

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108699

融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测*

闫钧华^{1,2}, 张 琨^{1,2}, 施天俊³, 朱桂熠^{1,2}, 刘 勇⁴, 张 寅^{1,2}

(1. 南京航空航天大学空间光电探测与感知工业和信息化部重点实验室 南京 211106;
2. 南京航空航天大学航天学院 南京 211106; 3. 哈尔滨工业大学空间光学工程中心
哈尔滨 150001; 4. 军事科学院国防科技创新研究院 北京 100071)

摘要:为解决遥感图像地面弱小目标检测中弱小目标信息量少、信息真假混杂的难题,本文提出一种融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测算法 CC-YOLO。该算法首先利用深度卷积神经网络逐级对目标图像进行特征提取,得到高低层特征空间金字塔图;然后,对空间金字塔图进行跨层级通道特征融合,结合新增的位置注意力机制 CA,分别沿两个空间方向聚合特征,保留弱小目标精确的位置信息;最后,在聚合后生成的双支路特征图上进行端到端的目标检测,联合多通道检测信息输出检测结果。为解决算法实验中图像数据匮乏的问题,构建了遥感图像地面弱小目标数据集 GDSTD。实验结果表明,算法 $AP_{0.5:0.95}$ 达到 42.3%, $AP_{0.5}$ 达到 94.6%, 检测速率 FPS 达到 58.8 帧/s,具有一定的鲁棒性和实时性。

关键词:弱小目标检测;多层次特征;融合;位置注意力机制;遥感图像

中图分类号: TP751.1 TP753 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images

Yan Junhua^{1,2}, Zhang Kun^{1,2}, Shi Tianjun³, Zhu Guiyi^{1,2}, Liu Yong⁴, Zhang Yin^{1,2}

(1. Key Laboratory of Space Photoelectric Detection and Perception (Nanjing University of Aeronautics and Astronautics), Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing 211106, China; 2. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 3. Research Center for Space Optical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 4. National Innovation Institute of Defense Technology, Academy of Military Sciences, Beijing 100071, China)

Abstract: The detection of dim small ground targets in remote sensing images has problems of less target information and mixed information. To address these issues, a detection algorithm based on the multi-level feature fusion is proposed in this article, which is named as CC-YOLO. Firstly, the deep convolution neural network is used to extract features of the target image step by step, and the high-level and low-level feature spatial pyramid is obtained. Then, the cross-level channel feature fusion is implemented on the spatial pyramid, and features are aggregated along two spatial directions. The newly added CA is combined to retain the accurate location information of dim small targets. Finally, the end-to-end target detection method is implemented on the dual feature map generated after aggregation. And the detection results are output by combining multi-channel detection information. To solve the problem of lacking image data in algorithm experiment, this article establishes the ground-based dim small target dataset (GDSTD) of remote sensing image. Experimental results show that the proposed algorithm achieves 42.3% at $AP_{0.5:0.95}$ and 94.6% at $AP_{0.5}$, and the detection rate FPS reaches 58.8 frames /s, which has certain robustness and real-time performance.

Keywords: dim small target detection; multi-level feature; fusion; coordinate attention; remote sensing image

收稿日期:2021-10-11 Received Date: 2021-10-11

* 基金项目:中央高校基本科研业务费资助(NJ2020021)、中央高校基本科研业务费资助(NT2020022)、国家自然科学基金(61901504)项目资助

0 引言

本文针对单帧遥感图像中地面弱小目标检测展开研究,地面弱小目标定义为几个到几十个像素的目标,在遥感图像中呈现特征弱、尺寸小等难点^[1]。目标特征弱主要体现在外部轮廓不清晰、纹理特征不突出、与邻近背景特征相似度高;目标尺寸小主要体现在目标在整幅图像中像素占比少^[2]。因此,在图像中可以提取到的目标有效信息量少且目标容易淹没在背景噪声中,这使得精确检测出地面弱小目标成为难题^[3-5]。

在2014年的计算机视觉与模式识别会议(conference on computer vision and pattern recognition, CVPR)大会上,区域卷积神经网络(regions with CNN features, R-CNN)由 Girshick 等^[6]提出,使得平均准确率在 VOC2012 数据集上获得了30%的提升。2015年, Fast R-CNN^[7]和 Faster R-CNN^[8]相继被提出,引入了候选区域推荐网络(region proposal network, RPN)的 Faster R-CNN 平均准确率有了较大比例的提升,同时检测速率也达到5fps,但是仍然不能满足检测实时性的要求。2016年,Redmon 等^[9]提出了你只看一次(you only look once, YOLO)模型,虽然将目标的检测速率提高到45 fps,但是平均准确率相比于R-CNN系列算法要低。之后,Redmon 等^[10-11]再次提出YOLOv2和YOLOv3目标检测模型,相较于第一代YOLO其平均准确率和检测速率都有了显著提高,但是对于小目标的检测效果并不是很理想。2020年,Bochkovskiy 等^[12]和 Glenn 等^[13]相继提出了YOLOv4和YOLOv5目标检测模型,采用更深层的网络结构和多

尺度检测技术,提高了对小目标的检测精度,但是算法并没有给出针对弱小目标检测的解决方案。另外,经过广泛调研^[14-21],目前针对遥感图像地面弱小目标检测尚没有公开可用的数据集。

基于此,本文针对遥感图像地面弱小目标检测中弱小目标信息量少、信息真假混杂的难题,融合遥感图像多层次特征进行地面弱小目标检测。针对算法实验中图像数据匮乏的问题,构建遥感图像地面弱小目标数据集进行算法实验。本文算法首先在YOLOv5算法框架的基础上,对多层次特征提取和融合模块进行重构;然后,结合新增的位置注意力机制(coordinate attention, CA)^[22]对特征图进行空间特征聚合;最后,对网络检测端进行优化,输出双支路特征图检测弱小目标,综合提高算法对地面弱小目标的检测精度和检测速率。

1 本文方法

本文融合多层次特征的地面弱小目标检测算法(cross-CA YOLO, CC-YOLO)整体方案框图如图1所示,图中 $p_i(i=0,1,2,3,4)$ 表示特征金字塔图层级。CC-YOLO基于YOLOv5算法框架进行搭建,包括主干网络特征提取、跨层级通道特征融合、位置注意力空间特征聚合和双支路特征图弱小目标检测共4大模块。对比于YOLOv5算法结构,本文CC-YOLO算法对主干网络特征提取模块、跨层级通道特征融合模块和双支路特征图弱小目标检测模块进行重构,新增位置注意力空间特征聚合模块,以提高对弱小目标的检测精度和检测速率。

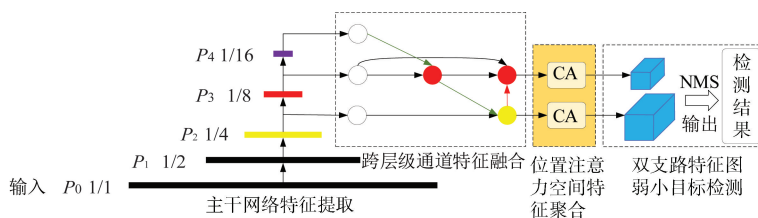


图1 CC-YOLO 算法整体方案

Fig. 1 Overall scheme of the CC-YOLO algorithm

1.1 重构模块

针对地面弱小目标特征弱、尺寸小等难点,本文算法对主干网络特征提取模块、跨层级通道特征融合模块和双支路特征图弱小目标检测模块进行重构。在主干网络中,由于多次使用下采样进行图像深度特征提取,使得弱小目标的特征信息随着特征层级的增加不断减少甚至消失,因此本文算法在YOLOv5主干网络的基础上去除顶层特征提取层,在降低网络复杂

度的同时,避免无效信息进入下一阶段进行通道特征融合。在跨层级通道特征融合模块,为捕获弱小目标更多的有效信息,本文算法从底层特征提取层开始进行特征层通道融合。在双支路特征图弱小目标检测模块,为防止弱小目标信息随着特征层级的增加而丢失,本文算法在较大尺寸特征图上进行目标检测,因为大尺寸特征图空间感受野小,可以准确检测出图像中的弱小目标。

1) 主干网络特征提取和跨层级通道特征融合

本文 CC-YOLO 和 YOLOv5 算法主干网络特征提取和跨层级通道特征融合模块对比框图如图 2 所示,图 2(a) 为 YOLOv5 算法,图 2(b) 为 CC-YOLO 算法。CC-YOLO 主干网络在 YOLOv5 主干网络的基础上去除 p_5 特征提取层,从 p_2 特征提取层开始进行特征层通道融合,具体融合操作如式(1)、(2)所示。

$$p_2^{out} = p_2 + (p_3 + p_4 \uparrow_{2x}) \uparrow_{2x} \quad (1)$$

$$p_3^{out} = p_2^{out} \downarrow_{2x} + (p_3 + p_4 \uparrow_{2x}) + p_3 \quad (2)$$

式中: + 表示相同尺度特征图通道叠加; \uparrow_{2x} 表示通过最近邻插值法对特征图进行两倍上采样操作; \downarrow_{2x} 表示通过步长为 2 的卷积对特征图进行两倍下采样操作; p_2^{out} 和 p_3^{out} 为跨层级通道特征融合后的特征图输出,本文方法在输出的双支路特征图上进行目标检测; p_3^{out} 式中的第 3 项 p_3 是从 p_3 层级原始输入节点到输出节点的一条通道融合路径,以在不增加网络参数的情况下融合更多的通道特征。

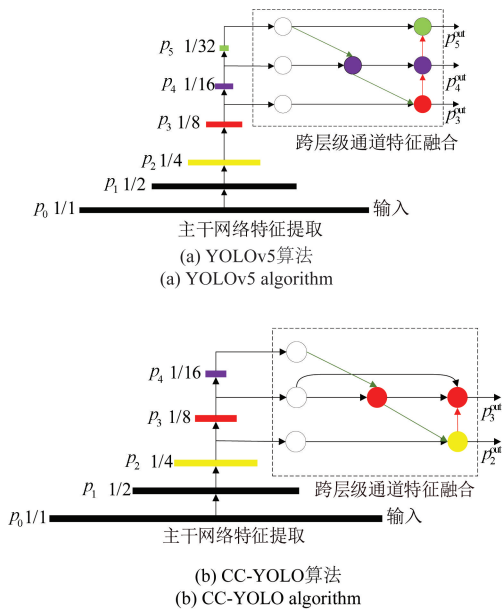


图 2 CC-YOLO 和 YOLOv5 算法主干网络特征提取和跨层级通道特征融合模块对比

Fig. 2 Comparison of CC-YOLO and YOLOv5 algorithm backbone network feature extraction and cross-level channel feature fusion modules

2) 双支路特征图弱小目标检测

本文 CC-YOLO 和 YOLOv5 算法弱小目标检测模块对比框图如图 3 所示,图 3(a) 为 YOLOv5 算法,图 3(b) 为 CC-YOLO 算法,特征图中矩形框为目标检测框。与 YOLOv5 算法输出三支路目标检测特征图不同,CC-YOLO 算法在 p_2 和 p_3 层级经空间特征聚合后的双支路特征图上进行目标检测,剔除了小尺寸特征图检测层 p_4^{pre} 和 p_5^{pre} ,增加了大尺寸特征图检测层 p_2^{pre} ,并联合多通道检测信息,经非极大值抑制后输出弱小目标检测结果。

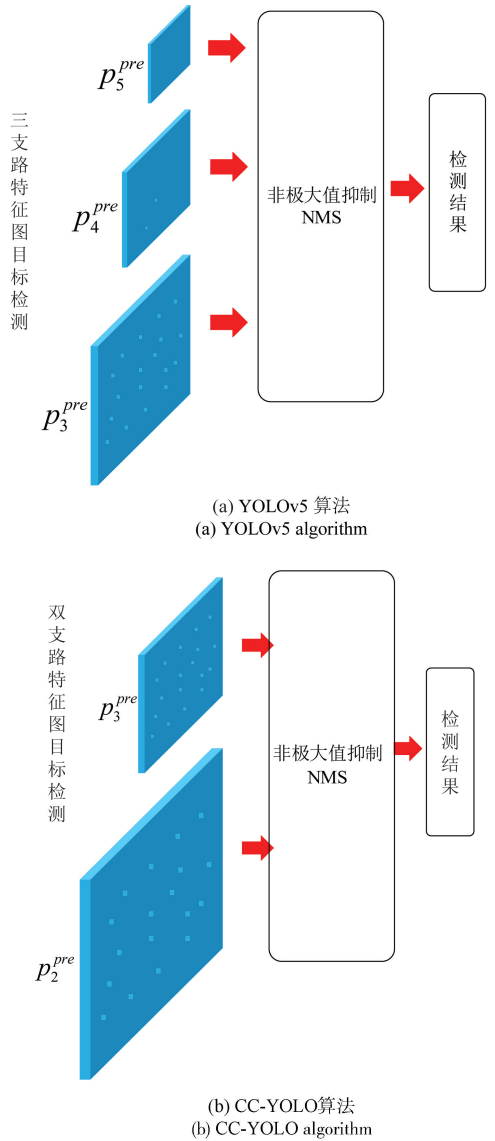


图 3 CC-YOLO 和 YOLOv5 算法弱小目标检测模块对比
Fig. 3 Comparison of CC-YOLO and YOLOv5 algorithm dim target detection modules

1.2 新增模块

针对地面弱小目标特征弱、尺寸小等难点,本文算法引入位置注意力机制 CA,在跨层级通道特征融合后输出的双支路特征图上进行空间特征聚合,保留弱小目标精确的位置信息。位置注意力机制 CA 如图 4 所示,图中 C, H, W 分别表示输入特征图的通道数、高度和宽度,Residual 为残差网络模块, X Avg Pool 和 Y Avg Pool 表示沿输入特征图水平方向和垂直方向分别进行一维平均池化, Re-weight 表示对输入特征图的空间特征进行加权聚合。

位置注意力机制 CA 由位置信息生成和位置注意力聚合两个部分组成。首先进行特征图位置信息生成,给

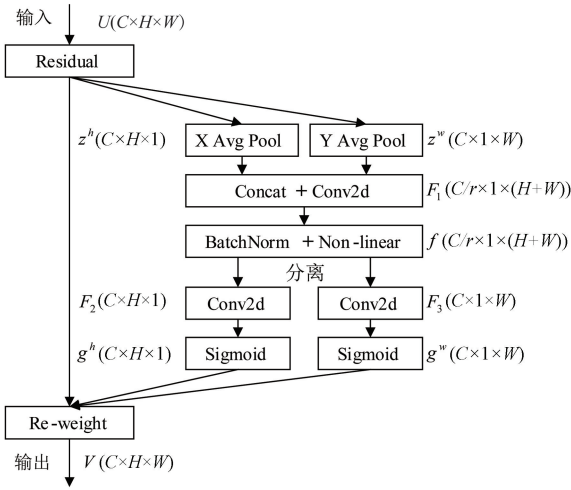


图4 位置注意力机制 CA

Fig. 4 Coordinate attention CA

定输入特征图 U , 使用尺寸为 $(H, 1)$ 和 $(1, W)$ 的池化核分别沿着特征图 U 的水平方向和垂直方向对每个通道进行编码。因此, 输入特征图 U 上第 c 通道高度为 h 编码后的输出可以表示为:

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq j < W} u_c(h, j) \quad (3)$$

式中: $u_c(h, j)$ 为输入特征图 U 上第 c 通道, 高度为 h 、宽度为 j 的特征值。

同理, 输入特征图 U 上第 c 通道宽度为 w 编码后的输出可以表示为:

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq i < H} u_c(i, w) \quad (4)$$

式中: $u_c(i, w)$ 为输入特征图 U 上第 c 通道, 宽度为 w 、高度为 i 的特征值。

为了利用由上述两种方向编码产生的位置信息, 开始进行位置注意力聚合, 将方向编码后得到的特征图进行通道拼接 concatenate 操作, 并使用 1×1 卷积变换函数 F_1 对拼接后的特征图进行变换, 可以表示为:

$$f = \delta(F_1([\cdot, \cdot])) \quad (5)$$

式中: $[\cdot, \cdot]$ 为沿着空间维数的通道拼接 concatenate 操作; δ 为非线性激活函数; $f \in R^{C/r \times (H+W)}$ 为位置信息的中间特征映射, 这里 r 是用来控制特征图通道数量的缩减率, 本文设置为 16, 目的是为了降低模型的复杂性和计算开销。

针对得到的中间特征映射 f , 沿着空间维数将 f 分解为两个空间方向上的张量 $f^h \in R^{C/r \times H}$ 和 $f^w \in R^{C/r \times W}$, 利用两个 1×1 卷积变换函数 F_2 和 F_3 分别将 f^h 和 f^w 变换为具有相同通道数 C 的张量, 可以表示为:

$$g^h = \sigma(F_2(f^h)) \quad (6)$$

$$g^w = \sigma(F_3(f^w)) \quad (7)$$

式中: σ 为 sigmoid 激活函数, g^h 和 g^w 为变换后的张量输出。最后, 将 g^h 和 g^w 分别作为两个空间方向上的注意力权重, 对输入特征图 U 上每个位置的特征信息进行加权聚合, 最终输出特征聚合后的特征图 V 可以表示为:

$$v_c(i, j) = u_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (8)$$

式中: $u_c(i, j)$ 为输入特征图 U 上第 c 通道, 位置坐标 (i, j) 的特征值; $g_c^h(i)$ 为输入特征图 U 上第 c 通道高度为 i 的水平方向注意力权重, $g_c^w(j)$ 为输入特征图 U 上第 c 通道宽度为 j 的垂直方向注意力权重; $v_c(i, j)$ 为输出特征图 V 上第 c 通道, 位置坐标 (i, j) 的特征值。

2 GDSTD 数据集构建

为解决算法实验中图像数据匮乏的问题, 本文构建了遥感图像地面弱小目标数据集 (ground-based dim small target dataset, GDSTD)。GDSTD 数据集来源于 UNICORN 2008^[23] 美国空军基地数据, UNICORN 2008 提供不同时刻探测器对同一区域的成像数据, 包括可见光遥感图像数据共 6 471 张, 可见光图像中的成像区域会随时间发生变化, 成像区域面积在 $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$ 左右, 图像空间分辨率约为 0.4 m , 每幅图像平均像素数在 $8\ 000 \times 10\ 000$ 左右。图像中目标为弱小车辆目标, 车辆目标所含信息量少且地面背景复杂, 导致目标检测困难。UNICORN 2008 数据中可见光遥感图像示例如图 5 所示, 图中横纵坐标均为像素数大小。

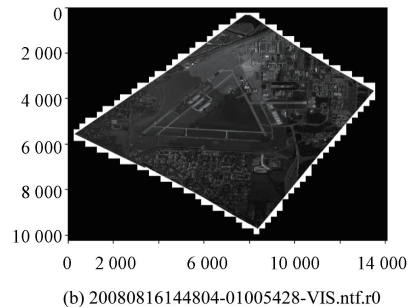
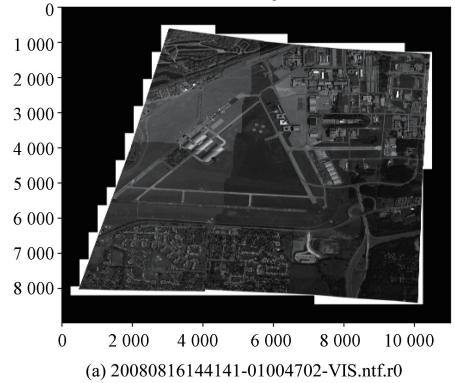


图5 UNICORN 2008 数据中可见光遥感图像示例
Fig. 5 Example of visible remote sensing images
in UNICORN 2008 data

2.1 构建结果

本文对 UNICORN 2008 数据进行处理,得到遥感图像地面弱小目标数据集 GDSTD,包括 3 部分数据:1) 预训练集:通过对 UNICORN 2008 数据中的真值文件处理得到的目标标注不全的数据集,共计 10 万张,尺寸大小为 416×416;2) 训练集:通过重标注得到的目标标注完全的数据集,共计 2 100 张,尺寸大小为 416×416 和 640×640;3) 验证集:通过重标注得到的目标标注完全的数据集,共计 900 张,尺寸大小为 416×416 和 640×640。数据集的具体情况如表 1 所示。目标标注不全的预训练集用于对网络进行预训练,提高后续训练集训练网络的收敛速度和网络的泛化能力,目标标注完全的训练集在预训练集训练的基础上对网络参数进行微调,提高网络的检测精度和鲁棒性。

表 1 GDSTD 数据集构建结果

Table 1 GDSTD dataset construction results

数据集名称	图像尺寸/pixel	图像数量/张
预训练集	416×416	100 000
	416×416	762
训练集	640×640	1 338
	416×416	138
验证集	640×640	762

2.2 构建过程

由于 UNICORN 2008 数据中可见光遥感图像尺寸过大,直接输入深度学习网络不利于地面弱小目标检测且对硬件设施要求过高,因此需要将大尺寸图像分块处理成若干小尺寸图像。另外,UNICORN 2008 数据提供了大尺寸图像中部分目标的中心点位置信息,在图像分块后需要将规整到的目标信息划分到小尺寸图像中,同时补充缺失的目标标注框长宽信息。UNICORN 2008 数据处理具体操作如图 6 所示。

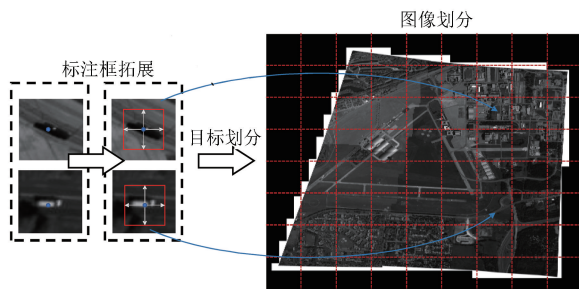


图 6 UNICORN 2008 数据处理

Fig. 6 UNICORN 2008 data processing

部分目标真值补充和标注框扩展后的小尺寸图像示例如图 7 所示,图中矩形框为扩展后的目标标注框,由于只有部分目标自带真值信息,所以图像中只有部分目标生成了标注框。



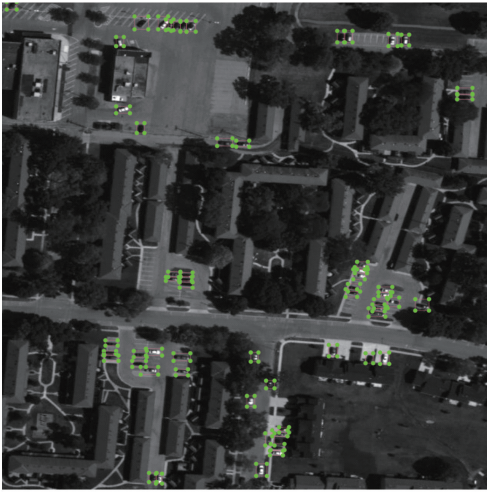
(a) 示例1
(a) Example 1



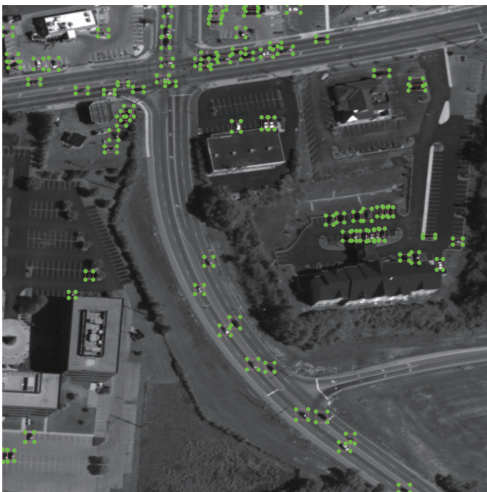
(b) 示例2
(b) Example 2

图 7 真值补充和标注框扩展后小尺寸图像示例
Fig. 7 Example of small size images after groundtruth supplement and annotation box expansion

由于人工标注地面弱小车辆目标费时且不易标注,因此预训练集 10 万张图像中目标的标注信息采用数据集自带的标注框信息,训练集和验证集共 3 000 张图像进行人工目标重标注。使用 LabelImg 图像目标标注软件,以尽量紧密包裹目标为总原则,对训练集和验证集图像进行人工重标注,图像中目标统一标记为车辆(vehicle)类,共得到 3 000 张目标重标注图像,如图 8 为 GDSTD 数据集重标注图像示例,矩形框为重标注后的目标标注框。



(a) 示例1
(a) Example 1



(b) 示例2
(b) Example 2

图8 GDSTD数据集重标注图像示例

Fig. 8 Examples of re-labeling images in GDSTD dataset

3 实验结果与分析

3.1 实验环境和实验数据集

本文所有实验所在实验平台: Intel Core i5-9400F 处理器, NVIDIA GeForce RTX 3070 显卡, 16 GB 内存, 8 GB 显存, Win10 操作系统。实验软件为 PyCharm2020, Pytorch1.7, Python3.8。

实验数据集采用本文构建的遥感图像地面弱小目标数据集 GDSTD, 包括预训练集、训练集和验证集。实验训练和验证策略上, 首先利用预训练集对网络进行预训练; 然后, 利用训练集在预训练集训练的基础上对网络参数进行微调; 最后, 输出验证集验证结果。

3.2 评价指标

利用 $AP_{0.5-0.95}$ 、 $AP_{0.5}$ 、 $AP_{0.75}$ 和检测速率 (FPS) 对本文遥感图像地面弱小目标检测算法进行定量评价。AP (average precision) 表示 P-R 曲线下包围的面积, 定义如式(9)所示。

$$AP_{IoU} = \int_0^1 P(R) dR \quad (9)$$

式中: P (precision) 表示查准率; R (recall) 表示查全率; IoU (intersection over union) 表示判别检测框为正样本时与标注框的交并比阈值, 即当检测框和标注框的交并比值 $\geq IoU$ 时, 认为检测框为正样本。

3.3 检测结果对比实验与分析

将本文融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测算法 CC-YOLO 与 DSSD^[24]、YOLOv3、RefineDet^[25]、EfficientDet^[26]、YOLOv5 算法在 GDSTD 数据集上进行检测效果实验和性能对比实验。DSSD 算法为基于卷积神经网络的一阶段目标检测代表性算法, RefineDet 算法为基于卷积神经网络的两阶段目标检测代表性算法, EfficientDet 算法为基于卷积神经网络融合多层次特征的目标检测代表性算法, DSSD 算法和 RefineDet 算法分别在一阶段 SSD 算法和两阶段 Faster R-CNN 算法的基础上加以优化改进, EfficientDet 算法合理组合优化特征层级结构, 使得 3 种算法对于小目标检测的效果得到显著提升。

1) 检测效果实验

检测效果实验的部分对比示例图, 如表 2 所示, 车辆目标的检测效果是指利用网络的检测框对车辆的位置进行框定, 在检测图像中网络检测框以尽量紧密包裹车辆目标为总原则。目标漏检和虚警的效果通过利用图像中网络目标检测框与事先标注好的目标真实框在检测位置上进行比对, 从而判断图像中目标是否存在漏检和虚警。

表 2 中, 图例 a 为复杂多运动弱小目标场景、图例 b 为弱小目标相互毗邻场景、图例 c 为存在斑点噪声场景。在图例 a 中, 图像左下角区域的 6 个目标, 本文算法将其全部检出, 其它算法都出现不同程度的漏检和虚警。在图例 b 中, 图像右下角区域的 4 个目标, 本文算法将其全部检出, 其它算法都出现不同程度的漏检和虚警。在图例 c 中, 图像左上角区域的 1 个目标, 本文算法和 RefineDet、YOLOv5 算法将其检出, 其它算法都出现漏检; 图像中部斑点噪声区域的 2 个目标, 本文算法将其全部检出, 没有出现虚警, 其它算法都出现不同程度的漏检和虚警。对比于其他 5 种算法, 本文 CC-YOLO 算法检测正确率最高、漏警率最低, 可以对弱小目标实现准确检测, 表明本文算法可以精确检测出遥感图像各种复杂地面背景下的弱小目标。

表 2 本文算法与其他 5 种算法检测效果对比示例

Table 2 Comparison of detection results among the proposed algorithm and other five algorithms

算法	图例 a	图例 b	图例 c
原图			
DSSD			
YOLOv3			
RefineDet			
EfficientDet			
YOLOv5			
CC-YOLO (本文)			

表 3 本文算法与其他 5 种算法性能比较结果

Table 3 Comparison of performance among the proposed algorithm and other five algorithms

算法	主干网络	AP, IOU: /%			FPS/ (帧/s)
		0.5:0.95	0.5	0.75	
DSSD	ResNet101	16.3	53.1	3.9	25.6
YOLOv3	DarkNet53	27.0	80.4	7.4	47.4
RefineDet	ResNet101	31.4	79.0	15.5	23.8
EfficientDet	EfficientNet	33.4	87.8	13.9	24.3
YOLOv5	CSPDarkNet53	41.5	93.5	26.8	52.6
CC-YOLO(本文)	CSPDarkNet53	42.3	94.6	27.8	58.8

4 结 论

针对遥感图像地面弱小目标提出一种融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测算法 CC-YOLO,可以有效解决弱小目标信息量少、信息真假混杂的难题。构建了遥感图像地面弱小目标数据集 GDSTD,解决了算法实验中图像数据匮乏的问题。

实验结果表明:1)本文算法对复杂多运动弱小目标场景、弱小目标相互毗邻场景以及存在斑点噪声场景中的弱小目标有良好的检测性能;2)本文算法 $AP_{0.5:0.95}$ 达到 42.3%, $AP_{0.5}$ 达到 94.6%, $AP_{0.75}$ 达到 27.8%,在 GPU 处理器为 RTX 3070 下,检测速率 FPS 达到 58.8 帧/s,具有优良的检测性能和实时性;3)本文算法优于主流深度学习目标检测算法,具有一定的鲁棒性。

参考文献

[1] 李红光,于若男,丁文锐. 基于深度学习的小目标检测研究进展[J]. 航空学报,2021,42(7):107-125.
LI H G, YU R N, DING W R. Research development of small object tracking based on deep learning [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42 (7): 107-125.

[2] 高新波,莫梦竟成,汪海涛,等. 小目标检测研究进展[J]. 数据采集与处理,2021,36(3):391-417.
GAO X B, MO M J CH, WANG H T, et al. Recent advances in small object detection [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2021,36(3):391-417.

[3] 王志虎,沈小青,桂伟龙. 光学成像小目标检测技术综述[J]. 现代防御技术,2020,48(5):67-73.
WANG ZH H, SHEN X Q, GUI W L. Survey of small targets detection technology in optical imaging [J]. Modern Defence Technology, 2020,48(5):67-73.

[4] 刘颖,刘红燕,范九伦,等. 基于深度学习的小目标检测研究与应用综述[J]. 电子学报,2020,48(3):

2) 性能对比实验

利用 $AP_{0.5:0.95}$ 、 $AP_{0.5}$ 、 $AP_{0.75}$ 和检测速率 (FPS) 对地面弱小目标检测算法进行定量评价,算法性能比较结果如表 3 所示。

由表 3 可知,对比于其他 5 种算法,本文 CC-YOLO 算法各项性能指标均为最优, $AP_{0.5:0.95}$ 达到 42.3%, $AP_{0.5}$ 达到 94.6%, $AP_{0.75}$ 达到 27.8%,在 GPU 处理器为 RTX 3070 下,检测速率 FPS 达到 58.8 帧/s,表明本文算法可以精确检测出遥感图像复杂地面背景下的弱小目标,同时算法实时性较高,能够满足工程应用上的需求。

- 590-601.
- LIU Y, LIU H Y, FAN J L, et al. A survey of research and application of small object detection based on deep learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(3): 590-601.
- [5] 郑浦,白宏阳,李伟,等. 复杂背景下的小目标检测算法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2020, 54(9): 1777-1784.
- ZHENG P, BAI H Y, LI W, et al. Small target detection algorithm in complex background[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2020, 54(9): 1777-1784.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014: 580-587.
- [7] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2015: 1440-1448.
- [8] REN S Q, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2015: 91-99.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016: 779-788.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017: 7263-7271.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Eprint ArXiv:1804.02767, 2018.
- [12] BOCHKOVSKIY A, WANG CH Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Eprint ArXiv:2004.10934, 2020.
- [13] GLENN J. YOLOv5 [J]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>, 2020.
- [14] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: Common objects in context[C]. *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, Charm: Springer, 2014: 740-755.
- [15] ZOU Z, SHI Z, GUO Y, et al. Object detection in 20 years: A survey [EB/OL]. (2019-05-13) [2019-05-16]. <https://arxiv.org/abs/1905.05055>.
- [16] EVERINGHAM M, ESLAMI S A, GOOL L V, et al. The pascal visual object classes challenge: A retrospective [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(1): 98-136.
- [17] 伍锡如,邱涛涛,王耀南. 改进 Mask R-CNN 的交通场景多目标快速检测与分割[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 242-249.
- WU X R, QIU T T, WANG Y N. Multi-object detection and segmentation for traffic scene based on improved Mask R-CNN [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 242-249.
- [18] 胡聪,李超,周甜,等. 基于改进深度相对距离学习框架的车辆再识别算法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(12): 245-252.
- HU C, LI CH, ZHOU T, et al. Vehicle re-recognition algorithm based on improved deep relative distance learning framework [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(12): 245-252.
- [19] 徐晓光,李海. 多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(6): 96-101.
- XU X G, LI H. Application research of multi-scale features in YOLO algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(6): 96-101.
- [20] 吕禾丰,陆华才. 基于 YOLOv5 算法的交通标志识别技术研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(10): 137-144.
- LYU H F, LU H C. Research on traffic sign recognition technology based on YOLOv5 algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(10): 137-144.
- [21] 张明路,郭策,吕晓玲,等. 改进的轻量化 YOLOv4 用于电子元器件检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(10): 17-23.
- ZHANG M L, GUO C, LYU X L, et al. Improved lightweight YOLOv4 for electronic components detection [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(10): 17-23.
- [22] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J SH. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021, Eprint ArXiv: 2103.02907.
- [23] COLIN L, TODD R, OLGA M S, et al. Unified coincident optical and radar for recognition (UNICORN) 2008 Dataset [J]. <https://github.com/AFRL-RY/data->

unicorn-2008, 2019.

- [24] FU C, LIU W, RANGA A, et al. DSSD: Deconvolutional single shot detector. CoRR, abs/1701.06659, 2017.
- [25] ZHANG SH F, WEN L Y, BIAN X, et al. Single-shot refinement neural network for object detection [J]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, 4203-4212.
- [26] TAN M X, PANG R M, QUOC V L E. Efficientdet: Scalable and efficient object detection [J]. In CVPR, 2020.

作者简介



闫钧华, 1993年于南京航空航天大学获得学士学位, 2001年于南京航空航天大学获得硕士学位, 2004年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授, 主要研究方向为图像质量评价, 多源信息融合, 目标检测、跟踪与识别。

E-mail: yjh9758@126.com

Yan Junhua received her B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1993, 2001, and 2004, respectively. She is currently a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include image quality assessment, multi-source information fusion, target detection, tracking and recognition.



张琨, 2019年于安徽建筑大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为多源目标检测识别与跟踪。

E-mail: zhangkun7998@163.com

Zhang Kun received his B. Sc. degree from Anhui Jianzhu University in 2019. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include multi-source target detection, recognition and tracking.



施天俊, 2020年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 现为哈尔滨工业大学硕士研究生, 主要研究方向为遥感信息处理。

E-mail: 20s021010@stu.hit.edu.cn

Shi Tianjun received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2020. He is currently a master student at Harbin Institute of Technology. His main research interest is remote-sensing information processing.



朱桂熠, 2015年于西安电子科技大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为目标检测与识别。

E-mail: guiyi_zhu@nuaa.edu.cn

Zhu Guiyi received her B. Sc. degree from Xidian University in 2015. She is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include object detection and classification.



刘勇, 2012年于空军航空大学获得学士学位, 2014年于空军航空大学获得硕士学位, 2018年于国防科技大学获得博士学位, 现为军事科学院国防科技创新研究院助理研究员, 主要研究方向为遥感数据处理、信息融合等。

E-mail: xhliuyong@sina.com

Liu Yong received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Aviation University Air Force in 2012 and 2014, and received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2018. He is currently a research assistant at National Innovation Institute of Defense Technology, Academy of Military Sciences. His main research interests include remote sensing data processing and information fusion.



张寅 (通信作者), 2009年于吉林大学获得学士学位, 2011年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2016年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学副教授, 主要研究方向为光电探测信息仿真与处理, 光电探测场景光谱辐射特性。

E-mail: zhangyin1986@nuaa.edu.cn

Zhang Yin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jilin University in 2009, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Harbin Institute of Technology in 2011 and 2016. He is currently an associate professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include simulation and processing of photoelectric detection information and spectral radiation characteristics of photoelectric detection scene.