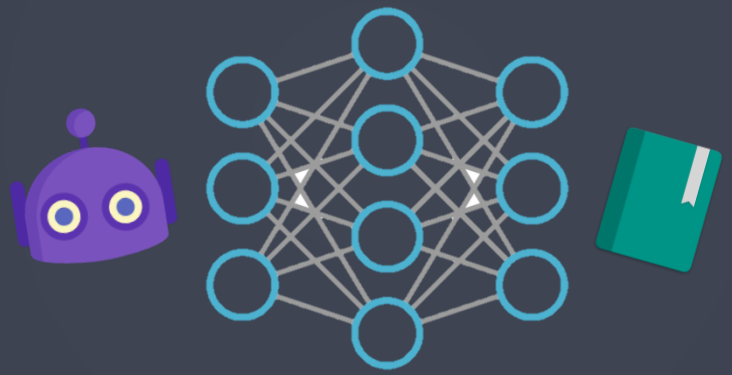
Deep Learning

Chapter 4 합성곱 신경망, 신경망 성능 개선, 전이학습
(Convolutional Neural Network, Transfer Learning)



START

스마트인재개발원
Smart Human Resources Development

학습목표

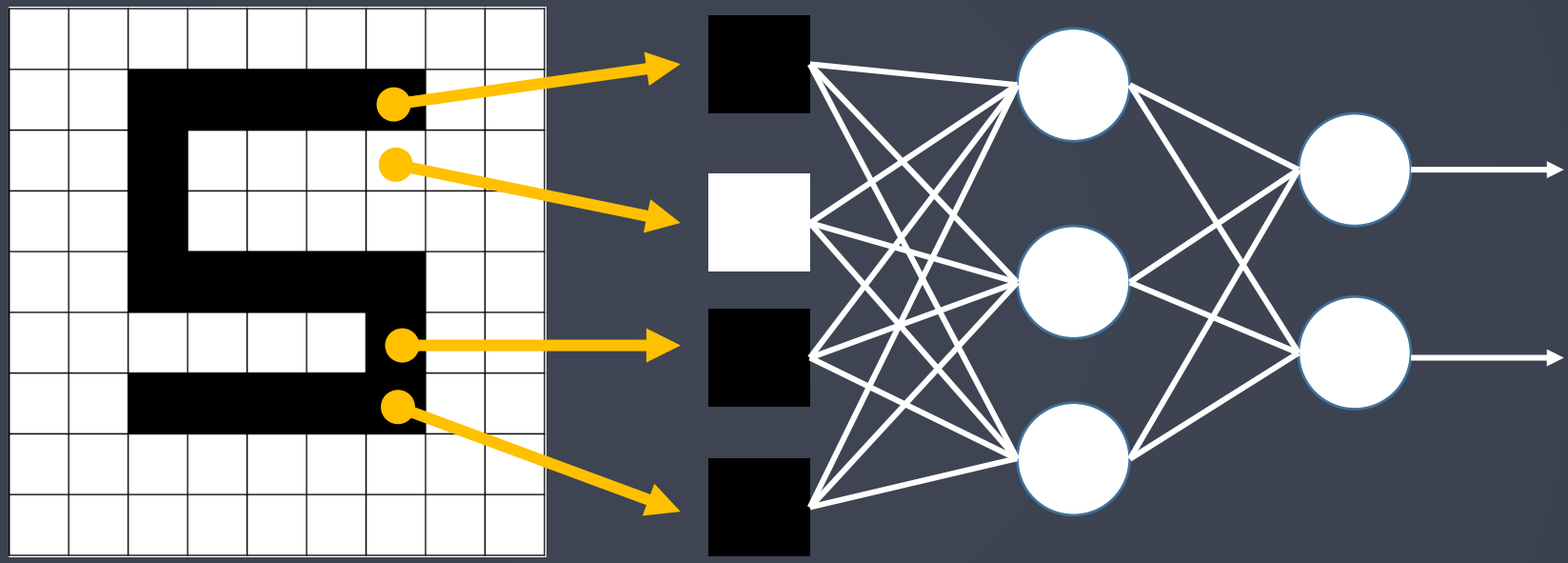
- 합성곱 신경망에 대해 알 수 있다.
- Keras를 활용해 합성곱 신경망을 구성 할 수 있다.
- 신경망 성능 개선을 위한 방법을 이해 할 수 있다.

CNN(Convolutional Neural Network)

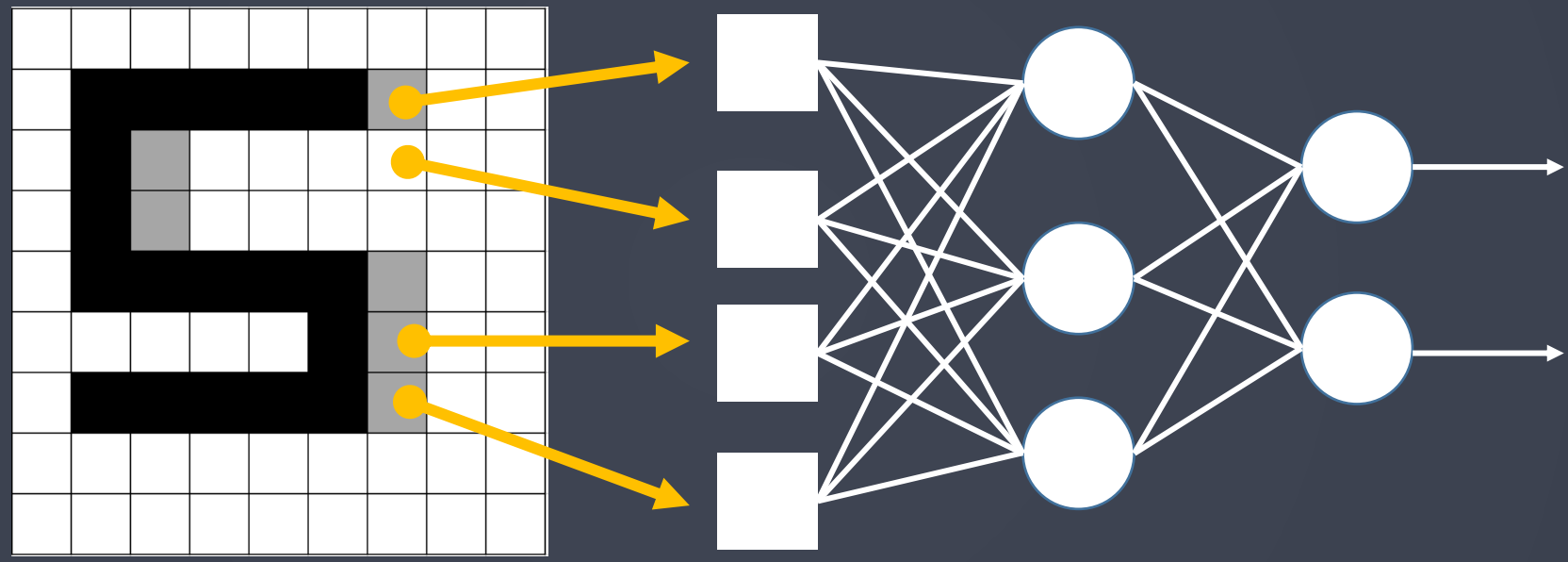
MLP 이미지 분석

- MLP은 층이 깊어지고 뉴런의 수가 많아지면 가중치 수가 급격히 늘어난다.
- MLP 신경망을 이미지 처리에 사용한다면 이미지의 어떤 특정 패턴이 존재하는 위치에 민감하게 동작하며 패턴의 위치에 종속적인 결과를 얻는다.
- MLP는 아래 세 개의 5는 패턴이 다르다고 판단한다.
- MLP로 이러한 숫자 인식을 하려면 숫자의 크기를 비슷하게 맞추어야 한다.

CNN(Convolutional Neural Network)

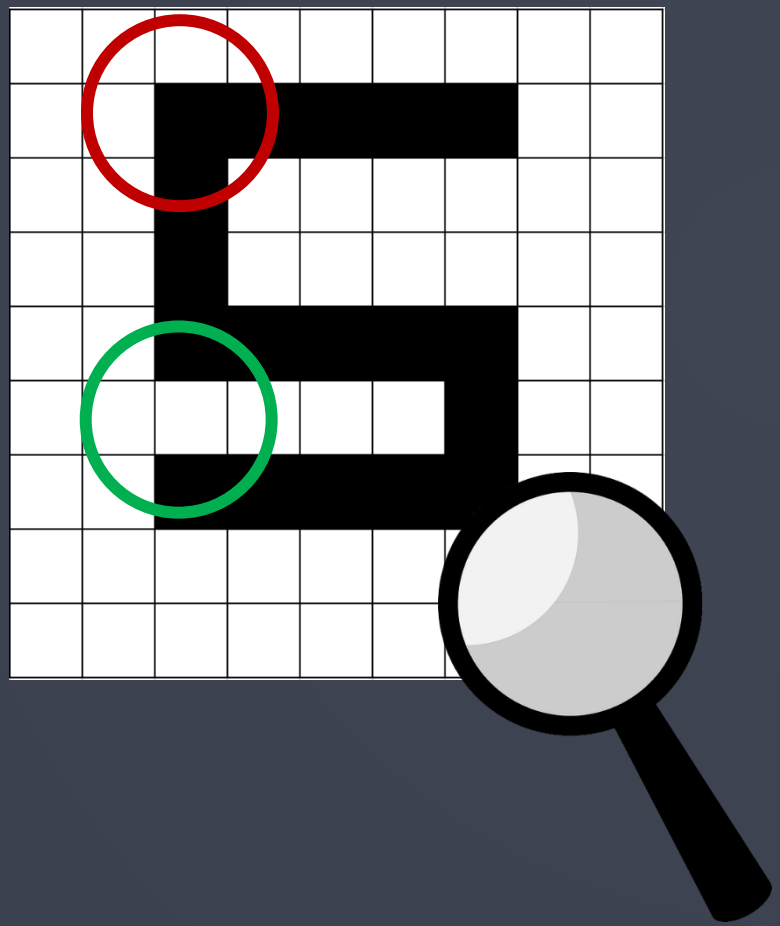


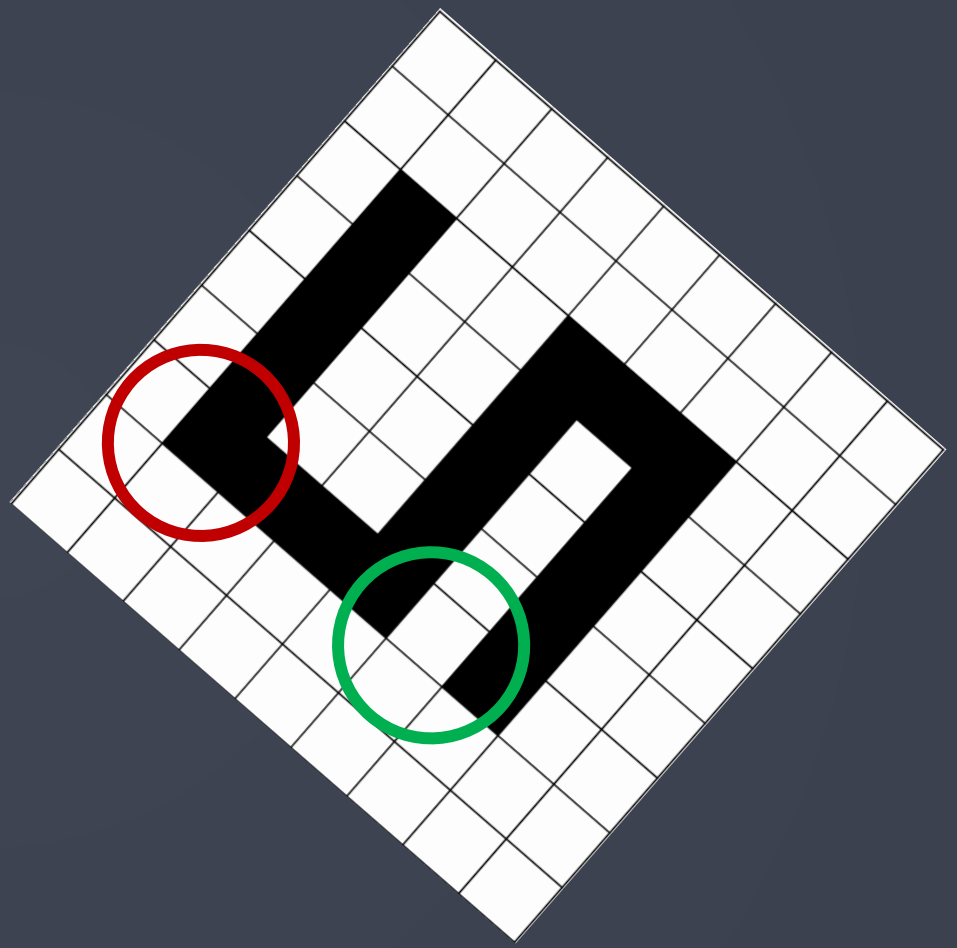
CNN(Convolutional Neural Network)



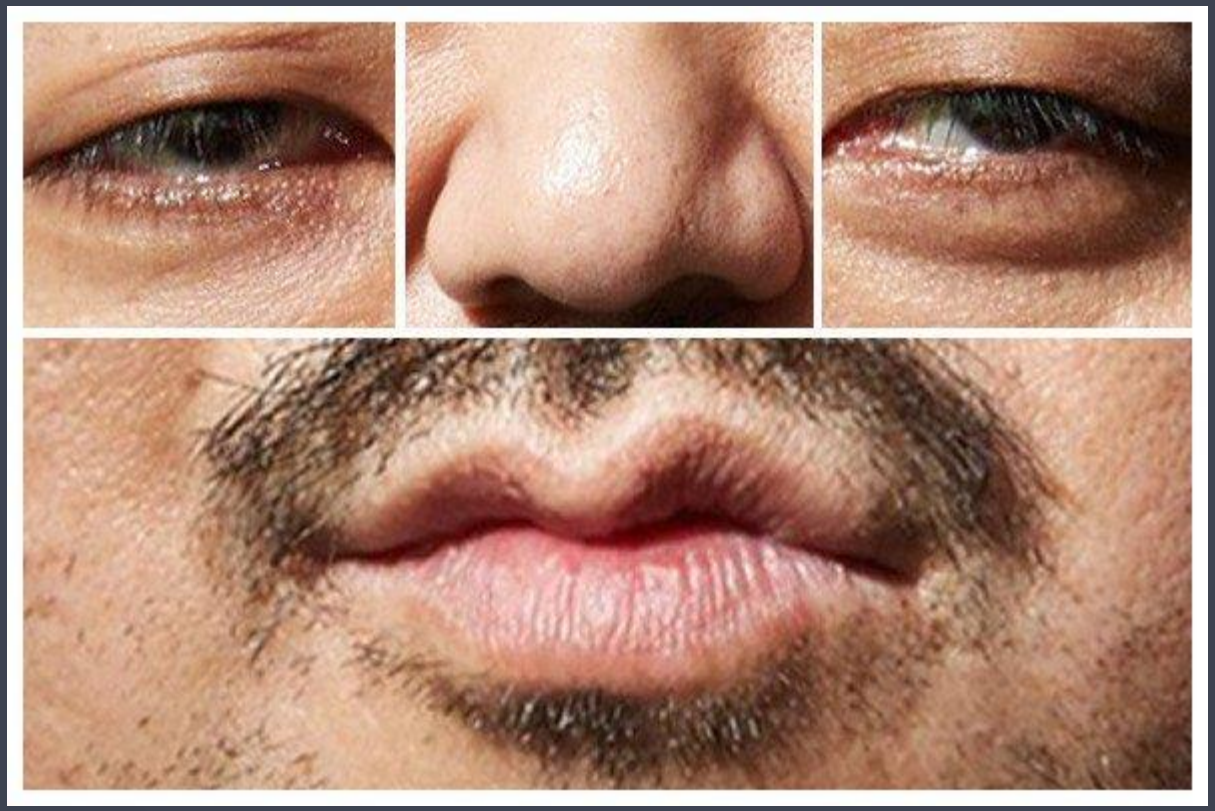
CNN(Convolutional Neural Network)

특징을 추출하자





CNN(Convolutional Neural Network)

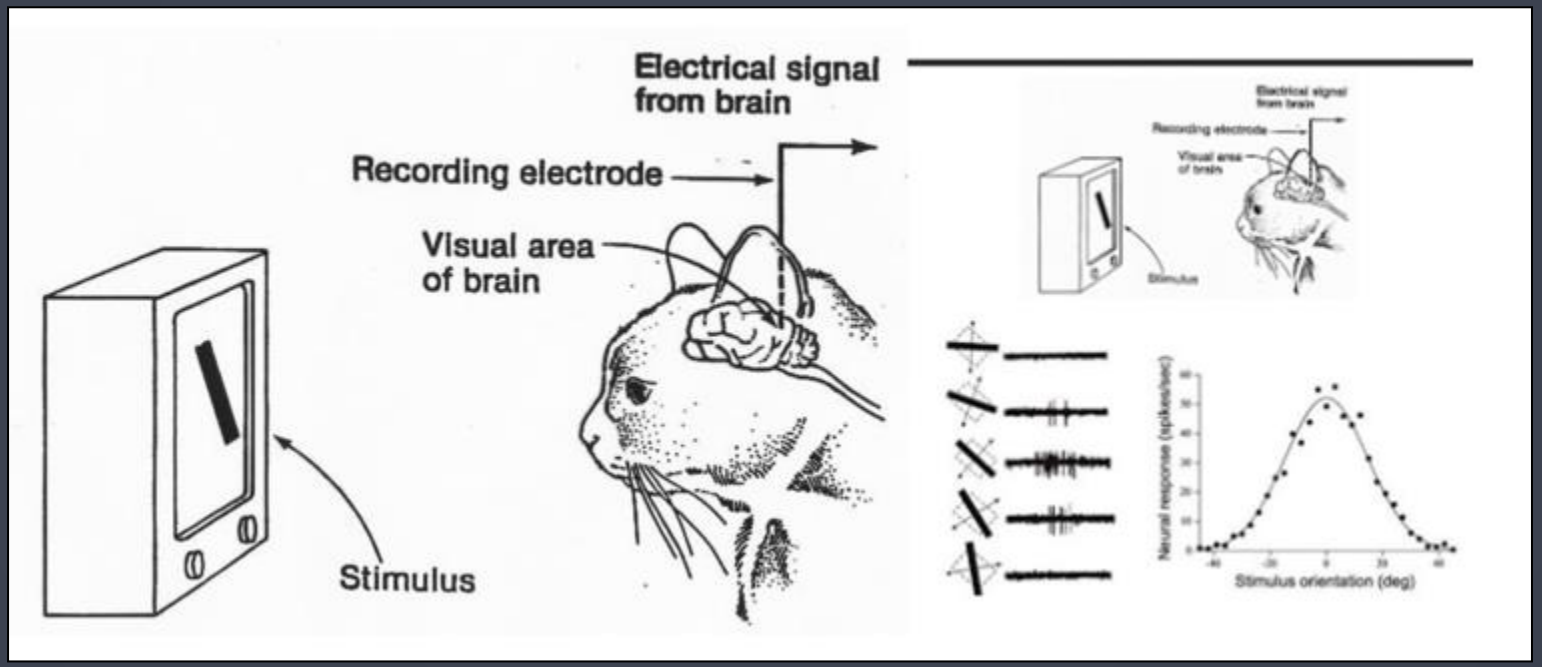


CNN(Convolutional Neural Network)

CNN(Convolutional Neural Network)

CNN (Convolution Neural Network)

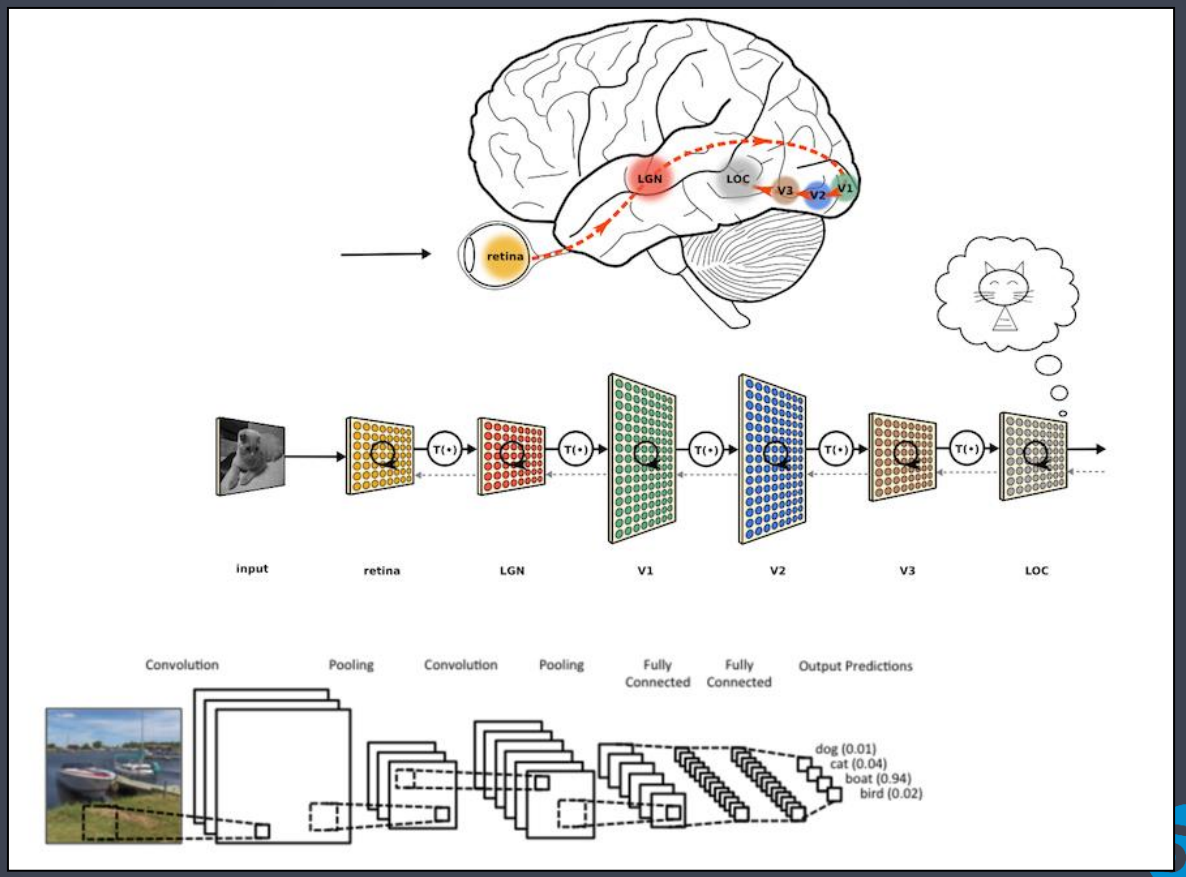
- 1998년 Yann Lecun 교수에 의해 1950년 대 수행했던 고양이의 뇌파 실험에 영감을 얻어 이미지 인식을 획기적으로 개선 할 수 있는 CNN 제안



CNN(Convolutional Neural Network)

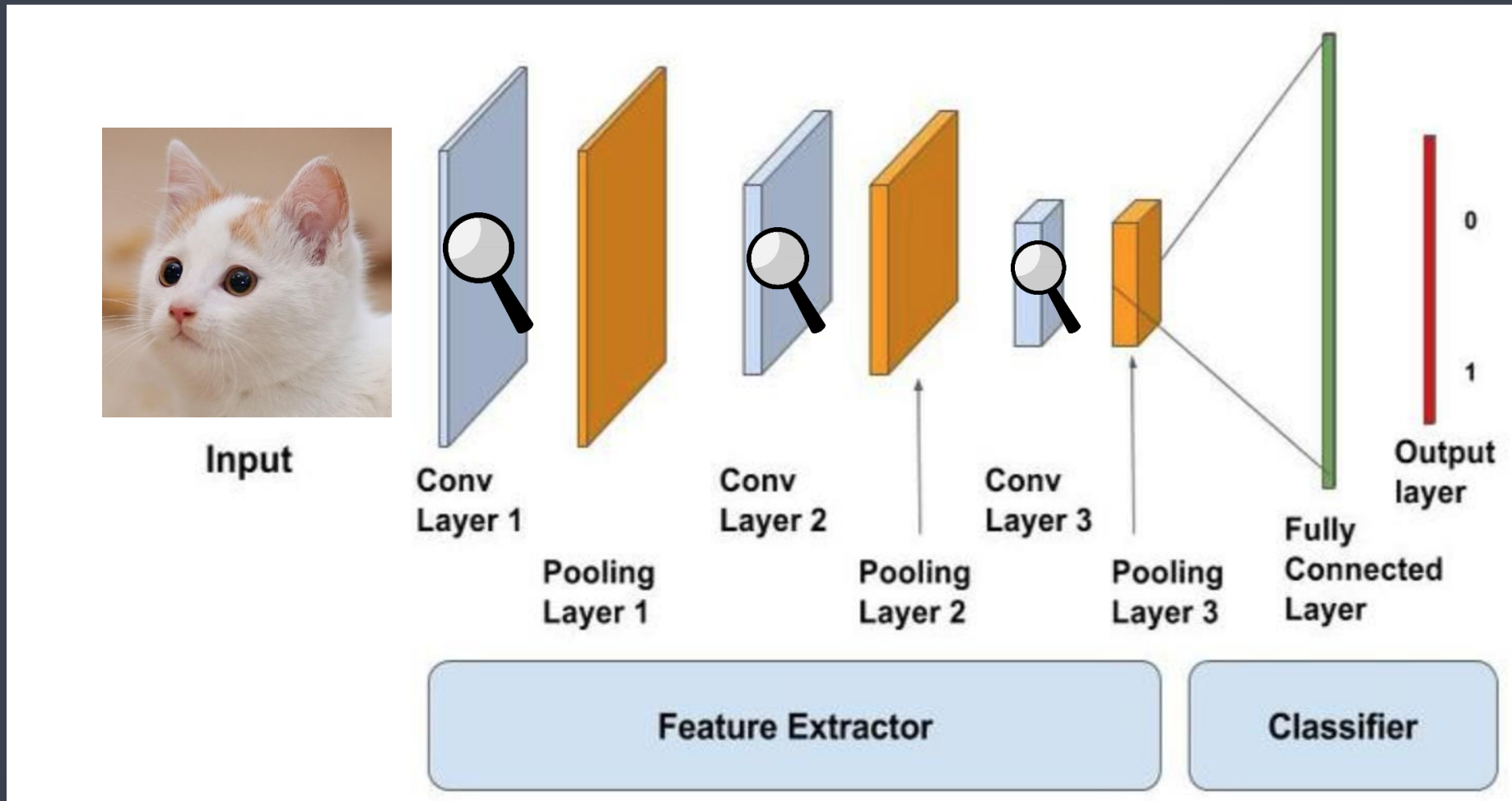
CNN (Convolution Neural Network)

- 고양이의 눈으로 보는 사물의 형태에 따라 뇌의 특정영역 (뉴런)만 활성화 된다는 결과를 기반으로 제안



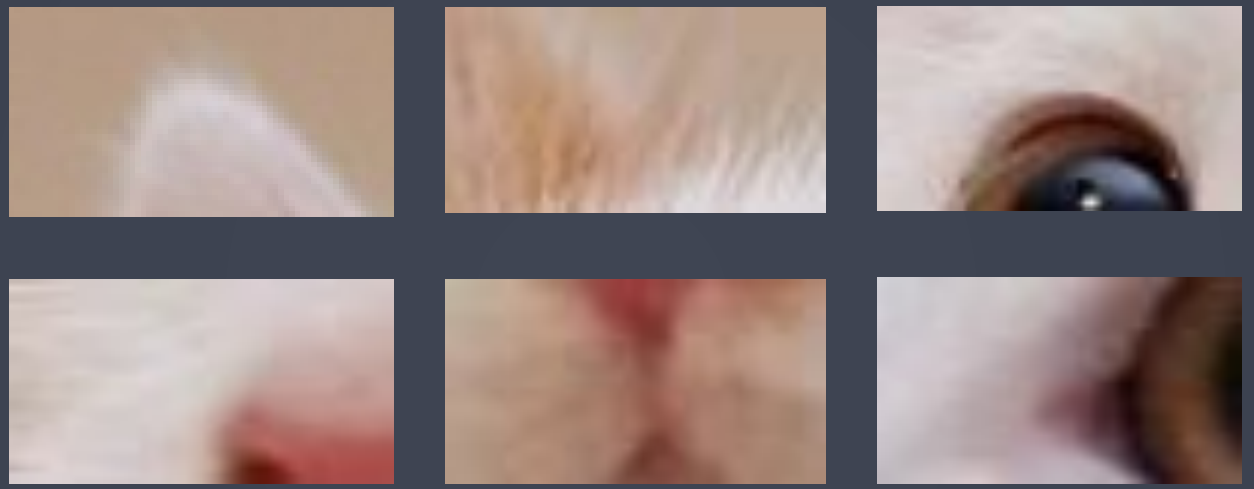
CNN(Convolutional Neural Network)

CNN 구조



CNN(Convolutional Neural Network)

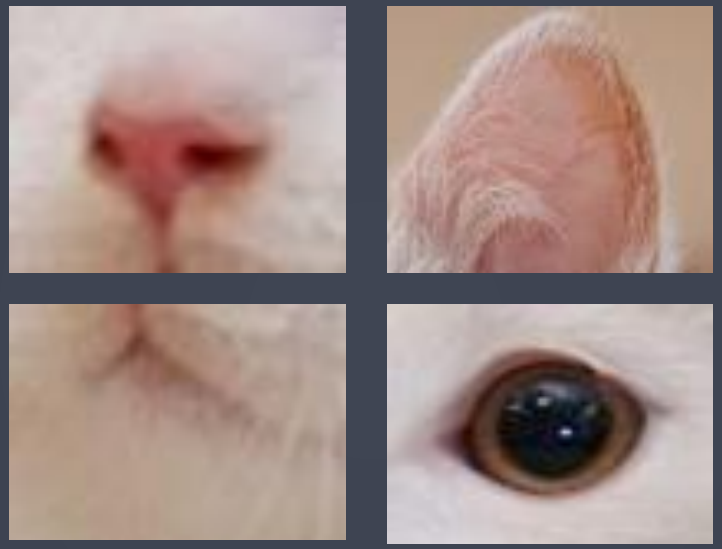
이미지를 가까운 거리에서 본다면



1 단계 : 세모, 동그라미, 가로

CNN(Convolutional Neural Network)

조금 더 떨어져서 보면



2 단계 : 코, 귀, 입, 눈

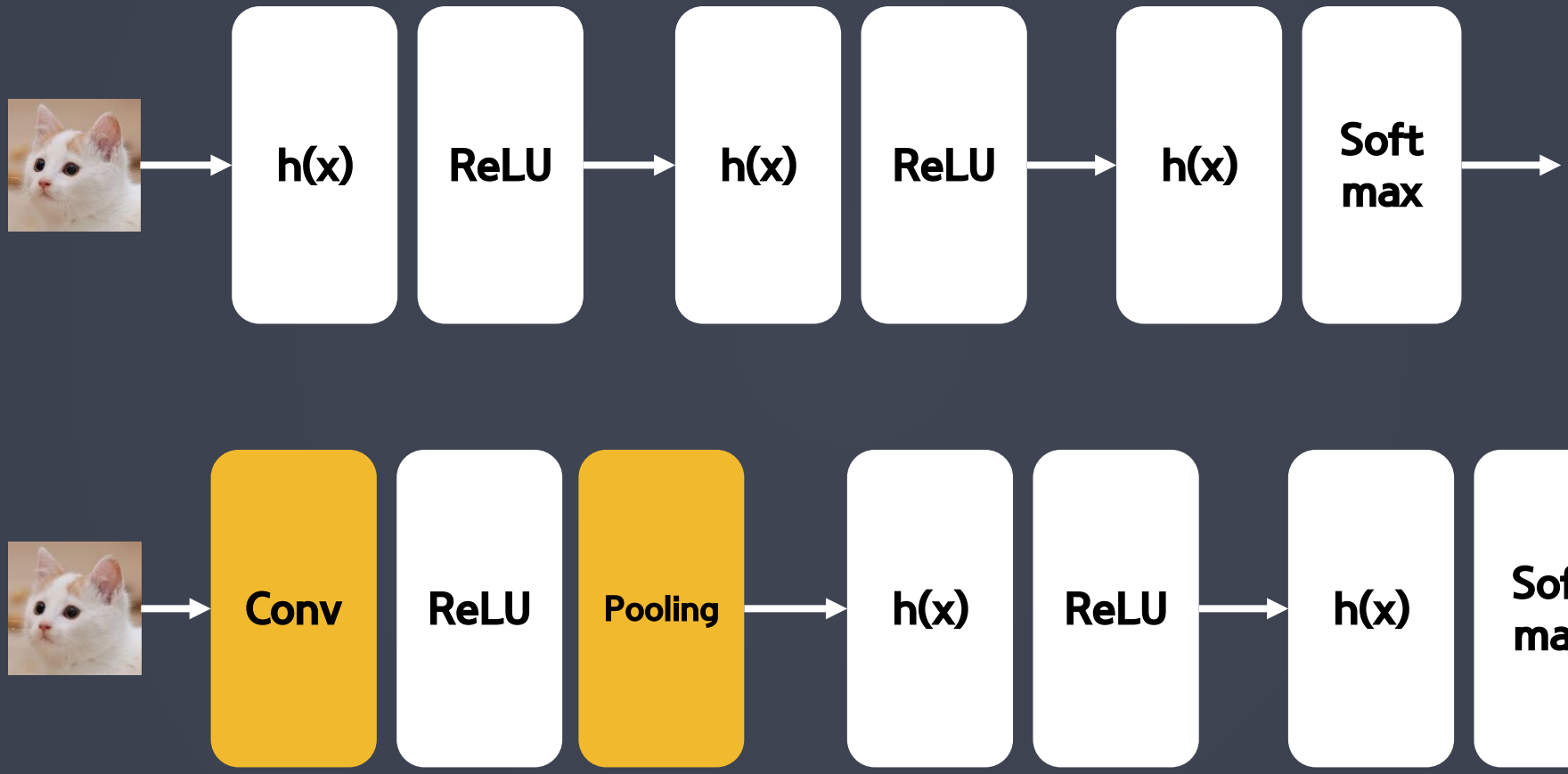
CNN(Convolutional Neural Network)

더 떨어져서 보면

3 단계 : 고양이

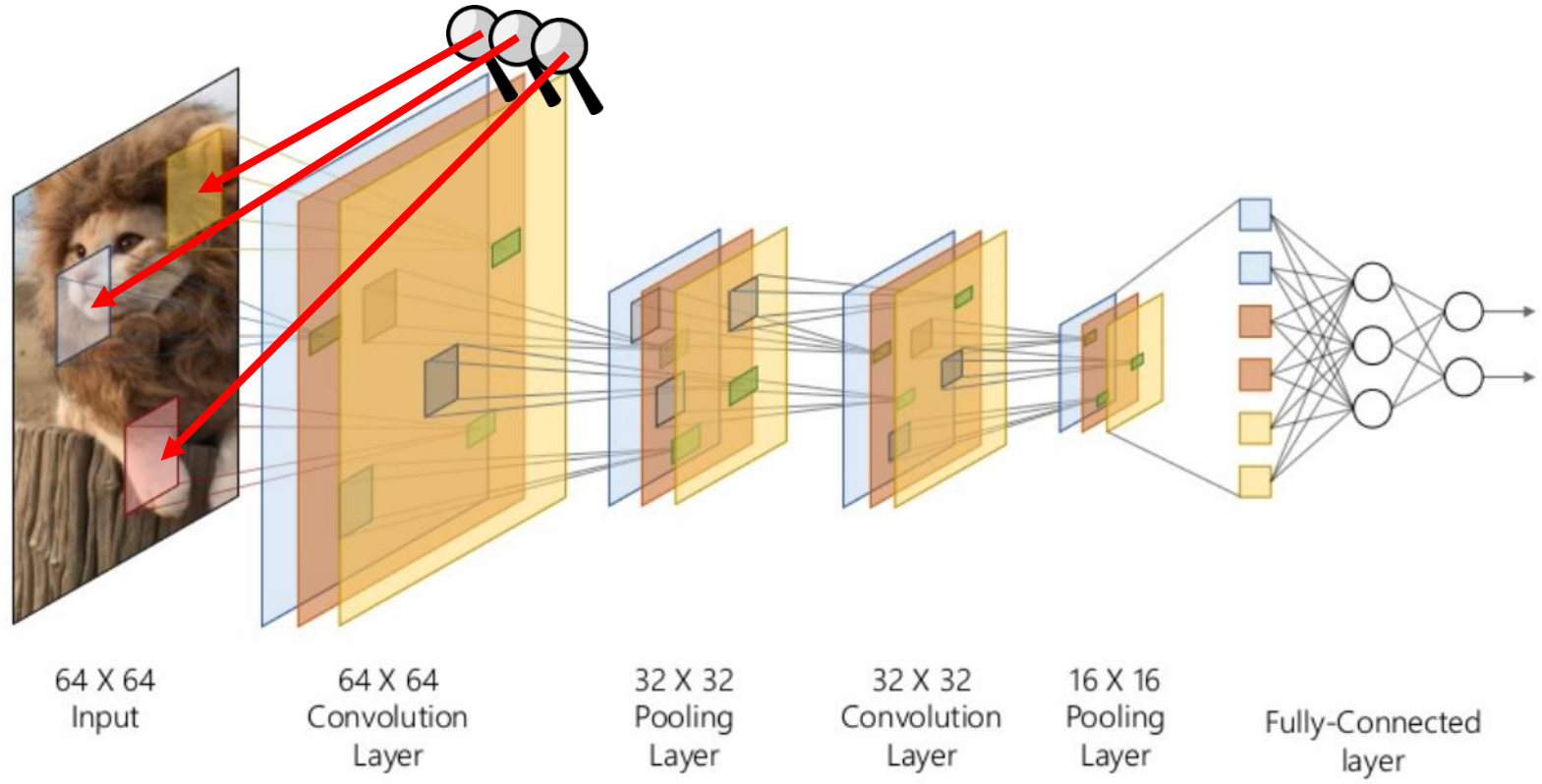
CNN(Convolutional Neural Network)

CNN 구조



CNN(Convolutional Neural Network)

CNN 구조



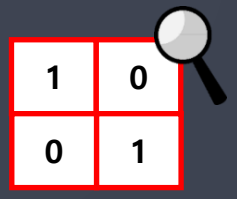
CNN(Convolutional Neural Network)

CNN (Convolution Neural Network)

- CNN(합성곱)은 입력된 이미지에서 특징을 추출하기 위해 마스크(필터)를 도입하는 방법
- 이미지 전체 영역에 대해 서로 동일한 연관성(중요도)로 처리하는 대신 특정 범위에 한정해 처리한다면 훨씬 효과적일 것이라는 아이디어 제시

1	0	1	0
1	0	1	0
1	1	1	1
0	0	1	0

이미지

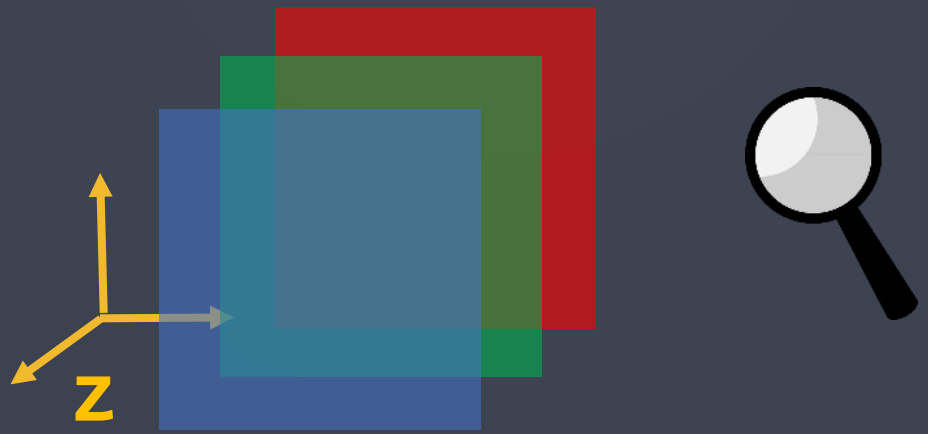


마스크
(필터)

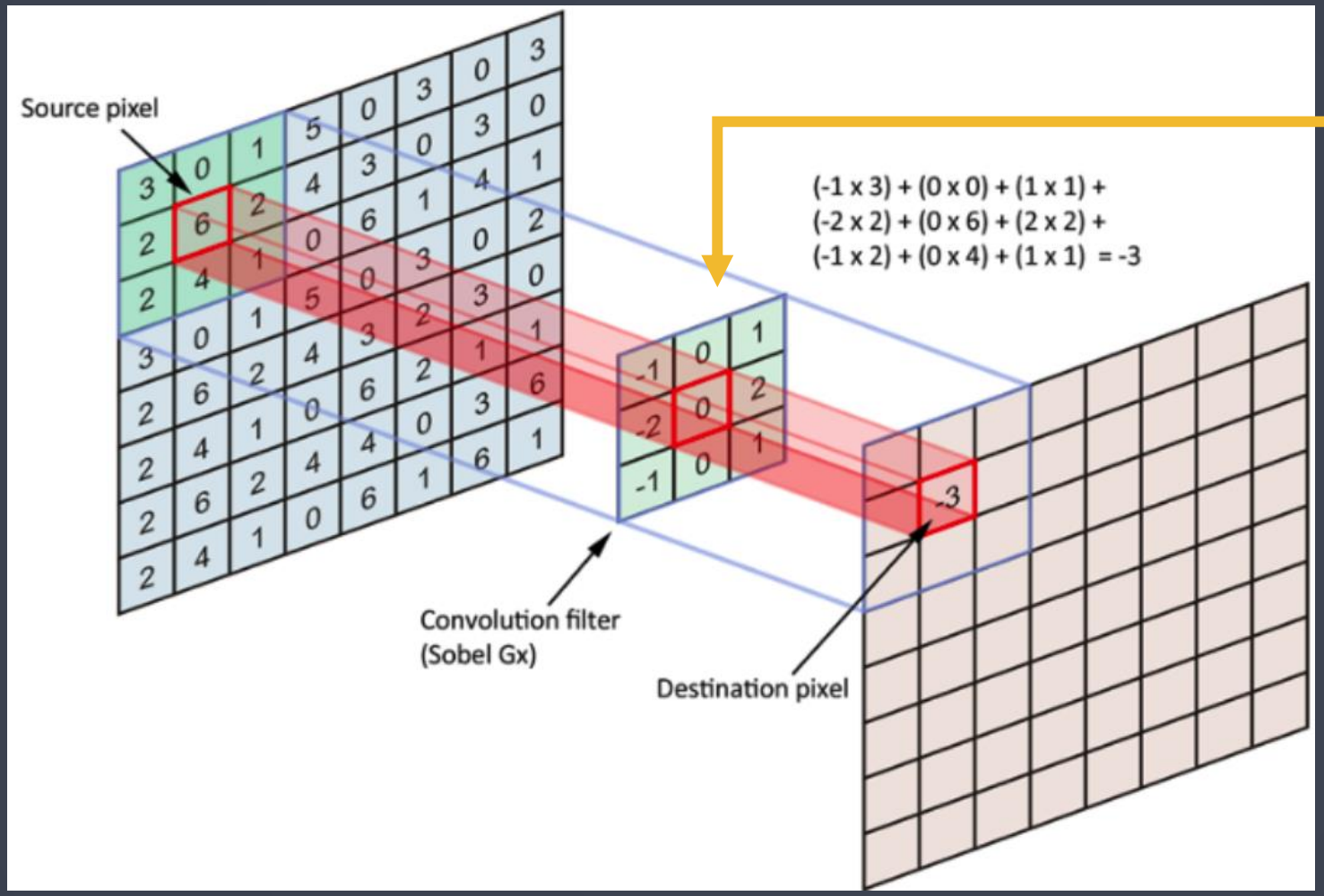
CNN(Convolutional Neural Network)

CNN (Convolution Neural Network)

- 합성곱 계층의 입출력 데이터를 특성맵(feature map)이라고 한다.
- 특성맵은 평면을 구성하는 2차원로 구성된다(채널이라고도 부른다).
- 흑백으로 코딩된 경우 (MNIST처럼) 흑백의 그레이 스케일만 나타내면 되므로 깊이는 1이 된다.
- 입력신호가 RGB 신호로 코딩된 경우, 깊이 축의 차원은 세가지 색을 각각 나타내는 3이 된다. (데이터의 형상 정보를 유지 할 수 있다.)

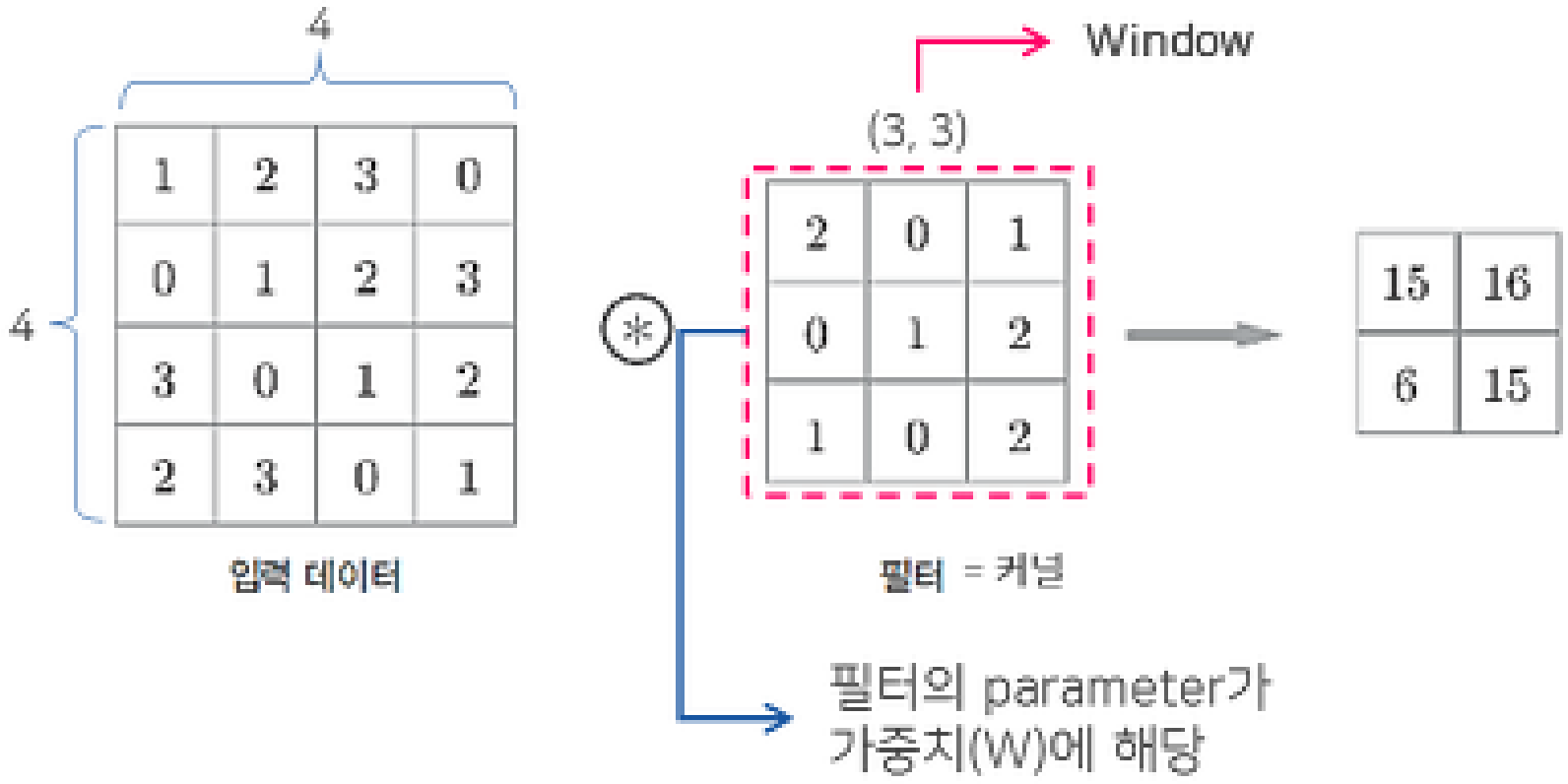


CNN(Convolutional Neural Network)

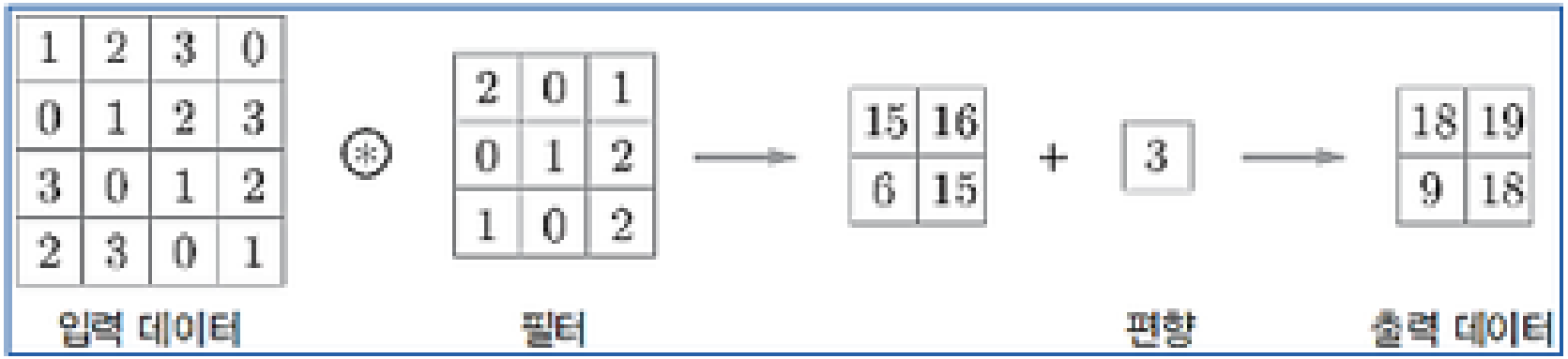


필터(filter)

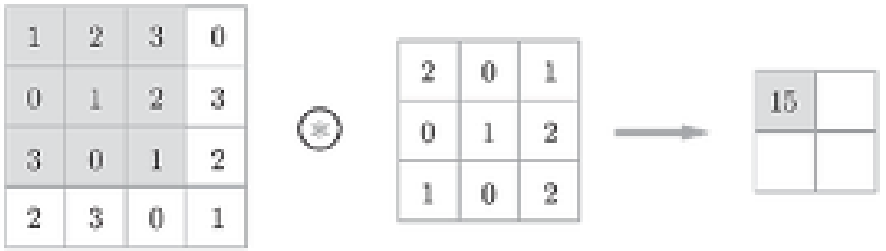
CNN(Convolutional Neural Network)



CNN(Convolutional Neural Network)

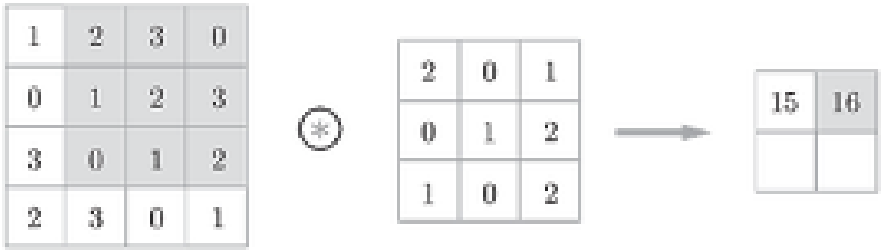


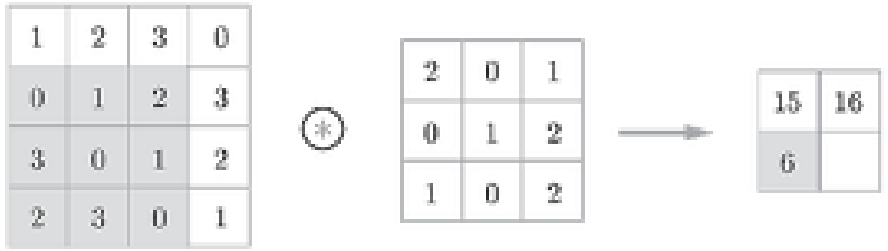
CNN(Convolutional Neural Network)

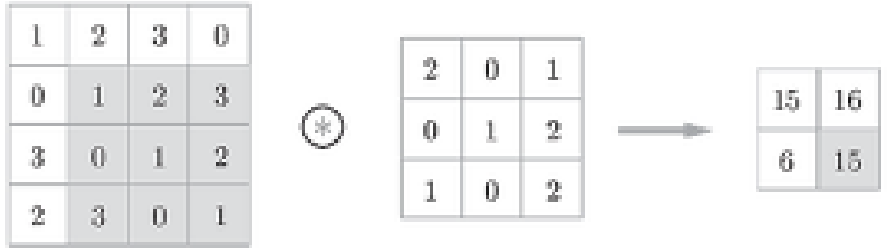


- 단일 곱셈-누산(FMA, Fused Multiply-Add)

$$1*2+2*0+3*1+0*0+1*1+2*2+3*1+0*0+1*2=15$$







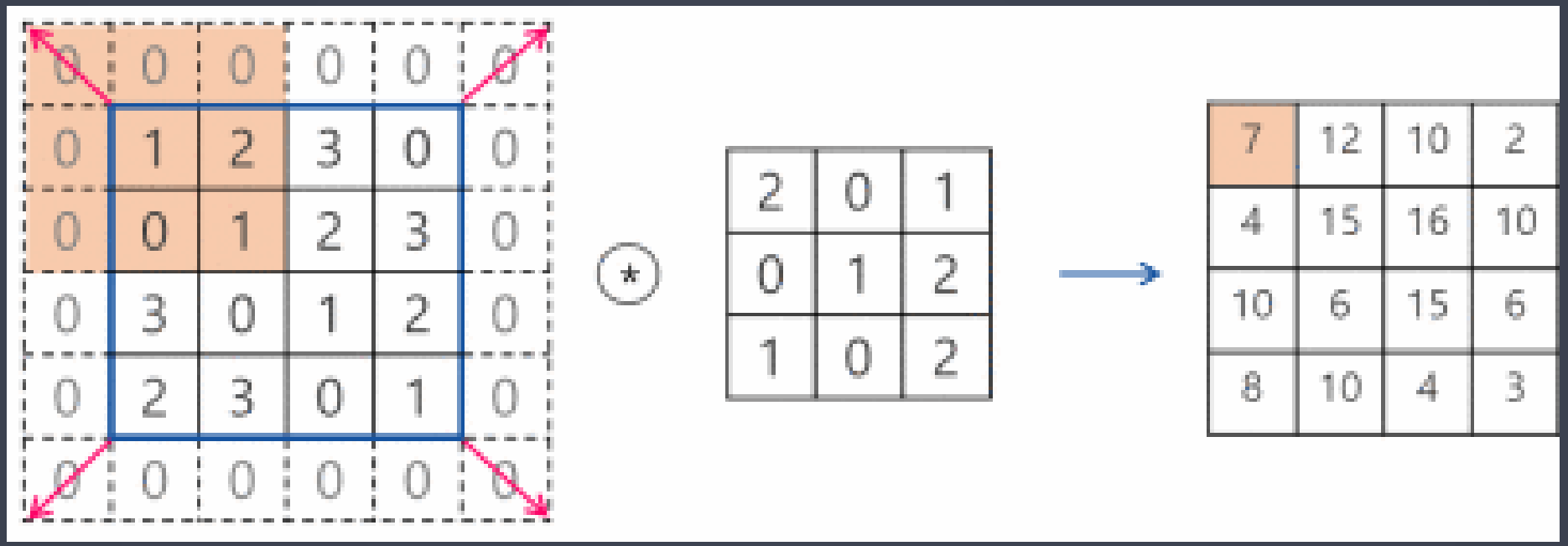
CNN(Convolutional Neural Network)

패딩(Padding)

- 필터의 크기는 5x5나 7x7 등 임의의 크기로 정할 수 있다.
- 필터의 크기로 인해 가장자리 부분의 데이터가 부족해서 입력과 출력의 크기가 달라지게 되는데
- 이를 보정하기 위해서 입력신호의 가장자리 부분에 0을 미리 채워넣는 것을 패딩(padding) 이라고 한다.
- Conv2D 계층에서는 padding 인자를 사용하여 패딩을 지정할 수 있다. valid로 설정하면 패딩을 사용하지 말라는 뜻이다.
  - same을 지정하면 출력의 차원이 입력과 같아지도록 적절한 수의 패딩을 자동으로 입력하라는 것이다.

CNN(Convolutional Neural Network)

패딩(Padding)



CNN(Convolutional Neural Network)

축소샘플링

- 합성곱을 수행한 결과 신호를 다음 계층으로 전달할 때, 모든 정보를 전달하지 않고 일부만 샘플링하여 넘겨주는 작업을 축소 샘플링(subsampling)이라고 한다.
- 축소 샘플링을 하는 이유는 좀 더 가치 있는 정보만을 다음 단계로 넘겨주기 위해서이다.
- 커널 수를 늘리면 특성맵의 숫자가 점차 커지게 된다. 딥러닝의 최종 목적은 정보를 결국 줄여나가야 하며 따라서 핵심 정보만 다음 계층으로 전달하는 장치가 필요하다.

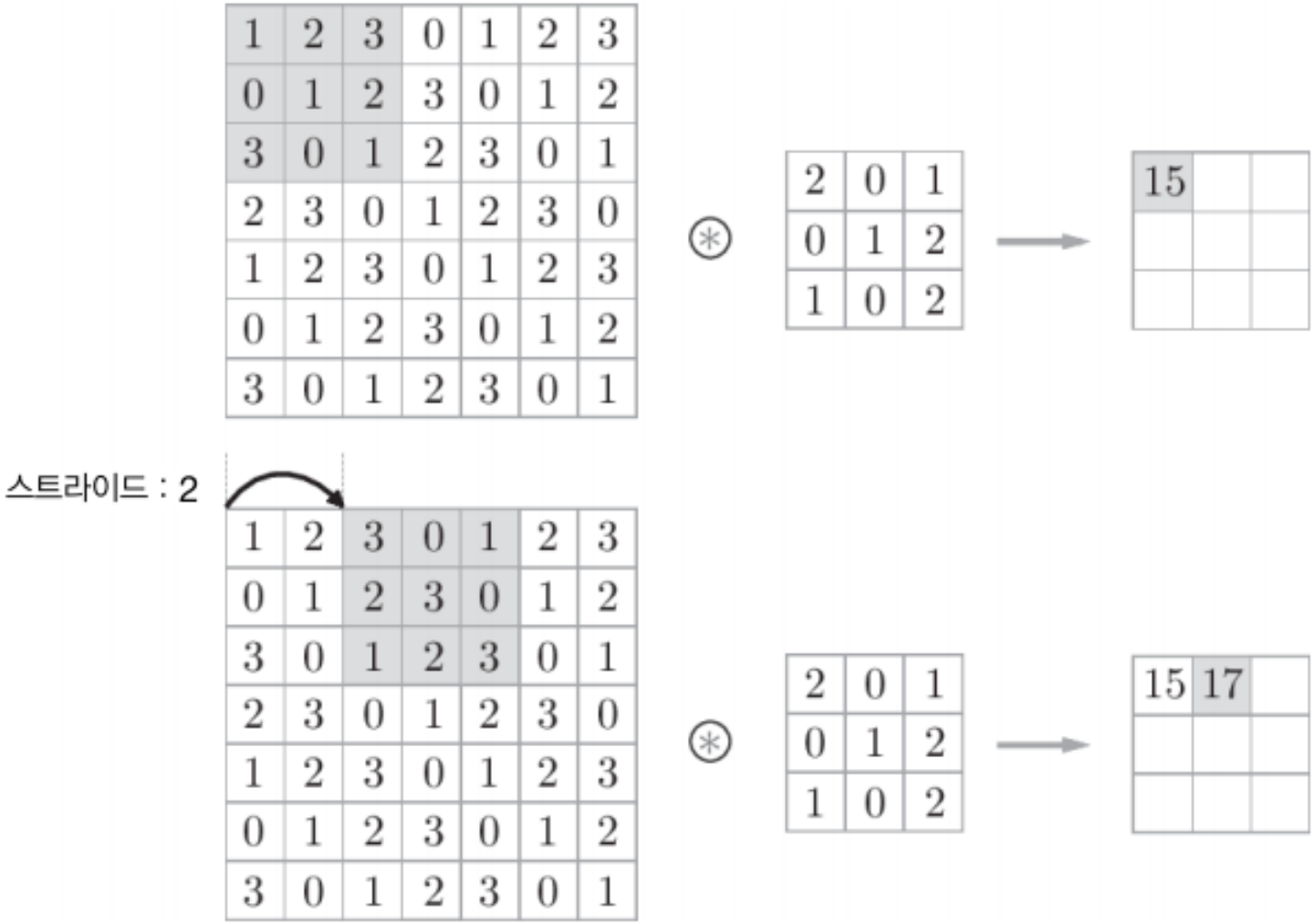
CNN(Convolutional Neural Network)

스트라이드(Stride)

- 축소 샘플링에는 크게 나누어 스트라이드(stride)와 풀링(pooling) 등 두 가지 기법이 있다.
- 스트라이드는 합성곱 필터링을 수행할 때 패치를 (예를 들면 3x3 크기)를 한 픽셀씩 옆으로 이동하면서 출력을 얻지 않고, 2 픽셀씩 또는 3 픽셀씩 건너 뛰면서 합성곱을 수행하는 방법이다.
  - 이를 스트라이드 2 또는 스트라이드 3이라고 하는데, 이렇게 하면 출력 특성맵의 크기를 1/4 또는 1/9로 줄일 수 있다.

CNN(Convolutional Neural Network)

스트라이드(Stride)

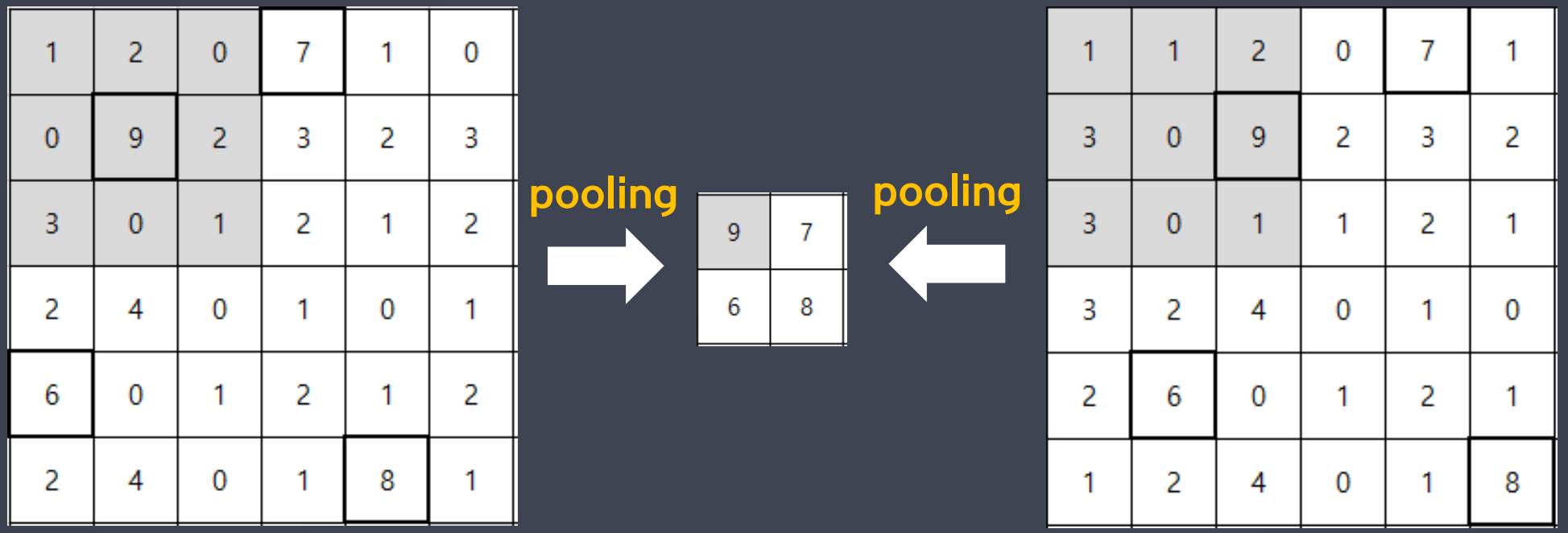


CNN(Convolutional Neural Network)

풀링(Pooling)

- 풀링이란 CNN에서 합성곱 수행 결과를 다음 계층으로 모두 넘기지 않고, 일정 범위내에서 (예를 들면 2x2 픽셀 범위) 가장 큰 값을 하나만 선택하여 넘기는 방법을 사용한다.
- 이렇게 지역내 최대 값만 선택하는 풀링을 최대풀링(max pooling)이라고 한다.
  - 최대 풀링을 하면 작은 지역 공간의 대표 정보만 남기고 나머지 신호들을 제거하는 효과를 얻는다.

CNN(Convolutional Neural Network)



입력의 변화에 영향을 적게 받는다

CNN(Convolutional Neural Network)

전결합층과 연결을 위해 flatten 작업을 해준다.

Input

Conv Layer 1

Pooling Layer 1

Conv Layer 2

Pooling Layer 2

Conv Layer 3

Pooling Layer 3

Fully Connected Layer

0

1

Output layer

Feature Extractor

Classifier

CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 32,
         kernel_size = (5, 5),
         padding='valid',
         input_shape=(28, 28, 1),
         activation='relu',
         strides = (2, 2) )
```

- 첫번째 인자 : Convolution 필터의 수.
- 두번째 인자 : Convolution 커널의 (행, 열).

CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 32,
         kernel_size = (5, 5),
         padding='valid',
         input_shape=(28, 28, 1),
         activation='relu',
         strides = (2, 2) )
```

- padding : 경계 처리 방법을 정의.
  - 'valid' : 유효한 영역만 출력. 따라서 출력 이미지 사이즈는 입력 사이즈보다 작다.
  - 'same' : 출력 이미지 사이즈가 입력 이미지 사이즈와 동일하다.

CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 32,
         kernel_size = (5, 5),
         padding='valid',
         input_shape=(28, 28, 1),
         activation='relu',
         strides = (2, 2) )
```

- input_shape : 샘플 수를 제외한 입력 형태를 정의.
  - 모델에서 첫 레이어일 때만 정의.(행, 열, 채널 수)로 정의.
  - 흑백영상인 경우에는 채널이 1이고, 컬러(RGB)영상인 경우에는 채널을 3으로 설정.

CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 32,
         kernel_size = (5, 5),
         padding='valid',
         input_shape=(28, 28, 1),
         activation='relu',
         strides = (2, 2) )
```

- activation : 활성화 함수 설정.
  - 'relu'
  - 'sigmoid'
  - 'softmax'
  - 'linear'

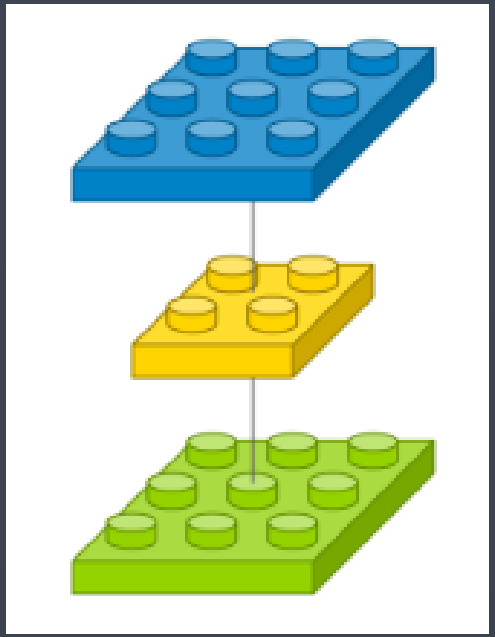
CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 32,
         kernel_size = (5, 5),
         padding='valid',
         input_shape=(28, 28, 1),
         activation='relu',
         strides = (2, 2) )
```

- **stride : stride 크기 지정 (행, 열).**

CNN(Convolutional Neural Network) - keras

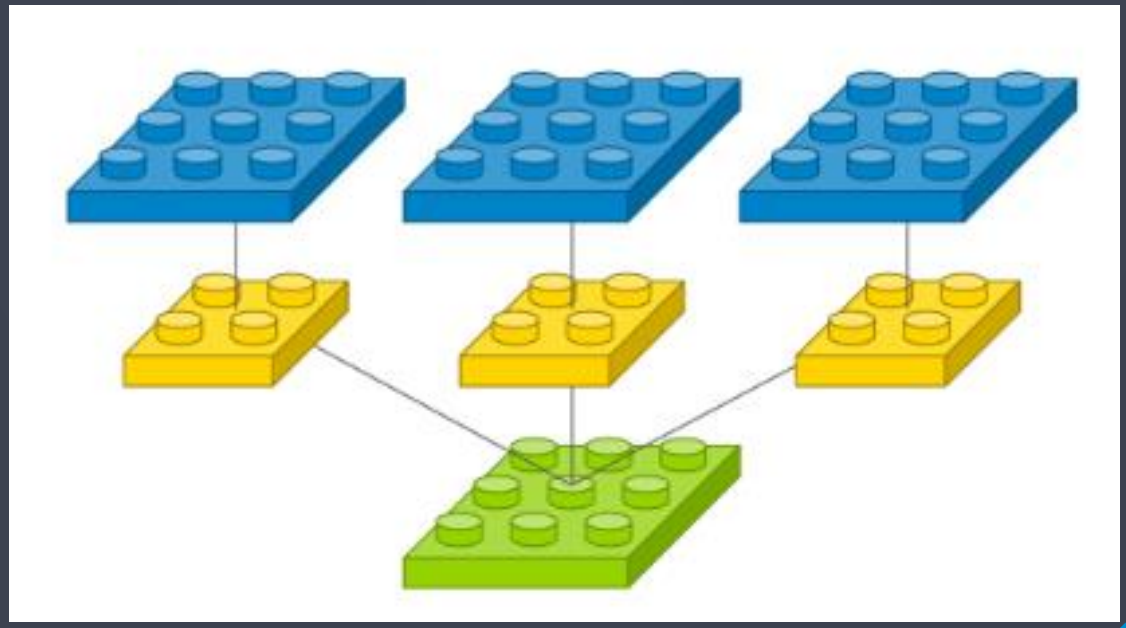
```
Conv2D ( filters = 1,
         kernel_size = (2, 2),
         padding='same',
         input_shape=(3, 3, 1) )
```



from **김태영** (Keras korea **운영자**)

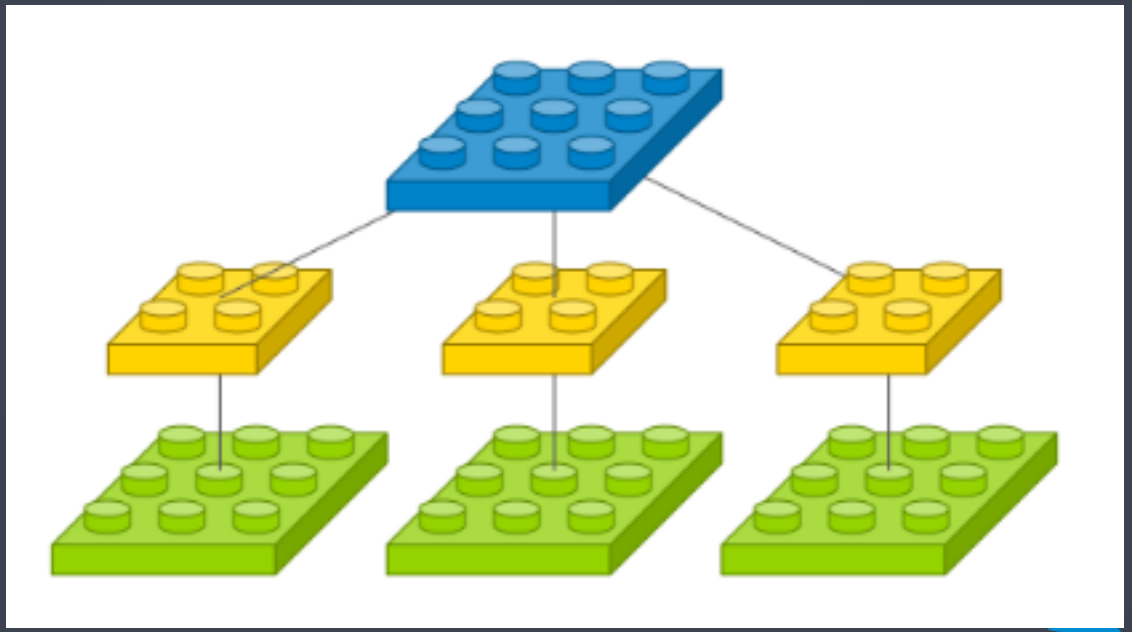
CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 3,
         kernel_size = (2, 2),
         padding='same',
         input_shape=(3, 3, 1) )
```



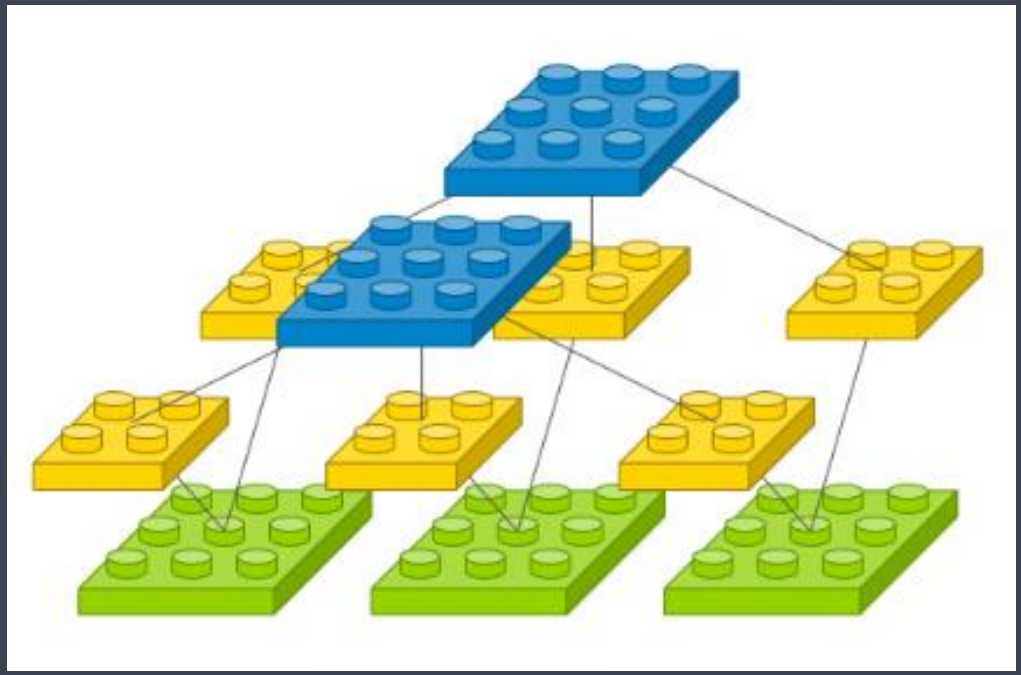
CNN(Convolutional Neural Network) - keras

```
Conv2D ( filters = 1,
         kernel_size = (2, 2),
         padding='same',
         input_shape=(3, 3, 3) )
```



CNN(Convolutional Neural Network) - keras

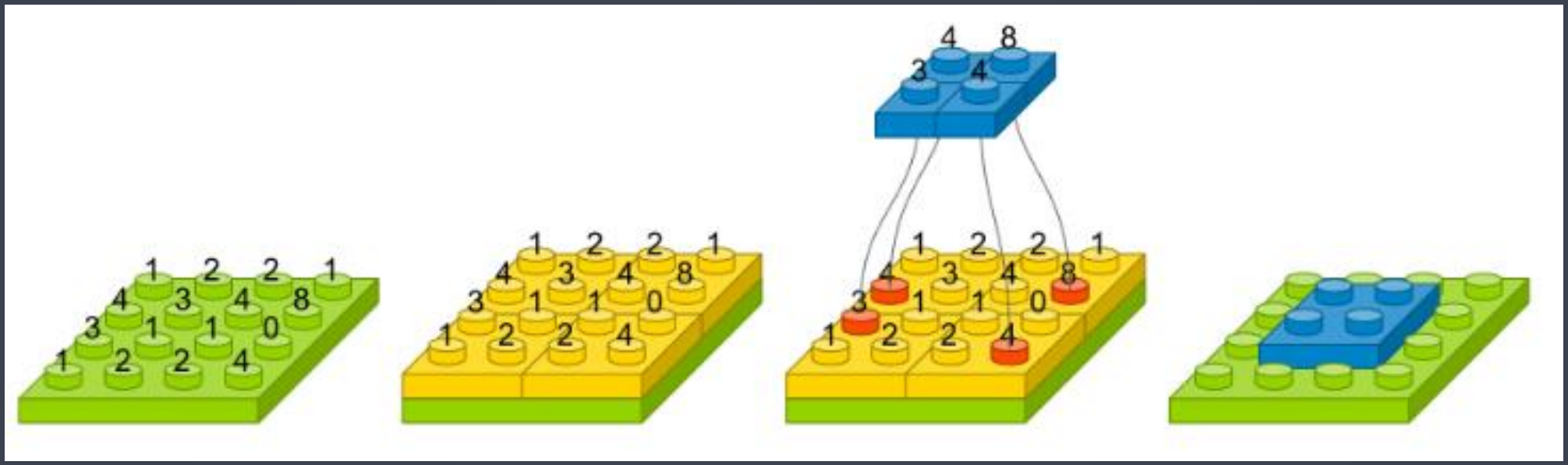
```
Conv2D ( filters = 2,
         kernel_size = (2, 2),
         padding='same',
         input_shape=(3, 3, 3) )
```



CNN(Convolutional Neural Network) - keras

MaxPooling2D (pool_size = (2, 2), stride = (2, 2))

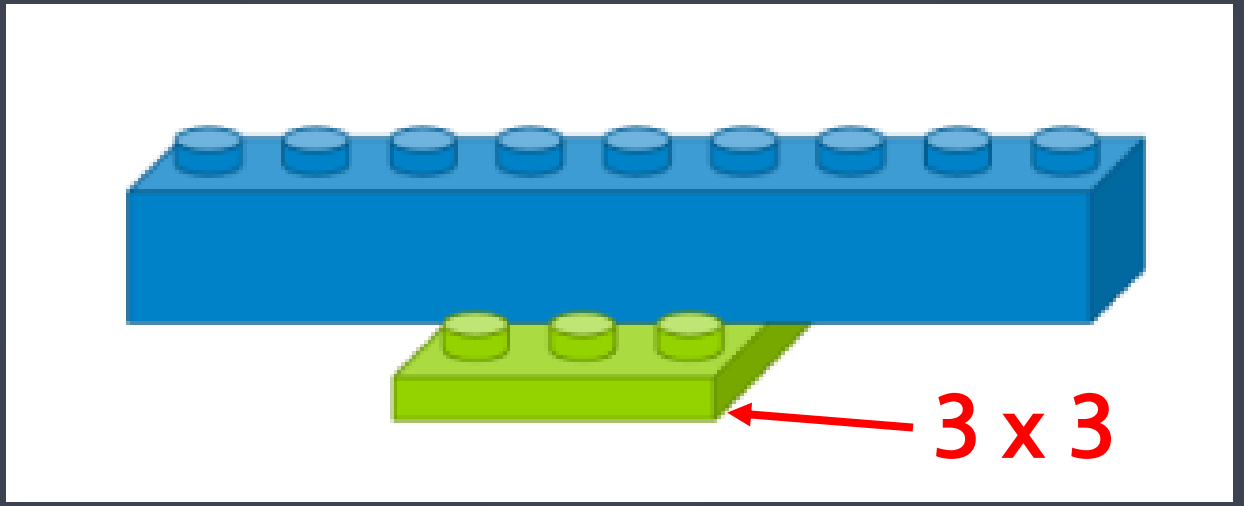
- **pool_size : max pooling 크기 지정 (행, 열).**
- **stride : stride 크기 지정 (행, 열).**



CNN(Convolutional Neural Network) - keras

Flatten ( )

- **1차원으로 변경하는 함수**



딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex10

Keras활용 MNIST CNN 실습

딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex11

Keras활용 고양이, 강아지 분류 실습

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법

- ✓ 학습조기중단 (early stopping)
- ✓ L1 이나 L2 규제

```
from keras import regularizers
model.add(Dense(64, input_dim=64,
                kernel_regularizer=regularizers.l2(0.01)))
```

keras.regularizers.l1(0.)

keras.regularizers.l2(0.)

keras.regularizers.l1_l2(l1=0.01, l2=0.01)

신경망 성능 개선

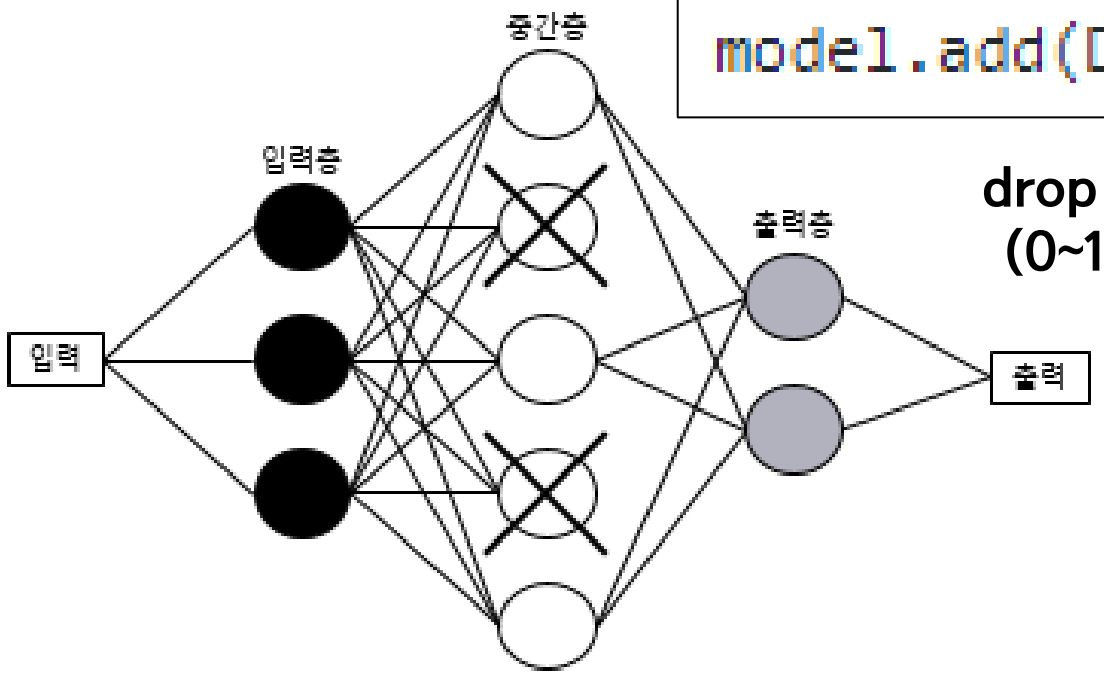
과대적합 피하는 방법

- ✓ 학습조기중단 (early stopping)
- ✓ L1 이나 L2 규제
- 드롭아웃(dropout)
- 데이터 확장(data augmentation)

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법 - dropout

- 드롭아웃은 학습을 하는 동안에만 적용되고 학습이 종료된 후 예측을 하는 단계에서는 모든 유닛을 사용하여 예측한다.




```
model.add(Dropout(0.3))
```

drop 노드 비율
(0~1 사이 값)

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법 - 데이터 확장

- 과대적합이 일어나는 이유 중 하나는 훈련데이터가 부족하기 때문이다.
- 훈련 데이터가 충분히 많다면 과대적합을 줄일 수 있다.
- 데이터 확장이라 훈련 데이터를 다양하게 변형하여 변형된 새로운 훈련 데이터처럼 사용함으로써 마치 훈련 데이터 수가 늘어난 효과를 얻는 것이다.

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법 - 데이터 확장

- rotation_range = 360 : 0° 에서 360° 사이에서 회전
- width_shift_range = 0.1 : 전체에서 10% 내외 수평이동
- height_shift_range = 0.1 : 전체에서 10% 내외 수직이동
- shear_range = 0.5 : 0.5라디안 내외 시계반대방향으로 변형
- zoom_range = 0.3 : 0.7~1.3배로 축소/확대
- Horizontal_flip = True : 수평방향으로 뒤집기
- Vertical_flip = True : 수직방향으로 뒤집기

https://tykimos.github.io/2017/06/10/CNN_Data_Augmentation/

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법 - 데이터 확장

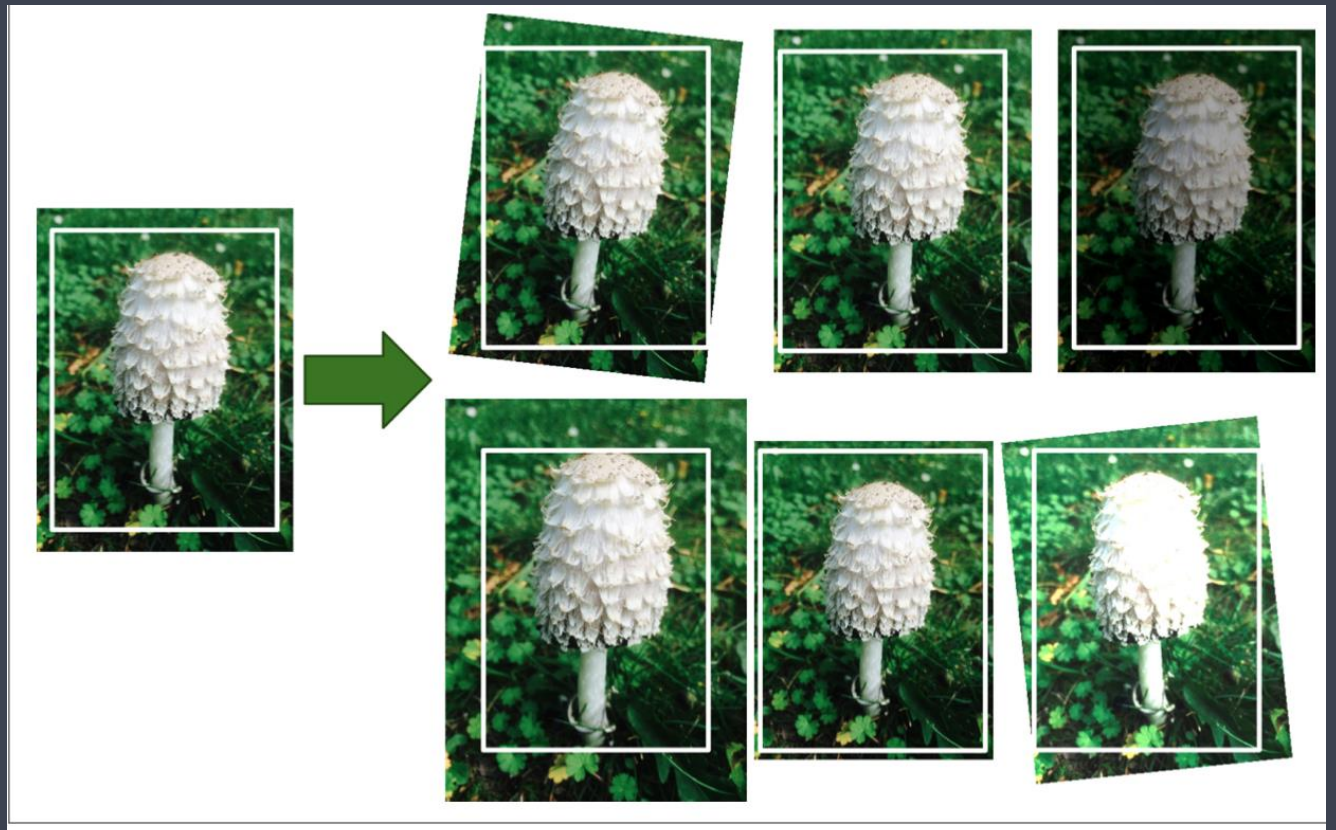
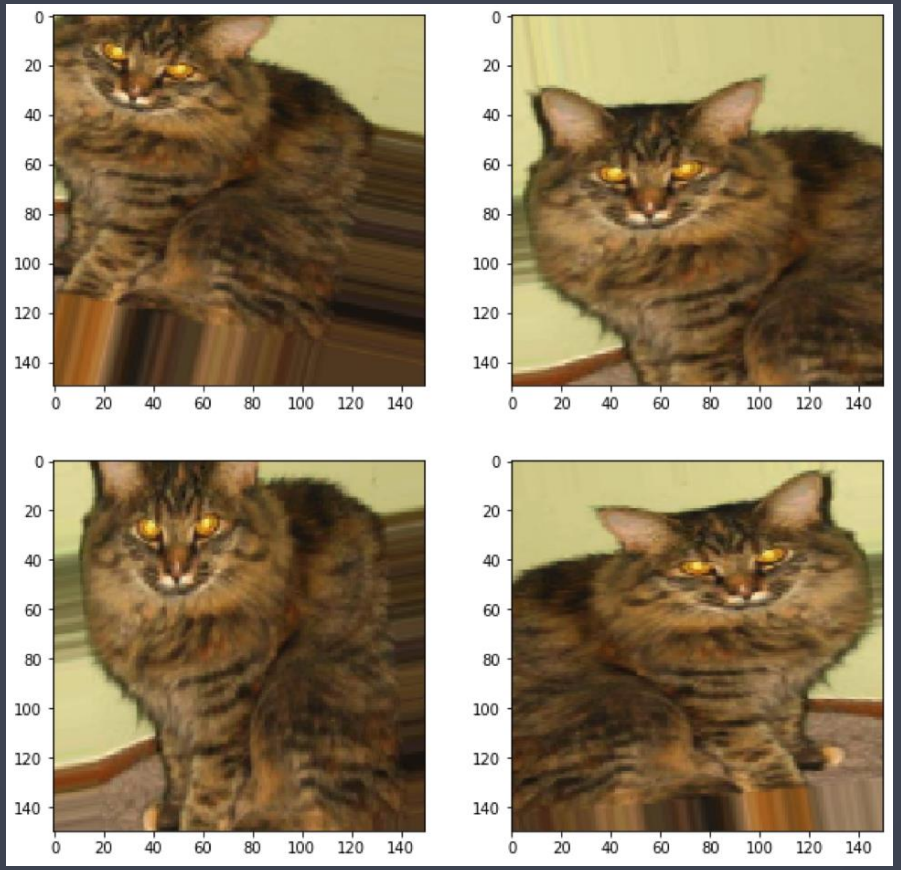


Figure 11-10. Generating new training instances from existing ones

신경망 성능 개선

과대적합 피하는 방법 - 데이터 확장



신경망 성능 개선

기타 성능 개선

- 가중치 초깃값 설정 (Xavier초깃값, He초깃값)
  - 앞 계층의 노드를 이용해 표준편차가 1 / √n인 정규분포로 초기화하는 방법
- 배치정규화(Batch Normalization)
  - 활성화 함수 앞 또는 뒤에서 평균 0, 분산 1로 정규화하는 방법
  - 각 층에서 값들이 적당히 분포되도록 조정하는 것

딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex12

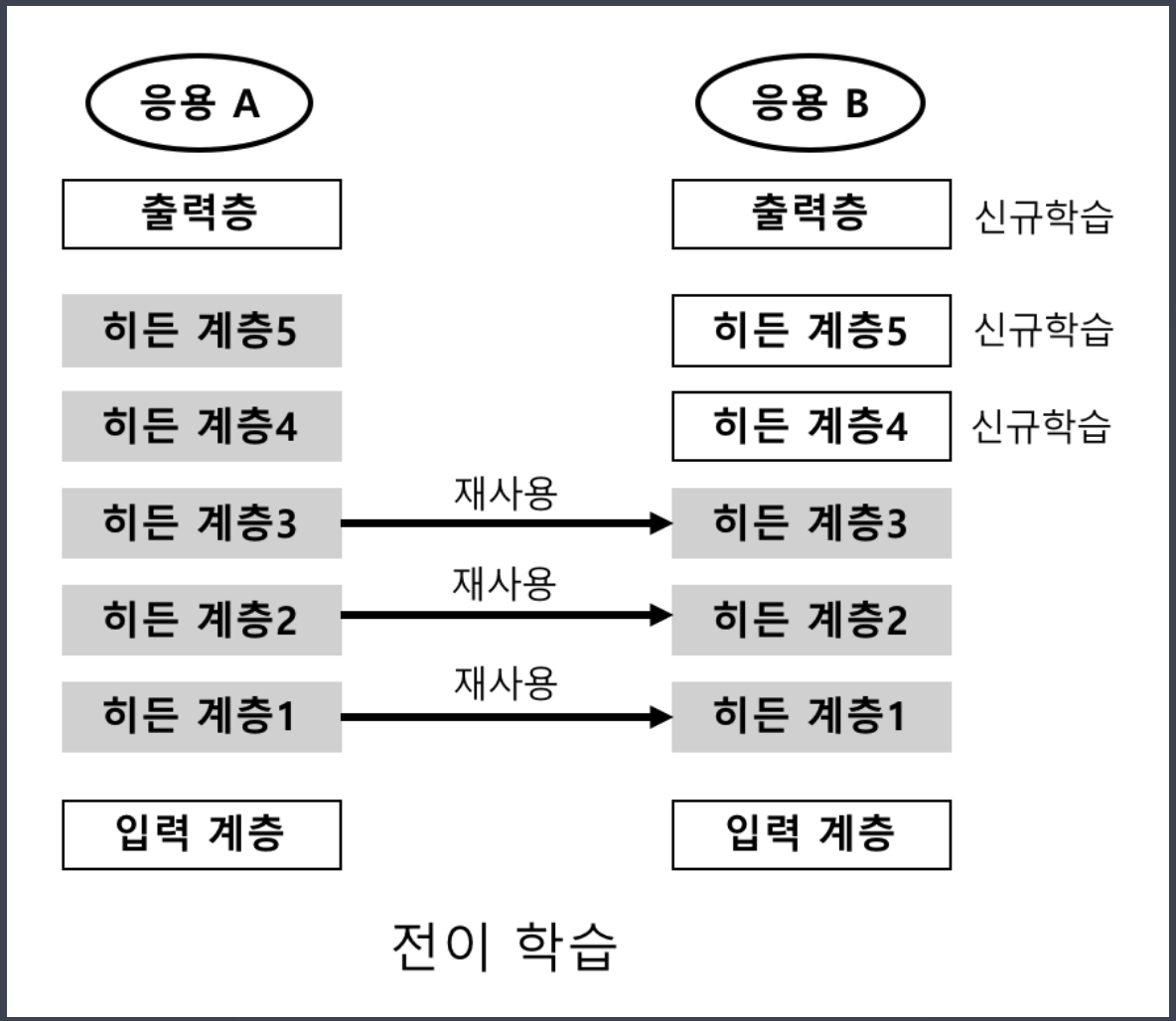
Keras활용 고양이, 강아지 분류 실습
+ 데이터 부풀리기

전이학습(Transfer Learning)

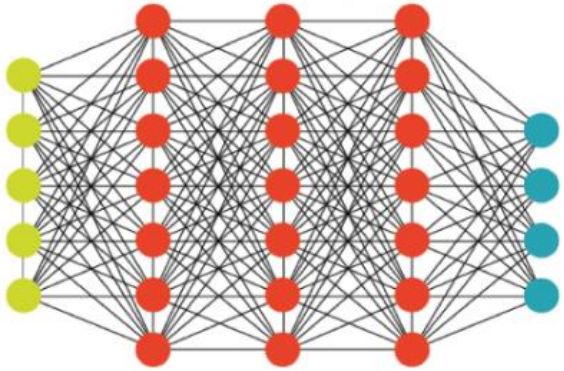
전이학습

- 전이학습이란 다른 데이터 셋을 사용하여 이미 학습한 모델을 유사한 다른 데이터를 인식하는데 사용하는 기법이다.
- 이 방법은 특히 새로 훈련시킬 데이터가 충분히 확보되지 못한 경우에 학습 효율을 높여준다.
- 사전학습모델을 이용하는 방법은 특성 추출(feature extraction) 방식과 미세조정(fine-tuning) 방식이 있다

전이학습(Transfer Learning)



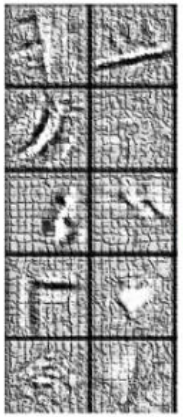
전이학습(Transfer Learning)



SoftMax

GIANT PANDA 0.9
RED PANDA 0.05
RACCOON 0.01
...

DeepImageFeaturizer

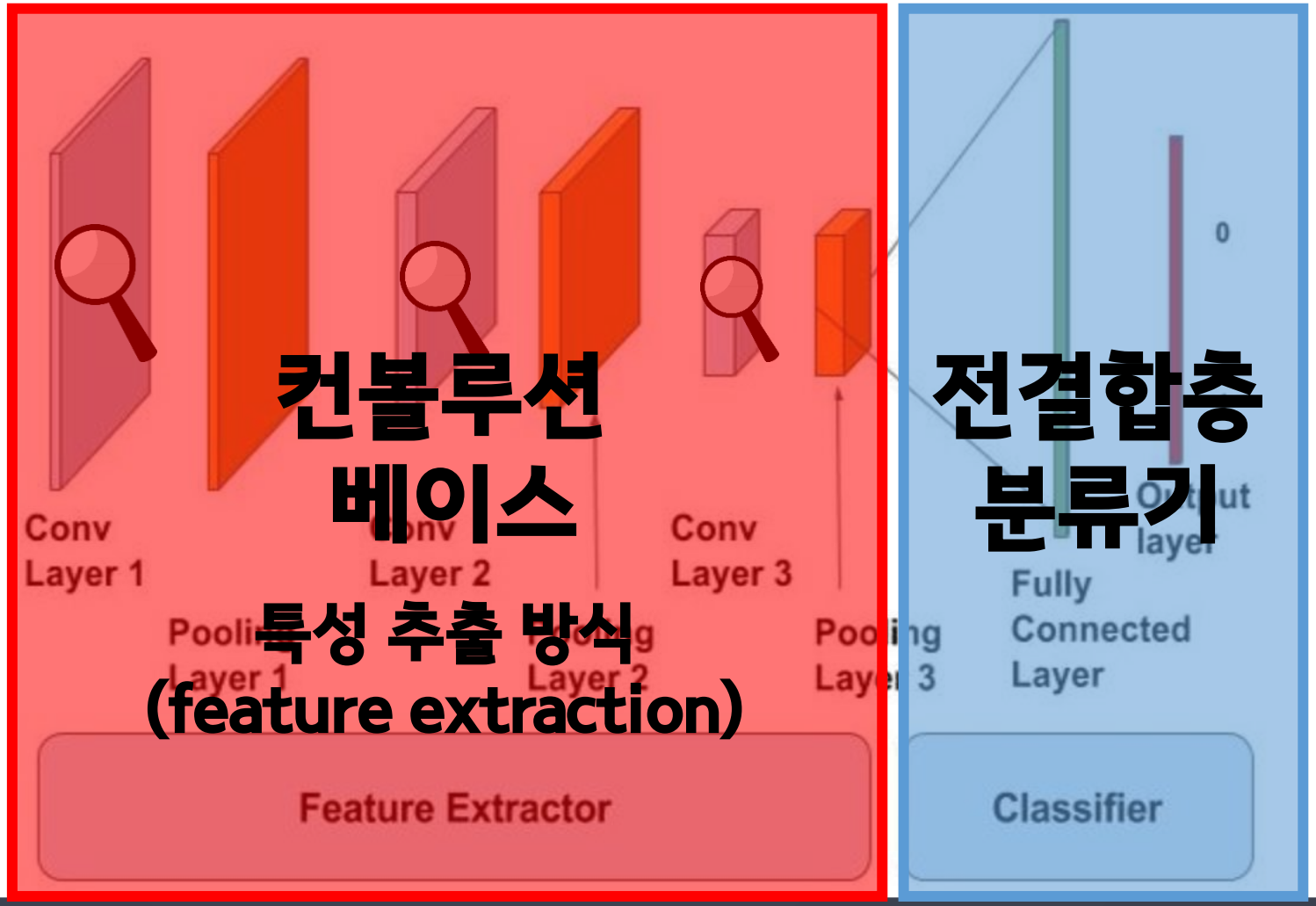


Classifier

Chihuahua

전이학습(Transfer Learning) - 특성추출방식

Input



컨볼루션 베이스

특성 추출 방식
(feature extraction)

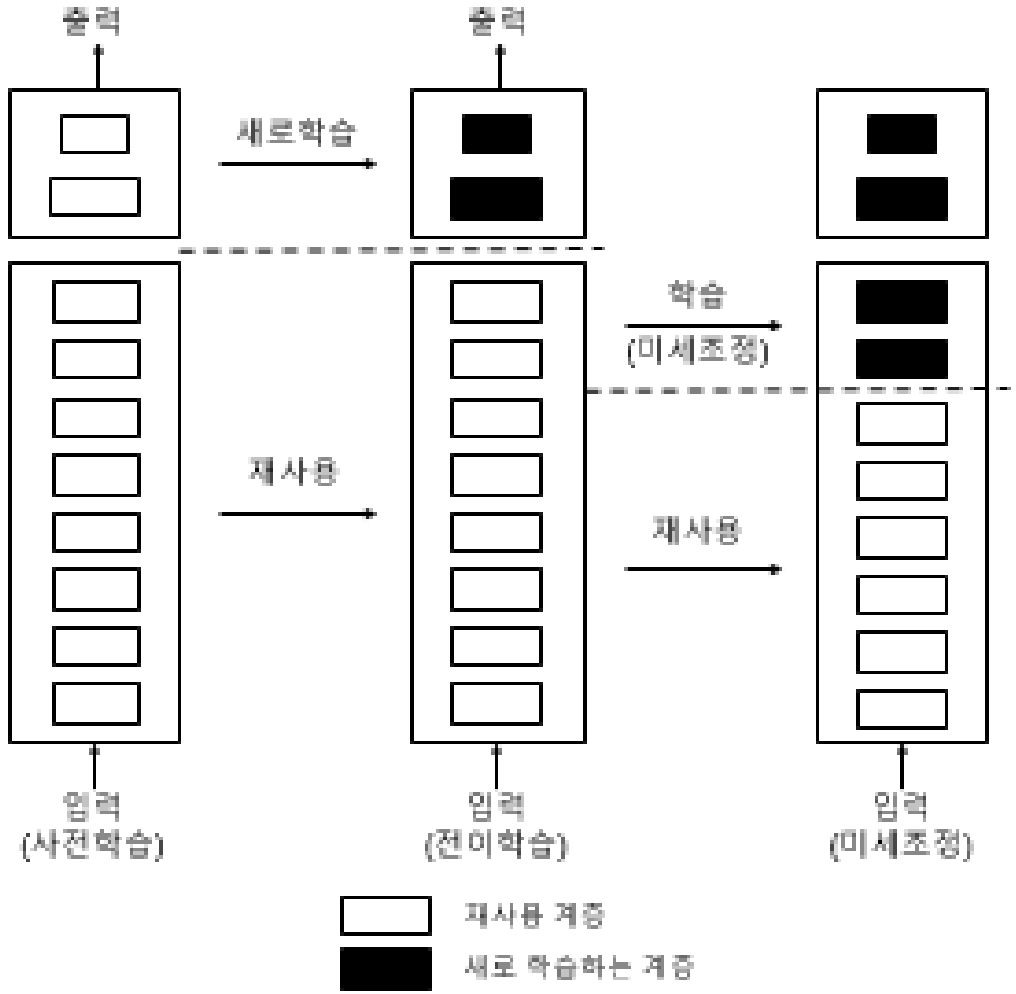
전결합층 분류기

전이학습(Transfer Learning) - 특성추출방식

전이학습 - 특성추출방식

- 컨볼류션 베이스 부분만 재사용하는 이유는 이 부분은 상당히 일반적인 학습정보를 포함하고 있기 때문이다.
- 컨볼류션 계층에서도 재사용할 수 있는 정보의 수준은 몇 번째 계층인지에 따라 다르다. 모델의 앞 단의 계층일수록 에지, 색상, 텍스처 등 일반적인 정보를 담는다.
- 반면에 뒷 부분의 깊은 계층일수록 추상적인 정보를 담는다 (예를 들어 고양이 귀, 강아지 귀 등).
- 새롭게 분류할 클래스의 종류가 사전 학습에 사용된 데이터와 특성이 매우 다르면, 컨볼류션 베이스 전체를 재사용해서는 안되고 앞단의 일부 계층만을 재사용해야 한다.

전이학습(Transfer Learning) - 미세조정방식



전이학습(Transfer Learning) - 미세조정방식

전이학습 - 미세조정방식

- 모델 베이스 중 상위 몇개의 계층은 전결합층 분류기와 함께 새로 학습시키는 방식이다.
- 최종 분류기의 계수가 랜덤하게 초기화 되어 있으므로 이를 먼저 학습시키며 이때 사전학습 모델의 컨볼류션 베이스를 초기에는 고정해야 한다.
- 먼저 분류기를 계수를 학습시킨 다음에 (즉, 이 동안은 미세조정을 하지 않도록 상위계층의 계수를 고정시켜 두고), 그 이후에 미세조정을 해야 한다.
- 처음부터 베이스 상위계층의 계수를 같이 훈련시키면 분류기에서 발생하는 큰 에러 값으로 인해, 사전 학습된 정보가 많이 손실된다.

전이학습(Transfer Learning) - 미세조정방식

전이학습 - 미세조정방식

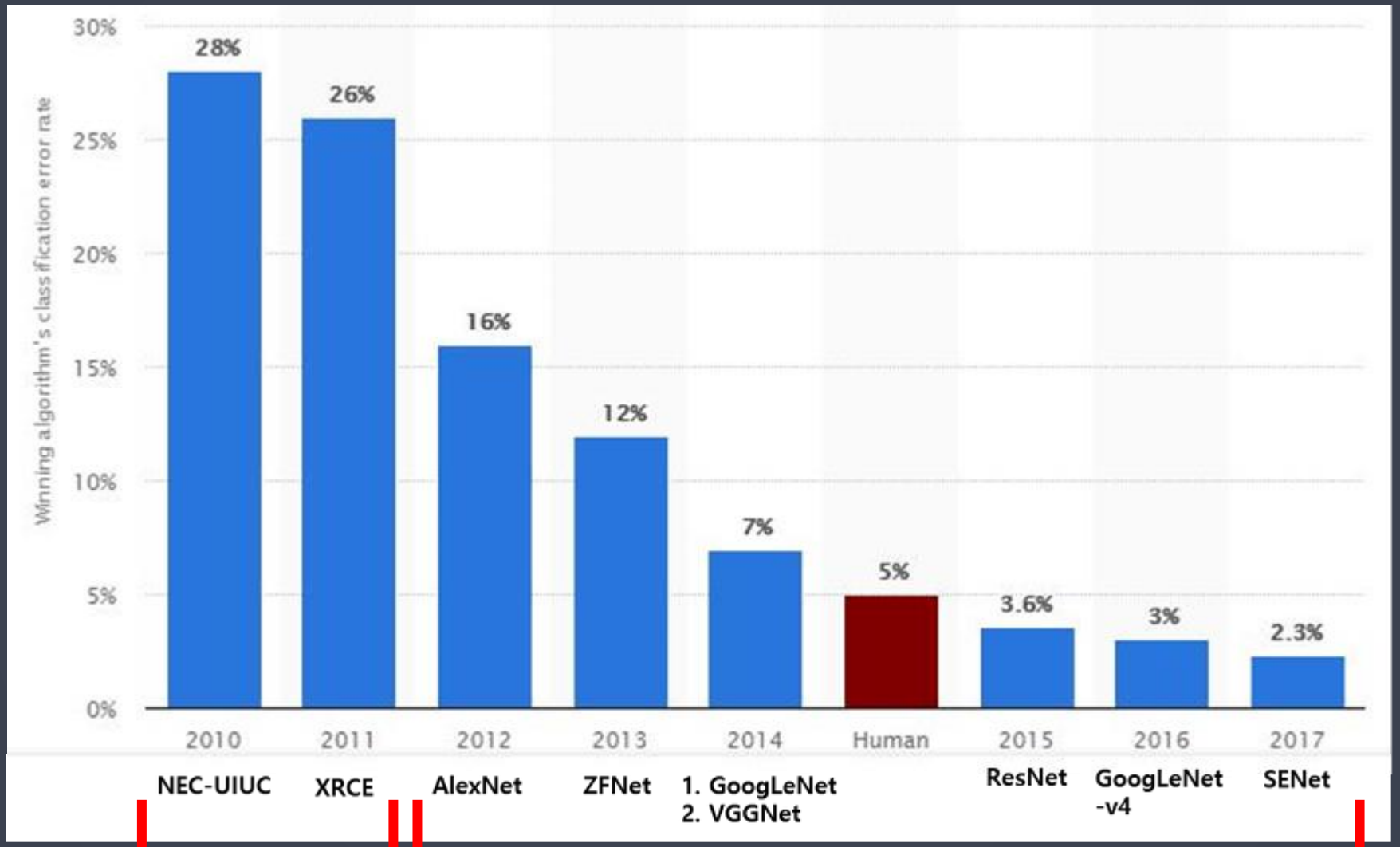
1) 사전 학습된 기본 네트워크 상단에 새로운 네트워크를 추가한다.
2) 기본 네트워크를 고정시킨다.
3) 새로 추가한 부분을 학습시킨다.
4) 기본 계층중에 학습시킬 상위 부분의 고정을 푼다
5) 고정을 푼 계층과 새로 추가한 계층을 함께 훈련시킨다.

- 미세 조정을 천천히 수행하기 위해서 느린 학습 속도를 선택한다. 갑자기 큰 변화를 주면 사전 학습된 내용이 훼손되기 때문이다.

딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex13

Keras활용 고양이, 강아지 분류 전이학습 실습

딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex13



딥러닝(Deep Learning) 실습 - ex13

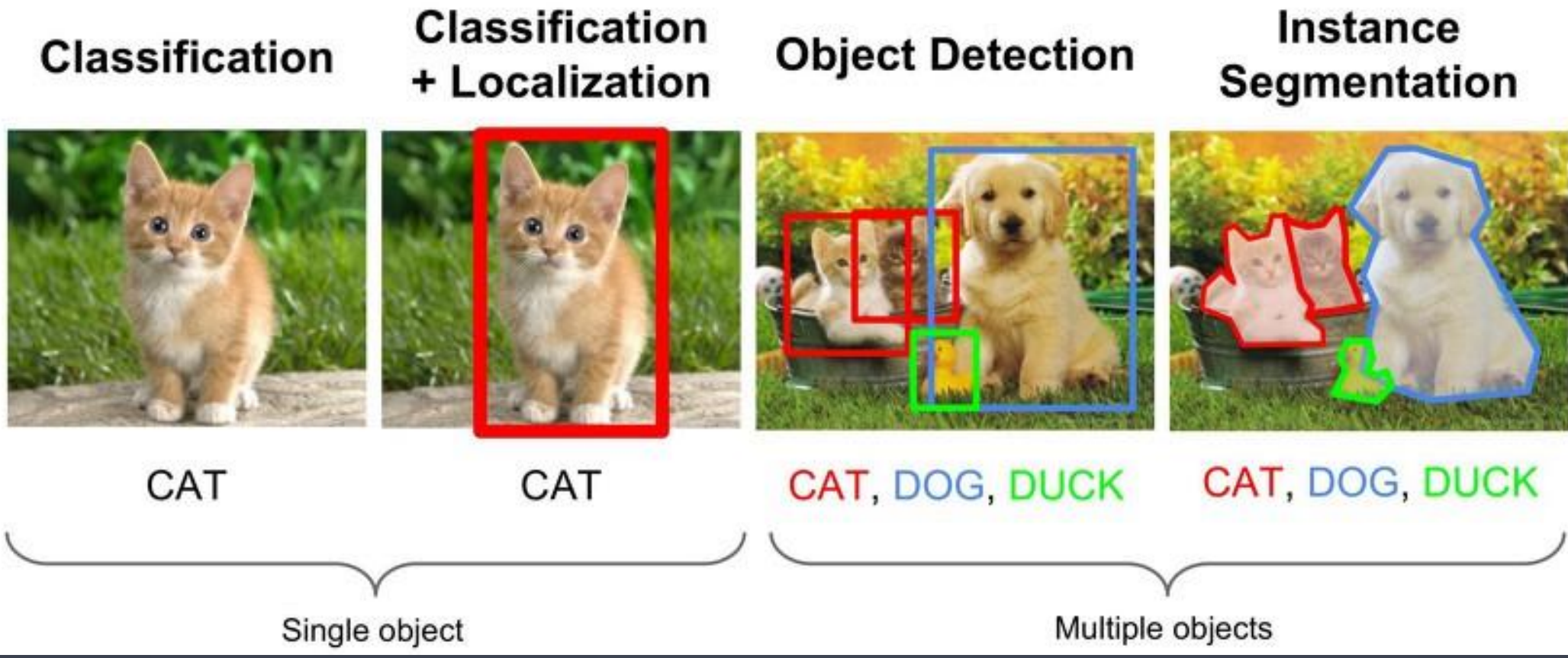
VGG-16 Architectures

ImageNet Challenge 2014

(3x3 filter)

ConvNet Configuration					
A	A-LRN	B	C	D	E
11 weight layers	11 weight layers	13 weight layers	16 weight layers	16 weight layers	19 weight layers
input (224 × 224 RGB image)					
conv3-64	conv3-64 **LRN**	conv3-64 **conv3-64**	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64
maxpool					
conv3-128	conv3-128	conv3-128 **conv3-128**	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128
maxpool					
conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 **conv1-256**	conv3-256 conv3-256 **conv3-256**	conv3-256 conv3-256 conv3-256 **conv3-256**
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 **conv1-512**	conv3-512 conv3-512 **conv3-512**	conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512**
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 **conv1-512**	conv3-512 conv3-512 **conv3-512**	conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512**
maxpool					
FC-4096					
FC-4096					
FC-1000					
soft-max					

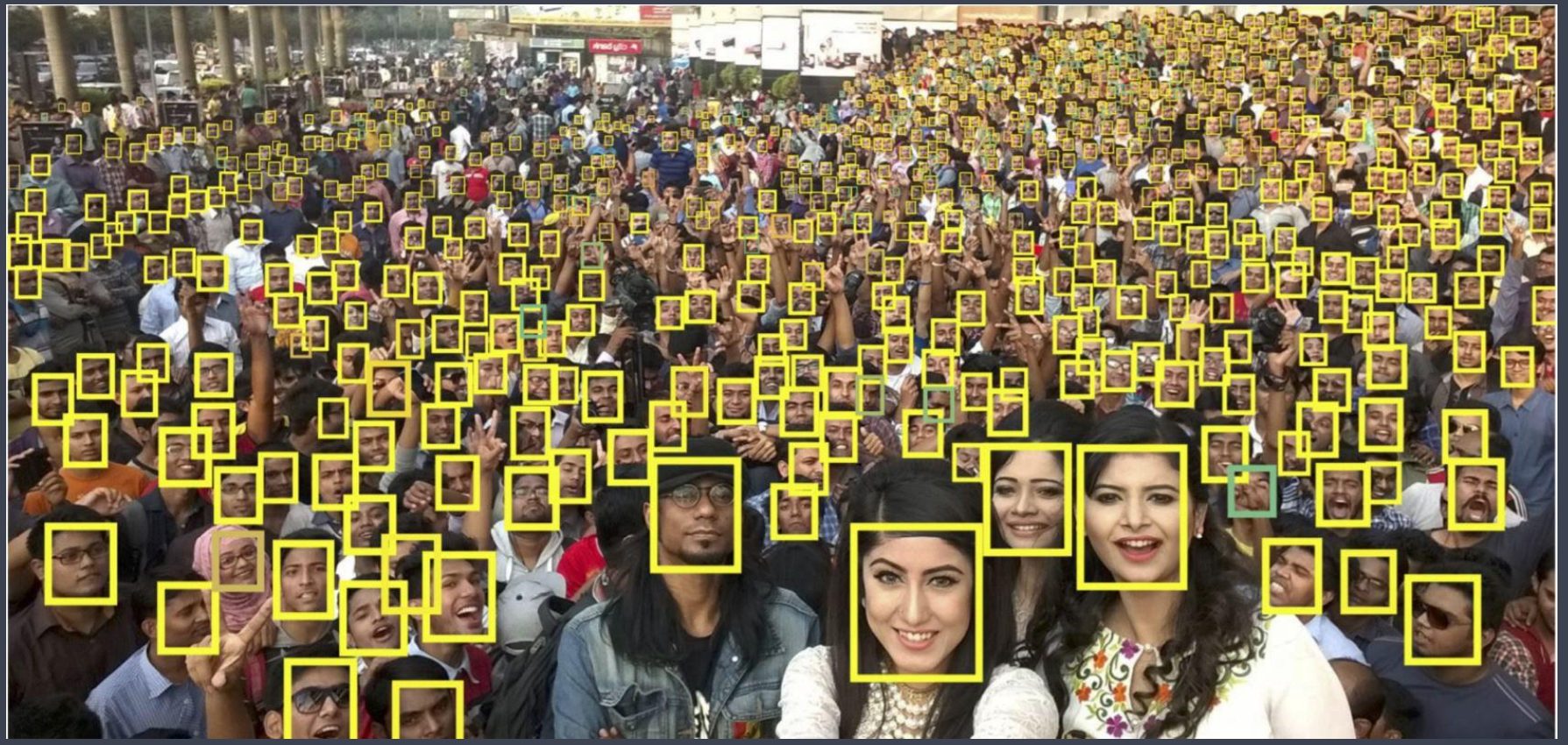
이미지/영상 분야의 다양한 기술



- RCNN, SPPnet, FastRCNN, FasterRCNN, Mask-RCNN
- AttentionNet, SSD, YOLO, YOLOv2, YOLOv3

이미지/영상 분야의 다양한 기술

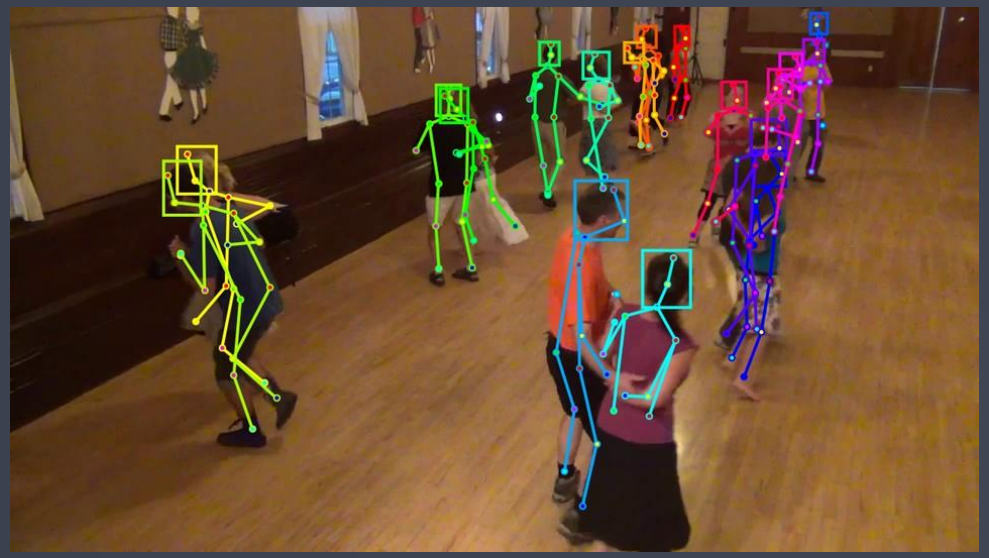
Face detection



- OpenCV(Haar Cascades / HOG), Dlib(Face Recognition)
- MTCNN(Multi-Task Cascaded Convolutional Neural Network)

이미지/영상 분야의 다양한 기술

Pose Estimation



- Tensorflow Lite(Pose estimation)
- ml5js(poseNet)

- Caffe-pose(Pose-REN)

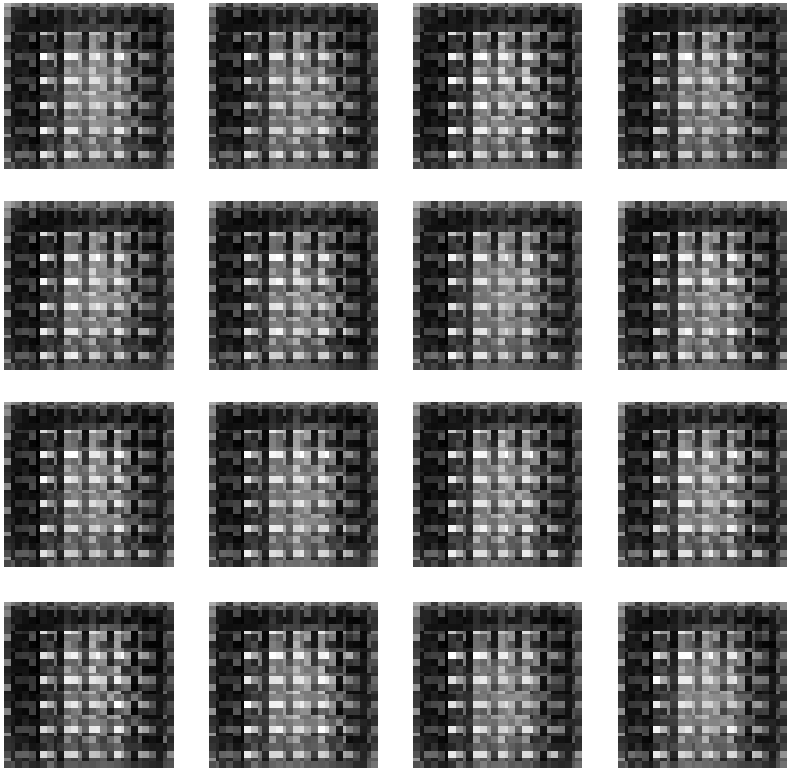
이미지/영상 분야의 다양한 기술

생성모델 - Style Transfer

- Tensorflow
- Pytorch

이미지/영상 분야의 다양한 기술

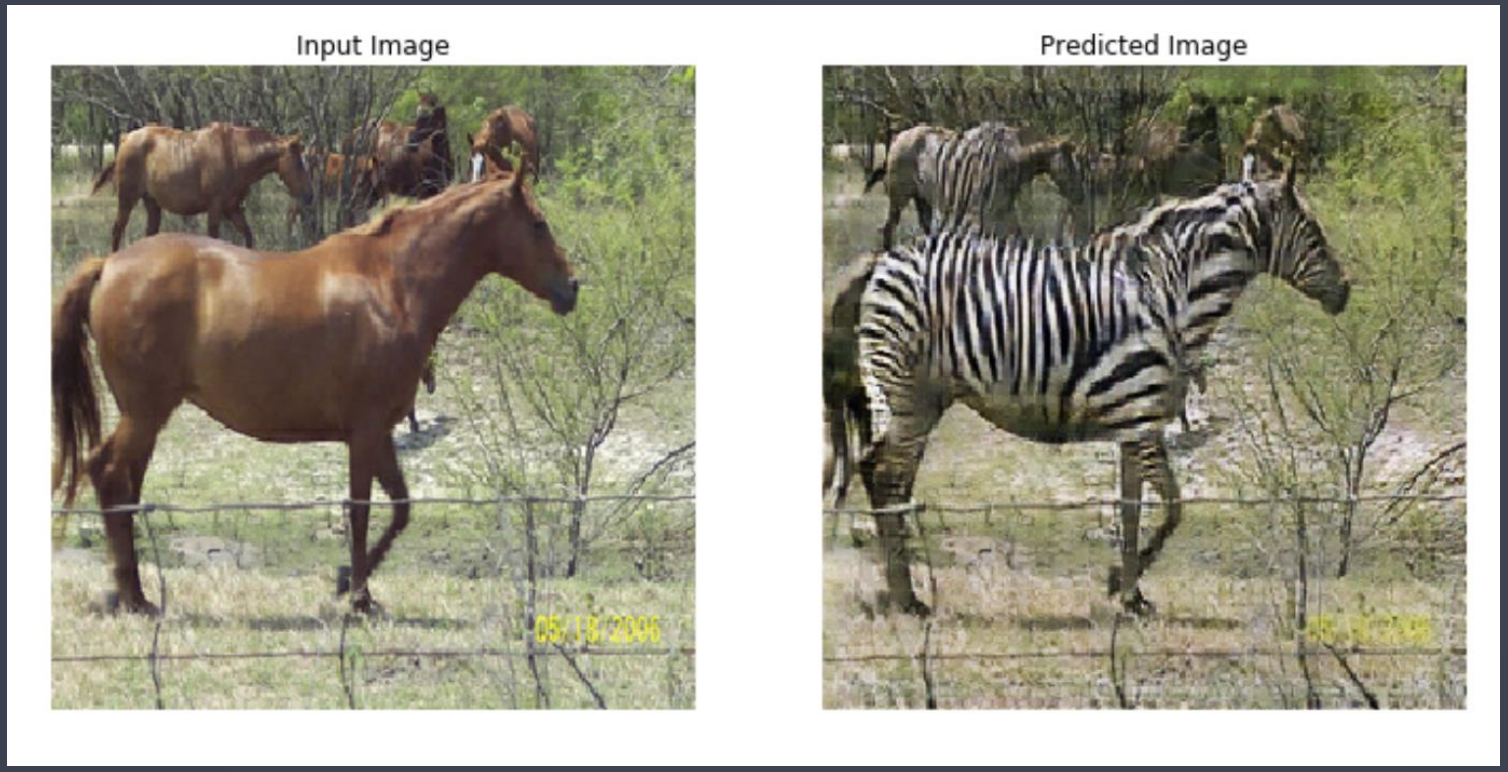
생성모델 - DCGAN



- Tensorflow
- Pytorch

이미지/영상 분야의 다양한 기술

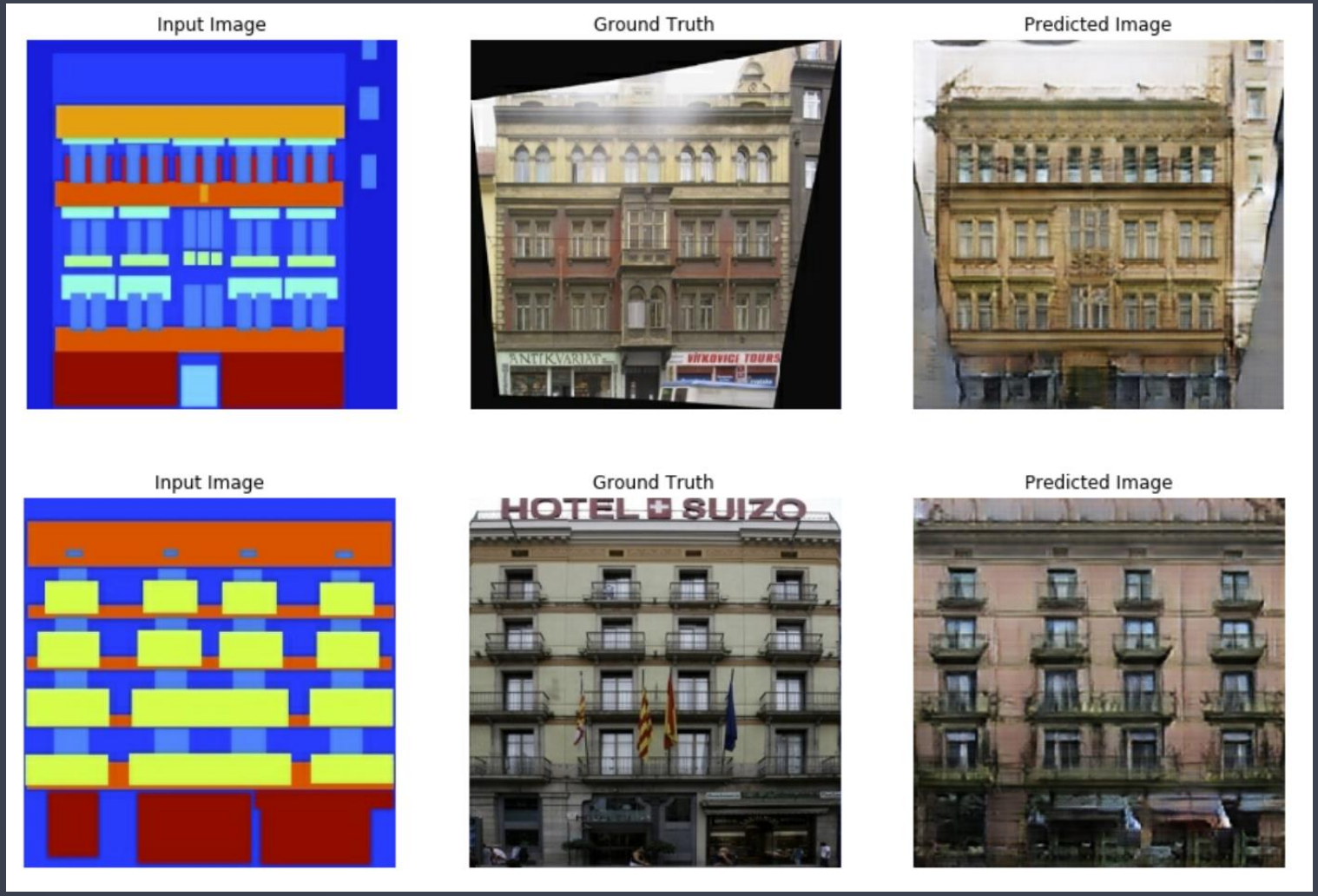
생성모델 - CycleGAN



- Tensorflow
- Pytorch

이미지/영상 분야의 다양한 기술

생성모델 - Pix2Pix



- Tensorflow
- Pytorch