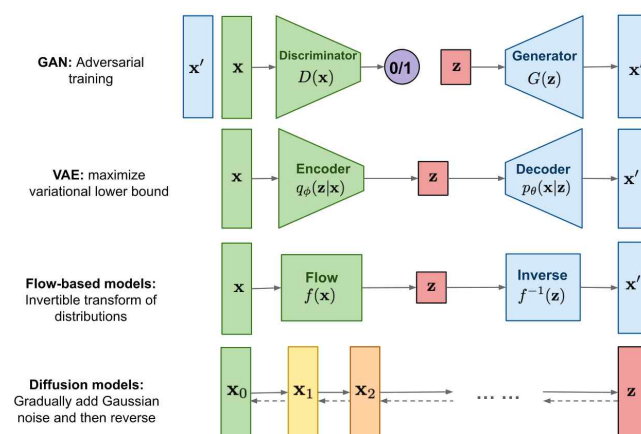
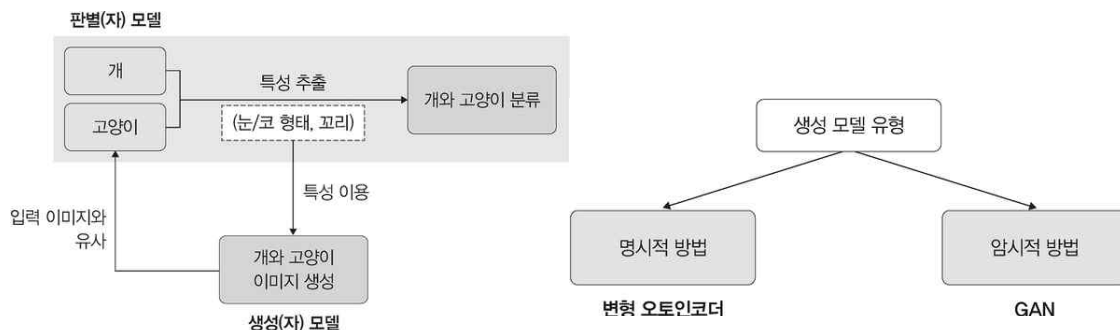


생성 모델(generative model)

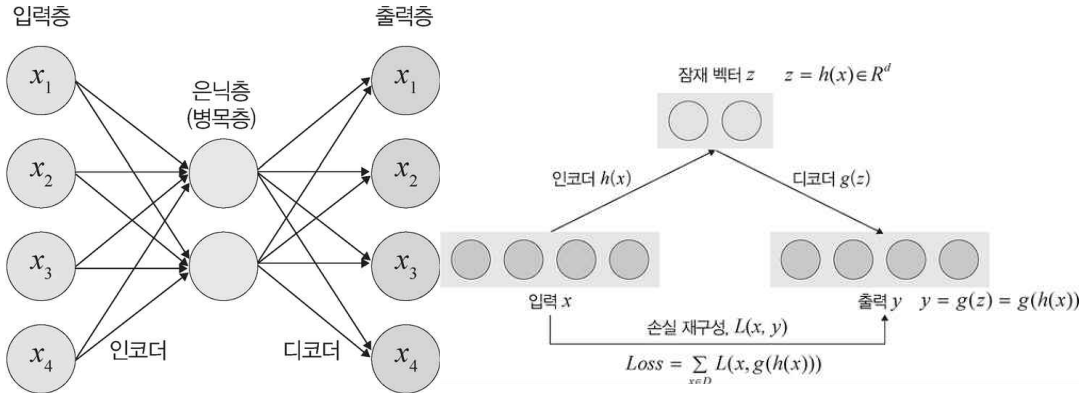
:주어진 데이터를 학습하여 데이터 분포를 따르는 유사한 데이터를 생성하는 모델이다.

이미지를 분류하는 것을 ‘판별(자) 모델(discriminative model)’이라고 합니다. 일반적으로 판별자 모델에서는 이미지를 정확히 분류(구별)하고자 해당 이미지를 대표하는 특성들을 잘 찾는 것을 목표로 합니다. 예를 들어 개와 고양이 이미지를 구별하려면 개의 귀, 꼬리 등 특성을 찾는 것이 중요합니다.

그리고 판별자 모델에서 추출한 특성들의 조합을 이용하여 새로운 개와 고양이 이미지를 생성할 수 있는데, 이것을 ‘생성(자) 모델(generative model)’이라고 합니다. 즉, 생성 모델은 입력 이미지에 대한 데이터 분포 $p(x)$ 를 학습하여 새로운 이미지(새로운 이미지이면서 기존 이미지에서 특성을 추출했기 때문에 최대한 입력 이미지와 유사한 이미지)를 생성하는 것을 목표로 합니다.



오토인코더는 단순히 입력을 출력으로 복사하는 신경망



오토인코더의 의의 :

1. 데이터 압축: 데이터 압축은 메모리 측면에서 상당한 장점입니다. 오토인코더를 이용하여 이미지나 음성 파일의 중요 특성만 압축하면 용량도 작고 품질도 더 좋아집니다.
2. 차원의 저주(curse of dimensionality) 예방: 차원의 저주 문제를 예방할 수 있습니다. 오토인코더는 특성 개수를 줄여 주기 때문에 데이터 차원이 감소하여 차원의 저주를 피할 수 있습니다.
3. 특성 추출: 오토인코더는 비지도 학습으로 자동으로 중요한 특성을 찾아 줍니다. 예를 들어 눈 모양, 털 색, 꼬리 길이 등 개의 중요한 특성을 자동으로 찾아 줍니다.

변형 오토인코더

: 중요한 특성의 파라미터를 담고 있는 z 분포에서 벡터를 랜덤하게 샘플링하고 이 분포의 오차를 이용하여 입력 데이터와 유사한 다양한 데이터를 만들어 내는 것

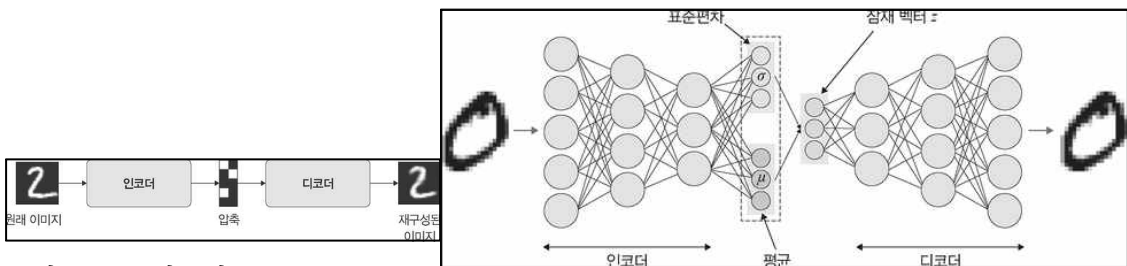


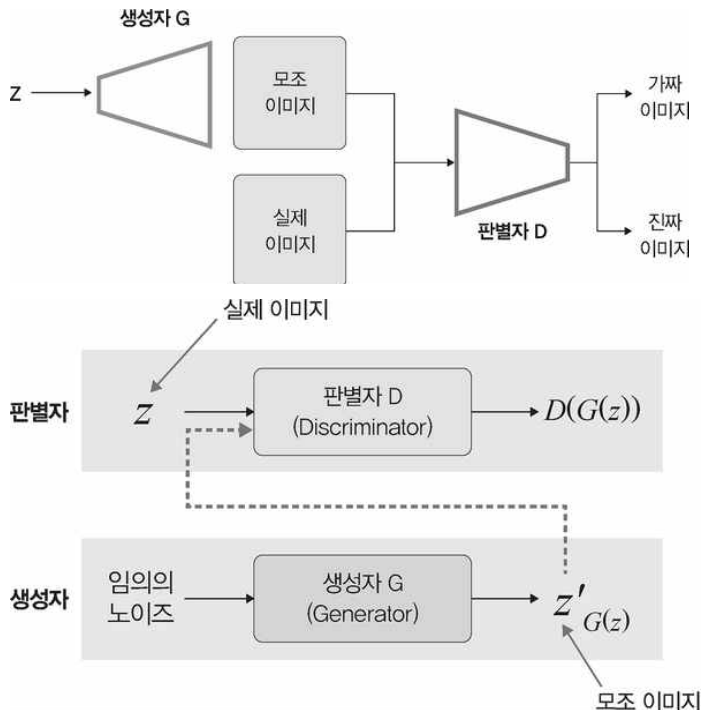
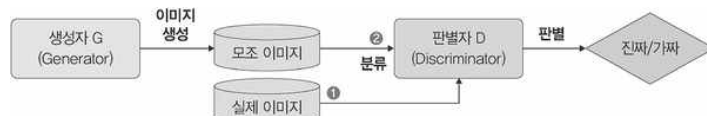
그림 6 오토인코더

그림 7 변형 오토인코더

13.3.

적대적 생성 신경망 (GAN) :

경찰은 진짜 지폐와 위조지폐를 구분하는 판별자가 되며 위조지폐범은 위조지폐를 생성하는 생성자가 됩니다. 생성 모델은 최대한 진짜와 비슷한 데이터를 생성하려는 생성자와 진짜와 가짜를 구별하는 판별자가 각각 존재하여 서로 적대적으로 학습합니다.



13.4

GAN파생 기술:

GAN은 생성자와 판별자가 서로 대결하면서 학습하는 구조이기 때문에 학습이 매우 불안정합니다. 생성자와 판별자 중 한쪽으로 치우친 훈련이 발생하면 성능에 문제가 생겨 정상적인 분류(진짜 혹은 가짜 분류)가 불가능합니다. 이러한 제약을 해결한 모델이 DCGAN(Deep Convolutional GAN)입니다. 이름에서도 알 수 있듯이 DCGAN은 GAN 학습에 CNN을 사용하는 것입니다.

cGAN(convolutional GAN)은 출력에 어떤 조건을 주어 변형하는 모델입니다. 즉, GAN이 임의의 노이즈로 무작위 이미지를 출력한다면, cGAN은 시드 역할을 하는 임의의 노이즈와 함께 어떤 조건이 추가됩니다. 조건이 추가되고 데이터 훈련 과정에서 인간이 통제할 수 있게 되면서 실제 이미지와 가깝거나 원래 이미지에 없던 문자열 태그 등도 넣는 것이 가능해졌습니다.

CycleGAN이라는 것도 있습니다. CycleGAN은 사진이 주어졌을 때 다른 사진으로 변형시키는 모델입니다

DCGAN

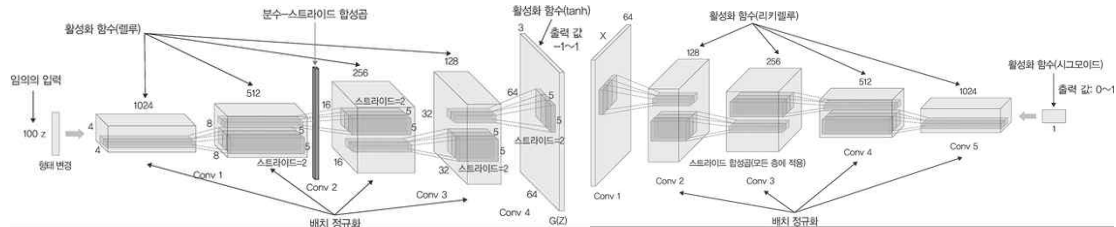
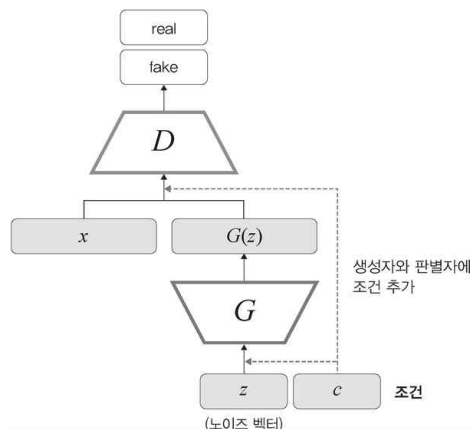


그림 11 생성자

그림 12 판별자

cGAN :

GAN을 이용하면 입력 이미지와 유사한 출력 이미지가 생성되었습니다. 그런데 입력 이미지에 새로운 객체를 추가하거나 이미지에 자동으로 문자열 태그를 붙이고 싶다면 어떻게 해야 할까요? 기존 GAN 기술을 이용할 때는 불가능했습니다. 하지만 cGAN을 이용하여 조건을 변경한다면 이 모든 것이 가능합니다.

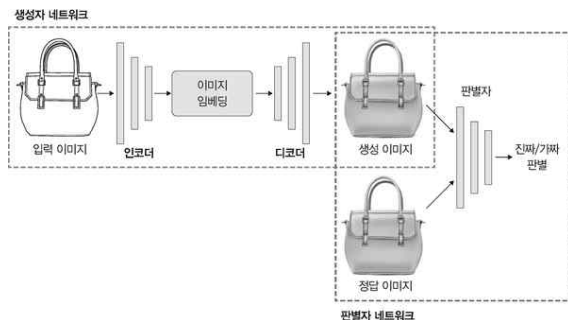


PIX2PIX

GAN과 DCGAN은 랜덤 노이즈를 입력으로 하므로 무작위 데이터가 생성되기 때문에 원하는 결과를 얻기 어려운 문제가 있습니다



그림 14 PIX2PIX



cycleGAN

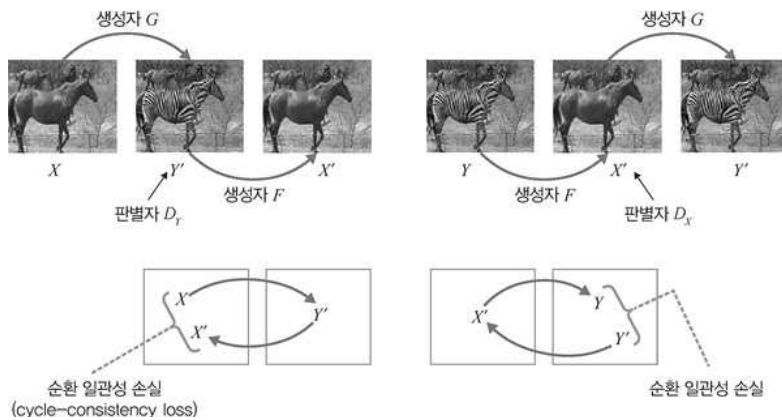
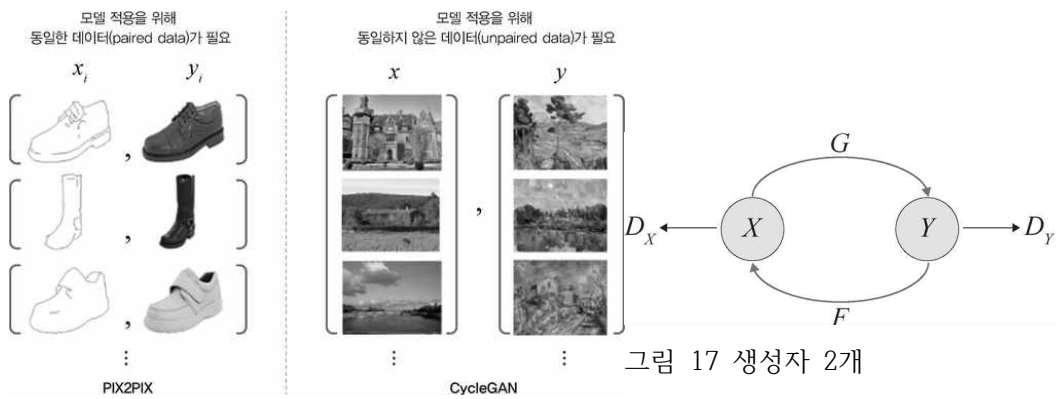


그림 18 cyclegan의 순환일관성