# **Neural-Pull**

论文: 《Neural-Pull: Learning Signed Distance Functions from Point Clouds by Learning to Pull Space

onto Surfaces》

地址: https://arxiv.org/abs/2011.13495

年份: ICML 2021

### Introduction

任务: 表面重建

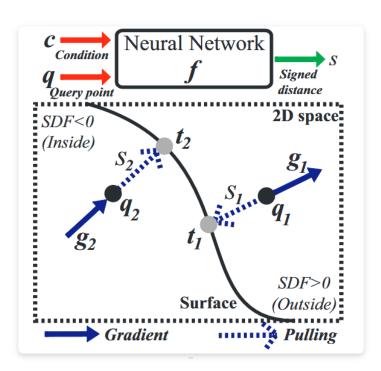
技术贡献:

(1) 使用将位于表面附近的点拉到表面上的方式来学习 SDF。

### Method

首先明确输入输出。有相应物体的 ground truth 点云 P,共计  $2\times 10^4$  个点  ${m p}_j$ ,通过采样的方式得到 query points  ${m q}_i$ ,具体做法是在每个  ${m p}_j$  处构建一个各项同性的高斯分布  ${\cal N}({m p}_j,\sigma^2)$ ,设定  $\sigma^2$  为  ${m p}_j$  到 50-th nearest neighbor 的距离平方,然后在高斯分布中采样 25 个点作为 query locations  ${m q}_i$ ,这样就构建了一个包含  $5\times 10^5$  个点的集合 Q。

网络的输入是 Q 中的点,而**不需要**任何 P 中的点 (这是与其他文章不同的地方) ,网络输出是到表面的距离。



文章的做法比较简单,对于输入的不在表面上的点,可以根据网络的输出和网络的梯度将点"拉"到表面上,然后计算一个 loss 用于训练网络。

通过以下公式计算  $q_i$  在表面上的对应点  $t_i'$ :

$$oldsymbol{t}_i' = oldsymbol{q}_i - oldsymbol{f}(oldsymbol{q}_i) imes 
abla oldsymbol{f}(oldsymbol{q}_i) / \|
abla oldsymbol{f}(oldsymbol{q}_i)\|_2$$

而 loss 就是计算  $t_i'$  和  $q_i$  在 P 中的最近邻  $t_i$  之间的距离:

$$d(\{m{t}_i'\}, \{m{t}_i\}) = rac{1}{I} \sum_{i \in [1, I]} \|m{t}_i' - m{t}_i\|_2^2$$

文章中证明了只需要这个 loss 就能让网络学习到物体的 SDF。

# **Experiments**

实验是在 ABC 数据集的子集、FAMOUS 数据集 和 ShapeNet 数据集子集 上与 DSDF、ATLAS、PSR、Points2Surf 和 IGR 进行比较,评估指标是 L2-Chamfer distance,Normal Consistency 和 F-score。详见原文。

## **Ablation Study**

Table 8. Ablation studies in terms of L2-CD ( $\times 100$ ).			
No GNI	Space sampling	Gradient constraint	Ours
0.35	0.80	1.15	0.22

#### 消融实验的结果表明:

- 对网络进行几何初始化能够提升重建效果;
- 在表面附近采样点而非在整个空间内采样能够提升效果;
- 加入 IGR 中提出的梯度模长为 1 的限制不能提升效果, 甚至差很多;

还有修改采样范围即  $\mathcal{N}(\boldsymbol{p}_j,\sigma^2)$  中的  $\sigma^2$ ,过大或者过小的值都会降低效果。