# 阅读报告

English 中文

## 一、论文标题：

## Denoising Diffusion Probabilistic Models (DDPM)

## 二、作者单位、发表时间：

Jonathan Ho（UC Berkeley）

Ajay Jain（UC Berkeley）

Pieter Abbeel（UC Berkeley）

## 2020.6.19

## 三、论文背景和问题：

## 论文动机和贡献解读：

证明扩散模型实际上能够生成高质量的样本，有时比其他类型的生成模型的已发表结果更好

证明了在训练过程中多个噪声水平上的去噪分数匹配和采样过程中的退火朗格万动力学的等价性

## 方案设计详细分析：

扩散模型是一个通过变分推断进行训练的、参数化的马尔科夫链，包括扩散过程和反向过程。

扩散过程：

逐步添加噪音，具体为 ，其中 随时间步增大而减小

反向过程：

使用模型（在DDPM中为U-Net）对每一步噪声进行预测，得到一个参数化的高斯分布，然后应用去噪公式进行逐步去噪。其中核心在于噪声预测模型的训练，优化使用KL散度进行计算，而由于后验概率p未知难以计算KL，因此间接地使用变分推断，由与KL散度非负，我们最大化变分下界 来最小化KL散度。

## 实验效果及其分析：

无条件的CIFAR10数据集上，获得了9.46的Inception得分和3.17的最新FID得分。在256x256 LSUN上，获得了与ProgressiveGAN类似的样品质量

## 七、结论：

## 八：思考

使用 而非散度，是因为前者为包容性KL散度而后者为专一性KL散度。