

初步思路：3D mesh  $\rightarrow$  mesh decomposition 为大量 super-patch  $\rightarrow$  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, 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”:

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

其中  $\alpha$  是两个面之间的 dihedral angle,  $PhyDist(V_i, V_j)$  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 segmentation 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  $((1 - \cos^2(\alpha)), PhyDist(V_i, V_j))$ , 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）

- 1: Initialize Cluster centers  $C_k$  by randomly choosing k faces
- 2: Move the cluster centers to other places if it has a neighbor face whose distance to it  $> 0.5$
- 3: set label  $l(i) = -1$  for each face  $i$
- 4: set distance  $d(i) = \infty$  for each face  $i$
- 5: set residual error  $E = \infty$
- 6: **while**  $E$  won't change **do**
- 7:   **for** Each cluster center  $C_k$  **do**
- 8:     **for** each face  $i$  **do**
- 9:       compute  $D = Distance(C_k, i)$
- 10:       **if**  $D < d(i)$  **then**
- 11:          set  $d(i) = D$
- 12:          set  $l(i) = k$
- 13:       **end if**
- 14:     **end for**
- 15: **end for**
- 16: Compute new cluster centers(move to the closest face centers)
- 17: Compute residual error  $E$ (distance between previous centers and re-computed centers)

18: end while

## 2 Super-Patch Merging

### 2.1 Boundary Recall Measurement

在2维中, boundary-recall的定义为:

### 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

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。

## References

- [1] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine Süsstrunk. Slic superpixels. *École Polytechnique Fédérale de Laussanne (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.