第一周周报(02.23-02.26)

上周任务总结

上周主要阅读 EVA3D这篇论文.

这篇文章要想要解决的是从稀疏 2D 图像集合产生对应 3D 表示.

在 3D 生成方面由很多基于 GAN 的研究, 分别结合体素, 网格, NeRF 等, 尽管有一部分在生成人脸上表现不错, 但是对于姿势多变的人体表现往往不好, 也难以得到高分辨率的生成结果; 对人体表示的研究有基于模板的显示方法也有使用隐式函数表示人体; 目前的研究进一步表明对人体的不同部分使用不同的网络表示比针对整个人体使用单一网络表示效果会更好; 也有一些人体3D/4D 数据集的研究.

为了个实现更好的人体重建效果,作者主要针对两方面做改进提升:

- 1. 更好的人体表示: 引入SMPL 的人体模板表示先验; 使用 NeRF 对采样点查询;人体分块表示
- 2. 更高效的训练策略: 学习偏移 SDF 而不是直接预测 SDF 来处理人体姿势分布不均衡;引入姿势引导的采样来平衡输入的 2D 图像;

为了评估模型, 作者选取 ENARF-GAN, EG3D, StyleSDF 作为比较的 Baseline, 分别在 DeepFashion, SHHQ, UBCFashion和 AIST 数据集上继续实验, 使用 FID, KID, PCK 和 Depth 作为定量评价的指标, EVA3D 在多个数据集上的多个指标都取得最优结果或非常优秀的表现;从多个数据集上生成结果看,EVA3D凭借其更有效的人体表示和姿势引导的采样策略,产生的结果视觉上更好.

为了验证 EVA3D 设计的合理性,作者进行了两方面的消融实验:

- 1. 人体表示: 将3D-GAN 网络作为 Baseline, 向其中分别引入分块表示, 偏移 SDF 和姿势引导采样的设计, 其中姿势引导采样设计下 FID 和 Depth 都有明显改善;
- 2. 姿势引导采样的方法: 分别比较实用原始数据集分布(无姿势引导采样), 均匀分布采样和不同角度标准差的高斯分布采样, 发现在标准差为 15°时纹理和表面有最好的折中效果.

最后, 作者展示了提出的 EVA3D 模型在下游任务上的应用:

- 1. 隐空间上的线性插值, 发现从一种姿势可以像另一种姿势平滑过渡;
- 2. Inversion, 给定一个目标图像, 可以对它的姿势进行修改.

以上是读完这篇论文的初步情况,在读这篇论文的过程中我遇到这样三个问题,暂时没有解决:

- 1. 这篇文章提到两个空间,一个是 canonical space 即规范空间,是否可以理解为一组单位坐标系呢?另一个是observation space 即观察者空间,可以题解为相对于相机的空间嘛?在之前的 GAMES101课程中,有一部分是关于将空间中的 3D 物体变换投影到 2D 单位坐标系上的,不知道这里从canonical space 到 observation space 是否是此前成像过程的逆过程呢?还有一个反向变换,使用逆 LBS将空间采样点变换回到 canonical space,这部分也没有理解.
- 2. 论文中经常出现geometry, 是不是可以理解为人体的表面, 即是一个物体内部和外部的分割面呢?在此前阅读 PIFU 的时候就存在这样一个疑问, 结合这里使用的 SMPL , 一种人体表示的模板方法, 感觉理解为人体表面很合理,但是不知道这样理解对不对呢?另外一个 RGB 值, NeRF 论文还没有完整阅读, 初步了解它可以看做是对空间中的点(x,y,z) 和观测角度 (θ,ϕ) 的函数, 得到一个该点的 RGB 值 $\mathbf{c}=(r,g,b)$ 和透明度 σ , 是不是可以理解为表面的纹理,仅仅有 rgb 三个值就足以表示表面纹理了, 另外一个透明度感觉也也可以表示物体内外(可能读NeRF 会得到答案)

3. 关于这篇文章的 pipeline 的理解, 通过姿势引导的采样, 对 2D 图像输入的姿势进行均衡,使用 SMPL 得到一个输入 2D 的三维几何表示, 然后再将采样的点变换回到坐标系, 前后经历从 canonical space 到 observation space 再到 canonical space,再使用 NeRF 来从这些点查询整合得到三维表示.这里的随机噪声 2 的作用还不理解.

下一周任务

下一周主要的主要任务如下:

- 1. 精读 SMPL, NeRF和 StyleSDF(这篇论文模型的每个子网络模块是基于 StyleSDF 开发的)
- 2. 阅读这篇论文的三个 Baseline: EG3D, StyleSDF, ENARF-GAN
- 3. 整理人体三维表示和重建的论文(不仅仅局限于 NeRF), 从这个 PPT中提供的一些论文出发,寻找相关的论文.