

# 针对浏览式草图造型的按需部件建议技术

Xuekun Guo

2016.04.25

## 1 引言

确认与SGP的有很大区别后，可以不改了 开发易用且功能强大的三维造型技术一直是计算机图形学的重要目标之一。专业工具，如Autodesk Maya<sup>®</sup>，具有强大的三维造型功能，但操作复杂，需要长时间的学习才能掌握。那些易用的工具，如Spore Creature Creator<sup>®</sup>，将造型过程简化为拼接预定义好的部件，然而造型能力有限。弥合三维造型工具简单易用与功能强大之间的鸿沟是图形学界最具挑战性的问题之一。

针对该问题，一些研究人员尝试开发基于草图的造型技术 [LIAL07]。该研究方向极具前景，因为大多数人都具备基本的绘画技术，都可以使用该类技术造型 [TSH99]。但问题是大多数用户的绘画技术不好，完全按草图很难恢复出具有丰富几何细节的三维模型。最近几年，研究人员尝试通过草图从三维模型数据库内搜索模型 [ERB<sup>+</sup>12]，或者通过重新组合现有模型的部件得到新模型 [LF08]。这些技术使得普通用户可以快速造型高质量的模型。然而，由于它们仅允许组合预定义的部件或对部件做简单变形，限制了造型结果的多样性。可见，这类技术是典型的易用却功能简单的技术。

在本文内，我们提出一种基于数据驱动的草图式造型方法。该方法不再局限于使用预定义的部件组合模型，而是采用实时分割技术从三维模型数据库内搜索符合造型意图的部件。我们的方法不需要预分割或标记的数据库。

使用我们的技术，用户可以简单地使用草图创建模型（如图 1）。我们的系统简单易学易用，它仅仅要求用户具有类似Teddy系统的草图绘制技术。然而，使用我们的系统又可以创建出更加多样的几何细节丰富的模型。

设计我们的系统面临非常大的技术难点。因为不再有一个预分割（或标记）的模型数据库，我们必须实时地找到并切割与草图相匹配的部件。这导致我们的搜索范围非常大，以至于无穷。为了将搜索空间控制在可求解的范围内，我们设计了一种平衡策略。该策略使得所提示的部件在多样化与可用性间取得平衡。此外，我们的匹配方法必须足够快，可以实时地建议候选部件。我们发现如果三维模型的二维投影相似，两三维模型也相似。因此，我们将三维模型间的匹配问题转化为多视角下的二维轮廓匹配问题。

本文贡献有三点：

- 提出一个探索式草图造型方法。该方法从未预分割的三维模型数据库内，实时提取符合用户意图的个性化部件，造型高质量的模型。
- 提出一个快速的基于草图的三维模型局部匹配算法。该算法将三维模型的局部匹配问题转化为多视角下的二维轮廓局部匹配问题。这些轮廓组织在一个kNN图内。
- 提出一个新的草图驱动的三维模型实时分割算法。该算法基于三维模型的超面片图表示，快速地从三维模型上提取与用户草图匹配的三维部件。同时，还有一个新的部件优化算法，采用graph-cut算法，可以优化前面提取出的三维候选部件。

## 2 相关工作

**探索式造型技术** 在过去几年内，将创造力支持因素与传统的模型概念设计相结合是一个非常活跃的话题。Lee et al. [LSK<sup>+</sup>10]探索在模型设计过程中通过例子展示实现创造力支持。Chaudhuri et al. [CK10]基于几何兼容性从三维模型数据库内提取可以添加到当前模型的组件。在接下来的工作中，这些作者开发了一个基于几何与语义兼容性提示可用部件的统计学模型 [CKGK11]。这些工作都基于Funkhouser et al.的Modeling by Example [FKS<sup>+</sup>04]，允许用户基于三维代理模型搜索数据库，得到新的部件。

在同时期，研究人员开始研究模型建议技术，允许用户直接探索模型空间。Talton et al. [TGY<sup>+</sup>09]提出一个数据驱动的方法，允许用户探索高维模型参数空间。Xu et al. [XZCOB12]提出一个fit-and-diverse方法，进化一组由部件组合成的模型，

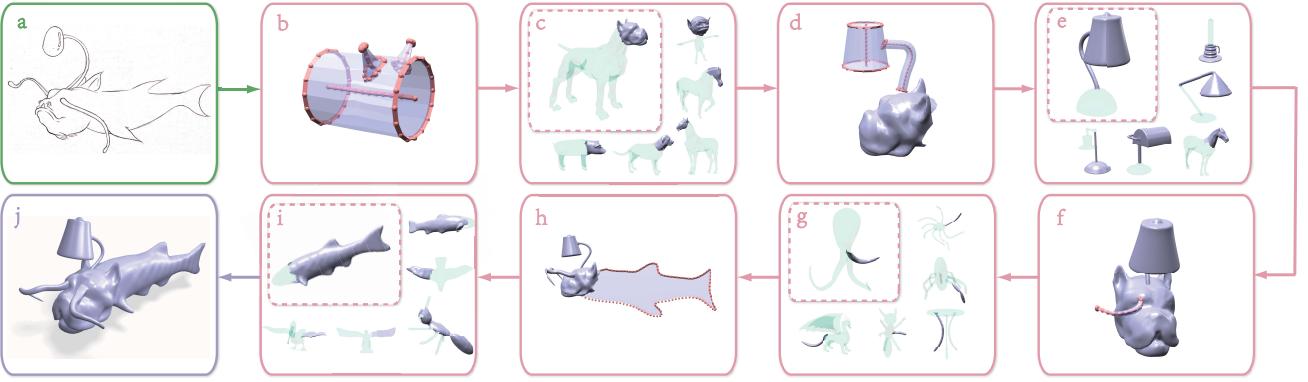


Figure 1: 给一张概念设计图 (a) 做为参考，用户使用我们的方法非常容易地创建具有丰富几何细节的模型 (j)。系统基于草图生成三维代理模型 (b, d, f, h)。代理模型用于实时地从模型数据库内提取个性化的候选部件。我们的方法创建的模型可以由非典型部件（例如，(c) 内头部件与 (e) 内的台灯部件）与来自不同类模型的部件（例如，(c) 内的狗，(e) 内的台灯与 (g) 内的章鱼）构成。

根据用户的喜好进化出一代代的模型。Kalogerakis et al. [KCKK12], Averkiou et al. [AKZM14] 及其它研究人员提出了用于模型组合的概念推理模型。

我们的方法属于部件提示技术范畴。然而，我们工作的主要技术贡献是我们不依赖预分割（或标记）的三维模型数据库，即时地从数据库内提取出与用户草图相匹配的部件。因此，我们的方法允许用户高效地访问更大的建模空间。我们的工作与 Modeling by Example [FKS<sup>+</sup>04] 不同，我们通过二维草图创建三维代理，自动提取可用部件，同时也需要数据库模型做一致性对齐。

**模型语义分割技术** 现有的几乎所有的探索式造型技术都需要预分割与标记的模型数据库。可见，将模型分割成语义部件在探索式造型技术中扮演重要角色。针对模型语义分割的问题，研究人员提出各种各样的解决方案。。。研究人员提出了各种各样不同的技术，包括自动化的或手动的 [Sha08, CGF09]。最近，研究人员又提出针对一组模型做共分割（co-segmentation）的技术 [KHS10, HFL12, HKG11, SvKK<sup>+</sup>11]。共分割技术将一组模型视为一个整体，分割的过程中，可以利用该组模型的共有结构，因此得到更加一致性的结果。这些工作可用于自动化地预分割模型数据库，利于基于部件组合的探索式建模技术的发展。

我们的技术不需要预分割与标记的模型数据库。。。我们基于用户输入的草图即时分割模型。因此，我们的分割过程必须足够快，达到实时。更进一步，提取出的部件必须与用户草图相匹配，而用户输入的草图我们没法预计出来。这就要求我们提出一种即时的轮廓感知的模型分割算法。

**基于草图的模型搜索技术** 我们的工作与基于草图的模型搜索技术 [FMK<sup>+</sup>03, ERB<sup>+</sup>12] 密切相关。这类技术要求用户画出期望模型在一个或多个视角下的轮廓，系统给出一系列三维模型做为搜索结果。

Lee等人 [LF08] 将草图式模型搜索与组合式造型融合到统一的框架，既集成了草图简便易用的特点，又具有组合式造型功能强大的优点。Xie等人 [XXM<sup>+</sup>13] 提出一种基于上下文的组合式造型技术，用户通过草图勾勒期望部件的轮廓，系统基于当前模型的已有部件提示可用部件。这些技术都需要一个预分割或标记的模型数据库，从而将部件搜索简化为“二维-三维”全局匹配问题。同时，这些技术仅允许用户使用预先分割出的部件，极大地限制了造型空间。而我们的方法使用未做预分割的数据库，实时地从数据库内提取符合用户造型意图的部件，扩展了造型空间。正因为如此，我们必须做到实时的“二维-三维”局部匹配。而这是个非常困难的问题。

### 3 方法概述

**用户交互** 使用我们系统的用户可以先从数据库内选择一个基础模型（某部件或者某模型）。接着，用户通过草图创建代理模型表示造型意图。系统实时地从数据库内提取一系列与草图相匹配的候选部件。与现有工作不同，我们提示的部件可以是非常规部件，而现有工作仅可提示预分割的部件（如图 2）。

用户从建议列表内选择满意的部件。该部件自动与当前模型组合到一起。如果没有满意的部件，用户可以改变代理部件重新搜索，得到更多建议部件。该过程不断重复，直至造型出满意的结果。

**系统流程** 系统流程见图 3。我们的方法由两个阶段构成：离线阶段与在线阶段。离线阶段，我们建立加速结构。该加速结构用于实时地提取用户所需部件。在线阶段，设计人员与系统交互创建模型。

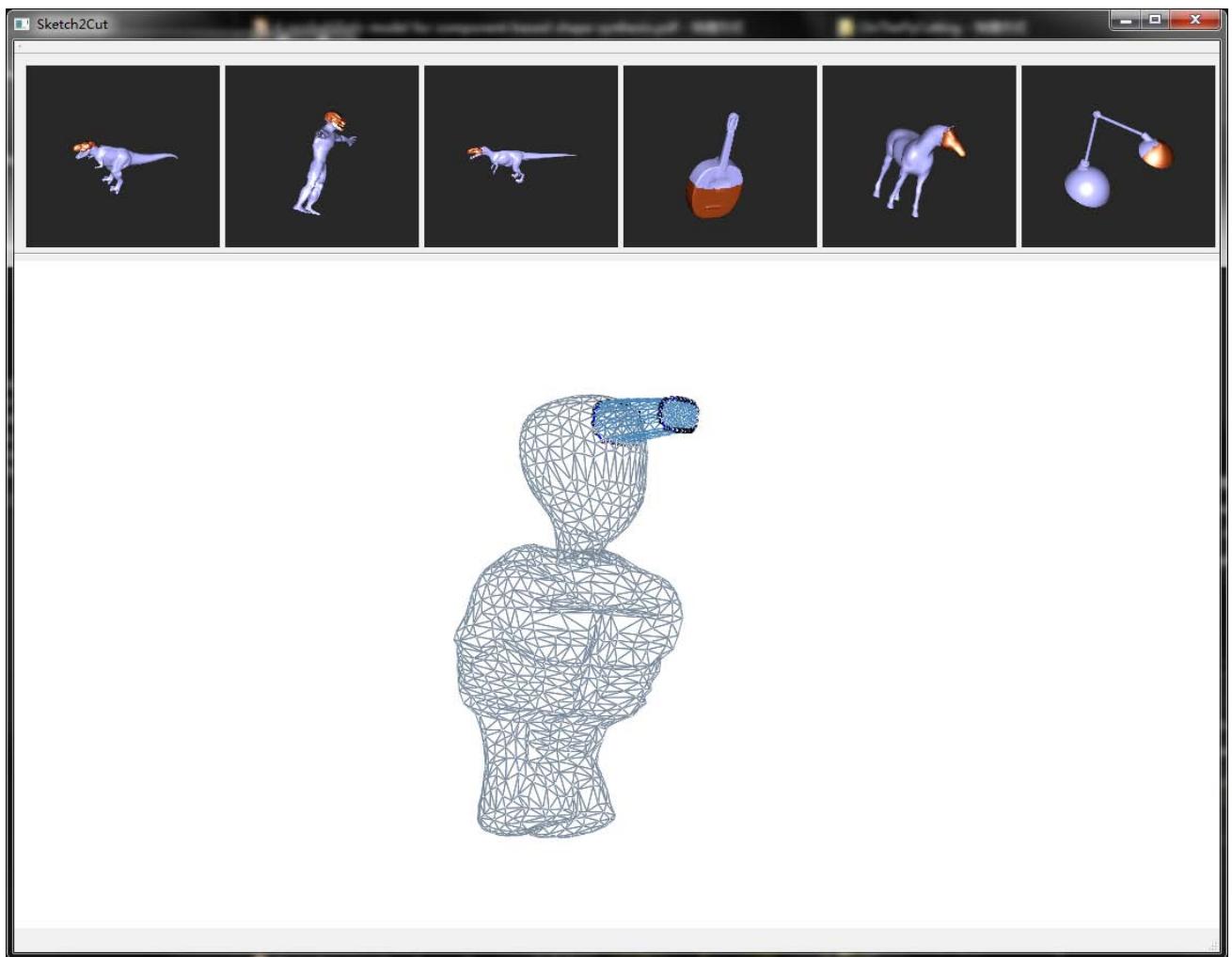


Figure 2: 交互界面截图。界面内展示了当前模型，用户草图，代理模型，系统建议的非常规部件。

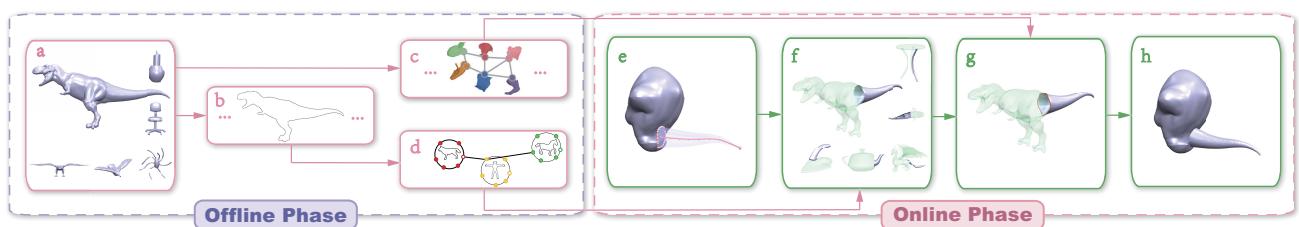


Figure 3: 系统流程示意图。离线阶段，我们首先为数据库模型（a）提取轮廓（b）；然后，建立三维模型超面片图（c）；最后，将所有模型的所有轮廓线组织到RC-KNNG内（d）。在线阶段，用户首先通过草图（红色）创建代理模型（当前模型内浅蓝色部件）表达造型意图（e）。系统通过模型局部匹配技术实时地提取与草图相匹配的部件（f），并按顺序提示给用户（浅蓝色）。用户选择满意的部件后，系统将它从三维模型上切割下来（g）并组合至当前模型（h）。

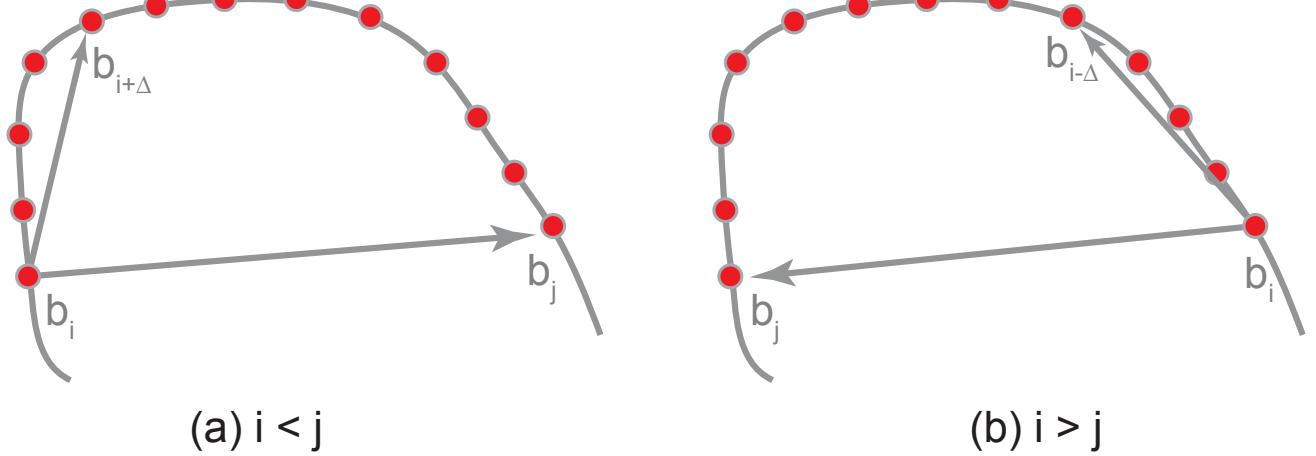


Figure 4: 角度描述符示意图。

**离线阶段** 首先，我们为数据库模型提取不同视角下的轮廓（boundary contour）[DFRS03]。接着，在不同尺度下提取轮廓描述符。

然后，我们将所有模型的轮廓组织到kNN图内，用于部件快速搜索（见第4.2节）。

最后，我们为数据库模型建立超面片图表示（见第5.2.1节）。超面片指模型表面上一组相邻面片。将模型分解成一系列超面片，是为了得到该模型的低复杂度表示方法。三维模型的超面片表示使得我们可以快速提取匹配的三维部件。

**在线阶段** 通过比较代理轮廓与模型轮廓，我们将三维局部匹配问题转化为多视角的二维轮廓匹配问题，从而找到候选部件包含的超面片。用户选择候选部件，我们将该部件从其模型上切割下来并与当前模型组合到一起。

## 4 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。

### 4.1 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<sup>+</sup>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 $\alpha_{ij}$ （如图 4）：

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

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。

## 4.2 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，我们将所有数据库模型的轮廓组织到kNN图 [SK02]内。图的顶点表示模型轮廓。对每一个顶点，我们为与之最匹配的30个顶点间建立边。边上存储两顶点的匹配程度及对应关系。

接着，我们在kNN图上采样出一组种子点。首先，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，我们令当前顶点为新的种子点并重新开始遍历过程。如上过程不断重复，直至图上所有顶点被访问到。通过这种方式，我们从kNN图内采样出一组种子点。

为了加速遍历过程，我们仅遍历与当前模型最相似的前80个模型的轮廓。三维模型相似度通过3D shape distribution [FMK<sup>+</sup>03]衡量。

## 4.3 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，匹配分数最低的位于队首。接着，我们以最好优先方式遍历整个kNN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，初始轮廓段还需要进一步优化。优化方法如下：1) 将初始轮廓段的长度延伸至 $0.3N_{frag}$  ( $N_{frag}$ 是初始轮廓段的长度)；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，不考虑匹配分数大于0.9的顶点。

## 5 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。

### 5.1 代理模型创建

与 [FKS<sup>+</sup>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。

我们提供三种基本代理模型（如图5）：广义球体，广义柱体，薄板模型。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柱体中心线。中心线位于用户视线方向与圆球起点定义的空间平面上。广义柱体的两端可以放缩，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，再画出轮廓线。该轮廓线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。

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）。

### 5.2 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与代理模型最相似的部分（称为候选三维部件）。首先，我们通过代理模型轮廓与数据库模型轮廓做匹配得到候选轮廓段。然后，基于候选轮廓段与数据库模型的超平面图表示提取三维候选部件。

**候选轮廓段搜索** 依据采样距离，我们将一个数据库模型的所有轮廓与代理模型主轮廓的匹配结果组织为 $\|\Theta_M\|$ 个匹配结果组。为了选择出候选轮廓段，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 $\Gamma_M$ 及其采样距离 $\Theta_M$ ，最佳匹配结果组选择问题定义为：

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

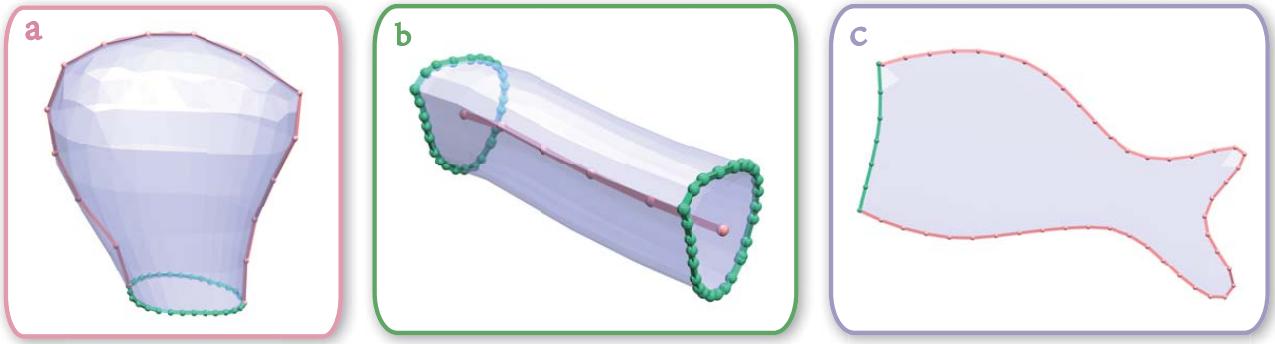


Figure 5: 三种基础代理模型。 (a) 广义球体。 (b) 广义柱体。 (c) 薄板模型。

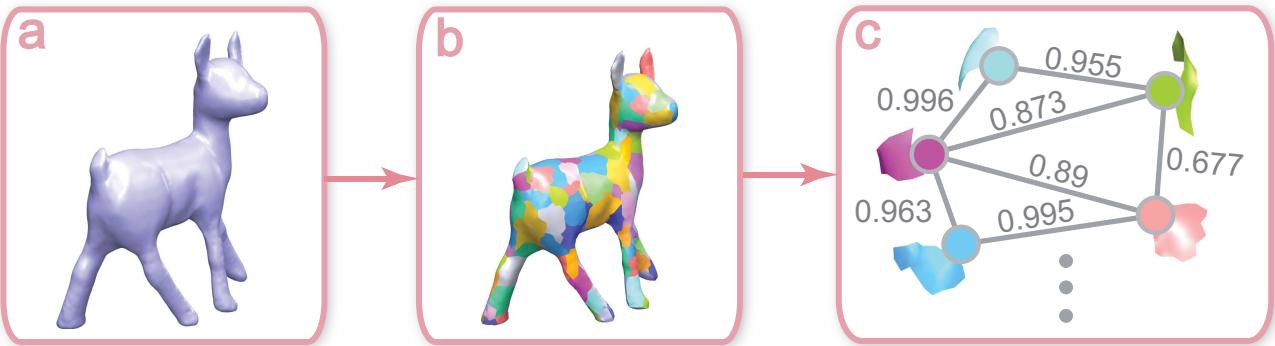


Figure 6: 三维模型超面片图建立过程示意图。给一个Deer模型 (a) , 我们将它分割成200个超面片 (b) 。一个超面片是超面片图的一个顶点。相邻超面片由带权重的边连接 (c) 。

其中  $J_{\theta_i}^j$  表示在采样距离  $\theta_i$  下最好的第  $j$  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最好的前3个匹配结果，并由此得到候选轮廓段。

### 5.2.1 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<sup>+</sup>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 6)。

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7)。超面片  $s$  对于分割部件  $g$  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  $\chi^2$  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。

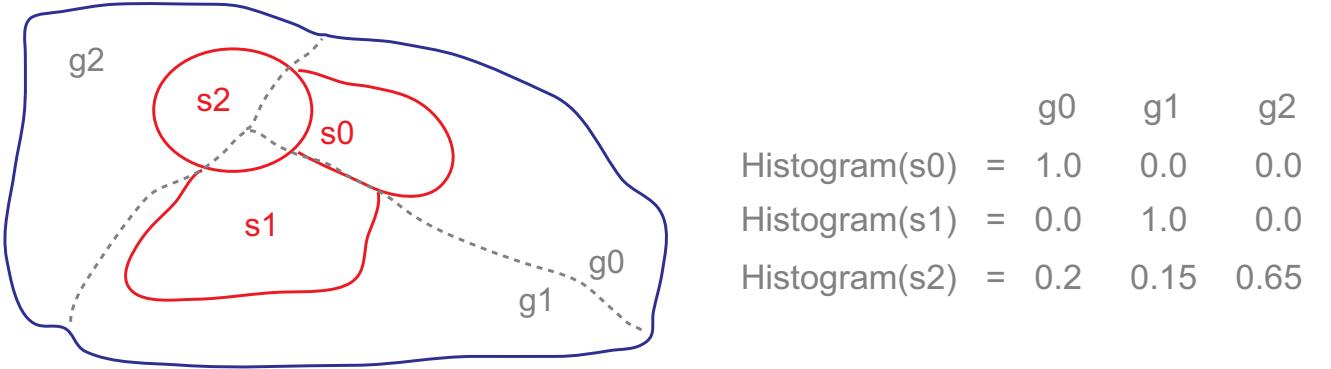


Figure 7: 超面片在分割片断上的分布示意图。 $s_0$ ,  $s_1$ 和 $s_2$ 是超面片。 $g_0$ ,  $g_1$ 与 $g_2$ 是通过Randomized Segmentation [GF08]得到的分割片断。

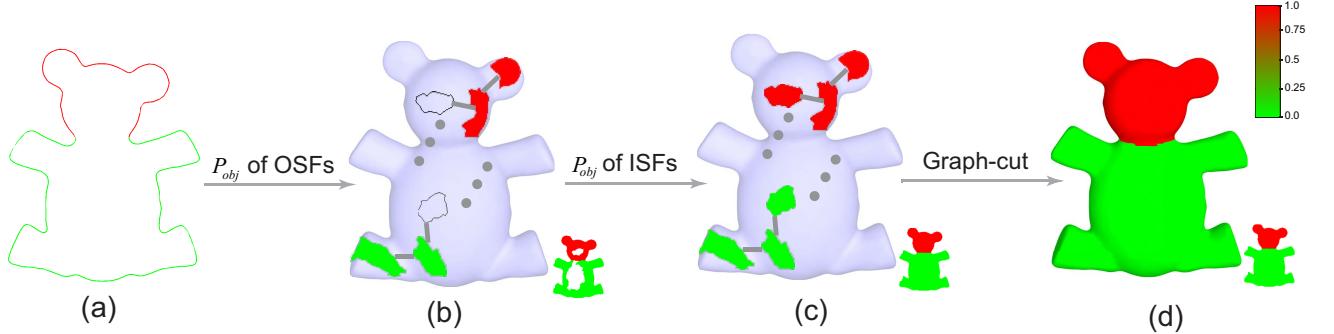


Figure 8: 三维候选部件搜索技术流程。给一个候选轮廓 ((a) 内红色部分)，我们首先计算OSF obj-prob (b)。然后，ISF obj-prob计算出来 (c)。最后，三维候选部件的超面片通过graph-cut技术指认出来 (d)。

### 5.2.2 候选部件搜索

给一个候选轮廓及数据库模型，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。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（如图 8）。类似 [XJK<sup>+</sup>16]，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  $\Pr(I_{v_i} | 'obj')$  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：

$$\mathbf{AX} = \mathbf{b},$$

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。 $\mathbf{b} = \mathbf{BY}$ ，其中  $\mathbf{B}$  是 ISF 与 OSF 间的带权相邻矩阵， $\mathbf{Y}$  是 OSF 的概率。

### 5.3 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 $p$ （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 $\Sigma$ 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：

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

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。 $J(\cdot, \cdot)$ 的定义见公式(1)。 $\omega_m = 0.9$ ,  $\omega_a = 0.1$ 。

**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。

## 6 候选部件优化

候选部件优化是可选项，不会对最终造型结果有太大影响。

我们首先得到ROI区域 $\Omega_{obj}$ 与 $\Omega'_{obj}$ 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 $0.1l_{dia}$ 。 $l_{dia}$ 表示候选部件包围盒对角线的长度。代理部件的ROI区域 $\Omega_{proxy}$ 用类似方法得到。接着，我们大致地对齐 $\Omega_{obj}$ 和 $\Omega_{proxy}$ 。我们将候选部件优化问题形式化成能量优化问题，其目标函数如下：

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

其中 $G^f = (\nu^f, \varepsilon^f)$ 是 $\Omega_{obj} \cup \Omega'_{obj}$ 的对偶图。 $\nu^f$ 是顶点集合。 $\varepsilon^f$ 是边集合。 $X = \{x_{v_i} | v_i \in \nu\}$  ( $x_{v_i} = \{0, 1\}$ ) 是 $G^f$ 的一个标记。 $E_d(x_{v_i})$ 是数值项，表示将标记 $x_{v_i}$ 置给 $v_i$ 的能量耗费，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 $\Omega_{proxy}$ 间距，定义如下：

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

$V(\cdot)$ 计算OBB的体积。 $E_s(x_{v_i}, x_{v_j})$ 是光滑项，计算相邻顶点 $v_i$ 与 $v_j$ 具有相同标记的能量耗费，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 $v_j$ 的公共边与候选部件分割线的拟合平面间的夹角。

## 7 实验结果

我们用C++语言实现系统原型，并在标准台式机（3.5 GHz Intel Core I7-3770K processor, 8GB memory, and an Nvidia GeForce GTX 660 GPU video card）上做实验。图1给出一个例子的造型流程。给一个概念设计，用户通过草图表达其造型意图。系统基于草图生成三维代理模型并实时地从数据库内提取建议部件。这些建议部件有非典型部件（(c) 内的头部部件），由一组常规部件构成的部件（(e) 内的台灯部件）及来自不同类模型的部件（例如，(c) 内来自狗模型的部件，(g) 内来自章鱼模型的部件）。图9给出更多的造型结果。可见，用户可以使用我们的技术生成很多极具创意的结果。



Figure 9: 系统造型结果的例子。在每张子图内，我们给出用户绘制的草图（紫色），生成的代理模型（浅蓝色），对应的数据库模型及提取出的部件（数据库模型上的蓝色部件）。注意结果模型都是由非常规部件或来自不同类的部件构成。

**时间统计** 大概需要平均针8秒为一个模型建立其超面片图表示。对200个模型的数据库，建立轮廓索引需要约2小时（CUDA与OpenMP<sup>®</sup>加速）。用户平均画3笔建造一个代理部件，平均需要22秒。轮廓匹配平均需要0.078毫秒。给一个代理轮廓及模型在各视角下的轮廓，平均需要0.337秒找到其候选轮廓（包括轮廓匹配步骤）。需要0.15毫秒找到初始候选部件。部件优化平均需要0.84秒。*k*NN图辅助的轮廓匹配得到的性能提升如表1。

Algorithms	Database Size	114	205	513
Brute-force	59.58	106.99	240.07	
<i>k</i> NNG	6.94	12.66	28.93	
CPU and GPU Acceleration	0.36	1.03	1.48	

Table 1: 时间以秒计算。Brute-force版本处理数据库模型与模型轮廓一个接一个地。可以观察到采用加速结构后，我们的算法效率不断提高。*k*NNG表示我们的轮廓索引数据结构。

Table 2: 非典型部件与典型部件在模型内所占比例统计结果。“Ours::Atypical”与“Ours::Regular”表示Ours系统造型结果内非典型部件与典型部件的比例。“PreSeg::Atypical”与“PreSeg::Regular”分别表示PreSeg系统造型结果内非典型部件与典型部件的比例。

STAT. Type	Ave.	SD.	Max.	Med.	Min.
Ours::Atypical	0.26	0.24	0.67	0.25	0.0
Ours::Regular	0.74	0.24	1.0	0.75	0.33
PreSeg::Atypical	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
PreSeg::Regular	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0

## 7.1 *k*NN图

## 7.2 对比

为了定性与定量地评估我们方法的效果，我们对比了如方法：

- **Ours.** 本文提出的方法
- **PreSeg.** 基于本文方法实现的基于预分割的模型数据库的方法。该方法实现细节如下：1) 每个数据库模型都预分割成常规部件（典型语义部件）。比如，人模型分成4部分：头部分，躯干，胳膊，腿。2) 为每一个部件提取各视角下的轮廓线。3) 将所有部件的轮廓线组织在*k*NN图内。图内顶点是部件轮廓。通过部件轮廓全局匹配为顶点建立边。3) 在运行阶段，输入三维代理部件，系统采用类似Ours的方法通过全局匹配返回一组候选部件。

我们邀请4位三维造型艺术家与16位学生参与用户测试。4位艺术家中2位具有6年以上三维造型经验，另外2位有4年经验。所有的参与者位于22到31岁之间。我们将参与者分成A, B两组。每一组都由2位艺术家与8位学生构成。在每一组内男女人数相同。我们设计了两个开放式造型任务：

- **生物造型** 假设你是Valve®公司的一名三维造型师。项目组计划为电子游戏Dota 2®加入一个新英雄。请使用我们的造型系统设计该角色的原型。
- **日常用品造型** 假设你是创意生活公司的一名设计师。要求你为客户设计一个个性化的日常用品（例如，个性化的台灯，创意服饰等）。请使用我们的系统设计该日常用品的原型。

**用户测试第一阶段** 第一阶段的目标是验证非典型部件（非常规部件，由一组常规部件构成的部件）对用户造型是否有用。我们让所有的测试者完成两个造型任务。A组用户首先使用Ours系统，然后是PreSeg系统。B组用户首先使用PreSeg系统，然后是Ours系统。在用户使用系统之前，我们先用20分钟时间向其介绍系统操作方法。之后，用户花30分钟操作系统，包括三维代理部件造型，浏览建议部件与组合部件。图10展示了一位测试者正在做用户测试。该阶段的一部分造型结果见图11。我们统计了非典型部件与典型部件在各模型内的比例（表2）。很明显，Ours系统的造型结果可以由非典型部件构成。然而，PreSeg系统的造型结果仅由典型部件构成。Ours系统提供的非典型部件有利于用户的造型。

**用户测试第二阶段** 在第二阶段，我们的目标是验证Ours系统建议的部件是否比PreSeg系统建议的更能激发造型灵感。A组测试者先使用PreSeg系统，然后是Ours系统。B组用户相反。我们要求所有测试者为系统提供的所有建议打分。分数成为5等：5分表示非常具有启发性，1分表示非常平庸。

表3给出了Ours系统与PreSeg系统建议的部件的得分情况。由表我们可以很明显地发现Ours系统建议部件的得分高于PreSeg系统的。在图12内，我们给出一组代表性的建议部件及其得分。

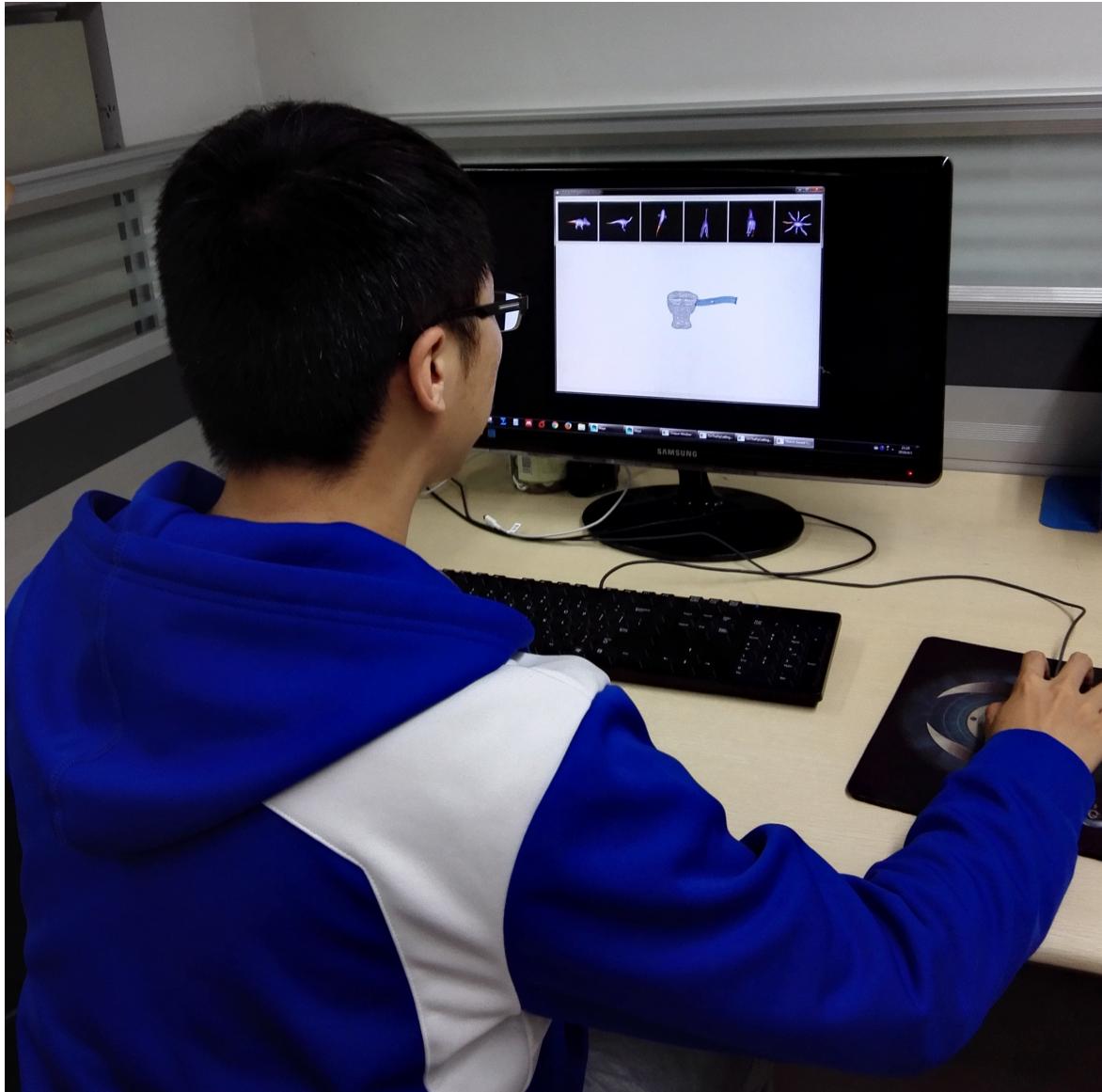


Figure 10: 一位测试者正在操作造型系统完成造型任务。

Table 3: 建议部件得分统计结果。“Ours::Total”与“PreSeg::Total”分别表示Ours系统与PreSeg系统建议部件的得分。“Ours::Atypical”与“Ours::Regular”分别表示Ours系统建议的非典型部件与典型部件的得分。“PreSeg::Atypical”与“PreSeg::Regular”分别表示PreSeg系统建议的非典型部件与典型部件的得分。

STAT. Type \	Ave.	SD.	Max.	Med.	Min.
Ours::Total	3.59	1.03	5	3	1
PreSeg::Total	3.06	0.74	5	3	1
Ours::Atypical	4.47	0.72	5	5	2
Ours::Regular	3.02	0.78	5	3	1
PreSeg::Atypical	-	-	-	-	-
PreSeg::Regular	3.06	0.74	5	3	1

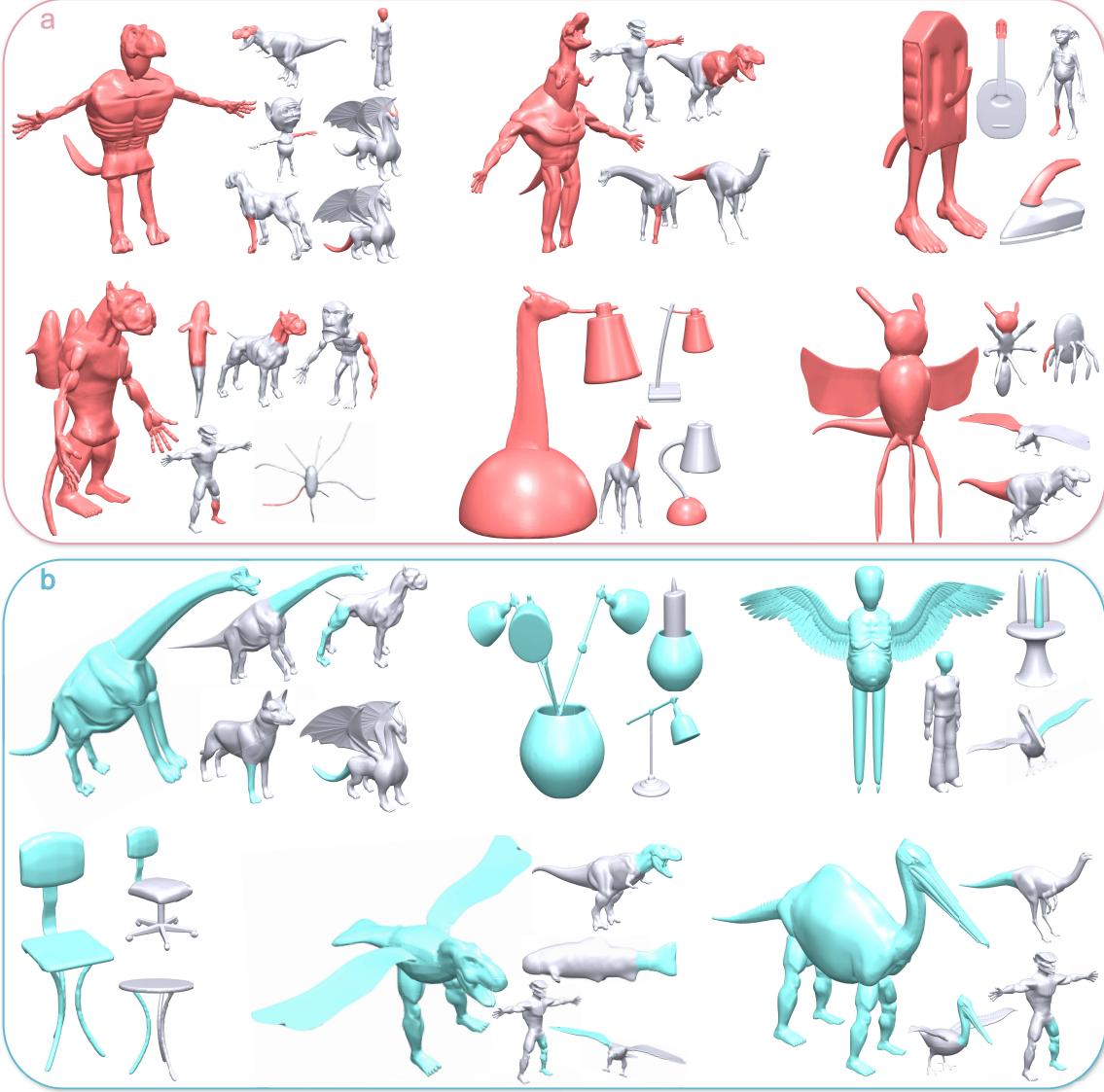


Figure 11: Ours系统 (a) 与PreSeg系统 (b) 造型结果。每个造型结果，其构成部件在右侧。

为了定量地评估两个系统建议部件的非规则性，我们设计了非规则度量标准。直观地讲，不规则度量描述了当前部件与同一模型上相关典型部件间的差异程度。给一个部件 $p$  ( $p$ 来自三维模型 $M$ )，其非规则程度值 $IRR(p)$ 定义如下：

$$IRR(p) = \max \{ d(p, q_i) | \{q_i\} = r(p) \},$$

其中 $r(p)$ 是 $M$ 上与 $p$ 相交的典型部件的集合。 $d(p, q_i)$ 是 $p$ 与 $q_i$ 的Light Field Descriptor [CTSO03]之差的归一化值。

表4给出了两个造型系统建议部件的非规则度量值。由表可以很明显地看出，Ours系统建议的部件相对PreSeg系统的更加不规则。非典型部件导致了非规则性。图13给出了一组代表性的建议部件及其非规则度量值。

我们统计了Ours系统与PreSeg系统提供的非典型部件与典型部件的得分（表3）。可以很明显地发现，非典型部件的平均得分高于典型部件的。表5给出了每一个分值内非典型部件与典型部件所占比例。很显然，非典型部件得分高于典型部件。由此，可以得出结论Ours系统建议的部件相对PreSeg系统的更具启发性；相对典型部件，非典型部件对用户的启发更多。

**用户测试第三阶段** 在第三阶段，测试者被要求完成一份调查问卷。该调查问卷包括10个陈述句，测试者需要在标准5分李克特量表上为每个陈述打分。图14给出调查问题统计结果。总体来看，测试者对Ours系统给予较高评价。他们觉得Ours系统建议的部件更具启发性，尤其是那些非典型部件。他们认为我们的系统对概念设计阶段有很大助益。

与现有的要求预分割及标记的部件建议技术 [XXM<sup>+</sup>13, FWX<sup>+</sup>13]不同，我们的技术不仅可以提供非典型部件，还能提供来自不同类模型的部件。如果允许从不同类模型内搜索部件，现有技术也可以提供来自不同类模型的部件。然而，它们仍然不太适合提供非典型部件。

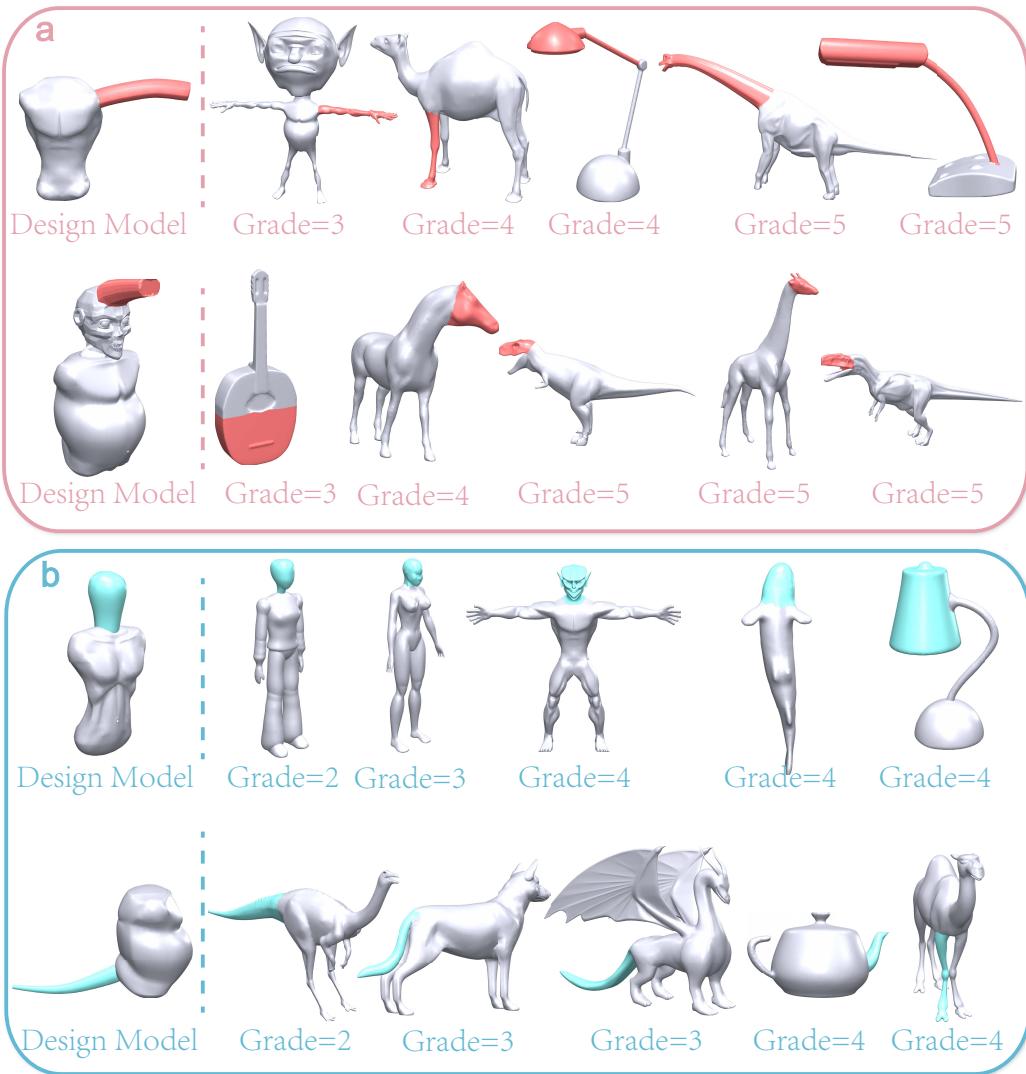


Figure 12: 具有代表性的建议部件及其得分。 (a) 图给出Ours系统建议的部件（红色）。 (b) 图给出PreSeg系统建议的部件（蓝色）。

Table 4: 非规则度量值统计结果。“Ours::Total”与“PreSeg::Total”分别代表Ours系统与PreSeg系统建议部件的非规则度量值。“Ours::Atypical”与“Ours::Regular”分别代表由Ours系统建议的非典型部件与典型部件的非规则度量值。“PreSeg::Atypical”与“PreSeg::Regular”分别代表PreSeg系统建议的非典型部件与典型部件的非规则度量值。

Type \ STAT.	Ave.	SD.	Max.	Med.	Min.
Ours::Total	0.024	0.033	0.098	0	0
PreSeg::Total	0	0	0	0	0
Ours::Atypical	0.062	0.022	0.098	0.053	0.025
Ours::Regular	0	0	0	0	0
PreSeg::Atypical	-	-	-	-	-
PreSeg::Regular	0	0	0	0	0

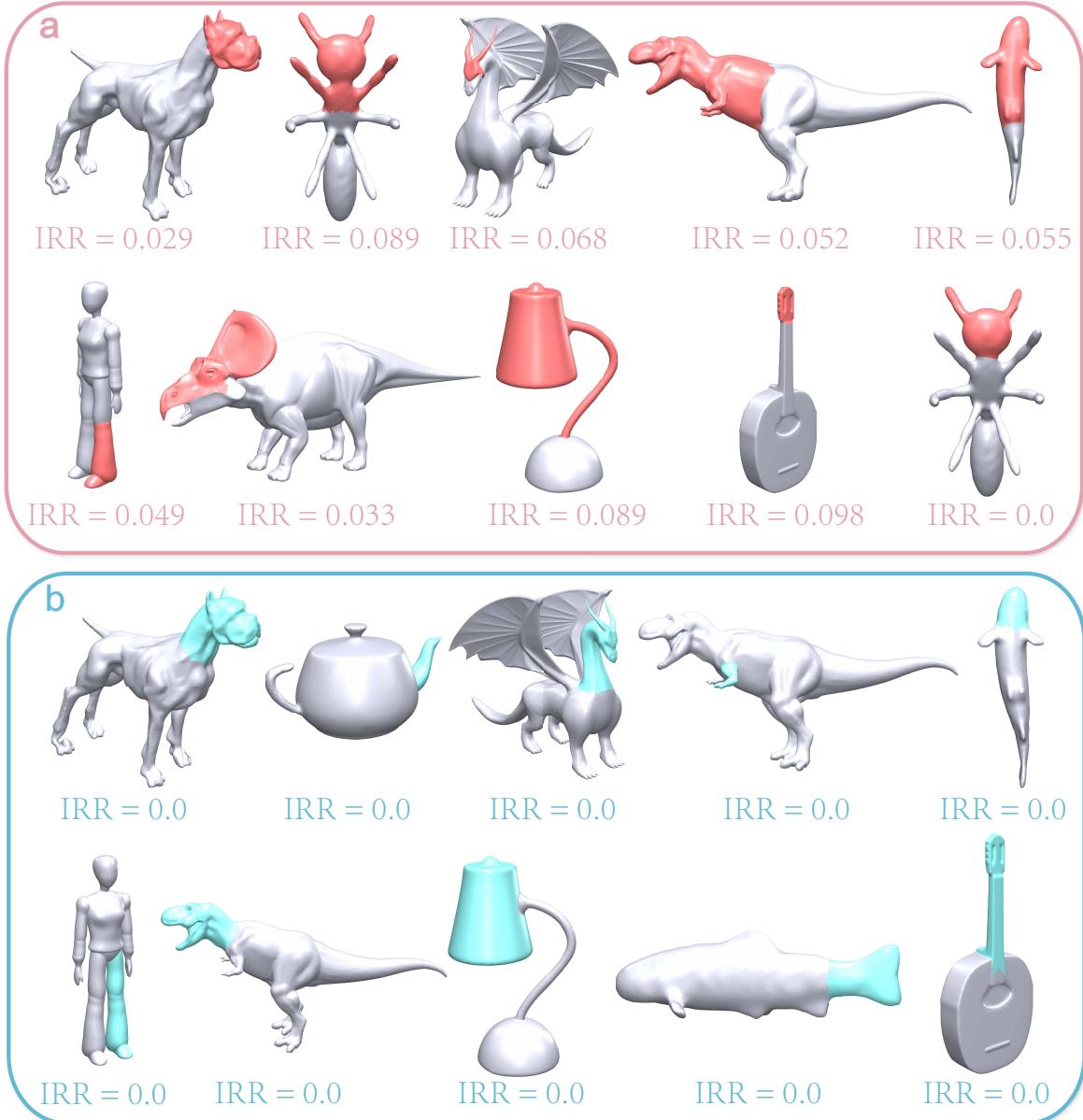


Figure 13: 具有代表性的建议部件及其非规则度量值。 (a) 图给出Ours系统建议的部件（红色）。 (b) 图给出PreSeg系统建议的部件（蓝色）。

建议由一组预分割部件构成的部件看起来容易，实际非常困难。这本质是个组合搜索问题。该问题的复杂度随预分割部件的增加而急剧增大。

## 8 结论

在本文中，我们提出针对浏览式草图造型的按需部件建议技术。在用户输入草图表示其造型意图后，我们的系统基于草图得到三维代理部件，并以之为查询模型到三维模型数据库内搜索候选部件。这些候选部件是实时地从数据库模型上匹配并分割下来的。与以前的方法不同，我们的方法不需要预分割的数据库，实时地提取出与用户草图相匹配的部件，因此极大地扩展了建模空间。我们的系统为艺术家提供了完成开放式造型任务的新方法。同时，我们的方法也推动了草图式造型技术的发展。

Table 5: 各分值内非典型部件与典型部件所占比例统计结果。“Ours::Atypical”与“Ours::Regular”分别表示Ours系统的造型结果内非典型部件与典型部件在各分值内所占比例。“PreSeg::Atypical”与“PreSeg::Regular”分别表示PreSeg系统的造型结果内非典型部件与典型部件在各分值内所占比例。

Grade Type \ Grade Type	1	2	3	4	5
Ours::Atypical	0.0	0.08	0.03	0.6	0.91
Ours::Regular	1.0	0.92	0.97	0.4	0.09
PreSeg::Atypical	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
PreSeg::Regular	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

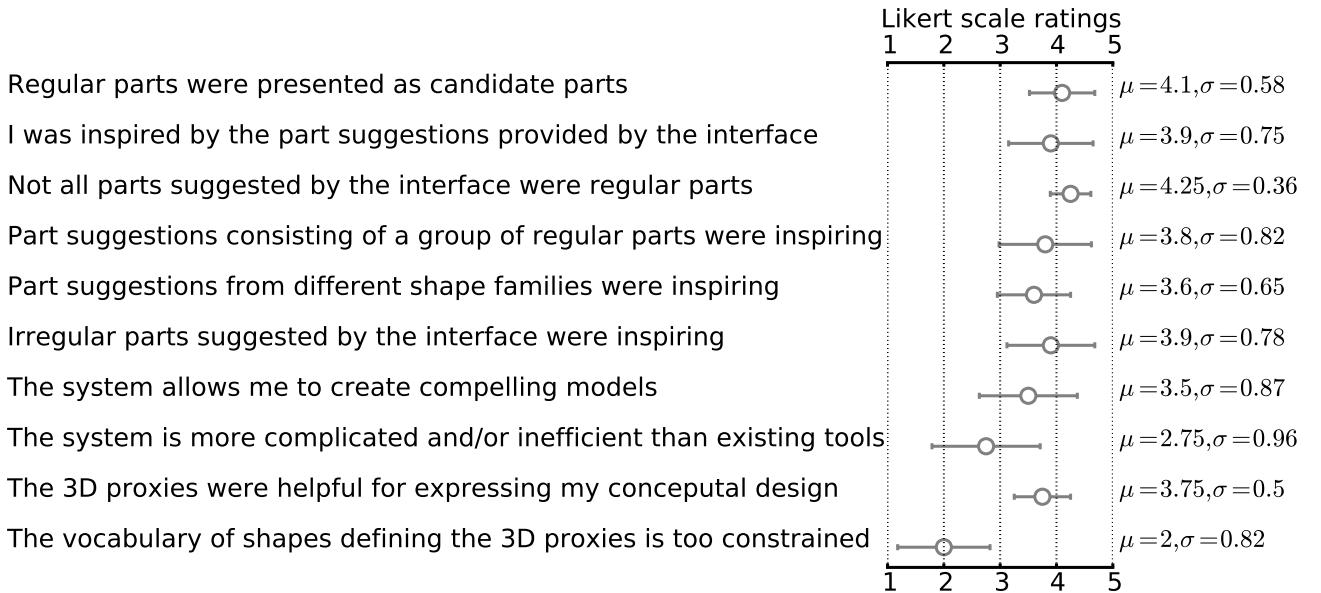


Figure 14: 调查问卷统计结果。“1”表示“强烈同意”。“2”表示“同意”。“3”表示“中立”。“4”表示“不同意”。“5”表示“强烈不同意”。

## References

- [AKZM14] Melinos Averkiou, Vladimir G. Kim, Youyi Zheng, and Niloy J. Mitra. Shapesynth: Parameterizing model collections for coupled shape exploration and synthesis. *Computer Graphics Forum*, 33(2), 2014.
- [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.
- [CGF09] Xiaobai Chen, Aleksey Golovinskiy, and Thomas Funkhouser. A benchmark for 3d mesh segmentation. *ACM Transactions on Graphics*, 28(3):73:1–73:12, July 2009.
- [CK10] Siddhartha Chaudhuri and Vladlen Koltun. Data-driven suggestions for creativity support in 3d modeling. *ACM Transacitons on Graphics*, 29(6):Article No. 183, 2010.
- [CKGK11] Siddhartha Chaudhuri, Evangelos Kalogerakis, Leonidas Guibas, and Vladlen Koltun. Probabilistic reasoning for assembly-based 3d modeling. *ACM Transacitons on Graphics*, 30(4):Article No. 35, 2011.
- [CTSO03] Ding-Yun Chen, Xiao-Pei Tian, Yu-Te Shen, and Ming Ouhyoung. On visual similarity based 3D model retrieval. *Computer Graphics Forum*, 22(3):223–232, 2003.
- [DFRS03] Doug DeCarlo, Adam Finkelstein, Szymon Rusinkiewicz, and Anthony Santella. Suggestive contours for conveying shape. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3):848–855, 2003.

- [ERB<sup>+</sup>12] Mathias Eitz, Ronald Richter, Tammy Boubekeur, Kristian Hildebrand, and Marc Alexa. Sketch-based shape retrieval. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4), 2012.
- [FKS<sup>+</sup>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<sup>+</sup>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.
- [FWX<sup>+</sup>13] Lubin Fan, Ruimin Wang, Linlin Xu, Jiansong Deng, and Ligang Liu. Modeling by drawing with shadow guidance. *Computer Graphics Forum*, 32(7):157–166, 2013.
- [GF08] Aleksey Golovinskiy and Thomas Funkhouser. Randomized cuts for 3D mesh analysis. *ACM Transactions on Graphics*, 27(5), 2008.
- [HFL12] Ruizhen Hu, Lubin Fan, and Ligang Liu. Co-segmentation of 3d shapes via subspace clustering. *Computer Graphics Forum*, 31(5):1703–1713, August 2012.
- [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.
- [KCKK12] Evangelos Kalogerakis, Siddhartha Chaudhuri, Daphne Koller, and Vladlen Koltun. A probabilistic model for component-based shape synthesis. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4):Article No. 55, 2012.
- [KHS10] Evangelos Kalogerakis, Aaron Hertzmann, and Karan Singh. Learning 3d mesh segmentation and labeling. *ACM Transactions on Graphics*, 29(4):102:1–102:12, July 2010.
- [LF08] Jeehyung Lee and Thomas Funkhouser. Sketch-based search and composition of 3d models. In *Proceedings of the Fifth Eurographics Conference on Sketch-Based Interfaces and Modeling*, SBM’08, pages 97–104, Aire-la-Ville, Switzerland, 2008. Eurographics Association.
- [LIAL07] Joseph J. LaViola, Takeo Igarashi, Christine Alvarado, and Hod Lipson. Sketch-based interfaces: techniques and applications. In *SIGGRAPH Course Notes*, 2007.
- [LSK<sup>+</sup>10] Brian Lee, Savil Srivastava, Ranjitha Kumar, Ronen Brafman, and Scott R. Klemmer. Designing with interactive example galleries. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI ’10, pages 2257–2266, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [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.
- [Sha08] Ariel Shamir. A survey on mesh segmentation techniques. *Computer Graphics Forum*, 27(6):1539–1556, 2008.
- [SK02] Thomas B. Sebastian and Benjamin B. Kimia. Metric-based shape retrieval in large databases. In *Proceedings of the 16 th International Conference on Pattern Recognition*, ICPR ’02, pages 30291–, Washington, DC, USA, 2002. IEEE Computer Society.
- [SvKK<sup>+</sup>11] Oana Sidi, Oliver van Kaick, Yanir Kleiman, Hao Zhang, and Daniel Cohen-Or. Unsupervised co-segmentation of a set of shapes via descriptor-space spectral clustering. *ACM Transactions on Graphics*, 30(6), 2011.
- [TGY<sup>+</sup>09] Jerry O. Talton, Daniel Gibson, Lingfeng Yang, Pat Hanrahan, and Vladlen Koltun. Exploratory modeling with collaborative design spaces. *ACM Transacitons on Graphics*, 28(5):Article No. 167, 2009.
- [TSH99] Takeo Igarashi, Satoshi Matsuoka, and Hidehiko Tanaka. Teddy: a sketching interface for 3D freeform design. In *Proceedings of ACM SIGGRAPH*, pages 409–416, 1999.
- [XJK<sup>+</sup>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.
- [XXM<sup>+</sup>13] Xiaohua Xie, Kai Xu, Niloy J. Mitra, Daniel Cohen-Or, Wenyong Gong, Qi Su, and Baoquan Chen. Sketch-to-design: Context-based part assembly. *Computer Graphics Forum*, 32(8):233–245, 2013.
- [XZCOB12] Kai Xu, Hao Zhang, Daniel Cohen-Or, and Chen Baoquan. Fit and diverse: set evolution for inspiring 3d shape galleries. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4):Article No. 57, 2012.