

## NMS: Non-Maximum Suppression

对于检测任务，NMS是一个必需的部件，其为对检测结果进行冗余去除操作的后处理算法。标准的NMS为手工设计的，基于一个固定的距离阈值进行贪婪聚类，（greedily accepting local maxima and discarding their neighbours）即贪婪地选取得分高的检测结果并删除那些超过阈值的相邻结果，使得在recall和precision之间取得权衡。之前的相关工作大多都是利用NMS作为后处理操作。

## Soft-NMS: Improving Object Detection With One Line of Code

不同于在NMS中采用单一阈值，对与最大得分检测结果M超过阈值的结果进行抑制，其主要考虑Soft-NMS，对所有目标的检测得分以相应overlap with M的连续函数进行衰减。其伪代码如下：

**Input** :  $\mathcal{B} = \{b_1, \dots, b_N\}$ ,  $\mathcal{S} = \{s_1, \dots, s_N\}$ ,  $N_t$   
 $\mathcal{B}$  is the list of initial detection boxes  
 $\mathcal{S}$  contains corresponding detection scores  
 $N_t$  is the NMS threshold

```

begin
   $\mathcal{D} \leftarrow \{\}$ 
  while  $\mathcal{B} \neq \text{empty}$  do
     $m \leftarrow \text{argmax } \mathcal{S}$ 
     $\mathcal{M} \leftarrow b_m$ 
     $\mathcal{D} \leftarrow \mathcal{D} \cup \mathcal{M}; \mathcal{B} \leftarrow \mathcal{B} - \mathcal{M}$ 
    for  $b_i$  in  $\mathcal{B}$  do
      if  $\text{iou}(\mathcal{M}, b_i) \geq N_t$  then
         $\mathcal{B} \leftarrow \mathcal{B} - b_i; \mathcal{S} \leftarrow \mathcal{S} - s_i$ 
      end
       $s_i \leftarrow s_i f(\text{iou}(\mathcal{M}, b_i))$ 
    end
  end
  return  $\mathcal{D}, \mathcal{S}$ 
end

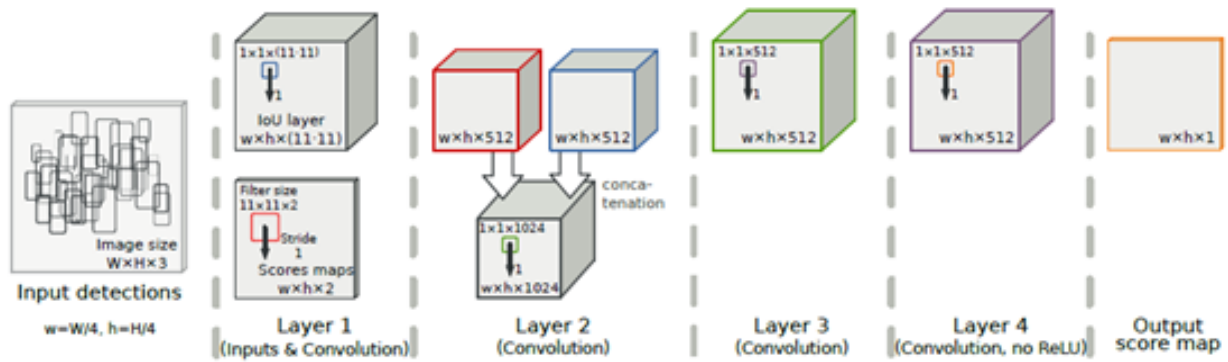
```

**NMS**

**Soft-NMS**

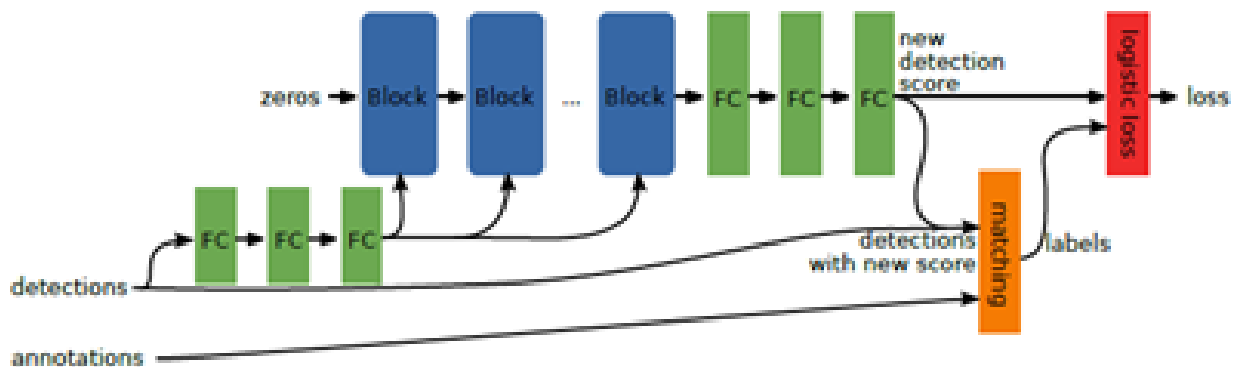
ConvNMS: A Convnet for Non-maximum Suppression

其主要考虑IoU阈值设定得高一些，则可能抑制得不够充分，而将IoU阈值设定得低一些，又可能多个ture positive被merge到一起。其设计一个卷积网络组合具有不同overlap阈值的greedyNMS结果，通过学习的方法来获得最佳的输出。基础框架如下：

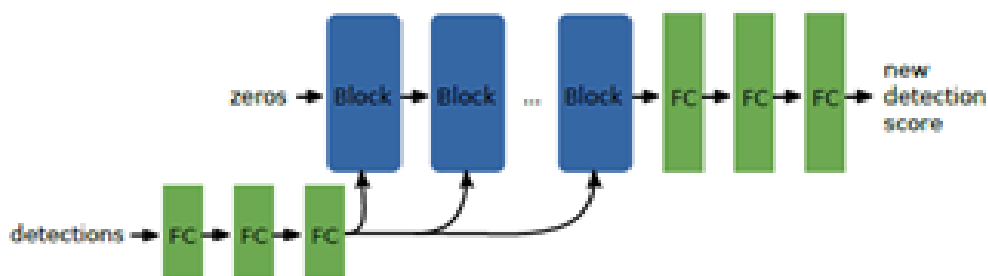


Pure NMS Network: Learning non-maximum suppression

考虑目标间具有高遮挡的密集场景，其提出一个新的网络架构来执行NMS。经分析，检测器对于每个目标仅产生一个检测结果有两个关键点是必要的，一是一个loss惩罚double detections以告诉检测器我们对于每个目标仅需一个检测结果，二是相邻检测结果的joint processing以使得检测器具有必要的信息来分辨一个目标是否被多次检测。论文提出Gnet，其为第一个“pure” NMS网络。Gnet图示如下：



(a) Training architecture.



(b) Test architecture.

Yes-Net: An effective Detector Based on Global Information

不同于NMS，其主要有两个缺点，一是阈值必须人工设定，而在固定阈值下选择所有目标的输出边框是很难的，二是当检测器利用NMS时其假设输出边框都是独立的，但这些边框很可能是共享一些逻辑关系的。因此考虑利用RNN作为滤波器以得到最好的检测边框，其能提升检测器泛化能力。