|  |  |
| --- | --- |
| **文章信息** | **动机及方法概述** |
| **阅读程度**：  未完全读懂，但记录  **文章标题：**  Score-Based Generative Modeling through Stochastic Differential Equations  **中文标题：**  通过随机微分方程进行基于分数的生成建模  **发表于：**  ICLR2021  **作者：**  Yang Song  **单位：**  斯坦福 | 关于布朗运动的一些粗糙见解：这是一个标准的布朗运动，即在一个时间微元内，位置的增量是从以为方差的标准正态分布中随机抽样得到的。  **3.1 使用随机微分方程进行数据扩散：**  由数据的原始分布，通过随机微分方程，将数据扩散，扩散过程的终点t=T时，数据将符合一个先验分布，其中是一个标准的微分方程，这个过程不包含任何随机变量，即给定，将得到唯一的，而将扩散过程引入了随机性，这里我理解就是一个标准的布朗运动。前向扩散过程可以认为是从出发，t时刻的值是从条件分布中进行一次随机采样的结果，最终由于噪声较大，相当于从分布中进行了一次随机采样。  **3.2 使用反向随机微分方程还原扩散过程：**  扩散过程理论上是可逆的，通过反向SDE，，从中随机采样一个样本为起点，跟随反向SDE的过程得到，相当于从分布中进行一次采样，前提是我们需要知道每一个时刻t的边缘概率分布分数。  **3.3 为反向随机微分方程估计分数：**  这在前面的工作中已经得到妥善的结局：，时刻t相对于时刻0的条件概率分布的分数是已知的，使用去噪分数匹配就可以。  **3.4 统一SMLD和DDPM：**  SMLD就是使用郎之万动力学采样是NCSN噪声条件分数网络这个方法中的采样算法。原文中是设置一系列，，，，用条件概率表示为，改为马尔可夫过程可以写为，将其连续化可以写为，认为，则，积分得，**这意味着**，这个式子与离散的SMLD显然具有一样的形式。  DDPM就是去噪扩散概率模型，原文中的马尔可夫过程为，条件概率表示连续化后，这里的微分方程die不会解，数学不存在，总之肯定是和SMLD的连续化效果是一样的，此时SMLD与DDPM的前向过程都统一使用SDE进行了描述。  注意SMLD连续化后，条件概率分布的方差为**，**原文描述是一个爆炸方差，记为Variance Exploding VE-SDE，而DDPM连续化后，条件分布的方差为**，**记为Variance Preserving VP-SDE，还有一个sub-VP-SDE，有助于似然likelihoods（不道啥意思）  之后作者介绍了反向SDE求解的几种方法“   1. 使用数值SDE方法 2. 将数值SDE作为predictor，并使用郎之万采样作为corrector结合使用 3. 伴随ODE方法   此外作者还实现了可控类别的生成，信息量太大暂时真看不懂。 |
| **摘要及贡献** | **实验** |
| 从数据中创建噪声很容易；从噪声中创建数据是生成式建模。  我们提出了一个随机微分方程（SDE），该方法通过缓慢注入噪声平稳地将复杂数据分布转换为已知的先验分布，以及相应的反向时间SDE通过缓慢消除噪声将先验分布转换回数据分布。至关重要的是，反向时间SDE只依赖于扰动数据分布的与时间相关的梯度场（即分数）。通过利用基于分数的生成建模方面的进展，我们可以用神经网络准确地估计这些分数，并使用数值SDE求解器来生成样本。（提出方法）  我们展示了这个框架封装了以前的基于分数的生成建模（NCSN）和扩散概率建模（DDPM）的方法，允许新的采样程序和新的建模能力。（对前面任务的统一，niubility）  特别地，我们引入了一个预测-校正器框架来纠正离散反向时间SDE演化中的误差。（改进一）  我们还推导了一个等效的神经ODE，它从与SDE相同的分布中采样，但另外还能实现精确的似然计算，并提高了采样效率。（改进二）  此外，我们还提供了一种新的方法来解决基于分数的模型的反问题，并在类条件生成、图像内画和着色等方面的实验中得到了证明。（改进三）  结合多个架构改进，我们实现创纪录的性能：无条件图像生成CIFAR-10 Inception score9.89和FID2.20，likelihood of 2.99 bits/dim，并首次从一个基于分数的生成模型中演示了1024\*1024图像的高保真度生成。（成果） | ***优雅，永不过时！！*** |