GAN (Generative Adversarial Network), VAE (Variational Autoencoder), Flow-based Model, 그리고 Diffusion 모델은 모두 생성 모델이며 다음과 같은 차이점을 갖고 있음.

GAN (Generative Adversarial Network):

개념: GAN은 생성자(generator)와 판별자(discriminator)라고 불리는 두 개의 신경망으로 이루어진 모델. 생성자는 진짜와 같은 데이터를 생성하려고 하고, 판별자는 생성된 데이터와 진짜 데이터를 구별하려고 함. 이 두 신경망은 적대적인 방식으로 훈련되며, 생성자는 판별자를 속이는 데 노력하고 판별자는 진짜와 가짜 데이터를 잘 구별하는 데 노력.

구조: GAN은 생성자 신경망과 판별자 신경망으로 이루어져 있으며, 생성자는 랜덤 노이즈 벡터를 입력으로 받아 가짜 데이터를 생성하고, 판별자는 실제 데이터와 생성된 데이터를 입력으로 받아 이를 분류.

차이점: GAN은 훈련 과정 중에 생성자와 판별자가 적대적으로 경쟁하여 안정적인 분포에서 진짜와 같은 데이터를 생성. 이로 인해 고품질의 이미지 생성에 효과적이지만, 훈련이 불안정할 수 있음.

VAE (Variational Autoencoder):

개념: VAE는 인코더(encoder)와 디코더(decoder)라고 불리는 두 부분으로 구성된 확률적 생성 모델로, 데이터를 저차원의 잠재 공간(latent space)으로 인코딩하고, 이 공간에서 샘플링하여 새로운 데이터를 생성.

구조: 인코더 신경망이 입력 데이터를 잠재 공간의 확률 분포로 매핑하고, 디코더 신경망이 잠재 공간의 샘플을 실제 데이터로 디코딩.

차이점: VAE는 데이터를 잠재 공간에 매핑하고, 생성할 때 확률 분포를 사용하기 때문에 데이터 생성에 확률적인 요소가 포함되며, 이로 인해 다양한 데이터를 생성할 수 있음.

Flow-based Model:

개념: Flow-based 모델은 확률 밀도 함수의 변환을 학습하여 데이터 생성을 수행하는 모델로, 변환은 미분 가능한 함수로 정의되며, 확률 밀도 함수를 변환하여 원하는 데이터 분포를 학습.

구조: Flow-based 모델은 여러 레이어의 연속적인 변환을 적용하여 데이터 분포를 학습. 각 레이어는 미분 가능한 함수로 이루어져 있으며, 역변환도 가능함.

차이점: Flow-based 모델은 확률 밀도 함수를 직접 모델링하고 샘플링할 때 역변환이 쉬워, 데이터 생성에 뛰어난 결과를 내지만 복잡한 모델 구조와 학습 과정을 필요로 합니다.

Diffusion Model:

개념: Diffusion 모델은 데이터의 확률 분포를 미세하게 조정하면서 샘플을 생성하는 모델로, 데이터를 초기 노이즈로 시작하여 시간 단계별로 점진적으로 정제하여 생성.

구조: Diffusion 모델은 확률적인 단계(step)을 거쳐 데이터를 생성. 각 단계에서 데이터는 초기 노이즈에서부터 실제 데이터로 진화하며, 이 과정을 여러 번 반복하여 생성.

차이점: Diffusion 모델은 높은 품질의 이미지 생성과 안정적인 훈련을 제공하는 데 강점을 가지고 있으며, 데이터 생성 시 높은 해상도를 유지할 수 있음.