

◦ Reparameterization trick.

→ VAE에서 사용하는 trick으로, Stochastic node를 Stochastic part와 deterministic한 part로 나누어서 deterministic한 part로 backpropagation 하라는 목적이다.

→ $z = \mu_0 + \sigma_0 \epsilon$ where $\epsilon \sim N(0, 1)$

1. 평균과 분산으로 Sampling 된 Gaussian Vector는 미분이 불가능하다.



→ $z = \mu_0 + \sigma_0 \epsilon$, 여기서 μ_0 은 평균, σ_0 은 분산인 Distribution에서 직접 Sampling하여 input으로 넣어줘야 해서 중간에 backpropagation이 불가능하다.

$\epsilon \sim N(\mu_0, \sigma_0^2) \rightarrow [\text{Network}] \rightarrow \text{Loss}$

손을 곱해줄 수 있어서 Linear Transform Distribution으로 표현된다.
ex) Normal

$\mu(z+y) = \mu(z) + \mu(y)$
→ $\mu(az+b) = a\mu(z) + b$
⇒ $\mu(x) = \mu_0 + 0 \times \sigma_0$

$z = \mu_0 + \sigma_0 \epsilon$ 이 define 한 것으로 where $\epsilon \sim N(0, 1)$

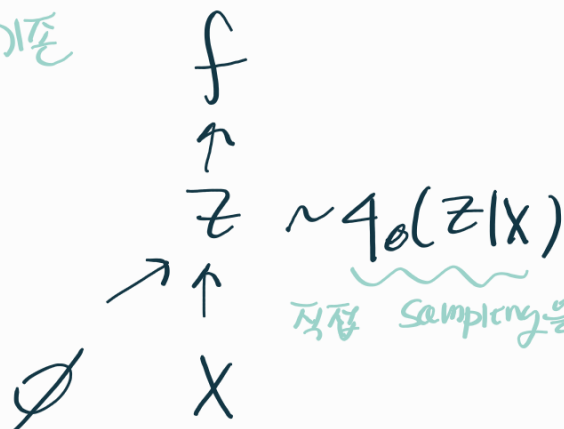
$x \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 으로 표현가능 해졌다.

→ $V(z+y) = V(z) + V(y)$
 $V(az+b) = a^2 V(z)$
⇒ $V(x) = 0 + \sigma_0^2 \times 1$

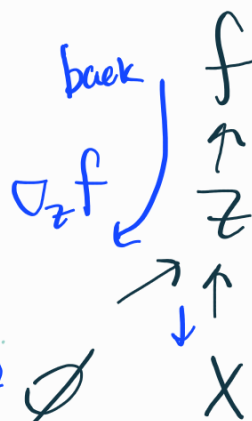
직접 Sampling 한 것과 같은 값을 낸다.

손의 값이 커질수록 더 많이 곱해져서 될 것이다

기존



deterministic



$\nabla_{\phi} f$

trick 적용

$= q(\phi, x, \epsilon)$

$\epsilon \sim p(\epsilon)$

random Stochastic