Paper summary

AI VISION Lab

- 1. 공부한 논문의 제목, 게재된 학회 혹은 저널 등 논문 기본 정보를 적으세요.
 - A. 이름: Denoising Diffusion Implicit Models
 - B. 저널: ICLR
 - C. 도메인: DIFFUSION
 - D. 출판연도: 2021
 - E. 저자: Jiaming Song, Chenlin Meng, Stefano Ermon
- 2. 논문에서 제안한 알고리즘 및 프레임워크에 대해 본인이 이해한대로 다이어그램을 그려보세요. 논문 Figure를 그대로 따라 그리면 안됩니다.
 - A. [선행연구] GAN은 우수한 Generative model이지만, 학습이 불안정하다는 확실한 단점을 가지고 있음. 따라서 다양한 연구가 지속됨.
 - B. [선행연구] 그렇게 등장한 DDPM(Jonathan Ho), NCSN(Yang Song)의 경우, Sample quality의 경우 GAN 보다 우위에 있을 뿐만 아니라, 학습을 안정적으로 할 수 있다는 장점을 가지고 있음. 그러나 해당 모델들의 단점은 반복적인 과정을 통해 Sampling을 한다는 점임
 - C. [선행연구] GAN은 1Step만에 Sample을 얻지만, NCSN은 20Step(Langevin Dynamics) DDPM은 T=1000 Step이 필요함.
 - D. 본 논문에서는 Markov Process로 이뤄진 구조의 한계라고 가정하고,
 Diffusion model의 Forward process에 대해서, Non-Markovian Process를 제안함.
 - E. 기존의 모델(DDPM, DPM)에서도 $p(x_{t-1} \mid x_t)$ 를 해결하기 위해 $q(x_{t-1} \mid x_t, x_0)$ 를 사용했음. 이 때는 단순히 형태를 변환하고자 x_0 을 이용하였었으나, DDIM에서는 DDPM에서 계산적으로(analytic) 보였던, $q(x_t \mid x_0)$ 을 이용해, $q(x_{t-1} \mid x_t, x_0)$ 을 Closed Form으로 제안함. 즉, x_{t-1} 의 경우 x_0 에 필수적으로 의존하는 구조를 완성함. (with x_t)
 - F. Non-Markovian Forward Process를 이용, Generative Process에 대해서 재정

의함 $(x_0 \mid x_1$ 의 경우는 여전히 Deterministic Distribution)

- G. 뿐만 아니라, Loss에 대해서, γ 를 통해 Noise를 Scale할 수 있는 L_{γ} 를 제시 함. $(\gamma=1, DDPM과 동일. \gamma=0, DDIM-Deterministic과 동일)$
- H. 이는 $\gamma = 1$ 의 경우 DDPM과 DDIM의 Loss가 동일하다는 것이고, DDIM을 실험하기 위해 학습할 필요가 없다는 의미임(실제로 논문에서는 pretrained DDPM을 불러와서 Sampling을 실험함)
- I. 또한, 1000=T에 대해서, Subset을 구성 $(p_{\theta}(x_{t-1} \mid x_t))$ 를 계산하던 기존의 Process는 너무 오래 걸리므로, $p_{\theta}(x_{t-1-k} \mid x_t)$ 의 형태로, t에서 -> t-1-k로 뛰어 넘을 수 있는 Closed Form형태를 제시함. (다만, 여전히 성능적으로는 k=0일 때 가장 우수함)
- J. ODE(상미분 방정식)와 유사성을 기반으로, x_T 만으로 $x_T \rightarrow x_0$ 를 가능하게 함.
- 3. 본인이 생각하는 이 논문의 장점이 무엇이라고 생각하나요? **논문 Contribution** bullet을 그대로 따라 적으면 안됩니다.
 - A. Deterministic 한 구조를 제시 (Recover Task에 이점)
 - B. Non-Markovian + Subset을 통한 Sampling 속도 향상의 열쇠를 제시
 - C. Loss는 변경하지 않고도 이용가능(재학습이 필요 없음)
 - D. ODE 형태의 Close Form 제시
 - E. Noise의 영향력을 제어할 수 있음.
- 4. 이 논문을 읽으면서 느낀 점, 혹은 배운 점이 있으면 적어보세요.
 - A. 선행 연구의 문제점을 파악하고 가설을 세우는 것 보다는 이를 논문에 녹여 내는 과정이 더 어려운 과정이 아닌가 싶음.
- 5. 이 논문의 한계점이 있다면 무엇이라고 생각하나요?
 - A. T=1000을 subset으로 나눠 (S는 Subset의 길이: 10, 20, 50, 100, 1000)
 Sampling을 진행하는 경우, 여전히 S가 낮은 상황(예: S=10인경우, Sampling을 10Step만에 완료)에서는 S=1000 대비 성능이 상당히 낮음. 따라서,
 Subset의 길이를 짧게 설정했을 경우에도 성능을 좋게 만들 필요 존재.
- 6. 본인의 연구에 접목시켜볼 점이 있을지 생각하고 적어보세요.
 - A. Diffusion 선행연구
 - B. Recovering을 목적으로 하는 경우(예: Cloud Removal)에는 ODE 형태

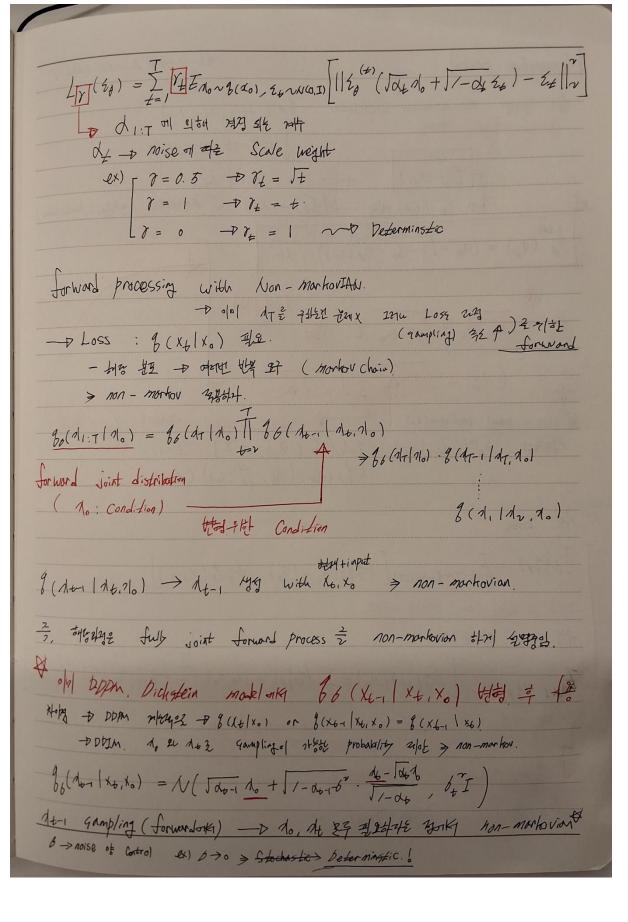
(Noise = 0)로 Sampling하는 것이 옳다고 생각함.

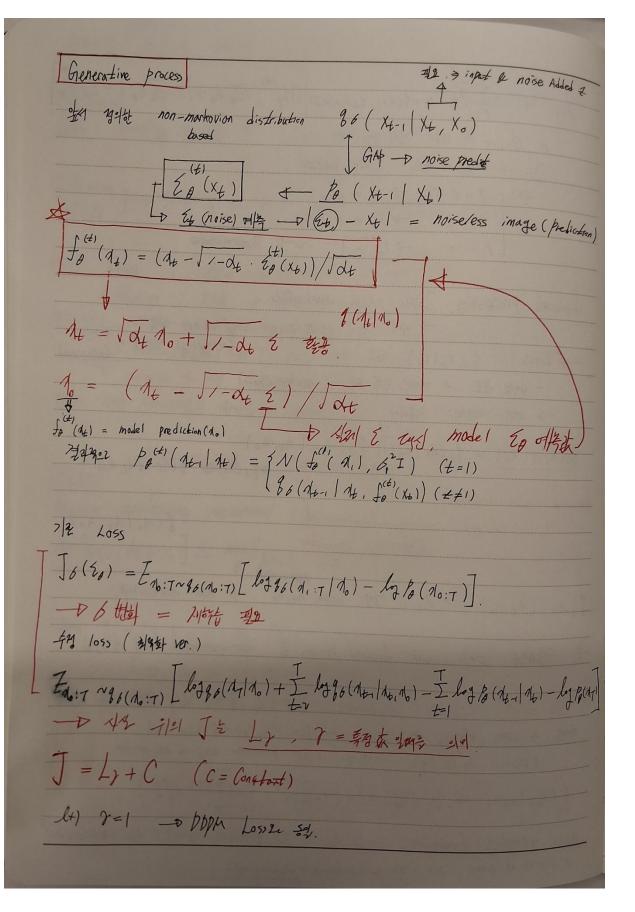
7. 본 Summary를 작성하는 과정에서 생성형AI를 사용했나요? A. 아니요

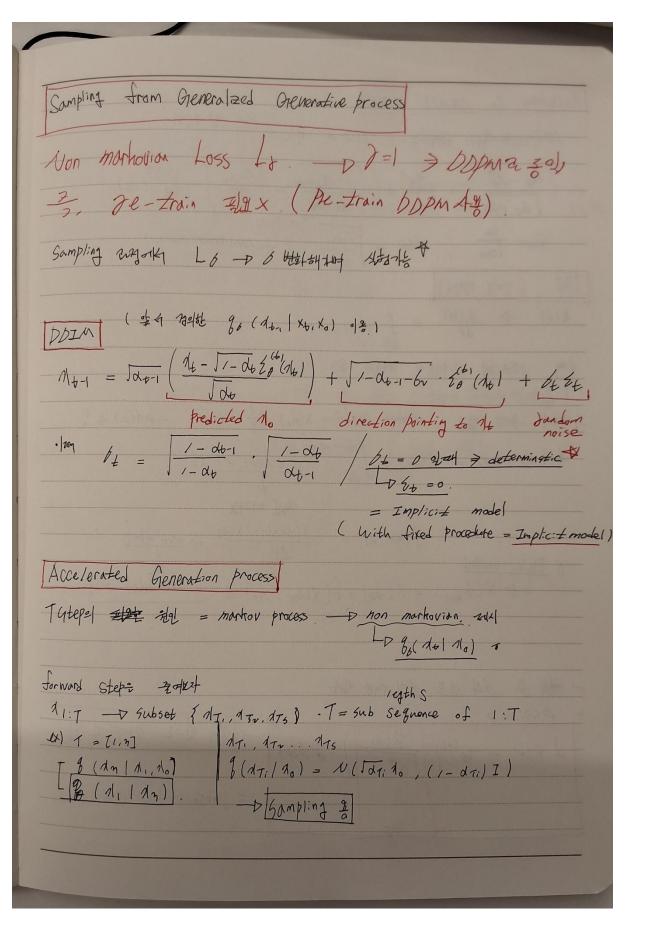
날짜: 2025-07-01

이름: 신준원

Denoising Implicit model 01/01
Background
Background GAW: Gampling quality 4. 2214 = 75 Fet.
D: A
Diffusion J D Sampling quality A 2214 Haz Zot Gampling.
7/03/1
에서) GAN: 30k > 1분 5명. (72×72)
Diffusion: 50k > 20x12 22 (AVXA2)
that object NCSAL & sampling with ampaled languin dynamics La
Diffusion (DDPM) -> T Step 4th (with morkov process)
Mate sign Gamp/ing stole markov process or state
MAD ON GRANDINGS PROCESS ON AND THE
porto di al popolo el Ti
DOPM St 31 = DOPM = 1 It
Objective: maximizing variational lower bound
$\max_{\boldsymbol{\beta}} \mathcal{E}_{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{x}_0) \left[l_{\boldsymbol{\beta}} \mathcal{F}_{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{x}_0) \right] \leq \max_{\boldsymbol{\beta}} \mathcal{E}_{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_T) \left[l_{\boldsymbol{\beta}} \mathcal{F}_{\boldsymbol{\beta}}(0:T) - l_{\boldsymbol{\delta}} \mathcal{F}_{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{x}_0) \right]$
四代 生长
olary 4(1/4/10) = N(A+i Ja, (1-04)I).
-> (d>0) =3 24004 3(4-1/10) ~N(0,I)
To 100-7,000,
$/-d_{5}=1.I=I$
- f (y m) ((±)
一号, Pa(不)强 + NN(O,I)
Gallssim = 120 ≥ 121 Loss y(20)







Relevance to neural ODZ DDIM > Nb-1 hampling: ODZ 中 时久. (1271 强 到度) $\frac{d\chi(t)}{dt-\Delta t} = \frac{d_t}{dt} + \left(\frac{1-\alpha_t-xt}{dt-\Delta t} - \frac{1-\alpha_b}{dt} \right) \cdot c_\theta(d_b)$ $X(b) = \frac{1}{\sqrt{dt}}$ $b(t) = \frac{1}{\sqrt{dt}}$ (Jegmanetrization) DDZ (४०/५ भग्नुप) $\chi(t) \longrightarrow \frac{d\chi(t)}{dt} = \int (\chi(t), t)$ olem ODZ 의 해는 각승리 같음 9 40/10 / Fort 1/2 initial Condition X(to) - f(X(t) +) - pd(t) 42 $X(t_0 + xt) = X(t_0) + \int_{t_0}^{t_0 + xt} \frac{f(X(t_0, t_0))}{\int_{t_0}^{t_0 + xt}} dt$ $f(x|t), t) = \frac{\chi(t+\Delta t) - \chi(t)}{\Delta t} \Rightarrow \Delta t = \frac{1}{2}$ 0 Euler method. Lt $X(t_{k+1}) = X(t_k) + f(X(t_k), t_k) \times t_{k+1}$ St+1 Gtep only 姓名 6年 月至 七回 四世 時午 $d \times (+) = \epsilon_0^{(+)} \left(\frac{\pi(+)}{\sqrt{d^n + 1}} \right) \cdot d \delta (+) \rightarrow \Lambda_{T} = \epsilon_0^{(+)} \left(\frac{\pi(+)}{\sqrt{d^n + 1}} \right) \cdot d \delta (+)$ = probability flow ODZ (VZ)

