CNN (Convolutional Neural Network)

- Receptive Field & Feature Map
 - Receptive Field

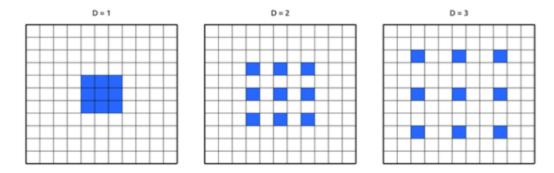
커널이 적용되는 영역으로 feature map의 한 노드

• Feature Map

커널의 합성곱연산을 적용하여 얻어낸 결과

- \circ Receptive Field 크기 => 얼마나 많은 정보 수용하는지 ex) 5×5 입력 이미지, stride = 1, 3×3 커널 연산 및 pooling 적용한 feature map의 한 노드 => 4×4 receptive field 가짐
- Dialated convolution

D만큼 팽창된 커널의 convolution 연산

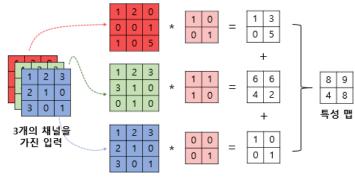


• RGB Image Convolution

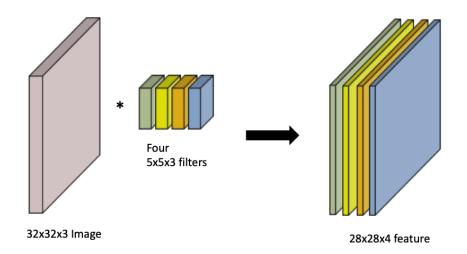
처널 3개, 즉 다수의 채널

각 채널마다 커널이 합성곱연산

3개의 커널이 아니라, 3개의 채널을 가진 1개의 커널



채널 간 합성곱 연산



• Continuous convolution

$$(f*g)(t) = \int f(\tau)g(t-\tau)d au = \int f(t-\tau)g(t)f au$$

• Discrete convolution

$$(f*g)(t) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} f(i)g(t-i) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} f(t-i)g(i)$$

• 2D image convolution

$$(I*K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n) = \sum_m \sum_n I(i-m,i-n)K(m,n)$$

- CNN
 - Convolution layer

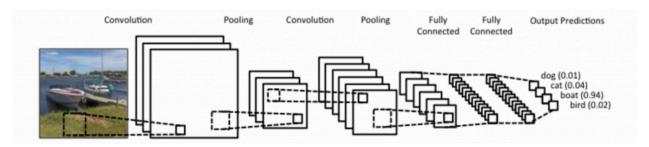
합성곱연산을 통해 feature 추출

Pooling layer

down sampling 통해 feature 추출

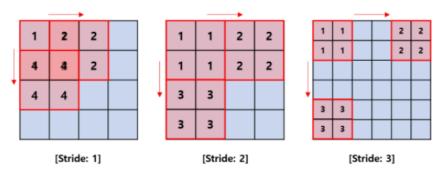
• Fully connected layer

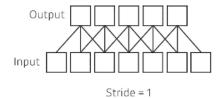
decision making (classification)

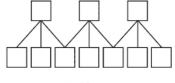


• Stride

커널의 합성곱연산 적용할 때, 움직이는 간격



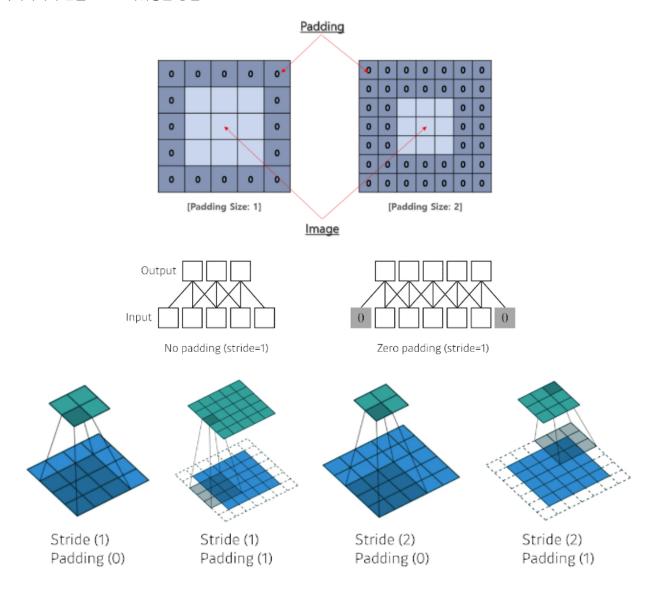




Stride = 2

Padding

반복적으로 합성곱 연산 적용 시, feature map 너무 작아지거나 이미지의 모서리 부분의 정보 손실 막기 위한 방법 입력데이터 주변을 0으로 채워넣는 방법



Pooling

convolutional layer ekdmadp pooling layer 추가

- pooling layer
 down sampling을 통해 feature map의 크기 줄여주는 연산, 커널, stride 개념 가짐
- max pooling
 커널의 receptive field 최댓값
- average pooling

커널의 receptive field 평균값

Max Pooling					Average Pooling			
29	15	28	184		31	15	28	184
0	100	70	38		0	100	70	38
12	12	7	2		12	12	7	2
12	12	45	6		12	12	45	6
	,	2 x 2 pool size						x 2 Il size
	100	184				36	80	
	12	45				12	15	

● Feature Map 크기 계산하기

o I_h : 입력 데이터 높이

ㅇ I_w : 입력 데이터 너비

 \circ K_h : 커널 높이

 \circ K_w : 커널 너비

 \circ S: stride

 \circ P: padding

 \circ O_h : feature map 높이

 \circ O_w : feature map 크기

feature map =>
$$(O_h,O_w)=(\lfloor \frac{I+h-K_h+2P}{S}+1 \rfloor,\lfloor \frac{I_w-K_w+2P}{S}+1 \rfloor)$$
 ex) $(O_h,O_w)=(\lfloor \frac{32-5+2*0}{1}+1 \rfloor,\lfloor \frac{32-5+2*0}{1}+1 \rfloor)=(28,28)$

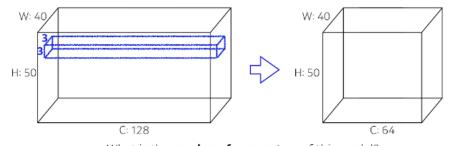
• Convolution Arithmetic

캐널의 채널 수 = 입력데이터의 채널 수

하나의 커널 = $K_h st K_w st C$ 개의 파라미터

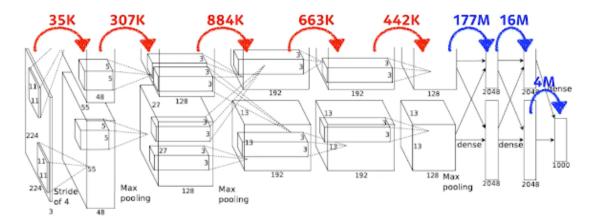
커널 C_n 개 존재 = 총 $K_h * K_w * C * C_n$ 개의 파라미터

• Padding (1), Stride (1), 3×3 Kernel



What is the **number of parameters** of this model?

$$\Rightarrow 3 \times 3 \times 128 \times 64 = 73,728$$



$$11\times11\times3\times48*2\approx35k$$

$$3 \times 3 \times 128 * 2 \times 192 * 2 \approx 884k$$

$$3 \times 3 \times 192 \times 192 * 2 \approx 663k$$

$$3 \times 3 \times 192 \times 1258 * 2 \approx 442k$$

$$13*13*128*2 \times 2048*2 \approx 177M$$

$$2048*2\times2048*2\approx16M$$

$$2048*2\times1000\approx4M$$

ullet 1 imes 1 Convolution

$$256 \times 256 \times 128 = CONV \times 1 \times 1 \times 128 \times 32 = > 256 \times 256 \times 32$$

- o Dimension reduction
- o depth 증가, parametere 감소
- bottleneck architecture