

(论文解析1) Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space

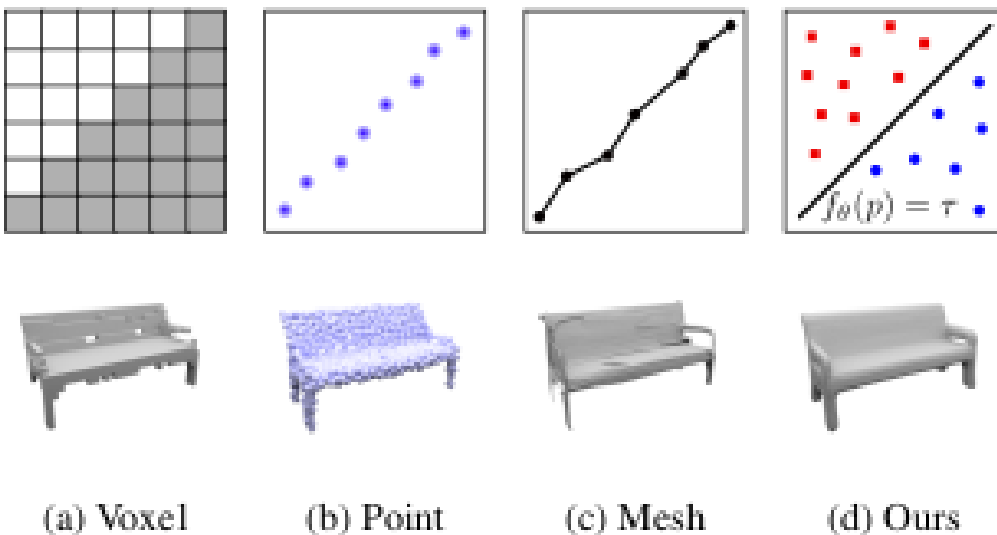
目录

- [Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space](#)
- [网络结构](#)
- [mesh提取](#)

论文链接：

- 概念定义：<https://arxiv.org/pdf/1812.03828.pdf>

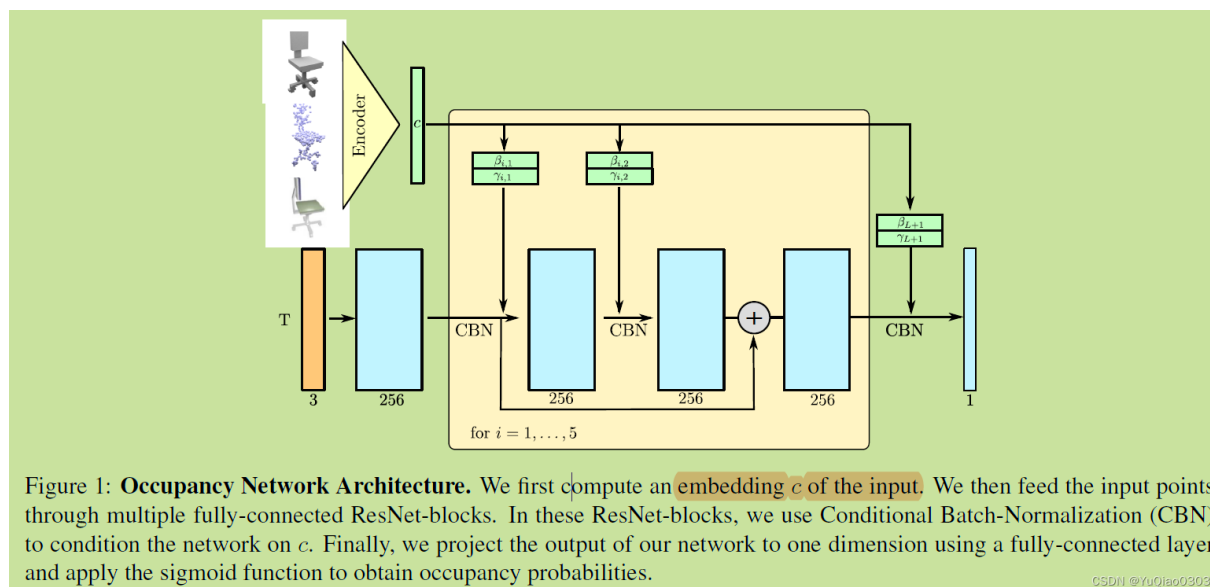
Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space



文章内容可以理解为GAN网络，

- 前面的全连接神经网络编码输入的图像，（类似于二分类）预测每一个点被占用的概率，即该3D点是处于模型内部还是在模型的外面；神经网络的输入是一个点（ p ）和一个几何体的表示（ X ）
- 通过采样多个点，我们就可以得到一个**决策边界（详见d）**，这个边界就可以近似的理解成模型的外壳；即用decision boundary表示物体的表面；
- 最后通过后面的算法获得更高分辨率的模型。

网络结构



通过**动态采样（随机+节省计算内存）**来进行训练；

论文中比较了多种采样方式，发现在boundingbox内均匀采样，并加上一个小padding，效果最好；

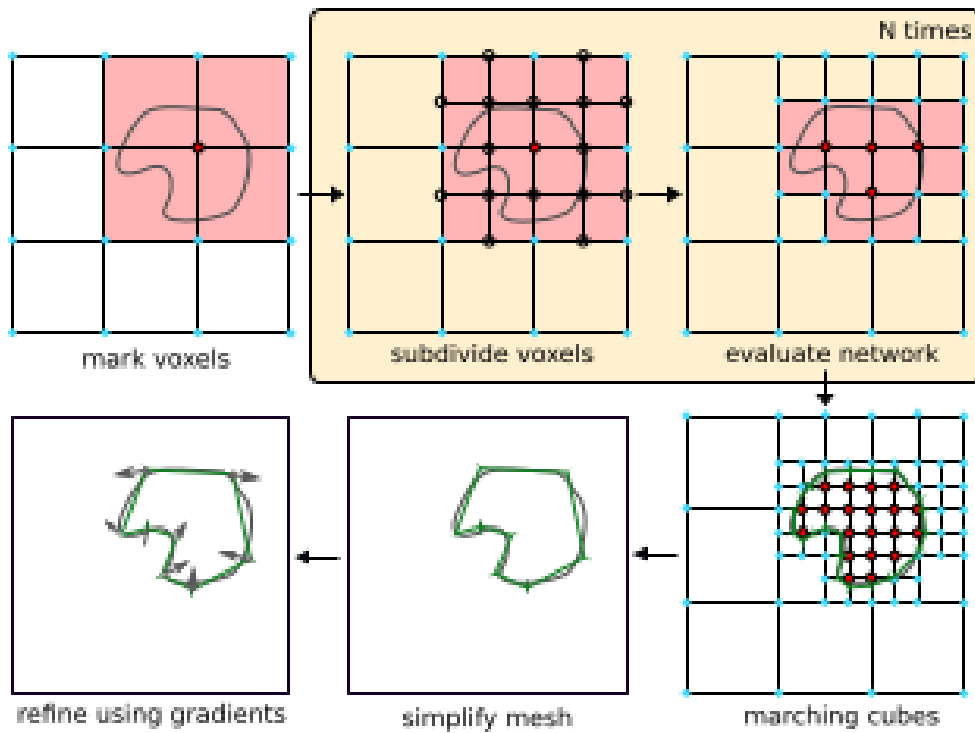
损失函数是交叉熵函数；

mesh提取

论文提出MISE（多分辨率表面提取）算法，输入训练好的occupancy network，输出mesh。（这部分根据csdn：[【精选】\[读论文\]CVPR2019: Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space-CSDN博客](#)）

方法描述：

1. 把要判断的范围按一个粗粒度的初始分辨率分成grid。每个grid有一些角点（三维的话相当于一个cube，有8个顶点）
2. 所有这些角点，用训练好的网络计算出occupancy value (0-1之间的实数)。
3. 网络超参数 τ ，物体厚度。大于等于 τ 的为occupied，否则为unoccupied。（可以认为边界点的occupancy value 为 τ 。）
4. 如果一个grid，他有的角点是occupied，有的是unoccupied，那他就是active的grid，后面要继续考察。（淡红色的那些grid）
5. 把所有active的grid再次细分，（对半分，最后一共八个）。重复以上步骤，直到满足目标分辨率。
6. 用marching cubes 算法来得到mesh。（线性插值认为一个grid的一条边中，和等值面的交点由顶点值做线性插值计算。（等值面是occupancy value为 τ 的面）
7. 用一阶和二阶梯度来优化一下得到的mesh。



中间图中，对于有部分点属于几何内，我们将其视为active，并进行进一步的细分；直接所有被划分为occupy与否；