CNN(합성곱) 구현

이미지 분류 경진대회 ILSVRC

- **ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)**
  - 이미지 인식(image recognition) 경진대회
    - **ImageNet DB 중 일부를 사용해 이미지 범주를 분류**
      - **http://image-net.org/**
  - 대용량의 이미지셋을 주고 이미지 분류 알고리즘의 성능을 평가하는 대회
  - 2010년에 시작되어, 2017년 종료
- **2010년, 2011년에 우승을 차지한 알고리즘**
  - 얕은 구조(shallow architecture)
- **2012년 CNN 기반 딥러닝 알고리즘 AlexNet이 우승**
  - 깊은 구조(deep architecture), 약 26%였던 인식 오류률을 16%까지 개선
- **2017년 종료**
  - 2015년
    - **사람의 정확도라고 알려진 5%를 추월**
  - 2017년
    - **SENet의 경우 2.3%로 사람의 인식 에러률의 절반도 안됨**

ILSVRC 에러률

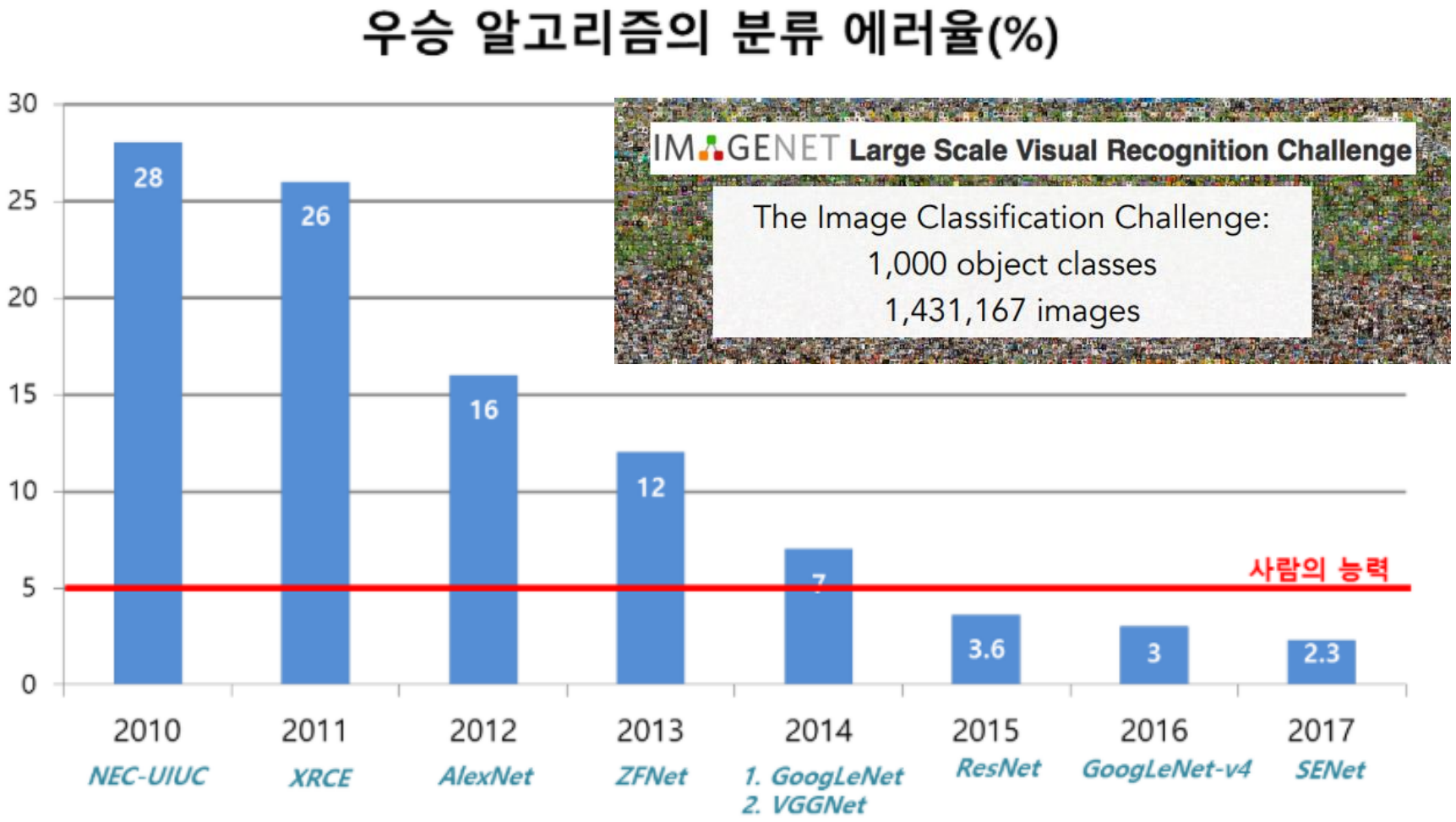
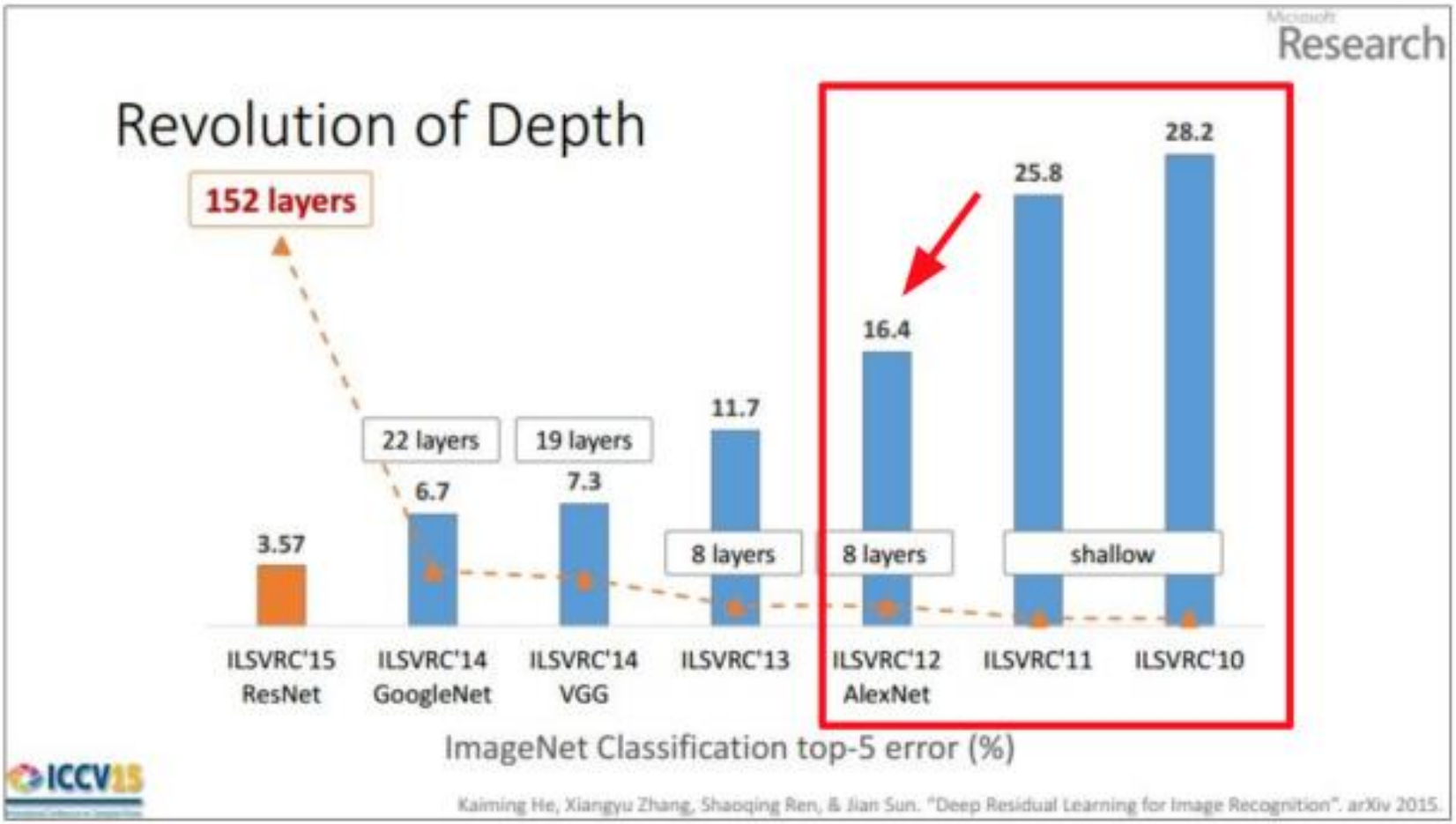


그림1. ILSVRC 대회 역대 우승 알고리즘들과 인식 에러율.

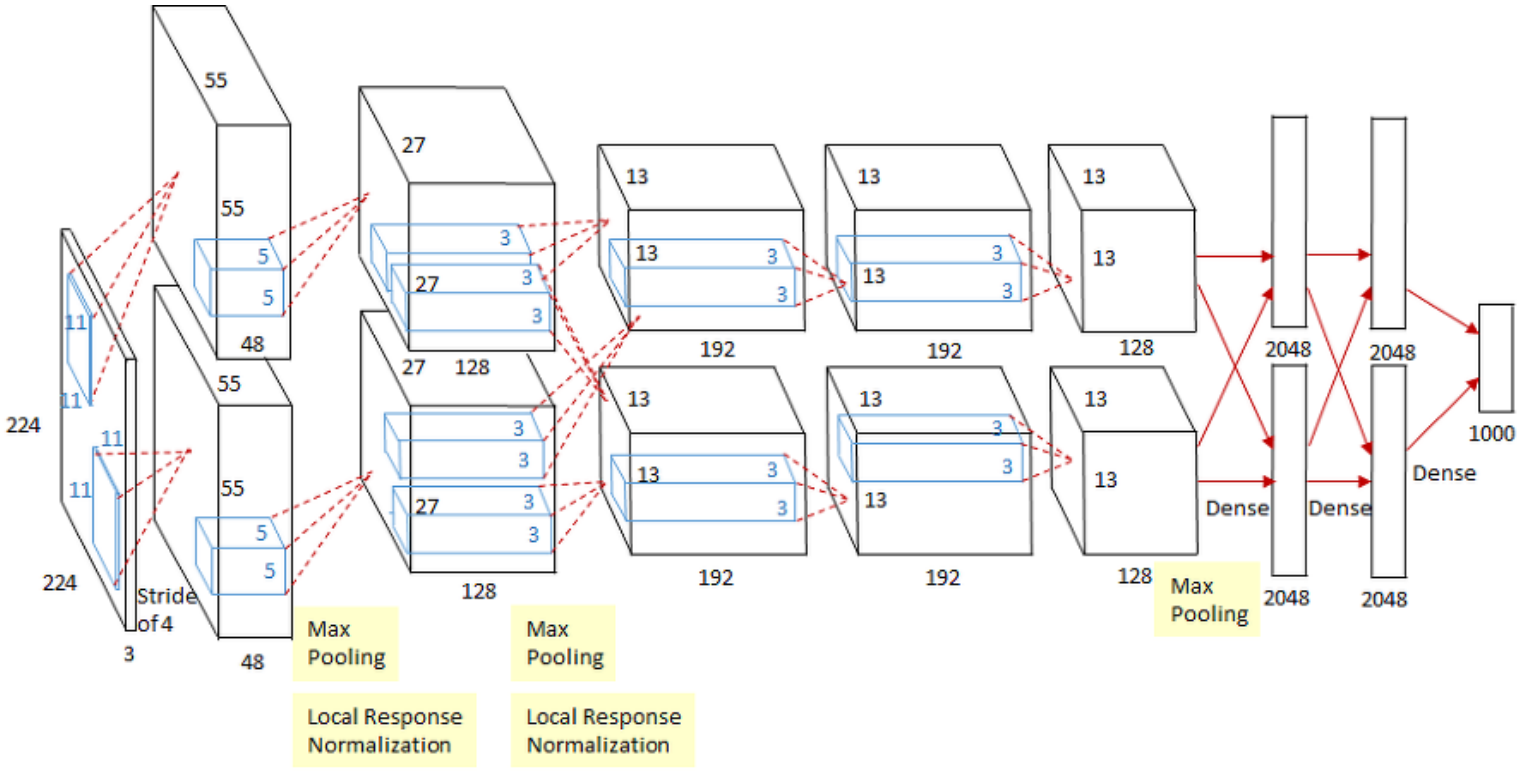
딥러닝 깊이의 증가



(slide from Kaiming He's recent presentation)

AlexNet 구조

- **AlexNet의 기본구조**
  - LeNet-5와 크게 다르지 않으며
  - 2개의 GPU로 병렬연산을 수행하기 위해서 병렬적인 구조로 설계



이미지 특징 추출 알고리즘

- **Feature extraction**
  - 필터(커널)를 사용해 이미지의 주요 특징을 추출
- **외곽선 검출 알고리즘**

0	0	0
−1	1	0
0	0	0

(a) 수직 에지 검출 마스크

0	−1	0
0	1	0
0	0	0

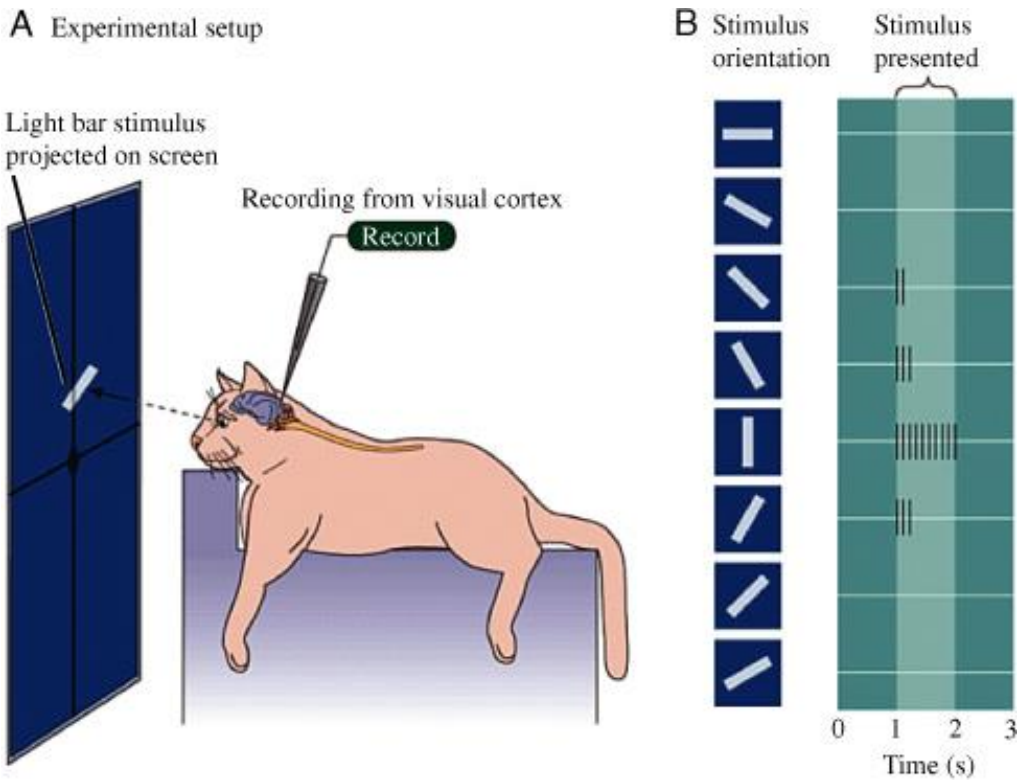
(b) 수평 에지 검출 마스크

CNN(Convolutional Neural Network) 개요

- **CNN**
  - 이미지의 공간 정보를 유지한 상태로 학습이 가능한 모델
    - **특징 추출기 + 분류기 구성**
- **일반 Dense() 층과 비교**
  - Fully Connected Neural Network와 비교하여 다음과 같은 차별성
    - **각 레이어의 입출력 데이터의 형상 유지**
      - **이미지의 공간 정보를 유지하면서 인접 이미지와의 특징을 효과적으로 인식**
    - **복수의 필터로 이미지의 특징 추출 및 학습**
      - **추출한 이미지의 특징을 모으고 강화하는 Pooling 레이어**
    - **일반 신경망과 비교하여 학습 패러미터가 매우 적음**
      - **필터를 공유 패러미터로 사용하기 때문**
- **LeCun 1998년**
  - LeNet이라는 Network를 1998년에 제안
    - **얀 르쿤(Yann Lecun) 연구팀**
  - 이것이 최초의 CNN

고양이 시각피질(visual cortex) 반응에 대한 연구

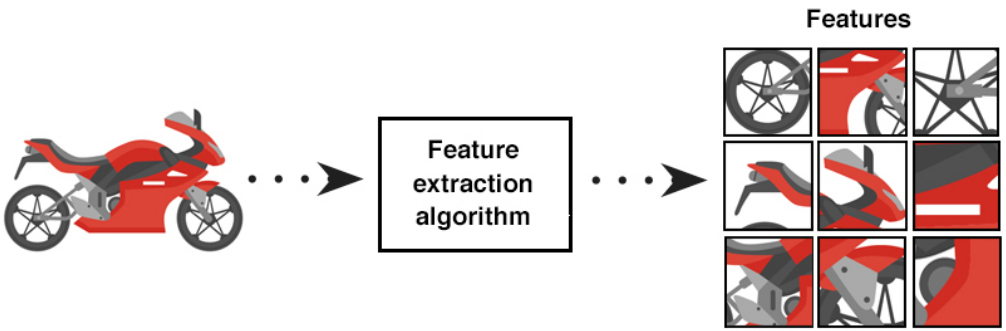
- **후벨의 1959년 연구**
  - 고양이의 시각 피질은 사선형 edge를 detect 할 수 있다는 결론
    - **흑백 이미지에서 밝기가 변하는 사선이나 배경색과 대조되는 움직이는 사선에서**
      - **1981년도 노벨 의학상을 수상**



https://steemit.com/kr/@codingart/4-8-edge-detection-cnn-convolutional-neural-network

CNN은 컨볼루션 층과 풀링 층, 분류기로 구성

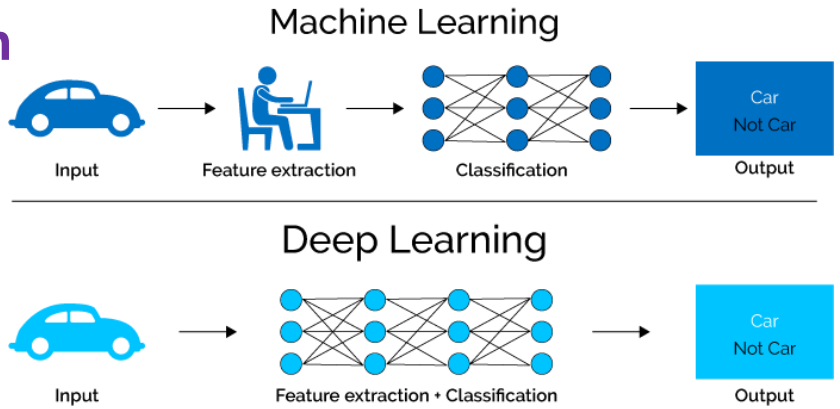
- **Feature Extractor(특징 추출기) + Classifier(분류기)**
  - 이미지의 특징을 추출하는 부분과 클래스를 분류하는 부분으로 나눔
- **특징 추출기:**
  - 자동으로 특징을 추출하는 필터를 생성하는 것이 목적
    - **Convolution Layer와 Pooling Layer를 여러 겹 쌓는 형태로 구성**
    - **Convolution Layer: 입력 데이터에 필터를 적용 후 활성화 함수를 반영하는 필수 요소**
    - **Pooling Layer: 선택적인 레이어**
      - **Subsampling, downsampling 이라고도 부름**

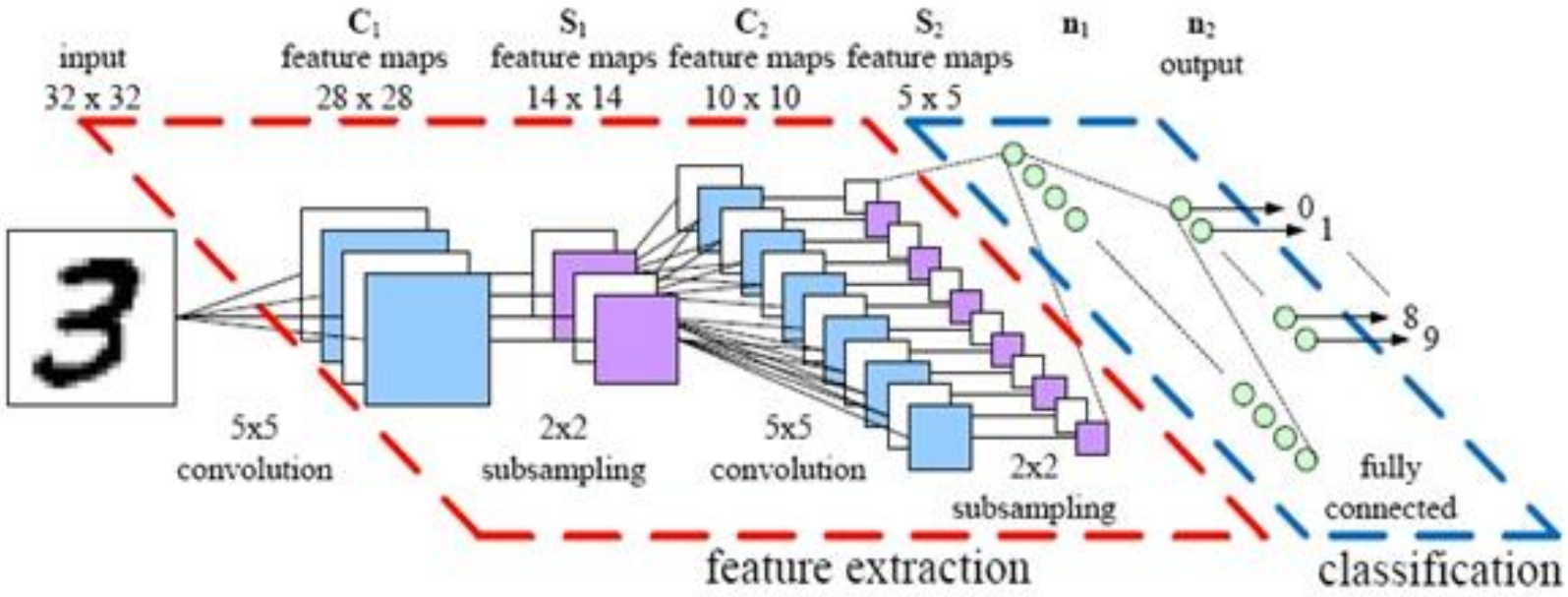


- **분류기**
  - CNN 마지막 부분에는 이미지 분류를 위한 Fully Connected 레이어가 추가
    - **처음은 Flatten 레이어**
      - **이미지의 특징을 추출하는 부분과 이미지를 분류하는 부분 사이에 이미지 형태의 데이터를 배열 형태로 변환**

CNN 구조

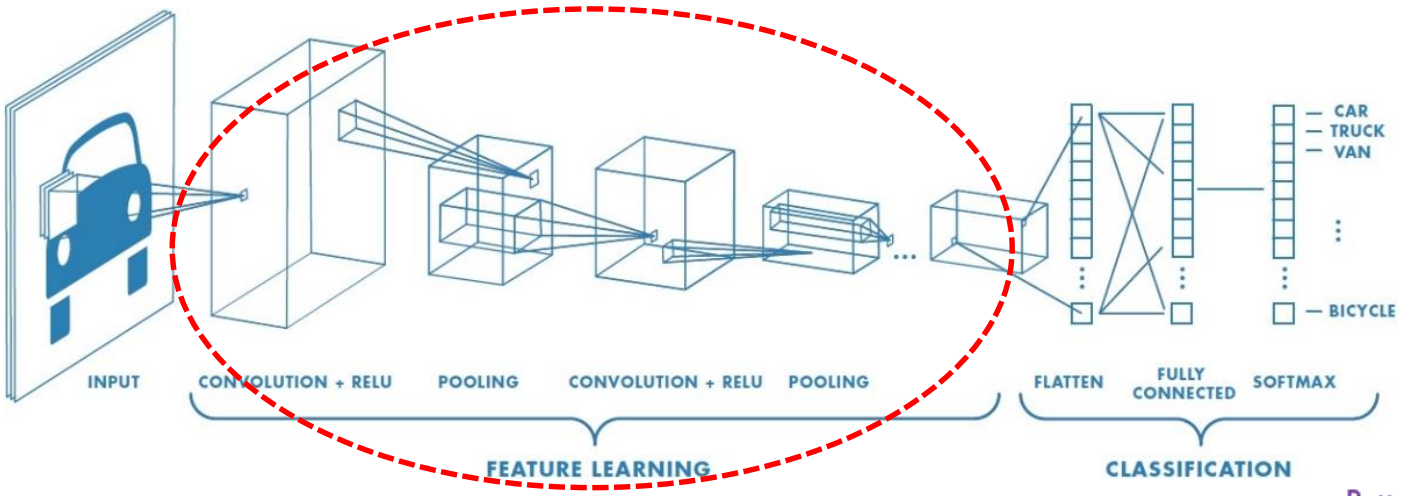
- **Feature Extraction + Classification**





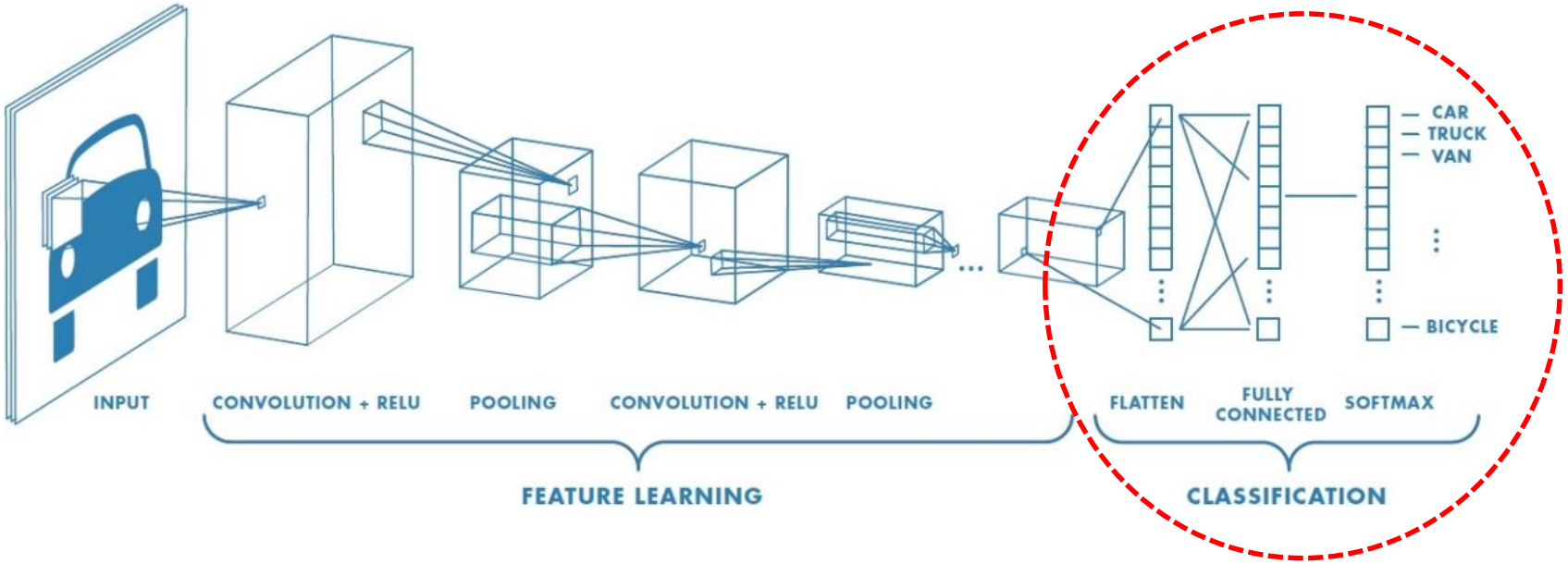
CNN의 컨볼루션

- **컨볼루션 층**
  - 각 이미지에서 특정 특징을 활성화하는 컨볼루션 필터 집합에 입력 이미지를 통과
  - ReLU(Rectified Linear Unit)
    - **음수 값을 0에 매핑하고 양수 값을 유지하여 더 빠르고 효과적인 학습을 가능**
- **풀링(서브샘플링) 층**
  - 비선형 다운샘플링을 수행
    - **네트워크에서 학습해야 하는 매개 변수 수를 줄여서 출력을 간소화**
      - **차원을 축소해 연산량을 감소**
      - **이미지의 강한 특징만을 추출하는 특징 선별 효과가 있음**



CNN의 분류

- **여러 계층에서 특징을 학습한 다음 분류 단계로 이동**
- **K 차원의 벡터를 출력하는 완전 연결 계층**
  - K는 네트워크가 예측할 수 있는 클래스의 수
    - **벡터에는 분류되는 이미지의 각 클래스에 대한 확률**
  - 마지막 계층에서는 softmax와 같은 분류 계층을 사용하여 분류 출력을 제공



컨볼루션의 동기

- **이미지 위치에 따른 밀접한 상관관계**
  - 평판화(flatten) 작업을 수행하는 일반 딥러닝 구조
    - **이러한 공간적인 특성이 소멸**
- **컨볼루션**
  - 데이터의 공간적인 특성이 유지

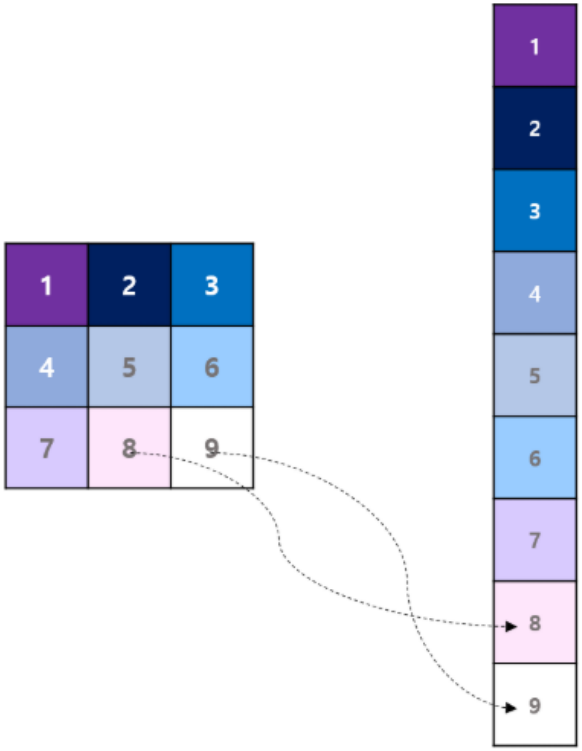


Figure 3: 3x3 흑백 이미지 예시

컨볼루션 계산 방법

- **필터와 편향이 필요**
  - 4 x 4 흑백 이미지, 2 x 2 필터
    - **필터(filter), 커널(kernel), 윈도(window)라고도 부름**

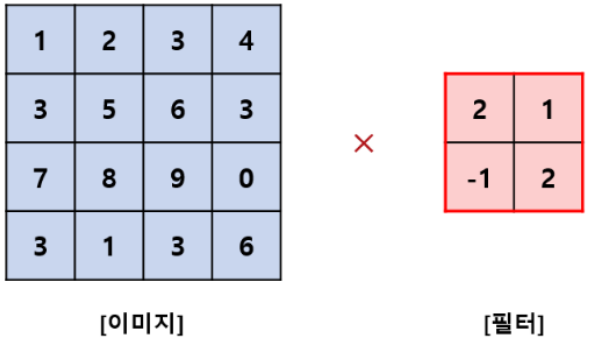
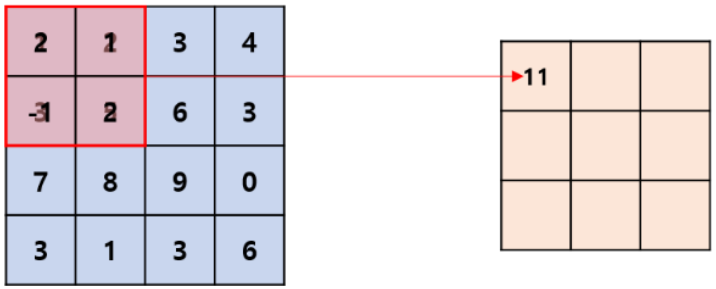


Figure 7: Convolutional Layer 예제



$$(1 \times 2) + (2 \times 1) + (-1 \times 3) + (5 \times 2) = 11$$

Figure 8: Convolutional Layer 예제 (계속)

컨볼루션의 가중치와 편향

- **딥러닝 관점**
  - 필터가 가중치, 필터 당 하나인 편향도 사용
    - **필더와 편향이 구해야 할 값**

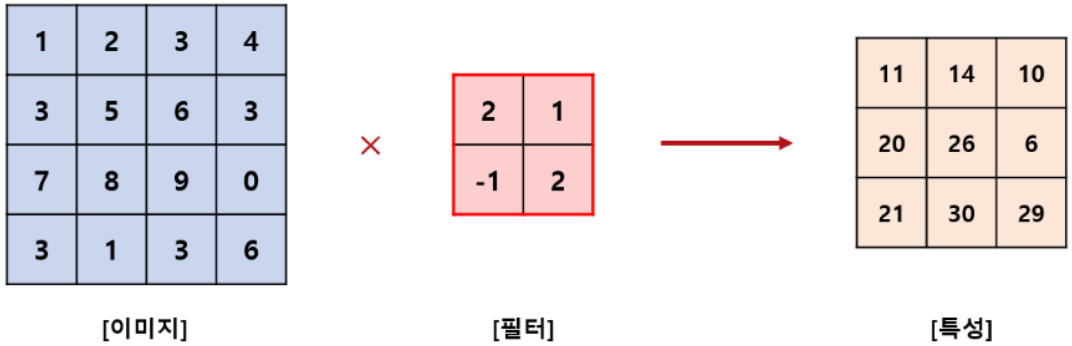


Figure 9: Convolutional Layer 예제 (계속)

컨볼루션 결과를 특성 맵(feature map)이라 부름

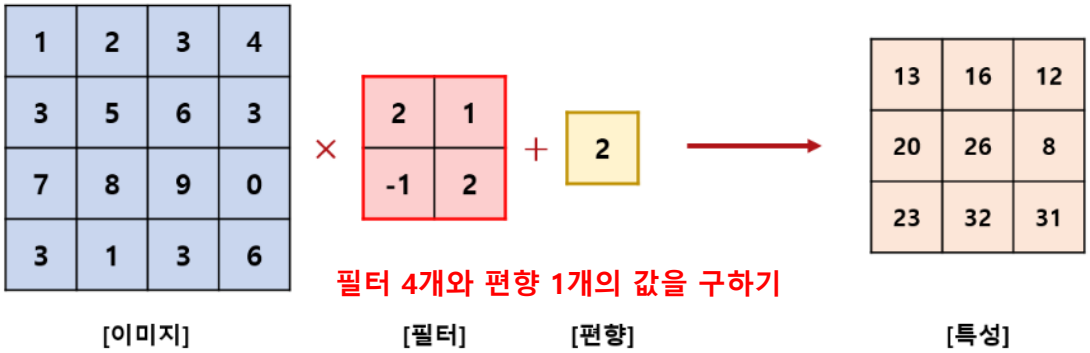


Figure 10: Convolutional Layer with bias

Convolution 합성곱

- 필터를 통해 합성곱의 결과인 피쳐 맵을 획득

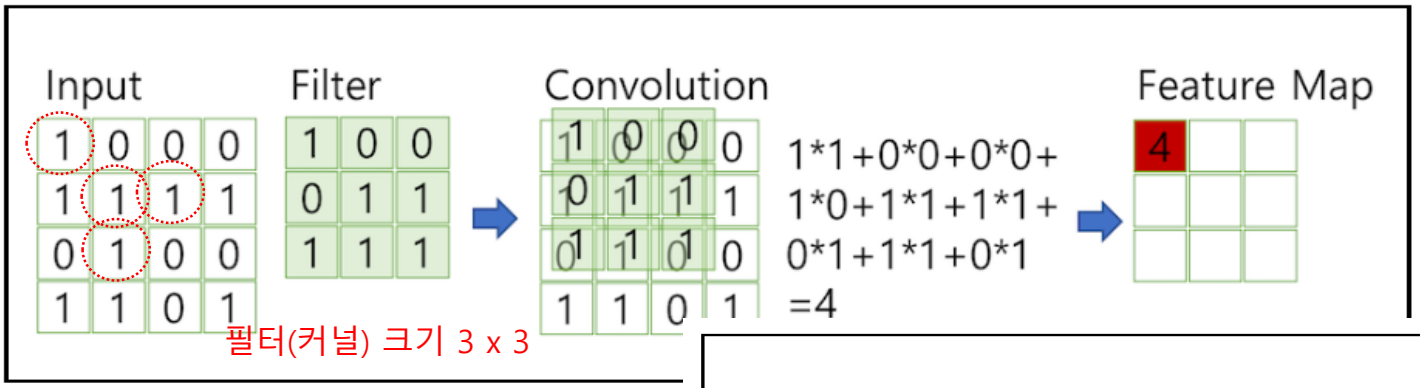


그림3: 합성곱 계산 절차

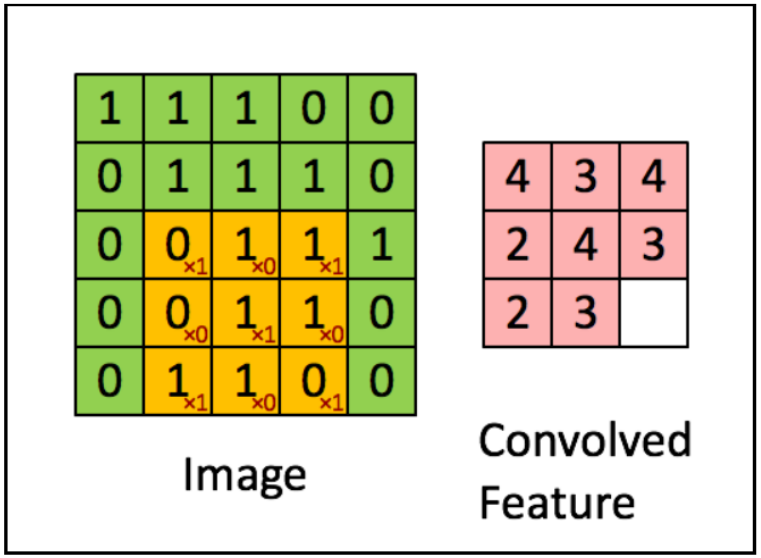


그림1: 합성곱 처리 절차, 출처:
http://deeplearning.stanford.edu/wiki/index.php/Feature_extraction_using_convolution

Stride: 필터가 움직이는 간격

- **보폭 stride가 1로 필터를 입력 데이터에 순회하는 예제**
  - stride가 2로 설정되면 필터는 2칸씩 이동하면서 합성곱을 계산
    - **4 x 4 가 3 x 3 이 됨(4 – 1[strides] = 3)**

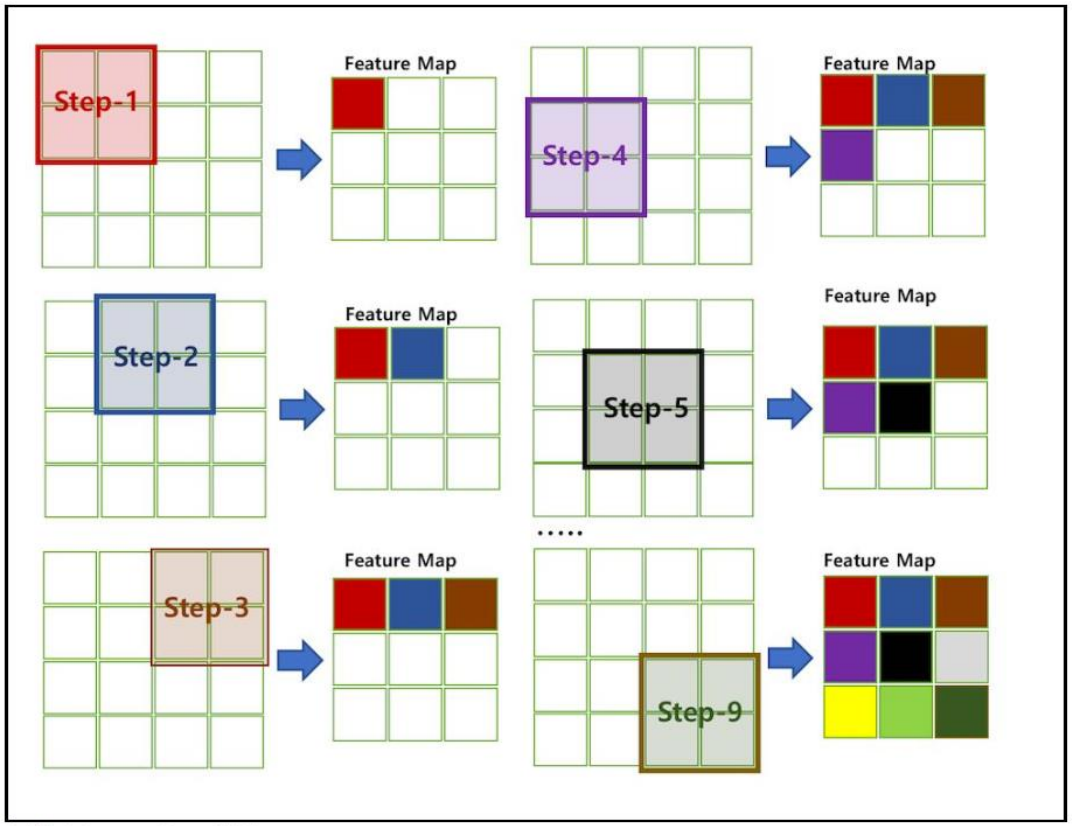
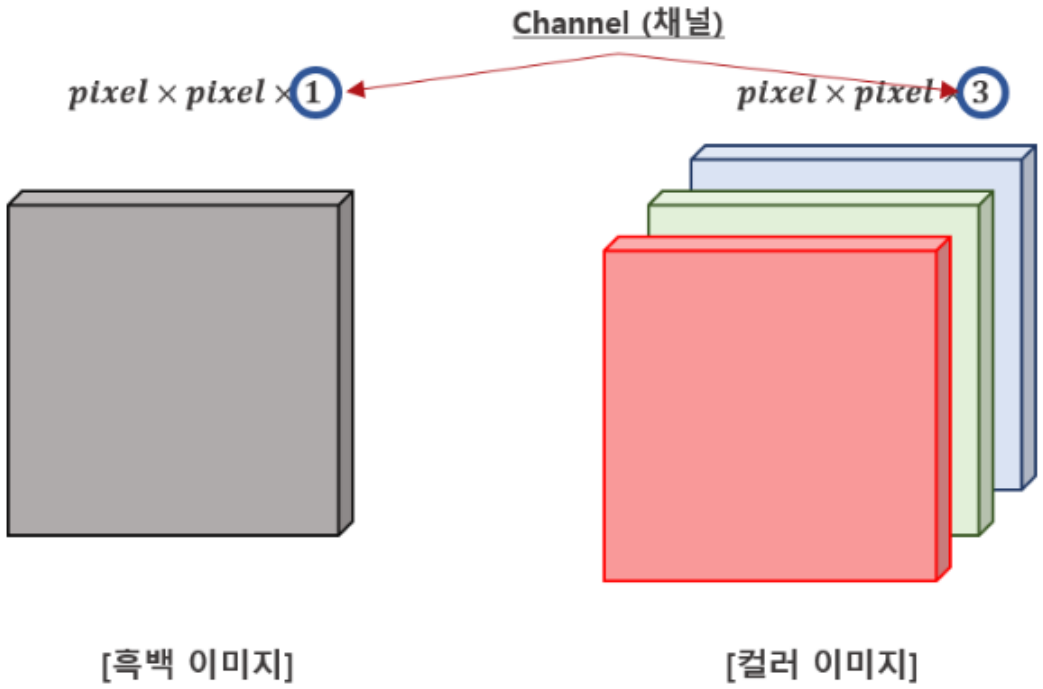


그림 4: Feature Map 과정

이미지 데이터

- **픽셀 단위로 구성**
  - 컬러인 경우, 각 픽셀은 RGB 값으로 구성
    - **이미지에서 겹쳐지는 구분을 채널(channel)이라고 하며**
      - **흑백이면 1, 컬러면 3, RGBA(밝기인 alpha)이면 4**



칼라인 경우, 채널이 3개

- **입력 데이터가 여러 채널을 갖을 경우**
  - 필터는 채널마다 달리 적용
    - **필터는 각 채널을 순회하며 합성곱을 계산한 후, 채널별 피처 맵을 만듦**
  - 1개의 피처 맵이 생성
    - **각 채널의 피처 맵을 합산하여 최종 피처 맵으로 반환**
    - **입력 데이터는 채널 수와 상관없이 필터 별로 1개의 피처 맵이 생성**

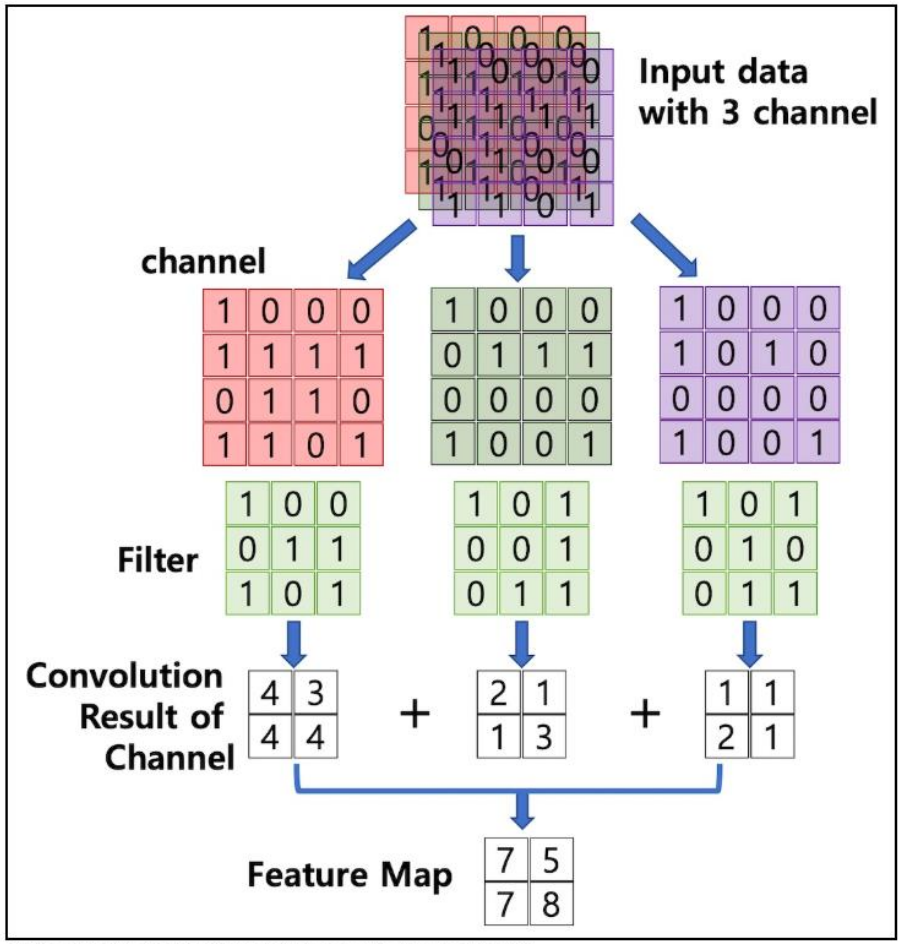
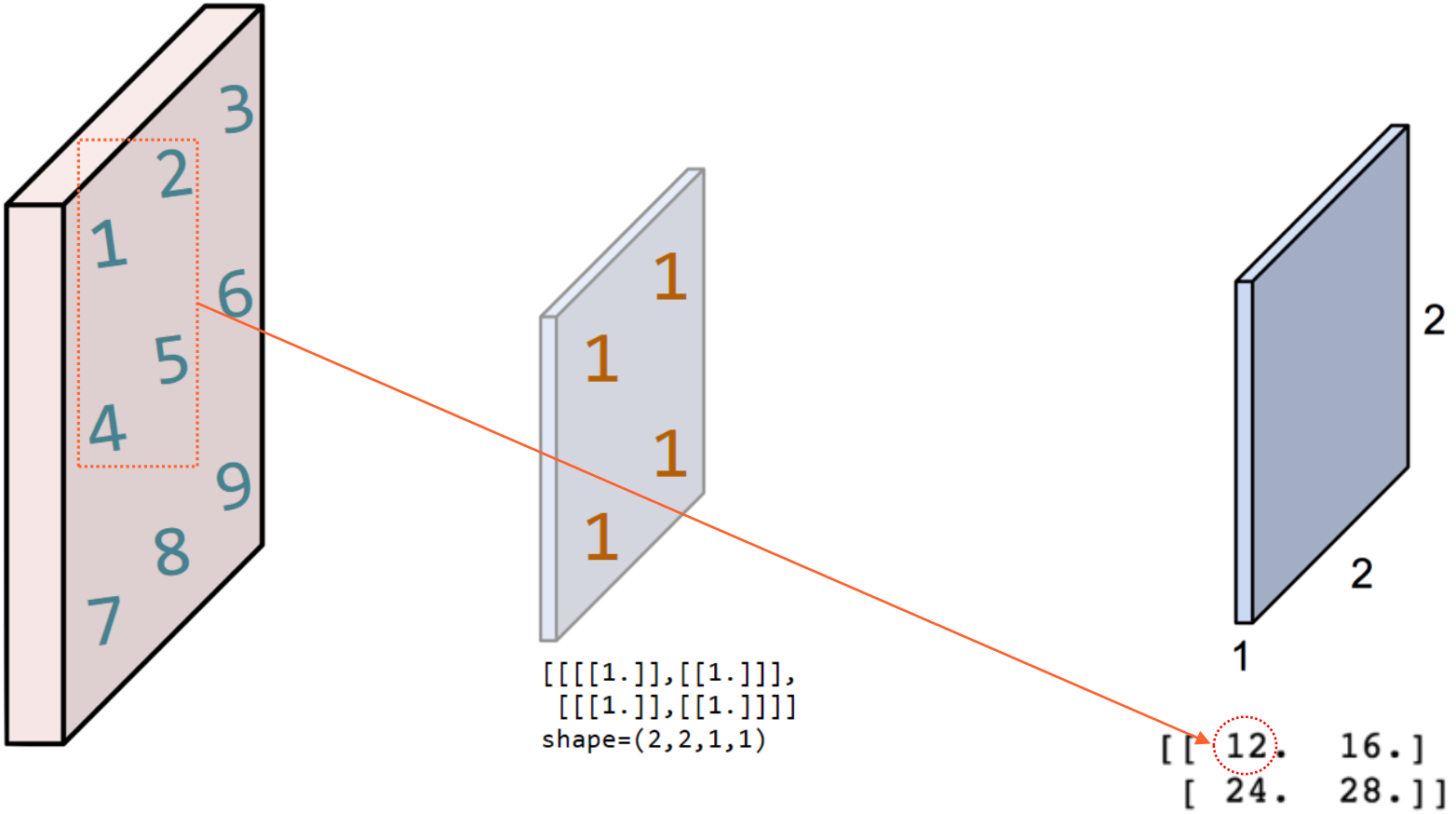


그림 5: 멀티 채널 입력 데이터에 필터를 적용한 합성곱 계산 절차

Simple convolution layer

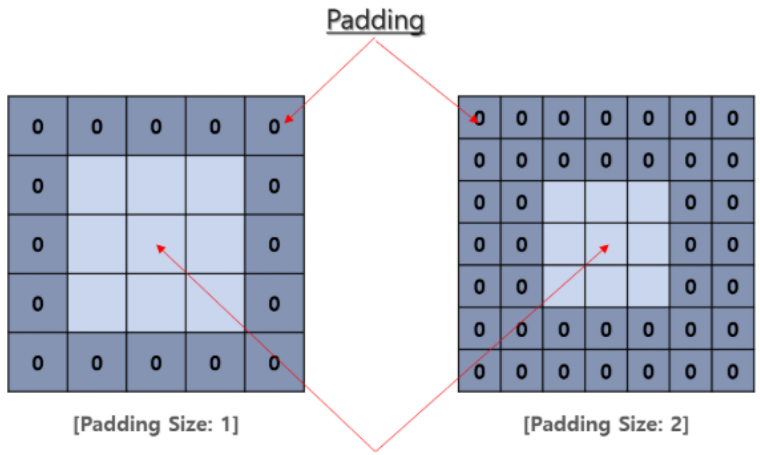
- **Image: 1,3,3,1 image, Filter: 2,2,1,1, Stride: 1x1**

(이미지 수, 가로, 세로, 채널) (가로, 세로, 채널, 필터 수)



패딩(Padding)

- **합성곱의 결과인 특징 맵**
  - Filter와 Stride에 작용으로 Feature Map 크기는 입력 데이터보다 작음
- **패딩**
  - 입력 데이터 외각에 지정된 픽셀만큼 특정 값으로 채워 넣는 것 의미
    - **결과인 특징 맵 크기가 줄어드는 것을 방지하는 방법**
  - 보통 패딩 값으로 0으로 채워 넣음
- **필터의 사이즈가 k**
  - 사방으로 k/2 만큼의 패딩
  - K=3
    - **3/2 = 1**



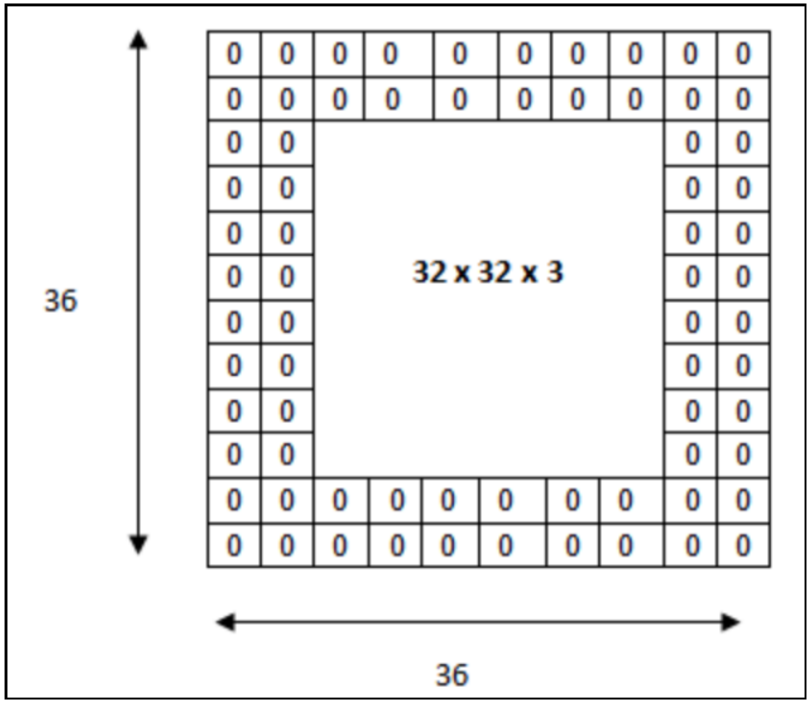


그림 6: padding 예제: 2pixel 추가

Pooling 레이어

- **데이터의 공간적인 특성을 유지하면서 크기를 줄여주는 층**
  - 컨볼루션의 결과를 줄이거나 특정 데이터를 강조
    - **연속적인 합성곱 층 사이에 삽입**
  - 출력 데이터를 입력으로 받아서 출력 데이터(Activation Map)의 크기를 줄이거나 특정 데이터를 강조하는 용도로 사용
    - **학습할 가중치를 줄이고, 과적합(overfitting) 문제도 해결**
  - 일반적으로 Pooling 크기와 Stride를 같은 크기로 설정하여 모든 원소가 한 번씩 처리 되도록 설정
- **풀링의 종류**
  - Max Pooling
    - **정사각 행렬의 특정 영역 안에 값의 최댓값**
    - **대부분 이것을 사용**
  - Average Pooling, Min Pooling

- 입력데이터: $W_1 \times H_1 \times D_1$
- Hyper Parameters:
  - 필터크기: F (정방을 가정)
  - 스트라이드: S
- 출력데이터:
  - $W_2 = (W_1 - F)/S + 1$
  - $H_2 = (H_1 - F)/S + 1$
  - $D_2 = D_1$

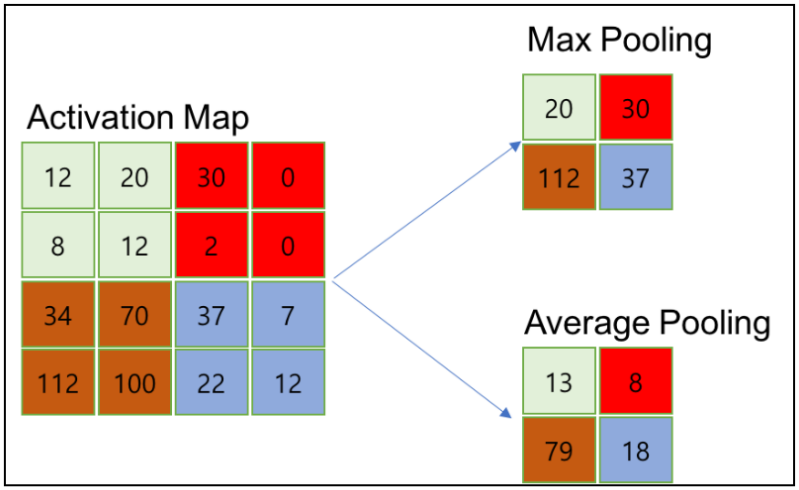
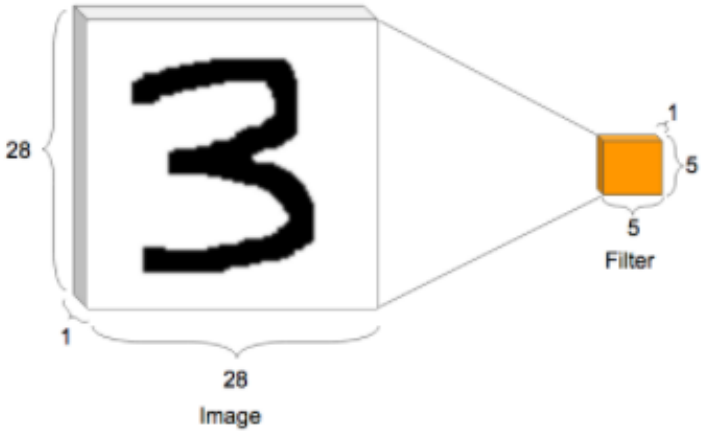
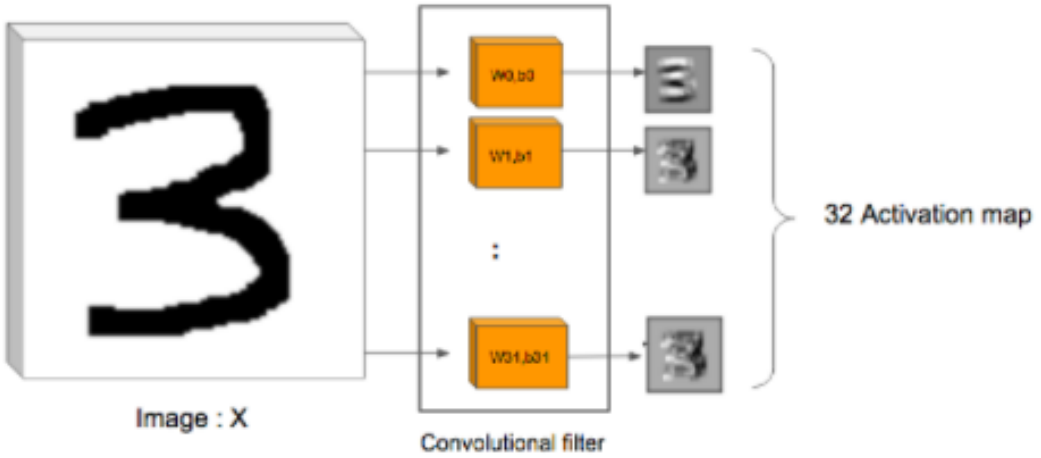


그림7: Pooling 예제: Max Pooling, Average Pooling

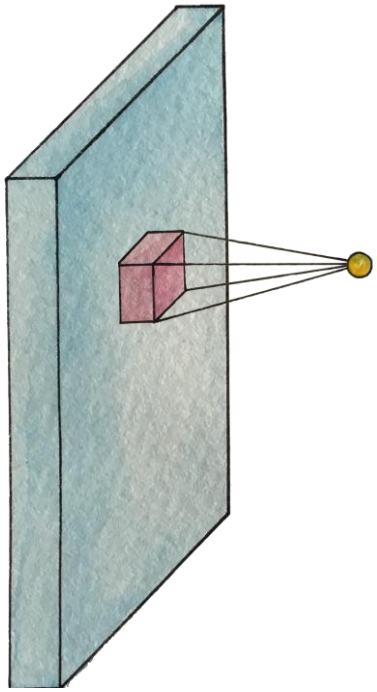
하나의 이미지에 커널은 여러 개 구성 가능

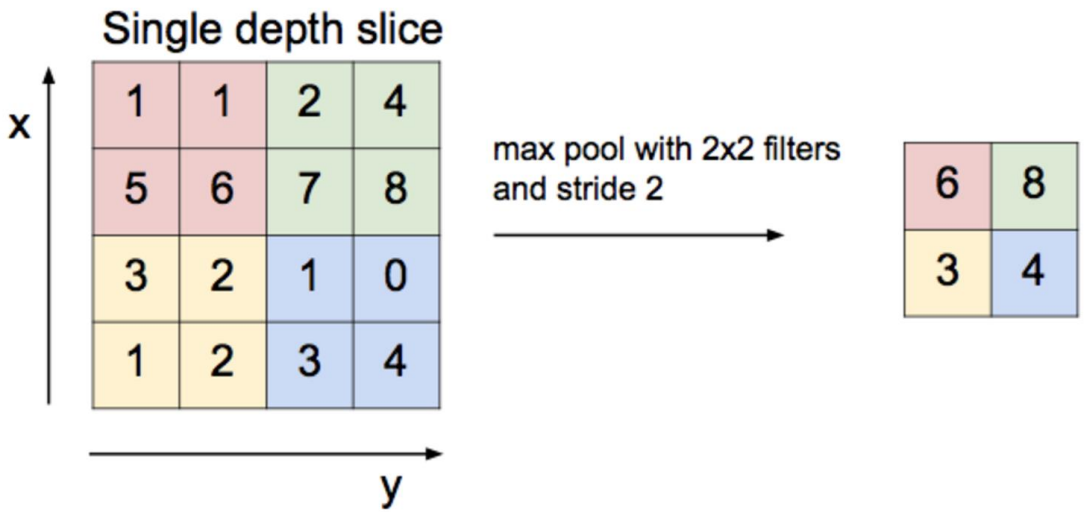
- **32개의 필터 사용**
  - 32개의 특징 맵이 생성





Convolution layer and max pooling





필터 4개

- **컬러 색상에서 합성 곱 연산**
  - 필터 수 4개
    - **2 x 2 x 3(채널 수)**
  - 특징 맵이 4개

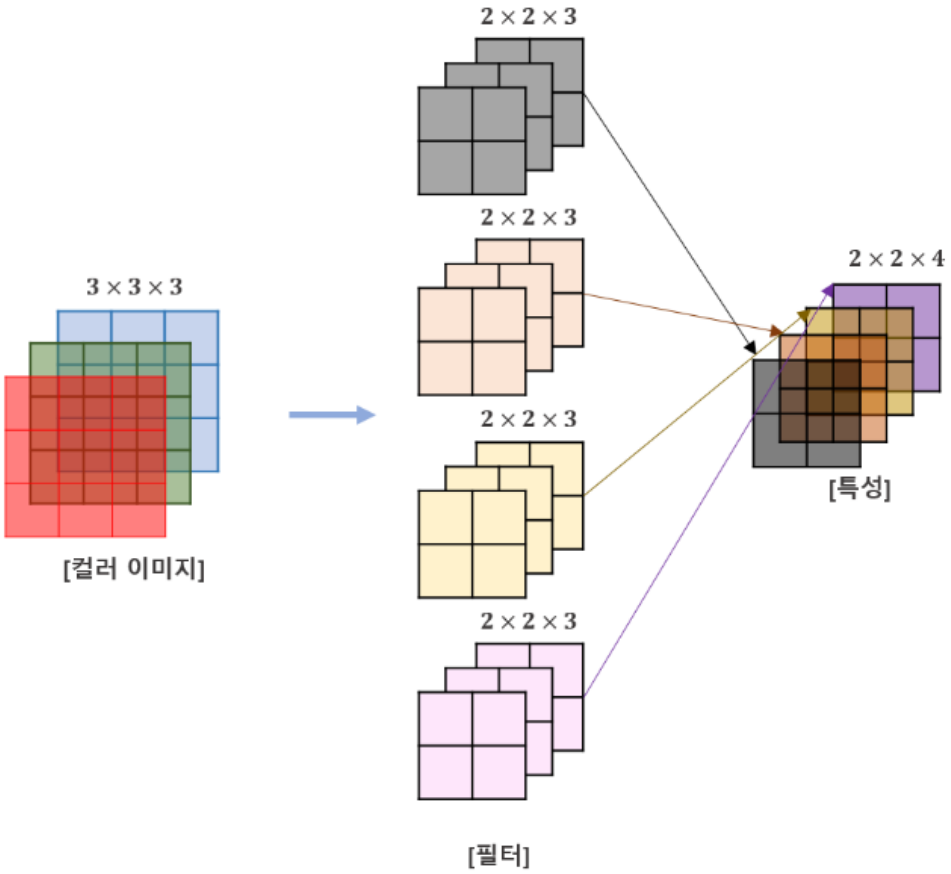


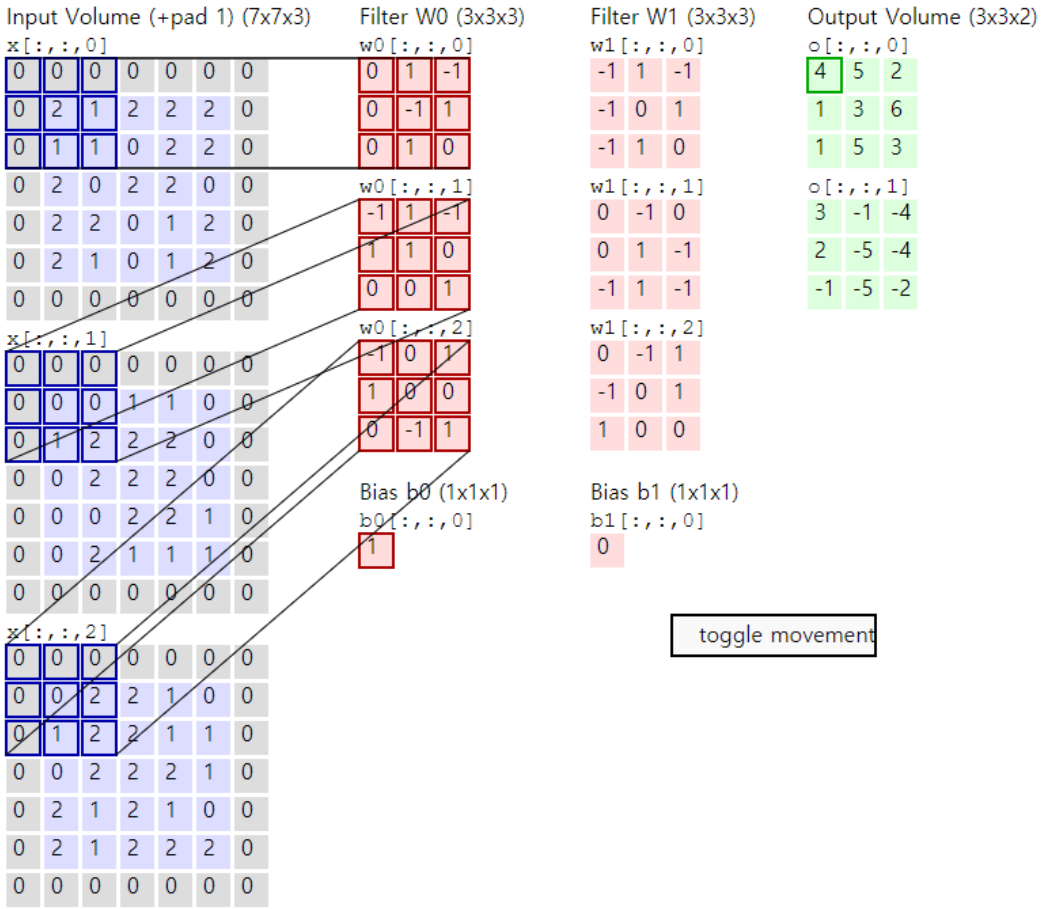
Figure 16: 필터 개수가 2이상인 합성

유명 강의

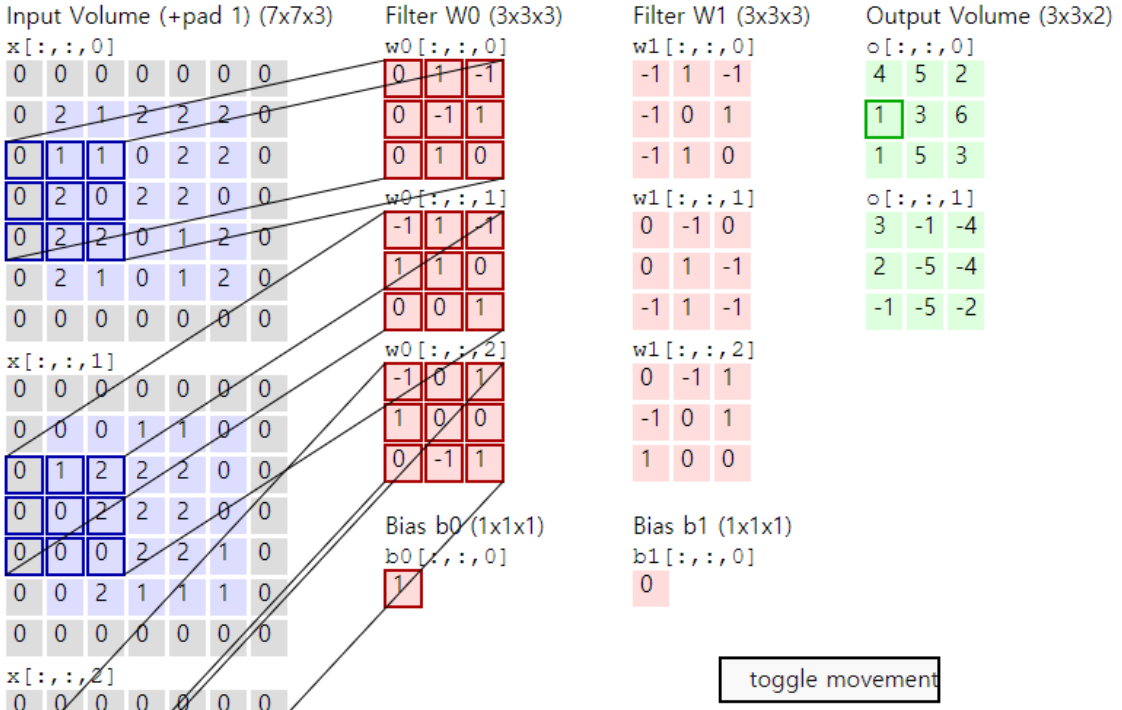
- **스탠포드 대학의 CNN 강좌**
  - CS231n 강의노트 Convolutional Neural Networks
    - **http://aikorea.org/cs231n/convolutional-networks/**
  - 강의 PPT
    - **http://cs231n.stanford.edu/slides/2020/**

컨볼루션 데모

- **컨볼루션 레이어**
  - 행렬(볼륨)의 구성
    - **입력 볼륨(파란색)**
    - **가중치 볼륨(빨간색)**
    - **출력 볼륨(녹색)**
- **입력**
  - W1=5, H1=5
  - D1=3(채널 수)
    - **제로 패딩 P=1 이 적용되어 입력 볼륨의 가장자리가 모두 0으로 추가**
- **가중치(필터, 커널)**
  - 컨볼루션 레이어의 파라미터
  - 3 * 3 크기의 필터 수 2개
    - **편향도 2개**
    - **stride 2마다 적용**
    - **K=2, F=3, S=2, P=1**



컨볼루션 데모

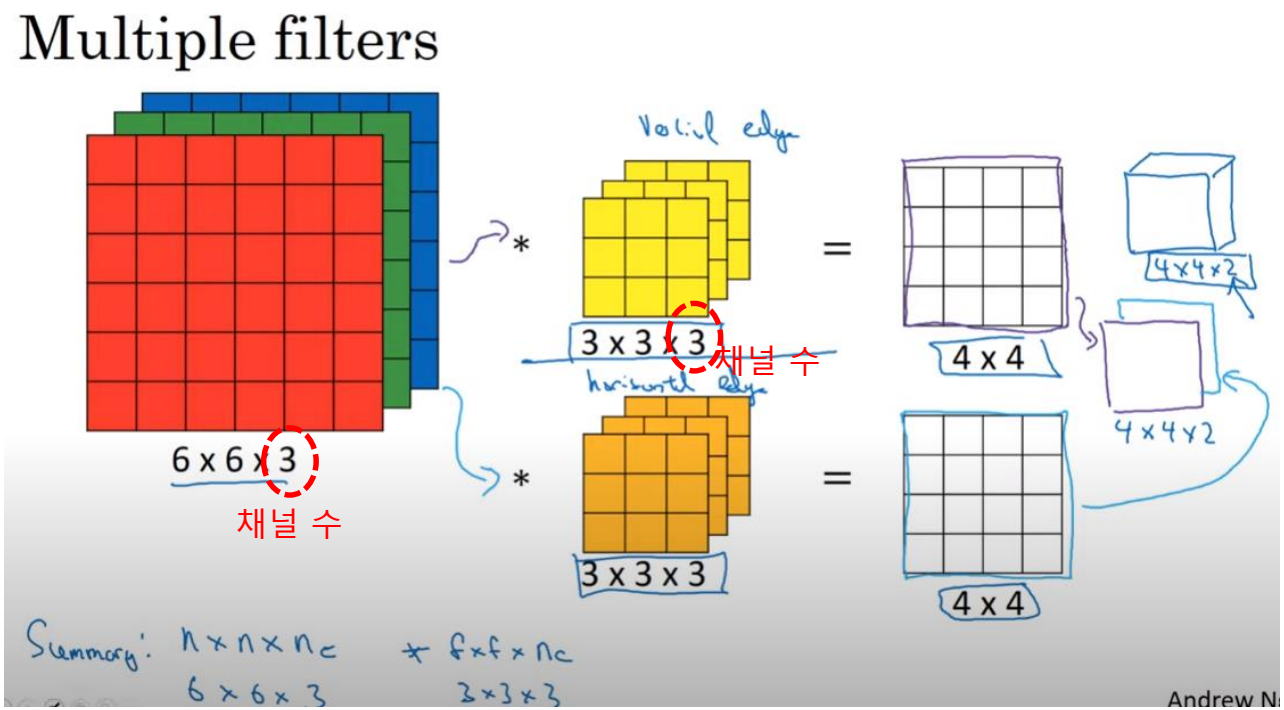


- **입력**
  - W1=5, H1=5
  - D1=3(채널 수)
    - **제로 패딩 P=1 이 적용되어 입력 볼륨의 가장자리가 모두 0으로 추가**
- **가중치(필터, 커널)**
  - 컨볼루션 레이어의 파라미터
  - 3 * 3 크기의 필터 수 2개
    - **편향도 2개**
    - **stride 2마다 적용**
    - **K=2, F=3, S=2, P=1**
- **출력 볼륨**
  - 크기와 계산
    - **가로/세로 각각 (5 – 3 + 2)/2 + 1 = 3**
    - **입력(파란색)과 필터(빨간색)이 elementwise로 곱해진 뒤 하나로 더해지고**
      - **Bias가 더해짐**
      - **필터 개수만큼 편향 수 필요**
- **패러미터의 수: 커널의 원소 수 + 편향 수**
  - **커널 수(K) * 커널 사이즈$(F)^2$ * 채널:색상 수(D) + 커널 수(K)**

필터 수 2

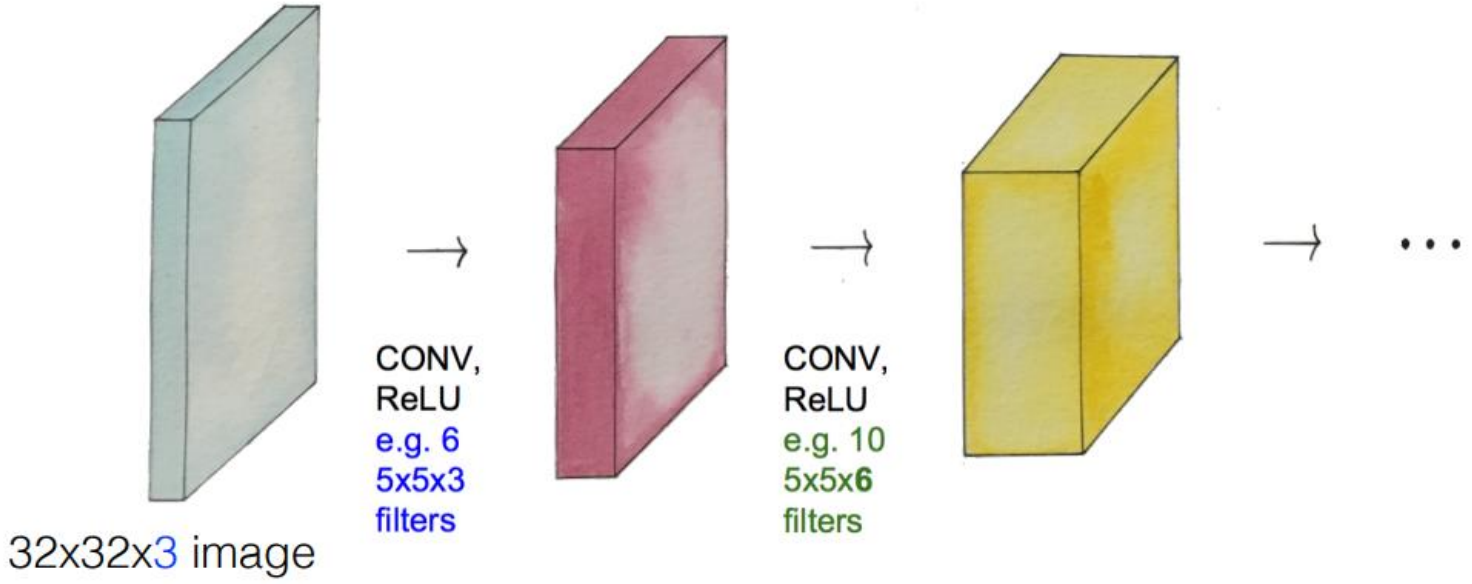
- **채널 3**
  - 커널 크기 3 * 3
- **결과**
  - 4 * 4 * 2
    - **4 * 4가 2개**

https://www.deeplearning.ai/



각 컨볼루션 단계의 패러미터 수

- **패러미터의 수: 커널의 원소 수 + 편향 수**
  - 커널 수(K) * 커널 사이즈$(F)^2$ * 채널(색상 수(D)) + 커널 수(K)
- **커널 5 * 5의 3개 인 층**
  - 3 * (5*5) * 3 + 3
- **커널 5 * 5의 6개 인 층**
  - 6 * (5*5) * 3 + 6



파일

- **cnn_basic.ipynb**

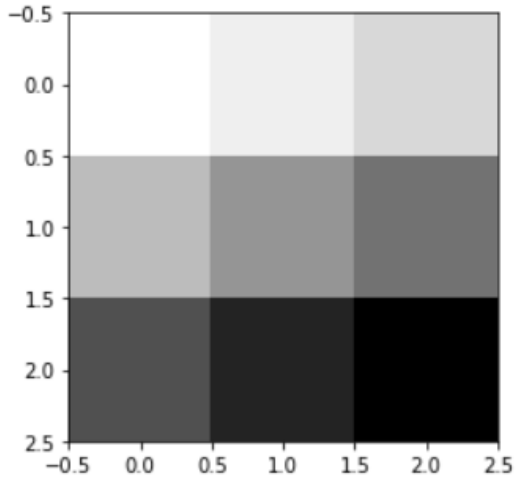
채널을 추가한 이미지 그리기

- **3 x 3 이미지 하나**
  - (1, 3, 3)
- **채널 추가**
  - (1, 3, 3, 1)

```
[1]  1 # %matplotlib inline
     2 import numpy as np
     3 import tensorflow as tf
     4 import matplotlib.pyplot as plt
```

```
     1 image = np.array([[[1,2,3],
     2                   [4,5,6],
     3                   [7,8,9]]], dtype=np.float32)
     4 print(image.shape)
     5 image = image.reshape(-1, 3, 3, 1)
     6 '''
     7 image = np.array([[[[1],[2],[3]],
     8                   [[4],[5],[6]],
     9                   [[7],[8],[9]]]], dtype=np.float32)
    10 '''
    11 print(image.shape)
    12 print(image)
    13 plt.imshow(image.reshape(3,3), cmap='Greys')
```

```
(1, 3, 3)
(1, 3, 3, 1)
[[[[1.]
   [2.]
   [3.]]

  [[4.]
   [5.]
   [6.]]

  [[7.]
   [8.]
   [9.]]]]
<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f26f3b1aef0>
```

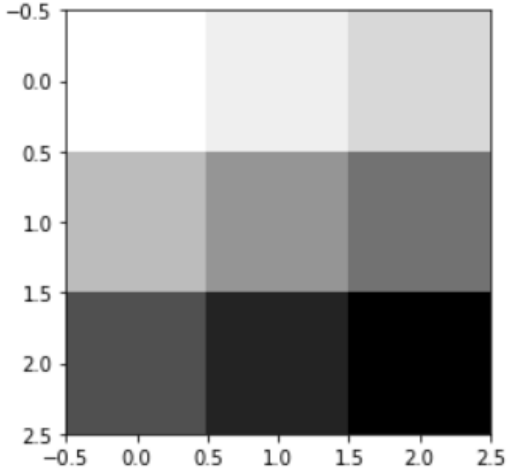


채널을 추가된 이미지 그리기

- **4차원의 이미지**
  - (1, 3, 3, 1)

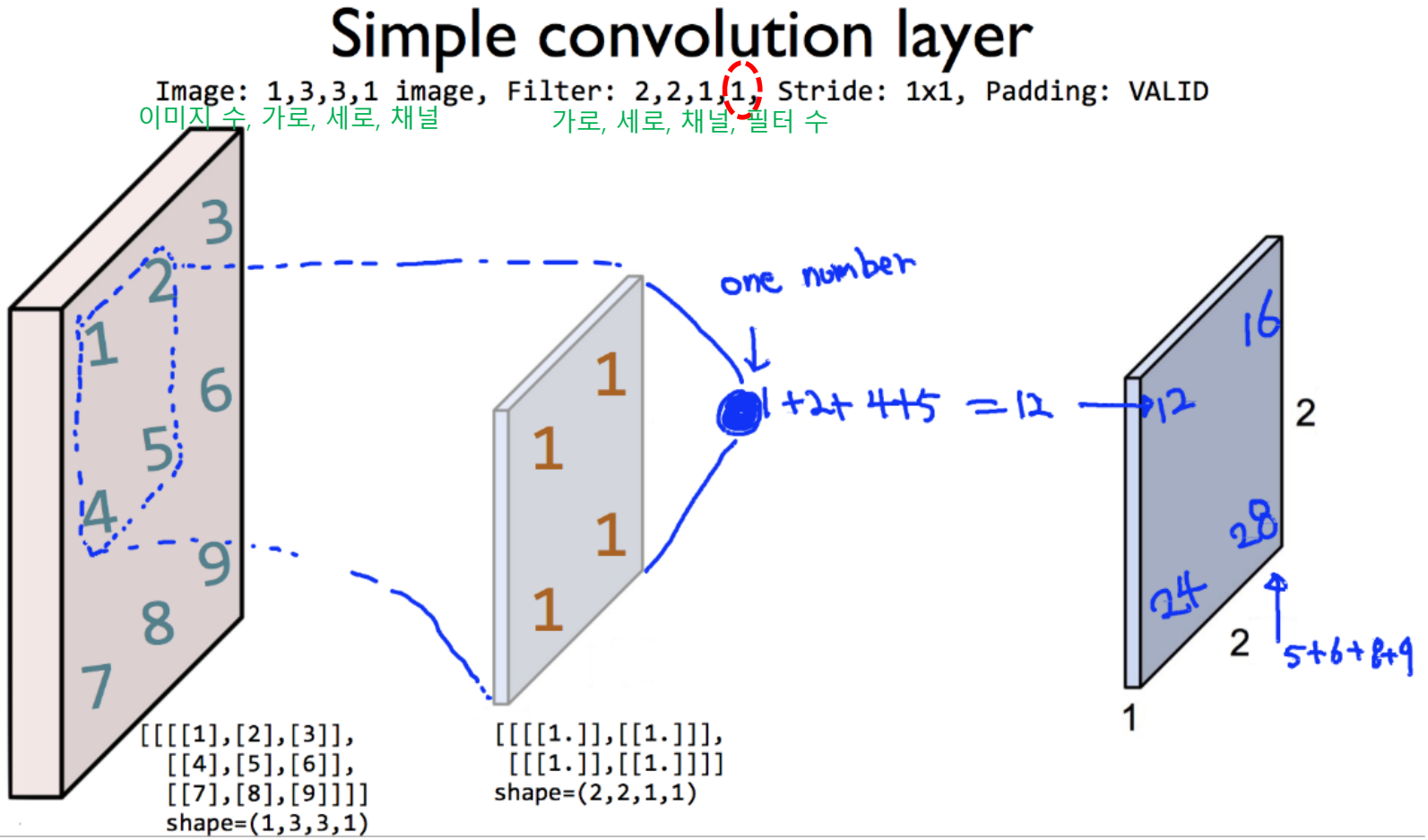
```
[3]  1 image = np.array([[[[1],[2],[3]],
     2                   [[4],[5],[6]],
     3                   [[7],[8],[9]]]], dtype=np.float32)
     4 print(image.shape)
     5 plt.imshow(image.reshape(3,3), cmap='Greys')
```

```
(1, 3, 3, 1)
<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f9001b1dba8>
```



1 filter (2,2,1,1) with padding: VALID

weight.shape = 1 filter (2 , 2 , 1, 1)

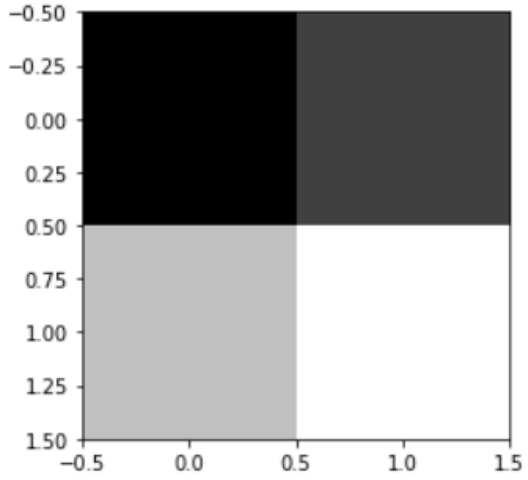


tf.nn.conv2d

- **tf.nn.conv2d(input, filters, strides, padding, ...)**

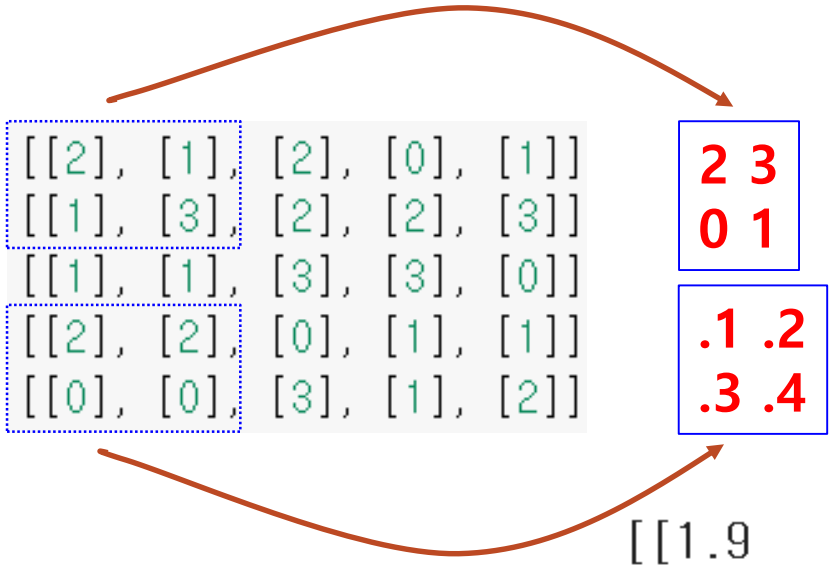
```
image = np.array([[[[1],[2],[3]],
                   [[4],[5],[6]],
                   [[7],[8],[9]]]], dtype=np.float32)
print("image.shape", image.shape)

# wight가 커널
weight = tf.constant([[[[1.]],[[1.]]],
                      [[[1.]],[[1.]]]])
print("weight.shape", weight.shape)

conv2d = tf.nn.conv2d(image, weight, strides=[1, 1, 1, 1],
                      padding='VALID')
print("conv2d.shape", conv2d.shape)

conv2d_img = np.swapaxes(conv2d, 0, 3)
print(type(conv2d_img))
print(conv2d_img)

for i, one_img in enumerate(conv2d_img):
    print(one_img.reshape(2,2))
    plt.subplot(1, 1, i+1)
    plt.imshow(one_img.reshape(2,2), cmap='gray')
```

```
image.shape (1, 3, 3, 1)
weight.shape (2, 2, 1, 1)
conv2d.shape (1, 2, 2, 1)
<class 'numpy.ndarray'>
[[[[12.]
   [16.]]

  [[24.]
   [28.]]]]
[[12. 16.]
 [24. 28.]]
```



2 x 2 커널 2개 적용

- **Strides 1**
  - 결과 4 x 4




```
[[10.  10.   6.   6.]
 [12.  15.  13.  13.]
 [ 7.  11.  16.   7.]
 [10.   7.   4.   7.]]
```

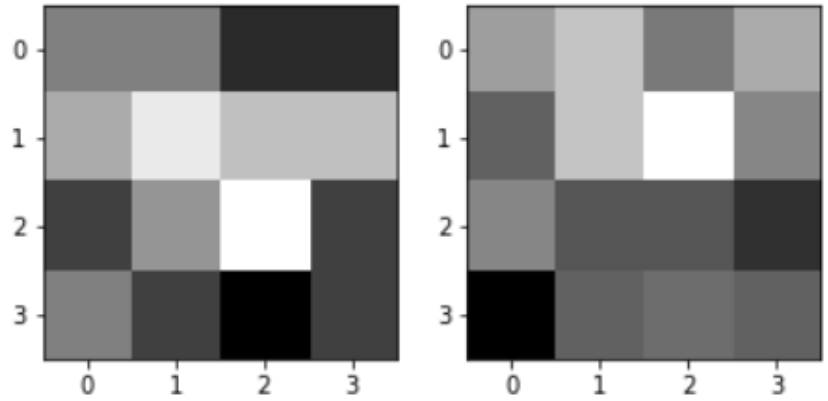
= 2*2 + 1*3 + 1*0 + 3*1 = 10

= 2*.1 + 2*.2 + 0*.3 + 0*.4 = .6

```
[[1.9        2.2        1.6        2.        ]
 [1.4        2.2        2.7        1.7       ]
 [1.7        1.3000001  1.3        1.        ]
 [0.6        1.4000001  1.5        1.4       ]]
```

2 x 2 커널 2개 적용 컨볼루션

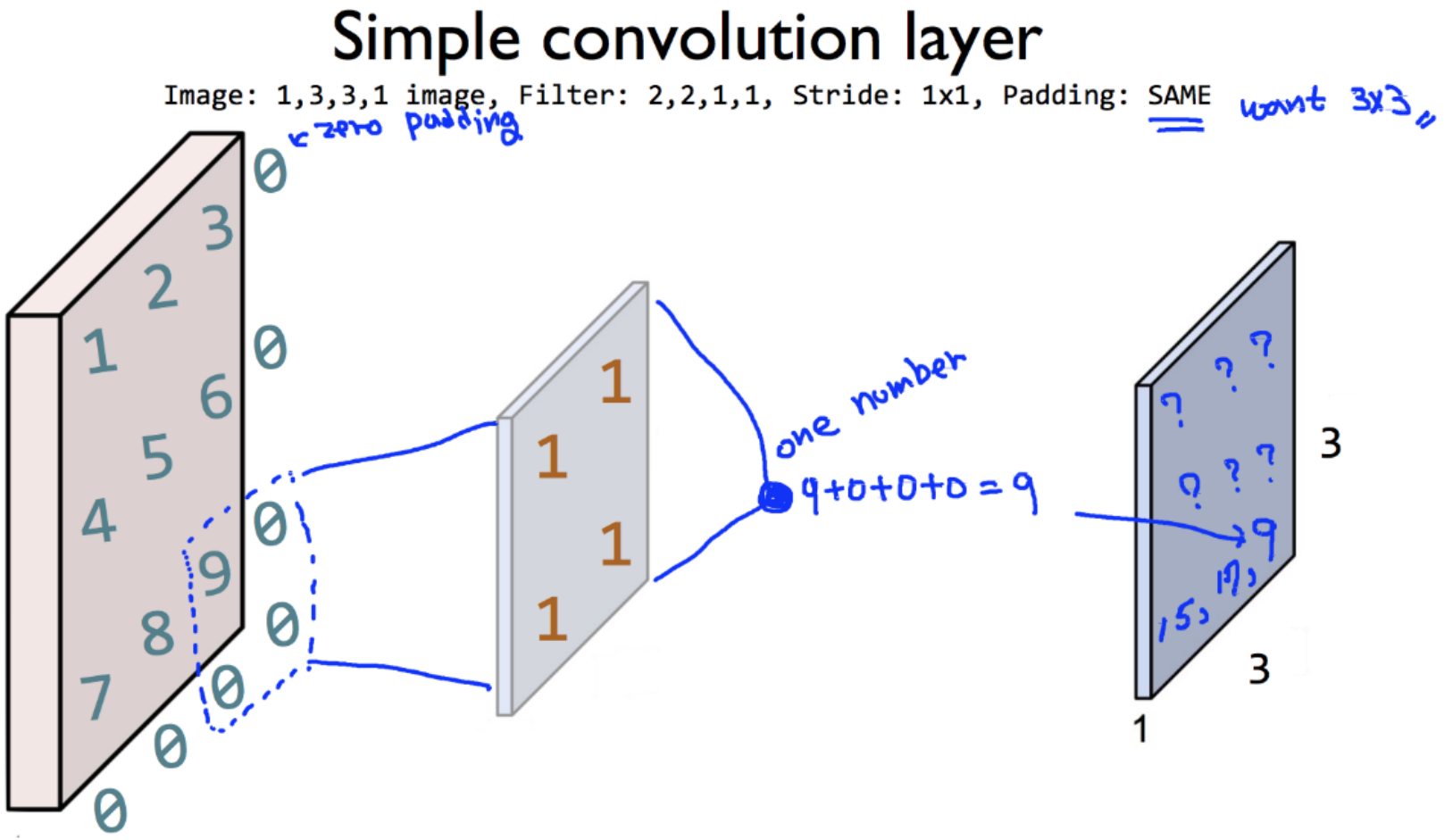
```
conv2d.shape (1, 4, 4, 2)
[[10. 10.  6.  6.]
 [12. 15. 13. 13.]
 [ 7. 11. 16.  7.]
 [10.  7.  4.  7.]]
[[1.9       2.2       1.6       2.        ]
 [1.4       2.2       2.7       1.7       ]
 [1.7       1.3000001 1.3       1.        ]
 [0.6       1.4000001 1.5       1.4       ]]
```




```
x_in = np.array([[
  [[2], [1], [2], [0], [1]],
  [[1], [3], [2], [2], [3]],
  [[1], [1], [3], [3], [0]],
  [[2], [2], [0], [1], [1]],
  [[0], [0], [3], [1], [2]], ]])
x = tf.constant(x_in, dtype=tf.float32)

# 2 x 2 커널 2개 적용
kernel_in = np.array([
 [ [[2, 0.1]],[[3, 0.2]] ],
 [ [[0, 0.3]],[[1, 0.4]] ], ])
kernel = tf.constant(kernel_in, dtype=tf.float32)

conv2d = tf.nn.conv2d(x, kernel, strides=[1, 1, 1, 1], padding='VALID')
print("conv2d.shape", conv2d.shape)

conv2d_img = np.swapaxes(conv2d, 0, 3)
for i, one_img in enumerate(conv2d_img):
    print(one_img.reshape(4,4))
    plt.subplot(1,2,i+1), plt.imshow(one_img.reshape(4,4), cmap='gray')
```

tf.nn.conv2d(..., padding='SAME')

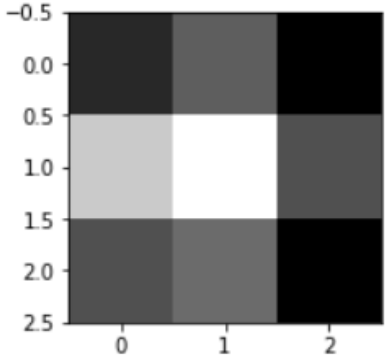
1 filter (2,2,1,1) with padding:SAME



컨볼루션 결과 크기도 원본과 동일

```
[7]  1 print("image.shape", image.shape)
     2
     3 weight = tf.constant([[[[1.]],[[1.]]],
     4                       [[[1.]],[[1.]]]])
     5 print("weight.shape", weight.shape)
     6
     7 conv2d = tf.nn.conv2d(image, weight, strides=[1, 1, 1, 1], padding='SAME')
     8 print("conv2d.shape", conv2d.shape)
     9
    10 conv2d_img = np.swapaxes(conv2d, 0, 3)
    11 for i, one_img in enumerate(conv2d_img):
    12     print(one_img.reshape(3,3))
    13     plt.subplot(1,2,i+1), plt.imshow(one_img.reshape(3,3), cmap='gray')
```

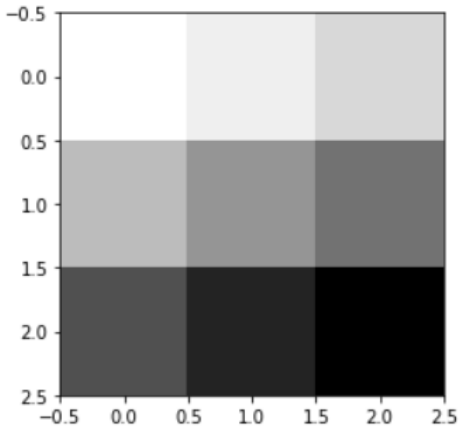
```
image.shape (1, 3, 3, 1)
weight.shape (2, 2, 1, 1)
conv2d.shape (1, 3, 3, 1)
[[12. 16.  9.]
 [24. 28. 15.]
 [15. 17.  9.]]
```

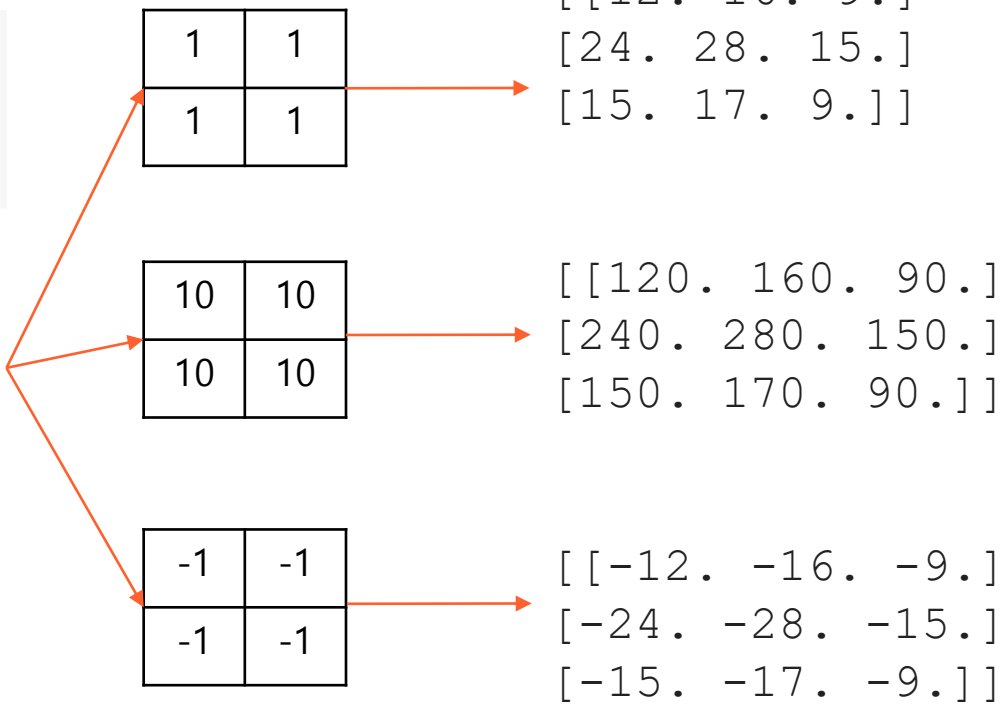


필터가 3개

```
1 image = np.array([[[[1],[2],[3]],
2                   [[4],[5],[6]],
3                   [[7],[8],[9]]]], dtype=np.float32)
4 print(image.shape)
5 plt.imshow(image.reshape(3,3), cmap='Greys')
```

```
(1, 3, 3, 1)
<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f9001b1dba8>
```






```
weight = tf.constant([[[[1.,10.,-1.]],[[1.,10.,-1.]]],
                      [[[1.,10.,-1.]],[[1.,10.,-1.]]]])
```

(2,2,1,3)

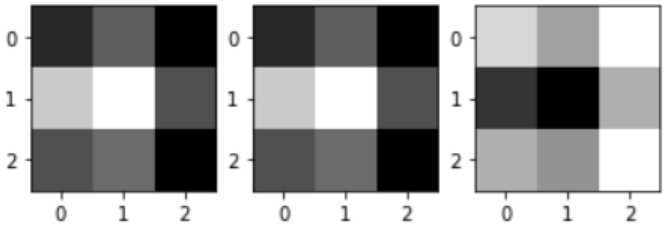
가로, 세로, 채널, 필터 수

2행 2열의 채널 1개, 3개 filters (2,2,1,3)

가로, 세로, 채널, 필터 수

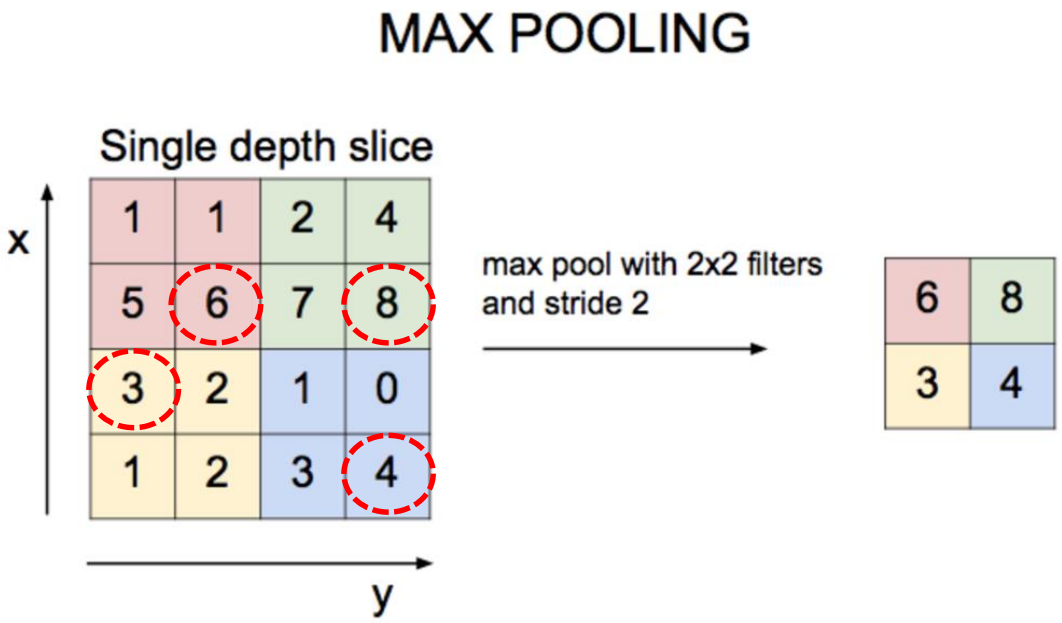
```
[8]  1 # print("imag:₩n", image)
     2 print("image.shape", image.shape)
     3
     4 weight = tf.constant([[[[1.,10.,-1.]],[[1.,10.,-1.]]],
     5                       [[[1.,10.,-1.]],[[1.,10.,-1.]]]])
     6 print("weight.shape", weight.shape)
     7
     8 conv2d = tf.nn.conv2d(image, weight, strides=[1, 1, 1, 1], padding='SAME')
     9 print("conv2d.shape", conv2d.shape)
    10
    11 conv2d_img = np.swapaxes(conv2d, 0, 3)
    12 for i, one_img in enumerate(conv2d_img):
    13     print(one_img.reshape(3,3))
    14     plt.subplot(1,3,i+1), plt.imshow(one_img.reshape(3,3), cmap='gray')
```

```
image.shape (1, 3, 3, 1)
weight.shape (2, 2, 1, 3)
conv2d.shape (1, 3, 3, 3)
[[12. 16.  9.]
 [24. 28. 15.]
 [15. 17.  9.]]
[[120. 160.  90.]
 [240. 280. 150.]
 [150. 170.  90.]]
[[-12. -16.  -9.]
 [-24. -28. -15.]
 [-15. -17.  -9.]]
```



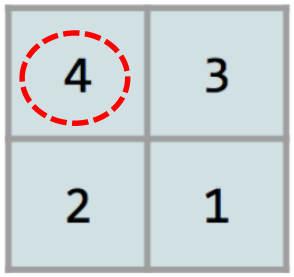
커널이 2, 이미지가 2 x 2인 맥스풀링

- **padding='VALID'**




```
1 image = np.array([[[[4],[3]],
2                   [[2],[1]]]], dtype=np.float32)
3 pool = tf.nn.max_pool(image, ksize=[1, 2, 2, 1],
4                       strides=[1, 1, 1, 1], padding='VALID')
5 print(pool.shape)
6 print(pool.numpy())
```

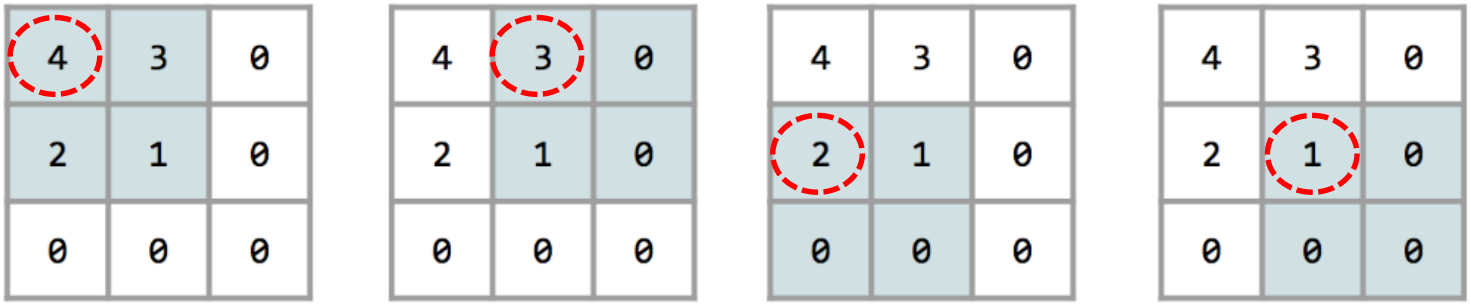
```
(1, 1, 1, 1)
[[[[4.]]]]
```



옵션 padding

- **padding='SAME'**

▾ SAME: Zero paddings




```
[10]  1 image = np.array([[[[4],[3]],
      2                   [[2],[1]]]], dtype=np.float32)
      3 pool = tf.nn.max_pool(image, ksize=[1, 2, 2, 1],
      4                       strides=[1, 1, 1, 1], padding='SAME')
      5 print(pool.shape)
      6 print(pool.numpy())
```

```
(1, 2, 2, 1)
[[[[4.]
   [3.]]

  [[2.]
   [1.]]]]
```

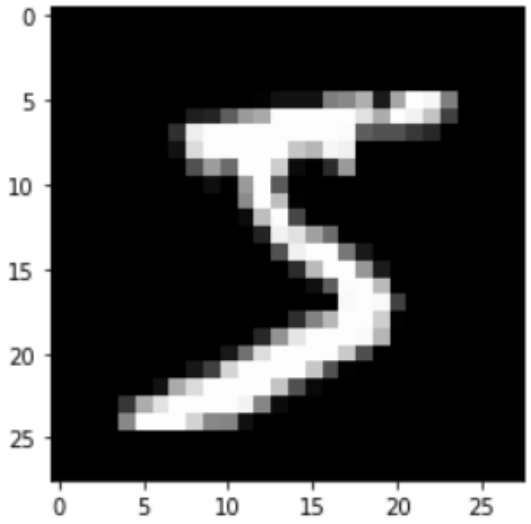
학습 데이터

- **첫 이미지**
  - mnist[0][0][0]:
    - **학습 데이터, 이미지 중, 첫번째**

```
[11]  1 import tensorflow as tf
      2 mnist = tf.keras.datasets.mnist
      3
      4 mnist = mnist.load_data()
```

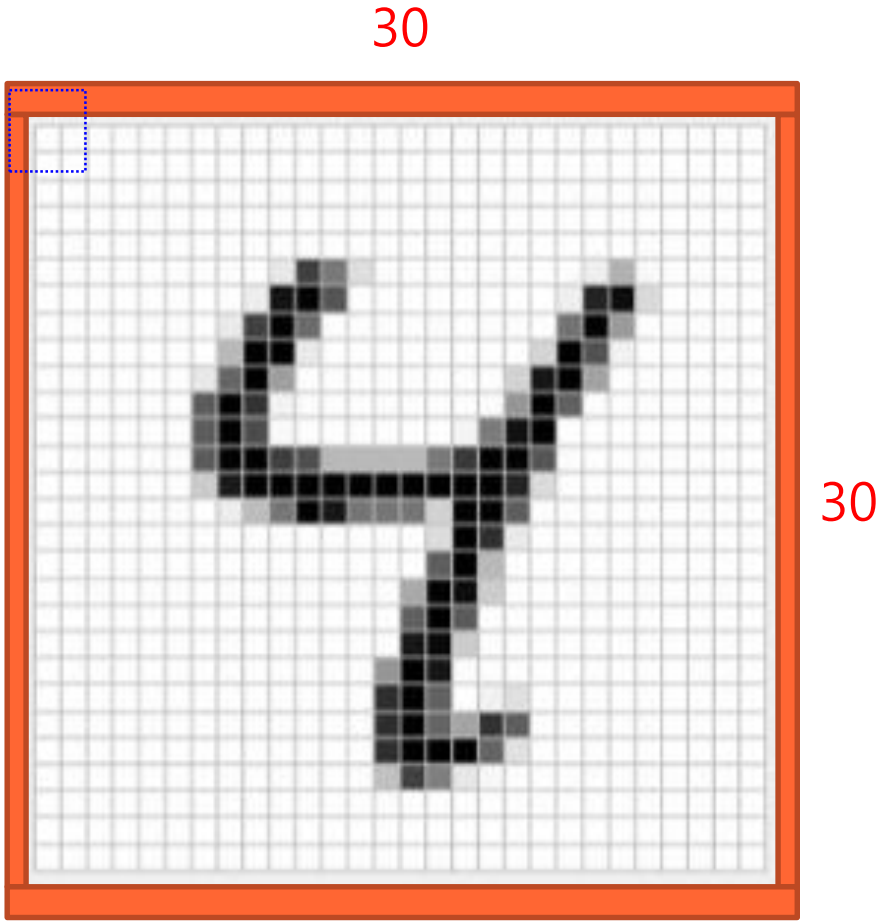
```
[12]  1 img = mnist[0][0][0].reshape(28,28)
      2 plt.imshow(img, cmap='gray')
      3 print(img.shape)
```

```
(28, 28)
```



필터 크기가 3이고 strides 2

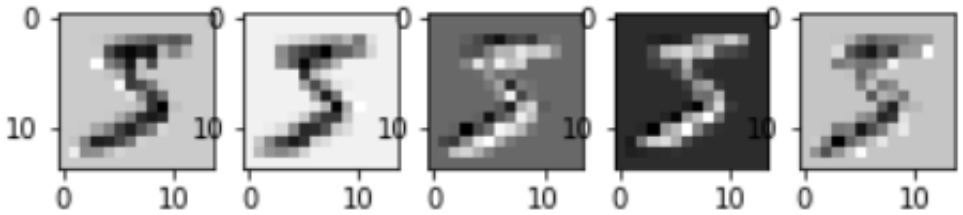
- **필터의 사이즈가 k**
  - 사방으로 k/2 만큼의 패딩
  - K=3
    - **3/2 = 1**
- **Strides 2인 경우**
  - 결과
    - **14 x 14**
      - **(30 - 3) / 2 + 1**
  - (총길이–필터 크기)/strides + 1



필터 크기가 3이고 strides 2, 필터 수가 5

```
[13]  1 # 4차원으로 확장
      2 img = img.reshape(-1,28,28,1)
      3 # 3 x 3의 필터 5개 생성
      4 W1 = tf.Variable(tf.random.normal([3, 3, 1, 5], stddev=0.01))
      5
      6 conv2d = tf.nn.conv2d(img, W1, strides=[1, 2, 2, 1], padding='SAME')
      7 print(conv2d.shape)
      8
      9 conv2d_img = np.swapaxes(conv2d, 0, 3)
     10 for i, one_img in enumerate(conv2d_img):
     11     plt.subplot(1,5,i+1)
     12     plt.imshow(one_img.reshape(14,14), cmap='gray')
     13
```

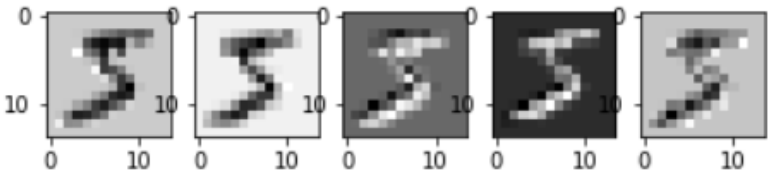
```
(1, 14, 14, 5)
```



다시 맥스풀링 적용

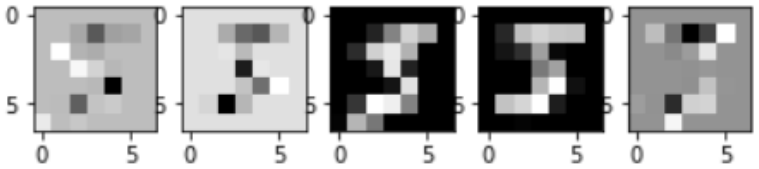
- **필터 크기가 2이고 strides 2 적용**
  - 이미지의 크기가 반으로 줌

```
(1, 14, 14, 5)
```



```
[15]  1 pool = tf.nn.max_pool(conv2d, ksize=[1, 2, 2, 1],
      2                       strides=[1, 2, 2, 1], padding='SAME')
      3 print(pool.shape)
      4
      5 pool_img = np.swapaxes(pool, 0, 3)
      6 for i, one_img in enumerate(pool_img):
      7     plt.subplot(1,5,i+1)
      8     plt.imshow(one_img.reshape(7, 7), cmap='gray')
```

```
(1, 7, 7, 5)
```



이미지를 위한 keras.layers.Conv2D

- **keras.layers.Conv2D()**
  - filters, kernel_size, strides=(1, 1), padding='valid', data_format=None, activation=None, use_bias=True, ...
- **주요 인자**
  - filters: 정수, 컨볼루션의 아웃풋 필터의 수
  - kernel_size: 정수 혹은 단일 정수의 튜플/리스트, 커널 크기(가로, 세로)
  - Strides: 정수 혹은 단일 정수의 튜플/리스트. 컨볼루션의 보폭 길이를 특정
  - padding: "valid", 혹은 "same" (대소문자 무시). "valid"는 "패딩 없음"을 의미
    - **"same"은 아웃풋이 원래 인풋과 동일한 길이를 갖도록 인풋을 패딩**
    - **제로 패딩을 사용해 아웃풋이 원래의 인풋과 같은 길이를 갖도록**
  - data_format: 문자열, "channels_last" (디폴트 값) 혹은 "channels_first" 중 하나
    - **입력 차원의 순서를 표현**
      - **"channels_last"는 (이미지수, 높이, 너비, channels) 형태**
      - **"channels_first"는 (이미지수, channels, 높이, 너비) 형태**
- **입력 형태**
  - data_format이 "channels_last"이면 (batch, rows, cols, channels) 형태의 4D 텐서
    - **data_format이 "channels_first"이면 (batch, channels, rows, cols) 4D 텐서**
- **출력 형태**
  - data_format이 "channels_last"이면 (batch, new_rows, new_cols, filters) 형태의 4D 텐서
    - **data_format이 "channels_first"이면 (batch, filters, new_rows, new_cols) 4D 텐서**

MNIST 입력 모양

- 흑백 이미지, 60000개 28 * 28, 기본 형태, 채널 라스트
  - (6000, 28, 28, 1)