

引言

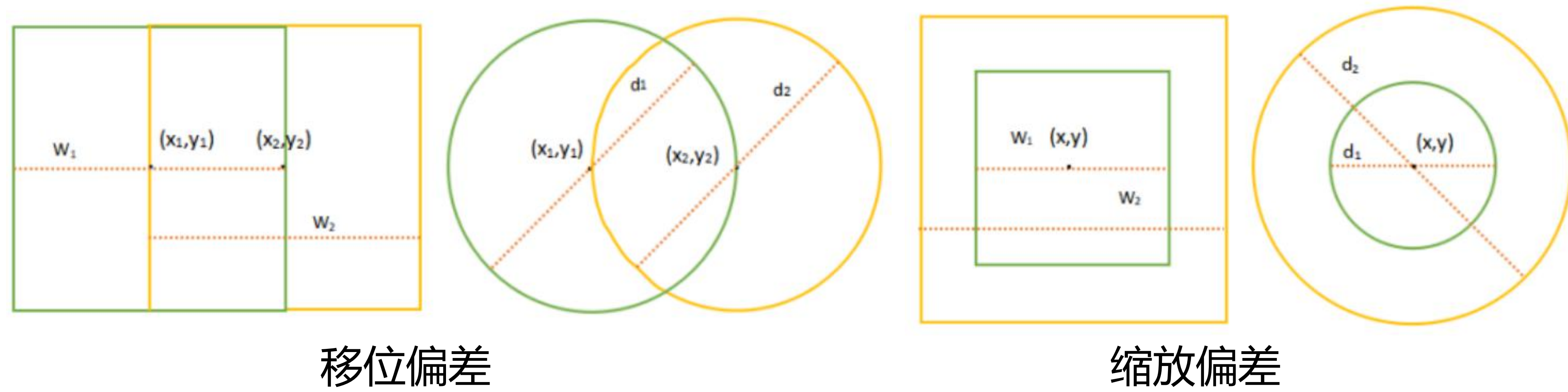
目前的检测模型在噪声环境中精度会显著下降。本文从两方面解决：

1. 改进模型的锚框设计和损失函数设计。根据目标的形状先验信息设计锚框的形状。改进DIOU损失函数作为模型的Bbox损失函数。
2. 提出抗噪特征提取模块，为后续的网络模块提供支撑。

圆形锚框

1. 锚框的形状会对IOU的计算造成影响。偏差包括缩放偏差和移位偏差。因为矩形框的描述有4个参数，圆形框只有3个，因此假设矩形框长宽相等。图中绿色框为标签框，橙色框为预测框。

- (1). 相同的移位偏差可能导致不同的IOU。图中矩形框和圆形框有相同的移位偏差，IOU并不相同。
- (2). 相同缩放偏差不会导致IOU不同。



IOU	Round box	Rectangular box
scaling deviation	0.250	0.250
displacement deviation	0.243	0.333

圆形框IOU与矩形框IOU的对比

2. Bbox损失函数采用改进的DIOU损失。其中d为最小闭包圆形直径。损失项中的iou用圆形框计算。

$$loss = 1 - iou + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2}$$

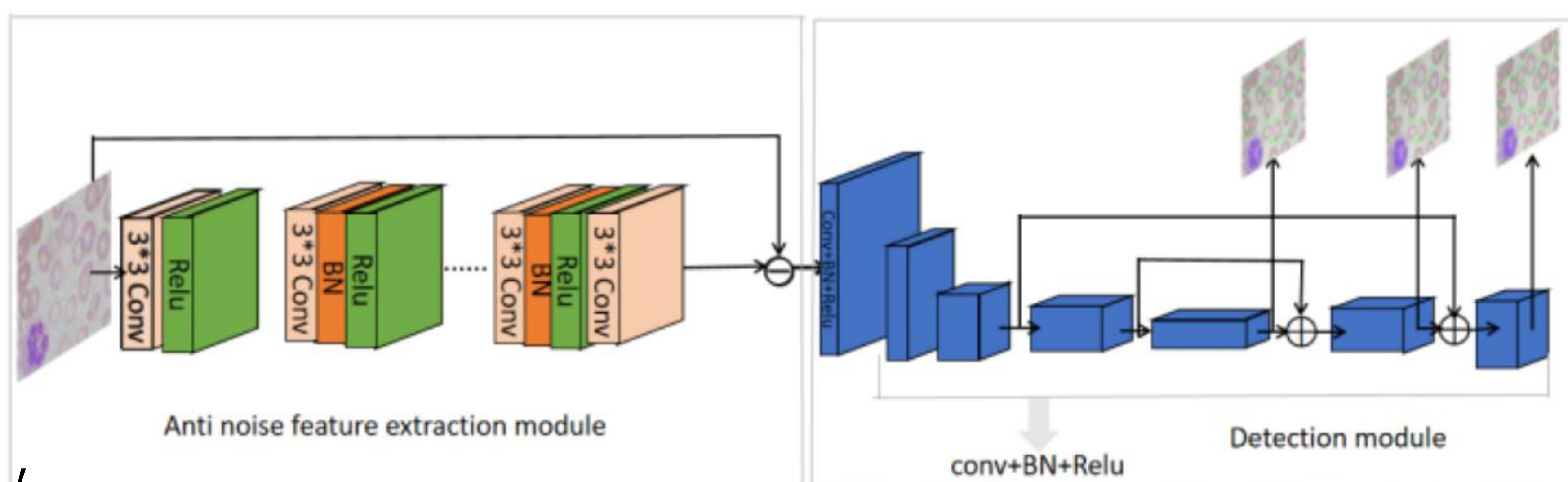
DIOU损失

$$loss = 1 - iou + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{d^2}$$

本文的Bbox损失

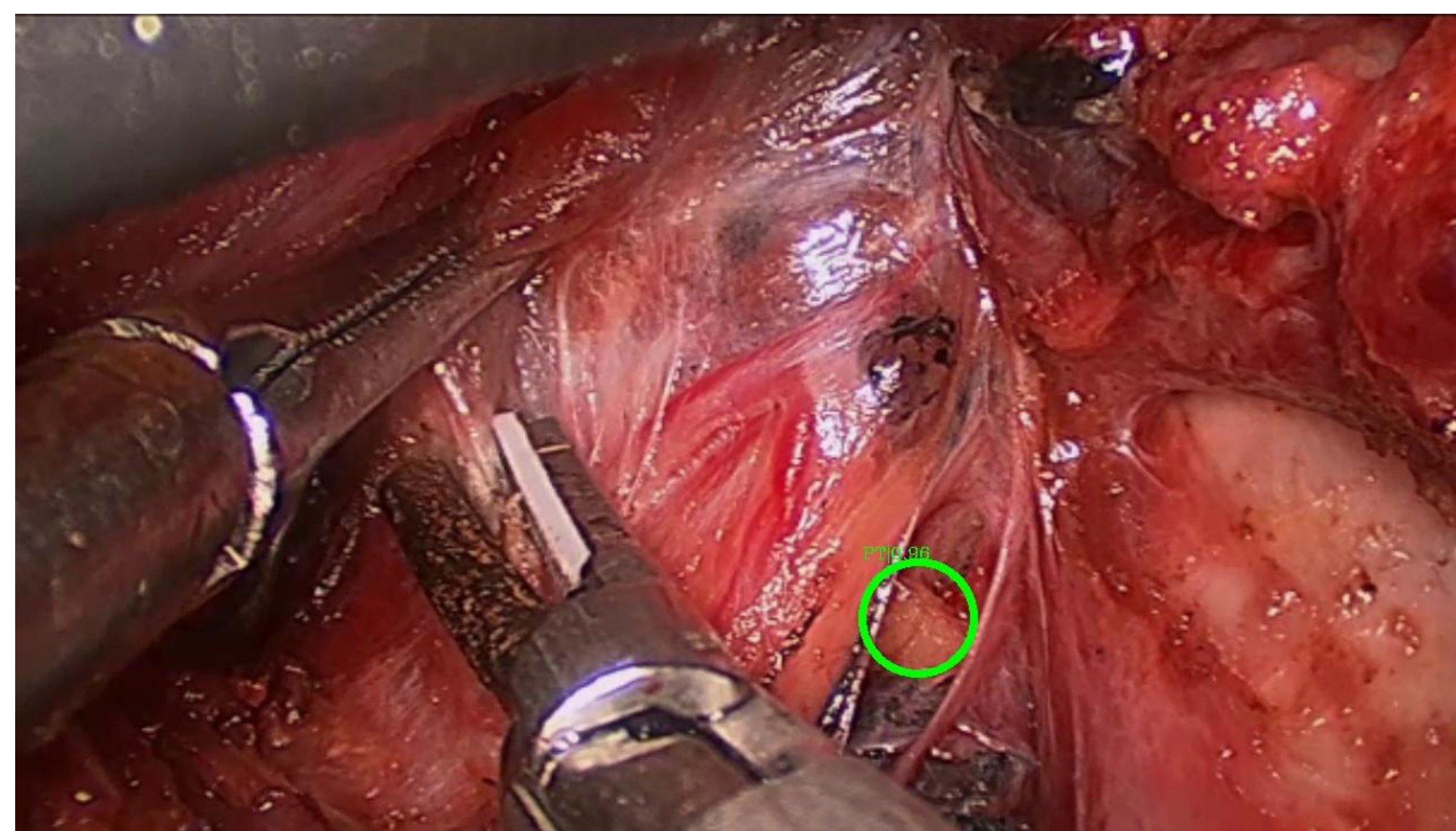
整体模型

1. 抗噪特征提取模块需要在CBDS68上进行20轮预训练，再与后续模块进行联合训练。联合训练共150轮，前100轮冻结抗噪特征提取网络，后50轮解冻进行整体训练。
2. 联合训练在噪声图像上进行。通过生成随机标准差的噪声图像，与原始图像相加获得噪声图像。噪声模型采用高斯分布。均值为0，标准差为0-55。

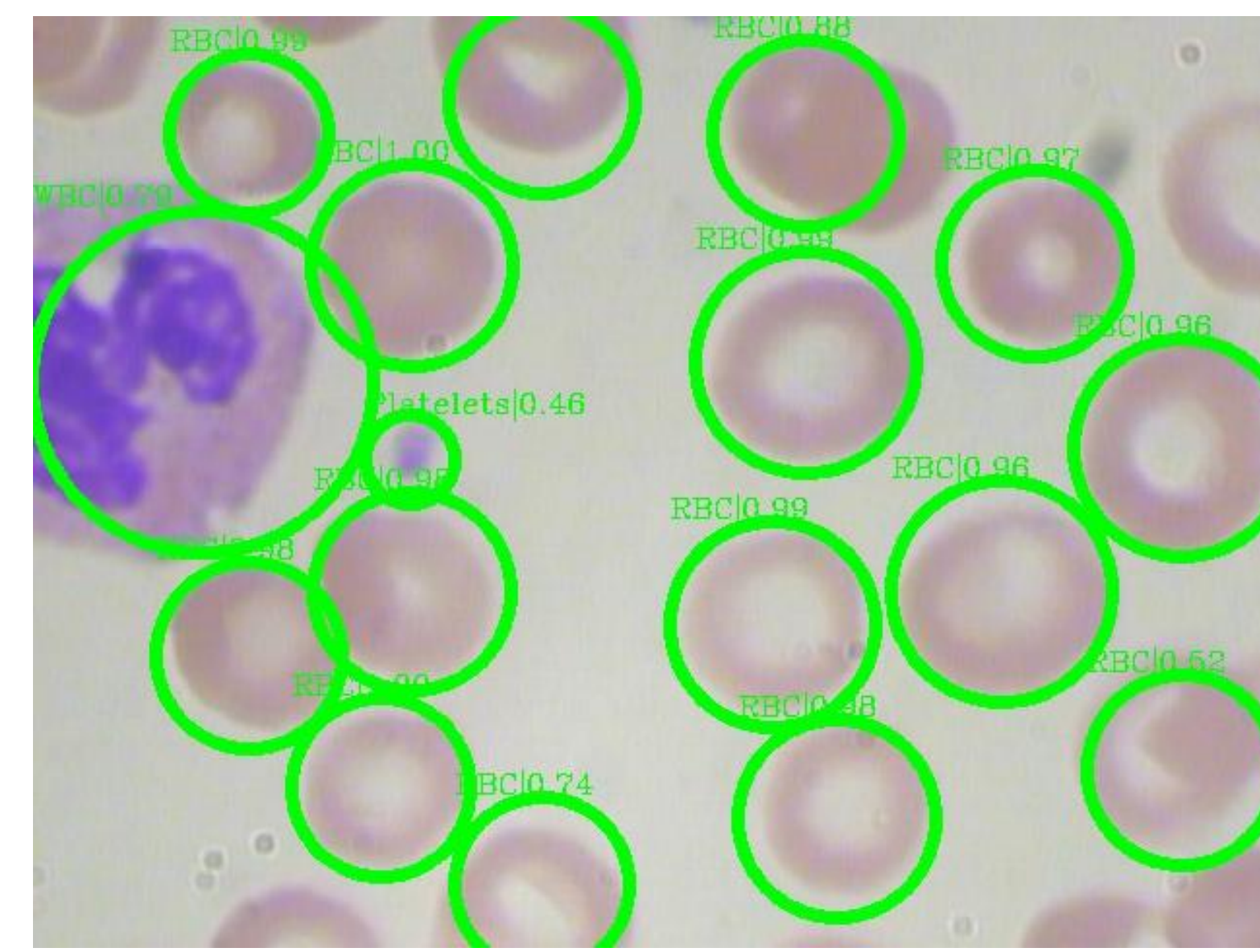


数据集

1. 下旁腺来源旁腺手术视频，由于旁腺本身形态多变，且常有类似形态的脂肪会造成混淆，因此存在检测难度
2. 血细胞数据集来源于网络。共包含三类。RBC为红细胞，WBC为白细胞，Platelets为血小板。因为存在大量重叠情况，且血小板目标很小，同样存在检测难度



下旁腺



血细胞

实验结果

本文方法应用在Yolov3和retinaNet上都取得了效果的提升。左表数据集为血细胞，右表为下旁腺

mAP	FasterRCNN	GA	Atss	Fovea box	LibraRCNN	RetinaNet	Our+RetinaNet	Yolo v3	Our+Yolov3
Clean image	78.0	79.6	77.8	75.1	73.3	75.7	81.2	62.7	75.7
Noisy image	52.5	59.1	54.5	50.7	65.7	48.1	72.7	22.7	73.0

mAP	FasterRCNN	Ssd	Fcos	Fovea box	Dconv	RetinaNet	Our+RetinaNet	Yolov3	Our+Yolov3
Clean image	74.6	66.5	64.6	79.8	71.4	74.7	80.5	64.9	75.3
Noisy image	55.7	49.4	38.5	68.1	45.9	38.4	89.3	15.8	73.3