

Classifier guidance는 low temperature 같이 fidelity와 mode converge의 trade off를
훈련 이후 diffusion model에 존재.

Classifier Guidance (CG)는 Diffusion과 별개로, image classifier를 학습해야함.

→ 충분한 generative model이 guidance 역할

Classifier의 gradient 방향으로 생성유도하는 대신,

conditional의 score와 공동으로 훈련된 unconditional의 score를 mix

* Background

VPSDE에서.

$$q(\mathbf{z}_\lambda | \mathbf{x}) = \mathcal{N}(\alpha_\lambda \mathbf{x}, \sigma_\lambda^2 \mathbf{I}), \text{ where } \alpha_\lambda^2 = 1/(1 + e^{-\lambda}), \sigma_\lambda^2 = 1 - \alpha_\lambda^2 \quad (1)$$

$$q(\mathbf{z}_\lambda | \mathbf{z}_{\lambda'}) = \mathcal{N}((\alpha_\lambda / \alpha_{\lambda'}) \mathbf{z}_{\lambda'}, \sigma_{\lambda|\lambda'}^2 \mathbf{I}), \text{ where } \lambda < \lambda', \sigma_{\lambda|\lambda'}^2 = (1 - e^{\lambda - \lambda'}) \sigma_{\lambda'}^2 \quad (2)$$

$P(\mathbf{z})$ 를 χ 의 \mathbf{z}_λ 의 marginal로 표기할 때, $\lambda = \log \alpha_\lambda^2 / \sigma_\lambda^2 \rightarrow \text{LSNR}$

Reverse는

$$\tilde{\mu}_{\lambda'|\lambda}(\mathbf{z}_\lambda, \mathbf{x}) = e^{\lambda - \lambda'} (\alpha_{\lambda'} / \alpha_\lambda) \mathbf{z}_\lambda + (1 - e^{\lambda - \lambda'}) \alpha_{\lambda'} \mathbf{x}, \quad \tilde{\sigma}_{\lambda'|\lambda}^2 = (1 - e^{\lambda - \lambda'}) \sigma_{\lambda'}^2, \quad (3)$$

$$p_\theta(\mathbf{z}_{\lambda'} | \mathbf{z}_\lambda) = \mathcal{N}(\tilde{\mu}_{\lambda'|\lambda}(\mathbf{z}_\lambda, \mathbf{x}_\theta(\mathbf{z}_\lambda)), (\tilde{\sigma}_{\lambda'|\lambda}^2)^{1-v} (\sigma_{\lambda|\lambda'}^2)^v) \quad (4)$$

↓ train의 경우

$$\mathbb{E}_{\epsilon, \lambda} [\|\epsilon_\theta(\mathbf{z}_\lambda) - \epsilon\|_2^2]$$

생성모델에서, condition \mathbf{c} 가 $\theta(\mathbf{z}_\lambda, \mathbf{c})$ 와 같이 역확산 과정에 입력으로 들어감

* Guidance.

GAN이나 NF는 truncated나 low-temperature를 sampling time이 할 수 있다.

↳ fidelity ↑, diversity ↓

but diffusion에서는 비효율적

- Classifier Guidance

Truncation 같은 역할은 diffusion에서 한다.

$$p_\theta(c|z_\lambda)$$

$\epsilon_\theta(z_\lambda, c) \approx -\sigma_\lambda \nabla_{z_\lambda} \log p(z_\lambda|c)$ 이 보조 classifier의 likelihood의 gradient를 넣어 변경하면,

$$\tilde{\epsilon}_\theta(z_\lambda, c) = \epsilon_\theta(z_\lambda, c) - w \sigma_\lambda \nabla_{z_\lambda} \log p_\theta(c|z_\lambda) \approx -\sigma_\lambda \nabla_{z_\lambda} [\log p(z_\lambda|c) + w \log p_\theta(c|z_\lambda)],$$

→ class의 conditional likelihood가 높도록 guidance.

w가 크면 fid ↑, diversity ↓

- Classifier-free guidance

guidance의 문제점은 classifier를 따로 학습해야 할

때라서 이미 훈련된 점만 적용 x

∴ classifier를 학습시키는 것 대신, unconditional $\epsilon_\theta(z_\lambda)$ 와 conditional $\epsilon_\theta(z_\lambda, c)$ 를 같이 학습

unconditional일 땐, 그냥 $c=0$.

random으로 c 를 0으로 선택하고,

conditional과 unconditional의 linear combination으로 sampling.

$$\tilde{\epsilon}_\theta(z_\lambda, c) = (1 + w)\epsilon_\theta(z_\lambda, c) - w\epsilon_\theta(z_\lambda)$$

Implicit classifier에서 영감

$$\hookrightarrow p'(c|z_\lambda) \propto p(z_\lambda|c)/p(z_\lambda)$$