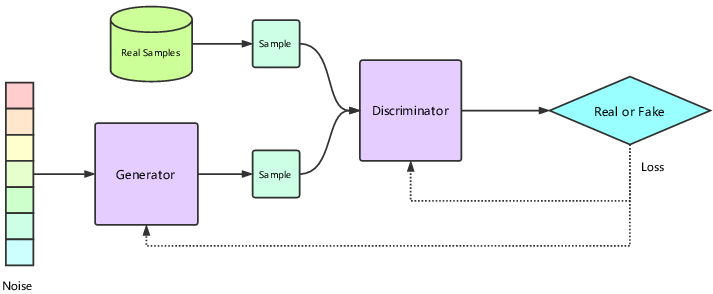
1. **Generative Adversarial Networks (GAN)**
   1. 개념: GAN은 생성자(Generator)와 판별자(Discriminator)라는 두 개의 신경망을 경쟁적으로 학습시켜 데이터 분포를 모델링하는 방법이다. 모델링을 할 때 생성자는 random noise에서 가짜 데이터를 생성하고, 판별자는 실제 데이터와 가짜 데이터를 구별하는 역할을 맡게 된다. 그리고 이 과정에서 생성자는 판별자를 속일 수 있는 더 실감나는 가짜 데이터를 생성할 수 있도록 학습되고, 이를 통해 실제 데이터의 분포와 더욱 유사한 결과값을 도출하게 된다.
   2. 구조: GAN은 생성자와 판별자라는 두 개의 신경망으로 구성된다. 생성자는 일반적으로 random noise 벡터를 입력으로 받아 데이터 공간으로의 mapping을 학습하는 신경망이고, 판별자는 데이터를 입력으로 받아 실제 데이터인지 가짜 데이터인지를 판별하는 이진 분류기와 같은 신경망이다. 학습 과정에서 생성자와 판별자가 서로 ‘경쟁’하며 각자의 목적 함수를 최적화하게 되는데, 이를 통해 생성자는 실제 데이터의 분포를 점점 더 잘 근사하게 된다.



* 1. 학습 과정: GAN의 학습 과정은 minimax 게임으로 공식화될 수 있다. 즉, 생성자와 판별자가 내쉬 균형에 도달할 때까지 번갈아가며 학습되는 방식으로 이해할 수 있다. 학습이 진행됨에 따라 생성자는 실제 데이터와 점점 더 유사한 가짜 데이터를 생성하게 되고, 판별자는 실제 데이터와 가짜 데이터를 점점 더 잘 구별하게 된다.
  2. 장단점: GAN은 높은 품질의 이미지 생성이 가능하다는 점에서 큰 주목을 받은 바가 있다. 또한, 명시적인 확률 분포 모델링 없이도 데이터의 분포를 근사할 수 있다는 점에서 매우 유연성이 높다. 하지만 학습이 비교적 불안정하고, mode collapse 문제(생성자가 다양한 이미지를 만들어내지 못하고, 비슷한 이미지만 계속 생성하는 경우)가 발생할 수 있으며, 생성된 샘플의 다양성이 부족할 수 있다는 단점이 존재한다.

1. **Variational Autoencoder (VAE)**
   1. 개념: VAE는 autoencoder의 한 종류로, 데이터의 분포를 ‘명시적으로’ 모델링하는 생성 모델이다. VAE의 핵심 아이디어는 데이터의 latent variable 분포를 Gaussian 분포로 가정하고, 이 latent variable로부터 데이터 생성 과정을 모델링하는 것이다. 이를 통해 VAE는 데이터의 압축된 표현을 학습하고, 이 압축된 표현으로부터 새로운 데이터를 생성할 수 있게 된다.
   2. 구조: VAE는 encoder-decoder 구조로 구성되어 있다. 인코더는 입력 데이터를 받아 latent variable의 평균과 분산을 출력하고, 디코더는 latent variable을 입력으로 받아 원본 데이터를 재구성한다. VAE의 학습 목표는 이러한 재구성 과정을 성공적으로 수행하면서도, latent variable의 분포가 사전에 정의된 분포(Gaussian 분포 등)와 유사해지도록 하는 것이다. 이를 위해 VAE의 손실 함수는 재구성 오차(reconstruction error)와 KL divergence의 합으로 이루어진다.
   3. 학습 과정: VAE의 학습은 인코더와 디코더의 파라미터를 동시에 최적화하는 과정으로 이루어진다. 인코더는 입력 데이터를 latent space로 mapping하고, 디코더는 그 공간으로부터 원본 데이터를 재구성한다. 이 과정에서 재구성 오차를 최소화하면서도, 인코더가 출력한 latent variable의 분포가 사전에 정의된 분포와 유사해지도록 KL divergence를 최소화한다. 이를 통해 VAE는 데이터의 압축된 표현을 학습하게 되고, 이 압축된 표현은 새로운 데이터 생성에 활용될 수 있다.
   4. 장단점: VAE는 데이터의 분포를 명시적으로 모델링한다는 점에서 해석하기가 용이하고, 생성 과정을 비교적 쉽게 제어할 수 있다는 장점이 있다. 또한, latent space의 구조를 활용하여 데이터의 압축이나 interpolation 등의 응용이 가능하다. 하지만 GAN에 비해 생성된 이미지의 품질이 다소 떨어지는 경향이 있고, 복잡한 데이터 분포를 모델링하는 데 한계가 있을 수 있다.
2. **Flow-based Generative Models**
   1. 개념: Flow-based 생성 모델은 데이터의 분포를 명시적으로 모델링하되, invertible mapping 기법을 활용하여 데이터 분포와 latent variable 분포 간의 변환을 수행하는 방법이다. 이를 통해 Flow-based 모델은 데이터의 밀도를 직접 계산할 수 있고, 정확한 우도(likelihood) 기반 학습을 수행할 수 있다. 또한, 학습된 모델을 활용하여 새로운 데이터를 효율적으로 생성할 수 있다.
   2. 구조: Flow-based 생성 모델은 일련의 가역적인 변환으로 구성되어 있다. 이 변환들은 일반적으로 coupling layer, split layer, squeeze layer 등의 구조를 활용하여 설계되며, 각 변환은 특정한 조건을 만족하도록 제한된다. 예를 들어, coupling layer는 입력 벡터의 일부 요소만을 변환하고 나머지는 그대로 전달하는 방식으로 설계되어, 역변환 프로세스가 쉽게 계산될 수 있도록 한다. 이러한 가역적인 변환을 여러 겹으로 쌓아서 복잡한 데이터 분포를 모델링할 수 있는 유연한 구조를 만들어낸다.
   3. 학습 과정: Flow-based 생성 모델의 학습은 데이터의 likelihood를 최대화하는 방향으로 이루어진다. 모델의 파라미터는 데이터의 로그 우도(log-likelihood)를 최대화하도록 최적화되며, 이는 변분 추론(variational inference)을 통해 수행될 수 있다. 학습 과정에서는 데이터를 invertible mapping을 통해 latent space로 매핑하고, latent space에서의 밀도를 계산한다. 그리고 이 밀도는 사전에 정의된 간단한 분포(VAE와 마찬가지로 Gaussian 분포가 많이 쓰임)로 설정되며, 데이터 공간에서의 밀도는 변환의 야코비안 행렬식(Jacobian determinant)을 기반으로 계산된다. 이를 통해 Flow-based 모델은 데이터의 밀도를 명시적으로 모델링하고, 정확한 우도 기반 학습을 수행할 수 있게 된다.
   4. 장단점: Flow-based 생성 모델은 데이터의 밀도를 명시적으로 모델링하고, 정확한 우도 기반 학습이 가능하다는 점에서 명확한 장점을 갖는다. 또한, 학습된 모델을 활용하여 새로운 데이터를 효율적으로 생성할 수 있으며, latent space의 구조를 활용한 다양한 응용이 가능하다는 점도 장점으로 꼽힌다. 하지만 모델의 구조를 설계하는 데 있어 변환의 가역성을 보장해야 한다는 제약이 있으며, 복잡한 데이터 분포를 모델링하기 위해서는 많은 수의 변환 층이 필요하다는 한계점이 존재한다.
3. **Diffusion Models**
   1. 개념: Diffusion model은 데이터 분포를 점진적으로 왜곡하는 일련의 확률적 과정을 통해 모델링 작업을 수행하는 생성 모델이다. 이 모델은 데이터에 단계적으로 노이즈를 추가하여 데이터 분포를 점진적으로 왜곡하는 forward diffusion 과정과, 왜곡된 데이터에서 노이즈를 제거하여 원본 데이터 분포를 복원하는 reverse diffusion 과정으로 구성되어 있다. Diffusion model은 이 두 과정을 통해 데이터의 분포를 학습하고, 새로운 데이터를 생성할 수 있게 된다.
   2. 구조: Forward diffusion 과정에서는 데이터에 단계적으로 Gaussian noise를 추가하여 데이터 분포를 왜곡한다. 이 과정은 일련의 확률 변수로 모델링되며, 각 단계에서의 추가되는 노이즈들은 전부 고정된 분산을 가지는 Gaussian 분포로 이루어진다. 반대로 Reverse diffusion 과정에서는 왜곡된 데이터에서 노이즈를 단계적으로 제거하여 원본 데이터 분포를 복원한다. 이 과정 역시 일련의 확률 변수로 모델링되며, 각 단계에서의 노이즈 제거는 신경망을 통해 예측된 노이즈를 활용하여 이루어지게 된다.
   3. 학습 과정: Diffusion model의 학습은 variational inference를 통해 이루어진다. Forward diffusion 과정은 고정된 확률 과정으로 모델링되므로, 학습의 주된 대상은 reverse diffusion 과정을 모델링하는 신경망이다. 이 신경망은 왜곡된 데이터와 해당 단계의 노이즈 수준을 입력으로 받아, 원본 데이터를 복원하기 위해 제거해야 할 노이즈를 예측하도록 학습된다. 학습 과정에서는 variational lower bound를 최대화하는 방향으로 신경망의 파라미터가 최적화되며, 이는 원본 데이터의 우도를 간접적으로 최대화하는 효과를 가진다.
   4. 장단점: Diffusion model은 데이터 분포를 점진적으로 모델링한다는 점에서 안정적인 학습이 가능하고, 높은 품질의 이미지를 생성해낼 수 있다. 또한, 노이즈 제거 과정을 신경망으로 모델링하기 때문에 유연성이 높고, 다양한 데이터 도메인에 적용이 가능하다는 장점이 있다. 하지만 학습 과정에서 많은 수의 diffusion 단계를 필요로 하기 때문에 계산 비용이 많이 들 수 있으며, 생성 속도 또한 상대적으로 느린 편이라는 단점도 존재한다.