DETR

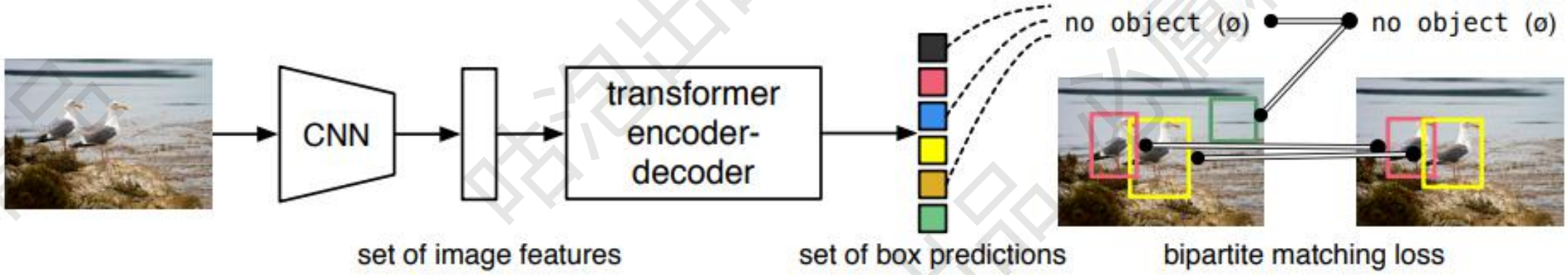
- 说到目标检测你能想到什么
  - faster-rcnn系列，开山之作，各种proposal方法
  - YOLO肯定也少不了，都是基于anchor这路子玩的
  - NMS那也一定得用上，输出结果肯定要过滤一下的
  - 如果一个目标检测算法，上面这三点都木有，你说神不神！

DETR

- 基本思想

  - 先来个CNN得到各Patch作为输入，再套transformer做编码和解码

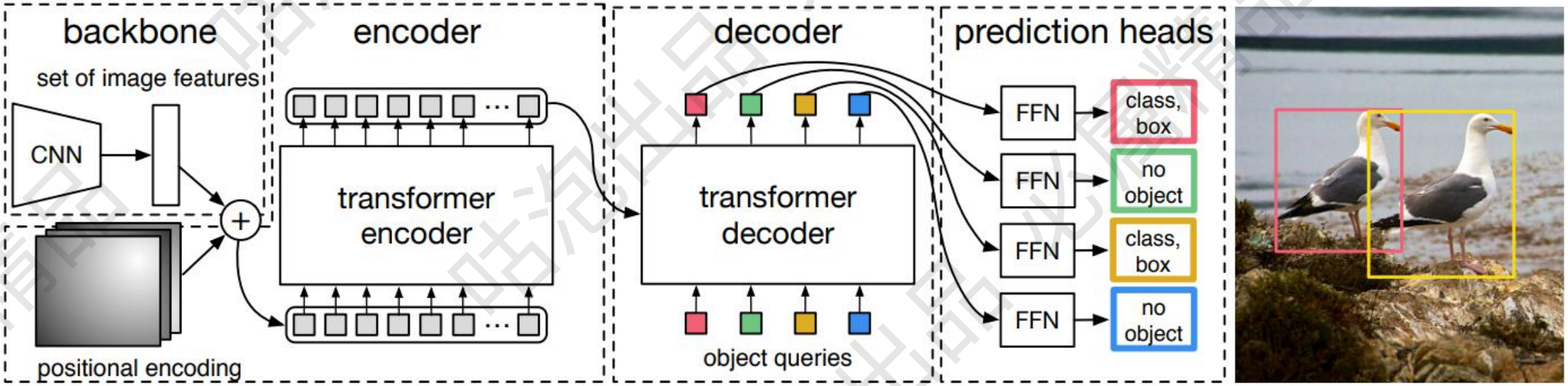
  - 编码路子跟VIT基本一样，重在在解码，直接预测100个坐标框



DETR

- 整体网络架构

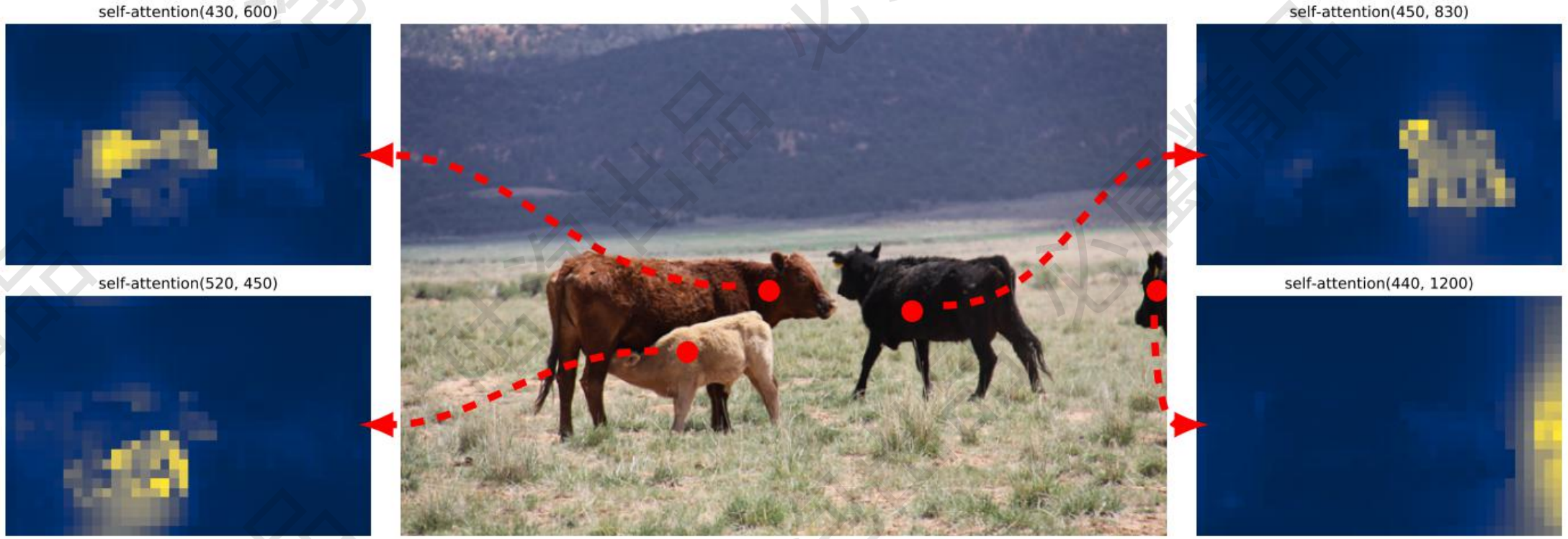
- object queries是核心，让它学会怎么从原始特征找到是物体的位置



DETR

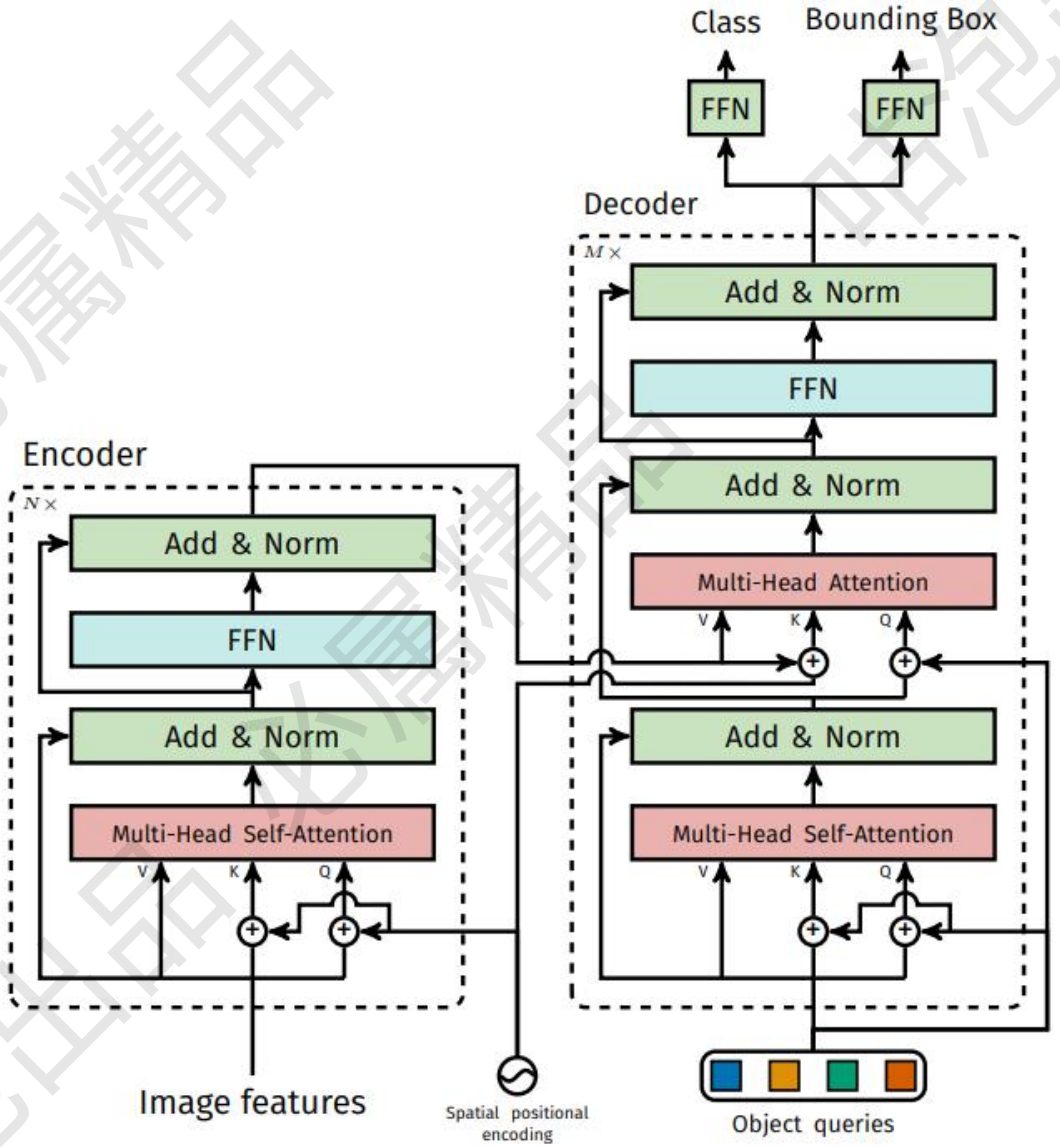
- Encoder完成的任务

  - 得到各个目标的注意力结果，准备好特征，等解码器来选秀



DETR

- 网络架构
  - 输出层就是100个object queries预测
  - 编码器木有啥特别的，正常整就行
  - 解码器首先随机初始化object queries（0+位置编码，简直惊呆。。。）
  - 通过多层让其学习如何利用输入特征

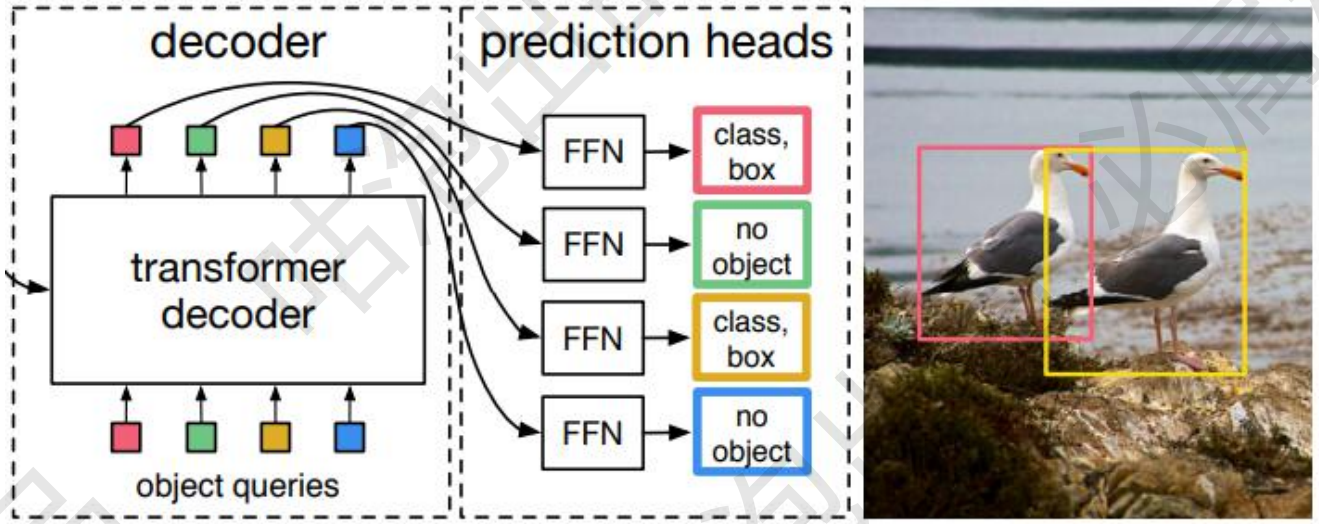


DETR

- 输出的匹配

  - GT只有两个，但是预测的恒为100个，怎么匹配呢?

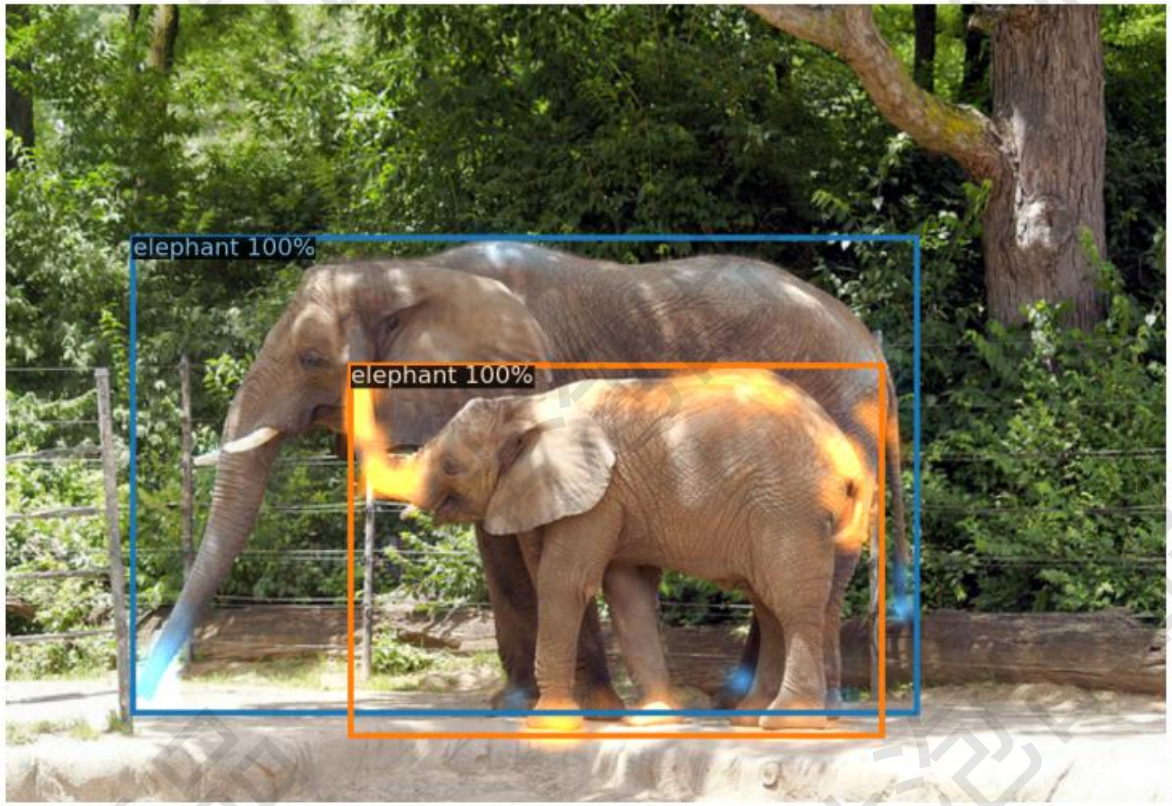
  - 匈牙利匹配完成，按照LOSS最小的组合，剩下98个都是背景

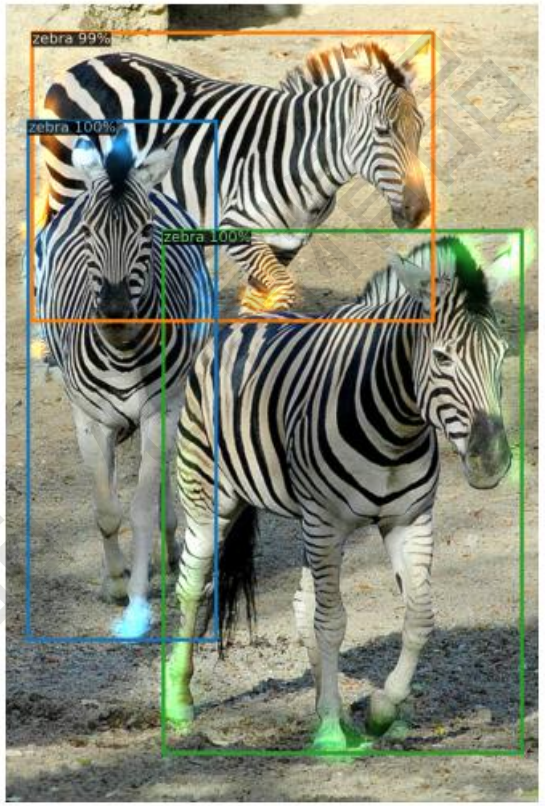


DETR

- 注意力起到的作用

- 这个注意力挺有意思，能不被遮挡，照样可以学出来（注意颜色）





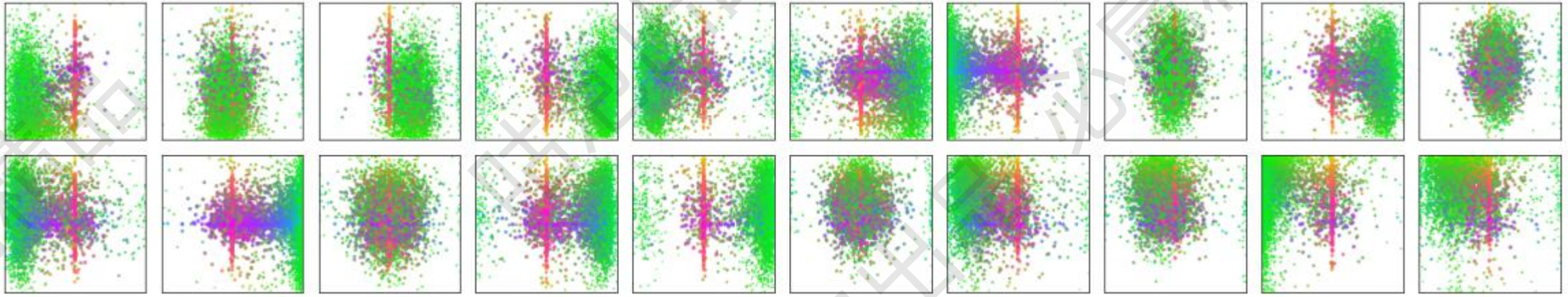
DETR

- 小的细节
  - decoder中的位置肯定最重要了，这个得学习才行；每层都预测（Auxiliary）
  - 100个预测框之间可以相互通信（这是我地，你去那边瞅瞅吧）
  - 训练用了多个卡，感觉家里条件一般的够呛能整个起

ing images once. Training the baseline model for 300 epochs on 16 V100 GPUs takes 3 days, with 4 images per GPU (hence a total batch size of 64). For the longer schedule used to compare with Faster R-CNN we train for 500 epochs with learning rate drop after 400 epochs. This schedule adds 1.5 AP compared to the shorter schedule.

DETR

- 100个兄弟各自要干啥
  - 论文中可视化了其中20个，绿色是小物体，红蓝是大物体
  - 基本描述了各个位置都需要关注，而且它们还是各不相同的



DETR

- 额外证明

- transformer不仅在检测领域好使，分割里照样行
  （感觉就像是让一群人去做分割，每个人做其中一块，最后合并一起）