

# Region-based CNN (R-CNN)

---

Ref: <https://arxiv.org/abs/1311.2524>

## 1. Main Steps

---

- 生成候选框图  
R-CNN 使用了 Selective Search 的方法进行bounding box的生成，这是一种Region Proposal的方法。  
生成的2000个Bbox使用NMS计算IoU指标剔除重叠的位置。
- 针对候选图作embedding的抽取  
Bbox直接Resize为227\*227供AlexNet的输入，再Resize之前对所有BBox进行padding。
- 使用分类器对embedding训练和分类

## 2. Training

---

使用TL，在VOC数据集上进行fine-tune。原始ImageNet上训练的网络能预测1000类，这里采用了20类加背景一共21类的输出方式。

## 3. IoU Threshold

---

IoU的threshold在本文被设置为0.3，如果一个区域与ground truth的IoU低于0.3，这个区域被视作Negative。

## 4. Hard Negative Mining

---

Hard Negative Mining\*和 *Hard Negative Example* :

- *Hard Negative Example* : 由于根据IoU生成的bbox正样本远远少于负样本，可以IoU<0.1的样本为负样本或者使用随机抽样使正负样本比为1:3
- *Hard Negative Mining* : 指一种训练手段：在bootstrapping中，首先使用初始的较小的正负样本集训练一个分类器，随后将负样本中的错误分类的样本(hard negative)放入负样本集继续训练分类器。

## 5. Bounding Box Regression

---

为了解决Poor localization的问题。当输入的Proposal box和Ground truth的IoU较大时( $\text{IoU} > 0.6$ )，可以认为二者之间存在线性变换。这里BBox Reg即给定输入的BBox特征向量(x,y,w,h)，使用 $y=Wx$ 学习到的W来使P框能接近G框。

给定的学习的变换形式为：

$$\hat{G}_x = P_x + P_w d_x(P)$$

$$\hat{G}_y = P_y + P_h d_y(P)$$

$$\hat{G}_w = P_w * e^{d_w(P)}$$

$$\hat{G}_h = P_h * e^{d_h(P)}$$

但是在R-CNN中，实际上不是使用的框的坐标进行回归，而是使用pool5层的输出作为feature，学习的是预测值和真实值的偏移量t：

$$t_i = w_i^T \phi_5(p_i)$$
$$loss = \sum_i^N (t_i - w_i^T \phi_5(p_i))^2 + \lambda \|w_i\|^2$$

其中：

$$t_x = (G_x - p_x)/p_w$$

$$t_y = (G_y - p_y)/p_h$$

$$t_w = \log(G_w/p_w)$$

$$t_h = \log(G_h/p_h)$$

## Fast R-CNN

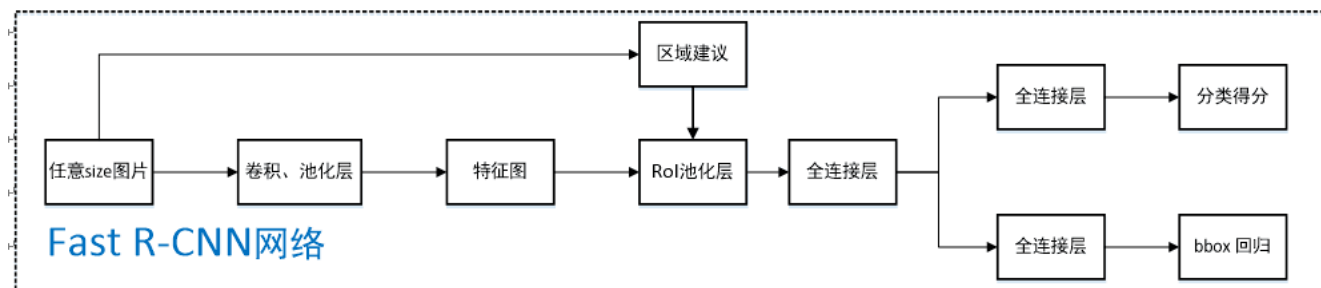
Ref: <https://arxiv.org/abs/1504.08083>

### 1. Highlights

- R-CNN中用CNN对每一个BBox反复提取特征，而2000个Bbox之间有大量重叠，造成算力的浪费，这里提出共享计算的方法。
- Fast R-CNN提出将目标分类Classification和Bbox Regression统一，形成Multi-task模型。
- SVD全连接层，加速全连接层的运算。

### 2. Main Steps

如图所示：



首先将原始图像通过conv extractor (本文使用了VGGNet) 得到一个Conv Feature map和若干Proposal Box，所有的Proposal Box (即RoI) 都为这个conv feature map上的一个rectangular window。这样，原始图上的Box和conv feature map上的Box存在一个映射关系。

使用ROI Pooling层使特征图上的RoI窗口降为固定 \$ H \times W \$ 大小的小的feature map，再经过RoI层提取为固定长度的特征向量，送入接下来的两个并行层：classification和BBox Regression。

### 3. Image-centric Sampling

每一个mini-batch都采用层次采样，即先采样N张图片，再在图片中采样R/N个RoI框，一个mini-batch一共有R个RoI。同一张图片的RoI共享计算，降低内存开销。

## 4. Loss Function

- Log-loss

$$L_{cls} = -\log p_u$$

- BBox Loss

$$L_{loc} = \sum_{i=1}^4 g(t_i^u - v_i)$$
$$g(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & otherwise \end{cases}$$

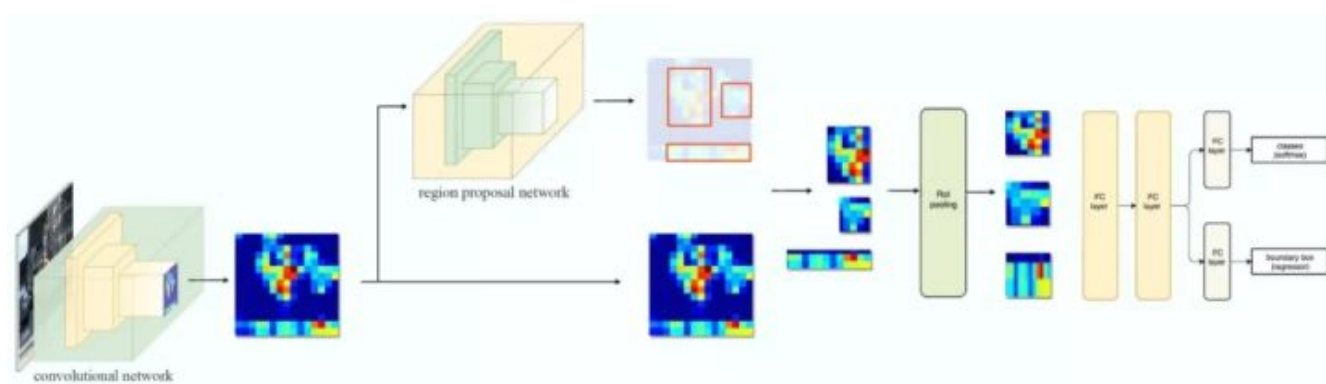
## Faster R-CNN

Ref: [<https://arxiv.org/abs/1506.01497>]

### 1. Highlight

提出Regional Proposal Networks (RPN) 用以代替之前的Selective Search的方法，即Faster R-CNN = Fast R-CNN + RPN。

### 2. Main Steps



首先通过pre-trained的CNN作为extractor得到conv feature map作为RPN的输入，然后由RPN找到可能包含objects的regions。找到这些Region及其在原始图像中对应的位置，使用RoI Pooling操作得到fixed size的feature map，再由接下来的模块进行classification和BBox位置的调整。

### 3. Anchors

anchors使RPN网络面临的问题转化为：

- 判断anchor内是否包含object
- 调整anchor使其更加拟合object

Anchors定义在由VGGNet提取出的feature map上，即针对(conv\_width,conv\_height)上每一个点定义一个anchor。此处，extractor中只包含卷积层和池化层，feature map与原始图片的尺寸成比例。即：

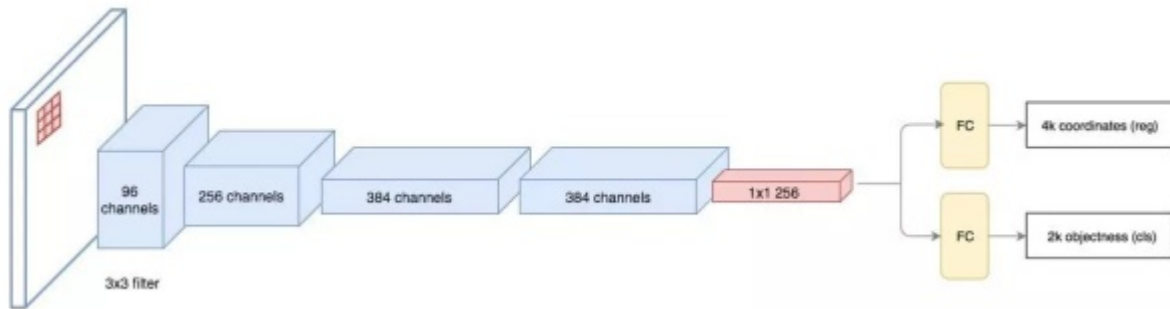
$$w, h \rightarrow w/r, h/r$$

$r$ 被称为下采样率(subsampling ratio)，最终的图片是由 $r$ 个像素划分的anchor集，VGGNet中 $r=16$ 。

在每个anchor上放定义不同尺寸 (e.g. 64px,128px,256px) 和长宽比 (e.g. 0.5,1,1.5) 的box。

## 4. Region Proposal Networks (RPN)

在conv feature map上进行slide window，使其满足后续ZF网络的输入。对于该feature map上的每一个点进行 $k$ 次预测，比如一个 $8 \times 8$ 的feature map，取 $k=3$ ，则输出 $8 \times 8 \times 3=192$ 个ROI。



对每一个proposal region，ZF网络输出的 $1 \times 1 \times 256$ 张量由两个dense layer分别生成 $2k$ 个score用于计算cls loss和 $4k$ 个parameterized coordinate计算reg loss。

## 5. Translation Invariant

anchors和产生anchor的function都是translation invariant (平移不变性) 的。

trans-variant指分类网络对物体在图形中的位置不同会改变类别预测的结果。

trans-invariant即不会改变预测结果。

本文将ROI Pooling layer置于ResNet-101层的卷积层之间，前91层用于feature extraction，之后放置一个ROI Pooling层，之后的卷积层针对每一个ROI进行feature extraction，这样使原始图像上的BBox具有了translation invariance。

## R-FCN

ref: <https://arxiv.org/abs/1605.06409>

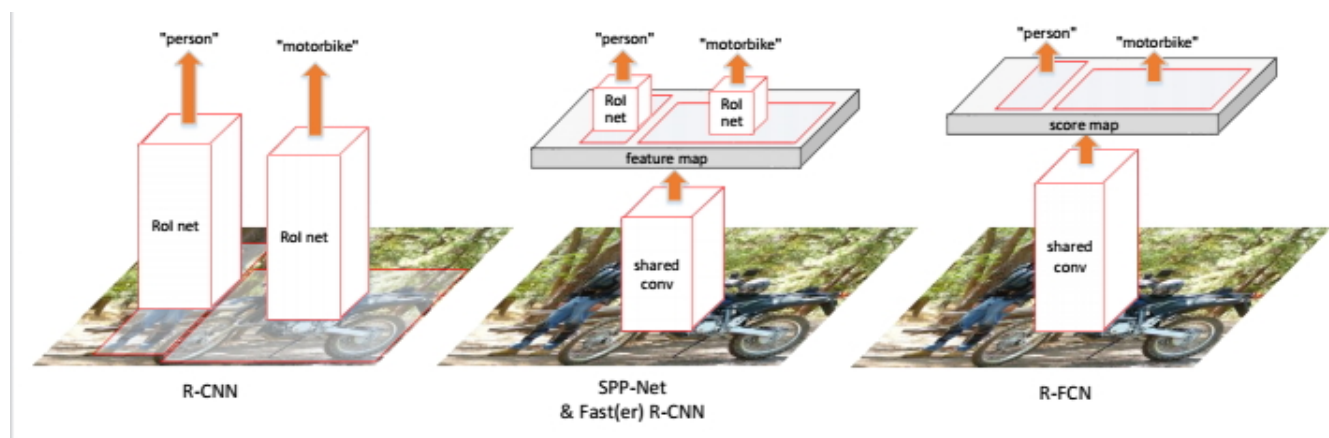
### 1. Framework

首先将图片由ResNet101 conv4之前的网络提取feature map，在这个feature map后接三个分支：

- 在该feature map上进行RPN操作，获得ROI
- 在feature map上获得一个  $\{K, K, (C+1)\}$  维的位置敏感得分映射(position-sensitive score map)，用来进行分类
- 在feature map上获得一个  $\{4, K, K\}$  维的position-sensitive score map，用于回归

随后在第二和第三项上分别执行Position-Sensitive ROI Pooling获得对应的类别和位置信息。

其与之前的R-CNN还有Faster R-CNN的区别如下图：



## Methodologies of *region-based* detectors using ResNet-101

	R-CNN	Faster R-CNN	R-FCN [ours]
depth of shared conv subnetwork	0	91	101
depth of RoI-wise subnetwork	101	10	0

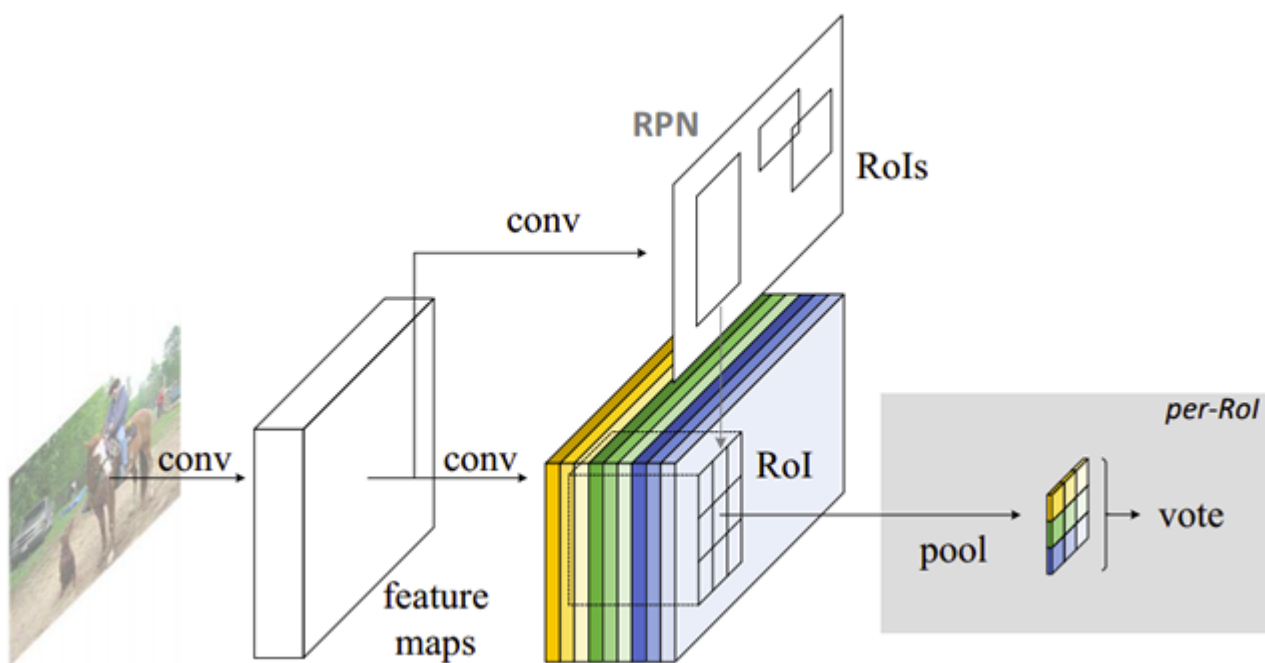
R-FCN的共享卷积网络为101层，直接在最后的feature map上提取ROI。

对于深度网络而言，随着目标在原始图上移动，经过多次pooling之后在最后的feature map上无法表现出来，这样会导致object detection中的bbox localization失效。

## 2. Position-sensitive score maps

用于解决translation variance问题。

一个含有类别C物体的ROI被划分为 $K \times K$ 个区域，分别表示物体的各个部位。该方法通过计算每个子区域的score进行vote来确定该ROI是否为object。这个score由Position-Sensitive ROI Pooling进行计算。



每个ROI (包含x,y,w,h四个项) 被划分为 $K \times K$ 个bins (每个bin为一个子区域, size为 $h/k, w/k$ ), 在该bin对应的score map上的子区域执行平均池化得到 $C+1 \times K \times K$ 个值。每个类别的 $K \times K$ 个值表示该ROI属于该类别的响应值, 相加即得到属于该类别的score。