|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **文章信息** | **摘要** | **方法概述** |
| **阅读程度**：  跟视频学习，原文几乎没读  **文章标题：**  Denoising Diffusion Probabilistic Models  **中文标题：**  去噪扩散概率模型  **发表于：**  NIPS2020  **作者：**  Jonathan Ho  **单位：**  UC Berkeley加州大学伯克利分校 | 我们使用扩散概率模型提出了高质量的图像合成结果，这是一类潜在变量模型的考虑来自非平衡热力学。  我们最好的结果是通过训练加权变分界设计根据新颖的连接扩散概率模型和去噪分数匹配朗之万动力学，和我们的模型自然承认一个渐进的有损减压方案，可以解释为自回归解码的泛化。  在无条件的CIFAR10数据集上，我们获得了9.46分和最先进的FID得分为3.17分。  在256x256 LSUN上，我们获得了类似于ProgressiveGAN的样品质量。我们的实现可以在https://github.com/hojonathanho/diffusion上找到。 | 其中和是提前设定好的超参数，论文中从0.0001线性增大的到0.002，且。  前向过程：，其中即是一个D维的标准正态分布D是像素值维数。  概率描述：。  通过递推及利用正态分布相加的特性，得到：，其中，这意味着我们可以直接通过套用公式一步得到，这与逐步加噪的过程的等价的。  概率描述：，因为，。  现在我们又以下三个概率分布，结合贝叶斯公式：        得，其中，。  我们将带入均值中得到。 关于此处是高斯噪声但不是随机变量，因为这里是假设，已知时的概率分布，在，已知时，也是一个定值，代表着从0到t这个过程中添加的噪声。  以上都是基于理论的推到，而实际情况下，我们面对的是从这样的一个分布中抽样得到的噪声图，我们使用的是假设已知时的公式，但实际情况下我们手上是没有的，因此我们构建一个神经网络，输入的，t，输出是z，即用前者去猜添加在上的噪声z。    这里训练过程就是以以及t为输入，经过神经网络猜。训练结束后，神经网络的输出就当做去用，带入中即得均值，这样就能通过概率分布得到的一个抽样结果。 |