

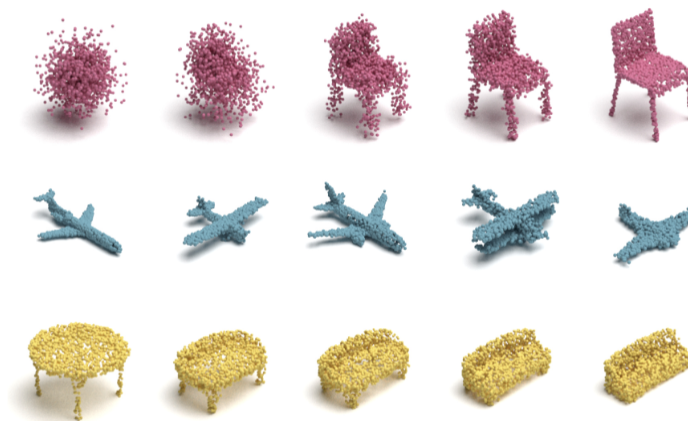
本周工作：

1. 轮胎标记完成数据集1的标记，开展对数据集2的标记；
2. 研读需审核的论文paper\_563，根据它的引用完成了对它实现思路的理解与整理，并和学长对此进行了讨论；
3. unity调研，对屠老师发的ppt涉及的技术进行了浏览与了解；
4. 粗略了解了Mesh Denoise的流程；
5. 完成了对diffusion Model的Loss的推导理解，对Diffusion Probabilistic Models for 3D Point Cloud Generation进行了学习

# Diffusion Probabilistic Models for 3D Point Cloud Generation

## 1. Introduction

该文受非平衡热力学启发，基于DiffusionModel提出了点云生成方法。其中，他们认为3D点云中的点可视为非平衡热力学系统中的粒子，在扩散作用下粒子会从某形状扩散到整个空间。这个工作将点云的点分布和噪声分布建立关联。通过学习寻找逆分布，从而从噪声中恢复原始点分布。



## 2. Diffusion Probabilistic Models for Point Clouds

这部分定义了模型训练的前向和后向扩散的概率模型，最后定义了训练Loss。

## 2.1. Formulation

遵循热力学和点云定义，定义点云  $X^{(0)} = \{x_i^{(0)}\}_{i=1}^N$  为一组热力学系统中的粒子，每一个粒子  $x_i$  都可被独立采样于点分布  $q(x_i^{(0)}|z)$ ，其中  $z$  为 Shape Latent（决定点分布）。

遵循 Diffusion，点到随机噪声这一扩散过程可描述为以下蒙特卡洛链：

$$q(x_i^{(1:T)}|x_i^{(0)}) = \prod_{t=1}^T q(x_i^{(t)}|x_i^{(t-1)})$$

$$\text{where } q(x^{(t)}|x^{(t-1)}) = \mathcal{N}(x^{(t)}|\sqrt{1-\beta_t}x^{(t-1)}, \beta_t\mathbf{I}), t = 1, \dots, T$$

由于目标是根据潜在编码  $z$  生成点云，因此定义逆向扩散过程。

1. 从近似于  $q(x_i^{(t)})$  的分布  $q(x_i^{(t)})$  采样一组点作为输入；
2. 通过蒙特卡洛链逆向回期望模型；

相比于前向的简单加噪声，逆向的模型是未知的，需要学习的。逆向过程可描述为：

$$p_\theta(x^{(0:T)}|z) = p(x^{(T)}) \prod_{i=1}^T p_\theta(x^{(t-1)}|x^{(t)}, z)$$

$$p_\theta(x^{(t-1)}|x^{(t)}, z) = \mathcal{N}(x^{(t-1)}|\mu_\theta(x^{(t)}, t, z), \beta_t\mathbf{I}), \text{ where } p(x^{(T)}) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I})$$

由于输入点云是从分布  $p(x_i^t)$  中采样的，因此整个点云的概率就是所有样本点的乘积：

$$q(X^{(1:T)}|X^0) = \prod_{i=1}^N q(x_i^{(1:T)}|x_i^{(0)})$$
$$p_\theta(X^{(1:T)}|z) = \prod_{i=1}^N p_\theta(x_i^{(1:T)}|z)$$

## 2.2. Training Objective

训练反向扩散的目的是使点云的似然估计  $\mathbb{E}[\log p_\theta(X^{(0)})]$  最大化。但直接算不行（见 EBM），因此使用最大下界化简：

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[\log p_{\theta}(X^{(0)})] &\geq \mathbb{E}_q \left[ \log \frac{p_{\theta}(X^{(0:T)}, z)}{q(X^{(1:T)}, z | X^{(0)})} \right] \\
&= E_q \left[ \log p(X^{(T)}) \right. \\
&\quad + \sum_{t=1}^T \log \frac{p_{\theta}(X^{(t-1)} | X^{(t)}, z)}{q(X^{(T)} | X^{(t-1)})} \\
&\quad \left. - \log \frac{q_{\varphi}(z | X^{(0)})}{p(z)} \right]
\end{aligned}$$

TODO: 继续完成研读。

## 2.3. Model Implementations

