

# 23\_2\_5周报

近期包括未来工作分为如下几个内容：

1. 针对已有的工作，通过结果分析它们潜在的问题，并明确SBD可优化的方向；
2. 针对如下两个意见修改模型，并分析训练结果：
  1. 修改生成目标  $y$  的随机顺序；
  2. 将当前步的点云潜在特征与初始步的潜在特征一同作为Score-based模型的特征输入；
  3. 通过指标分析训练结果；
  4. 通过分析输入噪声点云，分析离群点可能由哪类点产生。

本周已完成工作：

- 使用Score-Based denoising完成降噪，并对结果进行分析；
- 修改生成目标  $y$  的随机顺序，并进行了分析；
- 对比前面两个结果的指标；

## 1. Score-Based 的结果

详细截图见problems.pdf

由于时间问题，这次分析的主要目标是50000点数0.01噪声的结果。

Score-based处理比较好的部分：

- 低频曲面降噪效果优秀，与之相关模型的指标优秀；
- 对于几何模型，如球、八面体等，高频信息和低频信息均能优秀恢复；

不足：

- 无法很好处理包含例如细圆柱体、两个相邻平行平面等信息的模型，如椅子、fandisk等，并会产生明显形变、离群点、破损的问题；
- 当要降噪的目标点处于两个平面中间时，它极有可能会变成无法处理的离群点；
- 高频边缘信息几乎无法保存。

## 2. SBD结果分析

### 2.1. 从指标结果分析

在[指标对比](#)中，我使用的是256000迭代后的模型，对比的是Score-based 1000000迭代的模型的结果。使用256000的原因是因为，在训练中发现继续有准确率下降的趋势。

结果可知（[可视化图片](#)），在10000点数测试集中，0.01噪声和0.02噪声的结果原不如Score-based；0.03的结果部分优于Score-based。50000点数测试集的结果相对可观，在0.01噪声和0.02噪声下的结果接近与Score-based，但仍然有一定距离；0.03的结果大多优于Score-based。

综上，SBD在高噪声下的降噪似乎有优势，低噪声下的降噪仍然需要继续改进。

可添加的其它对比项：

- 对比PointClearNet的结果；

## 2.2. 离群点问题解决进度

春节前调了一个训练参数，发现离群点问题消失了很多，这是一个意外的进度。

优化了训练过程中生成目标  $y$  的随机顺序，指标轻度变优，似乎有一定效果。

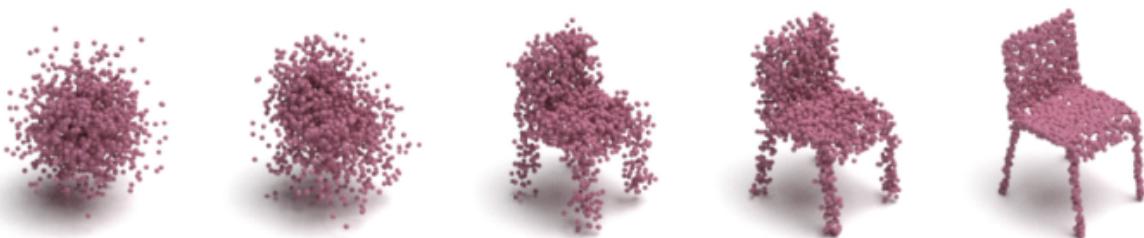
新发现一个可能的潜在因素：

- 对于diffusion的扩散和采样，使用的迁移方程为：

$$x^{(t)} = \sqrt{\alpha_t}x^{(t-1)} + \sqrt{1 - \alpha_t}z$$

但这不是一个线性关系，相比于传统的噪声逆问题描述的  $y = Hx + z$  有一定区别，但是在基于 Diffusion 的图像降噪似乎都忽视了这个问题归约过程（或者是我跳过了对这个过程的描述）

这个非线性关系在我现在参考的点云Diffusion模型中，如下图所示：



暂时没想到如何描述，但这应该不是传统噪声逆问题所描述的那种噪声模型。

点云降噪的目标噪声点云的噪声程度很小（我训练中采样的参数Beta的值非常小，也是基于这个理由）强行解释可以说由于噪声较小，可以把这个非线性关系假设为线性关系。

由于是强行解释，这意味着这是个潜在风险。

计划是通过分析输入噪声点云中点的位置，确认降噪结果中的离群点的产生原因，由于春节原因，这周没有把这个工作完成。

目前发现的原因：

- 若两个曲面是相邻的，例如椅子中间靠近的那两个平面、细圆柱体等，会导致模型无法正确判断曲面信息，导致大量离群点；
- 高频且无法通过简单曲面模型描述的曲面，模型可能需要更多训练才能正确提取：
  - 高频指曲率变化较大的地方；
  - 高频的简单曲面模型，例如正方体的棱、圆柱体的棱。

## 2.3. 结果可视化

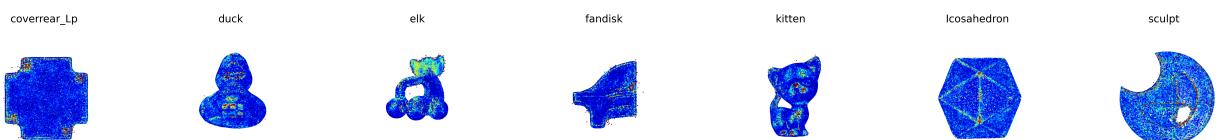
可视化部分结果

### 2.3.1. SBD (Ours)

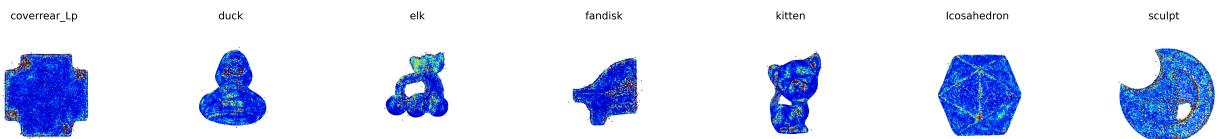
0.01



0.02

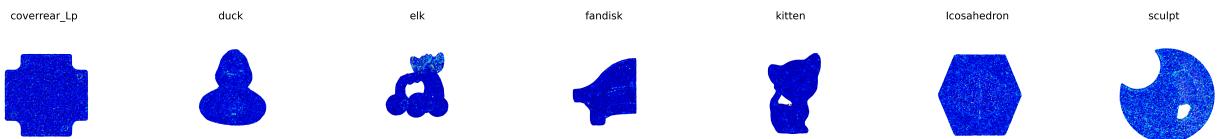


0.03



### 2.3.2. Score-Based

0.01



0.02



0.03



### 3. 可尝试的改进

1. 将当前步的点云潜在特征与初始步的潜在特征一同作为Score-based模型的特征输入；
2. 修改Loss，引入Displacement相关的Target内容：
  - $\mathcal{L} = \mathbb{E}[grad + 0.01 * Distance]$
3. 调参；

### 4. 指标对比

副标题命名规则，训练集-点云点数-噪声类型-噪声程度。

训练参数（部分）：

Parameter	Value
KNN_num	64 and 128
Training set	10000_posson,30000_posson,50000_posson
diffusion_step	30
beta	[ $1e - 5, 5e - 5$ ]
iterations	256000

对比的是Score-based提供的迭代1e6模型的结果。

该指标对比是希望找出使用了diffusion和自监督后，可能会有的优势。

下面选取的样本不经过挑选，是测试输出的前10个结果。

标准使用p2f。

#### 4.1. PUNet-10000-posson-0.01

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000059	0.000155
duck	0.000079	0.000164
elk	0.000098	0.000262
elephant	0.000063	0.000273
quadric	0.000085	0.000259
cow	0.000073	0.000231
fandisk	0.000053	0.000161

Name	Score-Based	Ours
Icosahedron	0.000052	0.000146
star	0.000055	0.000135
kitten	0.000058	0.000170

## 4.2. PUNet-10000-posson-0.02

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000105	0.000176
duck	0.000128	0.000186
elk	0.000171	0.000319
elephant	0.000154	0.000307
quadric	0.000169	0.000311
cow	0.000140	0.000272
fandisk	0.000117	0.000194
Icosahedron	0.000093	0.000155
star	0.000090	0.000141
kitten	0.000118	0.000199

## 4.3. PUNet-10000-posson-0.03

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000254	0.000213
duck	0.000255	0.000217
elk	0.000385	0.000397
elephant	0.000351	0.000373
quadric	0.000377	0.000391
cow	0.000279	0.000332
fandisk	0.000296	0.000256

Name	Score-Based	Ours
Icosahedron	0.000192	0.000183
star	0.000193	0.000159
kitten	0.000284	0.000262

#### 4.4. PUNet-50000-posson-0.01

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000030	0.000069
duck	0.000056	0.000087
elk	0.000050	0.000120
elephant	0.000028	0.000141
quadric	0.000039	0.000104
cow	0.000038	0.000099
fandisk	0.000027	0.000067
Icosahedron	0.000023	0.000046
star	0.000038	0.000054
kitten	0.000026	0.000065

#### 4.5. PUNet-50000-posson-0.02

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000067	0.000085
duck	0.000087	0.000099
elk	0.000090	0.000145
elephant	0.000086	0.000168
quadric	0.000094	0.000145
cow	0.000086	0.000130
fandisk	0.000073	0.000086
Icosahedron	0.000049	0.000052

Name	Score-Based	Ours
star	0.000062	0.000056
kitten	0.000058	0.000083

#### 4.6. PUNet-50000-posision-0.03

Name	Score-Based	Ours
moai	0.000230	0.000103
duck	0.000238	0.000115
elk	0.000256	0.000162
elephant	0.000257	0.000193
quadric	0.000261	0.000176
cow	0.000244	0.000155
fandisk	0.000260	0.000114
Icosahedron	0.000195	0.000063
star	0.000207	0.000064
kitten	0.000204	0.000101