

---

# GAN을 사용한 3차원 이미지 생성

---

-

2D 이미지를 3D 모델로 변환하는 기법을 이해할 수 있다.

- **3D 모델 변환 기법 이해를 위한 포인트**
  - 2D 이미지 인코딩
    - 2D 이미지를 잠재 공간으로 매핑
  - 3D 합성곱
    - 3D 데이터를 학습하기 위함
  - 결과 시각화

## 3D-GAN

3D-GAN은 생성적 적대 네트워크와 함께 체적 형(3D) 컨볼루션 네트워크(Volumetric Convolutional Neural Network)를 활용한다.

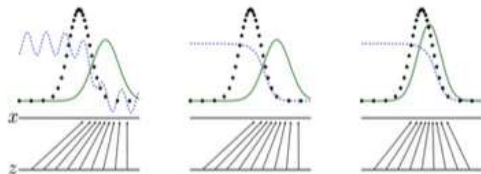
- 개념

- 체적형 컨볼루션 네트워크와 GAN을 활용하여,
- 확률공간에서 3D 객체 생성하는 것

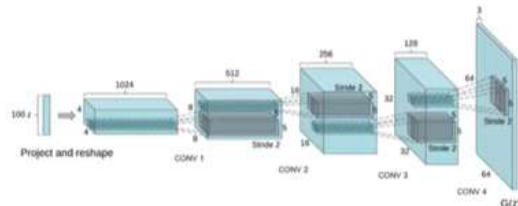
- 장점

- 생성기가 객체 구조 특징을 파악하여 고품질 3D 객체를 합성할 수 있다
- 생성기는 저차원 확률 공간에서 3D 개체의 공간으로 매핑을 설정하여 참조 영상 또는 CAD 모델 없이도 3D 개체를 다양하게 탐색할 수 있다.
- 판별자는 비지도 학습된 강력한 3D 모양을 제공 한다.

## Related Work

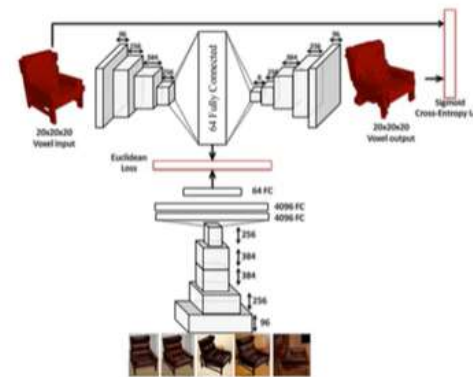


GAN [Goodfellow et al., 2014]



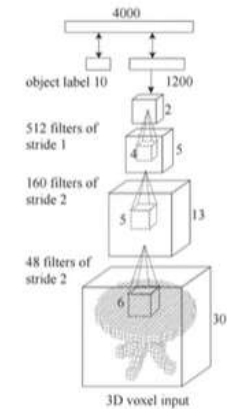
DCGAN [Radford et al., 2016]

Generative adversarial networks



T-L Network  
[Girdhar et al., 2016]

Volumetric convolutional networks



3D ShapeNet  
[Wu et al., 2015]

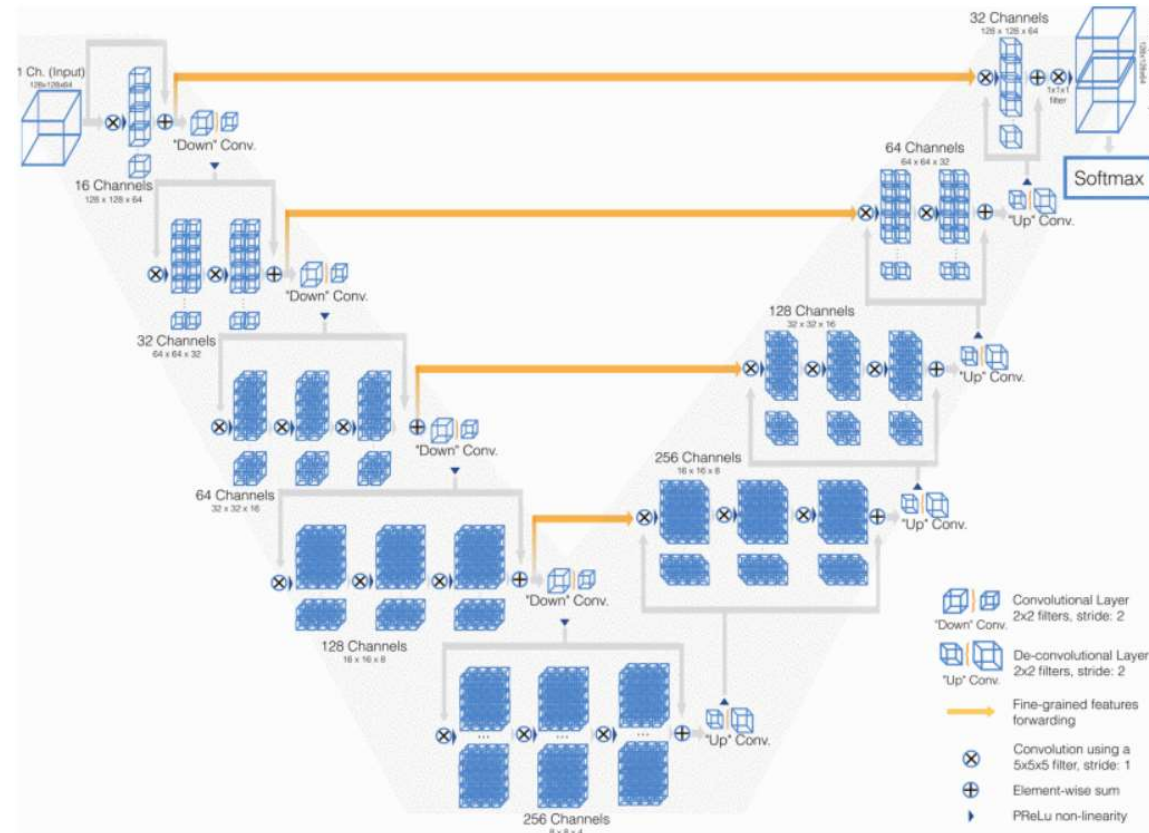
본 논문에서는 자기공명영상에서 전립선 검출을 위해 V모양의 네트워크를 설계했다.

- Contributions

- 3차원 Volume을 그대로 입출력으로 사용하는 네트워크를 구성
  - 대부분 볼륨이 아닌 2D를 검출 후 결합하는 형태인데,
  - 이 연구는 3D를 입출력으로 사용하여 많은 저자들이 인용하고 있음
- Dice coefficient를 사용한 손실함수
- 최근 많이 사용하는 residual 기반의 학습을 적용

# V-net

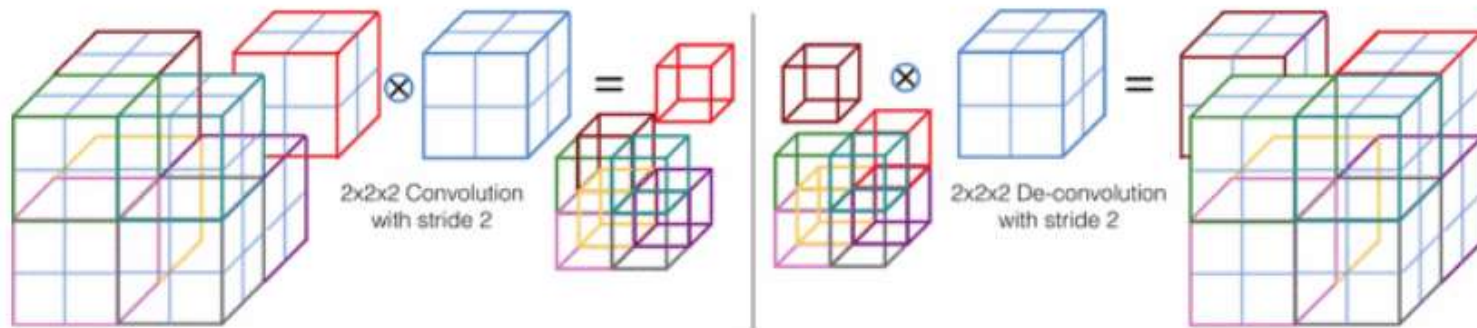
## 구조



## V-net

### U-Net과의 차이

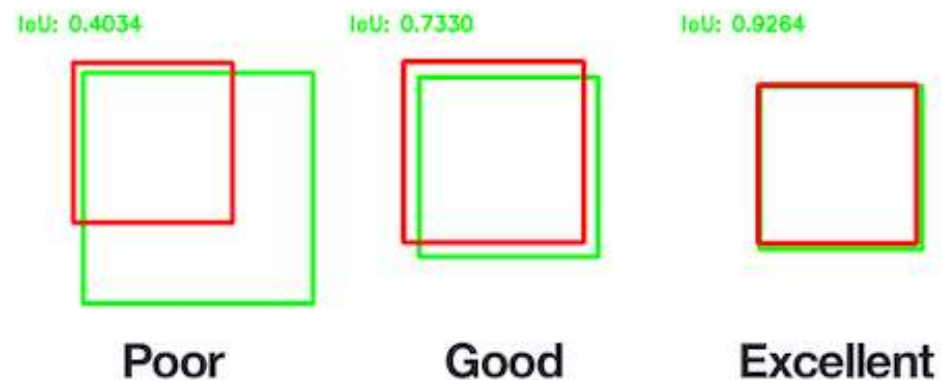
기본적인 구조는 U-Net과 거의 동일하다. 한가지 특이한 점은 보통 max pooling 등을 이용해 feature channel을 작은 해상도의 더 많은 채널로 변경하고 또 unpooling을 사용해 원래 해상도로 되돌리는데 stride를 설정한 convolutional layer를 이용해 'Down/Up' convolution을 사용한다는 것이다.



## Dice coefficient

### 개념

모델의 성능 평가의 척도 중 하나는 다이스 계수(dice coefficient)입니다. 이는 일반적으로 잘 알려진 IOU(intersection over union)와 방식이 유사합니다. 아래 [그림 6]에서 보는 것처럼 예측 마스크 영역과 실제 마스크 영역이 서로 얼마나 겹치느냐를 측정하기 때문이죠. 겹치는 영역이 1에 가까울수록 성능이 좋고(excellent), 0에 가까울수록 성능이 좋지 않다고 측정합니다(poor).



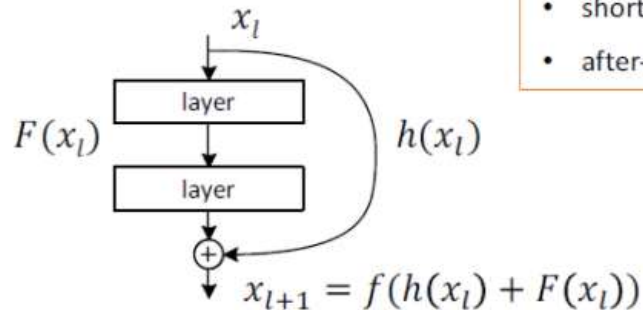
[그림 6] IOU에서는 예측값과 실제값이 많이 겹칠수록 좋은 성능을 낸다.



# Residual Network

## Residual Network에 대한 고찰

기존 Residual Network의 기본 구조는 아래 그림과 같으며 입력과 출력의 관계는 그림에 있는 수식과 같다. 여기서  $x_{l+1}$ 은 identity 함수  $h(x)$ 와 Residual 함수  $F(x)$ 의 합에 대하여 activation 함수인 ReLU를 한 결과이다. 그래서 아래 식처럼 “after-add mapping”이라는 이름이 붙은 것이다.



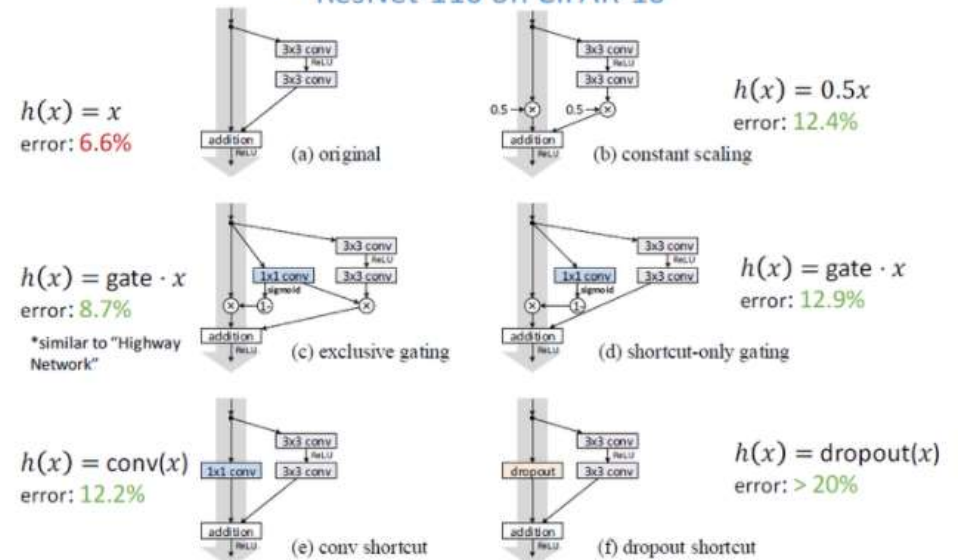
- shortcut mapping:  $h = \text{identity}$
- after-add mapping:  $f = \text{ReLU}$

## Identity skip connection의 중요도

Identity skip connection이 무슨 의미를 갖는지 살펴보자.

Short-cut connection이 어떤 경우에 최적의 결과를 도출할 수 있는지 확인을 하기 위해, ResNet팀은 short-cut connection을 다양한 경우로 바꿔가면서 실험을 수행하였다.

### \* ResNet-110 on CIFAR-10



## 3D-GAN 결과



Figure 2: Shapes synthesized by 3D-GAN

## 3D-GAN Generator

생성기가 결과를 생성하는 과정을 소개한다.

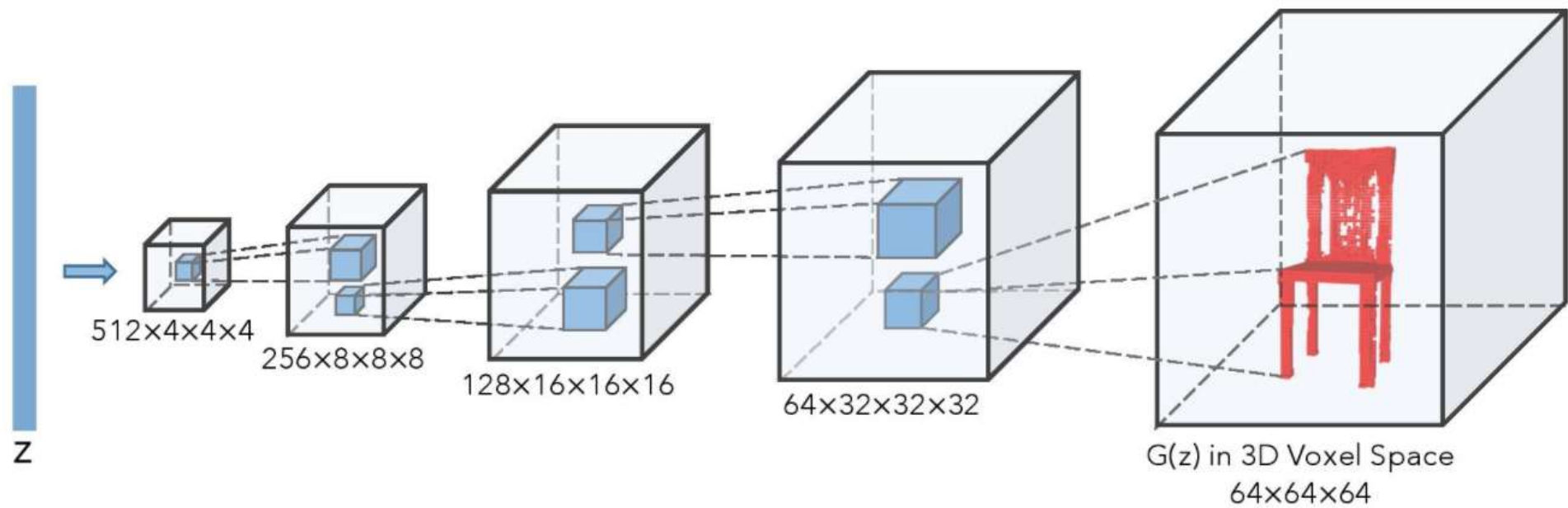
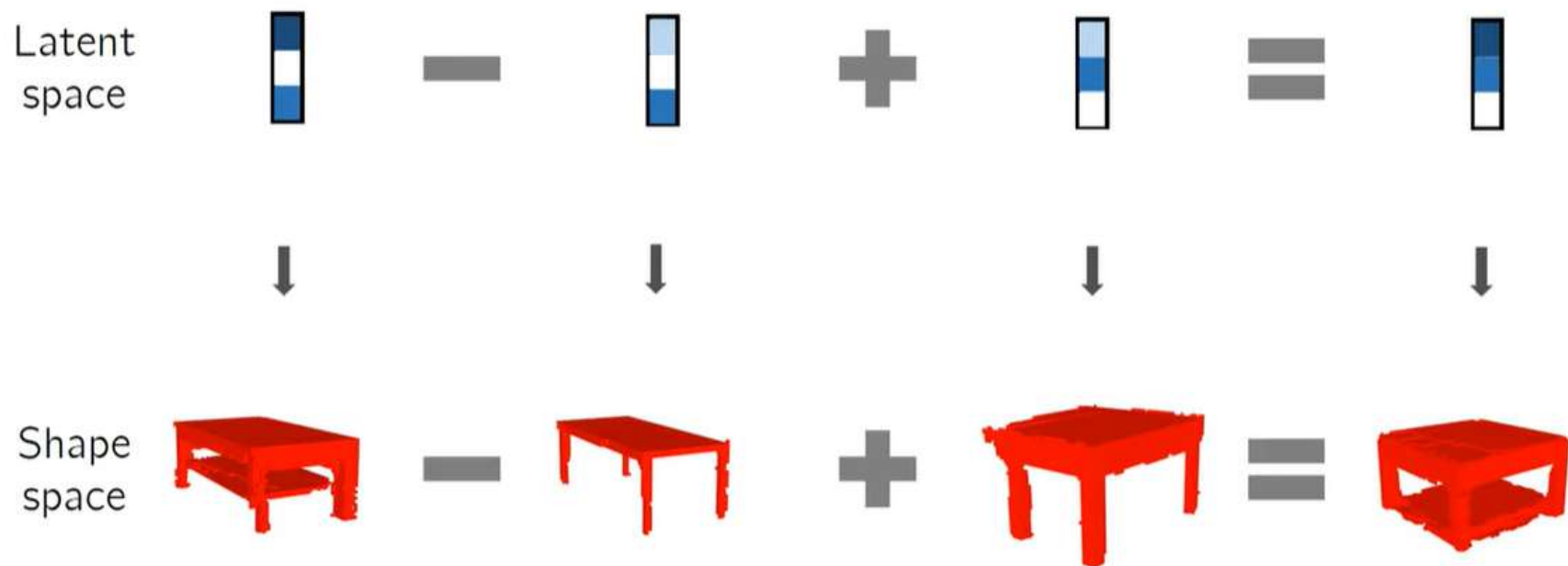


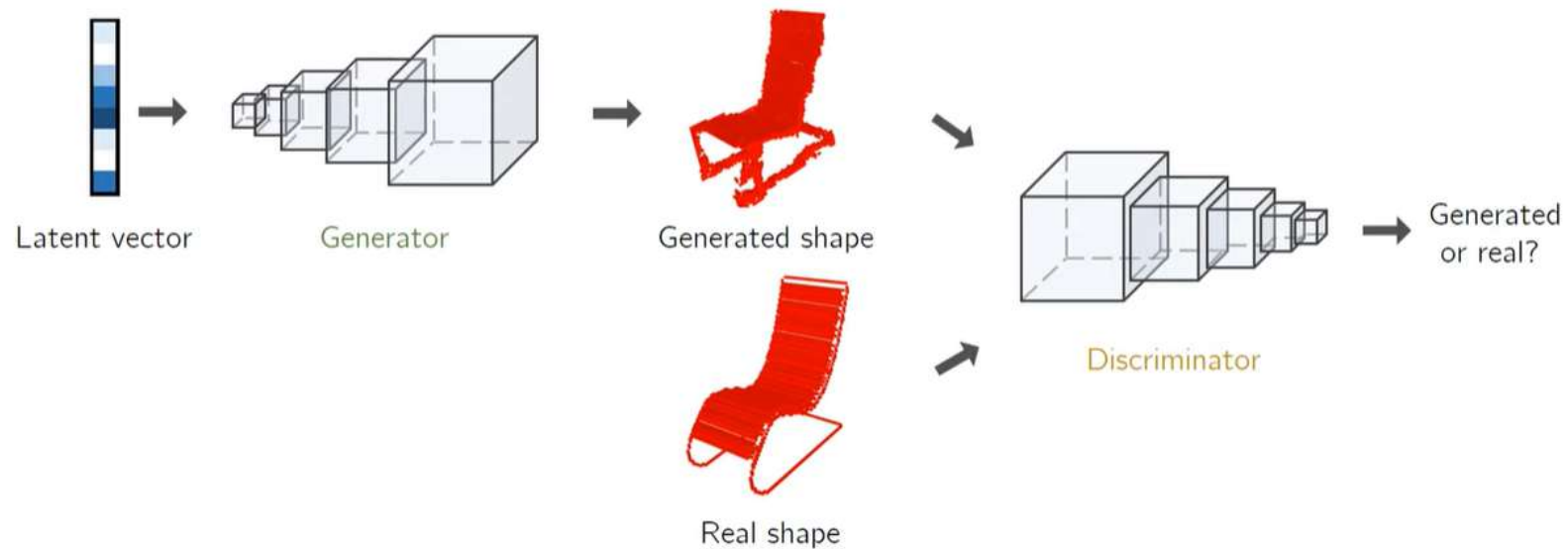
Figure 1: The generator of 3D Generative Adversarial Networks (3D-GAN)

마찬가지로 산술연산이 가능하다!

## Arithmetic in Latent Space



## 3D Generative Adversarial Network

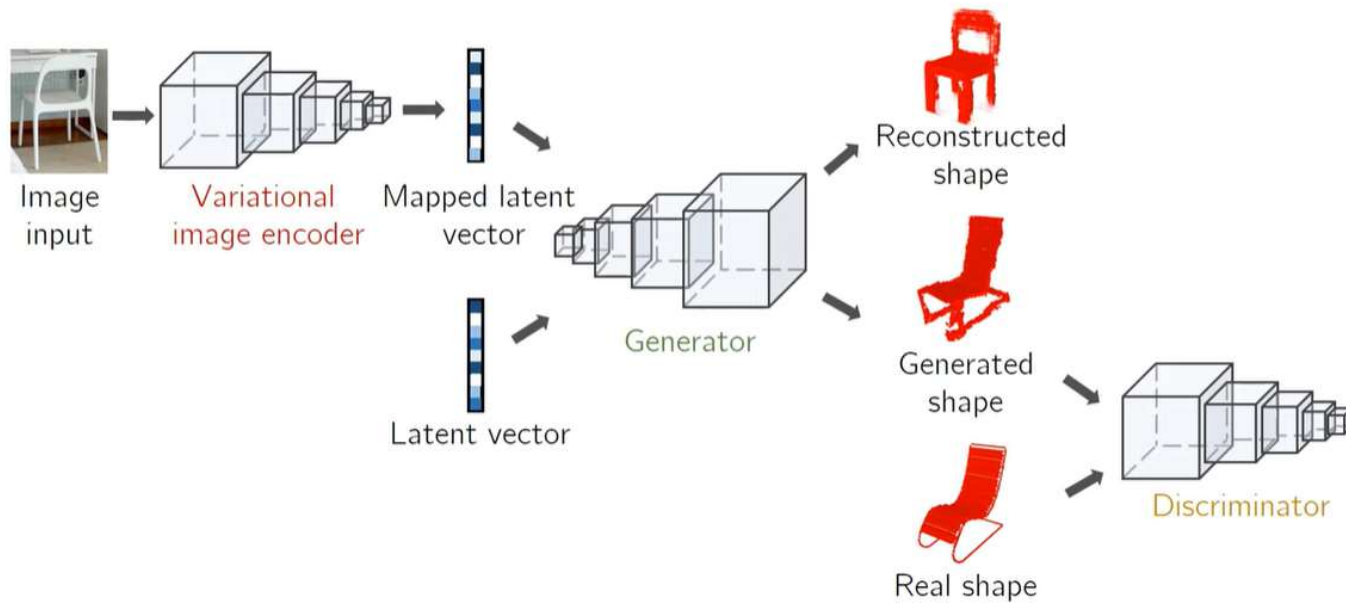


Training on ShapeNet [Chang et al., 2015]

## Variational Auto-Encoder (추후)

input data를 잠재변수  $z$ 로 encoding 한 후, 스스로 input을 복원해 내는 방법을 의미

### Model: 3D-VAE-GAN



We combine the encoder with 3D-GAN for reconstruction and generation.