

针对浏览式草图造型的按需部件建议技术

Xuekun Guo

2016.04.25

1 快速匹配数据结构

我们将三维模型局部匹配问题转化为多视角下的二维轮廓局部匹配问题。为此，我们为代理模型及数据库模型提取多个视角下的轮廓。代理模型与数据库模型的局部匹配就是两者轮廓的局部匹配。我们方法的最大挑战是快速地在数据库模型轮廓内找到与代理模型轮廓相匹配的轮廓段。将代理模型轮廓逐一地与数据库模型轮廓做匹配明显不可行，因为匹配时间会随模型数据库的增大而急剧增加。因此，我们提出一个轮廓索引数据结构来加速轮廓匹配过程。

1.1 轮廓描述符

轮廓匹配以轮廓描述符匹配的形式实现。我们采用 [XJK⁺16, RDB10]提出的轮廓描述符。该轮廓描述符描述了轮廓上采样点的分布情况。为了提取轮廓描述符，我们首先在轮廓上等距采样，得到一组采样点。然后，对任意一对采样点(b_i, b_j)，我们计算其角度描述符 α_{ij} （如图 1）：

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} \langle \overline{b_i b_j}, \overline{b_i b_{i+\Delta}} \rangle & \text{if } i < j, \\ \langle \overline{b_i b_j}, \overline{b_i b_{i-\Delta}} \rangle & \text{if } i > j, \\ 0 & \text{if } \|i - j\| \leq \Delta \end{cases}$$

其中 $\Delta = 4$ 是偏移量， $\langle l_1, l_2 \rangle$ 代表直线 l_1 与 l_2 间的夹角。轮廓上所有采样点对的角度描述符构成的矩阵即为轮廓描述符 \mathbf{A} ($A_{ij} = \alpha_{ij}$)。轮廓 S 与 S' 做匹配形式化为：

$$J(\mathbf{A}, \mathbf{A}') = \min_k \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\mathbf{A}_{[k+i, k+j]} - \mathbf{A}'_{[i, j]})^2, \quad (1)$$

其中 \mathbf{A} 是轮廓 S 的描述符，大小为 $M \times M$ ； \mathbf{A}' 是轮廓 S' 的描述符，大小为 $N \times N$ ($N \leq M$)。 $\mathbf{A}_{[i, j]}$ 与 $\mathbf{A}'_{[i, j]}$ 是矩阵的元素。 S 内起点为 $k+i$ 终点为 $k+j$ 的轮廓段是 S 上与 S' 相匹配的轮廓段。 $J(\mathbf{A}, \mathbf{A}')$ 是 S 与 S' 间的差异程度。差异程度越小表示两者越相似。

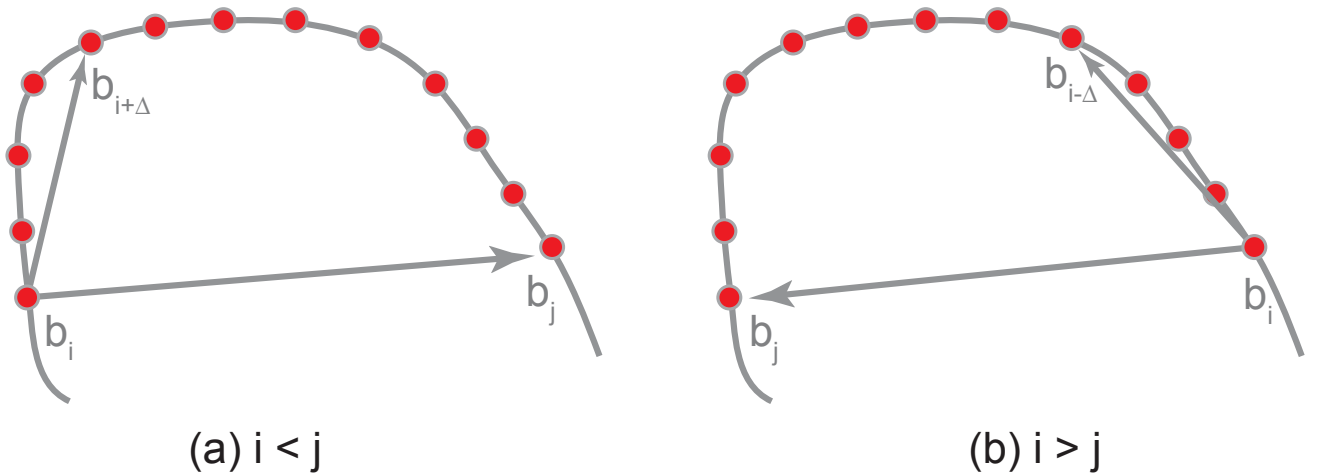


Figure 1: 角度描述符示意图。

1.2 建立轮廓索引

在预处理阶段，我们为数据库模型提取 $T_M = 14$ 个视角下的轮廓（boundary contours）[DFRS03]，包括6个规范视角（Canonical side views），8个角视角（Corner views）。通过这种方式，我们得到数据库模型的二维轮廓 $\Gamma_M = \{S_i | 1 \leq i \leq T_M\}$ （ S_i 表示第 i 个视角下的轮廓）。

对数据库模型的轮廓，我们按采样距离 $\Theta = \{3, 6, 9, 12, 15\}$ 得到一组轮廓描述符。然后，我们基于轮廓差异程度将数据库模型所有的轮廓组织到 k NN图 [SK02]内。图的顶点表示模型轮廓。对每一个顶点，我们将与之最匹配的30个顶点连接。两轮廓的匹配程度及对应关系存储在顶点间的边上。

接着，我们在图上采样一组种子点。我们随机选择一个顶点做为种子点，然后采用最好优先（best-first search）方法遍历全图。如果当前顶点与种子点的差异值高于0.7，当前顶点做为新的种子点。遍历过程重新开始。如上过程不断重复，直至所有顶点被访问到。通过这种方式，我们从 k NN图内采样出一组种子点。

为了加速遍历过程，我们仅遍历与当前数据库模型最相似的模型的轮廓。最相似的模型通过三维模型分布描述符（3D shape distribution）[FMK⁺03]计算得到（我们取与当前模型最相似的前80个模型）。

1.3 轮廓索引辅助的轮廓匹配

在搜索阶段，给一个代理模型轮廓 C ，我们首先将它与所有的种子轮廓做匹配。匹配结果存储在优先队列内，并按匹配分数升序排列。接着，以最好优先方式遍历整个 k NN图：优先队列队顶出队，将其邻居与 C 做匹配，匹配结果入队。该过程中，我们可以利用边上的对应信息，快速确定当前轮廓与 C 相匹配的轮廓段（称为初始轮廓段）。为了降低积累误差，我们进一步优化初始轮廓段：1）将初始轮廓段延伸至 $0.3N_{frag}$ （ N_{frag} 是初始轮廓段的长度）的长度；2）在延伸轮廓段上找到与 C 相匹配的部分，即为最终匹配轮廓段。为了进一步加速匹配过程，匹配分数大于0.9的顶点被丢弃。

2 候选部件搜索

本章中，我们介绍如何从未做预分割的模型数据库内快速、精确地搜索出与代理模型相匹配的三维候选部件。

2.1 代理模型创建

与 [FKS⁺04]类似，我们使用三维代理模型从数据库内搜索部件并辅助部件组合。我们提供三种基本代理模型，使用户更容易表达造型意图。当然，用户输入的草图也可直接用于部件搜索。

我们提供的三种基本代理模型是：广义球体，广义柱体，薄板模型（如图2）。广义球体通过Nealen等人 [ATOM07]的方法生成。广义柱体通过两笔生成：在当前模型上画一个圆圈表示柱体底座，然后画一条曲线指示中心线。中心线位于用户视线方向与圆球起点定义的空间平面上。广义柱体的一端可以放缩，得到圆锥或圆台。要生成薄板模型，用户首先在当前模型上画一条曲线，再画出其轮廓。该轮廓位于用户视线方向与曲线起点定义的空间平面上。我们的系统允许用户对代理模型施加各种操作，包括放缩，切割，变形等。通过如上方法生成的各种代理模型见图2。

用户创建代理模型过程中，系统记录每次操作的视角及操作前后代理模型的体积变化。代理模型建成后，我们提取代理模型在体积变化最大的视角下的二维轮廓（该轮廓称为主轮廓），用于描述用户的建模意图。体积变化次之的视角下提取的轮廓是副轮廓，用于三维候选部件排序。最后，我们提取主、副轮廓的描述符（采样距离为9）。

2.2 候选部件搜索

给一个三维代理模型与一个数据库模型，我们的目标是在数据库模型上找到三维候选部件，使该部件与代理模型最相似。我们首先通过代理轮廓与数据库模型轮廓做匹配得到候选三维部件的二维轮廓。然后，基于二维轮廓段与数据库模型的超面片图表示提取三维候选部件。

候选轮廓段搜索 根据采样距离，我们将代理模型轮廓与一个数据库模型的所有轮廓的匹配结果组织为 $\|\Theta_M\|$ 个匹配结果组。为了选择出最佳匹配结果，我们首先选择出最佳匹配结果组。给定代理轮廓 C ，数据库模型轮廓 Γ_M 及其采样距离 Θ_M ，最佳匹配结果组选择问题定义为：

$$\min_{\theta_i \in \Theta_M} \sum J_{\theta_i}^j,$$

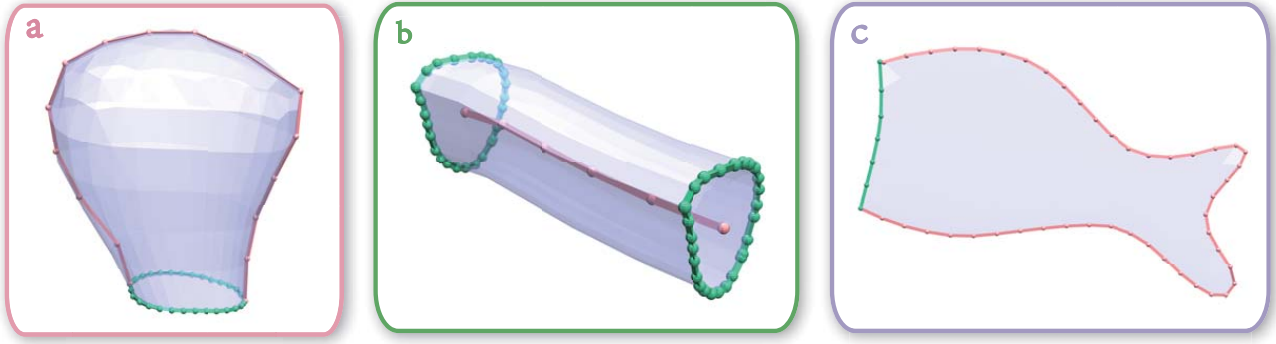


Figure 2: 三种基础代理模型。(a) 广义球体。(b) 广义柱体。(c) 薄板模型。

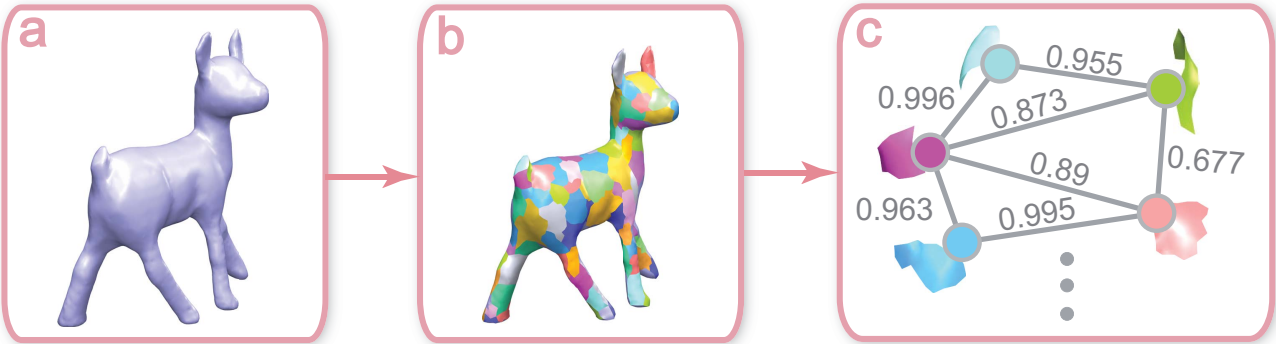


Figure 3: 三维模型超面片图建立过程示意图。给一个Deer模型 (a)，我们将它分割成200个超面片 (b)。一个超面片是超面片图的一个顶点。相邻超面片由带权重的边连接 (c)。

其中 $J_{\theta_i}^j$ 表示在采样距离 θ_i 下得到的第 j 个匹配结果的匹配分数（见公式 (1)）。我们从最佳匹配结果组内选择出得分最低的3个匹配结果。由这些匹配结果得到候选轮廓段。得到候选轮廓段的视角称为候选视角。

2.2.1 三维模型的超面片图表示

我们在预处理阶段为数据库模型建立超面片图表示形式 [XJK⁺16]。图上顶点表示超面片。图上边描述超面片间相邻关系。边上权重表示相邻超面片合并成更大超面片的先验概率（如图3）。

为了建立超面片图，我们首先将模型分割成200个片断 [HKG11]。一个片断视一个超面片。相邻超面片用一条边相连。

为了计算边权重，我们对三维模型做多次Randomized Segmentation [GF08]。对每一次分割结果，我们为每个超面片建立一个直方图，描述该超面片属于各分割片断的概率（如图4）。超面片 s 针对分割部件 g 的直方条 h_s^g 定义为：

$$h_s^g = \frac{\sum_{f \in F(g) \cap F(s)} A(f)}{\sum_{f \in F(s)} A(f)},$$

其中， $F(x)$ 是属于 x 的面片集合， $A(f)$ 是面片 f 的面积。相邻面片 s 与 s' 位于同一部件的概率 $P(s, s')$ 为两超面片的直方图 H 与 H' 的 χ^2 的距离：

$$P(s, s') = 1 - \chi^2(H, H') = 1 - \frac{1}{2} \sum_{g_i \in G} \frac{(h_s^{g_i} - h_{s'}^{g_i})^2}{(h_s^{g_i} + h_{s'}^{g_i})^2},$$

其中 $G = \{g_i | 1 \leq i \leq N\}$ 是一次分割结果的所有片断。为了得到超面片图上边的权重，我们首先将两超面片在不同分割结果上的概率累加，再通过分割次数归一化。

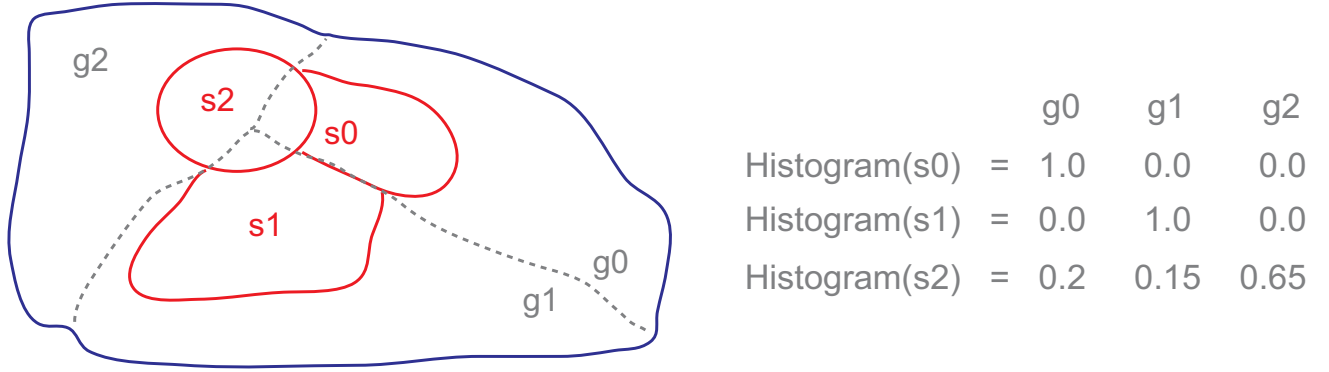


Figure 4: 超面片在分割片断上的分布示意图。 s_0 , s_1 和 s_2 是超面片。 g_0 , g_1 与 g_2 是通过Randomized Segmentation [GF08]得到的分割片断。

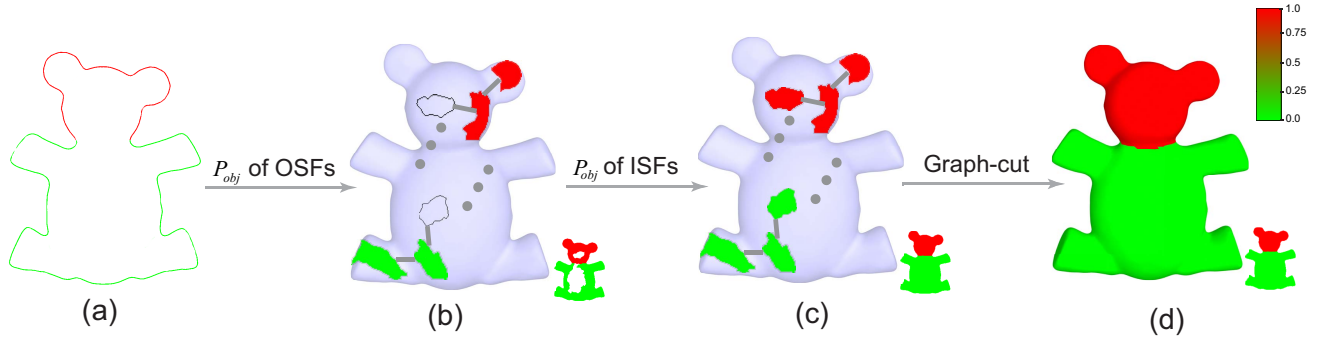


Figure 5: 三维候选部件搜索技术流程。给一个候选轮廓（(a)内红色部分），我们首先计算OSF obj-prob (b)。然后，ISF obj-prob计算出来 (c)。最后，三维候选部件的超面片通过graph-cut技术指认出来 (d)。

2.2.2 候选部件搜索

给一个候选轮廓及其对应的数据库模型，我们的目标是在该数据库模型上找到与候选轮廓最匹配的三维候选部件（如图5）。我们将三维候选部件的搜索问题形式化为超面片图上的子图搜索问题。该问题的目标函数如下：

$$\min_L \left(\sum_{v_i \in V} D_{v_i}(L_{v_i}) + \sum_{(v_i, v_j) \in E} S_{v_i, v_j}(L_{v_i}, L_{v_j}) \right),$$

其中，超面片图 $G = (V, E)$ ， V 表示顶点集合， E 表示边集合。 $L = \{L_{v_i} | v_i \in V\}$ 是超面片图 G 的一个标记。 $D_{v_i}(L_{v_i})$ 是数值项，计算将标志 L_{v_i} 置给 v_i 的能量耗费。 $S_{v_i, v_j}(L_{v_i}, L_{v_j})$ 是光滑项，鼓励相邻顶点 v_i 与 v_j 的空间一致性。

该目标函数采用min-cut/max-flow技术求解 [BK04]。n-links的容量是图内边的权重。t-links的容量定义为：

$$D_{v_i}(1) = -\ln \Pr(I_{v_i}' | obj'),$$

$$D_{v_i}(0) = -\ln(1 - \Pr(I_{v_i}' | obj')),$$

其中， $\Pr(I_{v_i}' | obj')$ (obj-prob) 表示 v_i 属于三维候选部件的概率。obj-prob的计算方法在接下来介绍。

对outer SF (OSF)，其轮廓与模型轮廓有重合，其obj-prob通过其与候选三维部件的重合程度决定。对一个超面片图来讲，除了Outer SF就是Inner SF (ISF)。我们认为，在整张图内，OSF与ISF的obj-prob相一致。因此，我们让OSF的obj-prob流入ISF，根据SF间的一致性。obj-prob流问题形式化为最小二乘问题：

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b},$$

条件为：

$$\mathbf{X} \geq 0,$$

其中， $\mathbf{A} = \mathbf{I} - \mathbf{A}'$ ， \mathbf{A}' 是带权重的相邻矩阵，在ISFs之间。 \mathbf{X} 是ISF的概率。 $\mathbf{b} = \mathbf{B}\mathbf{Y}$ ，其中 \mathbf{B} 是ISF与OSF间的带权相邻矩阵， \mathbf{Y} 是OSF的概率。

2.3 候选部件排序

我们基于候选部件与三维代理部件及当前模型间的兼容性对候选部件排序。在计算兼容性时，我们考虑如下因素：1) 候选部件与代理部件间的二维投影的相似性；2) 候选部件与三维代理部件间三维相似性；3) 候选部件与三维代理部件间的背景一致性。给一个候选部件 p (p 提取自数据库模型 M)，三维代理部件 B ，两者的兼容性定义如下：

$$T(p, B) = \omega T_p(p, B) + \xi T_g(p, B) + \psi T_c(\Sigma, X),$$

其中， Σ 指 p 的背景区域， X 指 B 的背景区域， $\omega = 0.8$ ， $\xi = 0.15$ ， $\psi = 0.05$ 。 $T_p(\cdot, \cdot)$ 计算三维模型的二维投影的相似性。 $T_g(\cdot, \cdot)$ 计算三维模型的三维相似性。 $T_c(\cdot, \cdot)$ 计算三维模型间的一致性。

二维投影相似性 $T_p(p, B)$ 定义如下：

$$T_p(p, B) = \omega_m \frac{1}{\min_i V(\mathbf{A}_m, \mathbf{A}_i)} + \omega_a \frac{1}{\min_i V(\mathbf{A}_a, \mathbf{A}_i)},$$

其中， \mathbf{A}_m 与 \mathbf{A}_a 是 p 的主轮廓与副轮廓的描述符，在最佳采样距离下。 \mathbf{A}_i 是 B 在最佳采样距离下第 i ($1 \leq i \leq T_M$) 个视角下的轮廓的描述符。 $V(\cdot, \cdot)$ 的定义见方程 (2)。 $\omega_m = 0.9$ ， $\omega_a = 0.1$ 。

三维模型相似性 $T_g(p, B)$ 定义如下：

$$T_g(p, B) = \alpha D(p, B) + \beta D(B, p),$$

其中， $D(\cdot, \cdot)$ 是largest common pointset measure [AMCO08]。 $\alpha = 0.9$ ， $\beta = 0.1$ 。

背景一致性 $T_c(\Sigma, X)$ 定义如下：

$$T_c(\Sigma, X) = T_g(X, \Sigma).$$

兼容性分数值低于某阈值的候选部件被丢弃。留下的候选部件排序后建议给用户。如果需要多样性的部件建议，候选部件用Maximal Marginal Relevance criterion [CK10]技术重新排序。

3 候选部件优化

用候选部件优化不会对最终造型结果有太大影响。该步骤是可选项。

我们首先得到ROI区域 Ω_{obj} 与 Ω'_{obj} 在数据库模型上，通过扩展初始切割线，在初始候选部件的内部与外部，扩展长度为 $0.1l_{dia}$ 。 l_{dia} 是初始候选部件的包围盒的对角线长度。代理部件的ROI区域 Ω_{proxy} 通过扩展其边界，类似数据库模型的方法得到。接着我们大致地将 Ω_{obj} 与 Ω_{proxy} 对齐。面片层级的部件提取问题形式化为能量最优化问题，目标函数定义如下：

$$E(X) = \sum_{v_i \in \nu^f} E_d(x_{v_i}) + \sum_{(v_i, v_j) \in \varepsilon^f} E_s(x_{v_i}, x_{v_j}),$$

其中， $G^f = (\nu^f, \varepsilon^f)$ 是ROI区域 $\Omega_{obj} \cup \Omega'_{obj}$ 的对偶图。 ε^f 表示面片， ν^f 表示面片间相邻关系。 $X = \{x_{v_i} | v_i \in \nu\}$ ($x_{v_i} = \{0, 1\}$) 是 G^f 的一个标记。 $E_d(x_{v_i})$ 是数值项，计算将标记 x_{v_i} 给 v_i 的能量耗费，其定义如下：

$$E_d(x_{v_i}) = \begin{cases} -\ln D_{obj}(v_i), & x_{v_i} = 1, \\ -\ln(1 - D_{obj}(v_i)), & x_{v_i} = 0, \end{cases}$$

其中， $D_{obj}(v_i)$ 表示将标记1置给 v_i 的概率。定义如下：

$$D_{obj}(v_i) = \omega_c g_c(v_i) + \omega_s g_s(v_i),$$

其中， $\omega_c = 0.5 + 0.2d$ ， d 表示 v_i 与初始切割线间距。 $\omega_s = 1 - \omega_c$ ($\omega_s \geq 0$)。 $g_s(v_i)$ 是 v_i 与代理部件ROI Ω_{proxy} 间距， $g_c(v_i)$ 定义如下：

$$g_c(v_i) = \begin{cases} \frac{vol(\Omega_{obj})}{vol(\Omega_{proxy})}, & v_i \in \Omega_{obj}, \\ \frac{vol(\Omega'_{obj})}{vol(\Omega_{proxy})}, & v_i \in \Omega'_{obj}, \end{cases}$$

$V(\cdot)$ 计算OBB的体积。

$E_s(x_{v_i}, x_{v_j})$ 是光滑项，鼓励 v_i 与 v_j 间的空间一致性。其定义如下：

$$E_s(x_{v_i}, x_{v_j}) = \begin{cases} 0, & x_{v_i} = x_{v_j}, \\ \exp\left(\frac{2\theta}{\pi}\right), & x_{v_i} \neq x_{v_j}, \end{cases}$$

其中 $\theta \in [0, \frac{\pi}{2}]$ 是相邻面片 v_i 与 v_j 的共边与初始切割线的拟合平面间的夹角。

References

- [AMCO08] Dror Aiger, Niloy J. Mitra, and Daniel Cohen-Or. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3):85:1–85:10, August 2008.
- [ATOM07] Andrew Nealen, Takeo Igarashi, Olga Sorkine, and Marc Alexa. FiberMesh: designing freeform surfaces with 3D curves. *ACM Transactions on Graphics*, 26(3):Article No. 41, 2007.
- [BK04] Y. Boykov and V. Kolmogorov. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9):1124–1137, 2004.
- [CK10] Siddhartha Chaudhuri and Vladlen Koltun. Data-driven suggestions for creativity support in 3d modeling. *ACM Transactions on Graphics*, 29(6):Article No. 183, 2010.
- [DFRS03] Doug DeCarlo, Adam Finkelstein, Szymon Rusinkiewicz, and Anthony Santella. Suggestive contours for conveying shape. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3):848–855, 2003.
- [FKS⁺04] Thomas Funkhouser, Michael Kazhdan, Philip Shilane, Patrick Min, William Kiefer, Ayellet Tal, Szymon Rusinkiewicz, and David Dobkin. Modeling by example. *ACM Transactions on Graphics*, 23(3):652–663, 2004.
- [FMK⁺03] Thomas Funkhouser, Patrick Min, Michael Kazhdan, Joyce Chen, Alex Halderman, David Dobkin, and David Jacobs. A search engine for 3d models. *ACM Transactions on Graphics*, 22(1):83–105, 2003.
- [GF08] Aleksey Golovinskiy and Thomas Funkhouser. Randomized cuts for 3D mesh analysis. *ACM Transactions on Graphics*, 27(5), 2008.
- [HKG11] Qixing Huang, Vladlen Koltun, and Leonidas Guibas. Joint shape segmentation with linear programming. *ACM Transactions on Graphics*, 30(6):125:1–125:12, December 2011.
- [RDB10] Hayko Riemenschneider, Michael Donoser, and Horst Bischof. *Computer Vision – ECCV 2010: 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings, Part V*, chapter Using Partial Edge Contour Matches for Efficient Object Category Localization, pages 29–42. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [SK02] Thomas B. Sebastian and Benjamin B. Kimia. Metric-based shape retrieval in large databases. In *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition, ICPR '02*, pages 30291–, Washington, DC, USA, 2002. IEEE Computer Society.
- [XJK⁺16] Xuekun Guo, Juncong Lin, Kai Xu, Siddhartha Chaudhuri, and Xiaogang Jin. CustomCut: On-demand Extraction of Customized 3D Parts with 2D Sketches. *Submitted to SGP'2016*, 2016.