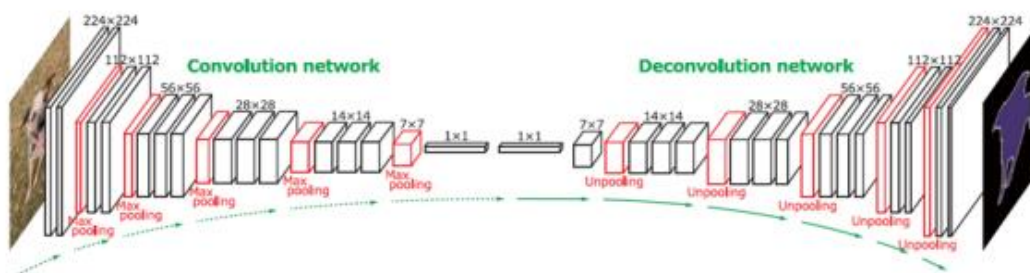


1.1 动机与亮点

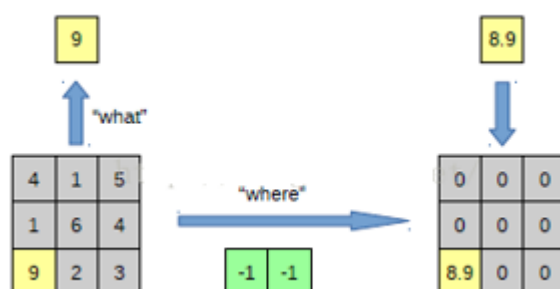
FCN 的缺点：由于感受野的固定，如果物体大了或者小了，分割效果就不好。而且通过纯粹的双线性插值算法得到最终的得分概率图，不太准确，虽然用了 **CRF** 进行了改善，但没有从根本上解决。而本文的创新点有（1）学习了一个多层反卷积网络代替简单的双线性插值。（2）将 **objectproposal**（**edge box**）送入训练后的网络，然后整幅图像是这些 **proposal** 的分割结果的组合,这样就可以解决物体太大或者太小所带来的分割问题。

1.2 原理

整篇论文的结构类似“**encode-decode**”结构，网络框架如下图：



其中主要的亮点为 **unpooling** 层，其可以理解为：



unpooling 刚好与 **pooling** 过程相反，它是一个上采样的过程，是 **pooling** 的一个反向运算，当我们由一个神经元要扩展到 3*3 个神经元的时候，我们需要借助于 **pooling** 过程中，记录下最大值所在的位置坐标(0,1)，然后在 **unpooling** 过程的时候，就把(0,1)这个像素点的位置填上去，其它的神经元激活值全部为 0。作者发现，神经网络的 **lower layer** 主要关注的是物体的大体轮廓，但是随着层数的增加，到了 **higher layer** 的时候网络主要关注物体的 **class-specific shapes**。最终的实验结果如下：

