# 阅读报告

English 中文

## 一、论文标题：Denoising Diffusion Implicit Models

Denoising Diffusion Implicit Models

## 二、作者单位、发表时间：

Jiaming Song, Chenlin Meng & Stefano Ermon

Stanford University

v1：2020.10.6

## 三、论文背景和问题：

尽管最近关于迭代生成模型的工作（如DDPM和NCSN）展示了生成与GANs相媲美的样本的能力，且无需对抗训练，但这些模型需要许多迭代才能生成高质量样本。DDPMs 通过模拟一个马尔可夫链来逐步从白噪声中去噪生成图像，但这个过程非常慢。

## 四、论文动机和贡献解读：

为了解决生成样本速度慢的问题，作者提出了一种新的隐式概率扩散模型——DDIM（Denoising Diffusion Implicit Models），旨在加速样本生成过程。

实证展示了 DDIM 在加速采样的同时，能够生成与DDPMs相当的高质量样本，并且在某些情况下，能够实现更高质量的样本生成。

同时，DDIM 允许在潜在空间中直接进行语义上有意义的图像插值，并能够以非常低的误差重建观测值。

## 五、方案设计详细分析：

DDPM需要模拟马尔可夫链的许多步骤才能产生样本，导致生成样本速度偏慢。文章通过数学推导指出，实际上DDPM这个隐变量模型可以有很多推理分布来选择，只要推理分布满足边缘分布条件即可，（扩散过程的特性）即可，而且这些推理过程并不一定要是马尔卡夫链。

DDIM同样具有两个过程：

前向过程：前向过程不再是马尔科夫链。如在文中给出的示例里，生成 时除了依赖 ，还依赖 。但是，这只是一个示例而已，DDIM定义的推理分布并不需要前向过程就可以得到和DDPM一样的优化目标。事实上，由于没有定义，我们可以在原序列中采样一个长度为S的子序列，将其前向过程定义为马尔科夫链，于是前向过程的步数缩短了。

反向过程：DDIM的反向过程一大特点是具有确定性。根据 的形式，生成阶段，文章给出了一个从 到 的新公式，将噪音部分做出了进一步的、包含系数 的定义，系数=1时为DDPM，系数=0时生成为确定过程，为DDIM。

重建和插值：文中额外提到的两个小点。重建是指的首先用原始图像求逆得到对应的噪音然后再进行生成的过程。 这意味着可以由一个原始图像得到对应的随机噪音，然后再用该噪音进行生成就可以重建原始图像。插值是指对两个随机噪音进行插值从而得到融合两种噪音的图像，对于DDIM，两个不同的随机噪音会产生不同的图像，但是如果我们对这两个随机噪音进行插值（文中采用的插值方法是球面线性插值）生成新的噪音，那么将生成融合的图像。

## 六、实验效果及其分析：

作者在多个数据集上进行了实验，包括 CIFAR10、CelebA、LSUN Bedroom 和 LSUN Church。实验结果表明，DDIM 在减少生成步骤的同时，能够生成与 DDPM 相当的高质量样本。在某些情况下，DDIM 甚至能够生成更高质量的样本。

## 七、结论：

## 八：思考