

文章编号: 2095-2163(2023)02-0015-06

中图分类号: TN911.23; TU323.4

文献标志码: A

基于改进 YOLOv4 的飞机遥感影像目标检测算法

于海洋, 吕瑞宏, 于海龙, 李 龙, 范永鑫

(沈阳工业大学 信息学院, 沈阳 110870)

摘要: 针对遥感影像检测的背景复杂多样、检测目标小且不清晰、实时性需求等问题, 本文基于深度学习 YOLOv4 目标检测算法网络框架, 提出一种基于改进 YOLOv4 的遥感影像飞机目标检测算法, 旨在提高检测速度和检测精度; 使用 MobileNetv3 轻量化网络结构替换 YOLOv4 的主干特征提取网络(CSPDarkNet53), 其深度可分离卷积模块可减少参数计算量, 进一步提高改进后的 YOLOv4 运算速度, 其逆残差结构和 SE 注意力机制结构可提高特征提取的能力, 以较少的精度换取大量速度; 在 YOLOv4 的头部加入注意力机制(CBAM), 通过重定义特征图的权重方式, 提高模型的准确性。实验结果表明, 改进的 YOLOv4 算法对于飞机小目标遥感影像检测效果良好, 其检测速度为 24.3 帧/s, 比原 YOLOv4 算法提升了 8.5 帧/s; 识别准确率达到 92.45%, 比原 YOLOv4 算法提升了 3.53%, 实现了网络模型的轻量化。

关键词: 遥感影像; YOLOv4 目标检测; MobileNetv3; 注意力机制

Aircraft remote sensing image object detection algorithm based on improved YOLOv4

YU Haiyang, LV Ruihong, YU Hailong, LI Long, FAN Yongxin

(School of Information, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

[Abstract] Aiming at the problems of complex and diverse background of remote sensing image detection, small and unclear detection targets, and real-time requirement, this paper aims to improve the performance of detection speed and detection accuracy. Based on the network framework of deep learning YOLOv4 target detection algorithm, an aircraft remote sensing target detection algorithm is proposed. The feature extraction backbone of YOLOv4 is replaced by mobileNetv3, which is a lightweight network. The deep separable convolution module in MobileNetv3 can reduce the amount of parameter calculation, improve the improved YOLOv4 operation speed, make its inverse residual structure and SE attention mechanism structure obtain reliable and optimal extraction features, and balance the loss precision and speed. In the feature map of the head layer of YOLOv4, the attention mechanism (CBAM) is added by weight to improve the accuracy of the model. According to the experimental results, it turns out that the improved YOLOv4 algorithm has a good effect on the detection of small target on remote sensing image. Its detection speed is 24.3 frames/s, which is 8.5 frames/s higher than that of the original YOLOv4 algorithm. The recognition accuracy rate is 92.45%, which is 3.53% higher than the original YOLOv4 algorithm with a lighter network structure.

[Key words] remotely sensed imagery; YOLOv4 object detection; MobileNetv3; attention mechanism

0 引言

随着传感器技术的发展, 遥感影像所获得的影像更加清晰, 语义信息更加丰富, 给遥感影像目标提取, 创造了极为有利的条件。现今遥感影像目标检测不管是在军用领域的飞机、舰船等敏感目标检测还是民用领域的探测植物虫害和飞机救助检测。遥感目标检测与人们的生产生活息息相关, 由于近年

来无人机炸弹的兴起, 导致各国对无人机的研究投入较大, 所以对无人机等小目标飞机的检测具有重要的现实意义和研究价值^[1]。目前可以实现对遥感影像飞机小目标进行检测的方法主要分为两类, 一类是以机器学习法、模板匹配法为代表的传统方法; 另一类是以深度学习为代表的新型检测方法。由于遥感影像背景复杂, 且多数检测目标在图像中所占像素较少, 仅使用机器学习和模式识别等传统

作者简介: 于海洋(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉; 吕瑞宏(1982-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 微弱信号检测及信号处理、智能控制信号及处理; 于海龙(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 模式识别; 李 龙(1993-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 半导体器件; 范永鑫(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉。

通讯作者: 吕瑞宏 Email: 13940303171@163.com

收稿日期: 2022-04-17

方法无法有效的提取目标特征信息,在对遥感影像飞机目标检测时会存在漏检率高、精度低等缺陷。基于深度学习的目标检测算法逐渐应用于遥感探测领域,YOLOv4 目标检测算法集合了检测精度高和检测速度快的优点和模型较大缺点,本文针对实时性的要求,对 YOLOv4 模型进行修改。

深度学习目标检测算法多种多样,以阶段性划分深度学习目标检测算法分为单阶段(One-Stage)和二阶段(Two-Stage)。单阶段目标检测算法如 SSD、YOLO 系列等,其优点是检测速度较快,精度低于同等级下的二阶段算法^[2];二阶段目标检测算法常见的有 R-CNN、FastR-CNN 等,其检测精度较高,检测速度较低。秦伟伟等^[3]针对 YOLOv3 算法的检测速度较低的问题,提出了一种使用 MobileNetV2 轻量化网络代替 YOLOv3 算法的主干网络(DarkNet53),提升检测速度;公明,刘妍研等^[4]针对 YOLOv3 网络的检测精度的问题,在主干网络中引入残差结构和空间金字塔池化网络(SPP),提高底层网络的特征提取,来提高遥感图像目标检测的检测精度;国腾飞等^[5]针对算法的检测精度等问题,在算法中加入 CBAM(Convolutional Block Attention Module)注意力机制,将通道注意力与空间注意力机制串联,增大目标检测网络感受野,同时减轻网络计算任务,提升网络性能。相比于其他常见的深度学习目标检测算法,YOLOv4 算法的检测速度和检测精度效果较好,适用于实时检测需求。

针对遥感影像检测的背景复杂多样、检测目标小且不清晰、实时性需求等问题,本文在 YOLOv4 网络的基础上进行改进,用 MobileNet3 轻量化网络结构替换 YOLOv4 的 CSPDarkNet53 结构,并在 YOLOv4 的 Head 部分加入双重注意力机制(CBAM),来提升检测精度。

1 理论模型的搭建

遥感飞机小目标实时性检测的问题要从检测速度和检测精度两方面考虑,对现有的目标检测算法进行研究,得出影响检测速度的因素包括构建网络的参数量、网络层数、激活函数和非极大值抑制(NMS)等。本文在 YOLOv4 的网络框架的基础上改进模型,使用 MobileNet3 网络替换了 YOLOv4 的主干网络,以减少网络中浮点数运算量(FLOPs),提高算法的检测速度;在从检测精度方面,本文在 YOLOv4 的 Head 部分,融入了双重注意力机制(CBAM),对重点关注的目标区域,加大权值,使重

点区域提取出更多有用的信息,同时抑制其他区域特征的提取,从而提高检测精度。

1.1 主干网络的搭建

从检测速度出发,需减少模型的 FLOPs,本文在 YOLOv4 框架的基础上对其主干网络(CSPDarknet53)进行修改,CSPDarknet53 是主干网络结构,包含了 5 个 Resblock_body 模块,如图 1 所示。

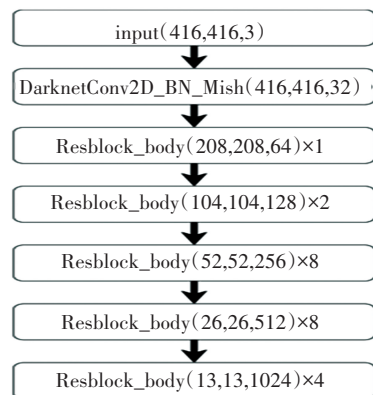


图 1 CSPDarkNet53 网络结构模型

Fig. 1 CSPDarkNet53 network structure model

轻量化网络是遥感飞机小目标检测的重点,FLOPs 浮点数运算量影响计算机网络运算速度,从而影响其检测速度,故本文提出使用 MobileNet3 轻量化网络结构来替换 CSPDarkNet53 主干网络。

MobileNet3 集现有轻量模型思想于一体,主要包括 MobileNetv1 的深度可分离卷积、MobileNetv1 的深度可分离卷积、MobileNetv2 的逆残差结构以及引入 SE 注意力机制。深度可分离卷积可以大大减少参数量的计算,引入了挤压与激励 SE(Squeezeand-Excitation)结构,能够让模型更加关注信息量最大的通道特征,而抑制不重要的通道特征;最后把线性激活函数替换成 hard-siwish 函数。MobileNet3 结构模型如图 2 所示。

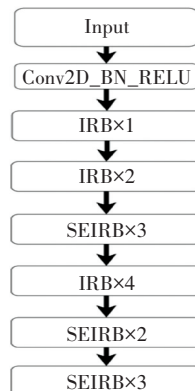


图 2 MobileNet3 结构模型

Fig. 2 MobileNet3 structure model

MobileNetv3 结构由多个小模块构成, 其中 IRB 与 SE_IRB 等模块的详细构成如图 3 所示。

最后 MobileNetv3 使用 hard-swish 激活函数代替 swish 激活函数, 来降低计算量, hard-swish 函数表达式(1)如下:

$$h - swish(x) = x \frac{ReLU6(x + 3)}{6} \quad (1)$$

其中, x 为变量, ReLU6 就是普通的 ReLU, 但是限制最大输出值为 6。

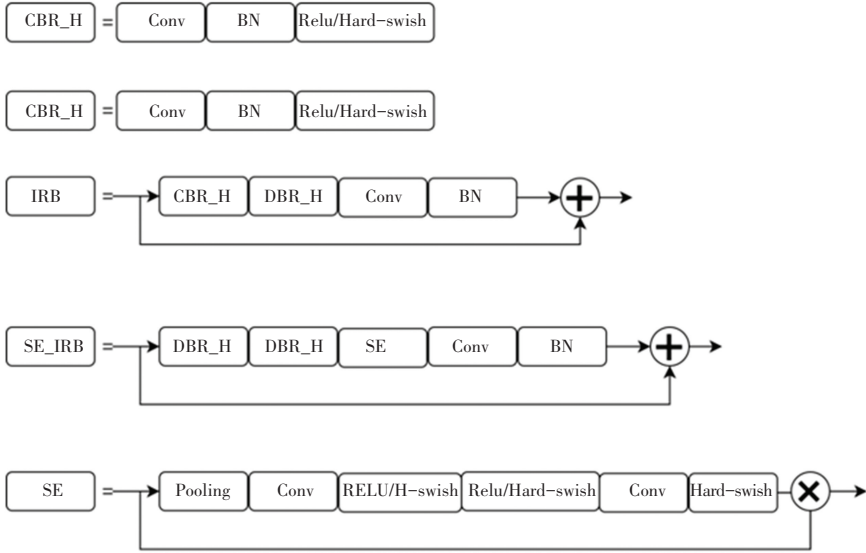


图 3 MobileNetv3 结构中小模块构成

Fig. 3 Submodules of MobileNetv3

由于 swish 激活函数应用于嵌入硬件平台中对硬件的要求较高, 将 swish 函数的线性化可以在不影响模型的精度的情况下减少部分计算量。

1.2 头部的搭建

CBAM 模块可以使算法对重点关注区域加大权值, 使重点区域提取出更多有用的信息, 同时抑制其他区域特征的提取, 从而来提高检测精度。

本文的主要目的是满足遥感飞机小目标实时性检测, 不仅要提高模型的检测速度, 而且还要提升模型的检测精度。为了提高模型的检测精度, 在

YOLOV4 模型的头部加入双重注意力机制 (CBAM)。

CBAM 有通道注意力机制和空间注意力机制两种形式, 是深度学习中注意力机制的一种方法。CBAM 以学习的方式重新定义空间和通道的特征图权重的大小, 对重点关注的目标区域加大权值, 使重点区域提取出更多有用的信息, 同时抑制其他区域特征的提取。输入特征经过 CBAM 中的两个小模块的筛选, 得到重点关注的区域和不重要的区域, 进行特征提取, 得到特征图。CBAM 模块划分如图 4 所示。

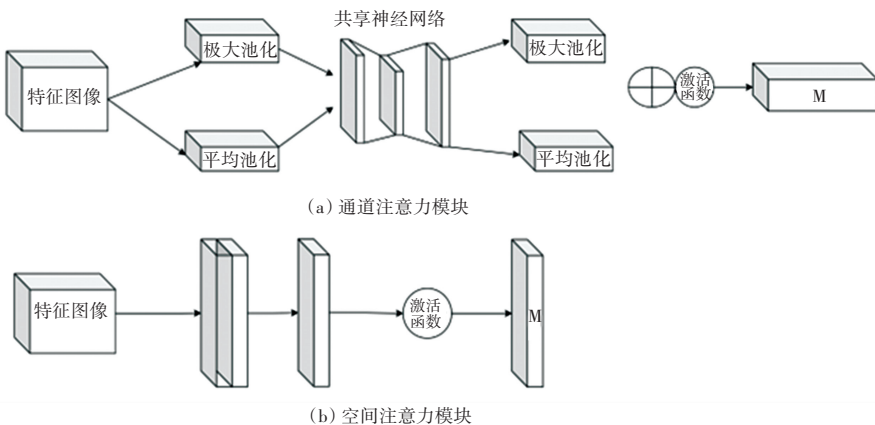


图 4 CBAM 模块划分

Fig. 4 CBAM module partitioning

改进后的模型中加入 CBAM,目的就是让模型给输入信号加权,就是为输入的各个维度打分,然后根据得分的多少进行加权,找到模型的重要特征,提取出更多的有用信息,来提升模型的检测精度。

1.3 基于 YOLOV4 框架的改进

MobileNetv3 网络是集现有轻量模型思想于一体的轻量化网络,提升检测速度,是最好的轻量化网络之一;双重注意力机制(CBAM)可以给重点关注的区域赋予更高的比例,加大提取特征权重并抑制背景干扰,获取更加有效的特征。

本文的模型在 YOLOv4 目标检测框架的基础

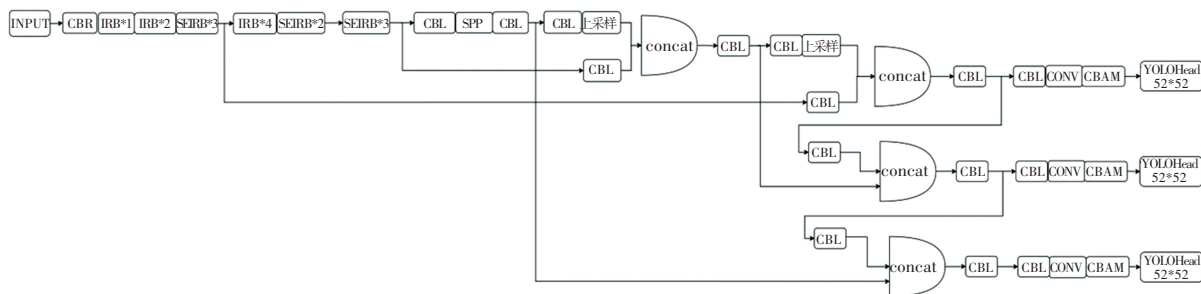


图5 改进模型的结构图

Fig. 5 Diagram of improved model structure

2 实验结果与分析

2.1 实验条件

2.1.1 数据集

本文模型使用的数据集为 RSOD 数据集内的飞机类。数据集中有飞机图片 446 张,包含 4 993 架飞机,以其中的 356 张图片作为训练集,90 张图片作为测试集,对上述数据集进行标注,存储为.xml 格式文件,制作成.VOC 格式。本文所用数据集的部分样例如图 6 所示。

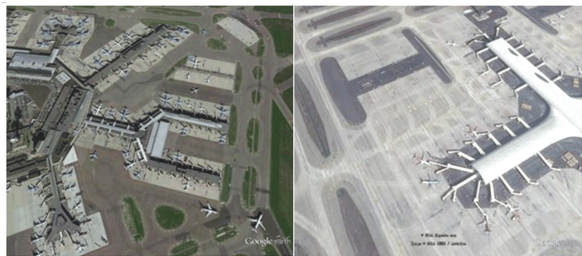


图6 飞机样本图例

Fig. 6 Aircraft sample legend

2.1.2 实验环境和参数说明

为了验证本文模型的真实有效性,实验平台统一在 Windows10 操作系统下,GPU 版本为 NVIDIA

上,使用轻量化网络结构 MobileNetv3 替换 YOLOv4 的主干网络 CSPDarkNet53,提高算法的检测速度;其次,在模型的 Head 部分加入注意力机制,更好的获得特征,提高其检测精度。其他结构依旧采用 YOLOv4 的原结构,输入部分采用 416×416×3 输入;颈部(Neck)主要由 SPP 和 PANet 组成,SPP 结构融合了不同感受野特征,提高模型上下文信息提取能力,以较小计算量的增加换取较大准确率的提升;PANet 将提取的特征信息转换为坐标、类别等信息。本文构建的网络模型如图 5 所示。

GeForce GTX 1650 显卡(4 GB 显存),使用 anaconda3 来建立 python 虚拟环境,深度学习框架为 Tensorflow1,并使用 CUDA10.0, Cudnn7.6.2 来给建立的虚拟环境推理加速。为了便于与其他算法模型对比,其输入图像大小固定为 416×416,使用 Adam 优化器训练优化,设置迭代次数为 100 次,批处理大小为 4,权重衰减系数设为 0.000 5,初始学习率设为 0.001。

2.2 评价指标

为了更好的评估改进后模型,本文使用平均精度均值(mAP)和每秒帧率(FPS),还有模型参数量(运算量),作为模型的评判标准。

mAP 是平均精度值为所有精度值 AP 的加权和取平均计算,如公式(2)所示:

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M AP \quad (2)$$

其中, M 为所识别物体的种类, AP 为检测精度。

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (3)$$

其中, p 为精度(Precision), r 为召回率(Recall)。

FPS 为每秒识别图片的个数,模型的运算量即参数量,由模型的结构计算出。

2.3 结果分析

2.3.1 改进后的模型与原模型对比

通过实验得到 MAP 与 FPS 数据见表 1。由表 1 所知,本文改进的模型参数量是原模型的 1.6 倍,召回率提升了 5.49%,检测速度提高了 8.5 fps,能够满足实时检测的要求。

表 1 改进前后模型对比

Tab. 1 Comparison of the model before and after the improvement

模型	mAP	FPS
YOLOv4	88.92%	15.8
Improve-YOLOv4	92.54%	24.3

2.3.2 不同检测算法对比

为了验证改进模型的性能,本文使用 FasterR—CNN、SSD、YOLOv3, YOLOv4 算法与本文改进的 YOLOv4 算法进行 mAP 和 FPS 的对比,见表 2。从检测精度这方面看,SSD 检测算法与 FasterR—CNN 检测算法检测精度相差不大,低于其他算法,改进后的 YOLOv4 目标检测算法检测精度高于其他 4 种检测算法,相比于原 YOLOv4 算法相比提升了 3.53%,远大于其他算法检测精度;从检测速度方面来看,SSD 目标检测算法的检测速度比改进后模型检测速度快 6.5 fps,并远大于其他算法的检测速度。从检测精度和检测速度两方面综合考虑,改进的 YOLOv4 目标检测算法虽然检测速度略小于 SSD 目标检测算法,但改进后的模型精度远大于 SSD 目标检测算法,所以本文模型更加适用于遥感影像飞机目标的实时性检测。

表 2 不同算法检测对比

Tab. 2 Comparison of detection of different algorithms

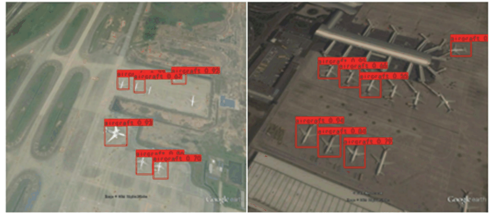
Method	Backbone	mAP	FPS
SSD	VGG-16	52.7	30.8
FasterR—CNN	VGG-16	56.35	4.9
YOLOv3	DarkNet-53	72.16	18.0
YOLOv4-MobileNetv3	MobileNetv3	72.41	27.6
YOLOv4	CSPDarkNet-53	88.92	15.8
Improve-YOLOv4	MobileNetv3	92.45	24.3

为了验证本文模型算法的实际检测性能,使用一部分高分辨率飞机遥感影像进行测试,检测结果如图 7 所示。在面对遥感图像中飞机目标数量多、体积小和背景复杂等情况下,改进的模型漏检 1 个, FasterR—CNN 模型漏检 5 个, YOLOv3 和 YOLOv4 漏检 7 个,而 SSD 只检测出两个,表明本文模型对

飞机体积小、数量多、目标密集的遥感飞机影像时,仍能检测出绝大多数的目标,能满足遥感飞机小目标实时性检测需求。



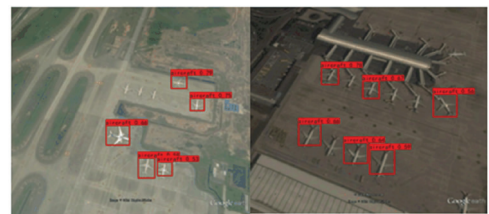
(a) 检测样原图



(b) FasterR—CNN 算法检测结果



(c) SSD 算法检测结果



(d) YOLOv3 算法检测结果



(e) YOLOv4 算法检测结果



(f) 本文改进 YOLOv4 算法检测结果

图 7 检测结果对比

Fig. 7 Comparison of test results