

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。通过代理模型轮廓与数据库模型轮廓的二维局部匹配实现三维模型的局部匹配。在我们的方法中一个最大的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。一个接一个地比较代理模型轮廓与各数据库模型轮廓明显不可行，因为匹配时间会随数据库模型数量的增大而急剧增大。因此，我们需要设计一个可扩展性的方法。我们开发了一个轮廓索引数据库结构来加速三维模型局部匹配。

1.1 轮廓描述符

我们采用角度矩阵做为轮廓描述符 [XJK⁺16, RDB10]。角度矩阵描述了轮廓上采样点间的空间分布。为了提取轮廓描述符，我们首先对轮廓等距离采样，得到一组采样点。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。所有采样点对的角度描述符构成的矩阵 A ($A_{ij} = \alpha_{ij}$) 为轮廓描述符。两轮廓 S 与 S' 的差异值定义为：

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

其中 A 是 S 的轮廓描述符，大小为 $M \times M$ ； A' 是 S' 的轮廓描述符，大小为 $N \times N$ ($N \leq M$)。 $A_{[i, j]}$ 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。

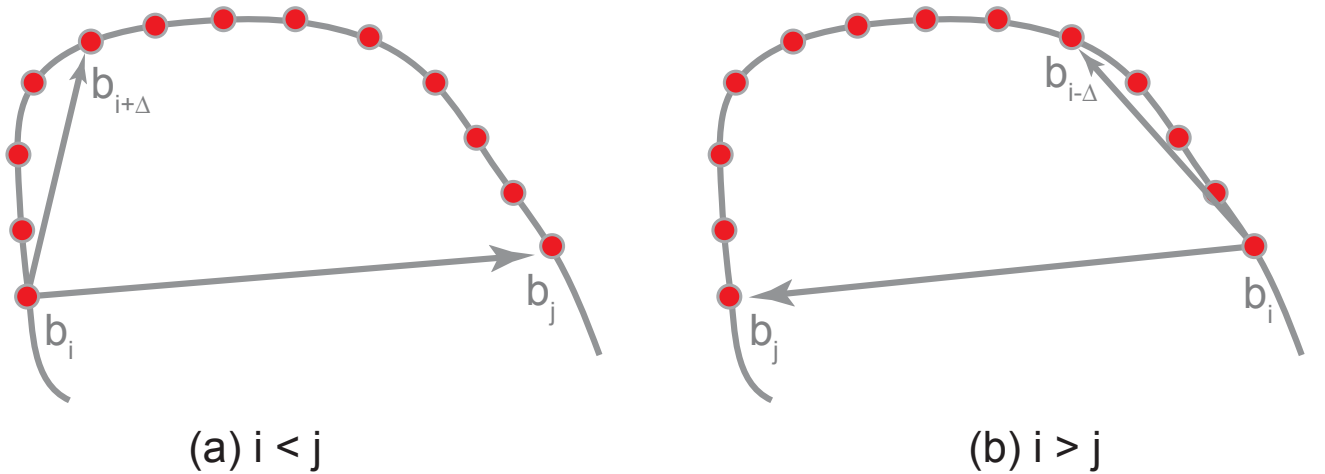


Figure 1: 角度描述符示意图。

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，8个角视角。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。

对数据库模型的每一个轮廓，我们按不同的采样距离等距采样，得到一组采样轮廓，每个采样轮廓称为一个点轮廓。我们首先建立一个 k NN图 [SK02]，为了数据库内所有模型轮廓，基于它们的匹配程度。图的顶点表示模型轮廓，对每一个顶点，我们将与之最相似的 $k = 30$ 个顶点连接在一起。匹配分数及两轮廓内采样点间的对应关系存储在对应边上。

接着，我们在图上采样出一组种子点。我们随机地选择一个顶点做为种子，然后采用最好优化（best-first search）方法遍历该图。当前顶点与种子点的匹配分数高于一个阈值 $\delta_c = 0.7$ 时，当前顶点做为种子点。我们以当前顶点为起点开始遍历过程。该遍历过程不断重复，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。

为了加速建立轮廓层次索引数据结构，我们首先过滤掉不相似的三维模型，通过比较它们的三维模型分布（3D shape distribution）[FMK⁺03]。接着，索引在最相似的80个模型的轮廓上建立。

1.3 轮廓索引辅助的轮廓匹配

在运行中，给一个代理模型轮廓 E_C ，我们首先将它与所有的种子轮廓相匹配。匹配结果存在在优先队列内，并按匹配分数升序排列。我们接着遍历 k NN图通过最好优先方式。优先队列队顶出队，其邻居与 E_C 相比较，并入队。此时，我们利用预存储在图内边上的对应信息，可以快速地确定数据库轮廓上与 E_C 相匹配的初始轮廓段。为了降低误差积累，我们进一步优化初始轮廓段，通过一个简单的初始轮廓段优化方法。具体地讲，我们首先将初始轮廓段延伸至 $0.3N_{frag}$ （ N_{frag} 是初始轮廓段的长度）。接着，我们在延伸轮廓段上找到与 E_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，我们将匹配分数大于0.9的顶点去掉。

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且精确地搜索出与代理模型相匹配的候选部件。

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，从而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从数据库内搜索部件。

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环表示柱体底座，然后用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。要得生成薄板型代理模型，用户需要首先在当前模型上画一条曲线，再绘制出其轮廓。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，托拽顶点等。通过如上方法生成的各种代理模型见图2及本文视频。

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，用于描述用户的建模意图（期望的部件），该轮廓表示主轮廓。体积变化次之视角下的二维轮廓是副轮廓，用于后面三维候选部件排序。

2.2 候选轮廓段搜索

本节内，我们介绍给一个代理模型轮廓与一个数据库模型的所有轮廓，如何在数据库模型轮廓上找到与代理模型轮廓最匹配的部分。

轮廓匹配 轮廓匹配通过轮廓描述符匹配实现。计算代理模型轮廓描述符时，采样距离为9。计算数据库模型轮廓描述符时，采样距离为 $\Theta = \{3, 6, 9, 12, 15\}$ 。轮廓匹配计算方法见第 1.1节。

候选轮廓段搜索 一个数据库模型的所有轮廓与代理模型轮廓的匹配结果组织为 $\|\Theta_M\|$ 个匹配结果组内，根据采样距离。为了找到最佳匹配结果，我们首先找到最佳匹配结果组。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

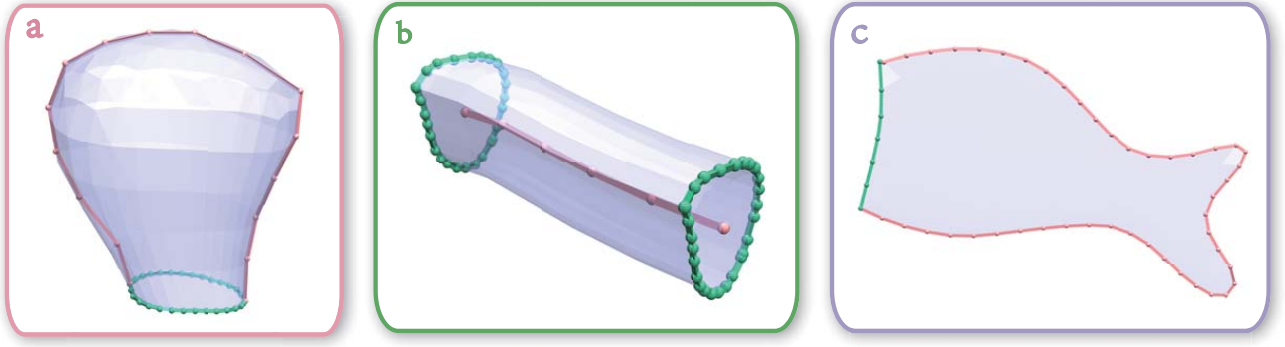


Figure 2: 三种基础代理模型。(a) 广义球体。(b) 广义柱体。(c) 薄板模型。

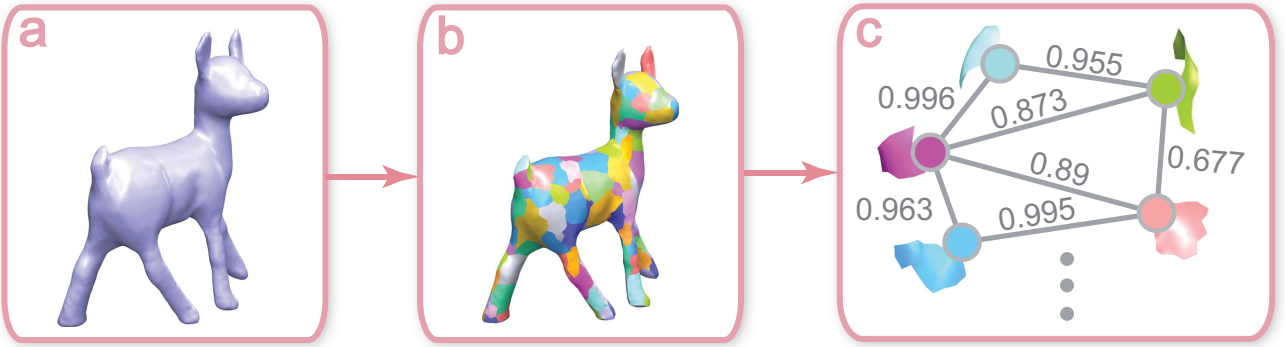


Figure 3: 三维模型超面片图建立过程示意图。给一个Deer模型 (a)，我们将它分割成200个超面片 (b)。一个超面片是超面片图的一个顶点。相邻超面片由带权重的边连接 (c)。

组选择问题形式化为：

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

其中 $J_{\theta_i}^j$ 表示第 j 个匹配结果的匹配分数（见公式 (1)），在采样距离 θ_i 下得到的。我们选择出得到最低的3个匹配结果，从最佳匹配结果组内，并得到候选轮廓段。得到候选轮廓段的视角是候选视角。

2.3 候选部件搜索

本节内，我们介绍基于候选轮廓段得到三维模型上的候选部件的方法。

2.3.1 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空间相邻关系。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。相邻超面片间用一条边相连。

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：

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



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。

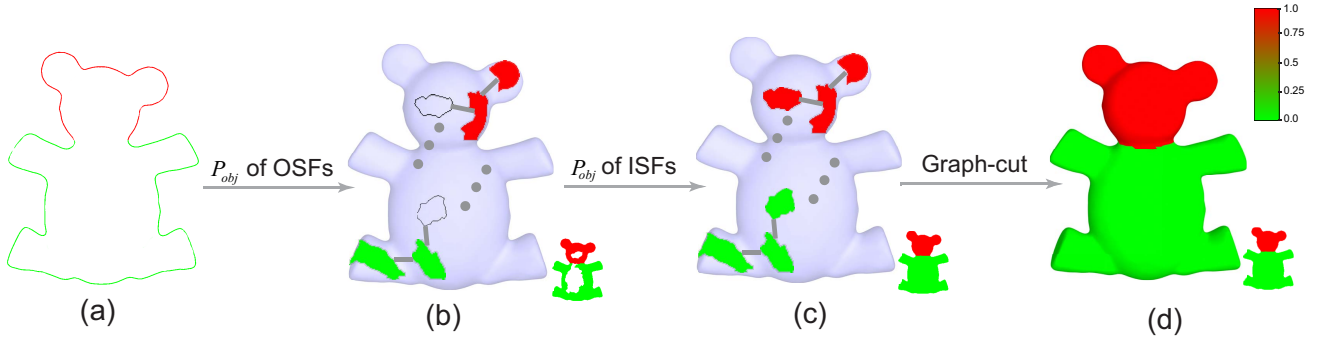


Figure 5: 三维候选部件搜索技术流程。给一个候选轮廓（(a)内红色部分），我们首先计算OSF obj-prob (b)。然后，ISF obj-prob计算出来 (c)。最后，三维候选部件的超面片通过graph-cut技术指认出来 (d)。

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。

2.3.2 候选部件提取

给一个候选轮廓及其对应的数据库模型，该数据库模型表示为超面片图表示形式。我们的目标是在该数据库模型的超面片图上找到候选三维部件，该候选部件在候选视角下与候选轮廓最相似（如图 5）。我们将三维候选部件的指认问题形式化为子图搜索问题，目标函数为：

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

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。

2.4 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

用户点击鼠标即可执行部件边界优化。该步骤是可选的，它并不会对最终造型结果有太大影响。初始候选部件提示给用户，做为部件建议。如果用户选中该部件，系统会自动地对该部件细化。候选部件细化是可选项。

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.