

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[?]的启发, 根据[?]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 α 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[?]的影响, 2009 年 Princeton 发布了 3D segmentation 的 benchmark[?], 400 个 model 中每个模型都由 13 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

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

具体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。（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 most neighboring face centers)

```
17:   Compute residual error  $E(\text{distance between previous centers and re-}$   
       $\text{computed centers})$   
18: end while
```

2 Super-Patch Merging

To be continued..

References