

PG-SDF

论文：《Small Steps and Level Sets: Fitting Neural Surface Models with Point Guidance》

地址：<https://ieeexplore.ieee.org/document/10656020>

年份：CVPR 2024

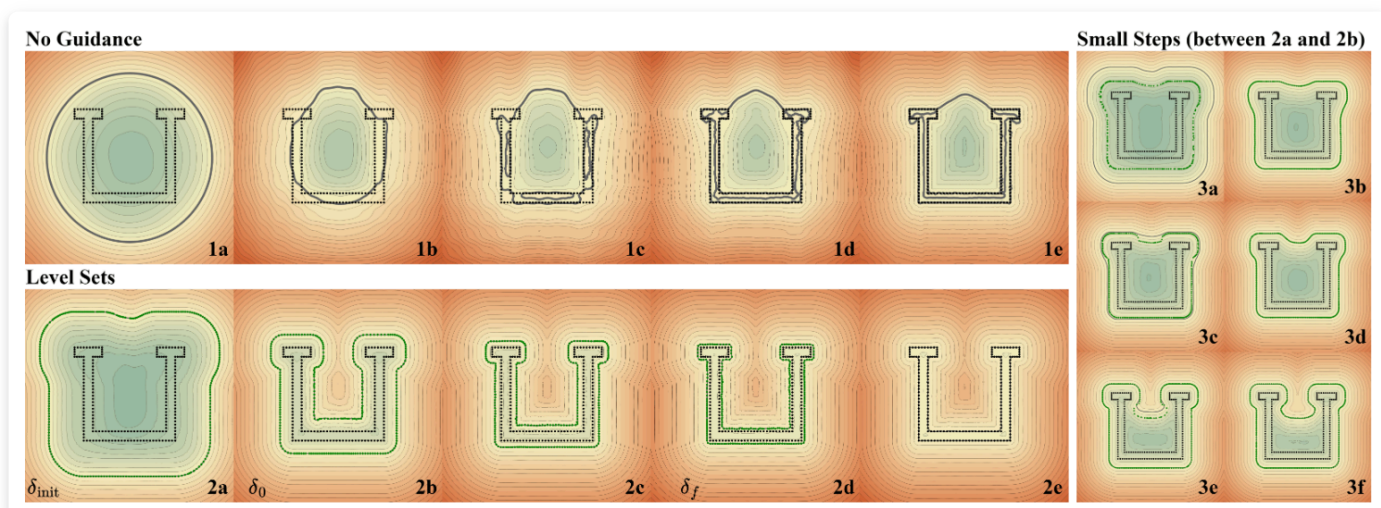
Introduction

任务：表面重建

技术贡献：

(1) 提出新的算法流程，通过逐步移动点来引导 SDF 的拟合，防止模型陷入 local minima。

Method



文章认为当 SDF 初始化的形状与目标形状相差太大时，标准的 loss 不能给出很好的梯度下降方向，导致模型会陷入 local minima (如上图 No Guidance 部分所示)。因此为了防止上述情况的出现，文章设计了一个流程，通过逐步引导的方式使得模型慢慢收敛到目标形状。

这里只关注核心的算法流程，关于 Shape Reachability 等内容可以看原文。

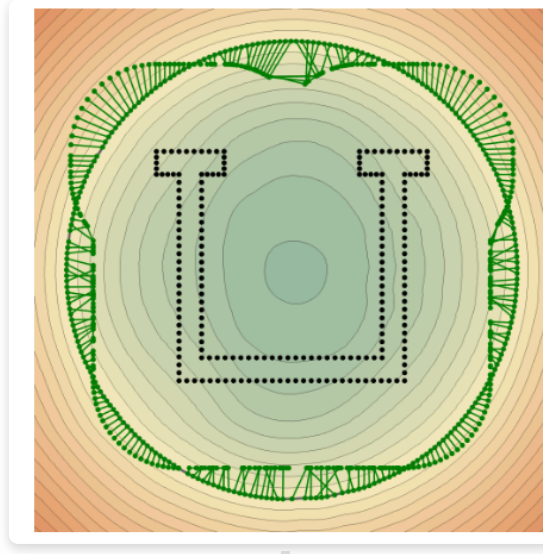
记输入的点云数据为 \mathcal{X} ，重建的表面为 \mathcal{R} ，模型为 $\Phi(x, \theta)$ ， \hat{v} 表示单位化的向量。文章想要用一些 guiding points \mathcal{Y} 逐步地引导模型靠近 \mathcal{X} ，如上图右侧所示。

Initialization

首先是对点云做 recenter 和 scale 处理，然后对于 $x \in \mathcal{X}$ ，取 4 个最近邻的距离，然后取这些距离中前 5% 的平均值作为采样半径 $\delta_{\mathcal{X}}$ 。

然后就是对模型的几何初始化，不同于以往参数初始化，这里相当于要去得到原始的 guiding points \mathcal{Y} ，然后用这些点训练模型，得到初始的形状。由于后续步骤需要用到法向，因此初始化时也需要计算相应的法向。我们想让模型初始化为 exterior level set of radius $\delta_{init} = 16\delta_{\mathcal{X}}$ 。取这样大的一个半径有 2 个好处：(1) 因为 $\delta_{init} \gg \delta_{\mathcal{X}}$ 对于任何的 $y \in \Omega_{\delta_{init}}$ ，都能得到比较好的法向近似值；(2) 大的半径初始化的形状不会很复杂。

得到 \mathcal{Y} 的具体做法是，先从包围 \mathcal{X} 的一个球开始，进行稠密采样，然后将这些点朝**随机方向**向内移动直到距离 $d(y, \mathcal{X}) \leq \delta_{\text{init}}$ 。然后针对这些点，找到其在 \mathcal{X} 上的最近点 $x_{\mathcal{X}}^*(y)$ ，将 y 沿着两点形成的直线方向向外移动直到离 \mathcal{X} 的最近点的距离恰好是 δ_{init} 。下图就是一个初始化的例子。

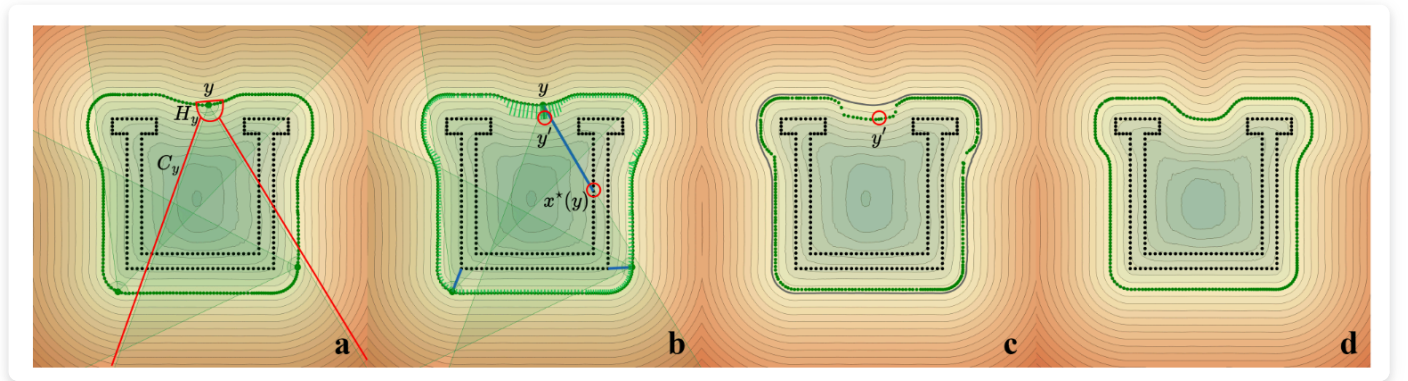


Moving the Guiding Points

现在描述朝着 \mathcal{X} 如何移动 guiding points $y \in \mathcal{Y}$ 。我们将 guiding points 按小步长 (方便模型优化) 一步步移动到

exterior level set of radius δ 即 Ω_δ ，使 SDF 先收敛到 Ω_δ ，然后再缩小 δ 再进行下一阶段的一步步移动。

在这个阶段中 y 的移动方向是 \mathcal{R} 的内法线方向，然后由于我们想要移动的位置是 \mathcal{X} 的 exterior level set Ω_δ ，所以我们会为每个 y 沿着内法线方向找到 \mathcal{X} 上最近点 $x^*(y) \in \mathcal{X}$ ，然后用这个点来确定在 Ω_δ 上的目标位置 $\omega^*(y)$ 。



首先要在内法线方向 $-n_y$ ($n_y = \widehat{\nabla_y \Phi(y)}$) 上找到 \mathcal{X} 的最近点，我们的搜索范围是一个圆锥 + 一个半球 (上图红线部分)，半球的作用是防止 y 距离 \mathcal{X} 过近导致有些点不在圆锥范围内。

定义一个阈值 $a_y \geq 0$ 和余弦相似度 s ，圆锥区域为

$$C_y = \{z | s(-n_y, z - y) \geq a_y\}$$

半球区域为

$$H_y = \{z | \|x - y\|_2 \leq 2\delta_{\mathcal{X}} \wedge s(-n_y, z - y) \geq 0\}$$

在这个范围内找到 $x^*(y)$

然后就是将 y 移动到 Ω_δ 上, 由于 \mathcal{X} 代表 zero level set, 因此 Ω_δ 的近似位置可以从 x^* 向 y 移动 δ 距离得到:

$$\omega^*(y) = (\|x^* - y\|_2 - \delta)(\widehat{x^* - y})$$

然后设置一个最大步长 s_m 使得移动的距离小方便优化:

$$y' = y - \text{clip}(\langle \omega^*(y), -n_y \rangle, s_m) n_y$$

最后是我们重复多少个阶段, 我们设置 $\delta = \delta_0$ 作为第一个阶段的目标, 然后进行一步一步的移动和优化, 当 \mathcal{R} 在 Ω_δ 处收敛时, 将 δ 减半作为下一个阶段的目标, 不断重复这样的循环直到 $\delta = \delta_f$ 。我们设置 $\delta_0 = 4\delta_{\mathcal{X}}, \delta_f = \delta_{\mathcal{X}}$ 。到达 $\delta = \delta_f$ 后就不再通过 y 进行优化, 直接在 \mathcal{X} 上进行优化。

Optimizing the Network

这一节讲了在移动过程中损失函数的设置, 详见原文。

整个算法流程如下:

Algorithm 1 Point-Guided SDF

```
1: procedure PG-SDF( $\mathcal{X}$ )
2:   Center  $\mathcal{X}$ , scale  $\mathcal{X}$  and compute sampling radius  $\delta_{\mathcal{X}}$ 
3:    $\mathcal{Y}, \mathcal{N}_{\mathcal{Y}}, \Phi \leftarrow \text{Initialization}(\mathcal{X}, \delta_{\text{init}})$ 
4:    $\delta \leftarrow \delta_0$ 
5:   while  $\delta \geq \delta_f$  do
6:     Move  $\mathcal{Y}$  using Eq. (14) ▷ See Sec. 4.1
7:     Optimize  $\Phi$  to match  $\mathcal{Y}$  ▷ See Sec. 4.2
8:     Resample  $\mathcal{Y}$  on new  $\mathcal{R}$ 
9:     Query  $\Phi$  for normals  $\mathcal{N}_{\mathcal{Y}}$ 
10:    if  $\Phi$ 's zero level set has not changed then
11:       $\delta \leftarrow \frac{1}{2}\delta$ 
12:    end if
13:  end while
14:  Optimize  $\Phi$  on  $\mathcal{X}$  ▷ See Sec. 4.2
15:  return  $\Phi$ 
16: end procedure
```

Interpretation as a Homotopy Method

关于方法可行性的理论证明。TBD.

EXPERIMENTS

评估指标: squared Chamfer Distance (CD), intersection-over-union (IoU)

数据集: ShapeNet 中的一个预处理好的 watertight 子集

Ablation Study

Guidance				Squared Chamfer ↓			IoU ↑		
\mathcal{Y}_0	\mathcal{Y}	δ_0	δ_f	Mean	Median	Std	Mean	Median	Std
×	×	—	—	2.41e-3	1.18e-3	2.65e-3	0.2795	0.2255	0.2078
✓	×	—	—	2.63e-4	1.91e-4	2.31e-4	0.5694	0.6091	0.2278
✓	✓	4	2	9.89e-5	7.70e-5	7.95e-5	0.8657	0.9163	0.1219
✓	✓	1	1	8.08e-5	7.52e-5	5.66e-5	0.8538	0.9386	0.1602
✓	✓	4	1	5.51e-5	4.87e-5	3.12e-5	0.9153	0.9598	0.0906

从 IoU 的指标来看，使用本文初始化的方法而非球初始化会显著提高效果，提早结束一步步移动的阶段会损害效果。