初步思路：3D mesh→ mesh decomposition为大量super-patch→ 两两merge形成hierarchical segmentation

1 super-patch

对应2D image的superpixel，3D mesh decomposition的算法有很多，但是能够得到源代码的工作几乎没有。不过，受到近年来比较受欢迎的SLIC superpixel算法[1]的启发，根据[4]的工作，我们提出一个利用K-means的super-patch算法。对于任意一个triangular mesh model，标准化后，我们将其看作一个graphical model, 用G(V,E)：每个节点V_i代表一个face，相互连接的节点表示相互相邻的面，每一条Edge上定义$Distance(V_i, V_j)$为两个face的"距离"：

$$Distance(V_i, V_j) = a \cdot (1 - cos^2(\alpha)) + b \cdot Phy\_Dist(V_i, V_j)$$

其中α是两个面之间的dihedral angle，$Phy_Dist(V_i, V_j)$是两个面的重心到相邻edge的中点的距离之和。权重a, b保证了这个距离在[0,1]之间。具体的选取由下段描述的training决定。

1.1 Training

受Berkeley的segementation dataset[3]的影响，2009年Princeton发布了3D segmentation的benchmark[2]，400个model中每个模型都由若干位志愿者做出了分割，做为ground truth。任取200个模型作为training set，剩下的其中100个模型作为test set，另外100个模型作为validation set，把training set中的每一对相邻的face提取出来，计算$((1 - cos^2(\alpha)), Phy_Dist(V_i, V_j))$，定义$Distance_{groundtruth}$为$V_i, V_j$同属不同segment中的概率（在每个模型中13个ground truth中label不同的概率）。接下来就可以通过一个简单的logistic regression 来将a, b确定。

1.2 K-means clustering

当distance被定义好后，对于任意模型，每一对相邻的(V_i, V_j)之间的distance就可以算出来了。再定义任意两个不相邻的face 之间的距离为

$$Distance(V_i, V_j) = min_{V_3 \neq V_1, V_2}(Distance(V_1, V_3) + Distance(V_3, V_2))$$

在计算的时候可以运用寻找最短路径的Shortest Path Faster Algorithm(SPFA)算法，接下来就可以开始做clustering了。由于我们定义的距离函数很简单，而且对初始的over-segmentation的精度没有特别严格的要求（仅仅是想让每个3d 模型中的patch个数相同），所以我们取k为一个比较大的值。(k=2000)

Initialize Cluster centers C_k by randomly choosing k faces
set label $l(i) = -1$ for each face i
set distance $d(i) = \infty$ for each face i
set residual error $E = \infty$
while E won't change **do**
    for Each cluster center C_k **do**
        for each face i **do**
            compute $D = Distance(C_k, i)$
            if $D < d(i)$ **then**
                set $d(i) = D$
                set $l(i) = k$
            end if
        end for
    end for
    Compute new cluster centers(move to the closest face centers)
    Compute residual error E(distance between previous centers and recomputed centers)
end while

2 Super-Patch Merging

2.1 Boundary Recall Measurement

To be continued..

2.2 Cascaded algorithm for super-patch agglomeration

To be continued..

附录

整个project均在F盘上进行操作。

A 数据说明

- Princeton's segmentation dataset 存放在F:/MeshsegBenchmark-1.0 中
- data/{train, test, val}.txt 分别为training, test, validation set
- data/off 中存放了所有3维模型，共380个，每10个为一个类别（人，椅子，杯子，等等。。）
- data/seg 中存放了各个算法的分割结果，其中Benchmark为ground truth, super_patch 中存放了super-patch 算法的结果，每个模型2000个分割。

这些是所有需要用到的东西。。

B 代码说明

代码保存在F:/github/3d_cascaded_seg 其中的readme文件介绍了各个目录的组织情况，全部代码在这里托管https://github.com/luvegood/3d_cascaded_seg

References

[1] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine Süsstrunk. Slic superpixels. *École Polytechnique Fédéral de Lausssanne (EPFL), Tech. Rep*, 149300, 2010.

[2] Xiaobai Chen, Aleksey Golovinskiy, and Thomas Funkhouser. A benchmark for 3D mesh segmentation. *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 28(3), August 2009.

[3] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. In *Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision*, volume 2, pages 416–423, July 2001.

[4] Shymon Shlafman, Ayellet Tal, and Sagi Katz. Metamorphosis of polyhedral surfaces using decomposition. In *Computer Graphics Forum*, volume 21, pages 219–228. Wiley Online Library, 2003.