

생성모델

VAE, GAN, Diffusion Models

Wan Ju Kang

Variational Autoencoder

- Autoencoder와 다른점: coding (latent space)을 약간만 다르게 해보자
 - 은닉층 표현 자체를 쓸게 아니라 정규분포로부터 샘플된 은닉층 표현을 디코더에게 주자

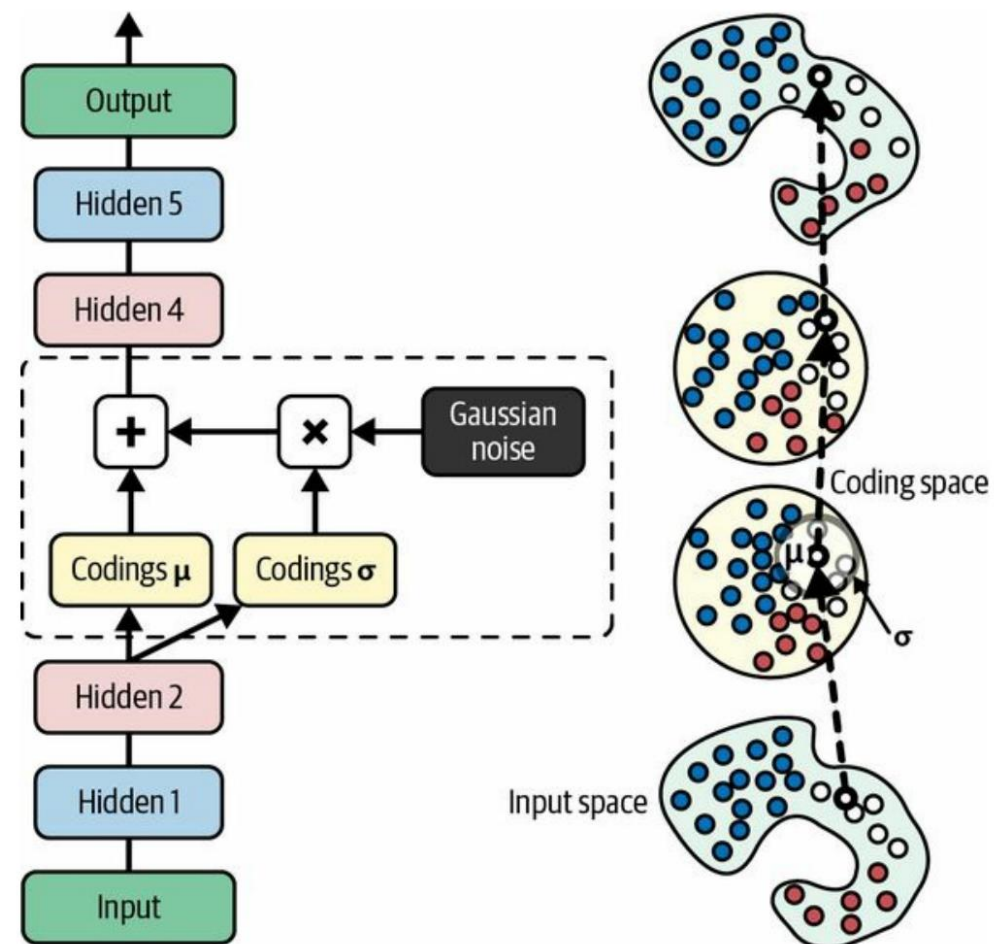
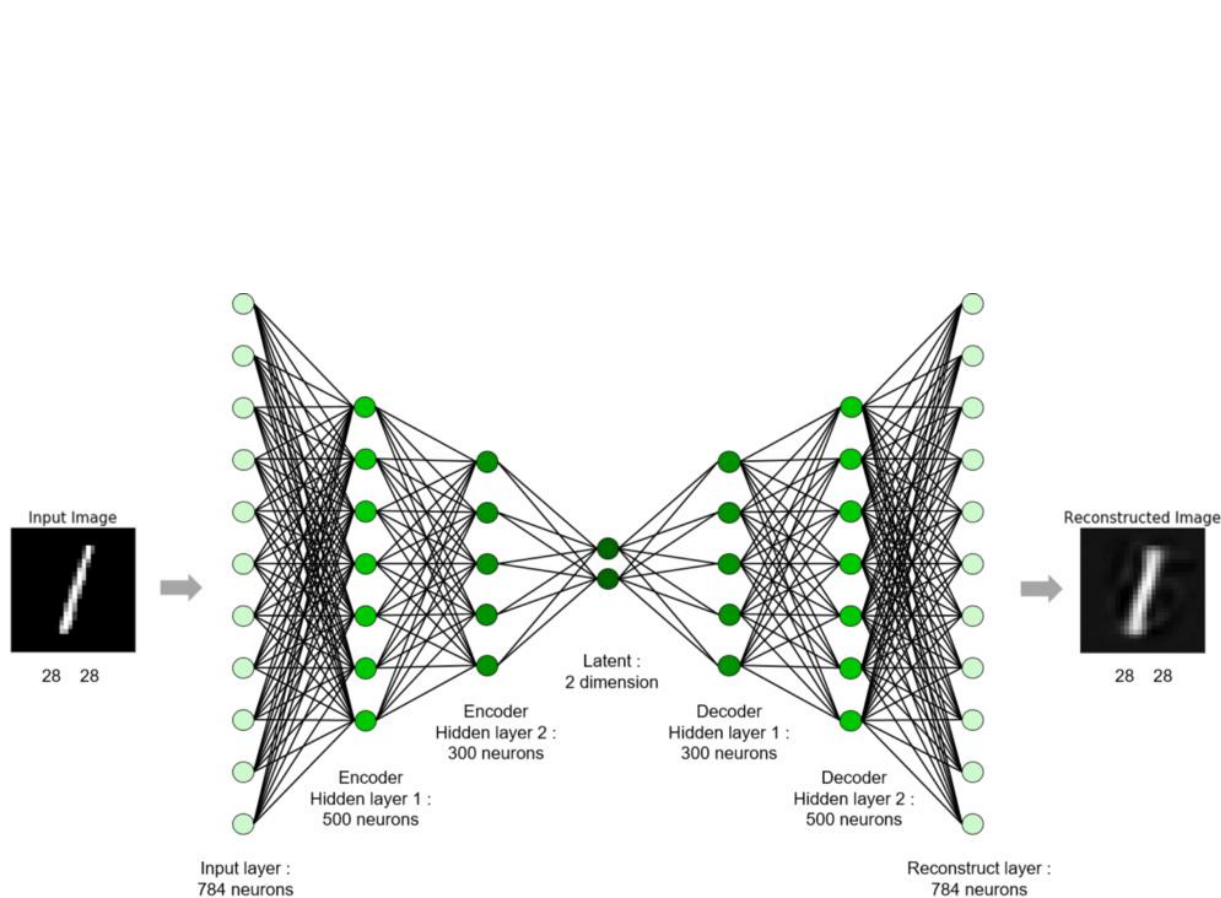


Figure 17-11. A variational autoencoder (left) and an instance going through it (right)

- Autoencoder의 복원 손실 + 분포가 정규분포를 닮게끔 강제하는 항
- 두번째 항은 실습 코드 상에서 Latent Loss라 불림
 - KL Divergence의 구현

- Adversary: 적 enemy
- Discriminator와 Generator 간 경쟁 붙이기
- Discriminator는 주어진 데이터가 실재하는 데이터인지, 생성된 데이터인지 맞혀야 함 → 분류기
 - Cross entropy
- Generator는 Discriminator가 분류를 잘 못하게끔 최대한 실제 같은 데이터를 생성해야 함
- 이렇게 joint training을 거친 후 테스트 단계에서는 Generator만 활용

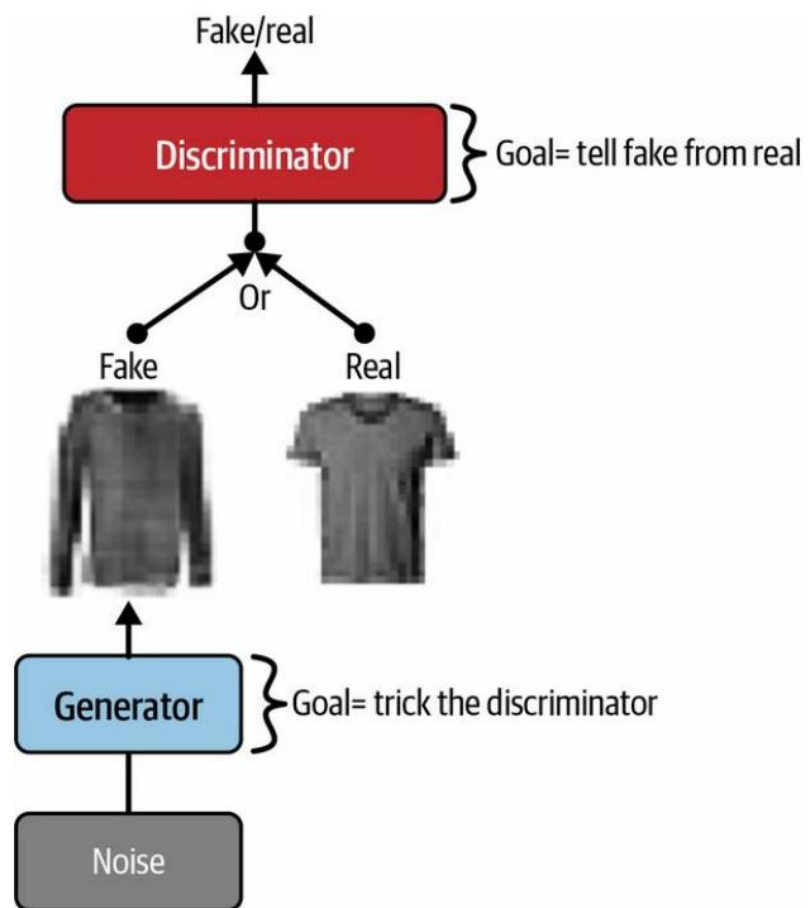


Figure 17-14. A generative adversarial network

- Diffuse: 흩어짐
- 반복적으로 noise를 입력 데이터에 흩뿌려서 점차 완전 노이즈가 되게끔 만들고,
- 그 역변환을 통해 다양한 데이터를 생성
- 손실 함수는 입력됐던 노이즈에 대한 복원 손실 = 노이즈를 목표로 회귀

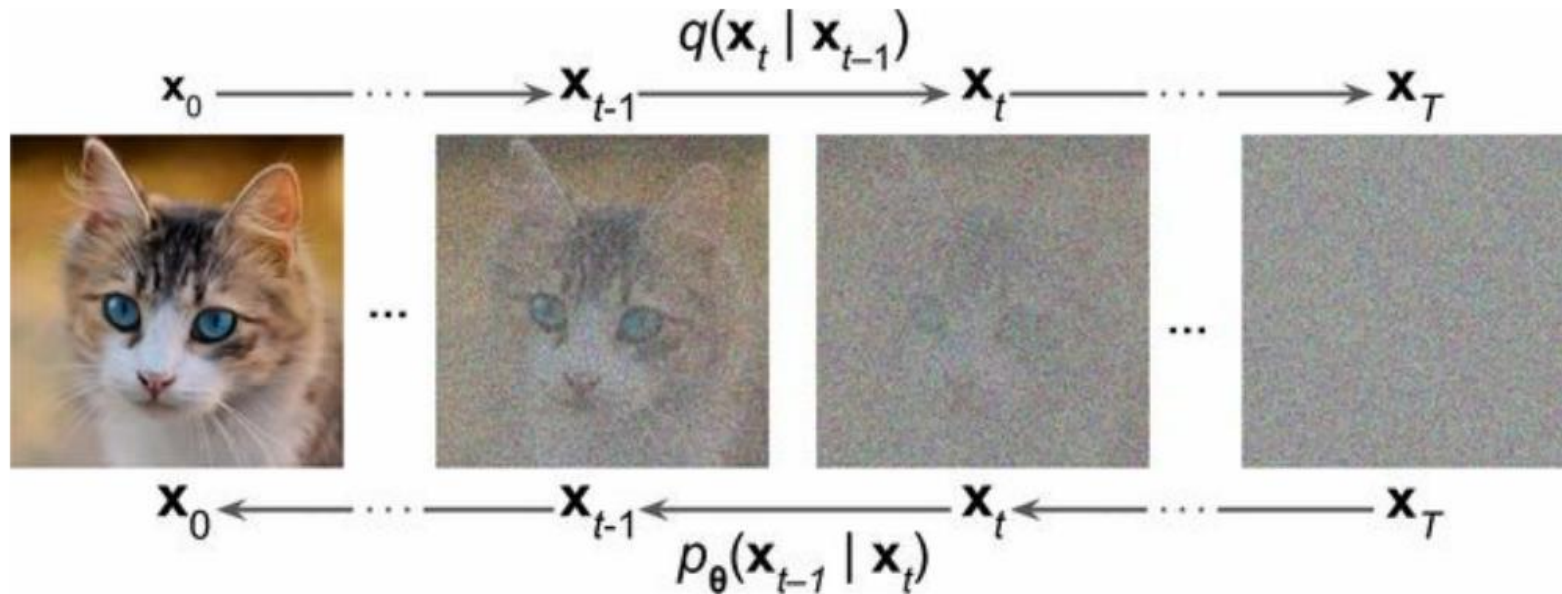


Figure 17-20. The forward process q and reverse process p

Thank you!

Any Questions?
