# Why CNN

# Q. 컴퓨터 비전은 어디에 사용 되고 있는가?

# Q. 컴퓨터 비전에서 인공지능에 관심이 있는가?

(1) 기술 발전으로 더 발전 된 APP 개발

(2) 컴퓨터 없이도 실생활에 많이 응용

# **Computer Vision Problems**

# **Image Classification**

#### **Image Classification**

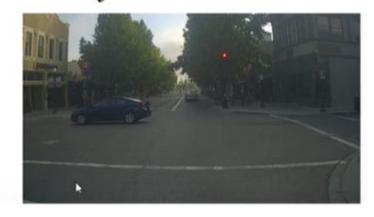


how to use?

Cat? (1/0)

# **Object detection**

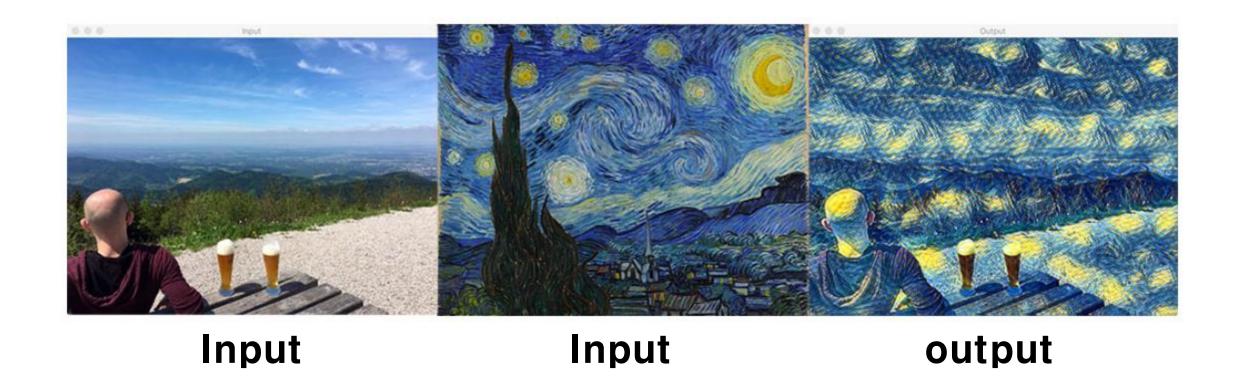
Object detection



how to use?

**Bouding Box** 

# Neural style transfer



### Large images problem



64 x 64 x 3

12288





1000 x 1000

1000 x 1000 x 3

3,000,000

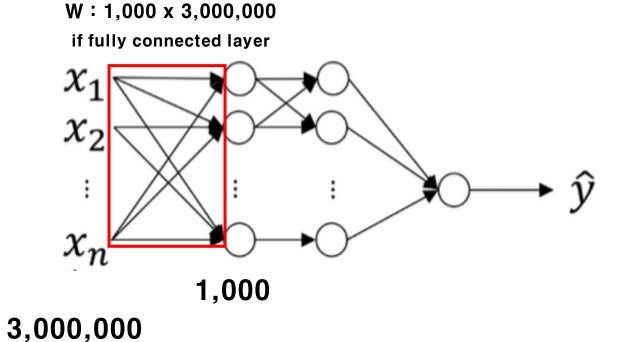
### Large images problem



1000 x 1000

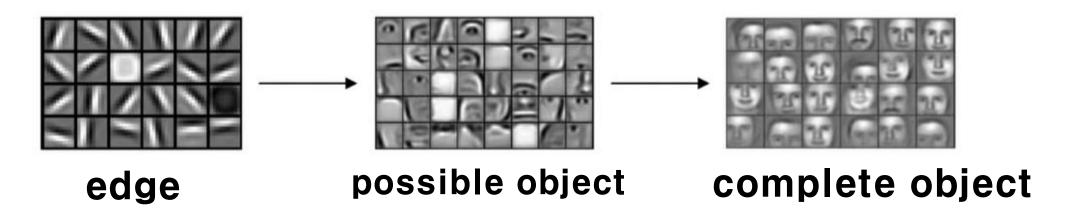
1000 x 1000 x 3

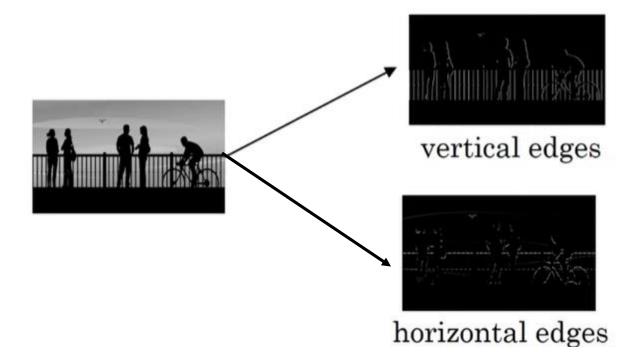
3,000,000



# CNN (Edge detection)

### **Computer Vision Problem**

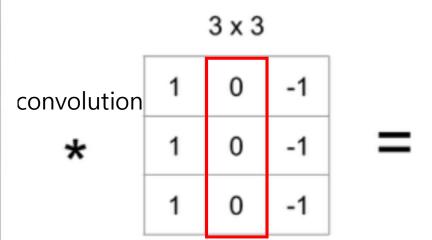


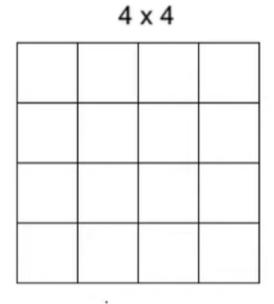


# Vertical edge detection

6 x 6

3	0	1	2	7	4
1	5	8	9	3	1
2	7	2	5	1	3
0	1	3	1	7	8
4	2	1	6	2	8
2	4	5	2	3	9





### Vertical edge detection

6 x 6

3 <sup>1</sup>	00	1-1	2	7	4
11	5°	8 <sup>-1</sup>	9	3	1
2 <sup>1</sup>	7°	2.1	5	1	3
0	1	3	1	7	8
4	2	1	6	2	8
4	2	5	2	3	9

4 x 4

$$3x1 + 0x0 + 1x-1 + 1x1 + 5x0 + 8x-1 + 2x1 + 7x0 + 2x-1 = -5$$

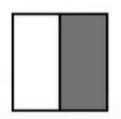
### Simple Vertical edge detection

6 x 6

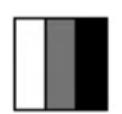
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0

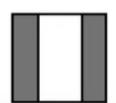
10-110-110-1

4 x 4









### **Another Filters**

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

vertical

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

sobel

3	0	-3
10	0	-10
3	0	-3

scharr

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

sobel

3	10	3
0	0	0
-3	-10	-3

horizontal

scharr

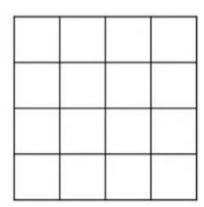
### Learning to detect edges

▶ CNN에서는 W의 값이 자동으로 정해진다.

3	0	1	2	7	4
1	5	8	9	3	1
2	7	2	5	1	3
0	1	3	1	7	8
4	2	1	6	2	8
2	4	5	2	3	9

\*

$w_1$	$w_2$	$w_3$
$W_4$	$w_5$	$w_6$
$w_7$	$w_8$	w <sub>9</sub>



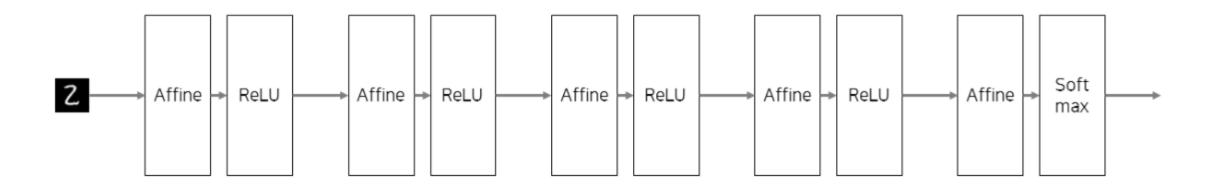
A .....1.

### **Affine**

#### 1. 지금까지의 신경망 구조

완전연결(fully-connected): 인접하는 계층의 모든 뉴런과 결합

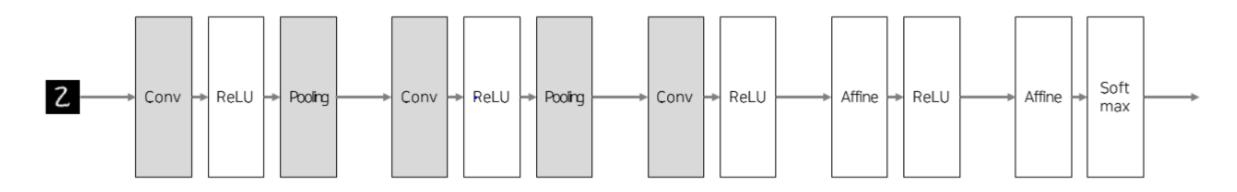
완전연결된 계층 : Affine 계층



Affine - ReLU 연결

### CNN

2. CNN: 합성곱 계층(Conv)와 풀링 계층(Pooling)이 추가

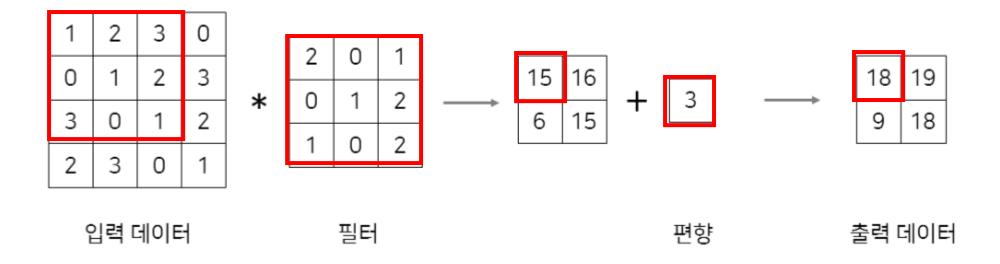


- Affine ReLU 연결 -> Conv ReLU (Pooling)
- 출력에 가까운 계층에서는 Affine Softmax 조합을 그대로 사용

### CNN

- 3. 완전연결계층의 문제점
- 완전연결 계층에 입력하기 위해서 3차원이 이미지 데이터를 1차원 데이터로 평탄화
  - => 데이터의 형상이 무시되어 담긴 정보가 사라짐
- 합성곱 계층은 형상을 유지
- CNN에서는 합성곱 계층의 입출력 데이터를 특징 맵(feature map)이라고도 합니다.

#### 4. 합성곱 연산



$$(1 X 2) + (2 X 0) + (3 X 1) + (0 X 0) + (1 X 1) + (2 X 2) + (3 X 1) + (0 X 0) + (1 X 2) = 15$$

$$15 + 3 = 18$$

#### 4. 합성곱 연산

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1



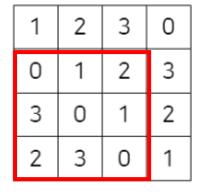
<b>→</b>	15	16	_	2	
<b>→</b>	6	15	Т	٦	

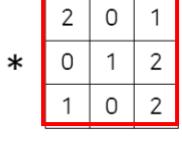
입력 데이터

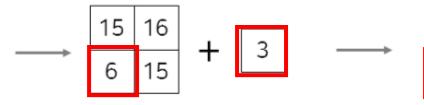
필터

편향

#### 4. 합성곱 연산







입력 데이터

필터

편향

출력 데이터

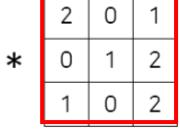
18

19

18

#### 4. 합성곱 연산

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1





입력 데이터

필터

편향

Q1. 10 X 10 의 입력 데이터가 3 X 3의 필터와 합성곱 연산은 했을 때 출력데이터의 크기는?

# Q. Why Padding?

# 패딩(Padding)

▶ 합성곱 연산 시 한번만 사용되는 가장 가장자리의 연산의 정보를 덜 버리게 한다.

#### 5. 패딩(Padding)

0	0	0	0	0	0
0	1	2	3	0	0
0	0	1	2	3	0
0	3	0	1	2	0
0	2	3	0	1	0
0	0	0	0	0	0

 2
 0
 1

 0
 1
 2

 1
 0
 2

 7
 12

 4
 15

 10
 6

 8
 10

필터

출력 데이터

10

16

15

10

6

3

패딩: 1 적용

입력 데이터

패딩 적용으로 2x2 -> 4x4

# 스트라이드(Stride)

#### 5. 패딩(Padding) : Stride = 2

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

\*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

 $\longrightarrow$ 

15	17	

입력 데이터

필터

# 스트라이드(Stride)

#### 5. 패딩(Padding) : Stride = 2

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	З	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

\*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

 $\longrightarrow$ 

15	17	

입력 데이터

필터

# 스트라이드(Stride)

#### 5. 패딩(Padding) : Stride = 2

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	З	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

\*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

 $\longrightarrow$ 

15	17	

입력 데이터

필터

# 출력층 계산

#### 6. 출력층 계산

입력 크기: (H, W)

필터 크기: (FH, FW)

출력 크기: (OH, OW)

패딩: P

스트라이드: S

$$OH = \frac{H + 2P - FH}{S} + 1$$

$$OW = \frac{W + 2P - FW}{S} + 1$$

Q. 입력 (6, 8), 패딩 2, 스트라이드: 2, 필터: (2, 2)일 때 출력 사이즈는? (가급적 그려 볼 것!)

### 출력층 계산

#### 6. 출력층 계산

입력 크기: (H, W)

필터 크기: (FH, FW)

출력 크기: (OH, OW)

패딩: P

스트라이드: S

$$OH = \frac{H + 2P - FH}{S} + 1$$

$$OW = \frac{W + 2P - FW}{S} + 1$$

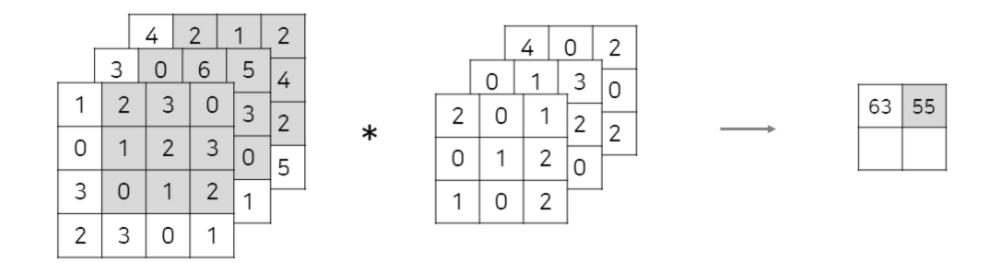
Ex) 입력: (6.87), 패딩: 2, 스트라이드: 2, 필터: (2,2)

$$OH = \frac{6+2*2-2}{2} + 1 = 5$$

$$OW = \frac{8+2*2-2}{2} + 1 = 6$$

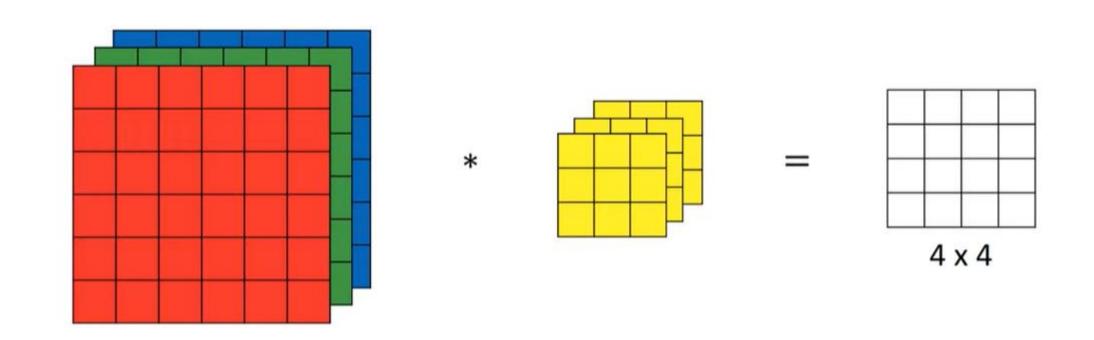
출력 크기: (5, 6)

▶ 3차원 데이터의 합성곱 연산 : 입력데이터의 채널 수와 필터의 채널 수가 같아야 한다.

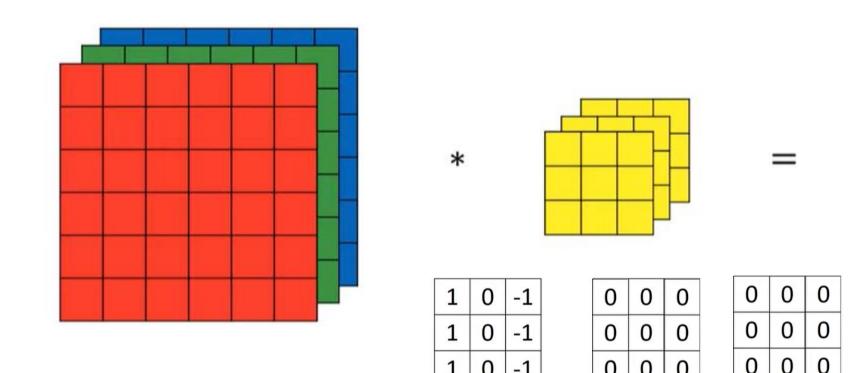


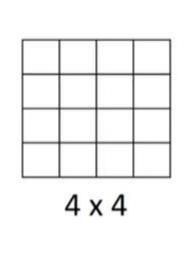
3차원의 데이터로 하나의 블록으로 생각하면 된다.

▶ Q. RGB 이미지에서 빨간색 (수직)엣지를 검출 하려고 할 때 필터는 어떻게 구성되는가?



▶ Q. RGB 이미지에서 빨간색 엣지를 검출 하려고 할 때 필터는 어떻게 구성되는가?



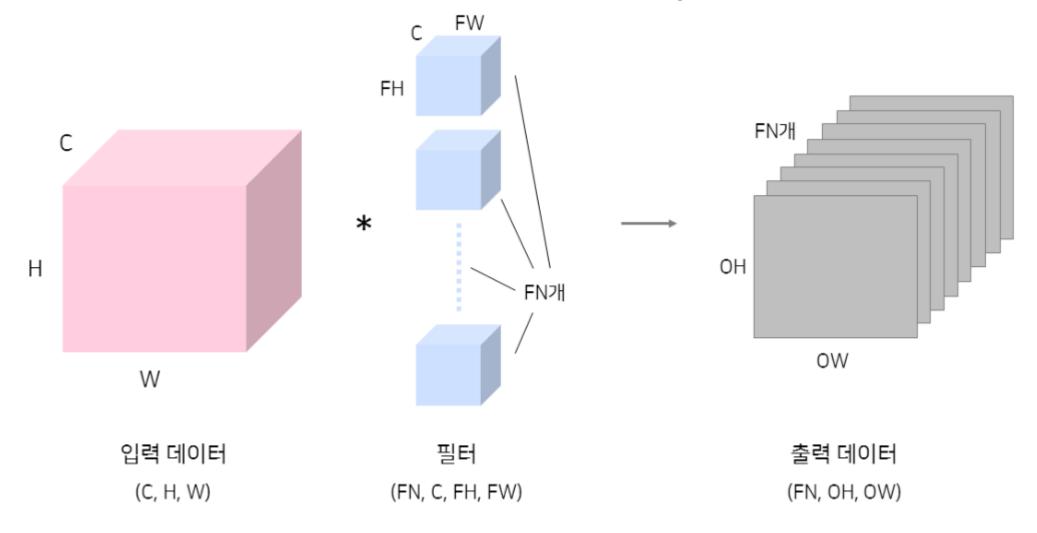


В

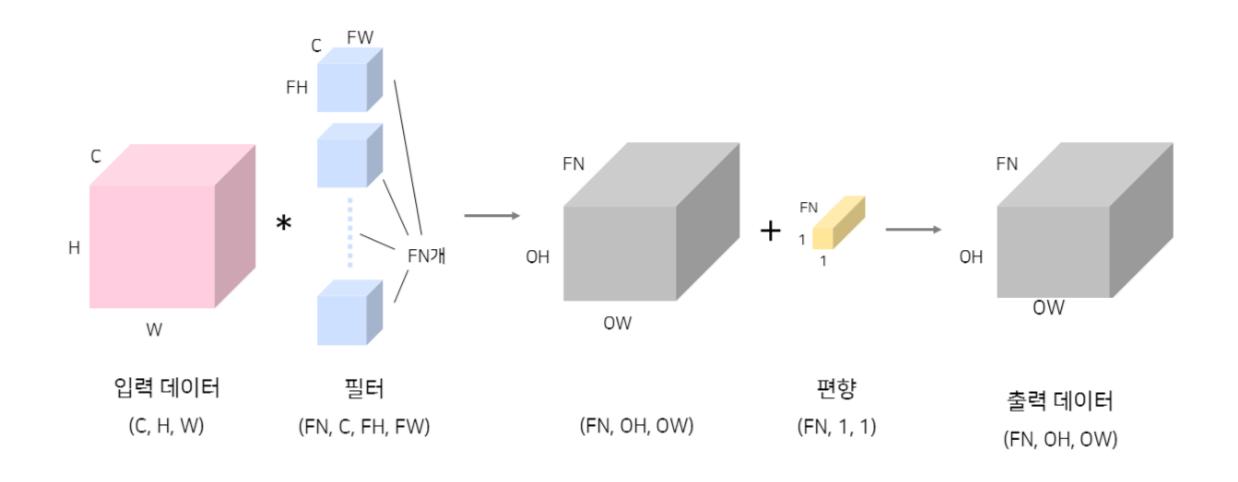
G

# Q. 다양한 특징(feature mpa)을 검출 하고 자 할 때 많아야 것은?

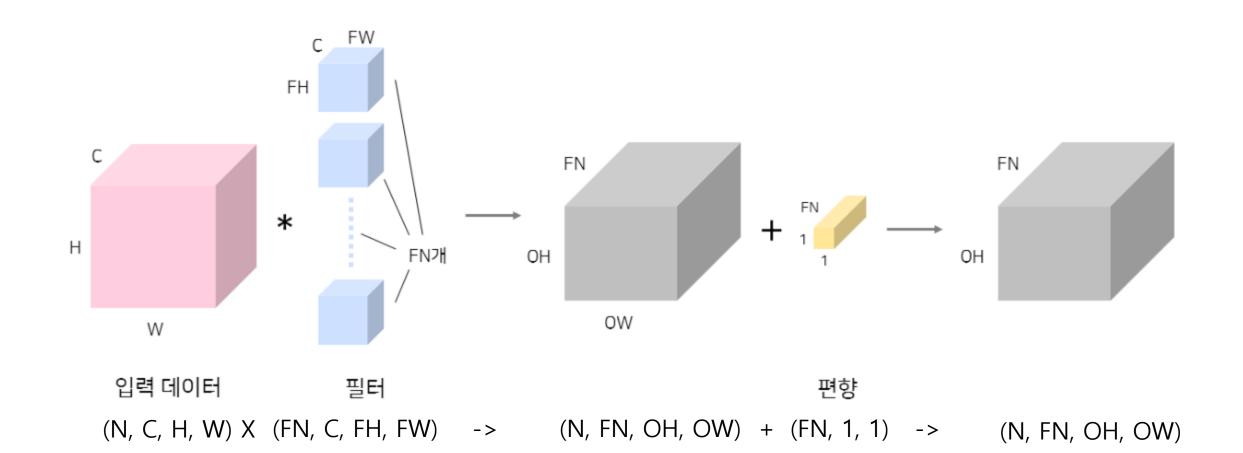
▶ FN개의 필터를 적용하여 FN개의 출력데이터(Feature map) 생성



#### ▶ 동일하게 편향 적용 가능



- ▶ 합성곱 연산에서는 데이터의 수도 고려해야 한다.
- -> 3차원 데이터를 데이터 수를 추가한 4차원 데이터로 저장합니다. (데이터 수, 채널 수, 높이, 너비) 순으로 저장



# Q1. 28 x 28 x 3 이미지가 5 x 5 의 필터 20 개를 사용하여 계산 한다면 결과 값은?

# Q3. "?" 채우기.

입력 크기: (H, W)

필터 크기: (FH, FW)

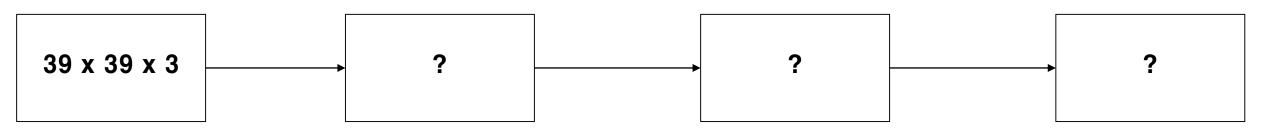
출력 크기: (OH, OW)

패딩: P

스트라이드: S

$$OH = \frac{H + 2P - FH}{S} + 1$$

$$OW = \frac{W + 2P - FW}{S} + 1$$

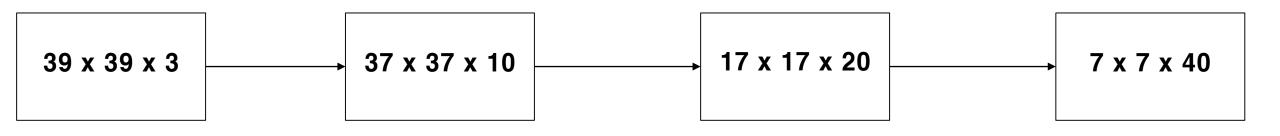


fiter = 
$$3 \times 3 \times 10$$
  
stride =  $1$ 

fiter = 
$$5 \times 5 \times 20$$
  
stride =  $2$ 

fiter = 
$$5 \times 5 \times 40$$
  
stride =  $2$ 

Q3.



fiter = 
$$3 \times 3 \times 10$$
  
stride =  $1$ 

fiter = 
$$5 \times 5 \times 20$$
  
stride =  $2$ 

fiter = 
$$5 \times 5 \times 40$$
  
stride =  $2$ 

# 풀링(pooling)

▶ 풀링은 세로, 가로 방향의 공간을 줄이는 연산입니다. (overfitting) 방지가 목적)

7	5	0	3		
10	4	21	2	 10	
6	1	7	0		
5	0	8	4		

7	5	0	3		
10	4	21	2	 10	21
6	1	7	0		
5	0	8	4		

7	5	0	3		
10	4	21	2	 10	21
6	1	7	0	6	
5	0	8	4		

7	5	0	3		
10	4	21	2	 10	21
6	1	7	0	6	8
5	0	8	4		

# 풀링(pooling)

▶ Q. 최대 풀링으로 빈칸을 채워보세요.

1	3	2	1	3
2	9	1	1	5
1	3	2	3	2
8	3	5	1	0
5	6	1	2	9

fiter:  $3 \times 3$ 

stride: 1

# 평균풀링(Average Pooling)

1	3	2	1
2	9	1	1
1	3	2	3
5	6	1	2

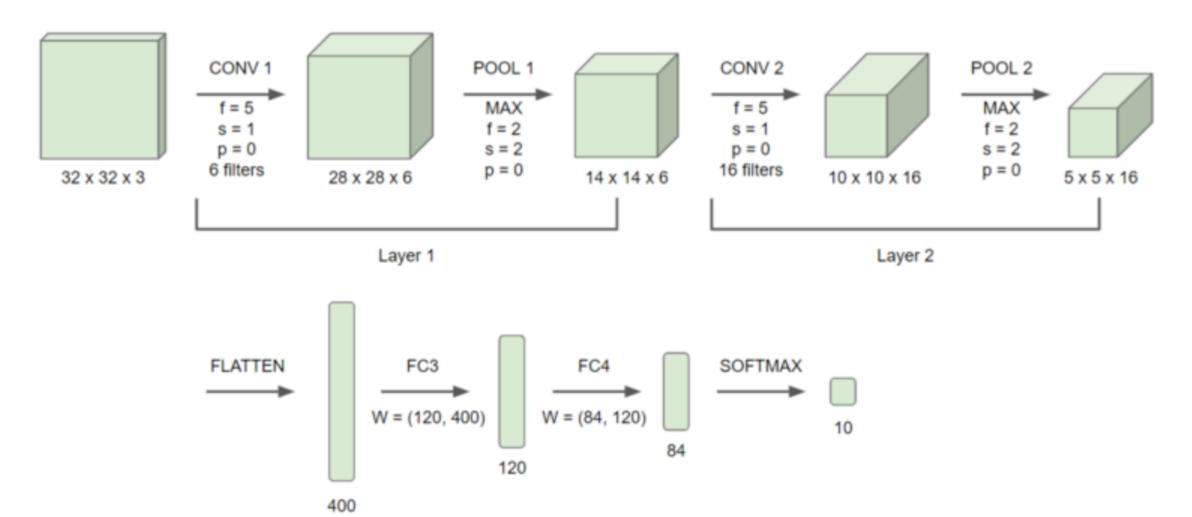


3.75	1.25
3.75	2.0

- 풀링의 윈도우 크기와 스트라이드는 보통 같은 값으로 설정
- 최대풀링외에 평균풀링이 있으나, 이미지분석에서는 주로 최대 풀링을 사용

# Simple CNN

#### LeNet - 5



# Simple CNN

	Activation shape	Activation Size	# parameters
Input:	(32,32,3)	3,072	0
CONV1 (f=5, s=1)	(28,28,8)	6,272	208
POOL1	(14,14,8)	1,568	0
CONV2 (f=5, s=1)	(10,10,16)	1,600	416
POOL2	(5,5,16)	400	0
FC3	(120,1)	120	48,001
FC4	(84,1)	84	10,081
Softmax	(10,1)	10	841