

基于旋转框和注意力机制的遥感图像目标检测算法

唐建宇 唐春晖

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘 要: 在遥感图像目标检测中,遥感图像在俯视视角下通常呈现任意方向排布。该情况使得常见检测算法在自然场景下有很好的检测效果但往往在遥感图像下检测效果不理想。针对遥感场景下的检测不理想的问题,在单阶段检测网络 YOLOv5 的基础上提出了一种基于旋转目标框和注意力机制的遥感图像目标检测算法(CSL-YOLOv5)。首先,在原网络的特征提取网络(CSPDarknet53)的基础上进行了改造,使输出特征图数量增多,优化网络对小目标的检测效果。然后,在残差块中加入了一种融合通道模块和空间模块的注意力机制,增强图像特征的表达效果,同时利用 Focal Loss 来优化训练效果,在保证检测速度的基础上提升检测精度。最后,使用基于环形平滑标签的长边表示法来实现目标框的旋转,通过把回归问题转为分类问题来解决角度周期性对训练的影响。实验结果表明,所提出的 CSL-YOLOv5 算法在 DOTA 数据集取得了 76.24 mAP 的检测精度,对比先前的单阶段算法有着更高的精度,对比 YOLOv5 的 mAP 相比较提高了 8.06%。该算法在遥感场景下,检测的准确率高且鲁棒性好。

关键词: 遥感图像;目标检测;旋转框;注意力机制

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Remote sensing image target detection algorithm based on rotating frame and attention mechanism

Tang Jianyu Tang Chunhui

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In remote sensing image target detection, the remote sensing image is usually arranged in any direction under the top view angle. This situation makes common detection algorithms have good detection results in natural scenes, but the detection results are often unsatisfactory in remote sensing images. Aiming at the problem of unsatisfactory detection in remote sensing scenes, proposes a remote sensing image target detection algorithm (CSL-YOLOv5) based on the rotating target frame and attention mechanism based on the single-stage detection network YOLOv5. First of all, the original network feature extraction network (CSPDarknet53) was modified to increase the number of output feature maps and optimize the detection effect of the network on small targets. Then, an attention mechanism that combines the channel module and the spatial module is added to the residual block to enhance the expression effect of image features. At the same time, Focal Loss is used to optimize the training effect, and the detection accuracy is improved on the basis of ensuring the detection speed. Finally, the long-side representation based on circular smooth labels is used to achieve the rotation of the target frame, and the effect of angle periodicity on training is solved by turning the regression problem into a classification problem. The experimental results show that the CSL-YOLOv5 algorithm proposed achieves a detection accuracy of 76.24 mAP in the DOTA data set, which has a higher accuracy compared with the previous single-stage algorithm, and has an increase of 8.06% compared to the mAP of YOLOv5. The algorithm has high detection accuracy and good robustness in remote sensing scenarios.

Keywords: remote sensing image; target detection; rotating frame; attention mechanism

0 引 言

随着航天遥感技术的迅速发展,高质量的遥感图像随

之增多,目标检测在遥感图像方面得到了长足的发展。遥感图像目标检测是在遥感图像中找到兴趣目标的具体位置并识别其目标类别,通常对飞机、机场、汽车、桥梁等目标有

着特别关注,该技术在港口、机场流量监测、交通疏导、寻找丢失船只等民用、军用领域有着重要的作用^[1]。

受深度学习在自然图像领域发展的影响,遥感图像的目标检测方法也开始从手工归纳特征方法向深度卷积网络自主归纳图像特征的方法过渡。但是相比于自然图像,遥感图像有着图像分辨率高,目标物小而密集,尺度变化大等检测难点。目前,在遥感图像目标检测领域已经有了很多专家学者提出了许多相关算法。2016年,Zou等^[2]提出的SVDNet,把DCNN^[3]和SVM^[4]相结合,利用这种简单有效的方法来自适应学习特征,在遥感图像中检测船舶获得了很好的效果,但无法解决待检测目标密集和不规则排列问题。对于上述问题,学者们相继提出了ICN^[5]、ROI-Transformer^[6]、CAD-Net^[7]、SCRDet^[8]、R3Det^[9]等各种包含旋转框的算法去实现不规则目标的检测。然而,上述算法大多数是基于回归的任意定向方法来预测角度,忽略了边界不连续性。

遥感图像相比自然领域存在更多困难导致了遥感图像在目标检测方面发展缓慢。这是因为对于遥感图像目标检测存在背景复杂、空间分辨率变化较大、待检测物小而多且排列不规则等一系列问题。旋转目标框的实现存在的问题是在于角度边界值的不连续性,需要选用一种将真正无边界不连续性的方法来解决。因此本文提出了一种基于旋转目标框和YOLOv5的遥感图像目标检测算法(CSL-YOLOv5),该算法采用新的边界不连续自由旋转检测器,通过把角度的回归问题转化为分类问题的方式来解决角度周期性问题,解决边界不连续的问题,并采纳了环形平滑标签的方式

评估分类之后的角度误差。同时,本文在原网络的特征提取网络上进行了改进,改善了小目标细节特征提取效果^[10];在残差块中添加了注意力模块,沿着空间和通道两个维度有序推断注意力权重,再和特征图相乘对特征自适应调整,网络有效定位感兴趣区域。本文方法在遥感图像目标检测方面有着良好的检测精度。

1 基于注意力机制的遥感图像目标检测算法

针对遥感图像待检测小目标多的问题,本文基于YOLOv5s进行网络架构优化,如图1所示。整个网络架构分Input、BackBone、Neck、Output 4个部分。Input端可以通过Mosaic数据增强方式与其他增强方式提高对遥感图像小目标的检测性能。BackBone模块包含Focus结构和CSPDarknet结构,Focus多次切片和卷积操作把 $608 \times 608 \times 3$ 的图像变成 $304 \times 304 \times 32$ 的特征图;在CSPDarknet原有结构的基础上增加了两个残差块,提升高分辨率特征图对小目标细节信息的非线性映射能力。Neck模块包含了路径聚合网络(path aggregation network, PANet)和金字塔池化(space pyramid pooling, SPP)模块。PANet模块嵌入了注意力机制,在空间和通道有序定位推断注意力权重,快速在遥感图像中定位感兴趣区域。SPP模块在采用4种不同大小的核进行最大池化操作,再进行张量拼接。输出层使用Focal_Loss^[11]代替YOLOv5的GIOU_Loss^[12]作为损失函数实现边框回归(bounding box),利用两个因子协调控制解决遥感图像中正负样本数量不均衡问题。

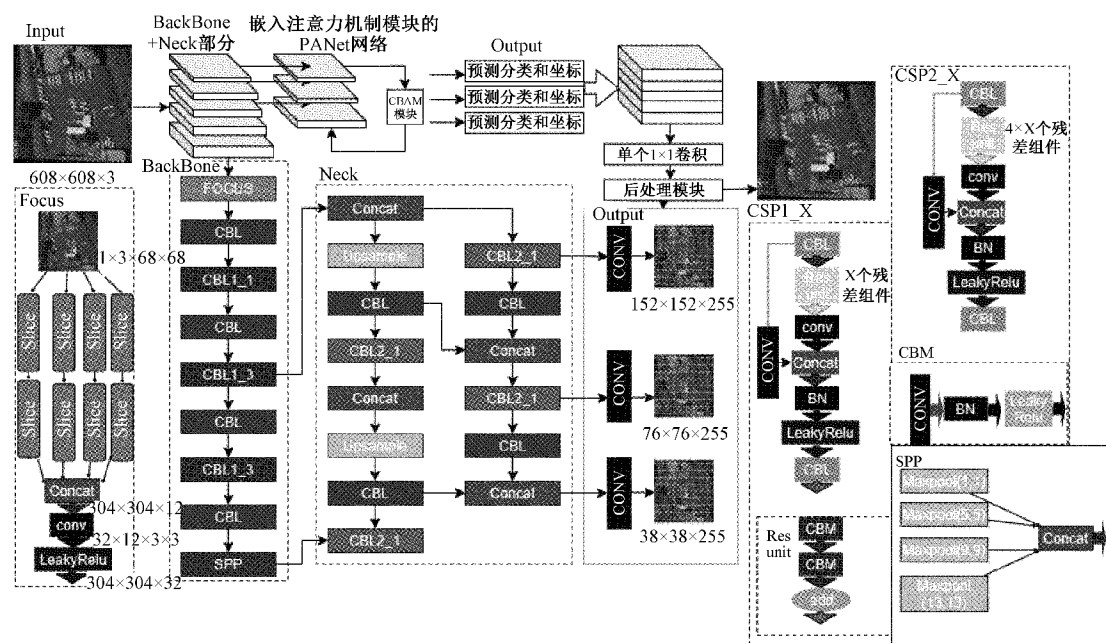


图1 YOLOv5s 模型结构

1.1 特征提取模块

遥感场景由于视角问题使得大部分目标尺度较小,利

用自然场景下的特征提取网络无法提取目标的细节信息;并且网络层次的加深会使小目标本身有限的细节信息丢

失,所以在设计特征提取网络时需要具有较强的多尺度特征提取能力。本文方法的特征提取网络沿用 YOLOv5 的 CSPDarknet53。

如果直接在 608×608 经过下采样输出的最小分辨率为 19×19 的特征图,每个像素点对应的视野为 32×32 的图像 patch,经过下采样之后的小目标物在 19×19 特征图上所占空间很小甚至丢失,所以很少能检测出遥感图像的待检测目标;再者,即使用 19×19 的特征图检测出了待检测目标,会出现同一个目标在两个不同的尺度的特征图被检出的情况,这种情况下会存在不同尺度特征图下特征偏差,处于特征提取网络深层次的 19×19 特征图比起其他浅层特征图可能拥有更高置信度,但是实际位置信息存在比浅层特征图更大的偏差导致精度下降。最后,即使是分辨率为 76×76 的最大的特征图模块,每个像素点对应的视野 8×8 的图像 patch,下采样之后的遥感图像中的小目标物所占空间也会很小甚至丢失的;如果特征图一个网格内的多个待检测目标映射到同区域内造成重叠问题,也会

导致小目标漏检。

针对上述问题对 CSPDarknet53 进行部分调整,如图 2 所示。裁剪 CSPDarknet53 的最后一个跨阶段的残差块(CSPNet with residual block, CSP_Res)。将 CSPDarknet53 的最后一个 CSP_Res 结构生成的特征图通过反卷积上采样成高分辨率特征图,并采取特征融合(concat)方式将其与各 CSP_Res 模块输出的浅层特征图相融合,使网络输出的特征图具有更丰富的特征信息^[13]。Nonlinear mapping 由卷积层 conv 和非线性激活函数 LReLU 组成,DBL 模块相较于 Nonlinear mapping 多了一个批归一化层(batch normalization, BN)。使用 Nonlinear mapping 对特征图维度进行调整,改进了特征融合的细节,使得在输入图像分辨率为 608×608 情况下的输出特征图为 152×152 、 76×76 、 38×38 ,从而优化对小目标的检测效果。最后,为了更好地获取小目标细节信息,在第 2 个 CSP_Res 结构中增加两个残差单元,提升高分辨率特征图对小目标细节信息的非线性映射能力。

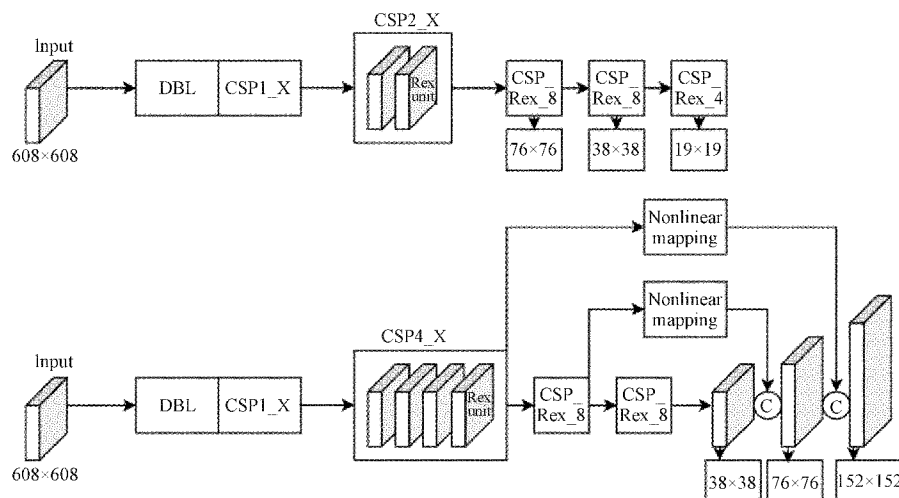


图 2 CSPDarknet53 及其改进

1.2 CBAM 模块

遥感图像俯视角存在着复杂的背景信息会影响检测目标的特征提取效果,尤其是低分辨率特征图在经过深层提取网络的卷积运算后特征会丢失。如图 3 所示,针对反卷积进一步引入一种注意力机制^[14](convolutional

block attention module, CBAM)在通道注意力机制和空间注意力机制两个独立的维度进行注入,通道注意力模块能够反映输入特征图中可能存在目标的区域;空间注意力模块对通道压缩,可以反映特征图中相应较高的像素点集合。

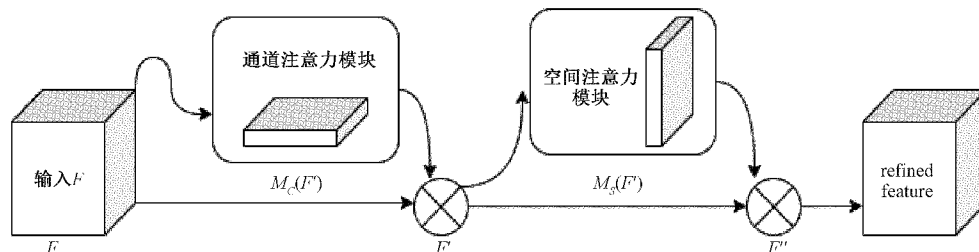


图 3 CBAM 模块

CBAM 模块引入残差网络的具体实现方式如式(1)所示。

$$\begin{cases} F' = M_c(F) \otimes F \\ F'' = M_s(F') \otimes F' \end{cases} \quad (1)$$

式中: F 表示输入特征图, M_c 表示通道注意力操作, F' 表示通道注意力模块输出, M_s 表示空间注意力操作, $\otimes$ 表示逐个元素相乘, F'' 表示空间注意力模块输出。

通道注意力机制在空间维度压缩输入特征图, 经过多层感知机运算后按像素点相加输出 $M_c(F)$, 最后再与输入特征进行像素级的点乘得到 F' ; 空间注意力模块以 F' 为输入, 在通道压缩特征图得到 $M_s(F')$, 最后与输入 F' 进行像素级点乘, 得到 F'' , 实现目标的聚焦^[13]。Sigmoid 函数之后的显著图的值在 $[0, 1]$ 之间。它可以降低噪声并相对的增强对象信息。由于显著图是连续的, 因此不会完全消除背景信息, 这有利于网络保留某些关联信息并提高检测网络的鲁棒性。

1.3 Fcoal_Loss 函数

在准确率方面, 单阶段检测器不如双阶段检测器的原因是样本类别不平衡。故在式(2)的二分类交叉熵损失函数上优化。

$$L = \begin{cases} -\log y', & y = 1 \\ -\log(1 - y'), & y = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: y 是真实样本的标签(1 正 0 负), y' 是经过 Sigmoid 激活函数的预测输出(数值在 $0 \sim 1$ 之间)。

普通的二分类交叉熵对于正样本而言, 输出概率越大损失越小。对于负样本而言, 输出概率越小损失越小。此时的损失函数在大量简单样本的迭代过程中异常缓慢甚至无法达到最优。在普通的二分类交叉熵的基础上加入两个因子 α 和 y 来协调控制正负样本的数量不平衡的同时, 也帮助网络区分简单和复杂样本。Focal Loss 适合本文这种产生大量预选框和负样本主导训练的网络模型。首先在原有的基础上加了一个因子 y , 其中 $y > 0$ 使得减少易分类样本的损失。使得更关注于困难的、错分的样本。例如 y 为 2, 对于正类样本而言, 预测结果为 0.95 肯定是简单样本, 所以 $(1 - 0.95)$ 的 y 次方就会很小, 这时损失函数值就变得更小。而预测概率为 0.3 的样本其损失相对很大。对于负类样本, 预测 0.1 的结果应当远比预测 0.7 的样本损失值要小得多。对于预测概率为 0.5 时, 损失只减少了 0.25 倍, 所以更加关注于这种难以区分的样本。这样减少了简单样本的影响, 大量预测概率很小的样本叠加起来后的效应才可能比较有效。

此外, 加入平衡因子 α , 用来平衡正负样本本身的比例不均; α 取 0.25, 即正样本要比负样本占比小。只添加 α 虽然可以平衡正负样本的重要性, 但是无法解决简单与困难样本的问题。因此, 使用 y 调节简单样本权重降低的速率, 当 y 为 0 时即为交叉熵损失函数, 当 y 增加时, 调整因子的影响也在增加。实验发现 y 为 2 是最优。

$$L_{\beta} = \begin{cases} -\alpha(1 - y')^{\gamma} \log y', & y = 1 \\ -(1 - \alpha)y'^{\gamma} \log(1 - y'), & y = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: α 和 γ 调节正负样本的因子。

2 实验设置与结果分析

本文实验使用 Ubuntu18.04 操作系统, 服务器处理器为 Intel i7-7700K, 运存为 16 G, 显卡使用 NVIDIA GTX 1080Ti, 显存 11 G。实验采用的深度学习框架为 Pytorch^[15]1.6.0, 运算平台 CUDA10.0。

2.1 遥感图像数据集的处理

DOTA 数据集^[16]是目前最大的定向遥感图像目标检测数据集之一。选用 DOTA 数据集的有向数据标注方式(oriented bounding box, OBB)并转换为长边表示法进行训练和预测。

遥感图像由于尺寸过大, 无法直接放入网络, 所以在预处理阶段(及预测阶段)需要将图像裁剪成合适的尺寸才能放入网络, 如果直接等比例缩小为指定大小图像会损失许多细节特征。实验中训练数据裁剪规则如图 4 所示。

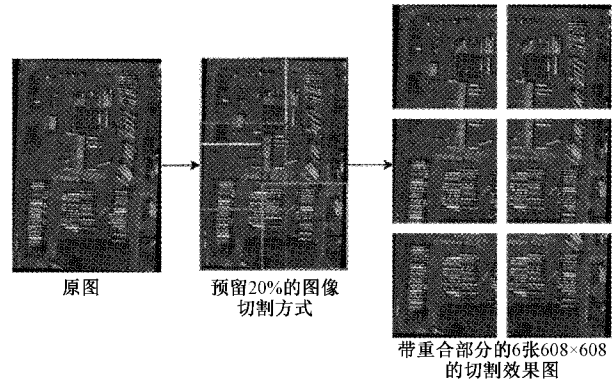


图4 图像裁剪过程

把单张遥感图像切割分成若干张同分辨率图片会带来时间成本的浪费, 但是可以不损失对于小目标的细节信息。为了保证切割图像的边缘目标信息不会丢失, 需要保证切割图像之间留有一定的重叠区域(gap)。本文中 gap 取 20%。

2.2 基于环形平滑标签的长边标记法

遥感图像数据集各个类间是极度不平衡的, 预处理阶段提到了还要对原始图像作切割处理, 这会加剧这种类间不平衡的现象。

本文采用的旋转边框标记方法是在顶点坐标、宽高的基础上引入角度值来进行目标框的旋转。在 OpenCV 表示法中, 矩形框的旋转角度定义是与 x 轴在框最低点逆时针。第 1 点是边的交换性(exchangeability of edges, EoE)问题, 如图 5 左图在目标框旋转的过程中, 宽拉长变成了高, 而高缩短成了宽, 发生了宽和高互换, 而且旋转的角度误差了 90° ; 第 2 点是角度周期性(periodicity of angular, PoA)问题, 如图 5 右图所示当目标处于边界值的

时候,框①在右上角逆时针旋转 1° 变成框②位置;此时角度为 1° ;而框①在逆时针转 1° 到达框③,旋转角为 89° ,这种旋转方式实际误差值很小,定义上角度却产生了一个

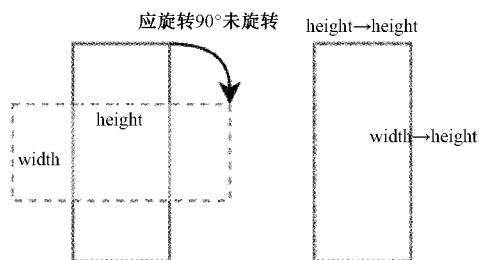


图5 EoE和PoA问题

对于回归会出现的 PoA 问题,把回归问题转化为分类问题,实质上是把连续问题离散化,那会不可避免地出现精度损失,在 1° 表示一类的情况下,会出现在 0.5° 发生精度损失。为了计算损失产生的影响,这里引入精度最大损失和平均损失计算(服从均匀分布),计算损失的影响程度。

精度最大损失函数:

$$\text{Max}(loss) = \omega/2 \quad (4)$$

$$\text{平均损失: } E(loss) = \int_a^b x^* \frac{1}{b-a} dx =$$

$$\int_0^{\omega/2} x^* \frac{1}{\omega/2-0} dx = \frac{\omega}{4} \quad (5)$$

1° 为一类($\omega=1$)进行类别划分,此时精度最大损失和平均损失分别为0.5和0.25。选取长宽比为1:9的目标框进行实验,最终交并比仅仅下降了0.05和0.02,是可以忽略的误差范围。因此可以选用角度预测方式从回归转分类的方法。如图6所示,采用分类的方法,损失将无法衡量结果和标签之间的角度距离,关于角度距离,这里可以假设理想旋转度数为②,按类别计算损失值,当角度处于①和③得到损失值是一样的。

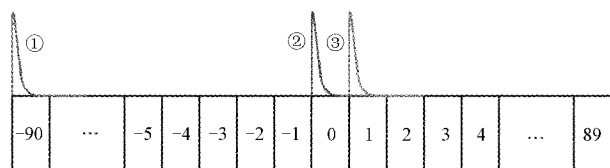


图6 one-hot 编码损失函数误差情况

如图7所示,本文引入环形平滑标签(circular smooth label, CSL)^[17]来划分不同类别的损失值大小。CSL通过设置窗口函数可以使模型衡量预测标签和地面真实标签之间的角度距离。

CSL的公式为:

$$\text{CSL}(x) = \begin{cases} g(x), & \theta - r < x < \theta + r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $g(x)$ 是窗口函数(window function)需要满足周期

周期的跳跃。在网络中的角度参数回归过程,深度学习中损失函数会产生不连续的下降会影响神经网络训练过程的稳定性。

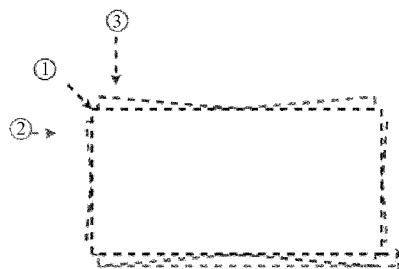


图7 环形平滑标签示意图

性、对称性。

$$g(x) = a e^{-(x-b)^2/2c^2} \quad (7)$$

本文选取的窗口函数为 Gaussian 函数、窗口半径为6,最终表达式如下所示。

$$\text{CSL}(x) = \begin{cases} a e^{-(x-b)^2/2c^2}, & \theta - 6 < x < \theta + 6 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: a, b, c 均为常数项; x 为输入的角度信息; θ 为需要旋转的角度值。

2.3 实验结果和对比

本文通过使用均值定义法(mean average precision, mAP)来评估精度。计算公式如式(9)所示。

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^k AP_i}{K} \quad (9)$$

式中: AP_i 是*i*个平均精确度(即PR曲线下的面积), K 是验证集个体数目。

模型在训练时采用 Adam 作为优化器,参数 LR=0.001, Momentum=0.9, Decay=0.000 5, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, $\epsilon=10^{-8}$,学习率 $\eta=0.001$,训练轮次 Epoch=150。

检测效果如图8所示,面对密集的小目标、复杂的背景图像、以及大长宽比的物体都获得了不错的检测效果。

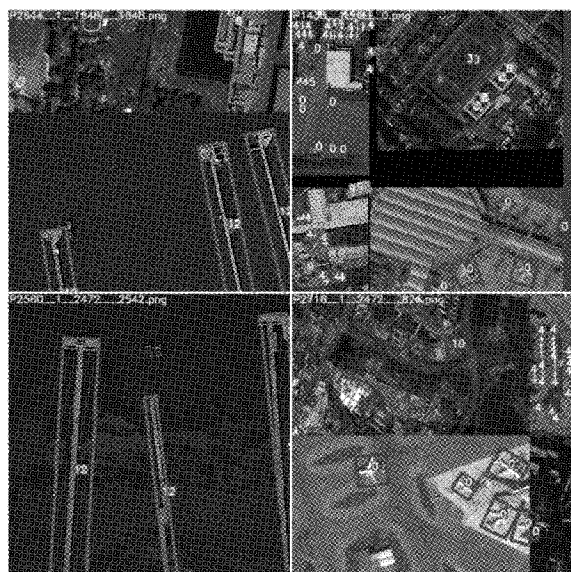


图8 检测效果示意图

选取4个单阶段目标检测网络进行对比:1)使用回归点计算预选框和边界之间的偏移量的 IENET;2)精炼旋转目标检测器的 R³Det;3)解决旋转框回归引起的旋转敏感误差的 RSDet;4)原生水平框的 YOLOv5。

DOTA 数据集包含有如下 15 种类别: PL-Plane、BD-Baseball diamond、BR-Bridge、GTF-Ground field track、SV-Small vehicle、LV-Large vehicle、SH-Ship、TC-Tennis court、BC-Basketball court、ST-Storage tank、SBF-Soccer-ball field、RA-Roundabout、HA-Harbor、SP-Swimming pool、HC-Helicopter。

分析表 1 结果显示,本文方法相比较其他单阶段算法获得了更高的检测精度即使在如桥梁(BR)这种高长宽比

的待检测目标的情况下,依旧有着不错的检测率。本文算法与 YOLOv5 的 mAP 相比较提高了 8.06%,极大地提高了在遥感图像中待检测目标物的检出率。

3 结 论

遥感图像存在背景复杂,小目标多,排列不规则等诸多难点,自然场景下的常用算法无法满足此类检测的要求,因此本文提出了基于旋转目标框的单阶段检测网络的方法。本文在构建提取特征网络的时候加入了双路注意力机制准确提取感兴趣区域,同时选用旋转目标框提高检测精度。对于回归角度周期性问题,采取了环形平滑标签方法把回归问题转化为了分类问题,有效解决了训练或预测中会出现的 loss 曲线不规则变化问题。本文大型公开数据集 DOTA 中获得较高的检测精度。但是由于回归转分类产生精度误差,导致了对低长宽比的目标物体检测效果不太理想;分类类别过多,导致了沉重的预测层。因此在后续工作旨在从编码形式和损失函数权重两个角度展开进一步研究。

参考文献

- [1] 方青云,王兆魁. 基于改进 YOLOV3 网络的遥感目标快速检测方法[J]. 上海航天, 2019, 36(5): 21-27.
- [2] ZOU Z, SHI Z. Ship detection in spaceborne optical image with SVD networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(10): 5832-5845.
- [3] MAYYA V, PAI R M, PAI M M. Automatic facial expression recognition using DCNN [J]. Procedia Computer Science, 2016, 93: 453-461.
- [4] CHEN P H, LIN C J, SCHOLKOPF B. A tutorial on v-support vector machines [J]. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 2005, 21 (2): 111-136.
- [5] AZIMI S M, VIG E, BAHMANYAR R, et al. Towards multi-class object detection in unconstrained remote sensing imagery [C]. Asian Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2018: 150-165.
- [6] DING J, XUE N, LONG Y, et al. Learning roi transformer for oriented object detection in aerial images [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 2849-2858.
- [7] ZHANG G, LU S, ZHANG W. CAD-Net: A context-aware detection network for objects in remote sensing imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(12): 10015-10024.
- [8] YANG X, YANG J, YAN J, et al. Srdet: Towards more robust detection for small, cluttered and rotated objects [C]. International Conference on Computer

表1 不同算法下的精度对比

类别	网络				
	IENET	R ³ Det	RSDet	YOLOv5	CSL-YOLOv5
PL	80.20	89.49	91.10	89.31	90.13
BD	64.54	81.17	82.00	82.14	84.43
BR	39.82	50.53	53.80	47.33	54.47
GTF	32.07	66.10	68.50	61.21	68.13
SV	49.71	70.92	70.20	71.32	77.32
LV	65.01	78.66	78.70	74.03	72.98
SH	52.58	78.21	73.60	78.62	85.94
TC	81.45	90.81	91.20	89.76	90.74
BC	44.66	85.26	87.10	82.23	85.95
ST	78.51	84.23	84.70	81.36	86.36
SBF	46.54	61.81	64.30	60.93	63.42
RA	56.73	63.77	68.20	63.88	65.82
HA	64.40	68.16	66.10	65.24	74.06
SP	64.24	69.83	69.30	68.36	73.67
HC	36.75	67.17	63.70	60.13	70.08
Avg	57.14	73.74	74.10	68.18	76.24

- Vision, 2019: 8232-8241.
- [9] YANG X, LIU Q, YAN J, et al. R3Det: Refined single-stage detector with feature refinement for rotating object[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 20(10): 1352-1355.
- [10] 赵钦君, 赵东标, 陆永华. 一种基于时空信息的多目标检测新算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(4): 877-882.
- [11] 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.
- [12] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression[C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 658-666.
- [13] XIONG C, WANG C, MA W, et al. A traffic sign detection algorithm based on deep convolutional neural network[C]. IEEE International Conference on Signal and Image Processing, 2017: 676-679.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [15] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. Pytorch: An imperative style, highperformance deep learning library [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019: 8026-8037.
- [16] XIA G, BAI X, DING J, et al. DOTA: A large-scale dataset for object detection in aerial images [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3974-3983.
- [17] YANG X, YAN J. Arbitrary-oriented object detection with circular smooth label[C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2020: 677-694.

作者简介

唐建宇, 工学硕士生, 主要研究方向为遥感图像目标检测。

E-mail: tangjianyu1996@163.com

唐春晖, 博士, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: chunhuitang@163.com