#### 问题

看到一句话:NMS都不懂,还做什么Detection! 虎躯一震……懂是大概懂,但代码能写出来吗??? 在目标检测网络中,产生 proposal 后使用分类分支给出每个框的每类置信度,使用回归分支修正框的位置,最终会使用 NMS 方法去除**同个类别**当中 IOU 重叠度较高且 scores 即置信度较低的那些检测框。

下图就是在目标检测中 NMS 的使用效果:emmm大概就是能让你更无遮挡地看到美女的脸吧hhhh



# 背景知识

NMS (Non-maximum suppression) 非极大值抑制,即抑制不是极大值的检测框,根据什么去抑制?在目标检测领域,当然是根据 IOU (Intersection over Union) 去抑制。下图是绿色检测框与红色检测框的 IOU 计算方法:

$$IOU = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}} = \frac{}{}$$

### NMS 原理及示例

注意 NMS 是针对一个特定的类别进行操作的。例如假设一张图中有要检测的目标有"人脸"和"猫",没做 NMS之前检测到10个目标框,每个目标框变量表示为:  $[x_1,y_1,x_2,y_2,score_1,score_2]$  ,其中  $(x_1,y_1)$  表示该框左上角坐标, $(x_2,y_2)$  表示该框右下角坐标, $score_1$  表示"人脸"类别的置信度, $score_2$  表示"猫"类别的置信度。当  $score_1$  比  $score_2$  大时,将该框归为"人脸"类别,反之归为"猫"类别。最后我们假设10个目标框中有6个被归类为"人脸"类别。

接下来演示如何对"人脸"类别的目标框进行 NMS。

首先对6个目标框按照  $score_1$  即置信度降序排序:

目标框	score_1
А	0.9
В	0.85
С	0.7
D	0.6
Е	0.4
F	0.1

- (1) 取出最大置信度的那个目标框 A 保存下来
- (2) 分别判断 B-F 这 5 个目标框与 A 的重叠度 IOU ,如果 IOU 大于我们预设的阈值(一般为 0.5),则将该目标框丢弃。假设此时丢弃的是 C和 F 两个目标框,这时候该序列中只剩下 B D E 这三个。
- (3) 重复以上流程,直至排序序列为空。

## 代码实现

```
# bboxees维度为 [N, 4], scores维度为 [N, 1],均为np.array()
   def single nms(self, bboxes, scores, thresh = 0.5):
       # x1、y1、x2、y2以及scores赋值
       x1 = bboxes[:, 0]
 4
 5
      y1 = bboxes[:, 1]
 6
       x2 = bboxes[:, 2]
       y2 = bboxes[:, 3]
8
9
       # 计算每个检测框的面积
       areas = (x2 - x1 + 1) * (y2 - y1 + 1)
11
       # 按照 scores 置信度降序排序, order 为排序的索引
13
       order = scores.argsort() # argsort为python中的排序函数,默认升序排序
       order = order[::-1] # 将升序结果翻转为降序
14
       # 保留的结果框索引
16
       keep = []
18
       # torch.numel() 返回张量元素个数
19
       while order.size > 0:
          if order.size == 1:
              i = order[0]
              keep.append(i)
              break
           else:
              i = order[0] # 在pytorch中使用item()来取出元素的实值,即若只是 i =
   order[0],此时的 i 还是一个 tensor,因此不能赋值给 keep
27
              keep.append(i)
           # 计算相交区域的左上坐标及右下坐标
29
           xx1 = np.maximum(x1[i], x1[order[1:]])
          yy1 = np.maximum(y1[i], y1[order[1:]])
          xx2 = np.minimum(x2[i], x2[order[1:]])
          yy2 = np.minimum(y2[i], y2[order[1:]])
34
```

```
# 计算相交的面积,不重叠时为0
36
         w = np.maximum(0.0, xx2 - xx1 + 1)
         h = np.maximum(0.0, yy2 - yy1 + 1)
38
         inter = w * h
39
         # 计算 IOU = 重叠面积 / (面积1 + 面积2 - 重叠面积)
40
41
         iou = inter / (areas[i] + areas[order[1:]] - inter)
42
43
         # 保留 IOU 小于阈值的 bboxes
          inds = np.where(iou <= thresh)[0]</pre>
          if inds.size == 0:
45
46
             break
          order = order[inds + 1] # 因为我们上面求iou的时候得到的结果索引与order相
47
   比偏移了一位,因此这里要补回来
      return keep # 这里返回的是bboxes中的索引,根据这个索引就可以从bboxes中得到最终
   的检测框结果
```

# 参考资料

NMS算法详解(附Pytorch实现代码) 非极大值抑制(Non-Maximum Suppression,NMS)

By Yee

2020.05.16