∘ Reparameterization trick.

→ VAE에서 사용하는 trick으로, stocastic node를 stocastic part와 deterministic한 부분으로 분해시켜 deterministic한 부분으로 backpropagation 하자는 목적이다.

→ $z = \mu_\theta + \underbrace{\sigma_\theta \epsilon}_{\text{stocastic}}$ where $\epsilon \sim N(0,1)$

W. 평균과 분산으로 Sampling 된 Gaussian Vector는 미분이 불가능하다.

in → [Network] → $\mu_\theta$, $\sigma_\theta$ ⇒ $in' = \mu_\theta + \sigma_\theta$ , 평균이 $\mu_\theta$이고, 표준편차가 $\sigma_\theta$인 Distribution에서 직접 sampling 하여 input으로 넣어야 해서 중간에 backpropagation이 끊긴다.

$N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$ → [Network2] → Loss

$\epsilon$을 곱해줌으로써 내가 정한 Distribution으로 정규된다.
ex) Normal

$\mu(z+Y) = \mu(z) + \mu(Y)$
→ $\mu(az+b) = a\mu(z) + b$
⇒ $\mu(X) = \mu_\theta + 0 \times \sigma_\theta$

$z = \mu_\theta + \sigma_\theta \epsilon$ 로 define 함으로써 where $\epsilon \sim N(0,1)$

$X \sim N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$으로 표현가능해졌다.

→ $V(z+Y) = V(z) + V(Y)$
$V(az+b) = a^2 V(z)$
⇒ $V(x) = 0 + \sigma_\theta^2 \times 1$

**직접 Sampling 한 것과 같은 효과를 낸다.**

$\epsilon$의 값에 따라 다르게 역전파 될 것이다