

最近更新：2019年9月23日

Automatic Ship Detection of Remote Sensing Images from Google Earth in Complex Scenes Based on Multi-Scale Rotation Dense Feature Pyramid Networks

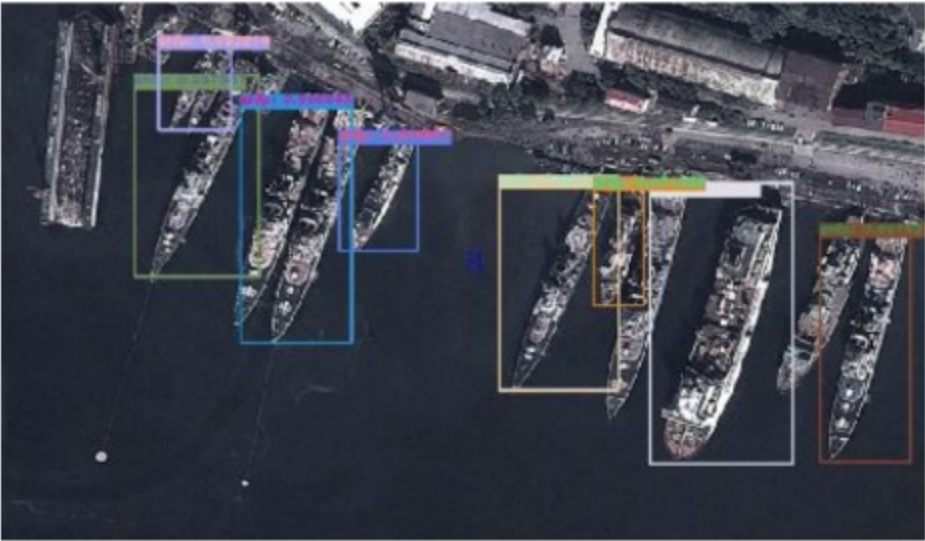
Remote Sensing 2018

1. Introduction

本文是做的斜框的遥感舰船检测。在前人工作上提出两个创新点和若干小tricks。

• Related works

主要是比较R2CNN。作者认为其虽然是斜框文本检测，但是一阶段proposal用的是正框，仍不能解决密集舰船分布情况下的漏检问题。



• Contribution

- DFPN
- rotation anchors
- multi-scale ROI Align

2. Proposed Method

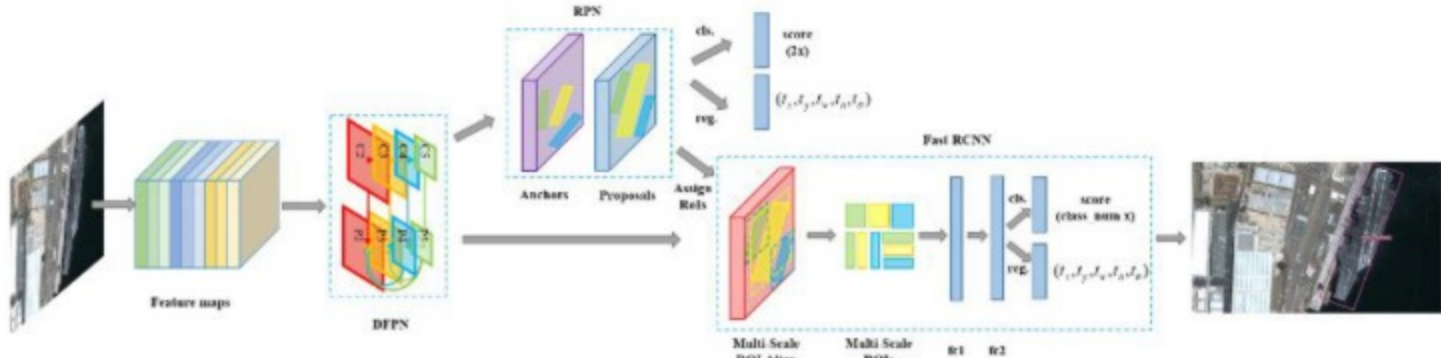
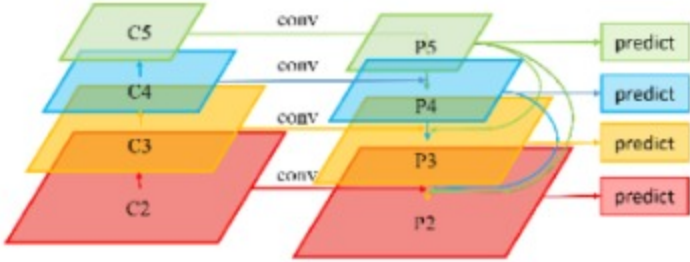


Figure 2. Overall framework of R-DFPN.

2.1 DFPN



和ACCVI以及我之前想的差不多。注意的是：（1）通道式concatenate融合的 （2）卷积消除混叠效应

2.2 RDN

• Rotation Anchor/Proposal

像之前批评R2CNN的，作者的解决方案是从一开始就用带旋转的anchor生成proposal。选取四个八组宽高比（1:3, 5:7, 9:反过来也四组），六个角度变化，五个特征图。

• Multi-Scale ROI Align

RoIAlign阶段选择的池化方式除了传统的7*7，还使用了3*16和16*3两个尺度。作者的这个点子很简朴。

• Loss Function

loss没什么新奇的，要注意的是，由于有五个预测参数，在计算正负样本的时候要多考虑一个角度的变化了。作者定义的正样本是IoU大于0.5且角度差小于15°。

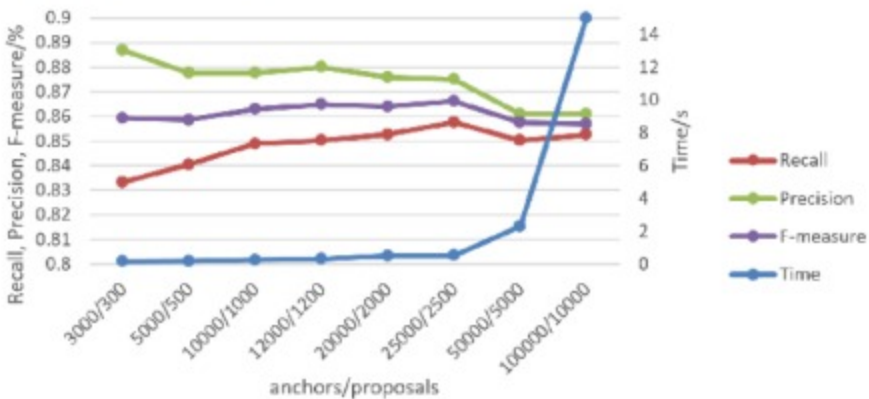
3. Experiments and Results

• Implementation details

数据是作者自己标的谷歌地球上截取1000张16393*16393的图。由于内存吃不下，安装0.1IoU的步长裁成8000张600*1000的子图；训练和测试集比例为1:4。

• Accelerating experiment

比较设置不同数目的anchor和proposal的效果（固定二者比例10:1不变）。可以看到并不是anchor越多效果越好，这个有瓶颈的。可能原因是（不确定）：随着anchor/proposal的增大，anchor过于密集都具有很高的IoU，但是经过一阶段NMS后剩下的proposal绝对数量也增多了，必然会导致大量重叠的高IoUbbox之间的消除。为了保证足够数量（维持10:1采样率），就会收纳一些IoU不高，离GT很远的负样本进来所以学习后会下降。



• Comparative Experiment

比较独特，比较的不是mAP而是F1 Score。对比实验做得不是很充分：1.多尺度的pooling效果并不出众，果然如此 2.最大的贡献是Align....对比比较尴尬 3.DFPN的效果看上去还行

Detection Method	Dense Feature Pyramid	Rotation Anchor	ROI Align	Pool Size	R (%)	P (%)	F (%)
Faster	×	×	×	7x7	62.7	96.6	76.0
FPN	×	×	×	7x7	75.5	97.7	85.2
RRPN	×	√	×	7x7	68.8	71.1	69.9
R2CNN	×	×	×	7×7, 16×3, 3×16	80.8	88.7	84.6
R-DFPN-1	×	√	×	7x7	82.6	86.6	84.5
R-DFPN-2	√	√	×	7x7	84.7	88.8	86.7
R-DFPN-3	√	√	×	7×7, 16×3, 3×16	85.7	88.1	86.9
R-DFPN-4	√	√	√	7×7, 16×3, 3×16	88.2	91.0	89.6

但是速度而言是真的慢，可能是anchor太多了导致的，按照六张特征图算了下，约81w个anchor需要计算。

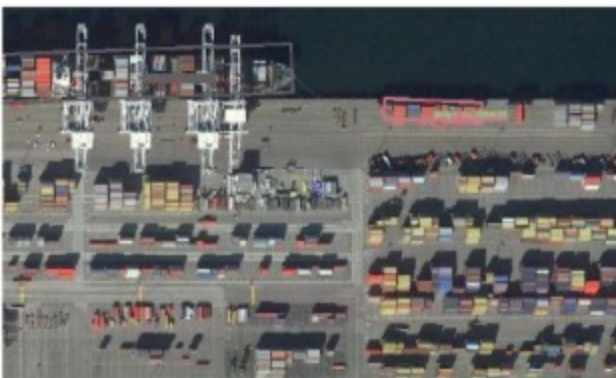
Method	Faster	FPN	RRPN	R2CNN	R-DFPN-1	R-DFPN-2	R-DFPN-3	R-DFPN-4
Train	0.34s	0.5s	0.85s	0.5s	0.78s	0.78s	1.15s	1.15s
Test	0.1s	0.17s	0.35s	0.17s	0.3s	0.3s	0.38s	0.38s

4. Discussion

上面的实验结果来看可以发现，其实该方法的准确率不高（比FPN低很多）。下面就存在的问题进行归因：

• False Alarm

指的是图像中同样具有很大宽高比的物体存在，造成的误检（如海港，塔吊等）。这个不是他解决的问题，需要从别的角度入手。作者也没解决，只是提了一下别人的解决方法（肯定是不好使，不然作者自己就用了）



• Misjudgment

问题是两个很近的proposal，仅仅是角度有小的变化，会带来很大的面积变化，这种误判很严重。解决方法是：计算IoU的时候用的是正框。

