* 介绍图像分割任务
* 基于阈值方法（自适应阈值）
* 基于边缘
* 基于区域增长
* 活动轮廓（偏微分方程）
  + 参数化方法（参数化曲线）蛇方法
  + 水平集，适用于轮廓的拓扑变化
  + [Fast marching methods](https://www.cnblogs.com/shushen/archive/2016/04/12/5381753.html)
* [基于图](https://blog.csdn.net/ttransposition/article/details/38024557)
* 基于模板匹配
* Mean Shift
* 模糊集合（Fuzzy set）
* 超像素（superpixels）

传统的方法仍然是基于对图像像素的统计

深度神经网络有强大的表征高级特征的能力，所以在深度神经网络下的图片分割任务被扩展为语义分割

* [深度学习](http://blog.qure.ai/notes/semantic-segmentation-deep-learning-review)
  + U-Net (边缘)
  + FCN
  + SegNet
  + DilatedNet：多尺度
  + DeepLab
  + DenseNet
  + PSPNet：金字塔
  + CRF as RNN
  + Higher Order Conditional Random Fields in Deep Neural Networks

深度学习作为一种模式识别的先验被用于与很多传统的方法相结合

介绍图片分割任务，介绍非深度学习的传统的方法，每一大类传统的方法只说一句话外加一两个引用，最后总结这些传统的方法都是基于对图片全局或者局部像素的统计值，没有考虑一些模式识别的问题，而是基于单一模式的先验假设

然后介绍深度学习把图像分割扩展为了语义分割（图片内容的高层表示），深度学习如何实现密度预测，举几个例子+引用。然后说能够有效的提取图片中隐藏的模式，故很多传统的方法把深度学习的结果作为一种先验（模式识别得到的先验，可能会有错误 – 更像是一种概率分布）来加强前面说的简单的像素统计，

Level Set的各种改进（先验+受限玻尔兹曼机，当作概率看待），Level Set+深度学习，Level Set方法用深度学习得到的模式先验，（概率，区域初始化），讲述他们怎么用并引用论文。

一般的level set基于深度学习先验的方法太依赖于深度学习产生的先验知识，但深度学习得到的先验也有一定几率是错误的，本文引入了形状先验信息，并用深度学习得到的概率图对该先验进行仿射变换的修正，最后用水平集的方法集合三者的信息得到最终分割结果

深度学习杰出性能的原因是 其能够在大量的样本数据中学习到真实图片的先验

分层的概率解释，不同的层表示不同的抽象层次，概率可以用回归的方法表示

概率方法表示的优点是可以不用区分前向和后向只需要用图来表示，参数的更新用消息传递，损失函数也可以用全局或者局部的能量最小化得到