少人工标注的压力,本文的标注过程中使用了 X-anylabeling^[28] 标注工具,先手动标注一些图片,再用一个简单的目标检测网络训练这些图片,用训练好的网络标注剩下图片上的岩石,最后人工修正网络标注的岩石的位置使其更加准确。

每种数据增强方法新增的图片数量如表 1 所示,部分增强效果如图 3 所示。本文按照训练集、验证集、测试

集 8:1:1 的比例随机划分数据。原始图片获取路径: <https://sbn.psi.edu/pds/resource/hayabusa2/enc.html>。

表 1 各类数据增强图片数量

Table 1 Number of all kinds of data enhancement pictures

数据增强方法	图片数量
亮度调整	280
高斯噪声	280
平移	280
裁剪	280
旋转	1 680
总计	2 800

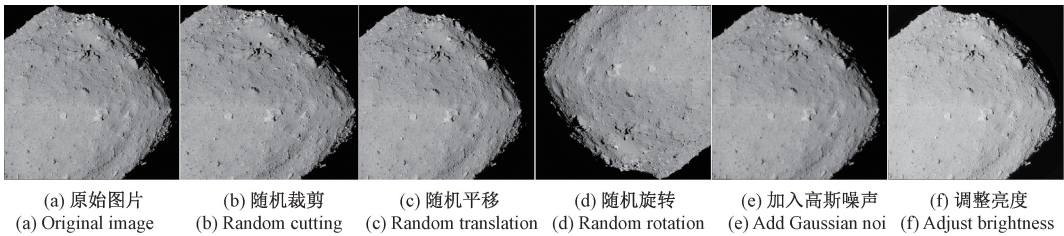


图 3 龙宫表面遥感图像数据增强

Fig. 3 Data enhancement of ryugu surface remote sensing image

2) 训练相关参数设置

实验硬件配置如下:CPU 为 intel(R) Core(TM) i9-12900K,显卡为 NVIDIA GTX 3090Ti,显存 24 G,操作系统为 windows10,CUDA 版本为 11.7,使用 pytorch 深度学习框架,pytorch 版本为 2.0,python 版本为 3.8。

样本图片输入网络之前统一被缩放为 640×640 pixels,训练 epoch 为 200,batch_size 为 4,优化器选择 SGD,初始学习率为 1×10^{-2} 并线性地调整学习率,权值衰减系数为 0.000 5,动量因子为 0.937,MHSA 模块的 head 数量为 4。

3) 网络参数设置

本文提出的网络架构中 CBS 模块中所用的卷积核大小为 3×3,步长为 2。为了释放网络结构的性能,本文方法对网络中各网络层所输出的通道数都赋予一个缩放因子 $w(w=1.25)$,同时为了防止网络中信息冗余,设置网络中最大通道数为 512。YOLOv8x-MHSA 的参数量为 76.05×10^6 ,运算量为 494.9 GFLOPs。

2.2 评价指标

本文用准确率(precision,P)、召回率(recall,R)、F1 分数、平均精度均值(mean average precision,mAP)和小尺寸岩石召回率 $R(area<169)$ 作为岩石检测模型的评价指标,来评估各个模型的性能。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{8}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{9}$$

平均精度(average precision,AP)是 P-R 曲线下所围成图形的面积,能够综合衡量模型的准确率和召回率。mAP 是各个类的 AP 平均值。

2.3 实验及分析

1) YOLO 系列方法对比实验及分析

为了验证本文所提小天体表面岩石检测算法的有效性,在实验环境及训练参数设置一致的前提下将本文算法与经典单阶段目标检测算法 YOLO 系列中的 YOLOv5x 和 YOLOv7x 进行对比实验,为了体现本文方法在检测小尺寸岩石方面的优势,在实验中对尺寸小于 13×13 的岩石的检测率进行统计。实验结果如表 2 所示,小尺寸岩石召回率 $R(area<169)$ 列为检测指标,所统计的性能指标均是 50 次实验的平均值,由实验结果可以看出,与 YOLOv5x 及 YOLOv7x 相比,融合了 MHSA 模块以及添加小目标检测层之后的 YOLOv8x 的岩石识别准确率分别提升了 6.7%和 6.5%,岩石召回率分别提升了 9.4%和 3.3%,mAP@0.5 分别提升了 9.8%和 5.1%,对小尺寸岩石的检测率分别提升了 27.6%和 15.5%。结果反映出本文所提

表 2 YOLOv8-MHSA 与 YOLO 系列方法算法性能对比
Table 2 Performance comparison between YOLOv8-MHSA and YOLO series methods (%)

模型	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	mAP@	mAP@ .	<i>R</i> (area <169)
				0.5	5∶. 95	
YOLOv5x	67.3	58.9	62.8	65.2	28.0	26.4
YOLOv7x	67.5	65.0	66.2	69.9	30.1	38.5
YOLOv8x	67.6	65.3	66.4	70.0	33.4	42.9
YOLOv8x-MHSA	74.0	68.3	71.0	75.0	38.6	54.0

模型对于暗弱小天体表面岩石的识别准度和位置检测精度均超过了对比模型,且对小尺寸岩石的漏检率大大降低。

为了直观的验证本文算法在不同光照环境下的效果,对比了本文算法与 YOLOv5x、YOLOv7x 和 YOLOv8x 在低空遥感和高空遥感及正常光照环境和极端暗弱环境下的检测表现,结果如图 4 和 5 所示,红色框代表成功检测到的岩石,黄色框代表漏检的岩石。

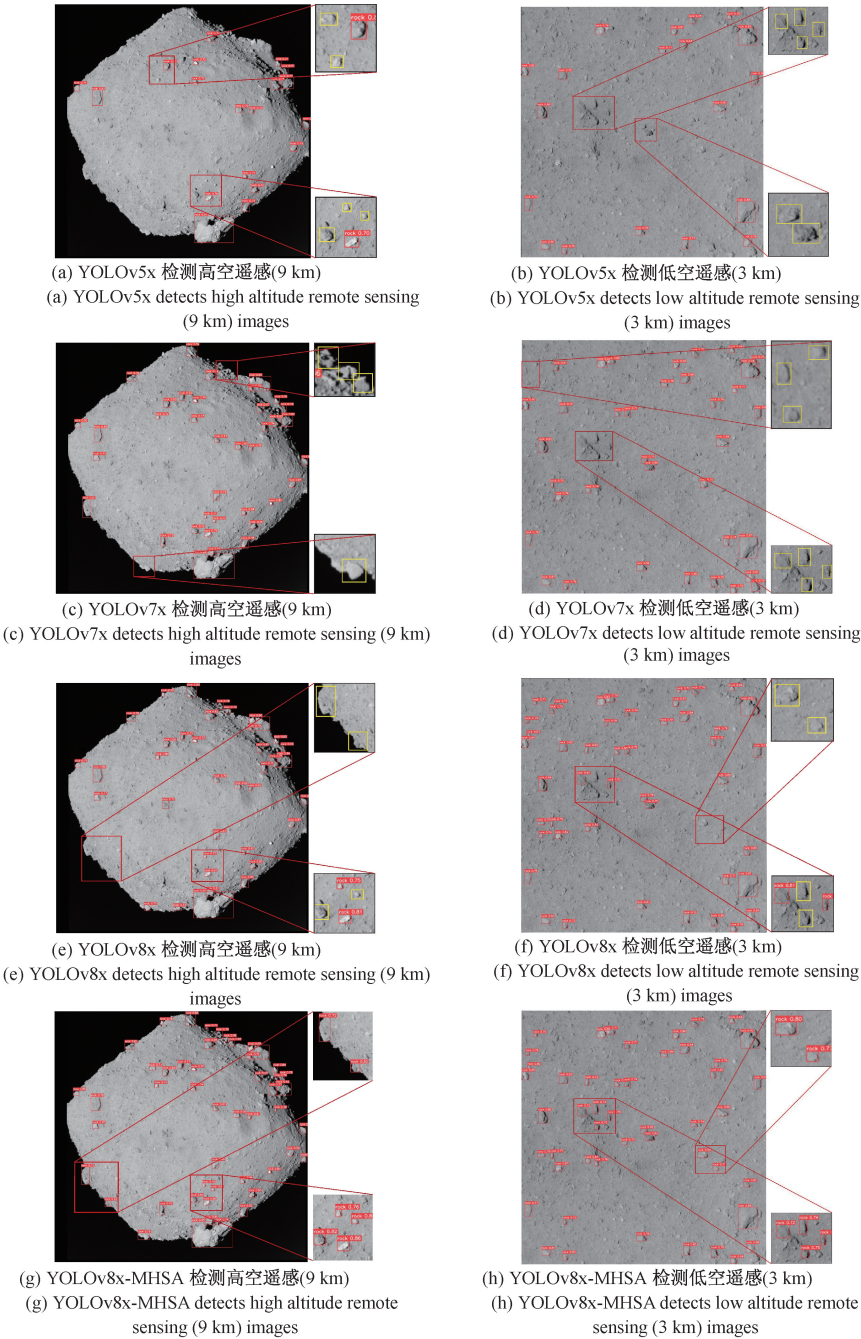


图 4 YOLOv8-MHSA 与 YOLO 系列方法在高空遥感与低空遥感场景下的检测结果直观对比
Fig. 4 Visual comparison of detection results of YOLOv8-MHSA and YOLO series methods in high-altitude remote sensing and low-altitude remote sensing scenes.

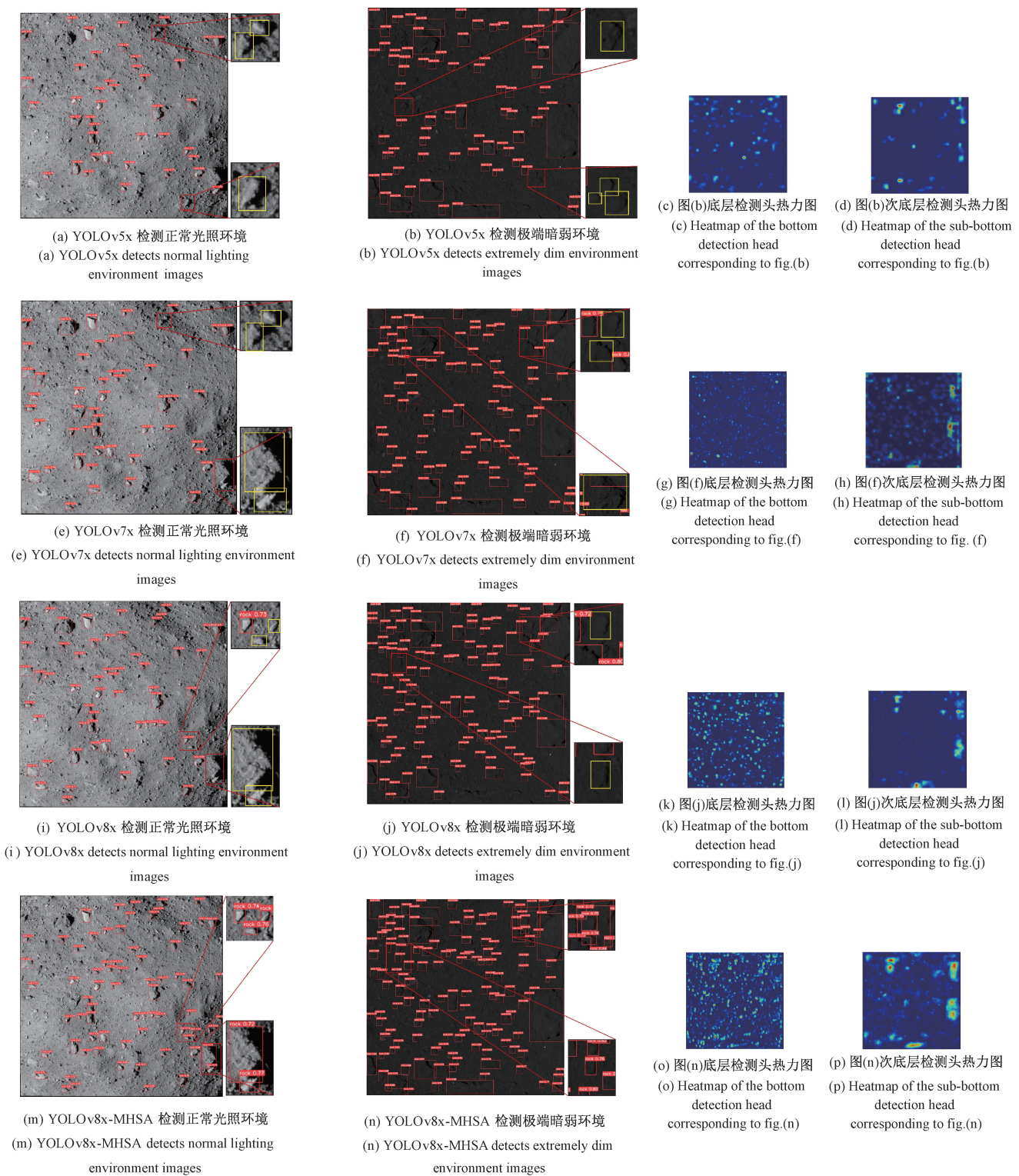


图 5 YOLOv8-MHSA 与 YOLO 系列方法在正常光照与极端暗弱环境下的检测结果直观对比

Fig. 5 Visual comparison of detection results between YOLOv8-MHSA and YOLO series methods under normal illumination and extremely dim environment

图 4 为 YOLOv8-MHSA 及现有方法在处理龙宫小行星高空遥感和低空遥感的岩石检测问题上的差异。可以看出现有方法对于龙宫高空遥感图片中突出于星表之外的且与深空背景交融的岩石的检测能力不足,对小尺寸

岩石也出现了较多漏检。而引入 MHSA 模块可以增强模型对不同形态和不同位置的岩石的感知能力,且可以识别由于不同拍摄角度而产生形状畸变的岩石。由于小尺寸岩石在图片中所能利用的信息较少,且分布在星体受深空光线直射的表面上的小尺寸岩石几乎不产生阴影,更加剧了这一情况,新增的小目标检测层利用它对原始信息损失较少的低层特征图能够更好的检测到高低空遥感图片中都存在的小尺寸岩石。

图 5 为 YOLOv8-MHSA 及现有方法在检测正常光照环境和极端暗弱环境下的龙宫表面密集分布岩石的表现差异。由于极端暗弱环境下的岩石原始图片可视化效果较差,肉眼不易观察到检测效果,因此还提供了其相对应的最底层检测头和次底层检测头所输出的注意力热图。可以看出现有模型无法检测到正常光照条件下出现的极少数高耸的岩石及一些空间上邻近分布的岩石,本文模型由于使用了 MHSA 模块,能够检测到这些存在形状畸变的岩石。极端暗弱环境削弱了岩石特征与地面特征的差异,现有模型漏检了很多特征不明显的岩石,本文模型利用 MHSA 模块的岩石特征增强能力和全局视野能力提高了暗弱环境下岩石检测的准确率和召回率,成功检测到了更多岩石。小目标检测层针对两种光照环境下的小尺寸岩石都有较好的检测性能。

可以看出在正常光照环境下,本文算法对图中广泛分布的密集小目标有更优秀的检测效果;在暗弱场景下,本文算法也能较好的检测到图中轮廓特征不明显的岩石,说明本文算法无论是针对正常光照条件还是暗弱环境,都有较强的自适应性。

在高空遥感或低空遥感场景下,本文算法对图像中因拍摄角度变化而产生形状畸变的岩石以及因光线直射导致阴影不明显的岩石都有较好检测性能,说明本文算法针对观测器与岩石目标距离的变化有较强的自适应性。

2) 其他主流小目标检测方法对比实验及分析

同时为了验证本文方法在小目标检测和暗光环境下物体检测方面的优势,在实验环境及训练参数设置一致的前提下,在本文构建的数据集上将本文方法与 6 个主流小目标检测方法 (Faster R-CNN^[29]、Retinanet^[30]、Centernet^[31]、FCOS^[32]、RTMDeT^[33] 和 Deformable DETR^[34]) 以及暗光环境下目标检测方法 (PE-YOLO^[35]) 进行了对比实验,若干种方法的定量性能比较如表 3 所示,所统计的性能指标均是 50 次实验的平均值,这些方法检测效果的直观对比如图 6 所示,输入图片为 4 张不同光照条件和拍摄距离的小天体表面图片,使用 P 、 R 和 mAP 作为评估指标来全面分析算法的性能。

对检测结果进行定量分析可知,本文方法在 P 、 R 、 mAP 以及小目标召回率方面对比主流小目标检测方法

和暗弱环境目标检测方法均有优势, $mAP@0.5$ 达到了 75%,相比之下,基于 CNN 架构的主流两阶段小目标检测方法 Faster R-CNN 和基于 Transformer 架构两阶段小目标检测方法 Deformable DETR 的 $mAP@0.5$ 为 70.5% 和 69.1%,主流单阶段小目标检测器 RTMDeT 也仅达到了 70.7%,最新的暗弱环境目标检测算法 PE-YOLO 达到了 73.9%,均低于本文方法。

将本文方法与主流小目标检测及暗光环境目标检测方法进行可视化比较可以看出,尽管 Faster R-CNN 对所检测出来的岩石目标可以达到非常高的置信度,但是在检测拍摄距离较远的照片及暗弱环境下的照片时,会漏掉很多形状畸变的岩石及小尺寸岩石。单阶段小目标检测方法 (Retinanet、Centernet、FCOS 和 RTMDeT) 在面对特征不明显的小尺寸及暗弱环境下的岩石都存在大量的漏检现象。虽然暗光目标检测方法 PE-YOLO 对不同光照下的岩石有较好的适应性,但是针对因拍摄角度和分布位置不同而产生形状畸变的岩石和密集小尺寸岩石的检测效果较差。由于本文方法融合了针对暗弱环境岩石特征的多头自注意力模块以及小目标检测层,能很好的适应不同光照下的岩石目标和因拍摄角度不同和空间位置分布差异导致形状畸变的岩石,并且对密集分布的小尺寸岩石也有较好的检测效果。

表 3 YOLOv8-MHSA 与暗弱环境及小目标检测方法在
小天体表面的检测结果定量对比
Table 3 Quantitative comparison between YOLOv8-MHSA
and dim environment and small target detection methods
on the surface of small celestial bodies (%)

模型	P	R	$F1$	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$	$R(\text{area} < 169)$
Faster R-CNN	68.4	66.4	67.4	70.5	35.2	42.5
Retinanet	68.1	66.3	67.2	69.6	34.9	41.9
Centernet	65.3	64.0	64.6	67.0	33.1	39.2
FCOS	65.2	63.6	64.4	67.3	33.3	39.7
RTMDeT	68.5	66.4	67.4	70.7	34.9	42.8
Deformable DETR	67.8	65.9	66.8	69.1	34.7	42.5
PE-YOLO	73.8	65.8	69.6	73.9	36.7	46.5
YOLOv8x-MHSA	74.0	68.3	71.0	75.0	38.6	54.0

3) 消融实验及分析

为验证本文所提模型中的两个改进模块各自对于原始模型的优化作用,进行了消融实验,实验结果如表 4 所示,其中“ $\checkmark$ ”表示添加了对应模块,“ $\subseteq$ ”表示没有添加对应模块,所统计的性能指标均是 50 次实验的平均值,加入小目标检测层即新增一个特征检测尺度比原始

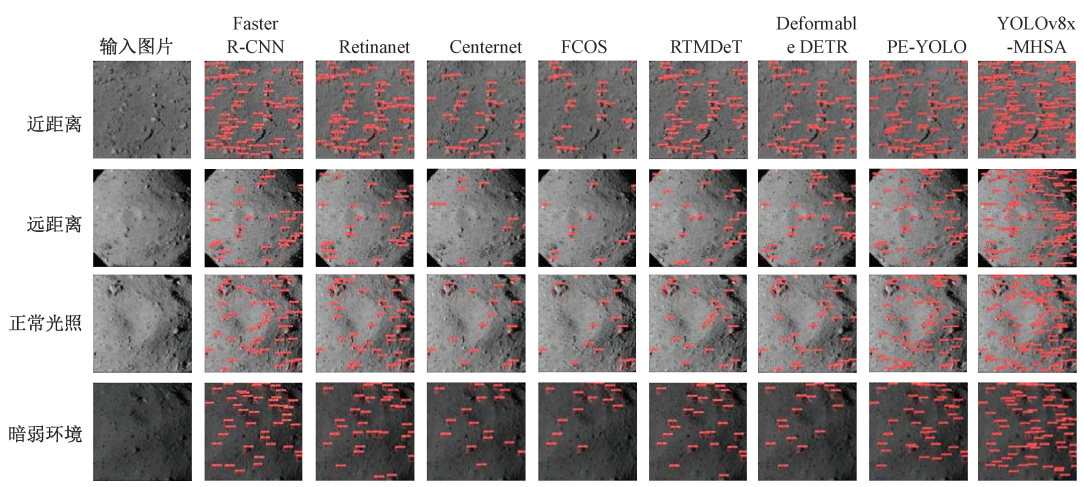


图 6 YOLOv8-MHSA 与暗弱环境及小目标检测方法在小天体表面的检测结果对比

Fig. 6 Visual comparison between YOLOv8-MHSA and dim environment and small target detection methods on the surface of small celestial bodies

模型的 P 和 R 分别提升了 4.2% 和 2.9%, $mAP@0.5$ 提升了 3.7%, 对小尺寸岩石的检测率提升了 10.6%, 加入 MHSA 模块比原始模型的 P 和 R 分别提升了 3.6% 和 2.7%, $mAP@0.5$ 提升了 3.5%。加入小目标检测层使模型对岩石识别的精度和召回率有较大提升, 尤其是很好的改善了对较难检测的小尺寸岩石的检测率; 在此基础上再增加多头自注意力模块会让模型对岩石的识别精度

大幅提升。融合了小目标检测层和 MHSA 模块的岩石检测模型比原始模型的 P 和 R 分别提升了 6.4% 和 3%, $mAP@0.5$ 提升了 5%, 小尺寸岩石召回率提升了 11.1%。综上所述, 利用小目标检测层的多尺度融合特性可以提高模型对小岩石的检测能力, 减少岩石漏检; MHSA 模块可以提升模型对小天体表面岩石的关注度, 明显提高检测准确率, 且两个模块组合使用效果更佳。

表 4 消融实验结果

Table 4 Ablation experimental results (%)

基线模型	多尺度	MHSA	P	R	$F1$	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$	$R(\text{area}<169)$
YOLOv8x	☐	☐	67.6	65.3	66.4	70.0	33.4	42.9
YOLOv8x	✓	☐	71.8(+4.2)	68.2(+2.9)	69.9(+3.5)	73.7(+3.7)	36.4(+3.0)	53.5(+10.6)
YOLOv8x	☐	✓	71.2(+3.6)	68.0(+2.7)	69.6(+3.2)	73.5(+3.5)	35.1(+1.7)	44.0(+1.1)
YOLOv8x	✓	✓	74.0(+6.4)	68.3(+3.0)	71.0(+4.6)	75.0(+5.0)	38.6(+5.2)	54.0(+11.1)

从实验结果可以看出, 本文算法在保持较大目标较高精确度的同时, 对比原始 YOLOv8x 模型, 对暗弱环境小尺寸岩石目标检测有着较明显的优势。

3 结 论

本文针对小天体表面岩石轮廓特征不明显和小尺寸岩石不易检测的问题展开研究, 提出了一种基于机器视觉的小天体表面岩石目标检测算法及模型, 通过融合多头自注意力机制模块提升了现有目标检测模型对岩石特征的关注度, 增强了模型对深空环境中不同光照条件下岩石特征的自适应性, 提高了暗弱环境下岩石检测的准确率, 有助于识别拍摄角度不同和空间位置分布差异导

致形状畸变的岩石; 此外还设计了一个小目标检测层, 增强了模型的多尺度特征融合能力, 提高了对星体表面分布广泛的小尺寸岩石的检测性能。将本文方法用于龙宫小行星表面的岩石检测。仿真实验结果表明, 本文提出的 YOLOv8x-MHSA 岩石目标检测算法比原始 YOLOv8x 模型 P 、 R 、 $mAP@0.5$ 、 $R(\text{area}<169)$ 分别提升了 6.4%、3%、5% 和 11.1%, 比 YOLOv7x 模型 P 、 R 、 $mAP@0.5$ 、 $R(\text{area}<169)$ 分别提升了 2.2%、1.8%、5.1% 和 15.5%, 比 YOLOv5x 模型 P 、 R 、 $mAP@0.5$ 、 $R(\text{area}<169)$ 分别提升了 6.7%、9.4%、9.8% 和 27.6%, 对比 YOLO 系列方法、主流小目标检测方法和暗弱环境目标检测方法均有较大优势。

本文方法利用机器视觉和深度学习技术实现了对小

天体表面岩石的自主识别,为地外天体的地质研究提供了理论和技术基础。后续研究可考虑结合深空探测科学任务的具体需求,在现有工作基础上对小天体表面岩石的地质特征展开更进一步的研究。此外考虑到深空探测器上的算力约束及任务执行时间限制,本文下一步的工作拟采用模型轻量化方法在确保当前模型检测精度的前提下提升模型推理速度,挖掘模型自身的潜能。同时也将尝试将本文的改进思想融入到 MobileDet^[36]、NanoDet 等轻量化模型中,通过模型轻量化的方法在保证岩石检测准确性的同时进一步改进算法以提高星上自主岩石检测的实时性。

参考文献

- [1] 李雄耀,林巍,肖智勇,等. 行星地质学:地质学的“地外”模式[J]. 中国科学院院刊,2019,34(7): 776-784.
LI X Y, LIN W, XIAO ZH Y, et al. Planetary geology: “Extraterrestrial” model of geology [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2019,34(7):776-784.
- [2] GLASS B P. Introduction to Planetary Geology[M]. New York: Cambridge University Press, 1982.
- [3] MICHIKAMI T, HONDA C, MIYAMOTO H, et al. Boulder size and shape distributions on asteroid Ryugu[J]. Icarus, 2019, 331: 179-191.
- [4] 付偲,李超岭,张海燕,等. 基于多模态特征融合的地质体识别方法[J]. 地球科学,2023,48(10):3743-3752.
FU S, LI CH L, ZHANG H Y, et al. Geological body recognition based on multi-modal feature fusion [J]. Earth Science,2023,48(10):3743-3752.
- [5] 李发森,李显巨,陈伟涛,等. 基于深度特征的双极化 SAR 遥感图像岩性自动分类[J]. 地球科学,2022,47(11):4267-4279.
LI F S, LI X J, CHEN W T, et al. Automatic lithology classification based on deep features using dual polarization sar images [J]. Earth Science, 2022, 47(11): 4267-4279.
- [6] 马泽栋,马雷,李科,等. 基于岩石图像深度学习的多尺度岩性识别[J]. 地质科技通报,2022,41(6):316-322.
MA Z D, MA L, LI K, et al. Multi-scale lithology recognition based on deep learning of rock images[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(6): 316-322.
- [7] CASTANO R, ESTLIN T, ANDERSON R C, et al. Oasis: Onboard autonomous science investigation system for opportunistic rover science [J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(5): 379-397.
- [8] CASTANO A, ANDERSON R C, CASTANO R, et al. Intensity-based rock detection for acquiring onboard rover science[C]. Lunar and Planetary Science Conference, 2004: 2015.
- [9] BAJRACHARY A M. Single image based hazard detection for a planetary lander[C]. Proceedings of the 5th Biannual World Automation Congress. IEEE, 2002: 585-590.
- [10] 张泽旭,崔平远. 基于 CCD 着陆相机的行星软着陆岩石检测与规避方法[J]. 航空学报,2008,30(6): 1510-1516.
ZHANG Z X, CUI P Y. An algorithm of rock detection and avoidance for planetary soft landing based on CCD landing camera [J]. ACTA Aeronauticae Astronautica Sinica, 2008, 30(6): 1510-1516.
- [11] 丁萌,曹云峰,吴庆宪. 基于被动图像的探测器着陆过程中岩石检测[J]. 光电工程,2009,36(1):82-87.
DING M, CAO Y F, WU Q X. Rock detection in the landing of lunar probe based on passive image[J]. Opto-Electronic Engineering,2009,36(1):82-87.
- [12] 崔澈,高德宇,王轩毫,等. 基于航空影像的高陡边坡突岩识别方法[J]. 地球科学,2023,48(9):3378-3388.
CUI W, GAO D Y, WANG X H, et al. Identification of rocky ledge on steep and high slopes based on aerial photogrammetry [J]. Earth Science, 2023, 48(9): 3378-3388.
- [13] XIAO X M, YAO M B, LIU H Q, et al. A kernel-based multi-featured rock modeling and detection framework for a Mars rover[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3131206.
- [14] FURLÁN F, RUBIO E, SOSSA H, et al. Rock detection in a Mars-like environment using a CNN [C]. Pattern Recognition: 11th Mexican Conference, MCPR 2019, Proceedings 11. Springer International Publishing, 2019: 149-158.
- [15] FURLAN F, RUBIO E, SOSSA H, et al. CNN based detectors on planetary environments: a performance evaluation[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2020, 14: 85.
- [16] LI H C, QIU L W, LI Z, et al. Automatic rocks segmentation based on deep learning for planetary rover

- images[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2021, 18(11): 755-761.
- [17] XIAO X M, CUI H T, YAO M B, et al. Autonomous rock detection on mars through region contrast [J]. Advances in Space Research, 2017, 60(3): 626-635.
- [18] XIAO X M, CUI H T, YAO M B, et al. Auto rock detection via sparse-based background modeling for mars rover [C]. 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2018: 1-6.
- [19] JIANG S C, LIAN Z K, YUNG K L, et al. Automated detection of multitype landforms on mars using a light-weight deep learning-based detector [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(6): 5015-5029.
- [20] LIU H Q, YAO M B, XIAO X M, et al. RockFormer: A u-shaped transformer network for Martian rock segmentation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-16.
- [21] LV W K, WEI L H, ZHENG D, et al. MarsNet: Automated rock segmentation with transformers for Tianwen-1 mission [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, DOI: 10.1109/LGRS.2022.3227338.
- [22] XIONG Y G, XIAO X M, YAO M B, et al. MarsFormer: Martian rock semantic segmentation with transformer[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, DOI: 10.1109/TGRS.2023.3302649.
- [23] FAN L L, YUAN J B, NIU X W, et al. RockSeg: A novel semantic segmentation network based on a hybrid framework combining a convolutional neural network and transformer for deep space rock images [J]. Remote Sensing, 2023, 15(16): 3935.
- [24] LIU H Q, YAO M B, XIAO X M, et al. MarsScapes and UDAFormer: A panorama dataset and a transformer-based unsupervised domain adaptation framework for martian terrain segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, DOI: 10.1109/TGRS.2023.3343109.
- [25] 崔平远, 葛丹桐, 朱圣英, 等. 行星着陆点自主评估与选取研究进展[J]. 中国科学: 技术科学, 2021, 51(11): 1315-1325.
- CUI P Y, GE D T, ZHU S Y, et al. Research progress of autonomous planetary landing site assessment and selection[J]. SCIENTIA SINICA Technologica, 2021, 51(11): 1315-1325.
- [26] 崔平远, 贾贺, 朱圣英, 等. 小天体光学导航特征识别与提取研究进展[J]. 宇航学报, 2020, 41(7): 880-888.
- CUI P Y, JIA H, ZHU S Y, et al. Research progress on optical navigation feature recognition and extraction technologies for small body exploration [J]. Journal of Astronautics, 2020, 41(7): 880-888.
- [27] WATANABLE S, HIRABAYASHI M, HIRATA N, et al. Hayabusa2 arrives at the carbonaceous asteroid 162173 Ryugu—A spinning top-shaped rubble pile[J]. Science, 2019, 364(6437): 268-272.
- [28] WANG W. Advanced Auto Labeling Solution with Added Features [EB/OL]. CVHub, 2023. [2024-03-05]. <https://github.com/CVHub520/X-AnyLabeling>.
- [29] 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 & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [30] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [31] ZHOU X Y, WANG D Q, KRÄHENBÜHL P. Objects as points[J]. Arxiv Preprint Arxiv:1904.07850, 2019.
- [32] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. Fcos: Fully convolutional one-stage object detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 9627-9636.
- [33] LYU C Q, ZHANG W W, HUANG H A, et al. RTmdet: An empirical study of designing real-time object detectors[J]. Arxiv Preprint Arxiv:2212.07784, 2022.
- [34] ZHU X Z, SU W J, LU L W, et al. Deformable DETR: Deformable transformers for end-to-end object detection[J]. Arxiv Preprint Arxiv:2010.04159, 2020.
- [35] YIN X C, YU Z D, FEI Z T, et al. Pe-YOLO: Pyramid enhancement network for dark object detection [C]. International Conference on Artificial Neural Networks. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 163-174.
- [36] XIONG Y Y, LIU H X, GUPTA S, et al. Mobiledets: Searching for object detection architectures for mobile accelerators [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 3825-3834.

作者简介



冯哲,2022 年于太原理工大学获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为机器视觉、人工智能、深空探测。
E-mail: 2468105315@qq.com

Feng Zhe received his B.Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 2022. He is currently a M.Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include machine vision, artificial intelligence and deep space exploration.



王彬(通信作者),分别在 1999 年、2002 年和 2011 年于昆明理工大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为昆明理工大学副教授,主要研究方向为实时系统、深空探测、智能信息处理。
E-mail: wangbin@kust.edu.cn

Wang Bin (Corresponding author) received her B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Kunming University of Science and Technology in 1999, 2002 and 2011,

respectively. She is currently an associate professor at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include real-time system, deep space exploration and intelligent information processing.



金怀平,分别在 2010 年和 2016 年于北京理工大学获得学士学位和博士学位,现为昆明理工大学信息工程与自动化学院副院长、副教授,主要研究方向为工业人工智能、智能数据解析。
E-mail: jinhuaiping@gmail.com

Jin Huaiping received his B.Sc. degree and Ph. D. degree both from Beijing Institute of Technology in 2010 and 2016, respectively. He is currently the vice dean and associate professor of the Institute of Information Engineering and Automation at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include Industrial artificial intelligence and intelligent data analysis