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

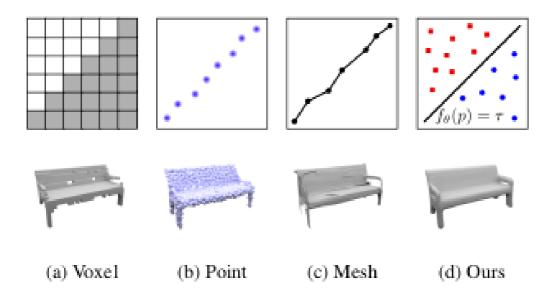
目录

- 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

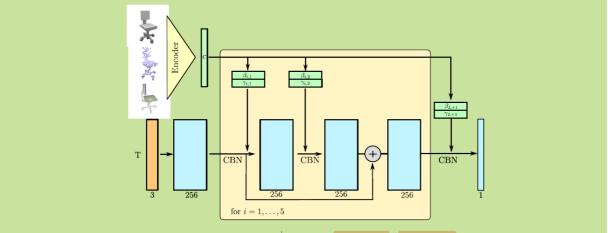


Figure 1: **Occupancy Network Architecture.** We first compute an embedding *c* of the input. We then feed the input points through multiple fully-connected ResNet-blocks. In these ResNet-blocks, we use Conditional Batch-Normalization (CBN) to condition the network on *c*. Finally, we project the output of our network to one dimension using a fully-connected layer and apply the sigmoid function to obtain occupancy probabilities.

通过动态采样(随机+节省计算内存)来进行训练;

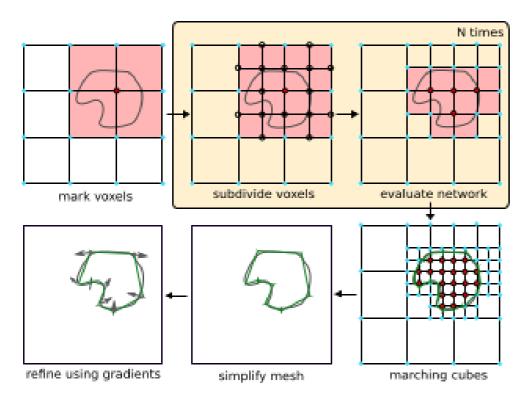
论文中比较了多种采样方式,发现在boundingbox内均匀采样,并加上一个小padding,效果最好; 损失函数是交叉熵函数;

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;