



© Voshart

GAN (Generative Adversarial  
Network)

딥러닝응용 (61357\_002)  
**202334734 컴퓨터공학전공 임규연**



열심히 "한국어" 공부를 하고 있는 고양이 두마리 사진을 만들어줘.



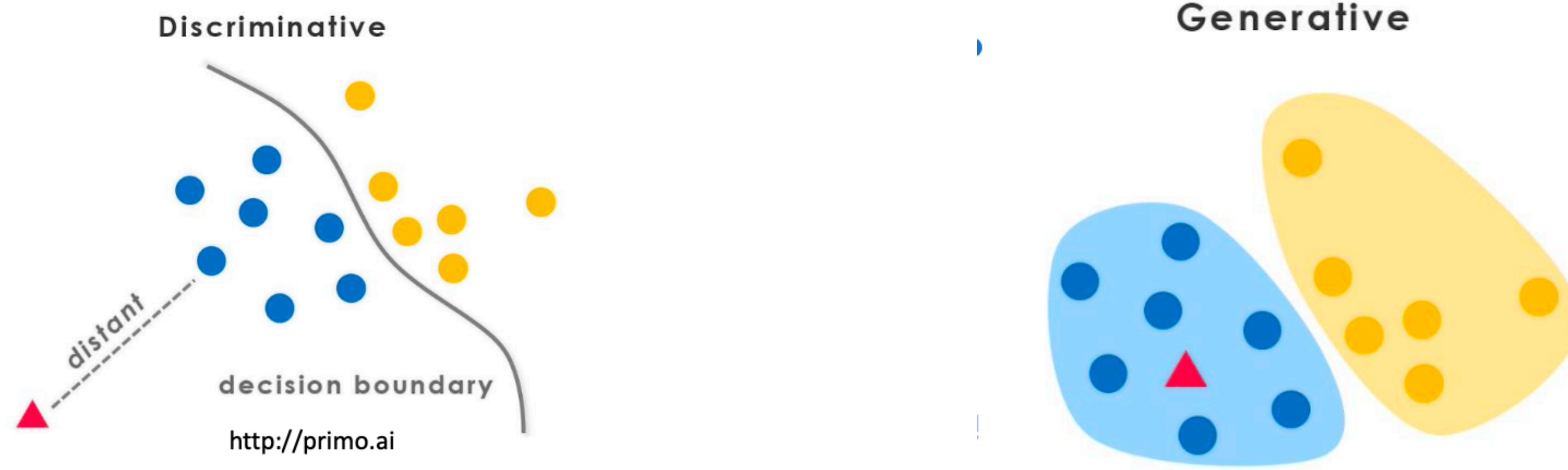
이미지를 다음과 같이 그려봤어요!





Source: [Karras 2017]

# 변별 알고리즘과 생성 알고리즘



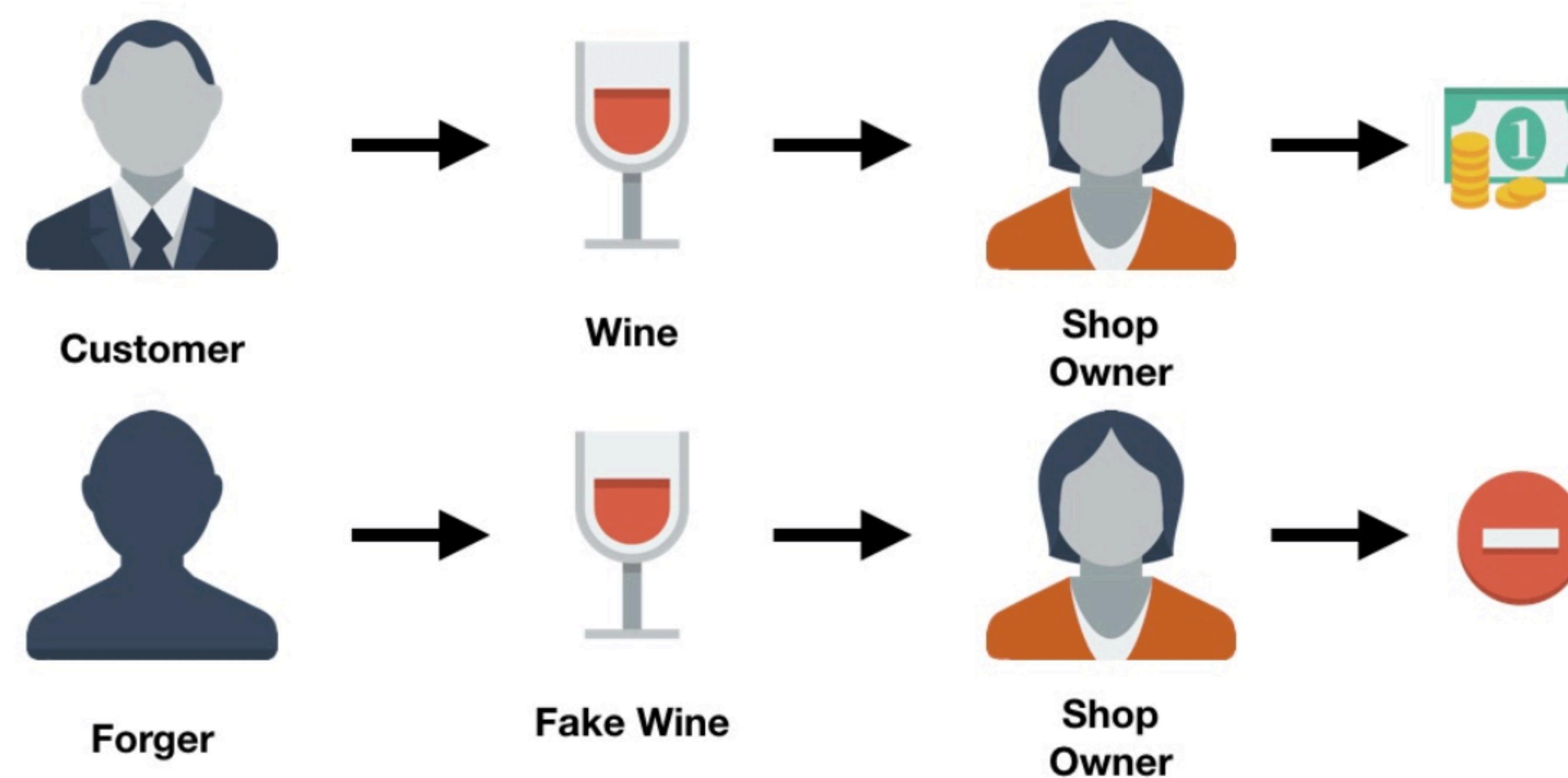
## 변별 알고리즘

- 주어진 입력 특성  $x$ 에 대해  $y$ 가 얼마나 가능성이 있는지 예측
- 데이터의 특성  $x$ 가 주어지면, 이들은 class or value로 예측  
(그동안 우리가 하였던 classification과 regression)
- 예시 : 이메일 스팸 분류, 앞으로의 주식 가격 예측

## 생성 알고리즘

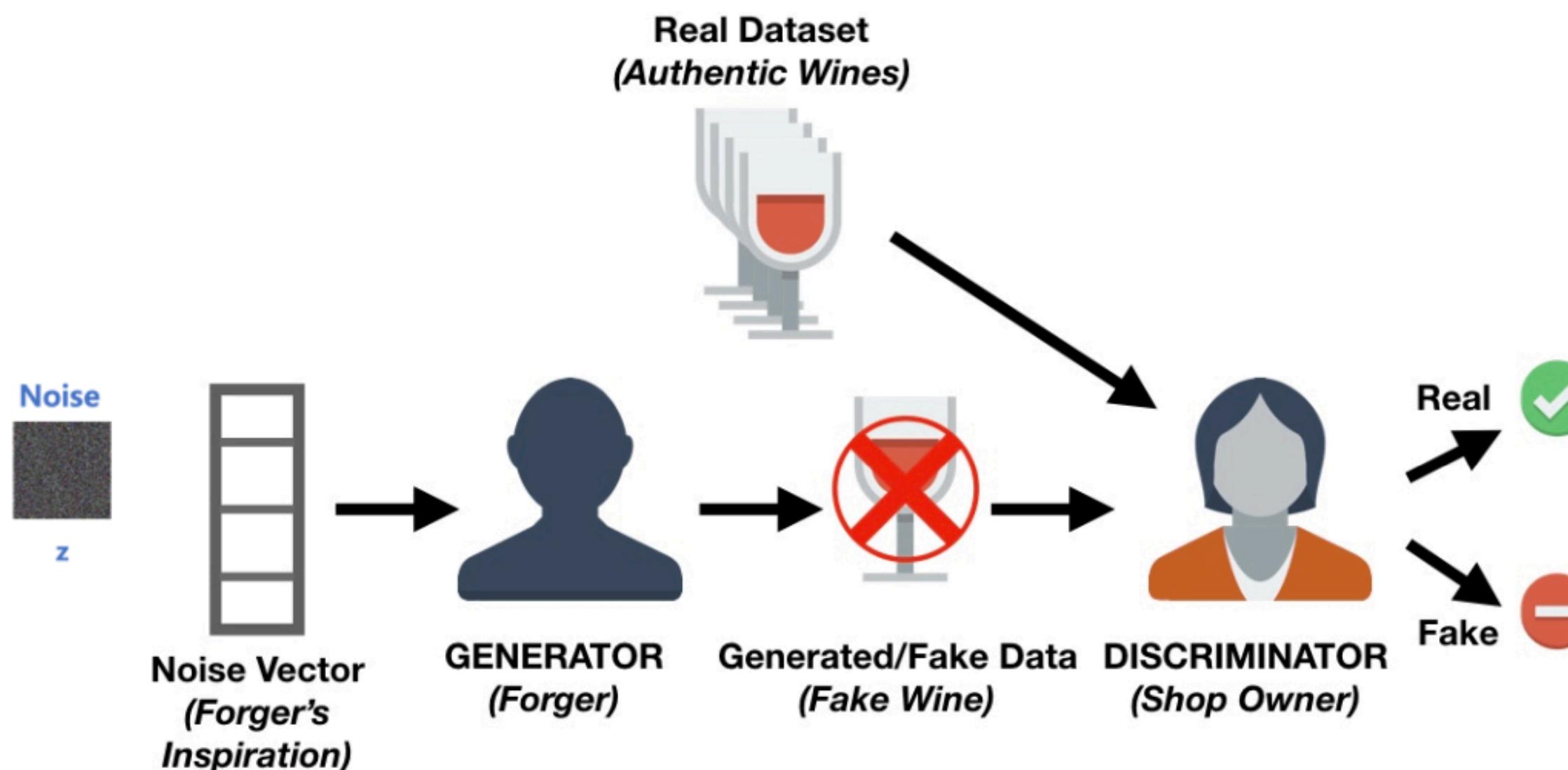
- 주어진 입력 특성  $x$ 에 대해  $y$ 가 얼마나 가능성이 있는지 **측정**
- 특정 특성이 주어진 레이블을 예측하는 대신에, **특정 레이블이 주어졌을 때 그 특성을 예측하려고 시도를 함**
- 데이터와 레이블을 주고, 그들 간의 관계를 분석하여 **특성 예측**

# 생성 알고리즘 : GAN의 이해



- 위조범 (Forger)의 목적 : fake wine을 만들어 shop owner을 속인다
- **fake wine을 잘 만드는 것이 목표**
- **게임 이론** : A와 B는 서로를 잘 알고 있음. A는 B를 보고 최적화, B는 A를 또 보고 최적화... like pingpong -> 결국엔 A가 이득을 얻을 수 없고, B가 이득을 얻을 수 없는 지점에 도달함

# GAN의 이해 (Cont'd)



## 식별자 (Discriminator)

- 어느 데이터 (이미지)가 진짜인가? 가짜인가? (확률)

## 생성자 (Generator)

- noise vector(랜덤한 노이즈 벡터)를 가져와 Generator가 가짜 데이터 생성
- Discriminator는 Generator가 생성한 이미지를 실제 이미지와 구분하는데 어려움을 겪도록 이미지에 서 개선/변경된 영역 학습

<https://www.datacamp.com/tutorial/generative-adversarial-networks>

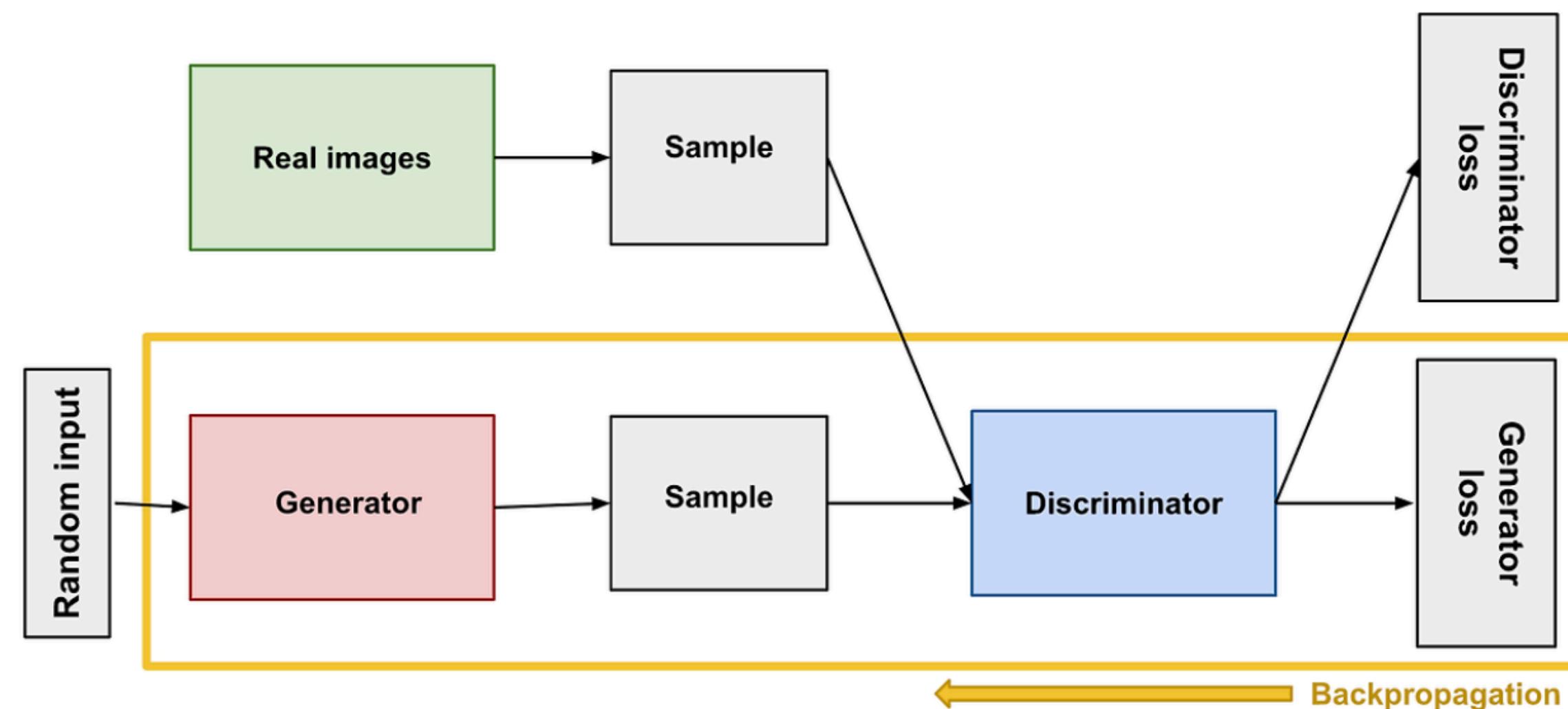
Generative network은 실제 이미지와 비슷한 모습을 계속 만든다.

반면, Discriminative network는 실제 이미지와 가짜 이미지의 차이를 확인하려고 노력한다.

결국 GAN은 G와 D를 서로 싸우게 하면서 기존 이미지의 차이를 학습하는 모델인 것.

**Q. 만약에 Discriminator가 Real data와 Fake data를 제대로 구분하지 못한다면? (확률 0.5)**

# GAN의 이해 (Cont'd)



## 1. Discriminator(판별기) 학습

- 훈련 데이터 : 실제 데이터(예: MNIST의 손글씨 이미지)로 Discriminator를 학습시킴.
- 목표 : Discriminator는 진짜와 가짜 데이터를 구별할 수 있도록 학습하며, 이진 분류 문제로 처리됨.

## 2. Generator(생성기) 이미지 생성

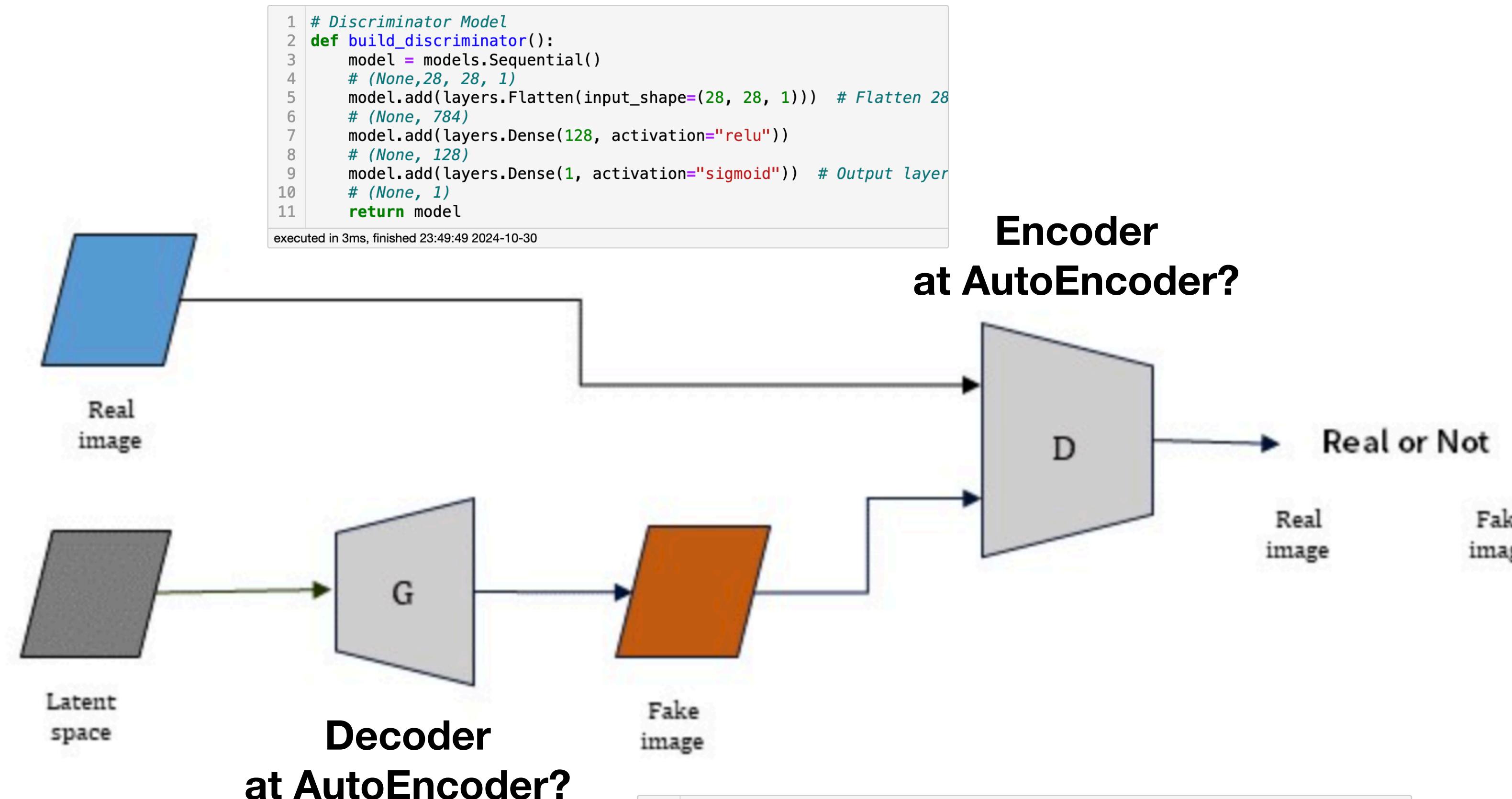
- Latent sample : 무작위 노이즈 벡터를 입력으로 받아 이미지를 생성.
- 목표 : 초기에는 품질이 낮은 이미지를 생성하지만, Discriminator의 피드백을 통해 점점 더 진짜 이미지에 가까운 이미지를 생성.

## 3. Discriminator와 Generator의 상호작용

- 평가 및 피드백 : Discriminator는 생성된 이미지를 진짜(1) 또는 가짜(0)로 분류하고, 그 결과를 Generator에게 전달.
- 오차 역전파: Discriminator의 잘못된 판단을 통해 Generator는 이미지를 개선하는 방향으로 학습.

**loop (Generator가 가짜 이미지 생성 -> Discriminator 평가 -> Generator에게 back propagation -> 개선)**  
결국에는 GAN의 목적은 Discriminator의 학습이 아닌, **Generator의 학습 (생성기)**

# GAN의 이해 (Cont'd)



# GAN을 이루는 수식

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

Sample x from real data distribution  
Sample latent code z from Gaussian distribution

D should maximize  $V(D,G)$       Maximum when  $D(x) = 1$       Maximum when  $D(G(z)) = 0$

x : 실제 데이터 / z : noise vector

$D(x)$  = Discriminator가 특정 샘플이 진짜라고 판단할 확률 (shop owner가 이 와인이 진짜라고 생각할 확률)

$G(z)$  = 위조자가 z를 입력 받아 생성한 가짜 데이터 (가짜 와인)

$D(G(z))$  : Discriminator가 가짜 데이터를 보고 진짜라고 믿을 확률 (가짜 와인을 진짜라고 생각할 확률)

**GAN은 min-max optimization (min-max two players game)이다.**  
**G와 D는 서로 다른 역할을 지니고, 서로 경쟁한다.**

## GAN을 이루는 수식 (Cont'd)

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

Sample x from real data distribution      Sample latent code z from Gaussian distribution

D should maximize  $V(D, G)$       Maximum when  $D(x) = 1$       Maximum when  $D(G(z)) = 0$

:  $\mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x)]$

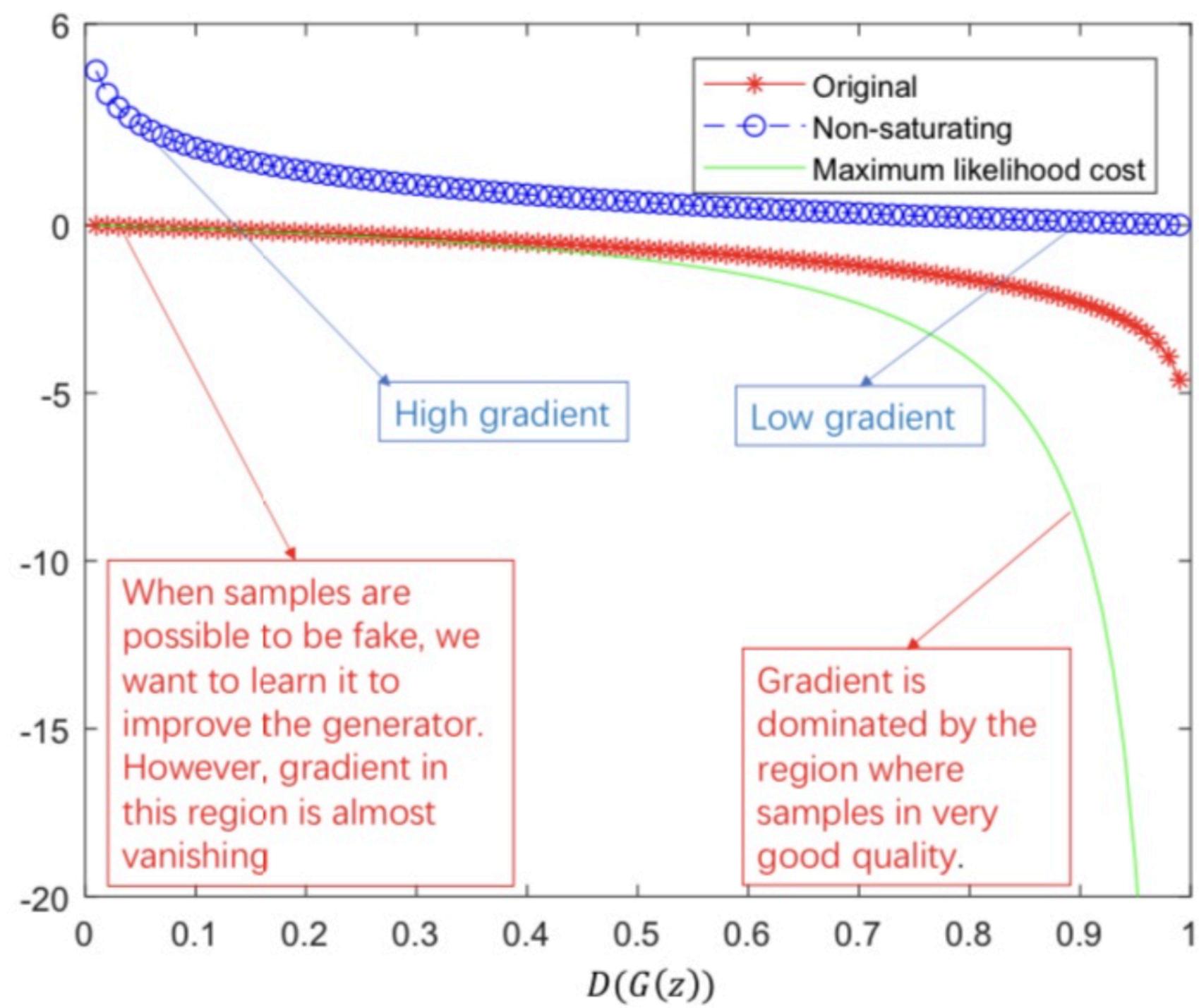
- D가 실제 x를 진짜로 잘 판단하도록 훈련
- 결국엔 D가 이를 최대화하여, 실제 데이터를 진짜로 잘 구별할 수 있도록 훈련

:  $\mathbb{E}_{z \sim p_z} [\log(1 - D(G(z)))]$

- $1 - D(G(z))$ 의 의미 == 전체 확률 - 진짜라고 생각할 확률 == 가짜라고 생각할 확률
- 결국에  $1 - D(G(z))$ 는 D가 가짜 데이터를 가짜라고 인식했을 때의 확률
- D는 이를 최대화하여 가짜 데이터를 잘 구별할 수 있는 능력을 높이려고 훈련

**discriminator는  $D(x)$ 를 1,  $D(G(z))$ 를 0으로 인식하고,  
generator는 discriminator가  $D(G(z))$ 를 1이라고 하도록 가짜 데이터를 더욱 잘 만드는 것이 목표이다.**

# GAN의 문제점



## - Gradient Vanishing Problem

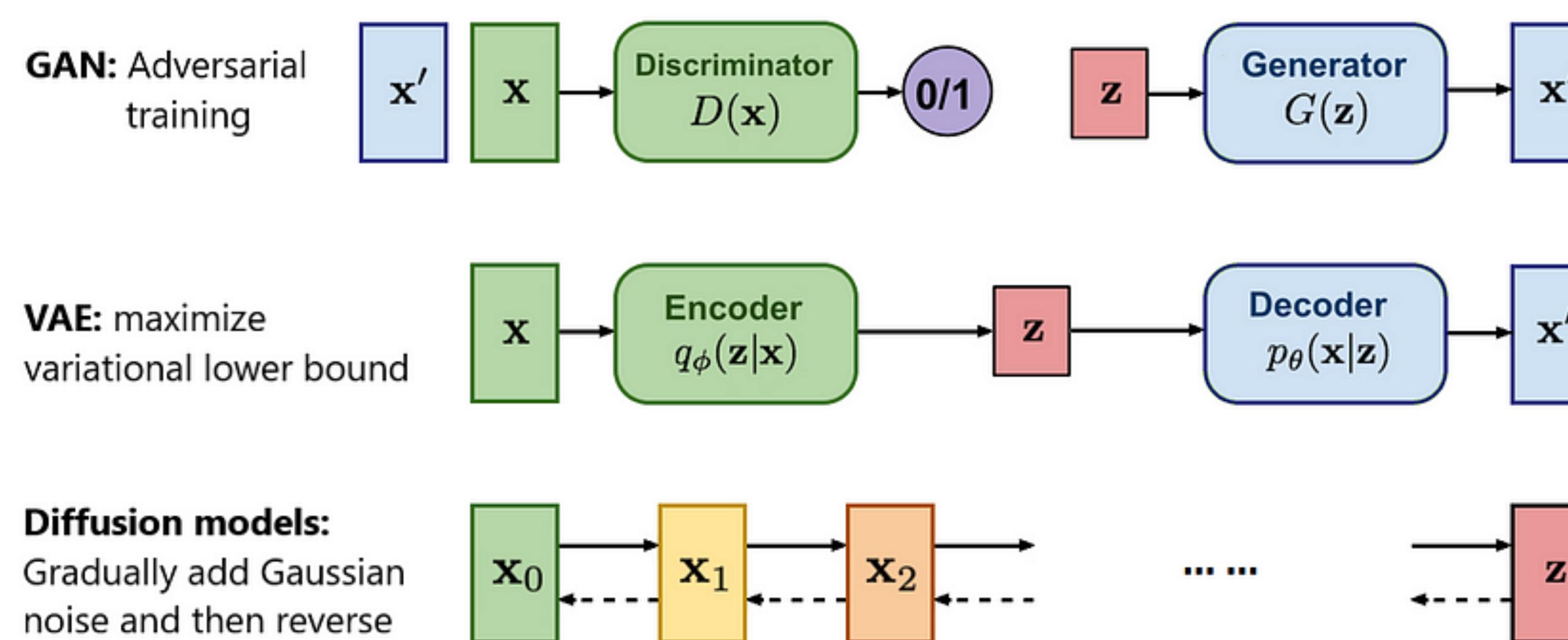
- 학습 초기엔 실제와 가짜를 잘 분간한다.
- $\rightarrow D(G(z))$ 가 0에 가깝다.
- $\rightarrow$  0부근에서 G의 기울기가 거의 0이라 G의 학습이 제대로 진행되지 않음  $\rightarrow$  학습이 느려짐

## - Mode Collapse

- **불균형 학습** : Discriminator가 너무 강력해지면, Generator가 어떤 이미지를 생성하더라도 판별기를 속일 수 없다.  $\rightarrow$  학습 종료
- **모드 붕괴** : 반대로 Generator가 지나치게 잘 학습되면, Discriminator가 생성된 이미지를 효과적으로 구분하지 못하게 되고, Generator는 특정한 종류의 이미지만 계속 생성하게 됨

# VAE vs GAN vs Diffusion Model (additional)

VAE : 원래 generator 만들기 위해  
decoder 붙여주고, 완벽하게  
optimization할 수 없으니 최적화 불가능  
하면 내버려두고, lower bound를  
optimization한다

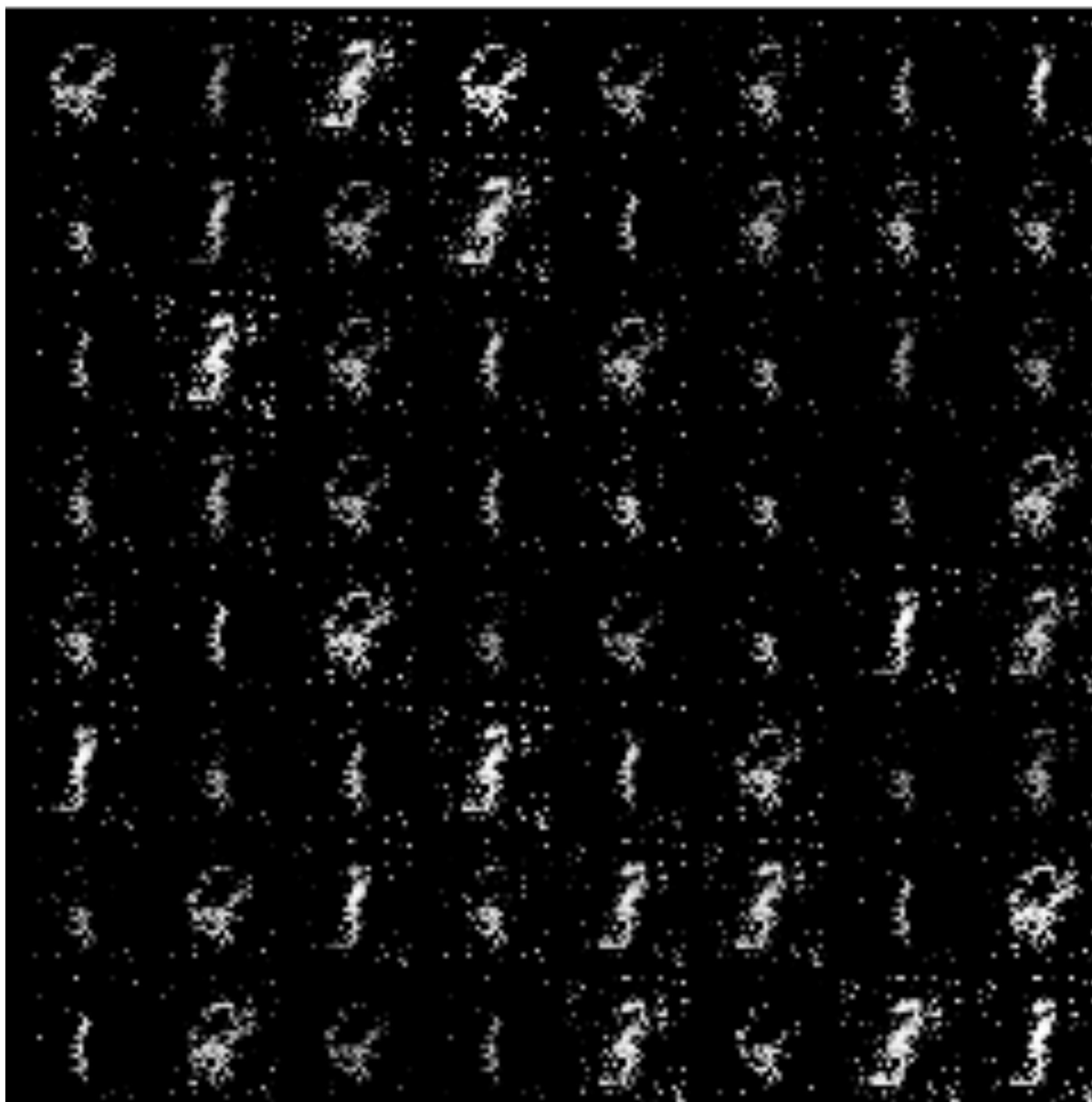


GAN : game-theory를 이용하여 두명의  
플레이어가 게임을 하는 방식으로 분포  
를 학습할 수 있도록 generator를 학습

Diffusion : 분포 학습 위해 노이즈를 점진  
적으로 추가하여, 역전파하여 원본 데이  
터로 복원하는 과정을 기반으로 한 모델



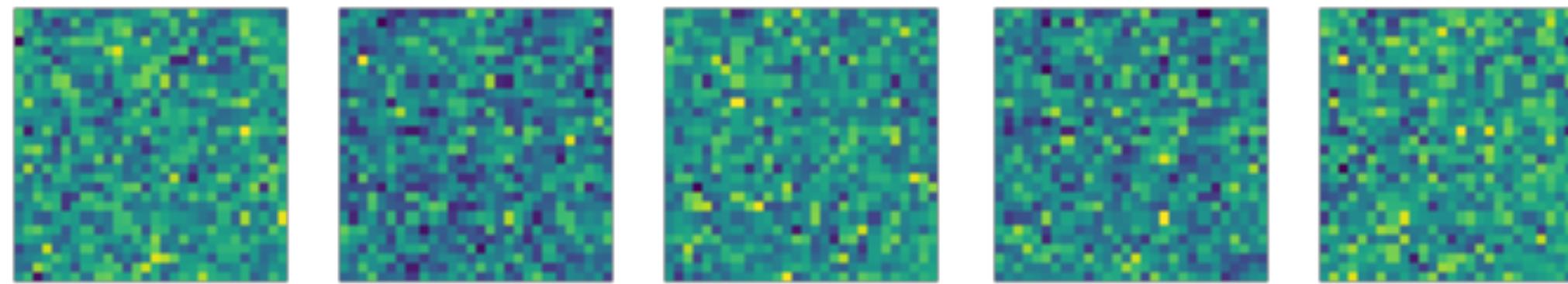
**Epoch: 0001**



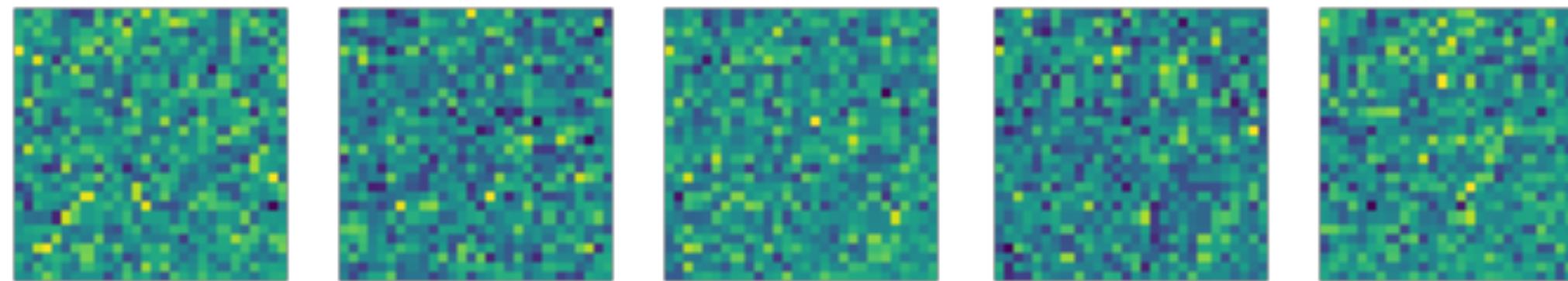
**0.05 0.06 0.11 0.04 0.05 0.08 0.05 0.05**  
**0.06 0.01 0.13 0.04 0.04 0.06 0.05 0.05**  
**0.39 0.24 0.03 0.03 0.09 0.12 0.02 0.07**  
**0.06 0.06 0.11 0.03 0.03 0.11 0.03 0.05**  
**0.04 0.10 0.11 0.04 0.13 0.13 0.06 0.06**  
**0.04 0.05 0.06 0.09 0.03 0.10 0.05 0.05**  
**0.09 0.14 0.14 0.03 0.01 0.07 0.12 0.11**  
**0.06 0.07 0.18 0.05 0.08 0.05 0.03 0.19**

# exercise. MNIST와 GAN, DCGAN

---



**GAN** : [https://github.com/lky473736/learning-AI/  
blob/main/class/PT/GAN\\_MNIST.ipynb](https://github.com/lky473736/learning-AI/blob/main/class/PT/GAN_MNIST.ipynb)



**DCGAN** : [https://github.com/lky473736/learning-AI/  
blob/main/class/PT/DCGAN\\_MNIST.ipynb](https://github.com/lky473736/learning-AI/blob/main/class/PT/DCGAN_MNIST.ipynb)

- DCGAN : full connected layer 대신에 CNN을 이용하여 G와 D를 구성 (GAN보다 고해상도 이미지 생성, 객체나 패턴 등의 특징을 더욱 잘 포착함)



smiling  
woman



neutral  
woman

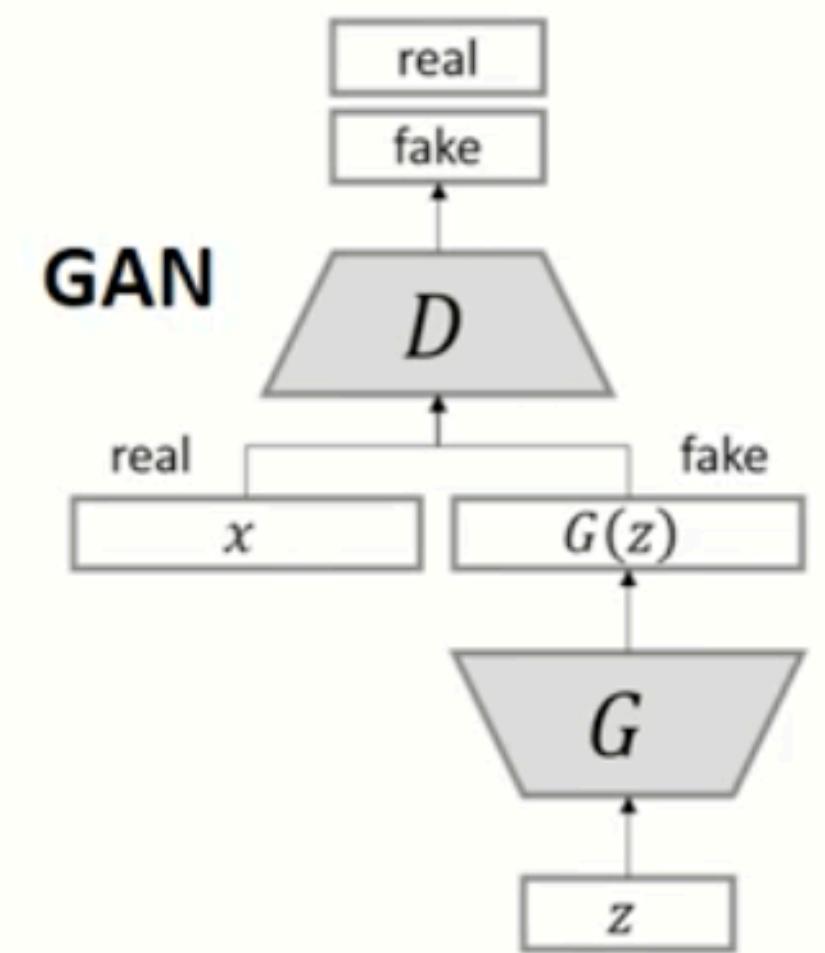


neutral  
man

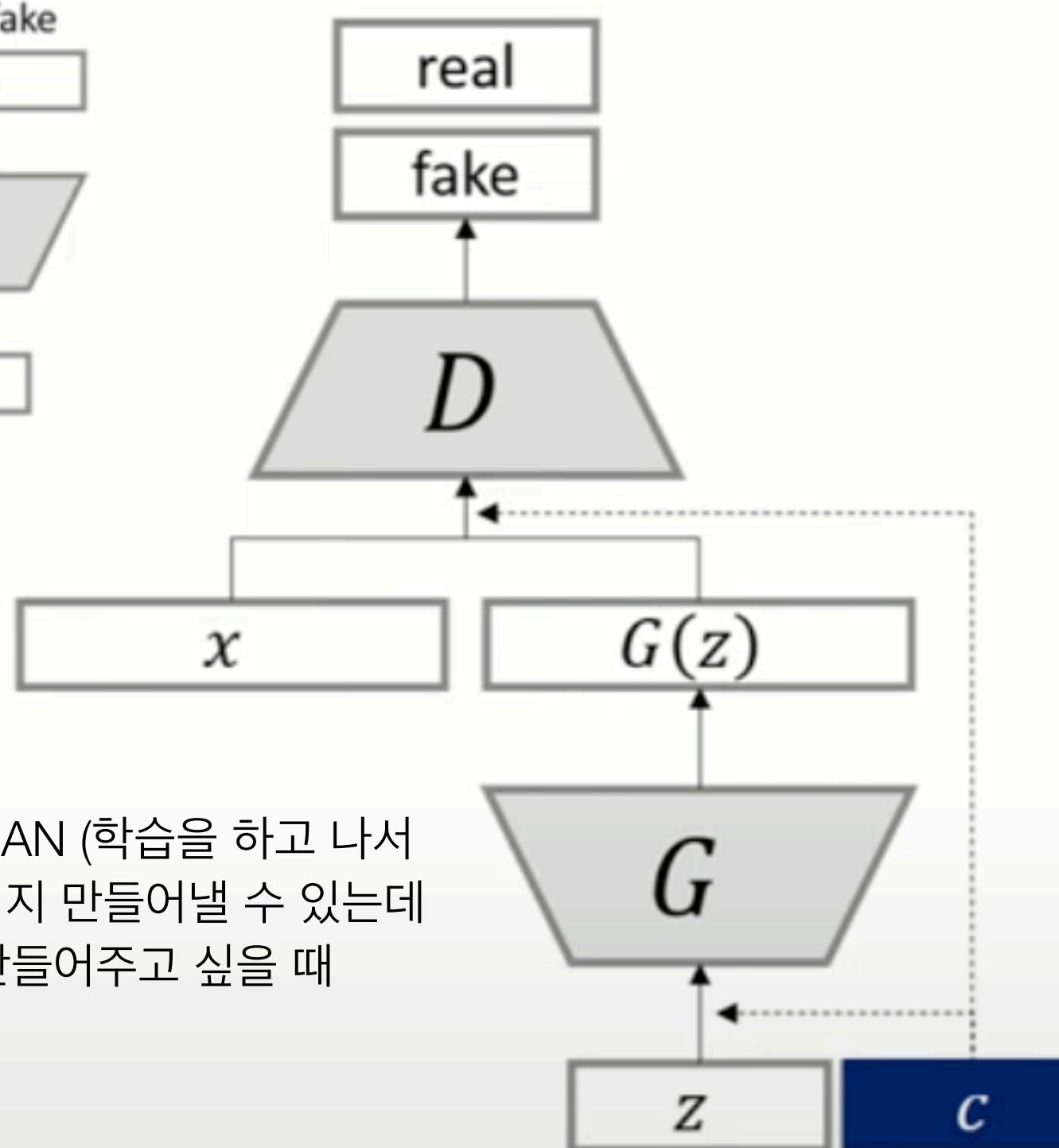


smiling man

infoGAN : 조건을 명시적으로 지정하지 않고도 학습 가능. 특정 조건을 사전에 정하지 않아도 모델이 학습하는 과정에서 중요한 특징을 자동으로 추출하여 활용할 수 있음



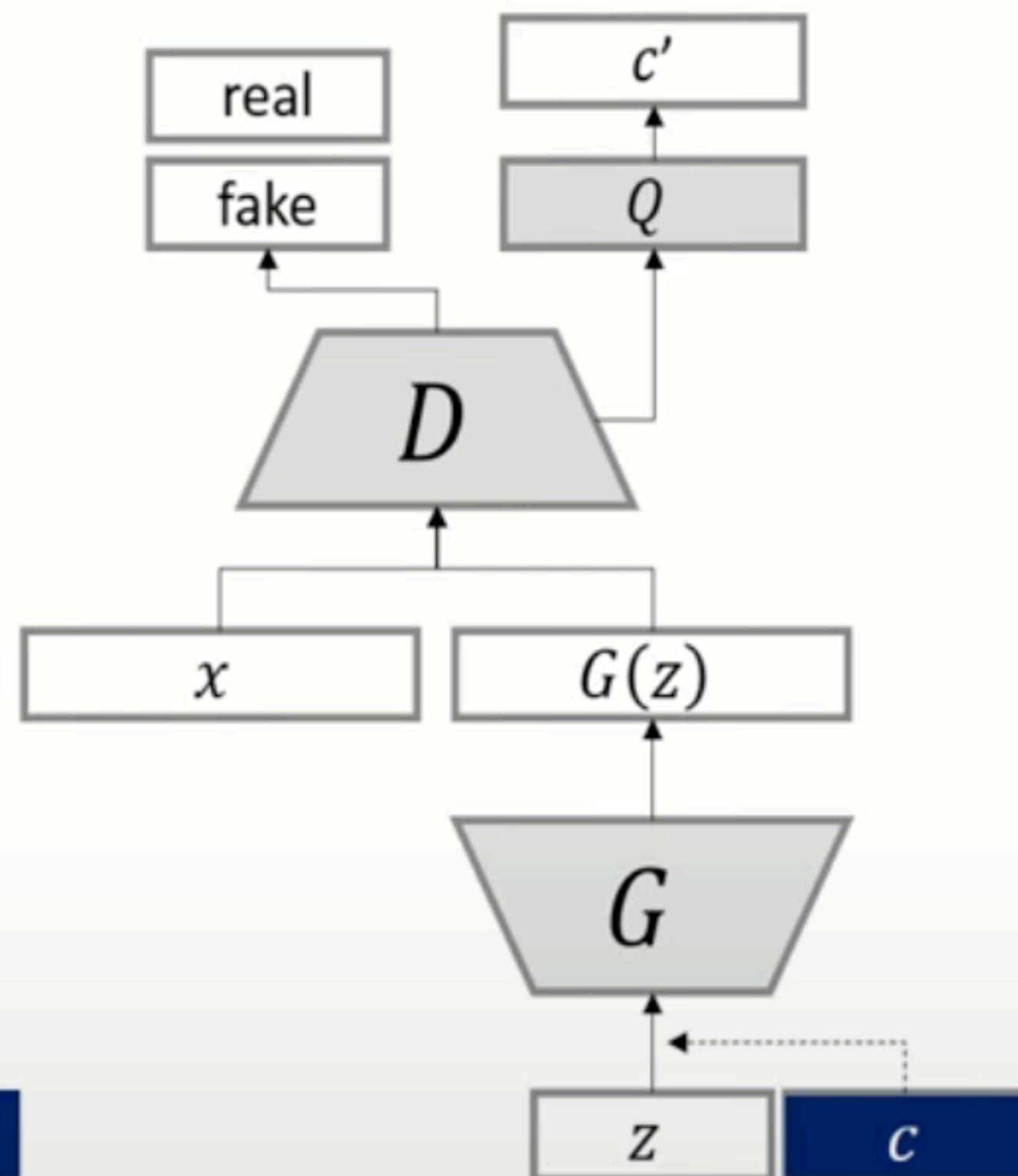
## cGAN



cGAN : Conditional GAN (학습을 하고 나서  
G만 가지고 있으면 이미지 만들어낼 수 있는데  
내가 원하는 이미지를 만들어주고 싶을 때  
condition 부여)

(Mirza & Osindero, 2014)

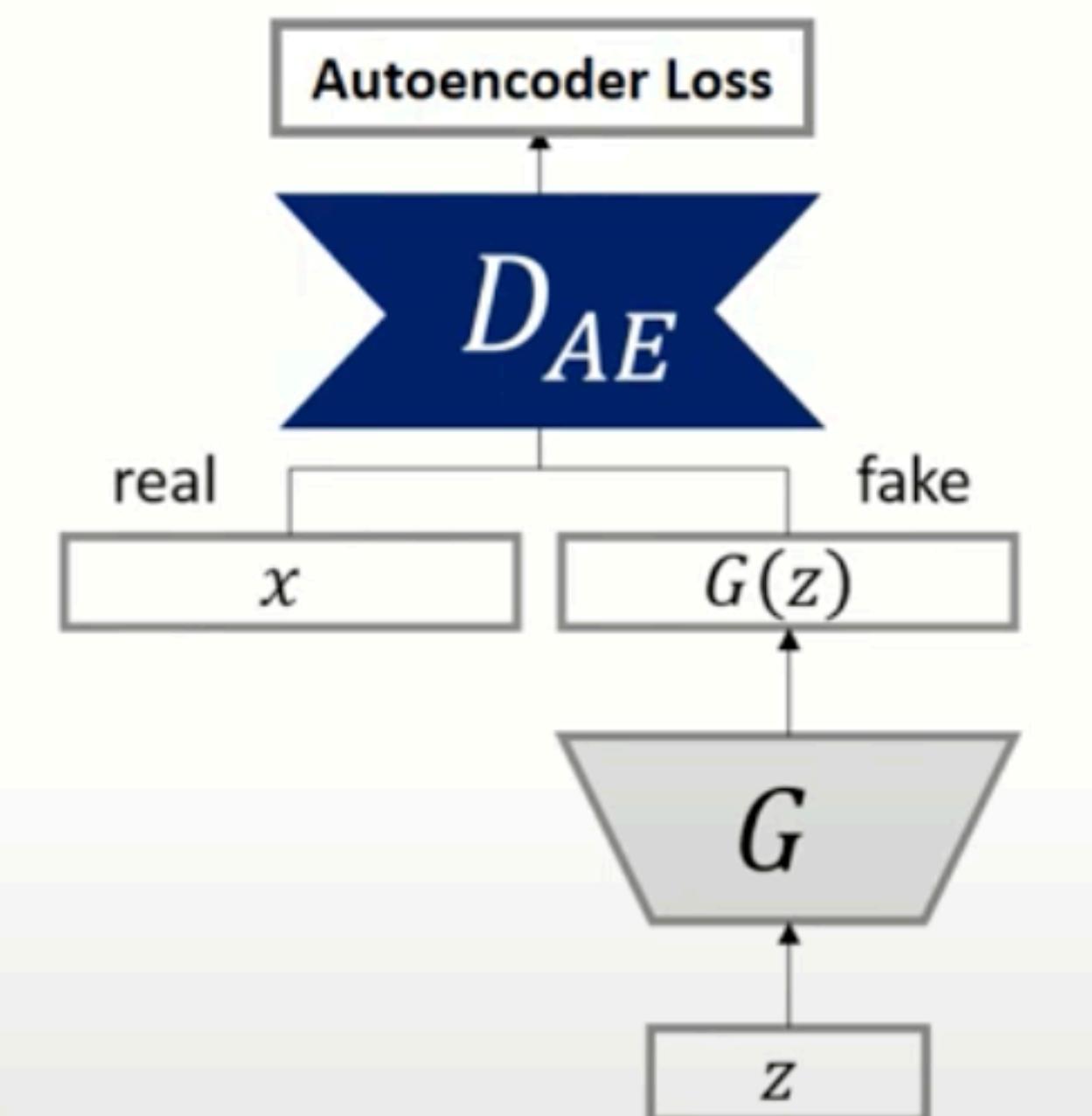
## infoGAN



(Chen, et al., 2016)

BEGAN : 진짜 이미지를 입력받았을 때  
는 복원이 잘 이루어지며, 가짜 이미지를  
입력받으면 복원이 원활하지 않도록 학습

## BEGAN



(Berthelot et al., 2017)

# Reference

---

- <https://ysbsb.github.io/gan/2020/06/17/GAN-newbie-guide.html>
- <https://m.blog.naver.com/euleekwon/221557899873>
- <https://www.youtube.com/watch?v=LXUvQUoI1xk>
- <https://dacon.io/codeshare/4231>
- [https://ettrends.etri.re.kr/ettrends/184/0905184009/35-4\\_91-102.pdf](https://ettrends.etri.re.kr/ettrends/184/0905184009/35-4_91-102.pdf)
- <https://times.postech.ac.kr/news/articleView.html?idxno=23280>
- <https://89douner.tistory.com/329>
- <https://doooob.tistory.com/173>
- <https://woochan-autobiography.tistory.com/935>
- <https://www.youtube.com/watch?v=cd-kj1ysqOc&list=PLQASD18hjBgyLqK3PgXZSp5FHmME7elWS&index=11>