

针对浏览式草图造型的按需部件建议技术

Xuekun Guo

2016.04.25

摘要

在基于组合的创造力支持的造型技术中，最具挑战性的问题之一是如何实时地从三维模型数据库内提取合适的建议部件。我们提出Sketch2Cut系统，一个基于草图的按需要部件建议方法。该方法可以通过草图创建模型。用户输入草图表达设计概念，我们的方法基于草图生成三维代理部件，并基于该代理部件去数据库内搜索得到一系列候选部件，做为提示建议给用户。这些候选部件都是实时地从三维模型数据库中通过局部匹配方法分割出来的。与以前的工作不同，我们的Proxy-to-Design方法不依赖预分割的三维模型数据库，并可以建议定制的任意部件，这极大地扩展了用户设计空间。实验指出我们的方法提供了一种直观的简单的方法造型模型，允许普通用户造型有意思的模型。我们的方法同时也提供了一种基于草图的造型metaphor，去建造复杂的具有丰富细节的模型，通过样例。

1 引言

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，例如，Autodesk Maya[®]，具有强大的三维造型功能，但操作复杂，需要漫长的培训学习才能掌握。那些易用的工具，例如，Spore Creature Creator[®]将造型过程简化为拼接预定义好的部件。该方法同时提供了简单的部件变形方法，但总体上看，造型能力有限。弥合三维造型工具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]。这是一个极具前景的研究方向，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太好，所以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⁺12]，或者通过重新组合现有模型的部件得到新模型[LF08]，实现了新手快速造型高质量模型的功能。然而，由于这类技术仅仅允许组合预定义部件或对部件做简单的变形，限制了造型结果的多样性。可见，它们是典型的易使用但表达能力低的技术。

在本文内，我们提出Sketch2Cut技术，一个基于数据驱动的草图式造型技术。该方法表现力极强，而且保持了易用性。我们的方法不再限定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。我们的技术不需要预分割或者标记数据库内的模型。

使用Sketch2Cut，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，它除了要求用户具有类似Teddy系统的草图绘制技术外，不需要其它任何造型知识或技术。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下与草图相匹配的部件，这样的搜索空间几乎是无穷的。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，那该三维模型相似。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。三维模型的维投影由多个视角下的轮廓构成。这些轮廓组织在一个kNN图内。
- 提出一个新的实时分割算法。该算法基于三维模型的超面片图表示，可以快速地从三维模型上提取与用户草图匹配的三维部件。部件提取采用由粗到细的策略，部件边界逐步优化。

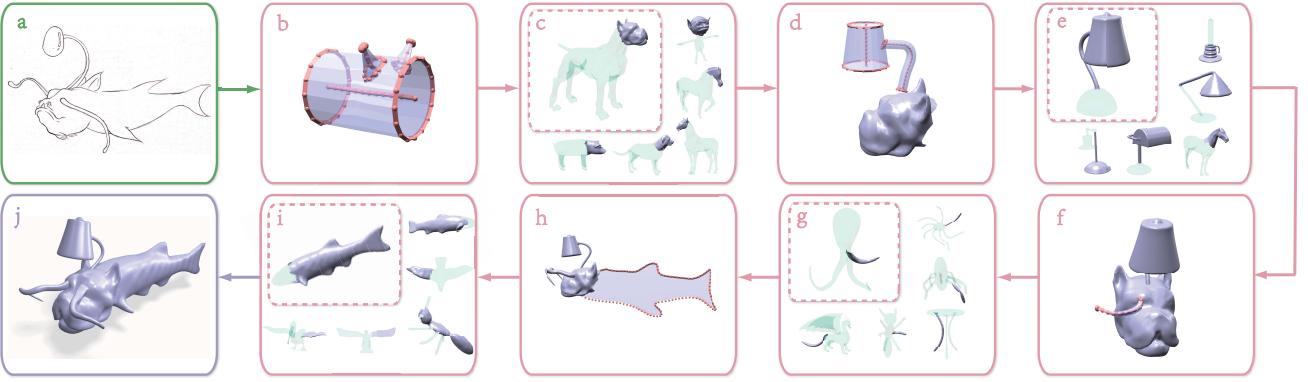


Figure 1: 给一张概念设计图 (a) 做为参考，用户使用我们的方法非常容易地创建具有丰富几何细节的模型 (j)。系统基于草图生成三维代理模型 (b, d, f, h)。代理模型用于实时地从模型数据库内提取个性化的候选部件。我们的方法创建的模型可以由非典型部件（例如，(c) 内头部件与 (e) 内的台灯部件）与来自不同类模型的部件（例如，(c) 内的狗，(e) 内的台灯与 (g) 内的章鱼）构成。

本章接下来的内容安排如下：首先，介绍相关工作；然后，概述方法；接着，介绍快速局部匹配加速结构RC- k NNG；然后，介绍候选模型搜索技术；接着，介绍逐步式部件分割技术；然后，介绍我们技术的应用案例及实验结果；最后，总结全文。

2 相关工作

探索式建模技术 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⁺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⁺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⁺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，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⁺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 将模型按语义分割是图形学领域的基础问题。研究人员提出了各种各样的技术，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⁺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。

与以上这些技术不同，我们的方法并不需要预分割与标记的三维模型数据库。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 随着三维模型数据越来越多，快速且方便的基于内容的模型检索技术 [Sha08]越来越重要。基于内容的检索技术通常需要用户提供一个三维模型做为检索关键字。在三维建模中，这一要求形成循环依赖。相对的，基于草图的检索技术 [FMK⁺03, SXY⁺11, ERB⁺12]允许用户画出期望模型在一个或多个视角下的大致轮廓。在表达用户意图方面，该方法相对更加直观与方便。

Lee et al. [LF08]将基于草图的模型检索与基于组件的三维建模融合到一个框架中。Xie et al. [XXM⁺13]提出一个通过上下文感知的部件替换技术做模型编辑的系统。这些系统假设部件已经通过自动分割预先得到，因此搜索步骤简化为全局二维到三维的匹配过程。同时，这些系统不允许用户通过新的分割方式得到新的部件，或者通过一个草图搜索得到一组预先得到的

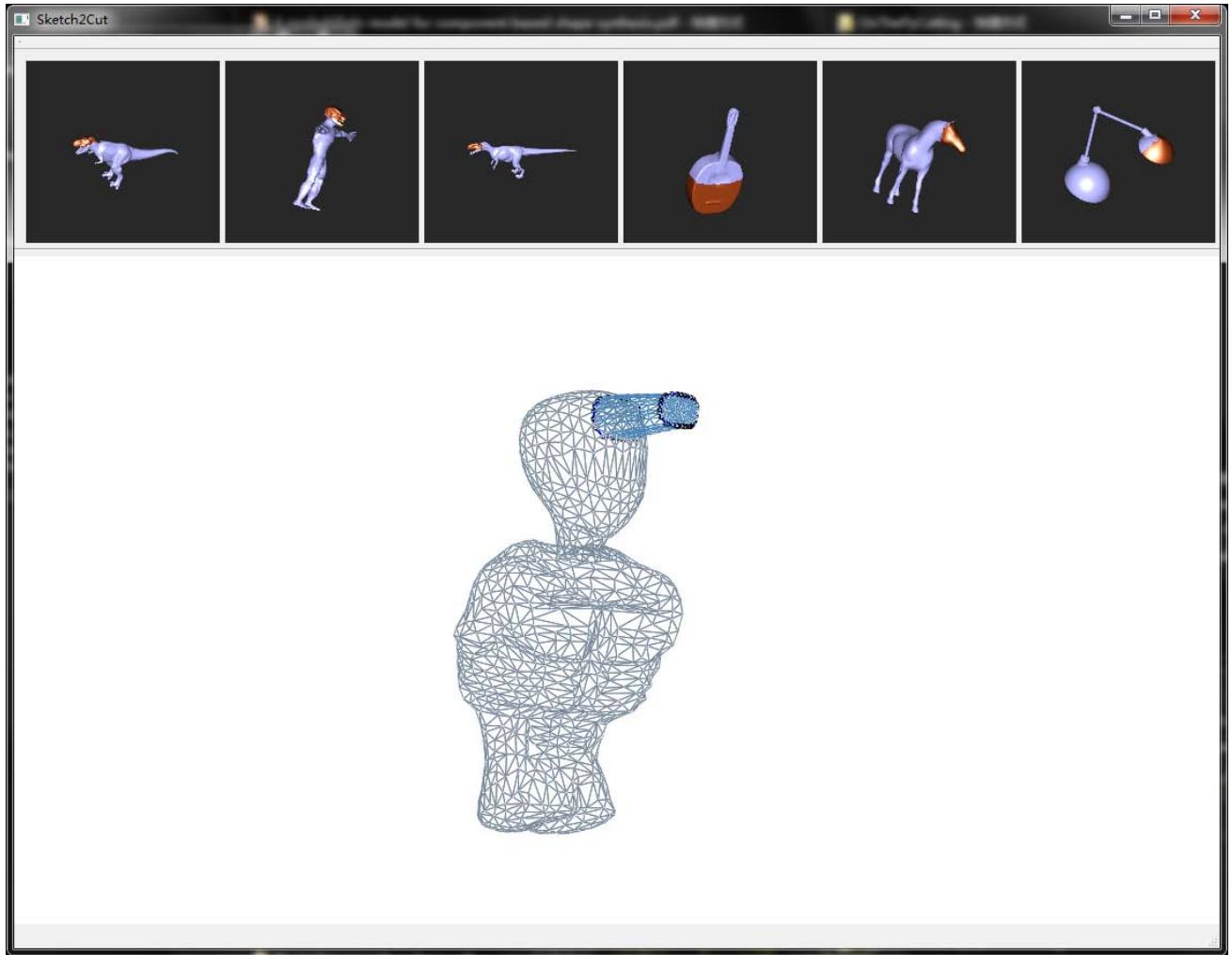


Figure 2: 交互界面截图。界面内展示了当前模型，用户草图，代理模型，系统建议的非常规部件。

部件。相对地，我们的方法支持草图驱动的模型的分割。更进一步，因为数据库模型并未做预分割，我们必须即时做二维到三维的局部匹配，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，用户通过草图造型代理模型来表示造型意图。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。与现有工作显著不同的是，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。

离线阶段 首先，我们为数据库模型提取不同视角下的边界轮廓 [DFRS03]。接着，在不同尺度下提取边界轮廓描述符。

然后，我们将所有模型的边界轮廓组织到RC-kNNG内，用于部件快速搜索（见第 ??节）。

最后，我们为数据库模型建立超面片图表示（见第 ??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

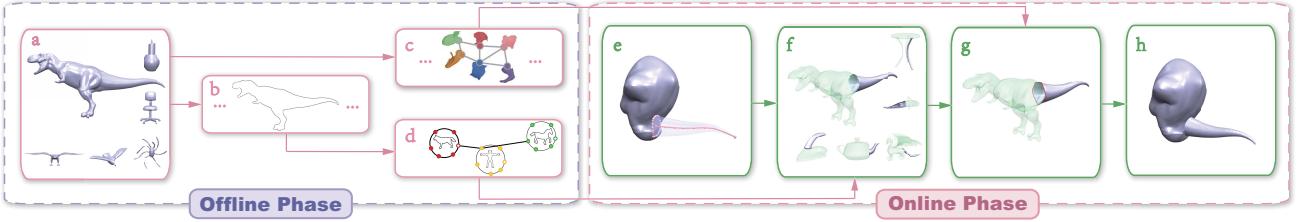


Figure 3: 系统流程示意图。离线阶段，我们首先为数据库模型（a）提取边界轮廓（b）；然后，建立三维模型超面片图（c）；最后，将所有模型的所有轮廓线组织到RC-KNNG内（d）。在线阶段，用户首先通过草图（红色）创建代理模型（当前模型内浅蓝色部件）表达造型意图（e）。系统通过模型局部匹配技术实时地提取与草图相匹配的部件（f），并按顺序提示给用户（浅蓝色）。用户选择满意的部件后，系统将它从三维模型上切割下来（g）并组合至当前模型（h）。

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与匹配的三维部件。

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。我们使用由粗到细的模型分割策略：先在超面片层次计算粗糙边界，再在面片层次优化该边界。与其它分割方法[Sha08]不同，我们的分割方法将轮廓感知，模型表面凹凸性，模型表面光滑程度考虑进来（见第 ??节）。

4 轮廓索引

轮廓层次索引数据结构 在我们的方法中一个最大的挑战是快速地在数据库模型内找到与代理部件轮廓相匹配的轮廓。直接一个接一个地比较代理部件轮廓与各模型的轮廓明显不可行，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，我们需要设计一个具有可扩展性的方法。我们开发了一个分层的索引数据库结构，为了数据库内模型轮廓，来加速模型匹配过程。

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。

轮廓层次索引辅助的三维模型匹配 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。

5 候选模型搜索

本章中，我们介绍RC- k NN如何从未做预分割的模型数据库内快速地精确地搜索出与代理模型相匹配候选部件。

5.1 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。

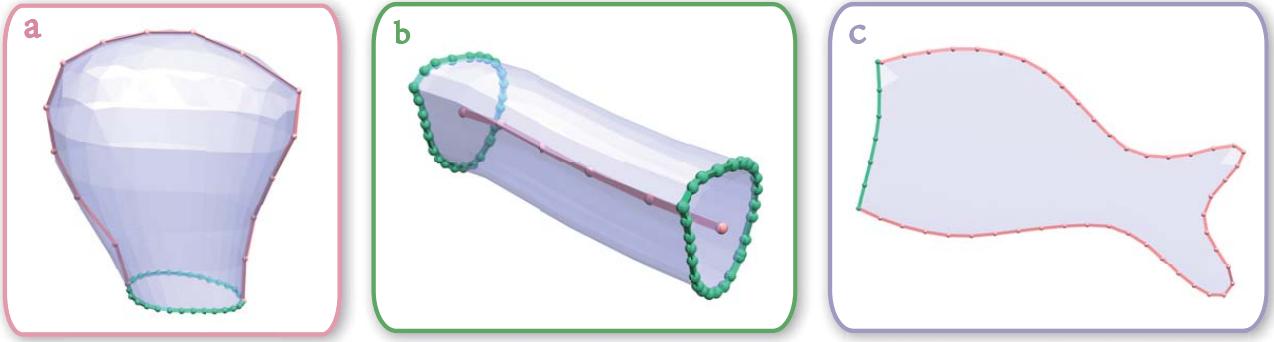


Figure 4: 三种基础代理模型。 (a) 广义球体。 (b) 广义柱体。 (c) 薄板模型。

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4）。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，拖拽顶点等。通过如上方法生成的各种代理模型见图4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）。这里的体积变化指画草图前后代理模型的体积之差。

5.2 轮廓描述符

查询轮廓（代理模型轮廓）整体做为一个轮廓段。模型轮廓在每个尺度下都由若干轮廓段构成（见??节）。模型轮廓的轮廓段与查询轮廓相匹配，从而得到查询轮廓与模型轮廓的局部匹配。

为了比较两个轮廓段，我们为它们计算轮廓描述符。我们采用Riemenschneider等人 [RDB10]提出的角度矩阵做为轮廓描述符。该描述符描述了轮廓段上采样点间的空间分布。

一个轮廓段内有 $m = 21$ 个采样点。给一对采样点 (b_i, b_j) ，我们计算角度值 α_{ij} ：

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

其中， $\delta = 2$ 是偏移量， $\langle l_1, l_2 \rangle$ 代表直线 l_1 与 l_2 间的夹角。轮廓描述符即为该角度值构成的矩阵 A ($A_{ij} = \alpha_{ij}$)。两个轮廓段 S 与 T 间的距离是两轮廓段的角度矩阵 A^S 与 A^T 的欧式距离：

$$D(S, T) = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (A_{ij}^S - A_{ij}^T)^2$$

5.3 模型搜索

给三维代理部件与数据库模型，我们的目标是在数据库模型上找到候选部件，该候选部件与三维代理部件最相似，通过基于超面片图的多视角模型匹配方法。我们首先找到候选三维部件的二维轮廓，通过将代理轮廓与数据库轮廓做匹配。三维候选部件的超面片然后被指示出来，通过graph-cut技术，在超面片图上。

轮廓匹配 轮廓匹配通过轮廓对应的轮廓描述符匹配实现。给一个通过三维代理轮廓 C ；及数据库模型轮廓 S ；我们的目标是在 S 上找到与 C 最匹配的部分 F ，使其与 C 最相似。该问题形式化如下：其中， \mathbf{A} 是 S 的轮廓描述符，大小为 $M \times M$ ， \mathbf{A}' 是 C 的轮廓描述符，大小为 $N \times N$ ($N \leq M$)。 $A_{[i]}$ 是矩阵的元素。 $V(\mathbf{A}, \mathbf{A}')$ 是匹配分数，指出 C 与 F 的差异程度。

候选轮廓段指认 三维代理部件轮廓与数据库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。我们观察到，在相似视角（如，邻近视角，对称视角，相对视角）下的数据库模型轮廓具有很强的相似性。因此，在每一个匹配结果

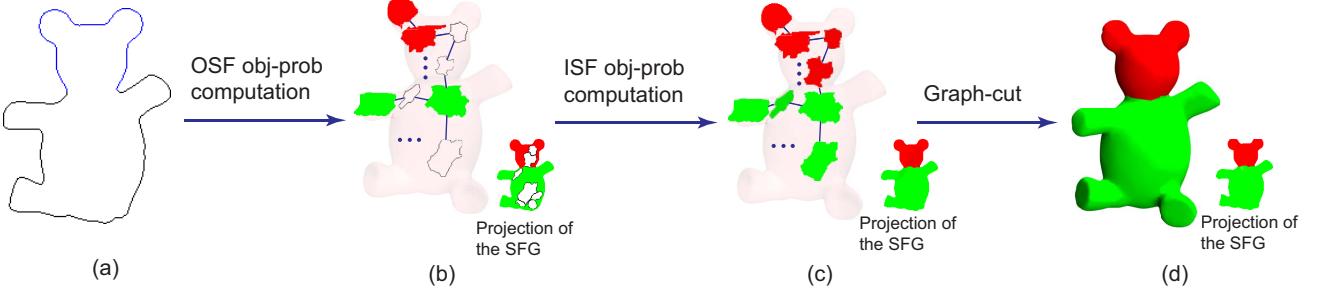


Figure 5: 三维候选部件指认技术流程。给一个候选轮廓 (蓝色 (a))，我们首先计算OSF obj-prob (b)。obj-prob的值映射至不同颜色。红色表示高值。绿色表示低值。然后，ISF obj-prob计算出来 (c)。最后，三维候选部件的超面片通过graph-cut技术指认出来 (d)。

组内必然有组最低分数的匹配结果。给一个代理轮廓 C ，与一组数据库模型轮廓 $\Xi = \{E_{S_i}^{\theta_j} | S_i \in \Gamma_M, \theta_j \in \Theta_M\}$ ，得到从同一模型的不同视角 Γ_M ，不同采样距离 Θ_M 。最好匹配结果组选择问题形式化如下：

$$\min_{\theta_i \in \Theta_M} \sum_{j=1}^{j=L} V \left(\mathbf{A}_{E_{S_k}^{\theta_i}}^j, \mathbf{A}' \right),$$

其中， $\mathbf{A}_{E_{S_k}^{\theta_i}}^j$ 是数据库模型轮廓 S_k 的轮廓描述符，其产生最好的第 j 个匹配结果，在采样距离为 θ_i 的所有情况下。 \mathbf{A}' 是 C 的轮廓描述符。产生最佳匹配结果组的采样距离 θ_i 是最佳采样距离。

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。

5.4 部件指认

给一个候选轮廓及其数据库模型，该数据库模型表示为超面片图表示形式。我们的目标是找到候选三维部件的超面片图，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。

Outer SF obj-prob计算 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。

Inner SF obj-prob计算 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。

6 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。

在计算兼容性的时候，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：

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

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 θ_j 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。

7 候选部件优化

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：

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

$V(\cdot)$ 计算OBB的体积。

$E_s(x_{v_i}, x_{v_j})$ 是光滑项，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。

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。

8 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6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 6: 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。

Table 1: 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

8.1 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边界轮廓线。3) 将所有部件的轮廓线组织在kNN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7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8。我们统计了非典型部件与典型部件在各模型内的比例（表1）。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2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9内，我们给出一组代表性的建议部件及其得分。

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3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10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2）。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4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。

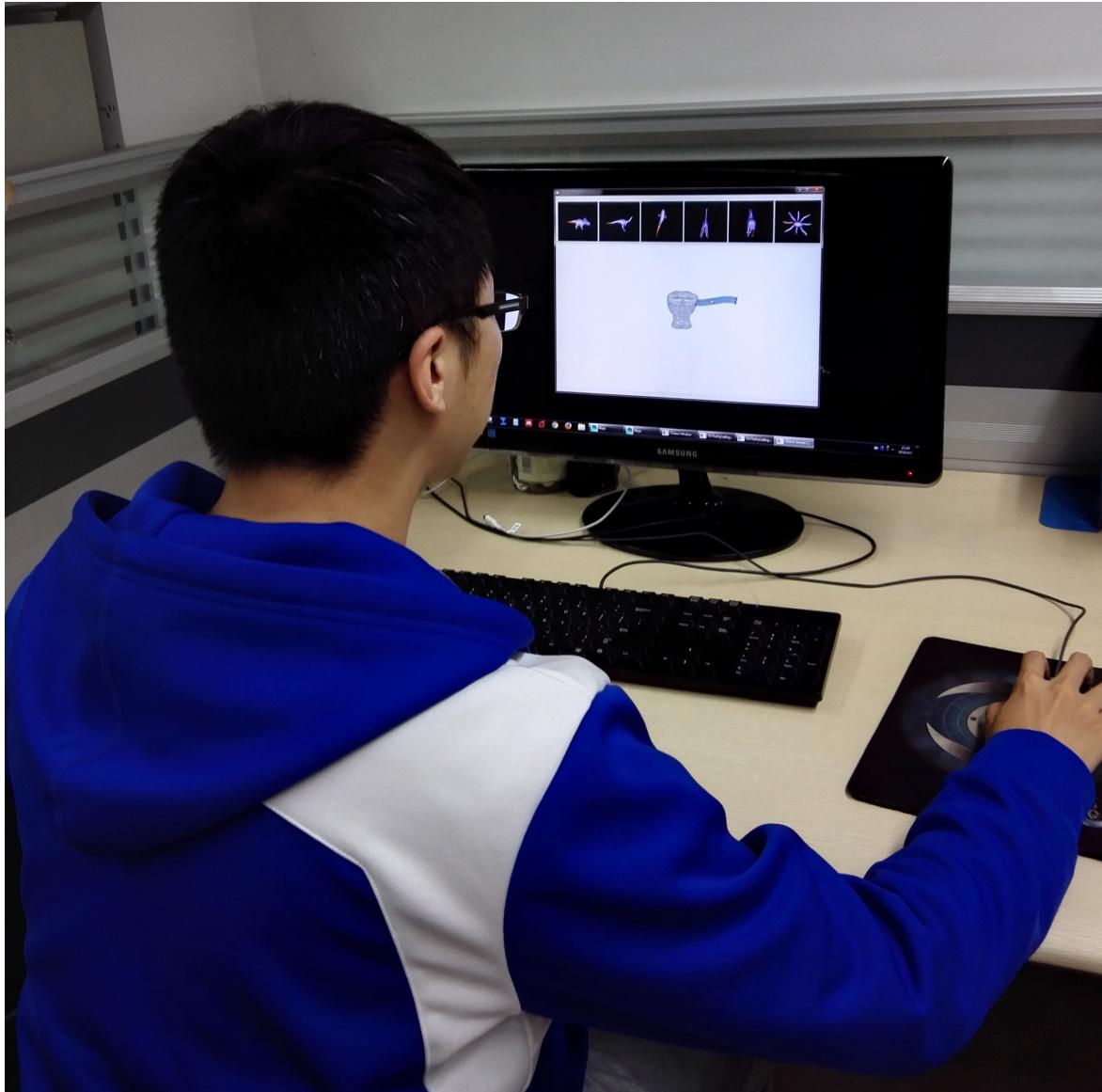


Figure 7: 一位测试者正在操作造型系统完成造型任务。

Table 2: 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

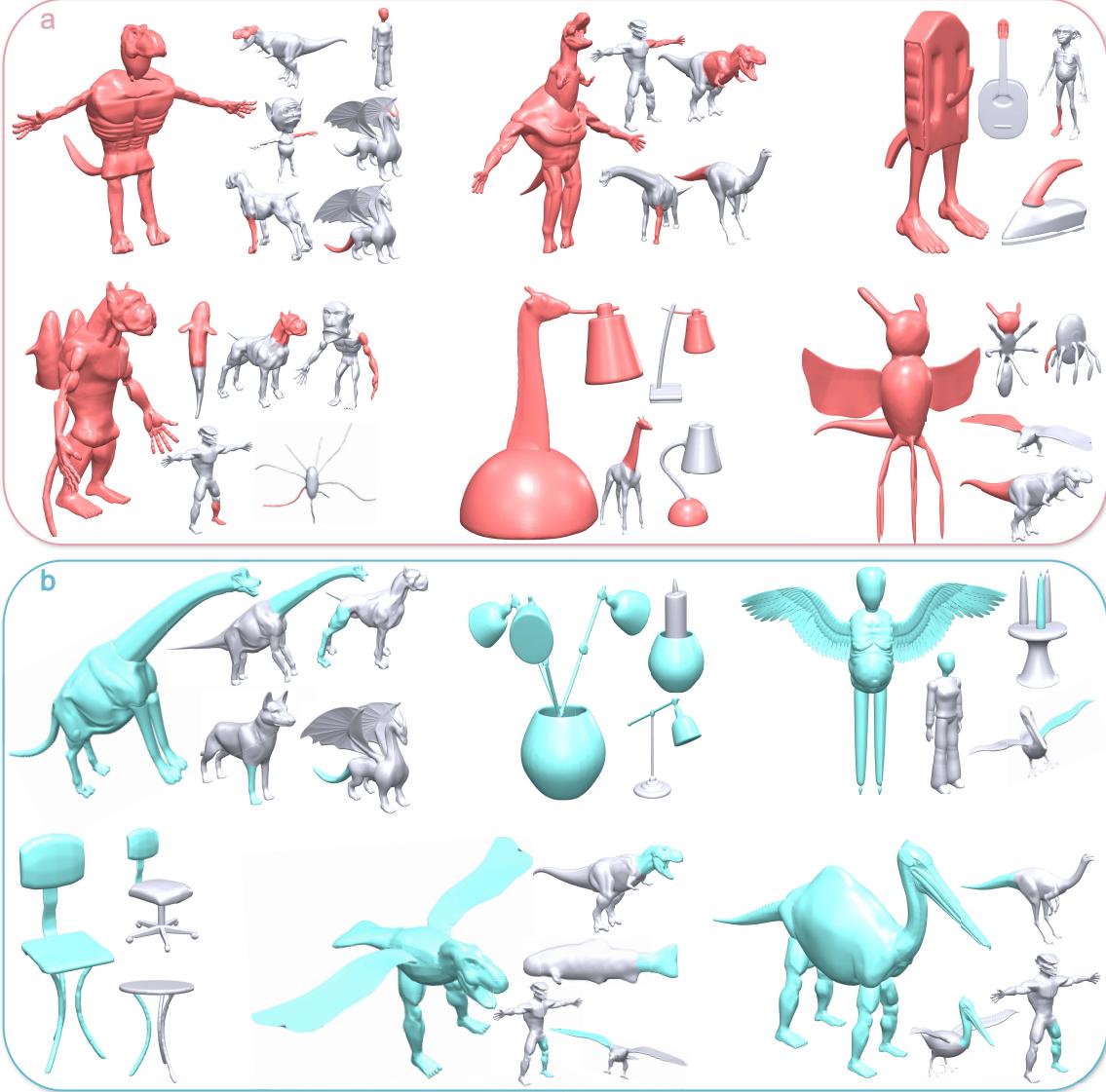


Figure 8: Ours系统 (a) 与 PreSeg系统 (b) 造型结果。每个造型结果，其构成部件在右侧。

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11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造型过程的概念设计阶段具有很大助益。

与现有的要求预分割及标记的部件建议技术 [XXM⁺13, FWX⁺13] 相对，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，这类技术也可以提供来自不同类模型的部件。然而，他们仍然不太适合提供非典型部件。

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长而急剧增长。从某种程度上讲，我们的RC-*k*NNG技术就是针对组合搜索问题的。如果现有的部件建议技术 [CK10, XXM⁺13, FWX⁺13] 采用我们的RC-*k*NNG技术，他们也可以达到类似我们技术的效果。

9 本章小结

在本章中，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，而且是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。

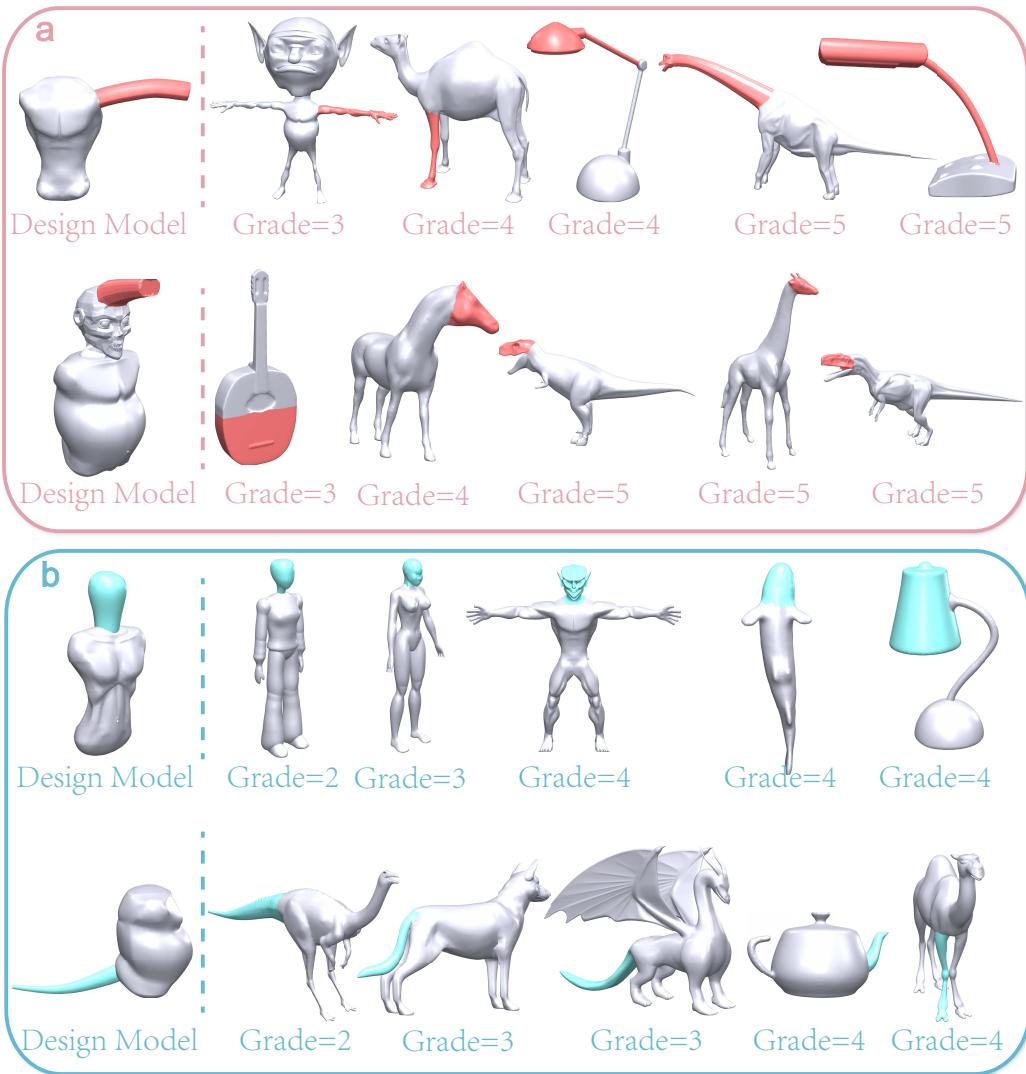


Figure 9: 具有代表性的建议部件及其得分。 (a) 图给出Ours系统建议的部件（红色）。 (b) 图给出PreSeg系统建议的部件（蓝色）。

Table 3: 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

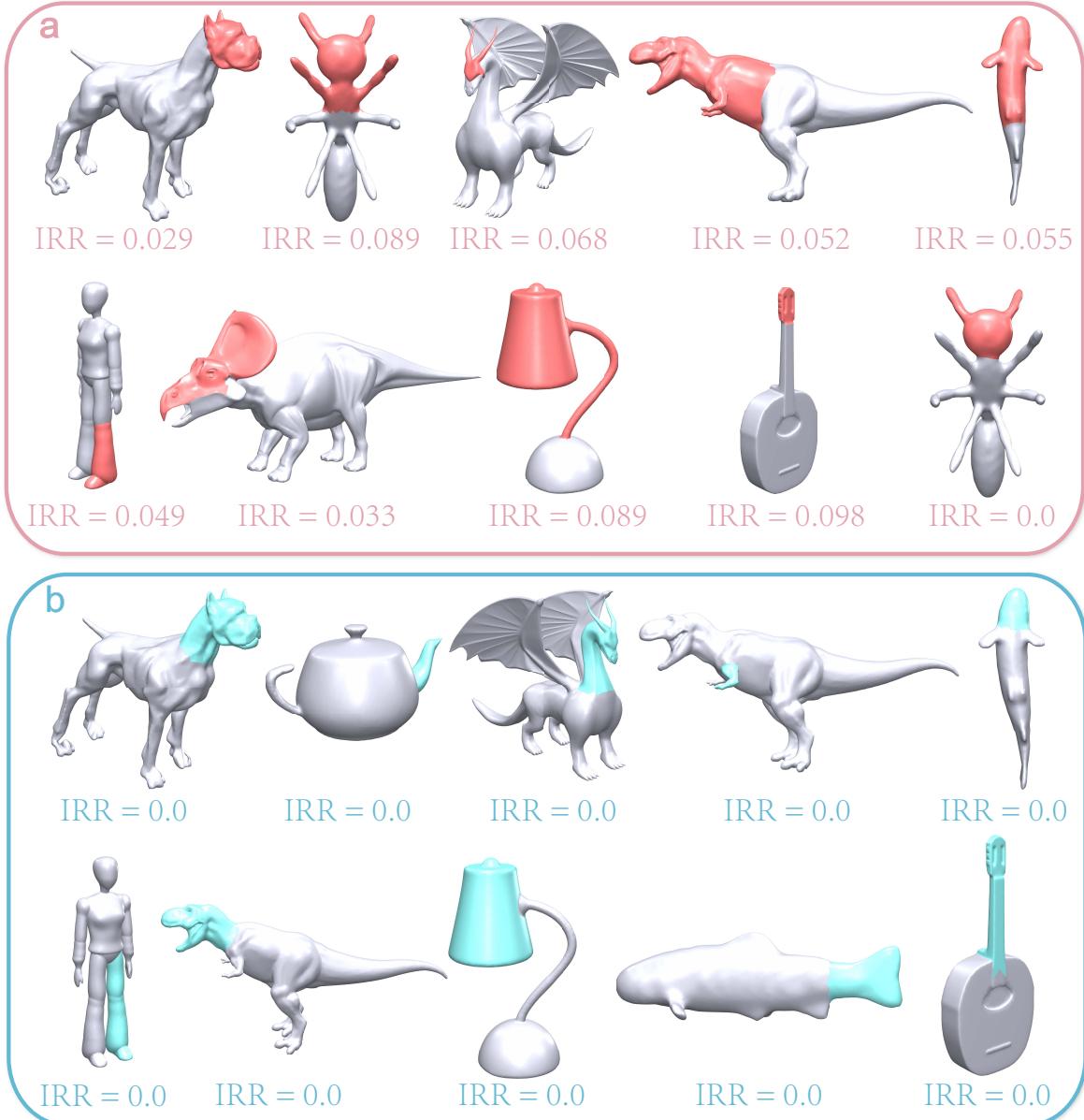


Figure 10: 具有代表性的建议部件及其非规则度量值。 (a) 图给出Ours系统建议的部件（红色）。 (b) 图给出PreSeg系统建议的部件（蓝色）。

我们提出一个针对创意建模的基于草图的部件建议方法。我们的数据驱动的方法需要一个模型数据库，实时地从数据库模型内搜索出与用户草图相匹配的具有启发意义的部件。与以前的方法不同，我们的方法不需要预分割的数据库，而是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。候选部件通过2D-to-3D局部匹配技术匹配并分割出来。我们的系统为艺术家提供了完成开放式建模任务的新方法。我们的方法也推动了草图式建模的发展。

局限 在当前的实现中，我们假设数据库内的模型都是流形。轮廓描述符是不是尺度不变的。我们的目标是提出概念设计工具，我们仅是简单地把部件放到一起，并未对部件做融合。

未来的工作 首先，我们打算为基于草图的代理模型生成部分添加基于语义的部件变形技术。我们计划开发更加有力的轮廓描述符，可以做到尺度不变。另外，我们计划开发三维描述符，将代理部件及当前模型的三维信息与本文内的二维描述符结合起来，提供更强大更准确的搜索功能。然后，我们打算在当前框架内加入部件融合功能 [LJWH08, SS10]。提取轮廓线的视角对搜索结果有很大的影响。探索最佳视角问题也是个有意思的研究方向。

Table 4: 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	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

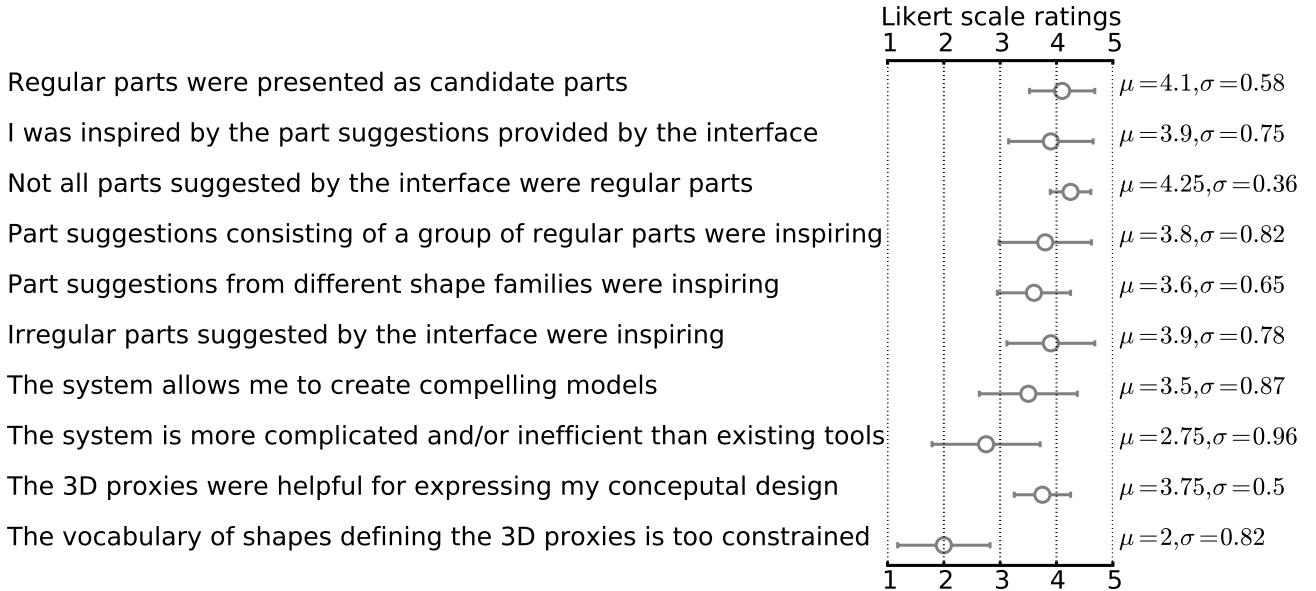


Figure 11: 调查问卷统计结果。“1”表示“强烈同意”。“2”表示“同意”。“3”表示“中立”。“4”表示“不同意”。“5”表示“强烈不同意”。

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⁺12] Mathias Eitz, Ronald Richter, Tammy Boubekeur, Kristian Hildebrand, and Marc Alexa. Sketch-based shape retrieval. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4), 2012.
- [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.
- [FWX⁺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.
- [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, 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.
- [LJWH08] Juncong Lin, Xiaogang Jin, Charlie C.L. Wang, and Kin-Chuen Hui. Mesh composition on models with arbitrary boundary topology. *IEEE Transactions On Visualization and Computer Graphics*, 14(3):653–665, 2008.
- [LSK⁺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.
- [SS10] Ryan Schmidt and Karan Singh. Meshmixer: An interface for rapid mesh composition. In *ACM SIGGRAPH 2010 Talks*, SIGGRAPH ’10, pages 6:1–6:1, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [SvKK⁺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.
- [SXY⁺11] Tianjia Shao, Weiwei Xu, Kangkang Yin, Jingdong Wang, Kun Zhou, and Baining Guo. Discriminative sketch-based 3D model retrieval via robust shape matching. *Computer Graphics Forum*, 30(7):2011–2020, 2011.
- [TGY⁺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.
- [XXM⁺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.