

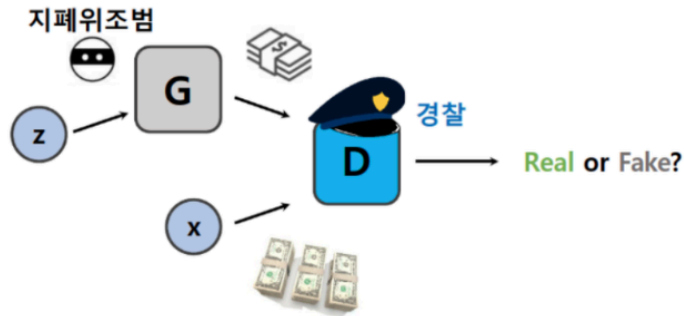


# GAN

|     |   |
|-----|---|
| URL | <a href="https://www.canva.com/design/DAGeMb38F0Q/6OMH9Kd4KHszvpyiebl7RQ/edit">https://www.canva.com/design/DAGeMb38F0Q/6OMH9Kd4KHszvpyiebl7RQ/edit</a> |
| 날짜  | @2025년 2월 6일  |
| 분야  | 분석  |
| 주차  | 4주차   |

## GAN (Generative Adversarial Network)

- Generator 와 Discriminator 두 개의 네트워크를 활용한 생성 모델
- 아래 목적 함수를 통해 Generator 는 이미지 분포를 학습할 수 있음
- **GAN 비유 설명**
  - 위조지폐범 (Generator, G)
    - 가짜 돈을 만들어서 경찰을 속하려고 함.
    - 처음에는 형편없는 가짜 돈을 만들지만, 경찰을 점점 더 속이도록 발전함.
  - 경찰 (Discriminator, D)
    - 들어온 돈이 진짜인지 가짜인지 판별하는 역할.
    - 처음에는 구별을 잘 못 하지만, 점점 더 똑똑해짐.
  - 경쟁(Adversarial Learning)
    - 위조지폐범은 진짜 같은 가짜 돈을 만들려고 노력하고,
    - 경찰은 그 돈이 가짜인지 진짜인지 정확히 구별하려고 노력함.
    - 서로 경쟁하면서 둘 다 점점 더 발전함!
    - 결과적으로 진짜와 구별할 수 없는 가짜 데이터가 만들어짐.



## GAN 수식

### Generator 순전파 계산

- Generator는 랜덤 노이즈  $z$ 를 입력받아 가짜 데이터  $G(z)$ 를 생성

### Discriminator 순전파 계산

- Discriminator는 입력된 데이터  $x$ 가 진짜인지 가짜인지 판단
- 진짜일 경우 1, 가짜일 경우 0에 가까운 값을 출력

### GAN 모델 손실 함수 (Loss Function)

- GAN은 제로섬 게임
  - Generator와 Discriminator가 경쟁하며 학습
- Discriminator 손실 함수: 진짜 데이터는 1로, 가짜 데이터는 0으로 분류하도록 학습
- Generator 손실 함수: Generator는 Discriminator가 가짜 데이터를 진짜로 판단하게 만들

### Binary Cross-Entropy

- Discriminator와 Generator의 손실 함수는 Binary Cross-Entropy를 사용하여 진짜와 가짜를 구분하거나 속이려는 목표를 측정

### Discriminator 손실 함수

- Discriminator는 진짜 데이터를 진짜로, 가짜 데이터를 가짜로 구분하려고 합니다.

$$L_D = -E_{x \sim p_{data}}[\log D(x)] - E_{z \sim p_z}[\log(1 - D(G(z)))]$$

### Generator 손실 함수

- Generator는 Discriminator가 가짜 데이터를 진짜처럼 판단하도록 학습

$$L_G = -E_{z \sim p_z}[\log D(G(z))]$$

### Discriminator 역전파 기울기 계산 (Chain Rule)

- Discriminator의 손실 함수에 대해 역전파를 수행하여 가중치의 기울기를 계산

- Chain Rule을 사용하여 각 레이어에 대한 기울기를 전파

#### Generator 역전파 기울기 계산 (Chain Rule)

- Generator의 손실 함수에 대해 역전파를 수행하여 가중치의 기울기를 계산
- 마찬가지로 Chain Rule을 사용하여 각 레이어에 대한 기울기를 전파

#### Discriminator 가중치 업데이트

- Discriminator의 기울기를 계산한 후, 가중치를 업데이트

#### Generator 학습

- Discriminator의 가중치를 업데이트한 뒤, 그 가중치를 사용하여 Generator를 학습
- Generator는 Discriminator의 판단을 속이는 방향으로 개선됨

## GAN 한계

### 1. 성능 평가

- GAN 모델의 성능을 객관적 수치로 표현할 수 있는 방안이 없었음
- GAN의 결과 자체가 새롭게 만들어진 데이터이므로 비교할 수 있는 대상이 없음

### 2. 성능 개선

- GAN은 기존 네트워크 학습 방법과는 다른 구조여서 학습이 불안정
- GAN은 minmax를 풀어야하는 문제가 있어, 태생적으로 불안정한 구조



두 단점을 모두 개선한 알고리즘이 Facebook에서 개발한 **DCGAN(Deep Convolutional GAN)**

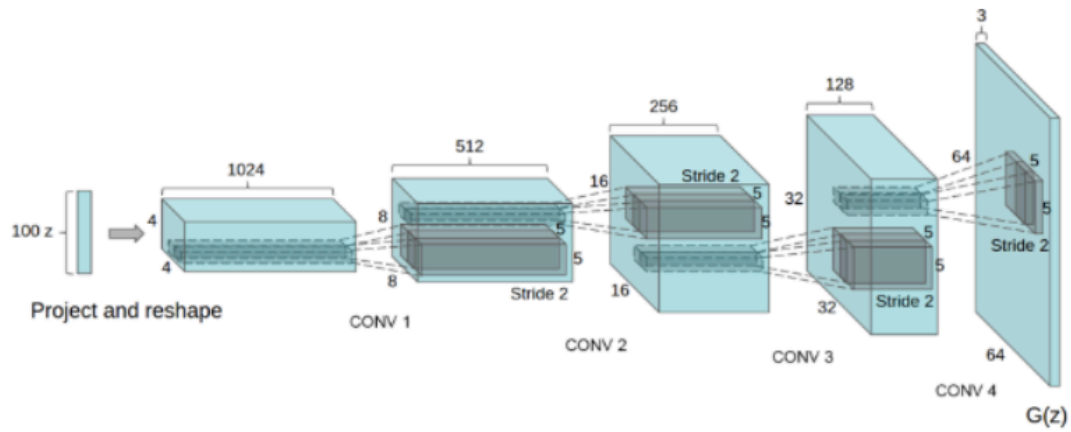
## DCGAN (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)

CNN을 사용해서 Discriminator를 구현하고, deconvolutional network를 통해 Generator를 만든 모델

- 기존 GAN의 MLP(다층 퍼셉트론) 대신 합성곱 신경망(CNN) 사용
- 생성자(Generator): 전치 합성곱(Transposed Convolution, Deconvolution) 사용하여 이미지를 생성
- 판별자(Discriminator): 일반적인 CNN처럼 합성곱과 풀링을 사용하여 진짜/가짜 이미지를 구분

#### 안정적인 학습 기법

- Batch Normalization 적용
- Fully connected layer 제거 → 성능 및 학습 안정성 향상
- Leaky ReLU 활성화 함수 사용(Discriminator)



⇒ 기존 바닐라 GAN에 비해 화질이 개선되었고, 간단하면서도 잘 작동해서 지금까지도 많이 쓰임