

最近更新: 2019年9月24日

Learning Instance Activation Maps for Weakly Supervised Instance Segmentation

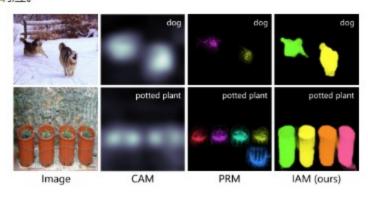
CVPR 2019

1. Introduction

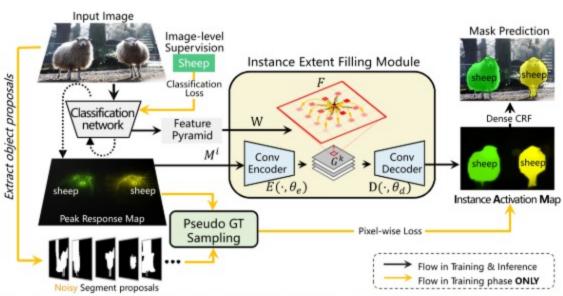
本文是分类标注弱监督的实例分割任务。解决之前若干相关技术(主要以PRM为代表)的不足,使得网络能够学到整个物体的实例响应图(IAM);并且经过验证发现这种方式泛化性很强,即使在未见过的物体类别上依然能获得较好的效果。

• PRM/CAM的不足

CAM由于有GAP,导致定位细节信息少,对物体的响应比较迷糊;PRM采用极值响应进一步关注了局部信息,同时增大感受野,效果良好。但是其响应最强的只有物体最具辨识力的局部,不能很好地勾勒整个物体范围。比如下图,只对狗头有很好的响应,但是区分度不高的狗身肢体就不能很好地响应。

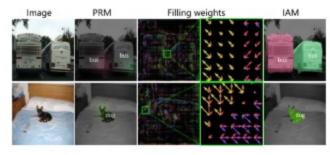


2. Method



为了弥补上述的缺点,作者的主要思路是<u>学习和预测整个物体范围的知识</u>,从而弥补PRM和CAM的局部响应特点,能很大程度上提高分割性能。

从这个角度来看,最终得到的是能够整合物体范围知识的实例响应图(IAM),其输入之一为编码解码器学习的像素之间的关联知识(如下图),对物体范围的边缘进行一定的约束,输入是深度网络的特征图和PRM;然后是在PRM基础上随机采样生成的伪GT,这些伪GT基本能够覆盖到整个物体。



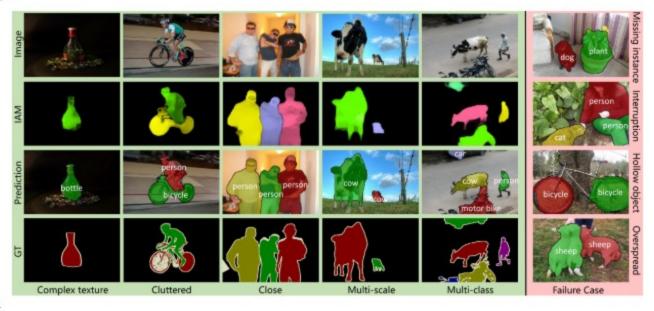
3. Result

效果

因为是PRM衍生的工作,主要和PRM进行比较。速度相对快乐很多,而且生成的mask质量分布也都有提高。不在话下。

误检案例

最后一列:



泛化性

和CAM一样,作者也验证了该工作的泛化迁移能力,发现效果也很好。在显著性检测、细粒度识别上都有不错的性能。