DDIM : Denoising Diffusion Implicit Models

論文ソース

- DENOISING DIFFUSION IMPLICIT MODELS

参考

- https://henatips.com/page/46/#ddim

概要

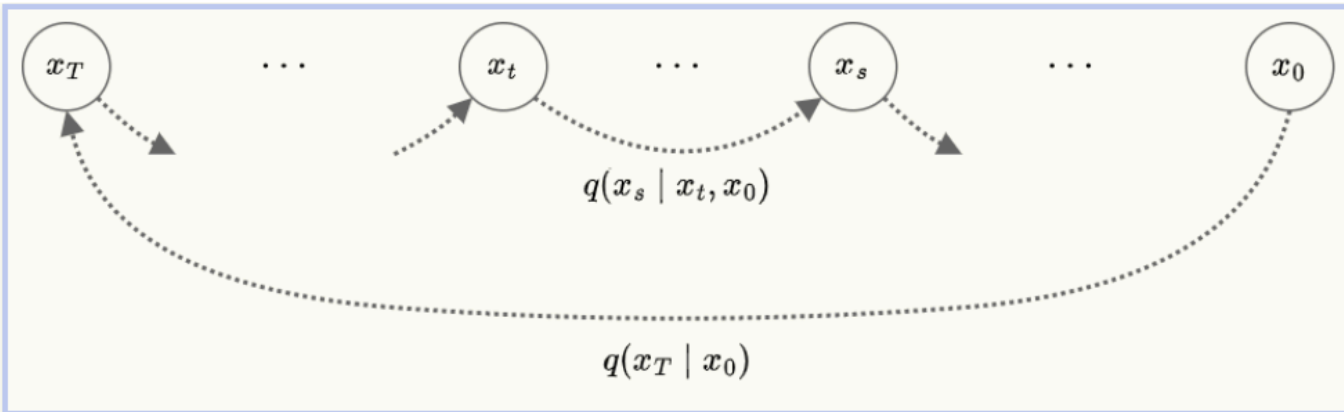
- DDPMの生成過程(逆拡散過程)のステップ数を減らした
  - DDPMの生成過程はT->T-1->...t->t-1->...->0という風にTから0まで連続していた
  - DDIMでは飛ばすことができる(たとえばT->T-10->...->0)
- 実験した結果DDPMが1000ステップかけてやっていたのに対して、DDIMで200ステップでやっても結果かわらなかった
  - 大幅にステップ数を減らすことに成功してすごいという話

DDIM

- 先に結論
- $\{0,1,2,\cdots,T\}$の部分列$\tau=\{\tau_0,\tau_1,\cdots,\tau_I\}$を任意に取る
- ただし、$\tau_0=0,\tau_I=T$
  - ここでいう部分列とは順番を入れ替えない部分列のこと
  - つまり、狭義単調増加性は保持されたまま
- τに含まれる任意の隣接する2つの要素$(s,t)=(\tau_{i-1},\tau_i)$にたいして次のように定義される非Markov確率過程を考える

$$
\begin{aligned}
q\left(x_T|x_0\right) &:= p_{\mathcal{N}}\left(x_T|\alpha_T x_0,\left(1-\alpha_T^2\right)I\right)\\
q\left(x_s|x_t,x_0\right) &:= p_{\mathcal{N}}\left(x_s|\alpha_s x_0+\sqrt{\sigma_s^2-s_t^2}\frac{x_t-\alpha_t x_0}{\sigma_t},s_t^2 I\right)
\end{aligned}
\tag{1}
$$

- ちなみに、$\alpha_t^2+\sigma_t^2=1, s_t^2=\frac{1-\alpha_s^2}{1-\alpha_t^2}\left(1-\frac{\alpha_t^2}{\alpha_s^2}\right)$とすればDDPMと一致



DDIMの拡散過程

- 導出は下

拡散過程の導出

- いつかやる

生成過程の導出

- いつかやる

損失関数の導出

- いつかやる

生成アルゴリズム

- $\{0,1,2,\cdots,T\}$の部分列$\tau=\{\tau_0,\tau_1,\cdots,\tau_I\}$をとる。ただし$\tau_I=T, \tau_0=0$
- $x_{\tau_I}=x_T$を$\mathcal{N}(0,I)$からサンプル
- 以下の手順を$(t,s)=(\tau_I,\tau_{I-1}),(\tau_{I-1},\tau_{I-2}),\cdots,(\tau_1,\tau_0)$に対して繰り返し行う
  - x_t, tをニューラルネットワークに入力して出力ϵ_θを得る
  - $n\sim\mathcal{N}(0,I)$を取る
  - $x_s:=\frac{\alpha_s}{\alpha_t}\left(x_t-\sqrt{1-\alpha_t^2\epsilon_\theta}\right)+\sqrt{1-\alpha_s^2-s_t^2}\epsilon_\theta+s_t n$
- $x_0=x_{\tau_0}$を画像として出力