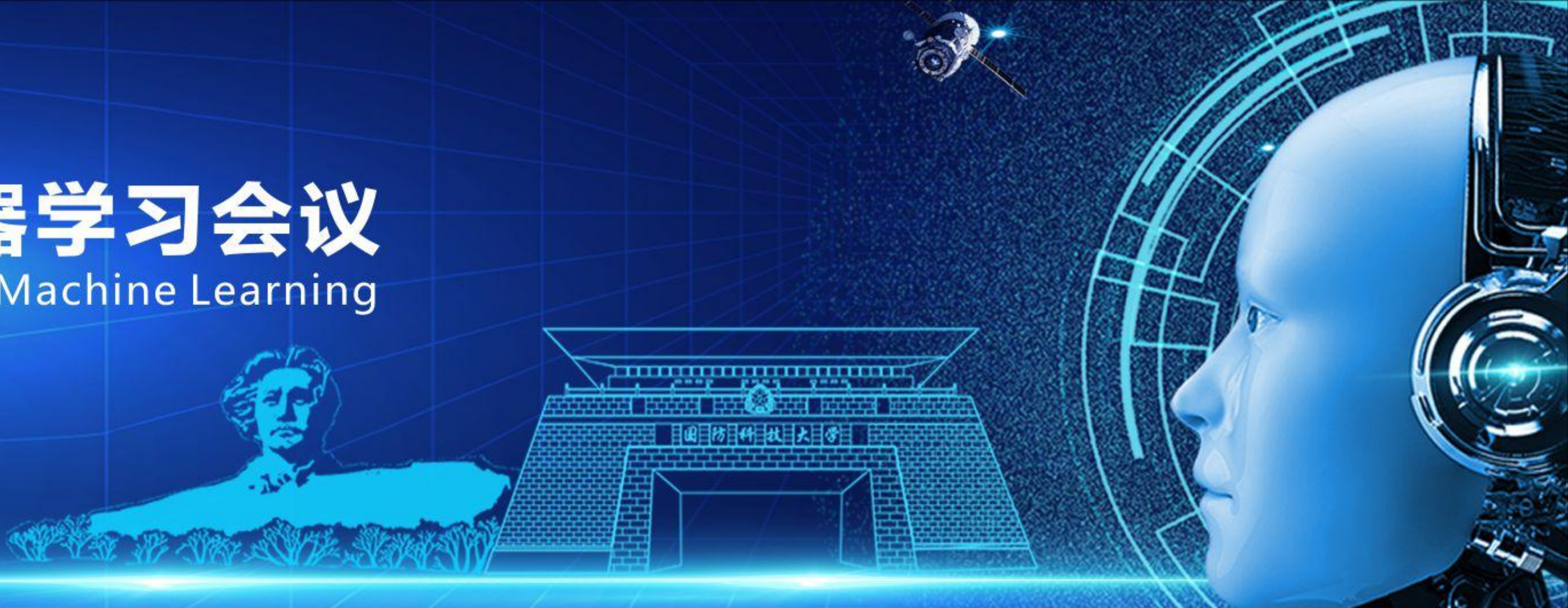




摘要

为进一步提高SAR图像中旋转舰船的检测精度，提出了一种基于RCIoU (Rotate bounding box Circumcircle Intersection over Union, RCIoU)损失函数的旋转舰船目标检测方法。首先，设计了一种适用于旋转目标检测任务的边界框回归损失函数RCIoU，将其应用于改进后的YOLOv4-CSP网络；其次，针对于SAR图像中存在的大量噪声，将Shuffle Attention(SA)注意力模块加入网络。实验结果表明，改进后的YOLOv4-CSP网络结合提出的方法有效提升了SAR图像中旋转舰船的检测精度，与四种公开模型的对比结果验证了我们方法的优越性。

方法

本文首先对YOLOv4-CSP网络中的先验框和边界框回归公式等方面进行改进，并结合提出的新的边界框回归损失函数RCIoU，用于SAR图像中的旋转舰船检测;其次，将SA注意力模块加入到骨干网络的输出位置，使得网络在增加少量计算量的情况下，能够充分学习有效特征。

模型

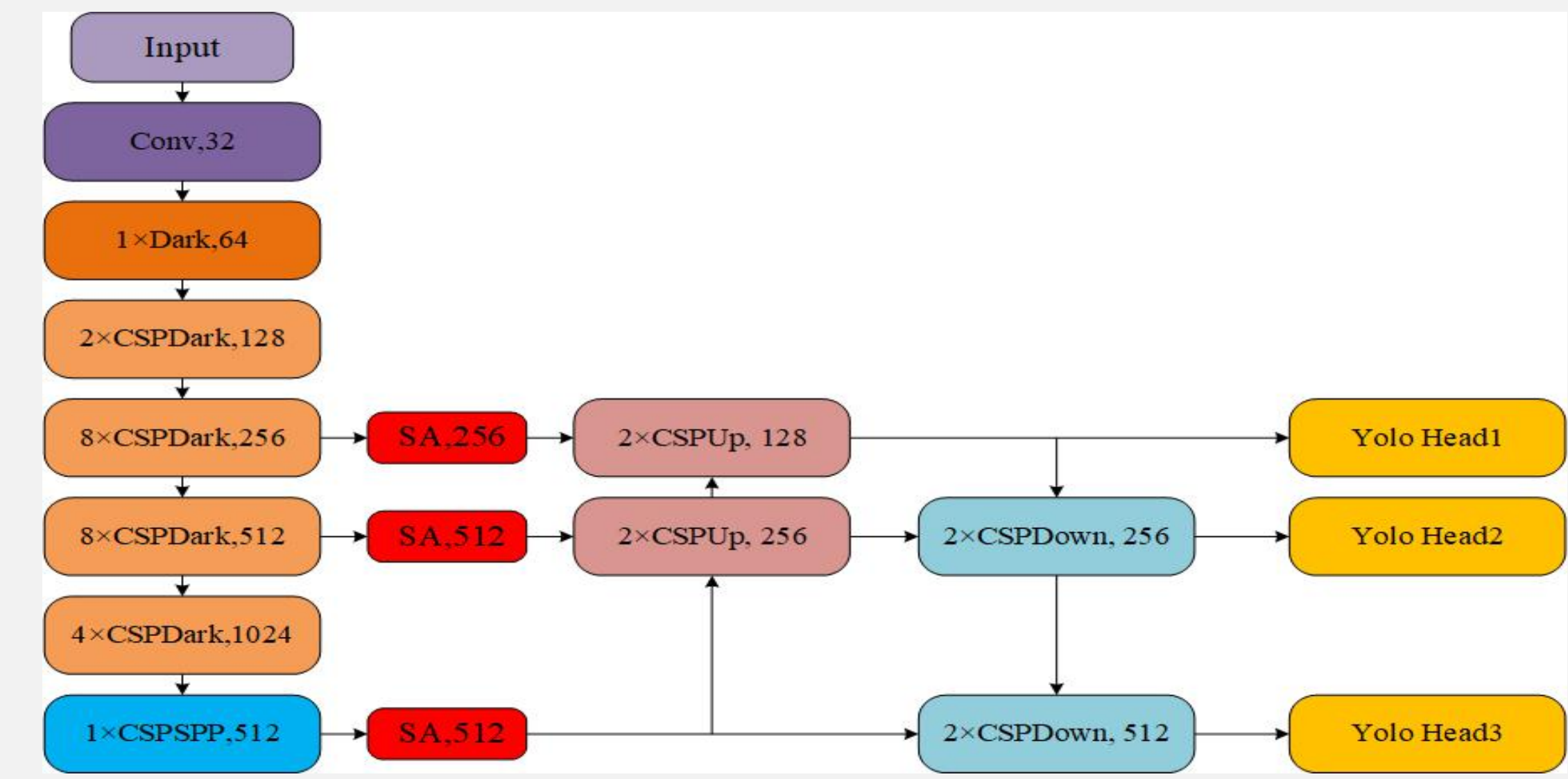


图1 改进后的YOLOv4-CSP网络

损失函数表达式

$$Loss = \lambda_{box} \times L_{RCIoU} + \lambda_{object} \times L_{object} + \lambda_{class} \times L_{class}$$

$$L_{RCIoU} = 1 - RCIoU$$

$$RCIoU = IoU - a \times (L_{12}^2 / |D|^2)$$

$$L_{12}^2 = (X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2$$

RCIoU表示边界框损失， L_{object} 表示置信度损失， L_{class} 表示类别损失， λ_{box} 、 λ_{object} 、 λ_{class} 分别表示各个损失的权重，均采用YOLOv4-CSP网络的默认权重。 L_{12} 是预测框到真实框中心距， (X_1, Y_1) 和 (X_2, Y_2) 分别是预测框和真实框的中心点坐标， D 为外接圆直径， a 是权重。

外接圆与旋转框示意图

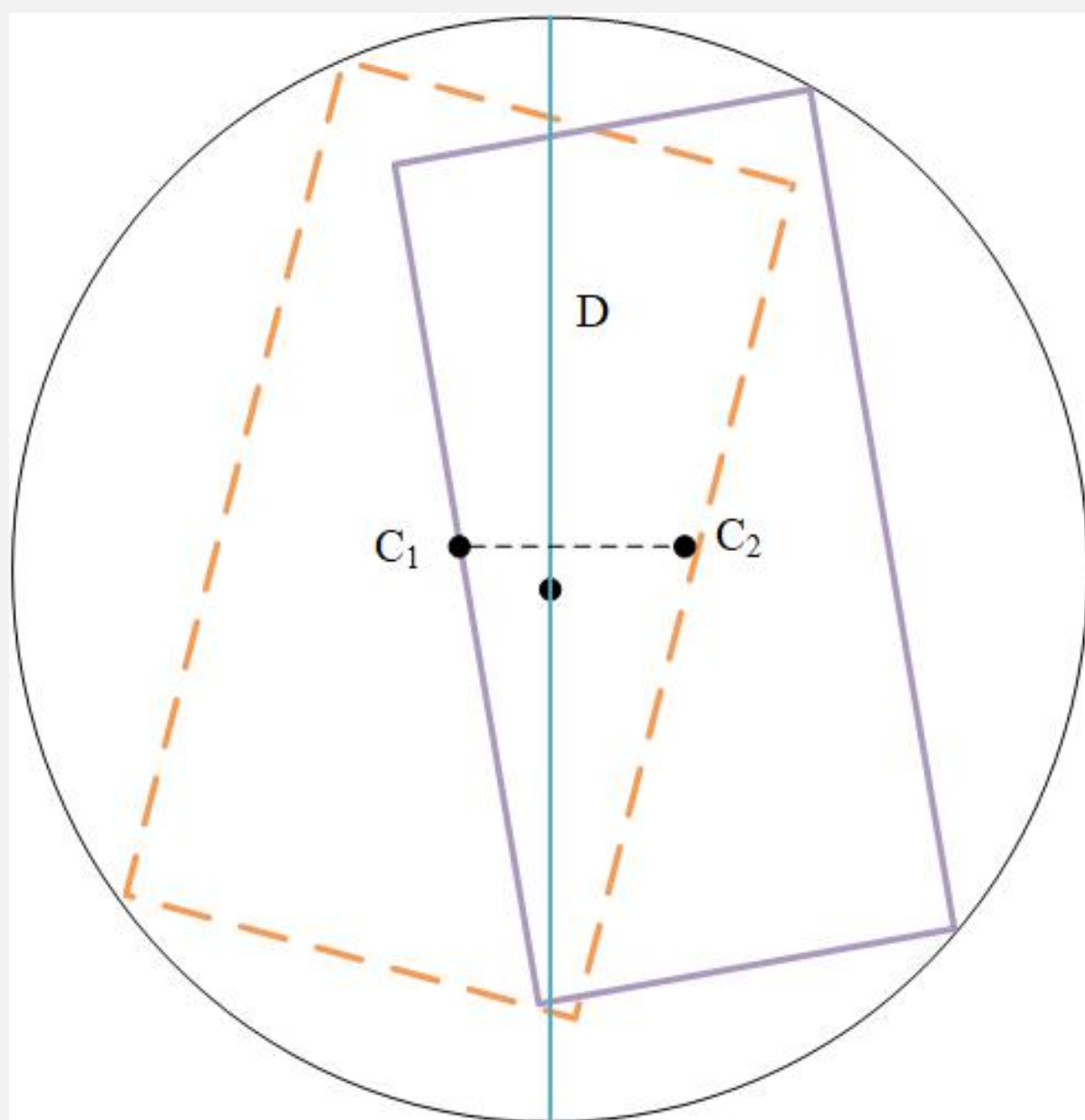


图2 外接圆

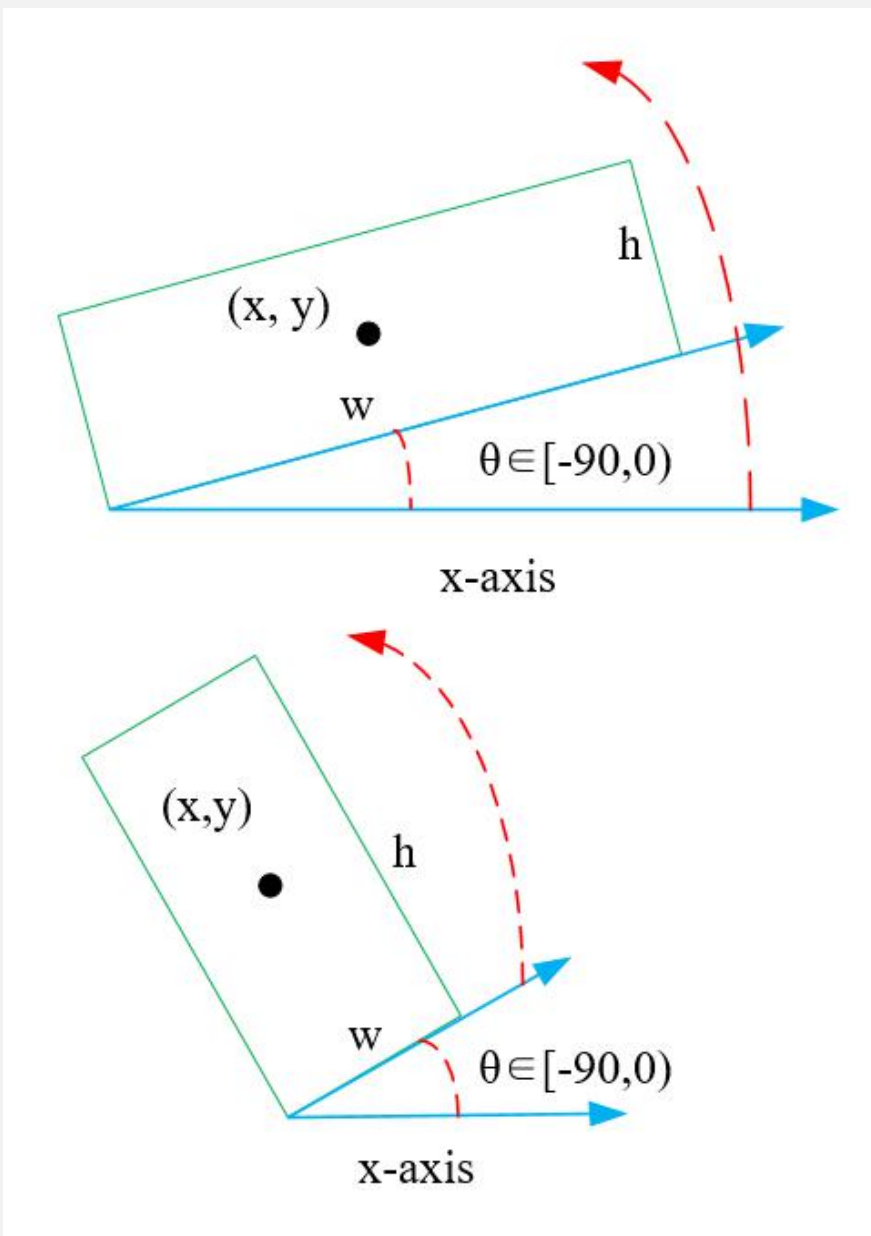


图3 旋转框

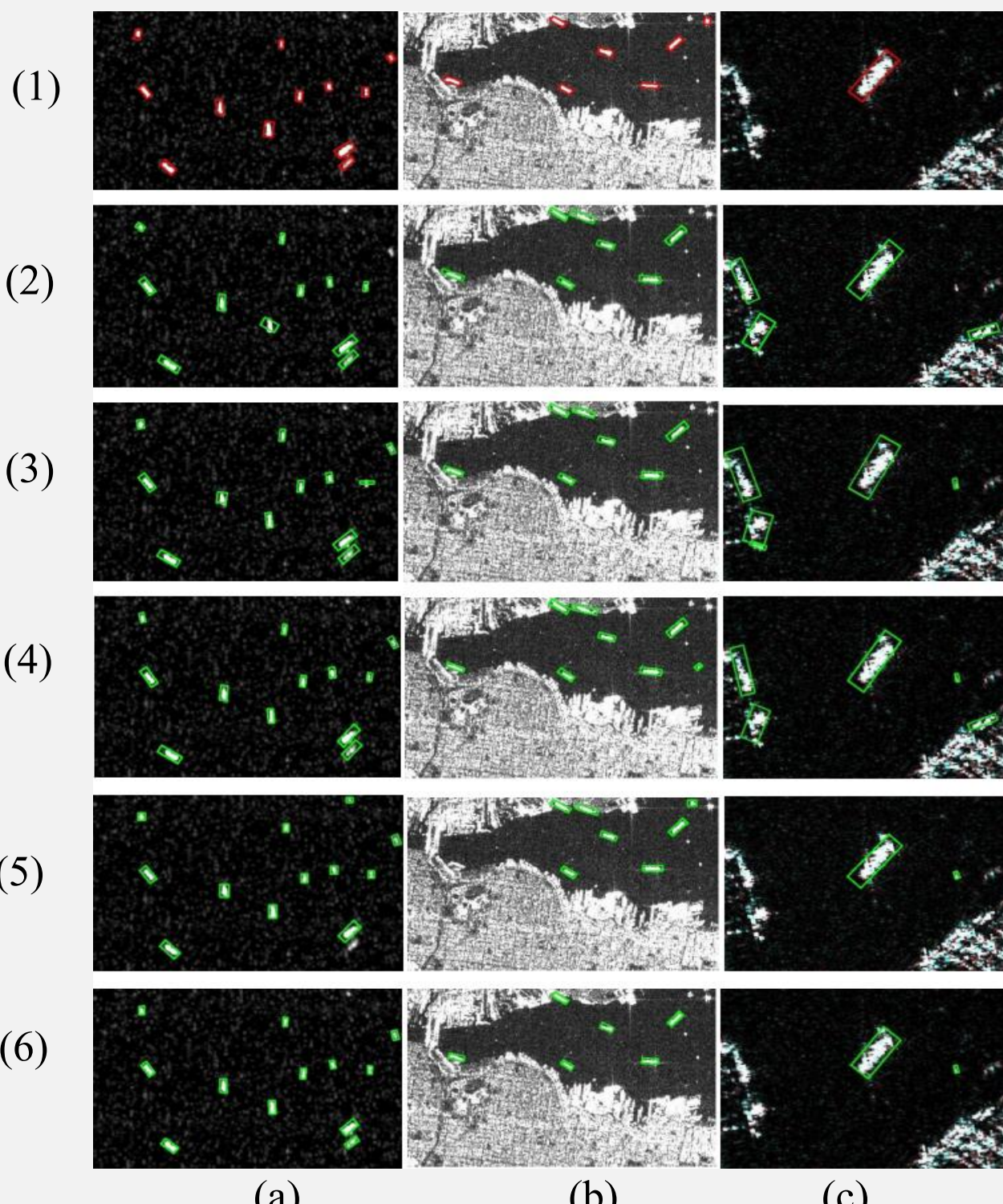
实验结果

Method	Image Size	mAP@.5
Improved YOLOv4-CSP	416*416	95.79
Improved YOLOv4-CSP +SA	416*416	96.40(+0.61)
Improved YOLOv4-CSP	800*800	96.63
Improved YOLOv4-CSP +SA	800*800	96.98(+0.35)

表1 不同分辨率下加入SA模块前后的检测结果

Method	Backbone	Image Size	mAP@.5
RetinaNet-H	ResNet101	800*800	89.61
CSL	ResNet101	800*800	89.92
R3Det	ResNet101	800*800	90.96
BBAVectors	ResNet101	800*800	91.52
Improved YOLOv4-CSP+SA	Modified CSPDarknet53	800*800	96.98

表2 改进后的算法与其他算法的实验结果



注:(1)-(6)分别代表真实标注图与模型RetinaNet-H、CSL、R3Det、BBAVectors、Improved YOLOv4-CSP+SA的实验结果

图4 部分结果的可视化对比

结论

本文提出的方法有效提高了SAR图像中旋转舰船的检测精度，在不同分辨率的SAR图像上，改进后的模型均保持着很高的精度。与现有公开的基于旋转框的检测网络相比，本文方法在检测精度上保持着较大的优势。在将来的工作中将从精简先验框，优化损失函数等方面做进一步的改进，以期进一步提高检测性能。

投稿人 姓名：郑子阳¹, 张婷¹, 刘兆英^{1*}, 李玉鑑^{1,2}, Changming Sun³

单位：1.北京工业大学 信息学部 北京市 100124；

2.桂林电子科技大学 人工智能研究院 广西省桂林市 541004；

3.CSIRO Data61, PO Box 76, Epping, NSW 1710, Australia