基于小波的多尺度

设计思路

直觉：池化后的每一层都应该有一个分割！Cnn最后参数学习的结果应该是每一个尺度都有很好的分割结果。

之前的想法：那么小尺度上的分割更加容易，所以先将所有图片和标记缩放训练，再迁移到大尺度上，但是12.20那篇文章别人已经做过了。（小波自编码，加速两倍左右）Learning a Wavelet-like Auto-Encoder to Accelerate Deep Neural Networks，中山

直接一套的端到端系统。每一池化后层都可以计算loss!何凯明的Focal loss!肺结节的第二个任务也采用这种方法来处理类别不平衡问题。

每个格点 0-255 -> [0-20]的映射！原图 -> 特征图 -- 激活图 -> label

MAP方法使得朝着正确分配概率最大的方向进化

但图像分割并不需要这样！并不需要考虑每一个像素是否被分割。即使是很好的分割算法也会在区域边界上发生一些误分。尤其在图像本身分辨率很高，而单个像素点的分类并不是特别重要的时候。

**缺点**

不同尺度上的分割结果的错误对整体代价函数的影响视为相同的不符合多分辨率数据的特点。

1. 小波的多分辨分析的目标函数：

EM算法使用最大条件概率代替最大后验概率，在每个参数下取遍未观测数据的期望，寻找使得期望最大的参数作为最后EM算法的参数。



最大条件概率



对数似然



EM-Q函数



下标称为过渡，称为过渡分布，通过参数来反映分布对尺度序号的依赖，金字塔随机场不依赖于格点.

0目标函数



**TH1,** 迭代方法可以产生如下表达式：





由于序列的Markov性质并假设先验频率一致（均匀分布），结合贝叶斯推断可将后验概率转化为条件概率，SMAP方法可以写成如下便于计算的形式，其中第二个式子可以看成似然项与随机场势函数项的加和：



1. 最低分辨率的分割结果通过最大似然获取。每一个尺度获取每个类别的高斯似然？（实际上，只采样了最低尺度的似然，怎样获得其他尺度的似然？）。
2. 高斯似然预分割，似然值结合二叉树模型



在实际操作中先用模型（例如Gauss模型）算出一个似然概率，指数后计算上述二叉树概率项，再取对数进行邻域加和统计（Markov随机场）得到似然。看成整体似然项？

关于的更新，



1. 结合金字塔随机场模型给出分割



其中i是父节点，而j,k是叔父节点，为了区别可认为分别是上叔父和右叔父。

1. 过渡分布

仔细分析上述Q函数可以发现其组成为一项为目标对数似然，另一项为对数似然关于类别的概率。目标函数很显然可以用下式代替：



为了求出对数似然关于类别的概率，需要构造一个充分统计量，统计特定集合中粗尺度的邻居点与细尺度当前点的显著差异数量的各种情况。

考察父子节点：有相同1和不同0两种可能;

考察叔父节点：两个叔父可能全相同2，一个相同1，全不相同0，三种情况。

所以一共六种情况。



为了构造概率，首先对各种情况进行分类：



1+一，此时V最大，作为标尺可以认为是7=2\*2+3\*1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| L\h | 0 | 1 | 2 |
| 0 |  |  |  |
| 1 |  |  | 1 |

1+二， 5

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| L\h | 0 | 1 | 2 |
| 0 |  |  |  |
| 1 |  | 1 |  |

1+三， 3， 4， 2， 0

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| L\h | 0 | 1 | 2 |
| 0 |  |  |  |
| 1 | 1 |  |  |



我觉得通过这样构造的想法可能来自于对各种情况的遍历之后，然后在每种情况下给出一个概率，最后得出一个平均的概率。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| L\h，V的响应级别 | 0 | 1 | 2 |
| 0 | 0 | 2 | 4 |
| 1 | 3 | 5 | 7 |

在7这个响应级别上，只有父子，叔父全部一致时，才会有反应;

在5这个相应级别上，只有父子，一个叔父一致时，才会有反应；

......

而且对于每个类别，只有一次响应的机会。

李旭超书：

在马尔可夫随机场领域系统中，随着领域系统阶次增多，先验概率模型越能体现图像的本质特征，但是容易导致形成较大的区域，消除较小的结构且算法的复杂度随着增加。如果降低邻域的阶次，则先验模型不能准确描述图像的统计特性，这对后续图像处理将产生不利的影响。目前发展起来的多尺度理论为解决这一问题提供了强有力的工具，特别是建立在调和分析基础上发展起来的小波多分辨分析技术为markov随机场注入了新的活力。小波理论最大的特点是对图像的不同特征采用不同的分辨率进行分析，克服空域单分辨率建立马尔可夫随机场的不足，不同尺度间的小波系数具有明确的因果关系，正好与马尔可夫随机场一阶状态转移概率相吻合，特别根据小波系数的特性引入的隐状态变量，一方面反映不同尺度小波系数的特性，另一方面有利于先验概率模型的建立。

最近提出的H-MRF模型[8]利用尺度间先验模型代替空域先验模型，先验模型的标号场不是定义在空域的网格上，而是定义在一系列尺度的网格上，标号场先验信息通过尺度间进行传播，但像素的特征场仍然建立在平面的网格上。

根据贝叶斯MAP的表现形式，标号的确定是特征场和标号场共同作用的结果，而这种标号场塔式分解结构，只有最精细的标号场用到了本尺度的特征场，而其余尺度没有用到本尺度的特征场，仍然利用最精细尺度的特征场，因此本质上来说，这种层次模型仍然具有边缘定位不准和图像特征场刻画很难的弱点。

利用小波变换的多分辨特性，使得特征场建立在一系列小波域上，从而使得相应分辨率的标号场都利用本尺度的特征场，这样有利于描绘图像的非平稳性，随着分辨率的不同，小波系数具有不同的特征向量 ，这样有利于反映特征场的本质特征。

1. Discrete Markov Image Modeling and Inference on the Quadtree[8]
2. Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images[7]

Bouman论文

X^n-1是粗糙尺度x^n在给定图片y时分割结果的插值，因此在n-1尺度有很多像素分类是不确定的。尤其在物体的边界位置。因为这些像素的唯一标签组合的数量是巨大的，任何特定组合的概率会很小。在我们使用的模型中，随着图片像素量的增加，二阶余项会趋于0.在较粗的尺度上，标签的数量会很小，这时候一般会只有一个合理的插值存在（i.e. epsilon≈1）。但是这种情况下，粗糙尺度的标签是没有争议的并且任何合理的估计都会产生很好的性能。