VAE(Variational Auto Encoder)

- 차원축소를 활용한 확률적 생성모델

- 기본적으로 AE와 동일한 구성이지만 차원축소에 대한 해석이 다르다.

VAE에서의 잠재공간이 가지는 의미: 데이터가 존재할 확률로 차원축소 (latent space)

+ AE에서의 잠재공간이 가지는 의미: 벡터 데이터로 차원축소 (latent vector)

확률적 생성: X와 𝑿 ̇이 동일할 확률을 활용한 생성 (계열성을 활용한 생성)

생성을 균등하게 하기 위해서: KL발산(kullback-Leibleer Divergence)을 활용한 잠재공간 분포의 정규화

KL발산: 두 확률분포의 차이를 계산

연속적인 잠재공간이 가지는 계열성을 활용하여 같은 계열의 데이터를 생성

잠재공간은 데이터가 존재할 확률의 연속적인 집합

잠재공간의 데이터 분포는 정규분포화 되어야 생성이 균일함 (KL발산)

필요한 손실함수: Reconstruct Error 🡪 이미지 재생성이 얼마나 잘 되는가

GAN(Gnerative Adversarial Network)

- 서로 다른 두 네트워크를 적대적으로 학습시켜 실제 데이터와 비슷한 가짜 데이터를 생성하는 신경망 모델이다.

- 딥러닝으로 만들어진 모델을 적대적 학습(생성자와 판별자의 경쟁)이라는 방식으로 학습시키는 알고리즘

- 생성자와 판별자로 구성

생성자: 랜덤 노이즈 벡터를 입력 받아 실제와 유사한 데이터를 생성

↕

판별자: 생성자가 만든 데이터와 실제 데이터를 입력 받아 이를 구분

- 생성자와 판별자마다 서로 다른 손실함수를 가지게 됨

- GAN의 한계

모드 붕괴: 생성자가 다양한 데이터를 생성하지 못하고, 일부 반복되는 패턴이나 특정 유형의 이미지만 생성하는 현상

여려가지 GAN의 모델

- DCGAN(Deep Convolution GAN)

생성자와 판별자 모두 합성곱 신경망 구조를 가진다.

이미지 생성 문제에 적합

- CGAN(Conditional GAN)

기본 GAN에 조건을 부여하여 특정 조건에 부합하는 데이터를 생성하는 모델

조건부 데이터 생성 분야에 적합

- CycleGAN

두 생성자와 두 판별자를 사용하여 이미지 도메인 간의 양방향 변환을 학습한다.

이미지 스타일 변환, 이미지 도메인 적응 등에 사용된다.

- pix2pixGAN

가이드 정보를 줘서 새로운 이미지를 생성하는 것에 특화되어 있다.

A-style의 데이터를 줘 B-style의 생성을 하는데 적합함

VAE, GAN의 단점

- 모델의 완성도가 떨어짐 🡪 diffusion모델 등장

Latent Vector

- 데이터의 중요한 패턴이나 특성

Latent space

- 데이터의 중요한 패턴이나 특성들을 낮은 차원에서 추상적으로 표현한 공간

Likelihood

- 분포(데이터)가 주어졌을 때 가장 많은 데이터를 갖는 분포를 찾는 것

MLE(Maximum Likelihood Esimation)

- 관측된 데이터가 실제로 발생할 가능성을 가장 크게 만드는 파라미터를 찾는 것

변분 추론: 정규분포에서 likelyhood를 계산하는 것

정규분포: 가우스 분표와 베르누이 분표