卷积神经网络在图形学中的应用

近三年CNN相关文章在SIGGRAPH中的发表情况：

Tracking：

Siggraph 2017 :

Kernel-predicting Convolutional Networks for Denoising Monte Carlo Renderings

Modeling Surface Appearance From a Single Photograph Using Self-Augmented Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Networks on Surfaces via Seamless Toric Covers

O-CNN: Octree-based Convolutional Neural Networks for 3D Shape Analysis

Siggraph 2016：3D Mesh Labeling via Deep Convolutional Neural Networks

Learning to Simplify: Fully Convolutional Networks for Rough Sketch Cleanup

Painting Style Transfer for Head Portraits Using Convolutional Neural Networks

Siggraph 2015：Learning Visual Similarity for Product Design with Convolutional Neural Networks

O-CNN:基于八叉树结构的卷积神经网络

首先把3D模型转化为2D然后再在上面进行一个卷积操作，比如Voxel-based methods，基于立体像素的这种方法，扔到CNN里去的算的时候，随着模型分辨率的增加，计算的空间和时间是一个立方级的增长， 3D sparse CNNs治病不治根。基于流形的方法Manifold-based methods，只能处理流形或类流形的表面，鲁棒性不高。Multiple-view based approaches将立方体表面通过进行多个角度分解，将3D转化为2D，最后进行拼接，这样有个问题就是在选择角度的时候，很容易产生两种情况，一种是所有表面加起来覆盖不到整个立方体，一种是角度分割出现重复。

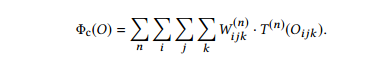
本文的主要研究方向是使用八叉树，构建以八叉树为基准的CNN模型，这个模型的主要优点在于不在对图像表面进行2D分割的同时，也能够处理高分辨率的模型，同时还能保持速度和准确度。

除了直接对3D的模型进行卷积操作，还有其他对3D模型进行转换后在进行卷积操作的模型，比如在图像分割领域，有研究通过降维的方法，通过提取模型的低级特征向量，然后将这些向量包装成可以供训练的图像。有人发明了很多种降维算子，但这些方法提取到的大多是一些局部特征，很难提取到结构特征，对于一些对特别依赖结构的任务比如分割，很不适合。基于无序点云的CNN网络，PointNet: Deep:learning on point sets for 3D classifcation and segmentation.

周昆的Data-parallel octrees for surface reconstruction讲到了在进行表面重建的时候使用八叉树进行数据并行。周坤是模型重建问题，所以在八叉树的存储结构采取了链表的方式，由父指向子，而现在这个八叉树设计是用来进行卷积计算的，所以采取顺序结构。

Method: 首先生成八叉树，生成八叉树的方式就是首先生成一个边界立方体，然后以宽度有限进行递归分割，构建完八叉树之后，为了方便进行卷积神经网络的计算，需要计算一些属性，比如shuffle key（卦限排序）和八叉树中每个象限都有一个标签， 这个存储很巧妙，不光能够表示出卦限是否存在物体的相关信息，还可以很快找到每一层元素的父子关系。

随后我们根据上述数据来搞出CNN的输入，对于每个要进行卷积操作的八叉树，在对每一层八叉树进行操作的时候，需要选取临近的八叉树节点，展开式就是



Oijk是O的临近卦限，T^(n)表示n个通道，w是权重，这样就将卷积运算变成了一个和矩阵运算。卷积核的大小是K的话，需要计算K^3-1个邻接卦限，所以快速查找到周围临近的卦限很重要，所以设计了一个hashtable，做了一个每一层的Sl坐标到(x,y,z)坐标的快速映射，由于八叉树的特殊结构，卷积网络的滑动窗口应该是2的指数级，