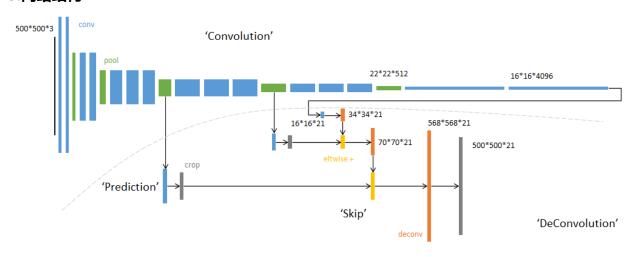
### 1.核心思想

- 1. 不含全连接层,最后几层都是卷积层,可以适应任意尺寸输入,并可逐像素分类
- 2. 最后添加反卷积层,将图像变成输入图像大小,能输出精细结果
- 3. 结合不同深度层结果的跳级skip结构,同时确保鲁棒性和精确性

#### 2.一些重点

- 1、损失函数是在最后一层的 spatial map上的 pixel 的 loss 和,在每一个 pixel 使用 softmax loss
- 2、使用 skip 结构融合多层(3层)输出,底层网络应该可以预测更多的位置信息,因为他的感受野小可以看到小的 pixels
- 3、上采样 lower-resolution layers 时,如果采样后的图因为 padding 等原因和前面的图大小不同,使用 crop ,当裁剪成大小相同的,spatially aligned ,使用 concat 操作融合两个层

#### 3.网络结构



论文中,达到最高精度的分类网络是VGG16,但提供的模型基于AlexNet。此处使用AlexNet便于绘图。

全连接层转换为卷积层:在两种变换中,将全连接层转化为卷积层在实际运用中更加有用。假设一个卷积神经网络的输入是 224x224x3 的图像,一系列的卷积层和下采样层将图像数据变为尺寸为 7x7x512 的激活数据体。AlexNet使用了两个尺寸为4096的全连接层,最后一个有1000个神经元的全连接层用于计算分类评分。我们可以将这3个全连接层中的任意一个转化为卷积层:

针对第一个连接区域是[7x7x512]的全连接层,令其滤波器尺寸为F=7,这样输出数据体就为[1x1x4096]了。

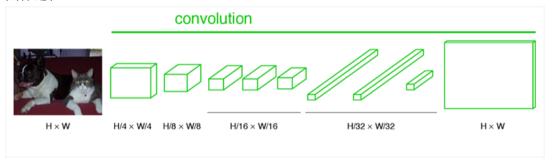
针对第二个全连接层,令其滤波器尺寸为F=1,这样输出数据体为[1x1x4096]。

对最后一个全连接层也做类似的,令其F=1,最终输出为[1x1x1000]

#### 4.具体怎么逐像素预测

采用反卷积层对最后一个卷积层的feature map进行上采样,使他恢复到输入图像相同的尺寸,从而可以对每个像素都产生了一个预测,同时保留了原始输入图像中的空间信息,最后再上采样的特征图上进行逐像素分类。

具体过程:



最后的输出是21张heatmap经过upsampling变为原图大小的图片,为了对每个像素进行分类预测label成最后已经进行语义分割的图像,这里有一个小trick,就是最后通过逐个像素地求其在21张图像该像素位置的最大数值描述(概率)作为该像素的分类。因此产生了一张已经分类好的图片,如下图右侧有狗狗和猫猫的图。

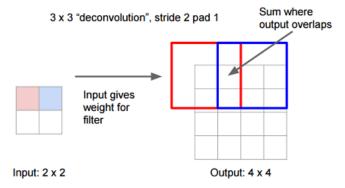
## 5.反卷积-上采样

这里会先进行上采样,即扩大像素;再进行卷积——通过学习获得权值)

下半部分,反卷积层(橙色×3)可以把输入数据尺寸放大。和卷积层一样,上采样的具体参数经过训练确定。

这里图像的反卷积与下图的full卷积原理是一样的,使用了这一种反卷积手段使得图像可以变大,FCN作者使用的方法是这里所说反卷积的一种变体,这样就可以获得相应的像素值,图像可以实现end to end。

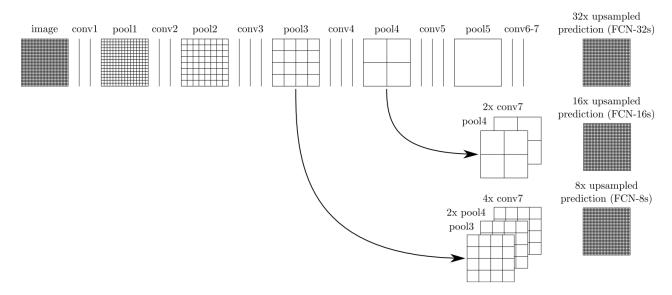
(feature map值与权重不同,生成的上采样的二值区域也是不一样的。)



#### 6.skip结构

如下图所示:对原图进行卷积conv1、pool1后图像缩小为1/2;对图像进行第二次卷积conv2、pool2后图像缩小为1/4;对图像进行第三次卷积conv3、pool3后图像缩小为1/8,此时保留pool3的featuremap;对图像进行第四次卷积conv4、pool4后图像缩小为1/16,此时保留pool4的featuremap;对图像进行第五次卷积conv5、pool5后图像缩小为1/32,然后把原来CNN操作过程中的全连接变成卷积操作的conv6、conv7,图像的featuremap的大小依然为原图的1/32,此时图像不再叫featuremap而是叫heatmap。

其实直接使用前两种结构就已经可以得到结果了,这个上采样是通过反卷积(deconvolution)实现的,对第五层的输出(32倍放大)反卷积到原图大小。但是得到的结果还上不不够精确,一些细节无法恢复。于是将第四层的输出和第三层的输出也依次反卷积,分别需要16倍和8倍上采样,结果过也更精细一些了。这种做法的好处是兼顾了local和global信息。



# 结论

总体来说,本文的逻辑如下:

- 想要精确预测每个像素的分割结果
- 必须经历从大到小,再从小到大的两个过程
- 在升采样过程中,分阶段增大比一步到位效果更好
- 在升采样的每个阶段,使用降采样对应层的特征进行辅助