Lab3 MLP reconstruction

王想 2100013146

1 Implementation

1.1 Model Structure

我用 MLP 拟合一个从坐标到 SDF 值的函数,进而得到物体的隐式表达。Lab 中我采用的 MLP 模型整体结构有 6 层,中间的 4 层隐藏线性层的维度均设置为 512 维,除了最后一层之外,其他 5 层后面都接入一个激活函数 Softplus。Note: 一个 MLP 只对应一个输入的点云的隐式表达。经过实验,我发现只需要 4 层隐藏层就足以获得足够好的效果,所以我并未采用更深的网络。MLP 网络拟合的函数可以用公式表达为:

$$f: \mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}$$

$$f(pos, \theta) = sdf(pos)$$

 θ 为 MLP 网络的模型参数, pos 为点的坐标, sdf(pos) 表示位置 pos 上的 SDF 值。

1.2 Loss Function

损失函数我采用论文 Implicit Geometric Regularization for Learning Shapes(IGR) 中的损失函数,定义如下:

$$\ell(\theta) = \ell_{\mathcal{X}}(\theta) + \lambda \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}} (\|\nabla_{\boldsymbol{x}} f(\boldsymbol{x}; \theta)\| - 1)^{2}$$

$$\ell_{\mathcal{X}}(\theta) = \frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} \left(|f(\boldsymbol{x}_i; \theta)| + \tau \left\| \nabla_{\boldsymbol{x}} f(\boldsymbol{x}_i; \theta) - \boldsymbol{n}_i \right\| \right)$$

以上两式中,函数 $f(\cdot,\theta)$ 为 MLP 模型; χ 为输入的点云,I 为输入的点云中的点的索引构成的集合; x 为点的坐标, n_i 为点的法向; $\mathbb{E}(\cdot)$ 表示数学期望; λ,τ 均为超参数,这两个参数我遵循原论文的设置, $\lambda=0.1,\tau=1.0$ 。

但是在具体实现时原论文还加上了一项 LatentLoss 用于将 MLP 网络泛化到所有点云 (原论文作者希望训练好一个 MLP 就能运用到很多不同的点云上),而在我的实现中我去掉了这一项,这是因为本次 Lab 的目标是针对这一个特定的点云进行重建,在这个场景下拟合的越接近越好,所以并不需要加上促使模型泛化的 LatentLoss。最后得出的效果证明我这样的舍弃是没问题的。

1.3 Decoder

在 MLP 模型训练好后,得到的就是这个物体的隐式表达。从隐式表达解码出显示表达 流程如下,对给定的分辨率 r , 先生成立方体网格,即 r^3 个对应的网格采样点,然后将这些

点的坐标输入 MLP 网络得到对应位置上的 SDF 值,最后利用 MarchingCube 算法得到显示表达,即 Mesh 表达。

2 Results

在默认参数设置下,用 RTX 3050 Ti 训练需要 4min20s 左右,解码需要 10s 左右。以下是在默认参数设置下得到的结果,可以看到重建出来的网格质量较高。









图 1: Output Mesh

A Appendix

Requirements: torch, numpy, scipy, skimage

Running command: $python\ main.py--args$

--args are given as bellow:

Perparameters	Type	Default	Help
epochs	int	2400	Number of trainning epochs
resolution	int	256	Resolution of output file
load	bool	True	True: load a model(need cuda); False: train a model
$input_path$	str	gargoyle.xyz	Path of input file
$output_path$	str	output.obj	Path of output file
$model_path$	str	model.pt	Path for load or save model

Tab 1: ArgumentParser of main.py