* 深度学习，常见的应用于图片分割的网络结构（segnet，FCN等）
* 神经网络的分层的结构使其具有强大的特征提取能力
* FCN8s的结构，绘图
* 各层的作用，卷积层，pooling层等
* Softmax层的作用，把神经网络的输出映射为概率
* Loss函数交叉熵的解释，与把图片像素作为伯努力分布之间的联系
* PortraitFCN在这个任务中的工作，我们基于该工作做一些尝试，来探索一些新方法的适用性
* 深度学习的softmax层输出的概率的解释和应用，特征提取+感受野及其概率的表示（用该像素的感受野的条件概率表示），神经网络则被当作一个概率模型的一部分
* 基于像素点的分割的缺点（边界，形状无关【只基于单个像素的感受野的条件概率】），与现有的改进措施（条件随机场，马尔可夫随机场），但没能引入强的形状先验信息
* 这种解释下的深度学习输出的不确定性，但随着深度学习结构化的改进，其性能越来越高，能够正确标识大部分的输出，给出图片的例子，解释神经网络分割正确的像素的特性，与分割不正确的特性，与大面积分割错误的特性。因此概率图依据感受野图片特征保留了真实形状的信息，像像素信息（相似像素）等。基于概率图所保留的信息，由此有了下面基于该概率图结合图形先验和水平集的方法。

Deep Learning Shape Priors for Object Segmentation

用了三层RBM来记忆训练集中所有的形状

神经网络相当于一个概率估计器，用来估计像素xy属于类别的概率，ground truth相当于在每一个点

边界粗糙有噪音，无法精确的适配边界，无目标形状先验，