## Paper summary

AI VISION Lab

- 1. 공부한 논문의 제목, 게재된 학회 혹은 저널 등 논문 기본 정보를 적으세요.
  - A. 이름: Score-Based Generative Modeling Through Stochastic Differential Equations
  - B. 저널: ICML
  - C. 도메인: Score-based Generative model
  - D. 출판연도: 2021
  - E. 저자: Yang Song, Sohl-Dickstein, P. Kingma, Kumar, Ermon, Poole
- 2. 논문에서 제안한 알고리즘 및 프레임워크에 대해 본인이 이해한대로 다이어그램을 그려보세요. 논문 Figure를 그대로 따라 그리면 안됩니다.
  - A. [선행연구] SMLD(Score-Matching Langevin Dynamics)의 경우, Score Matching을 기반으로 하는 Loss를 사용. 또한, 학습한 Model을 기반으로, Annealed Langevin Dynamics를 통한 Sampling으로 구성.
  - B. [선행연구] DDPM의 경우, Score-matching을 사용한다고 명시적으로 설명하지는 않고 있으나, Log-likelihood를 구하는 Diffusion model의 특성상, Score-Matching의 형태와 비슷한 구조를 가지고 있음.
  - C. 이 논문에서는 두 선행연구를 Score-Matching Based Generative model이라 이야기하되, Noise를 추가/제거하던 과정이 이산적이었던 것을 (1, 2, 3, ..., N) SDE(Stochastic Differential Equations)기반의 형태로, 연속적으로 표현하고자 함. 뿐만 아니라, 두 모델에서 동시에 사용하던 Score Matching을 기준으로, 두 가지 형태의 Noise 주입 형태(VE/VP)를 제안함.
  - D.  $p(x_t \mid x_{t-1})$ 의 형태처럼, t-1 >t 형태의 Forward Process를 Discrete model 의 특징이라고 이야기 했을 때, 우리는 이것의 분포를 정확하게 표현할 수 있음(Gaussian Distribution). DDPM논문에서는 해당 Distribution을 Reparameterization하여, Diffusion항과,  $x_{t-1}$ 을 scaling하는 항(고정)으로 구성했다면 본 논문에서는 이를 Drift항과 Diffusion항으로 구성함(Ito Process).
  - E.  $t-1 \rightarrow t$ 의 형태를,  $t-\delta x \rightarrow t$  로 근사함으로써, 연속적인 분포를 따르도록

했고, 결과적으로 SDE를 해결하고자 적용되었던 다양한 solver(e.g., Euler-Maruyama)를 사용할 수 있는 Framework를 사용할 수 있게 됨.

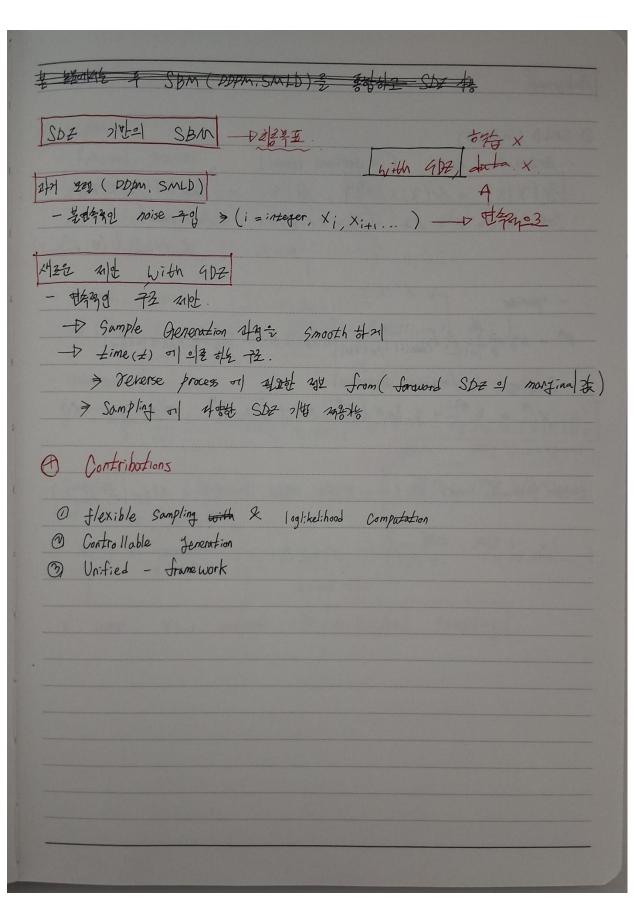
- F. Forward process뿐만 아니라, 선행연구 (1982, Anderson)에서 제시된, Reverse Diffusion 수식을 적용할 수 있게 됨으로써, 기존의 Reverse Process 역시 SDE형태로 해결할 수 있게 됨.
- G. 또한, 선행연구 SMLD, DDPM의 서로 다른 Noise 주입과정에 대해서, 다른 형태의 SDE 수식을 보임. 이는, VE, VP 뿐만 아니라, 추가적인 SDE가 Diffusion 과정에 적용이 가능함을 의미함.
- H. 심지어 Sampling과정에서 SMLD: Annealed Langevin Dynamics, DDPM:
  Ancestral Sampling의 형태로 고정된 구조가 아닌, PC sampling 형태를 제시함으로써, 원하는 SDE-Solver로 Sampling 함수를 변경할 수 있는 확장성 있는 구조를 제시함.
- I. 결과적으로는, 확장성 뿐만 아니라, 성능의 향상까지 기여했다는 점에서 이 논문은 큰 의미가 있다고 할 수 있음.
- 3. 본인이 생각하는 이 논문의 장점이 무엇이라고 생각하나요? **논문 Contribution** bullet을 그대로 따라 적으면 안됩니다.
  - A. 확장성. SDE를 결합함으로써, 기존에 존재하던 하나의 길이 아닌, SDE의 어떤 함수라도 적용할 수 있는 Framework를 제시했다는 점이 이 논문의 최대 장점이라 할 수 있음.
- 4. 이 논문을 읽으면서 느낀 점, 혹은 배운 점이 있으면 적어보세요. A. 현 시점의 논문을 이해하는데 큰 도움이 될 것이라 판단됨.
- 5. 이 논문의 한계점이 있다면 무엇이라고 생각하나요?
  - A. 확장성은 제시했으나, 다양한 SDE를 활용해 실험하는 과정이 상대적으로 부족함.
- 6. 본인의 연구에 접목시켜볼 점이 있을지 생각하고 적어보세요.
  - A. Diffusion 선행연구

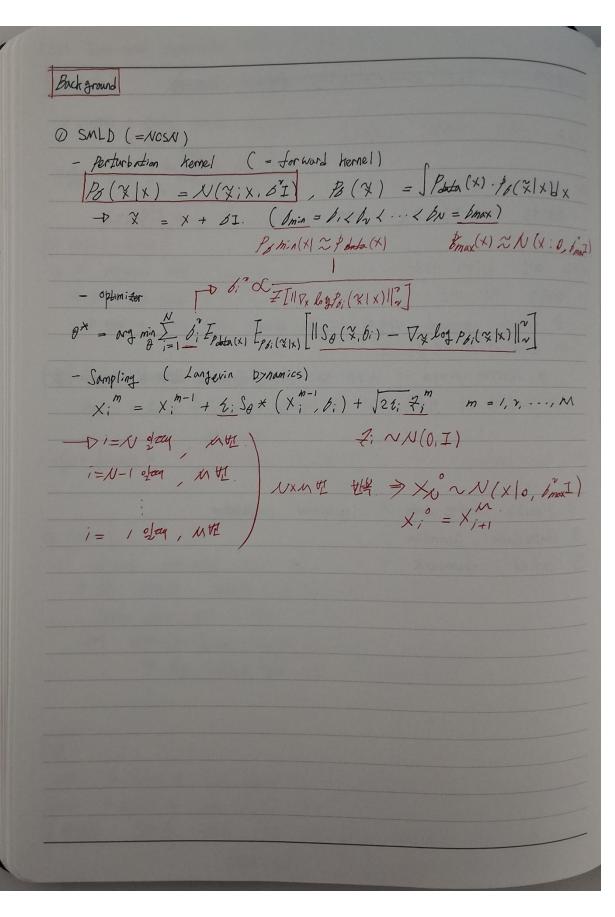
7. 본 Summary를 작성하는 과정에서 생성형AI를 사용했나요? A. 아니요

날짜: 2025-07-03

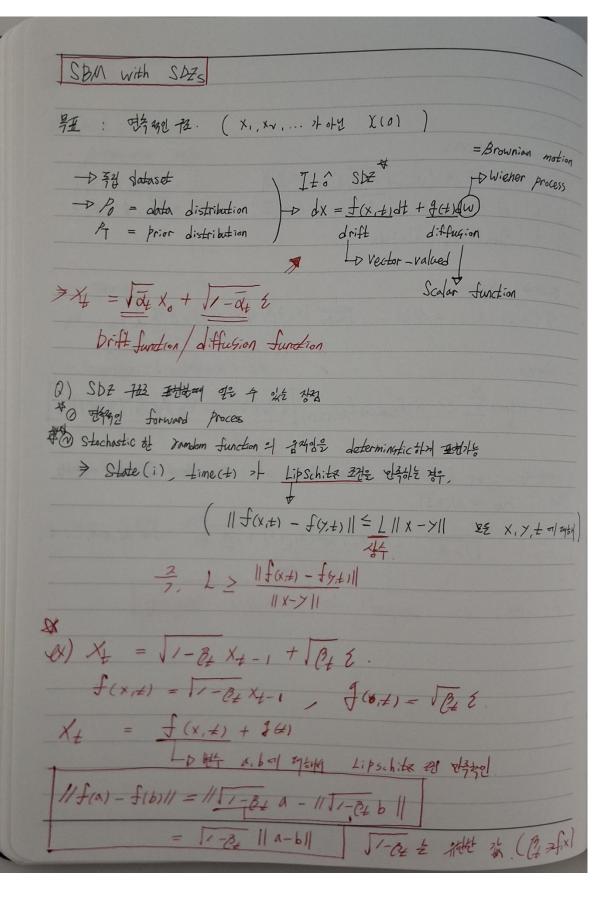
이름: 신준원

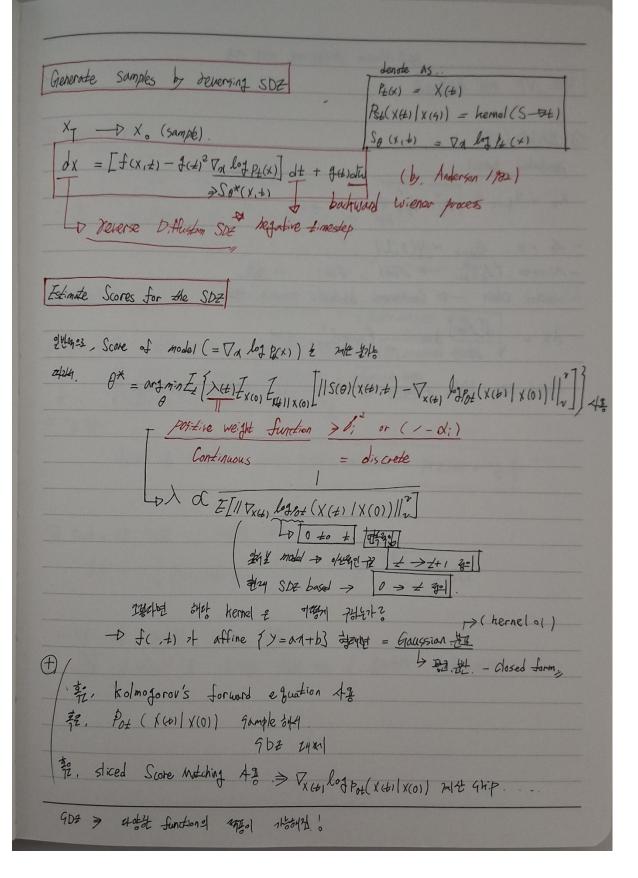
07/03 Score-based Generative modeling Through Stochastic Diffrential Equations
Introduction
X (input) + 台灣인 noise 子砂 라이
② SNLD (=NOSNS)  → 1/2 MolMan   Mbf   Scare function (= Scare 7/3)  → each noise Scale ( xo + x, = x, → xo Scare, x, Scare, x, Scare,, xn 4604e)  → input 179 200555 Step / 2/2 step Scare extimation ( with Scare function)
I Langevin dynamics $\frac{3}{2}$ Sampling $\frac{1}{2}$ by $1 + \frac{4}{2} = \frac{4}{2} + \frac{4}{2} = \frac{4}{2}$
DDPM  Toward step start noise 348  Toward step start noise 348  Toward step start noise 348  Tologed - form and tokets.  The description of the noise 348  Toppm > Score function of the noise 348  Topp
DDPM > Implicit of Score-function of Score-based Jenorative models SMLD > explicit of Score-function of Score-based Jenorative models starker SDZ=2 Abot SBM (Score-based-model) = 210th





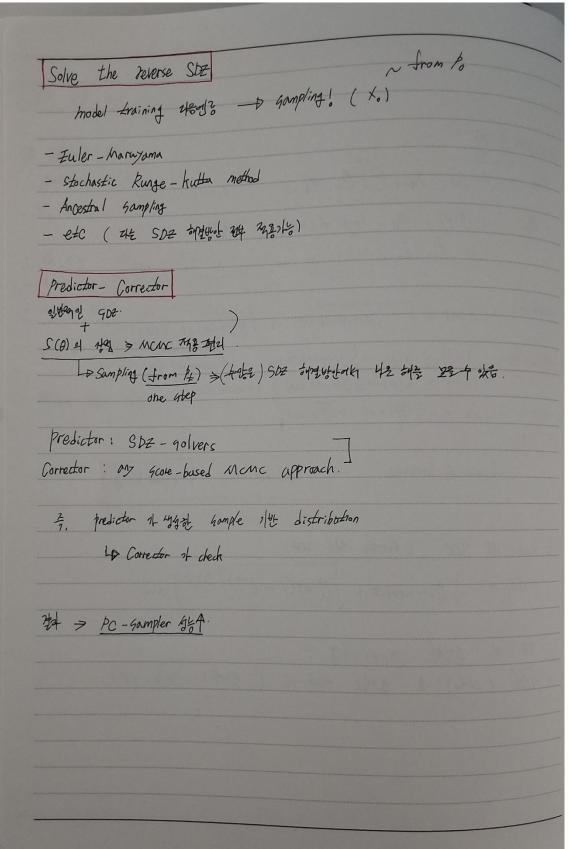
@ DDPM - forward process  $P(X:|X:-1) = X(X:; \sqrt{-3}:X:-1, \mathcal{C}:I)$   $P_{di}(X:|X_0) = N(X:; \sqrt{d}:X_0, (1-d:)I), \quad d_i = T_{j=1}^i (1-\mathcal{C}:I)$ Pa: = SPata(x) Pa: (x|x) dx XTNN(0,I) - reverse process Po (X;-1 | X;) = N(X;-1; \(\frac{1}{1-p\_4}\) (X;+B; Go(X; ri)), B; I) - optimizer (  $\angle Simple$ )  $\Rightarrow$  (  $1-\alpha$ ; )  $\propto \overline{II} | \nabla x \log \alpha; ( | x | x | ) |^2$   $\theta^* = \underset{i=1}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N} \frac{(1-\alpha_i)}{(1-\alpha_i)} \overline{E}_{Polita}(x) \overline{E}_{Polita}(x) [|| S_{\theta}(||x|) - \nabla_{|x|} \log P_{\alpha}; (||x|) ||^2$ - Sampling Str. (DDPmel to Xotal, Dollie > XT) 23 closed formatery withthe ingut: XN N X(O,I)  $X_{i-1} = \frac{1}{\int 1 - \theta_i} \frac{\left(X_i + \theta_i + \theta_i + \theta_i + \theta_i + \theta_i\right)}{\left(X_i + \theta_i + \theta_i + \theta_i\right)} + \int \theta_i + \theta_i + \int \theta_i + \int \theta_i + \theta_i + \int \theta_i + \int$ 





X(4) \( \frac{1}{2} \) 12g, the \( \frac{1}{2} \) diffusion = \( \frac{1}{2} \) (vurionce exploding)

① DDPM (VP)  $X t = \sqrt{1-g_{\pm}} \cdot X_{t-1} + \sqrt{g_{\pm}} \cdot R_{t-1} + \sqrt{g_{\pm}$ 



probability flow & ODZ
GDZA 22 ZAH determination of Obz > 3/2 diffusion processor ZAH.
$ \int dX = \left[ f(x/t) - \frac{1}{v} f(t) \right] \nabla_x \log f(x) dt  \text{for } dwX $ $ \Rightarrow \text{ probability } f(w) \text{ ODZ}. $ $ \Rightarrow \text{ 9022}  \text{242}  \text{242}  \text{242}  \text{but } \text{ determinstic.} $
ODZ = 1/2/2 1/2
- Random's X.
-> Note to the hood reft -> 724 301.
-> /mage editing, interpolation, temperature Sciling 4816