

Solution

王天宇

2020 年 4 月 23 日

1 hair retargeting

1. 将头发和脸部区域用三维凸包包裹，然后生成四面体网格，平均边长和头部的平均边长相当，太粗糙没有足够的自由度，将标准脸型 deform 到给定脸型

2. 头发区域原始的每根是 NURBS 曲线，对于每个控制顶点 v_i^{hair} 算出其在四面体网格的重心坐标，即 $v_i^{hair} = \lambda_1 * v_a^{tet} + \lambda_2 * v_b^{tet} + \lambda_3 * v_c^{tet} + (1 - \lambda_1 - \lambda_2 - \lambda_3) * v_d^{tet}$ ，同理对于标准脸部获得其在四面体网格的重心坐标 $v_i^{head} = \lambda_1 * v_a^{tet} + \lambda_2 * v_b^{tet} + \lambda_3 * v_c^{tet} + (1 - \lambda_1 - \lambda_2 - \lambda_3) * v_d^{tet}$

3. 由于标准脸部和另一个脸部的拓扑一致，所以我们自动获得 correspondence，因此我们可以建立点集约束 $v_i^{head_deformed} = \lambda_1 * v_a^{tet_deformed} + \lambda_2 * v_b^{tet_deformed} + \lambda_3 * v_c^{tet_deformed} + (1 - \lambda_1 - \lambda_2 - \lambda_3) * v_d^{tet_deformed} = v_i^{given_head}$

4. 因此我们可以将脸部对应关系通过重心坐标传递到四面体网格上，建立四面体网格顶点的点约束，接下来我们只要选一个恰当的四面体网格的变形能量加上 step3 的约束，通过数值优化将体网格变形，满足面部 correspondence 给定的顶点约束。这里我们用 as rigid as possible 能量，也有一些别的能量例如 MIPS(most isometric parameterizations) 和体拉普拉斯能量可以用。我看过了好买衣的头发模型，和胖瘦不一的人脸模型，不算 large deformation，因此上述能量优化后四面体应该都无翻，这可以保证 deformed hair 不会和脸穿插。

5. 我们使用 as rigid as possible 能量，那么最终我们要解这样一个问题：

$$\min_{v^{tet_deformed}} \sum_{v_i^{tet_deformed}} \left(\left| \frac{\partial v^{tet_deformed}}{\partial v^{tet}} - R \left(\frac{\partial v^{tet_deformed}}{\partial v^{tet}} \right) \right|^2_{Frobenius} \right)$$

s.t. $v_i^{head_deformed} = \lambda_1 * v_a^{tet_deformed} + \lambda_2 * v_b^{tet_deformed} + \lambda_3 * v_c^{tet_deformed} + (1 - \lambda_1 - \lambda_2 - \lambda_3) * v_d^{tet_deformed} = v_i^{given_head}$ (1)

6. 优化完毕，我们把头发的控制顶点根据重心坐标插值回去： $v_i^{hair_deformed} = \lambda_1 * v_a^{tet_deformed} + \lambda_2 * v_b^{tet_deformed} + \lambda_3 * v_c^{tet_deformed} + (1 - \lambda_1 - \lambda_2 - \lambda_3) * v_d^{tet_deformed}$

这是相同拓扑之间和不同拓扑之间的 retarget 的结果，两个真实感绘制出来的图片是楼下美术 12.3 号和 12.6 号的结果，如图 14 所示。

2 cloth retargeting

这里是一个 cloth retargeting 的综述，分成 2D image 和 3D mesh 两种类型，在两种数据上都分别有一些 paper 去解决将一套衣服从一个人身上迁移到另一个人身上的问题，如图 1 所示。2D 的做法基本都是基于神经网络进行图像的带语意的 transfer，如 [Raj et al., 2018, Wang et al., 2018, Han et al., 2018]；3D 的主要做法通过一些几何形变算法和学习算法的结合。而 3D 重定向中，又可以分为两类，一类是静态重定向，给定两个不同体型相同姿势的人，将一套衣服从贴合好的 source figure 重定向到另一个不同体型的人 (target figure)，而这样的一套新衣服依然是利用基于物理模拟的方法驱动之后的 secondary motion，如 [Brouet et al., 2012, Wang, 2018]；另一类是动态重定向，给定一个体型下贴合好的一套衣服和该人体模型，将该套衣服重定向到另一个不同体型和不同姿势的人身上，并且生成肉眼看上去物理可信的褶皱，这样的做法一定程度上可以替代 realtime cloth simulation 的巨大计算要求，如 [Guan et al., 2012, Pons-Moll et al., 2017, Lahner et al., 2018, Santesteban et al., 2019]。

3D 静态重定向：



图 1: 如图, 左边是 2D cloth 重定向的一般目标, 右边是 3D cloth 重定向的一般目标

1.[Brouet et al., 2012] 提出了一种自动地将一套贴合程度合适的衣服从该模特身上重定向到另一个不同身材的模特身上 (需要两个不同身材的模型网格拓扑相同且骨骼顶点拓扑相同), 并且尽可能地保持原始衣服形状特征, 如图 2。做法是: 1. 对于原始衣服计算每个 cloth 顶点对应的人体顶点, 骨骼顶点, 以及原始 cloth 关于这些参考点的偏移距离, 2. 在新的人体模型上通过对应的参考点重建对应的布料顶点, 此时布料紧贴新模型, 但是失去了原始衣服的形状特征, 3. 将 step2 的结果作为初值解一个带不等式约束 (避免穿透) 的优化, 要求在大多数位置重定向的衣服法向量和原始的衣服相同 (保持形状特征)。



图 2: 如图, 该算法可以自动地将一套贴合程度合适的衣服从该模特身上重定向到另一个不同身材的模特身上

2.[Wang, 2018] 解了一个和 cloth 重定向相关的问题, 不至于虚拟试衣的应用, 他提供了一个系统, 给定一个人体模型, 如何将标准体型下的缝纫样板重定向成适合该模型的缝纫样板, 即 sewing pattern adjustment, 这样可以定制化的制作衣服。做法就是解一个迭代优化。结果如图 3。

3D 动态重定向:

1.[Guan et al., 2012] 提出了一种学习算法, 在训练之后, 可以给定一个参数化的人体模型的 blendshape 和一件衣服, 自动地生成任意姿势和体型参数下的该模型穿着衣服的模型, 并有肉眼可见的褶皱, 而无需物理模拟, 如图 4。做法: 1. 构造不同体型相同姿势的人体模型训练集合 A 和相同体型不同姿势的人体模型训练集 B, 手动穿上特定衣服进行物理模拟获得训练集, 2. 对于每个 cloth triangle 它需要根据给定的人体模型预测一个变形梯度, 类似 deformation transfer 中的 deformation gradient, 获得该变形梯度后就可以将该衣服通过解最小二乘的方式拟合出和该形变后的模型尽可能相似的 conforming mesh, 再通过迭代优化解决和身体的穿透问题, 但是不能避免衣服的自交问题且无法达到物理模拟的精度, 3. 如何根据人体模型训练并预测 2 中需要的变形梯度: 将变形梯度分解为 shape 依赖柔性形变分量, pose 依赖刚性形变分量, pose 依赖柔性形变分量三部分, 分别用柔性部分用 PCA 进行从人体 shape or pose 到 cloth 形变的映射训练, 刚性部分直接 apply 对应的身体部分的刚性变换, 需要估计每一个 cloth triangle 属于某一个身体部分, apply 对应的旋转矩阵。优点: 无需模拟, 自适应; 缺点: 无法处理 cloth 自交, 结果不会比模拟的好。

2.[Pons-Moll et al., 2017] 提供了一个从扫描获得的 raw mesh data 时间序列中重建连续变化

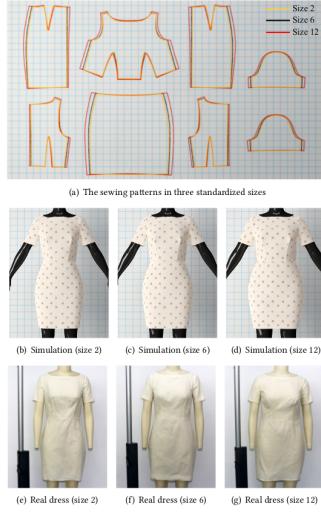


图 3:

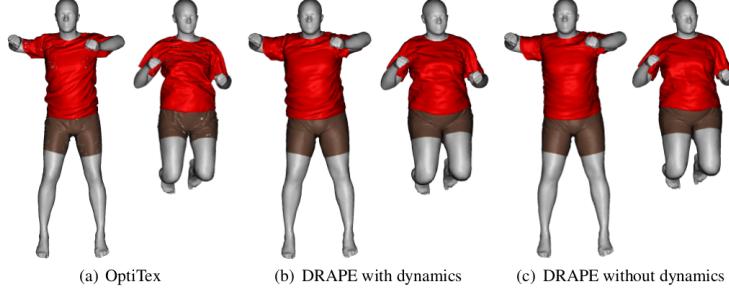


图 4: 如图, 该算法自动地生成任意姿势和体型参数下的该模型穿着衣服的模型, 并有肉眼可见的褶皱, 而无需物理模拟

的衣服和人体的系统, 并且该系统可以将重建的衣服重定向到一个身材不同的人体身上, 如图 5。重建的做法主要是将 cloth template, human template 和 raw mesh data 进行 alignment, 重定向的做法类似 [Brouet et al., 2012] 做法的第 1,2 步。

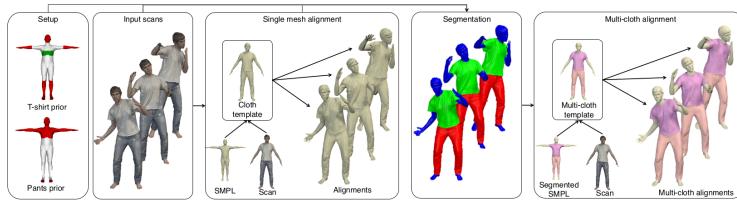


图 5: 如图, 该系统从扫描获得的 raw mesh data 时间序列中重建连续变化的衣服和人体

3.[Lahner et al., 2018] 提供了一个很取巧的做法, 它通过扫描数据重建低分辨率的衣服和人体序列, 然后预先训练一个这样的 smooth 的低分辨率 mesh 的 normal map 到一个高分辨率 mesh 的带有高频细节的 normal map 的 conditional GAN 超分辨率网络, 这样在重建出大致衣服后再对法向量进行超分辨率, 那么绘制出来的模型就会有丰富的褶皱, 但是这样的做法, 帧和帧之间的法向量过渡不光滑, 有明显抖动。结果如图 6。

4.[Santesteban et al., 2019] 提供了一个算法, 第一步先将给定一个 cloth template 将其重定向到任意一个体型的人体模型上 (通过训练一个人体模型体型参数到 cloh 顶点偏移量的 MLP 映射网络完成, 如果有穿插, 再做一把后处理), 并且第二步训练一个人体模型的体型参数和姿势参数到褶皱向量的 RNN 映射, 从而可以在重定向的 cloth template 添加这些褶皱向量作为新的偏移量, 从而获得一个带有细节的 cloth animation sequence。做法很暴力, show 的结果太简单了, 来来回

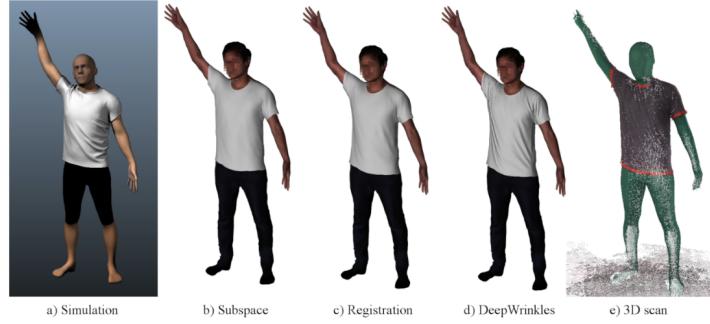


图 6: 如图, deepwrinkles 通过对 normal map 进行超分辨率获得不错的褶皱细节

回就一件短袖。如图 7。

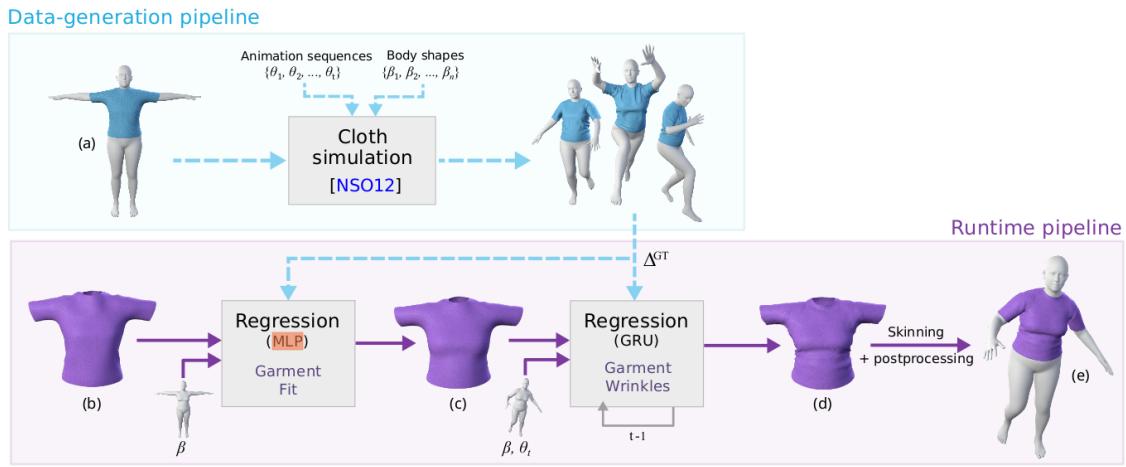


图 7:

2D image domain cloth 重定向:

1.[Raj et al., 2018] 提出基于 Deep learning 在给定两张图片, A 图描述目标衣服, B 图目标目标体型和姿势, 将 A 图的衣服重定向到 B 的人体上, 如图 8。做法分为两步: 1. 先对 A 图的衣服进行 segmentation, 对 B 图的人体进行 segmentation, 将 A 图的衣服 segmentation 结果通过 B 的人体分割结果进行 warping; 2. 训练一个自监督网络进行纹理合成, 对于一张图片, 将其进行分割并将分割结果和纹理特征进行 concat, 从而和原图进行差异比较。



图 8:

2.[Wang et al., 2018, Han et al., 2018] 做了同样一件事, 前者的网络叫 CP-VTON, 后者网络叫 VITON, 都是给定一个衣服的抠图图片 A (只包含衣服), 给定一个描述人体体型姿势的图片 B, 将 A 中的衣服根据 B 进行 warping 重定向到 B 图上。网络结果也很相似, 大致思路都是 a. 训练一个输入人体图片 B 和摆放整齐的衣服图片 A 可以将衣服 A 根据人体姿势进行 warping 的网络结构, 结果如图 9。

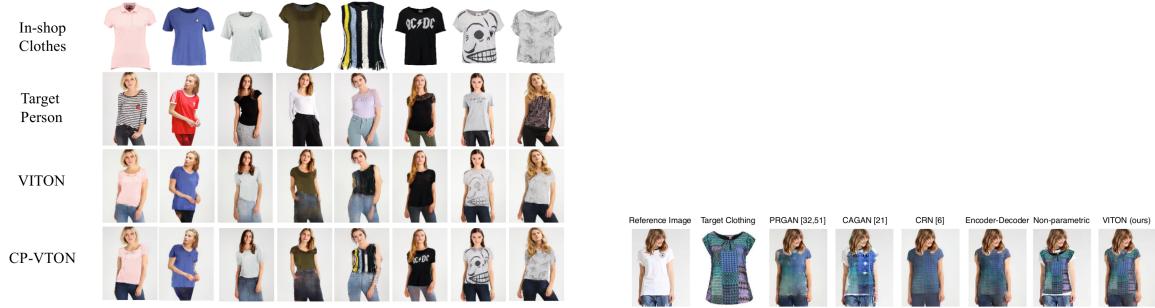


图 9: 左边是 [Wang et al., 2018] 的结果, 右边是 [Han et al., 2018] 的结果

3 static cloth retargeting

经过和三楼艺术家的沟通, 当前艺术家使用的交互式的服装编辑软件 Marvelous Designer 中的 retargeting 系统基于通过调整二维制版的形状, 系统自动通过制版的修改调整三维服装的形状, 并呈现新的模拟后静力平衡的状态; 与此同时, 艺术家在三维服装上也可以直接进行一些直觉性地调整 (如调整裙摆长度等), 类似 [Umetani et al., 2011] 该文的做法,

可以参考视频:<https://www.youtube.com/watch?v=Z1di8iIkDcE>

或者 <https://www.youtube.com/watch?v=u4QL9RAzTKM>

与此同时, 这一问题也可以通过直接在三维服装上进行处理, 不需要艺术家的交互, 也不需要借助二维制版, 但是弱点就是这样做的结果没有留给艺术家足够的修改余地, 优点就是自动化后可以节省大量人力成本. 接下来介绍在三维服装上进行重定向的算法, 该算法来自 [Brouet et al., 2012], 结果可以参考视频 <https://www.youtube.com/watch?v=sB6FrnNEWAw> 或者如图 10



图 10: 如图, 该算法可以自动地将一套贴合程度合适的衣服从该模特身上重定向到另一个不同身材的模特身上

一般而言, 艺术家他们期望重定向的服装能够:1. 成比例地自动调整尺寸, 平衡好 (贴合新人体尺寸) 和 (保持原始服装特征) 这一矛盾的需求.

为了方便公式化, 我们先明确问题定义:

输入是两个姿势相同的人体模型–源人体模型 $model_s$ 和目标人体模型 $model_t$, 对于人体模型 $model_s$ 有一套和其贴合的服装 $garment_s$, 假设 $model_s$ 和 $model_t$ 拓扑一致, 因此有天然逐个顶点的 dense correspondence, 并且我们假设 $model_s$ 和 $model_t$ 是绑定到骨骼的, 有对应的骨骼 $bones_s$ 和 $bones_t$, 并且骨骼的拓扑也是一致的, 因此也有天然的逐个骨骼顶点的 dense correspondence. 人体模型和服装模型均由三角形网格表示.

输出是将 $garment_s$ 从 $model_s$ 上重定向到 $model_t$ 上, 生成对应的服装 $garment_t$, 保证成比例地贴合在 $model_t$ 上, 并且保持原始服装特征.

算法概略: 重定向分为两步, 如图 11. 第一步, 先通过类似蒙皮的方法, 对 $garment_s$ 进行等比

例缩放,生成 $garment_0$; 第二步, 将 $garment_0$ 作为初始状态, 进行优化保持原始服装的特征, 生成最终的 $garment_t$.

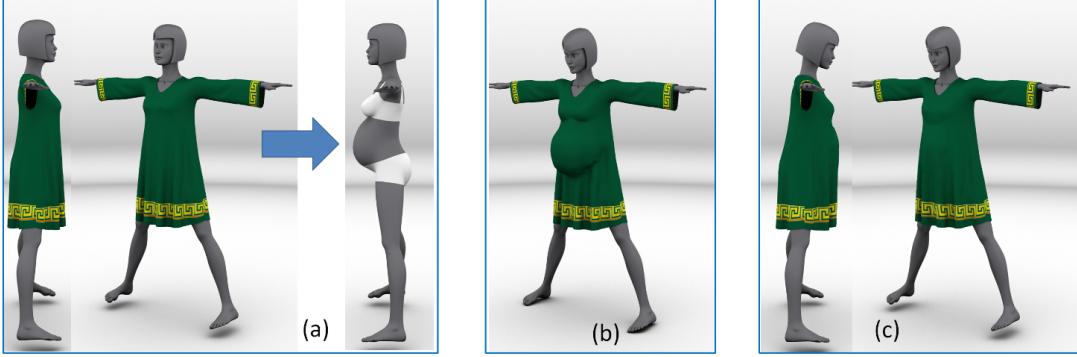


图 11: 如图, 该算法 (a) 给定一个穿衣服的源模型, 和一个目标人体模型,(b) 我们先等比例的缩放原始的服装模型, 满足新的身体比例,(c) 将 (b) 的服装模型作为初值进行优化, 要求保持原始服装的设计特征

算法细节:

第一步:

a. 选择参考顶点:

对于每个服装网格顶点 p_g , 我们需要获得其对应的骨骼顶点和人体模型顶点 (p_b, p_m) , 我们称其为参考顶点. 如何计算: 对于每个 p_g , 我们先计算距离最近的 p_b , 我们考虑 p_m 为离线段 $[p_b, p_g]$ 最近的顶点, 并且我们对于每个服装顶点 p_g 计算偏移量 $o = ||p_g - p_m||$.

b. 等比例缩放:

我们在源模型上对于每个服装顶点 p_g 计算了参考顶点对 (p_b, p_m) 和偏移量 o , 因为拓扑一致导致的 dense correspondence, 我们对于目标模型同样有 (\hat{p}_b, \hat{p}_m) , 我们定义新的 $\hat{p}_g = \hat{p}_m + o * v_{bm}, v_{bm}$ 是沿着射线 (\hat{p}_b, \hat{p}_m) 的单位向量. 其结果如图 11 的 (b), 可以看到该结果失去了原始服装的设计特征.

第二步:

a. 上一步的结果失去了原始服装的设计特征, 从数学上看, 是因为生成网格的法向量没有尽可能的和原始服装保持一致. 这里, 我们可以去公式化一个保持原始服装特征的需求为保持重定向的服装的面法向量尽可能和原始服装保持一致.

对于每个三角形 t 的三个顶点 p_1, p_2, p_3 , 我们类似 deformation transfer 中的做法, 定义虚拟顶点 p_4 为 p_1 沿着片法向量移动获得. 我们定义 3×3 矩阵 $P^t = (p_4 - p_1, p_4 - p_2, p_4 - p_3)$ 为局部标架, 从源服装网格到目标服装网格的变形梯度可以定义为 $\tilde{P}^t(P^t)^{-1}$, \tilde{P}^t 为形变后目标服装网格的局部标架. 综上, 保持服装特征可以通过保持法向量不变, 因此我们定义这样一个保持法向量的优化能量:

$$E_{shape} = \sum_t \|\tilde{P}^t(P^t)^{-1} - T^t\|_{Frobenius}^2 \quad (2)$$

这里的 T^t 是未知的 2D 变换, 保证法向量不变, 因此类似 as rigid as possible 的原理, 它可以保证尽可能最终的变形梯度只包含二维变换分量, 不改变法向量. 我们采用 local global 的思想, 优化该能量, 在 a.(固定 T^t 优化 \tilde{p}) 和 b.(固定 \tilde{p} 优化 T^t) 之间交替.a 步只是解一个二次优化,b 步需要根据当前的 \tilde{p} 状态优化 T^t

我们将当前的三角形沿着原始面法向量进行投影, 则根据当前顶点 \tilde{p} 获得投影之后的顶点 p' :

$$p_i'^t = \tilde{p}_i^t - \langle \tilde{p}_i^t, n^t \rangle n^t \quad (3)$$

从而获得投影之后的局部标架为 $P'^t = (p_4' - p_1', p_4' - p_2', p_4' - p_3')$, 我们可以看出明显 T^t 可以通过 $T^t = P'^t(P^t)^{-1}$ 定义, 如图 12

b. 但是上一步存在一个问题, 比如将一套裙子从一个女性身上重定向到男性身上, 如果保持法向量, 那么可能在一些需要贴合身体的紧身部分存在如图 13 的问题, 在胸部保持了和原始服装一样的法向量, 男性模型好像穿着一个胸罩一样傻逼, 但事实上我们应该保证它应该贴合新的人体模型.

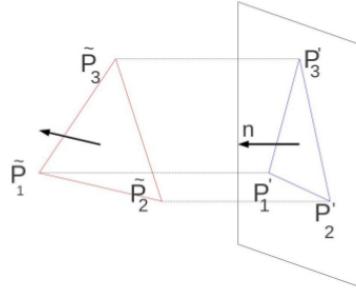


图 12:

此时我们可以在这些紧身区域, 放弃保持法向量的约束, 而要求 \tilde{p} 尽可能和等比例缩放的结果 \hat{p} 尽可能相似, 我们引入两个新的能量项平衡 E_{shape} :

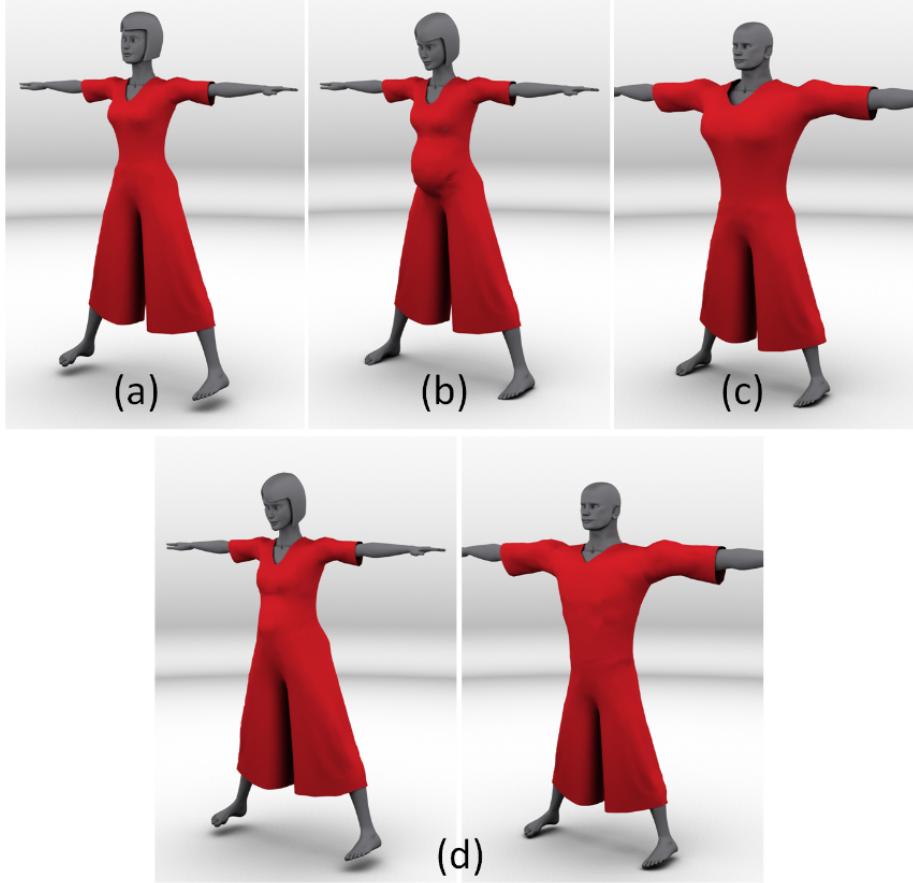


图 13: 如图 (c), 胸部位置, 我们事实上不应该保持法向量不变, 而应当保持相对位置不变, 如图 (c) 只使用能量 E_{shape} 会导致重定向的服装穿在男性模型上很不合适, 像穿着胸罩一样

$$E_{rl} = \sum_{\tilde{p}} \alpha_p (\langle \tilde{p} - \hat{p}, d_b \rangle^2 + \langle \tilde{p} - \hat{p}, d_t \rangle^2) \quad (4)$$

$$E_{fit} = \beta \sum_{t \in \text{tight_region}} \sum_{\tilde{p} \in t} \langle \tilde{p} - \hat{p}, d_q \rangle^2 \quad (5)$$

tight region 可以通过艺术家预先定义, 同时我们需要保证重定向后的服装和身体不发生穿插, 因此引入不等式约束, 从而最终需要优化的能量为:

$$E = E_{shape} + E_{rl} + E_{fit} \quad s.t. < \tilde{p} - p_m, d_q > \geq \epsilon \quad (6)$$

参考文献

- [Brouet et al., 2012] Brouet, R., Sheffer, A., Boissieux, L., and Cani, M.-P. (2012). Design preserving garment transfer. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4):Article–No.
- [Guan et al., 2012] Guan, P., Reiss, L., Hirshberg, D. A., Weiss, A., and Black, M. J. (2012). Drape: Dressing any person. *ACM Trans. Graph.*, 31(4):35–1.
- [Han et al., 2018] Han, X., Wu, Z., Wu, Z., Yu, R., and Davis, L. S. (2018). Viton: An image-based virtual try-on network. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 7543–7552.
- [Lahner et al., 2018] Lahner, Z., Cremers, D., and Tung, T. (2018). Deepwrinkles: Accurate and realistic clothing modeling. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pages 667–684.
- [Pons-Moll et al., 2017] Pons-Moll, G., Pujades, S., Hu, S., and Black, M. J. (2017). Clothcap: Seamless 4d clothing capture and retargeting. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 36(4):73.
- [Raj et al., 2018] Raj, A., Sangkloy, P., Chang, H., Hays, J., Ceylan, D., and Lu, J. (2018). Swapnet: Image based garment transfer. In *European Conference on Computer Vision*, pages 679–695. Springer.
- [Santesteban et al., 2019] Santesteban, I., Otaduy, M. A., and Casas, D. (2019). Learning-based animation of clothing for virtual try-on. In *Computer Graphics Forum*, volume 38, pages 355–366. Wiley Online Library.
- [Umetani et al., 2011] Umetani, N., Kaufman, D. M., Igarashi, T., and Grinspun, E. (2011). Sensitive couture for interactive garment modeling and editing. *ACM Trans. Graph.*, 30(4):90.
- [Wang et al., 2018] Wang, B., Zheng, H., Liang, X., Chen, Y., Lin, L., and Yang, M. (2018). Toward characteristic-preserving image-based virtual try-on network. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pages 589–604.
- [Wang, 2018] Wang, H. (2018). Rule-free sewing pattern adjustment with precision and efficiency. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 37(4):53.

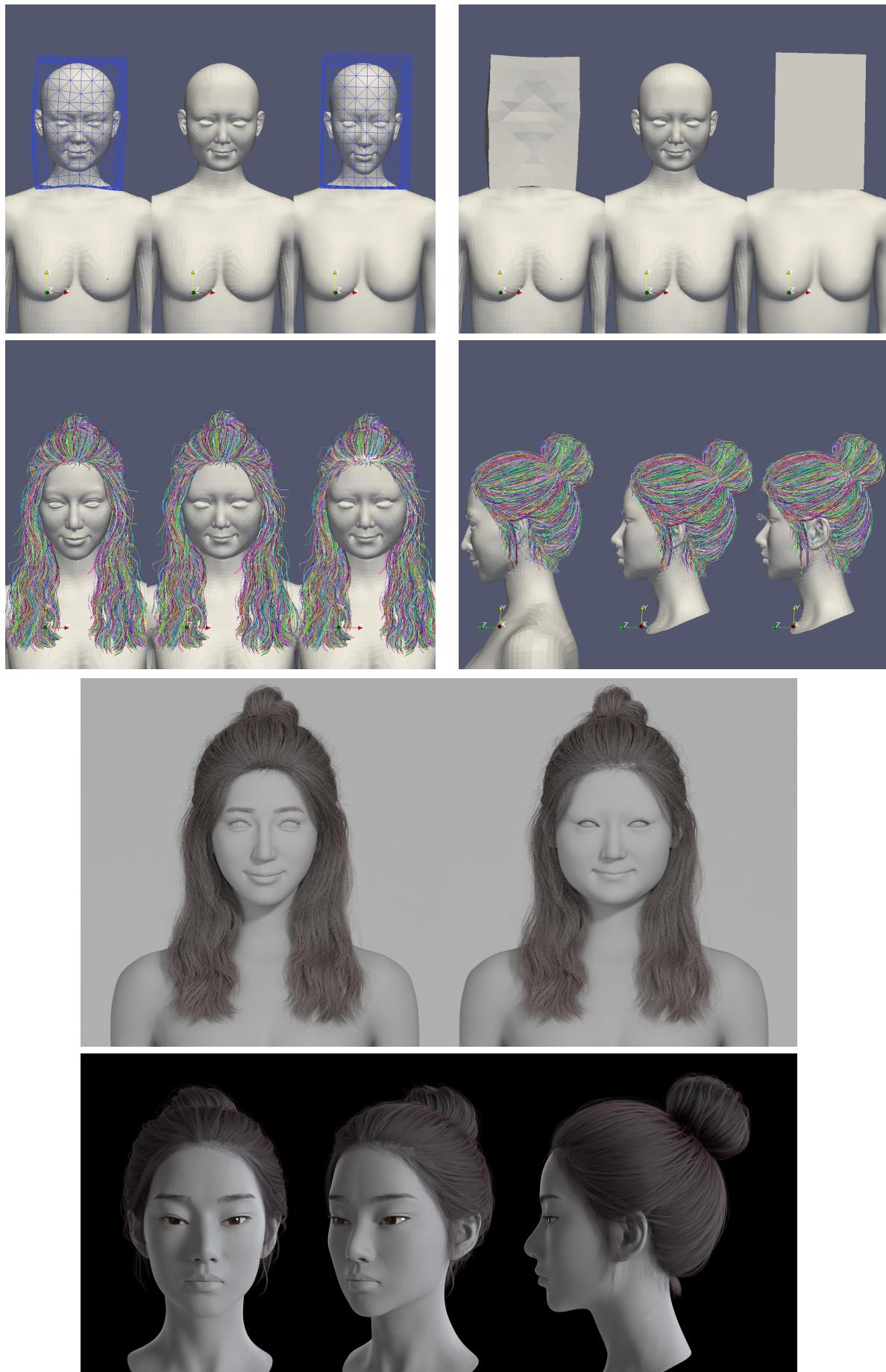


图 14: 这是相同拓扑之间和不同拓扑之间的 retarget 的结果, 第三行两个真实感绘制出来的图片是楼下美术 12.3 号和 12.6 号的结果。第二行每个子图从左到右分别是: 原始模型和头发, 新模型和重定向的头发, 新模型和原始模型上直接扒下来的头发。