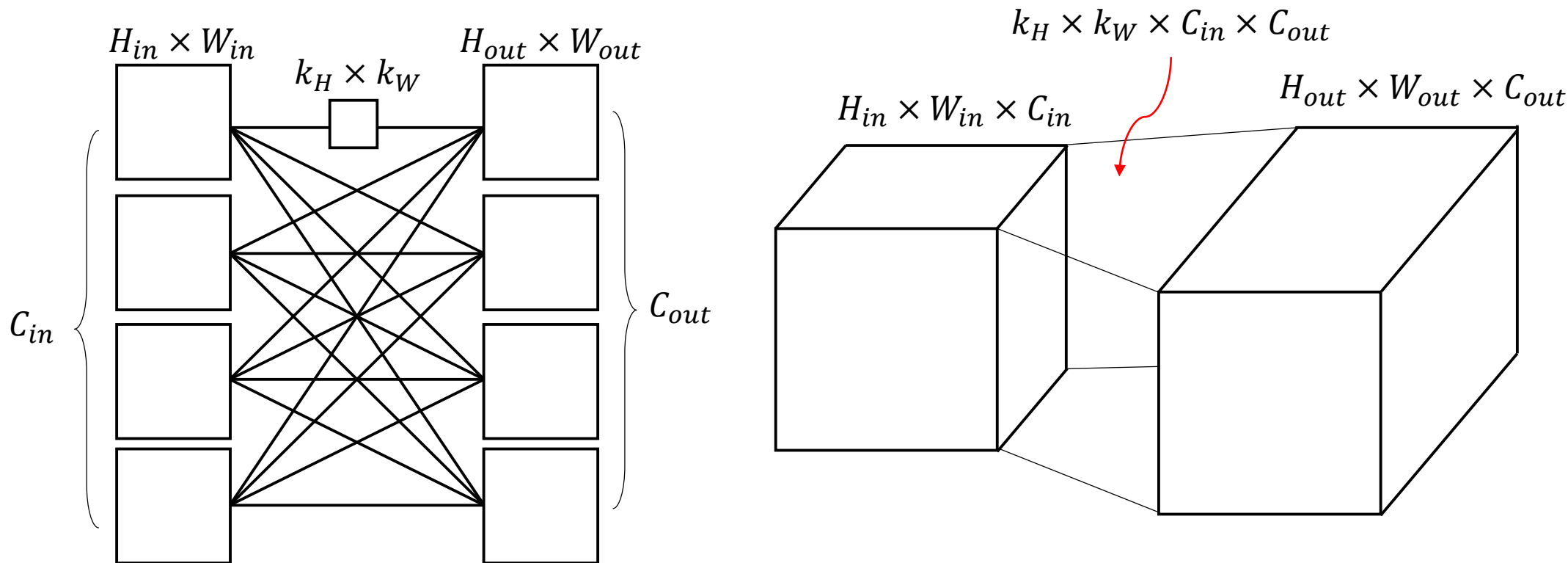


Chapter 05. 합성곱 신경망(CNN) 작동 원리

# STEP2.

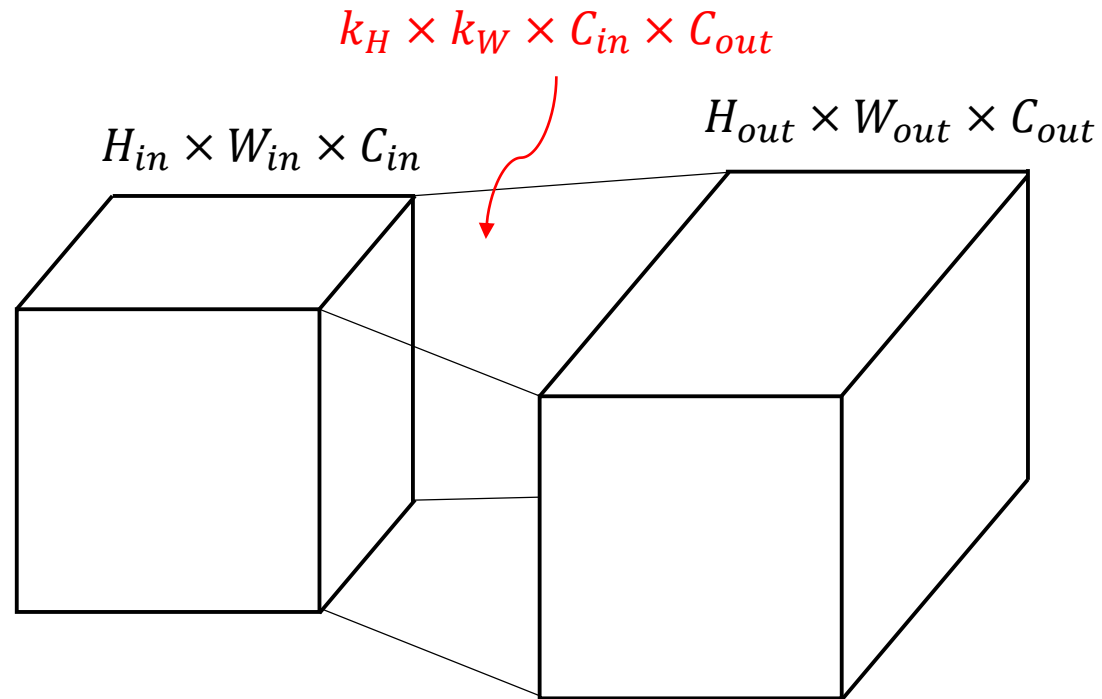
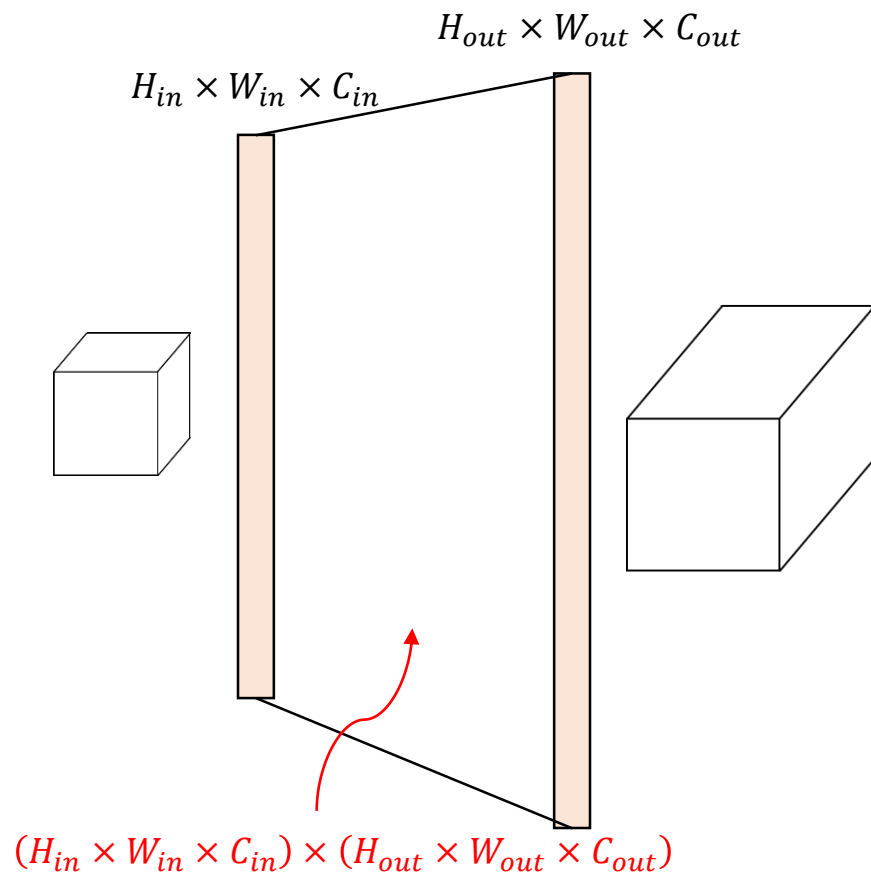
## 합성곱 신경망의 심화 이해

# 합성곱 계층 Convolutional Layer



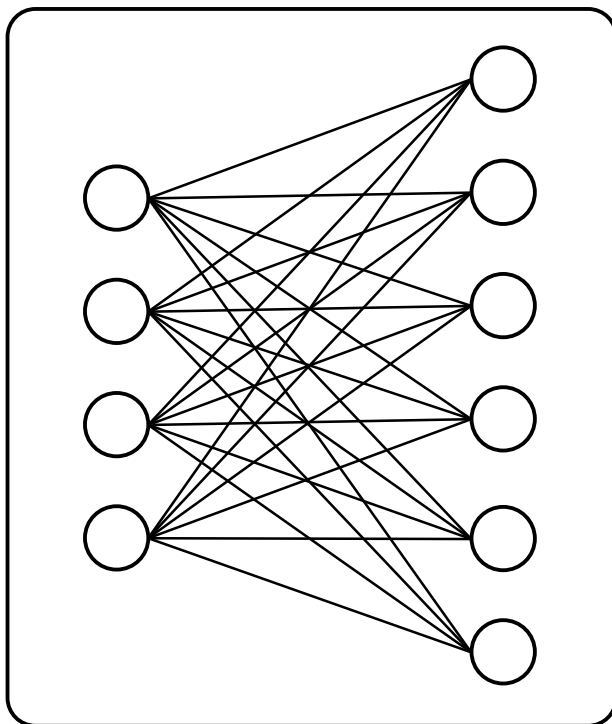
합성곱 계층의 수식 표현을 통해 조금 더 자세히 알아보시다.

# 합성곱 계층의 필요성



사실 영상을 입력으로 하는 것은 전결합 계층으로 할 것이 아니다.

# 전결합 계층의 수학적 표현



$$W = [\mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_{M-1}]^T$$

$$\mathbf{b} = [b_0, b_1, \dots, b_{M-1}]^T$$

$$y_0 = a(\mathbf{w}_0^T \mathbf{x} + b_0)$$

$$y_1 = a(\mathbf{w}_1^T \mathbf{x} + b_1)$$

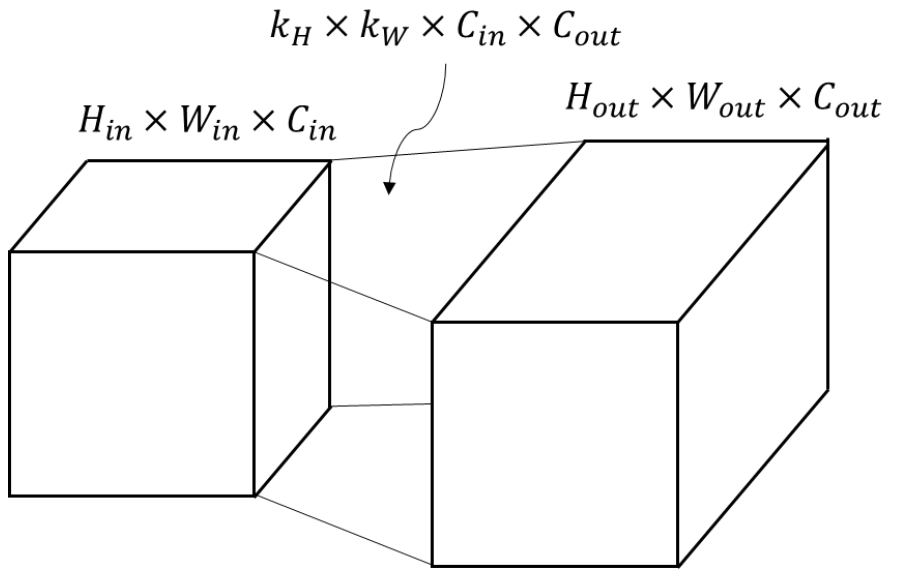
$$\vdots$$

$$y_{M-1} = a(\mathbf{w}_{M-1}^T \mathbf{x} + b_{M-1})$$

$$\mathbf{y} = a(W\mathbf{x} + \mathbf{b})$$

FC 계층은 여러 개의 뉴런을 한 곳에 모아둔 것으로, **Matrix 곱셈 연산**으로 표현된다.

# 합성곱 계층의 수학적 표현



보통 3x3, 5x5, 7x7 등을 사용  $\mathbb{R}^{k_H \times k_W \times C_{in} \times C_{out}}$

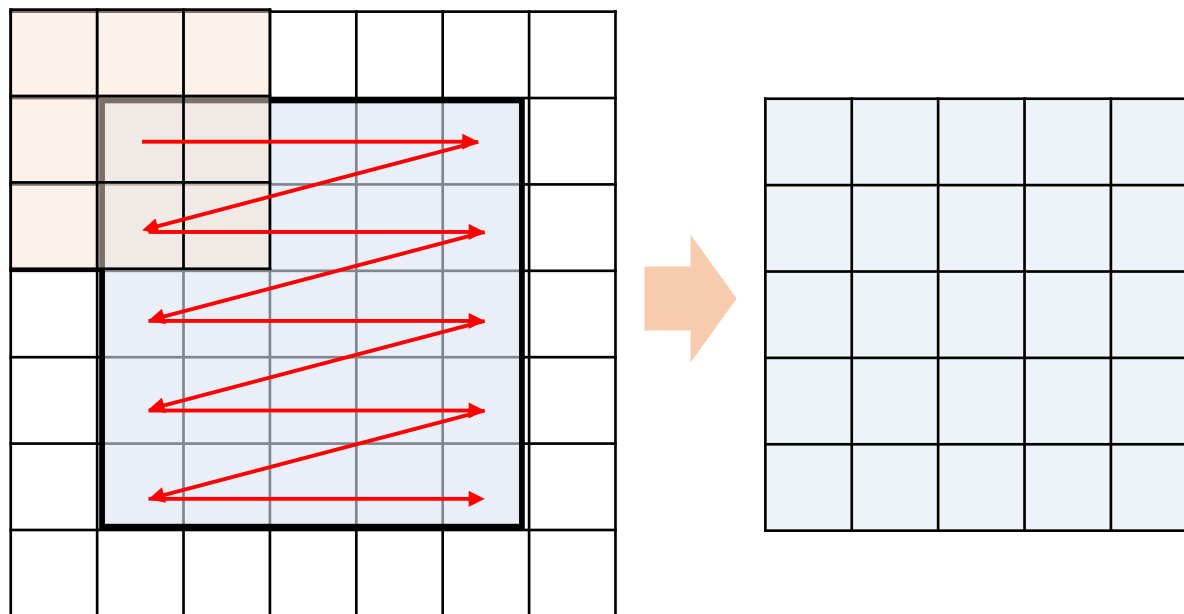
$$W = \begin{bmatrix} W_{0,0} & \cdots & W_{0,M-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{N-1,0} & \cdots & W_{N-1,M-1} \end{bmatrix}$$

$$b = [b_0, b_1, \dots, b_{M-1}]^T$$

$$Y_{i,j} = a(W_{i,j} * X_i + b_j)$$

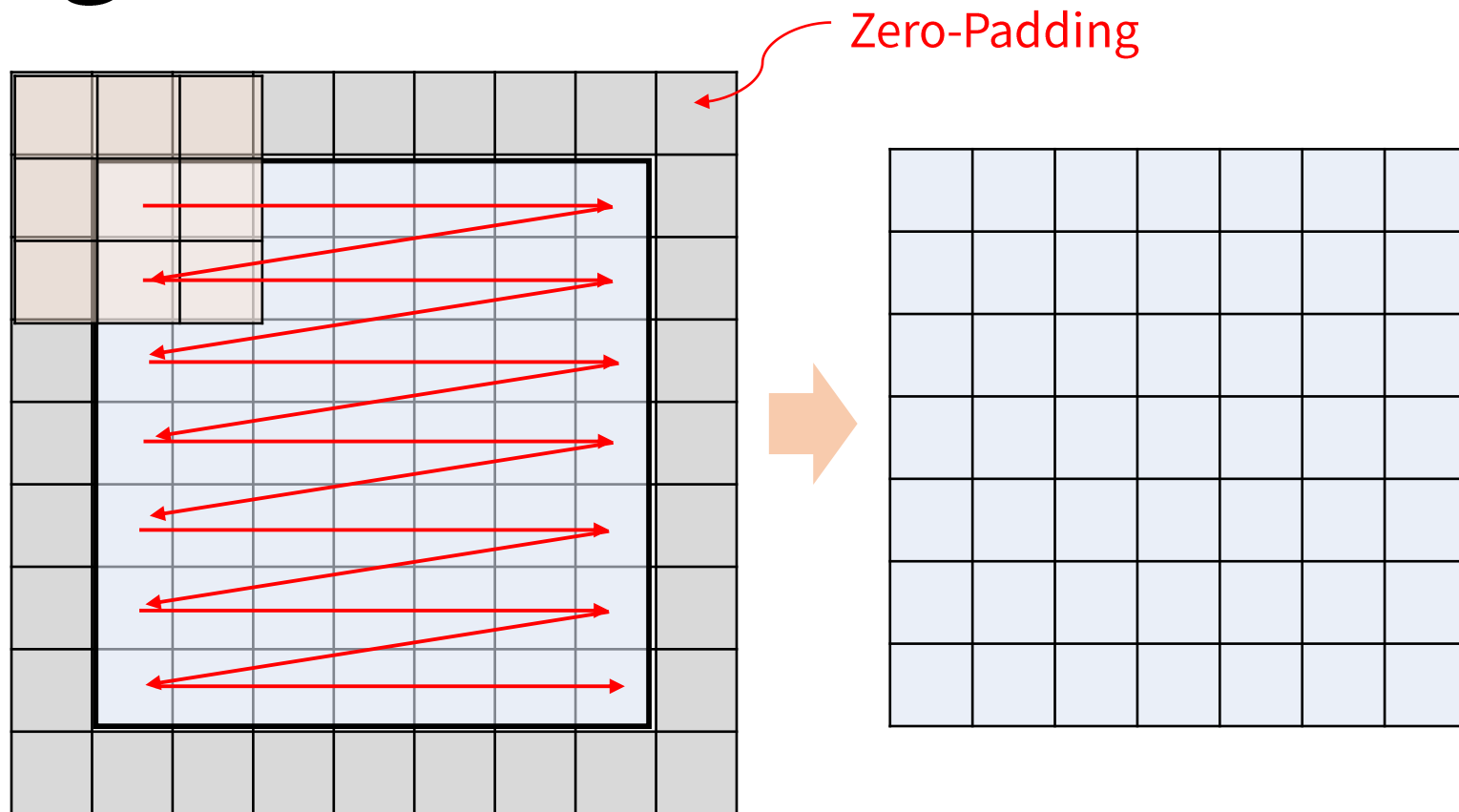
합성곱 계층은  $C_{in} \times C_{out}$  번의 합성곱 연산으로 이루어져 있다.  
편향은 전결합 계층과 동일하게 하나의 벡터로 이루어진다.

# Padding의 필요성



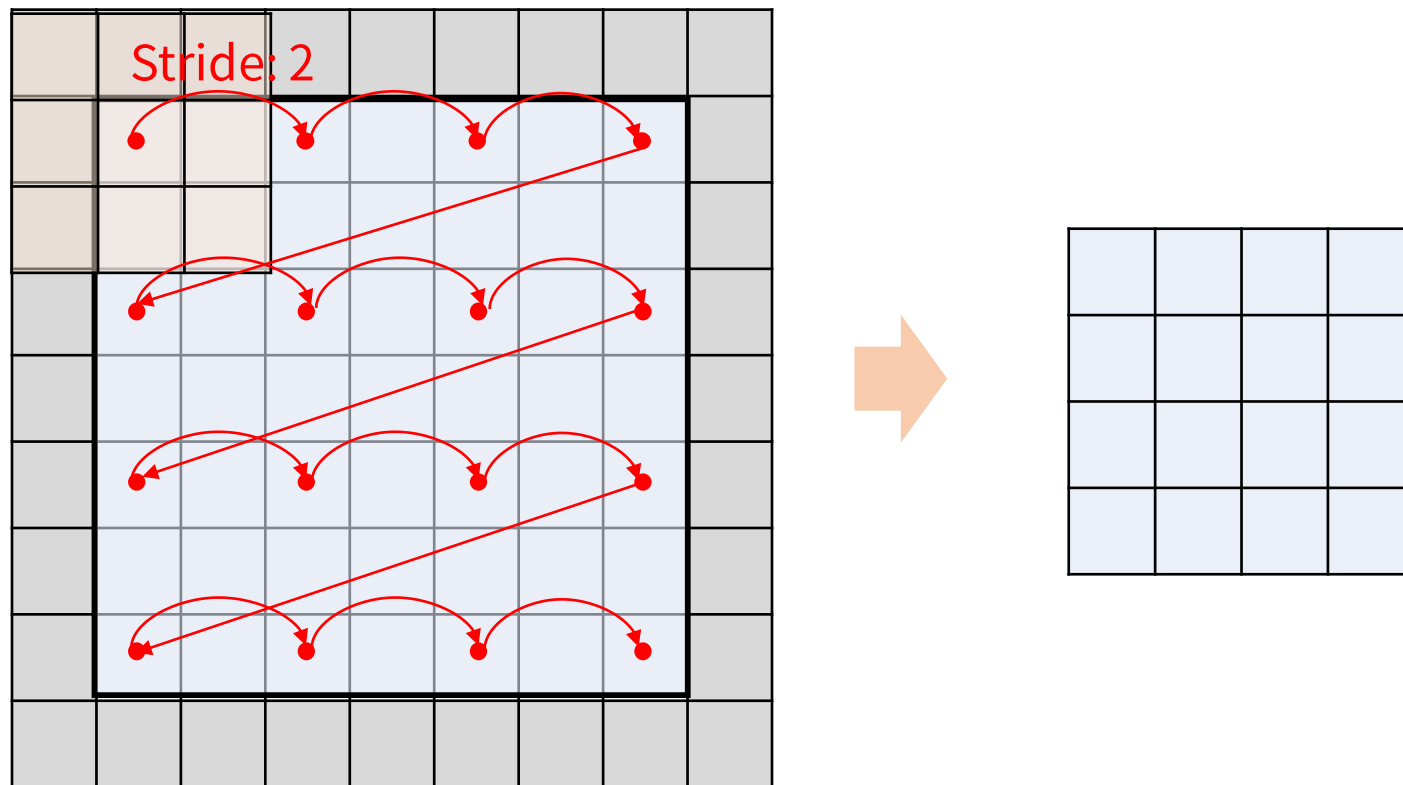
합성곱 연산 시, 필터(커널)의 크기에 따라 영상의 크기가 줄어드는 문제가 있다.

# Padding



크기가  $(2N + 1)$ 인 커널에 대해, 상하좌우에  $N$ 개의 Zero-Padding을 해 주면 된다.

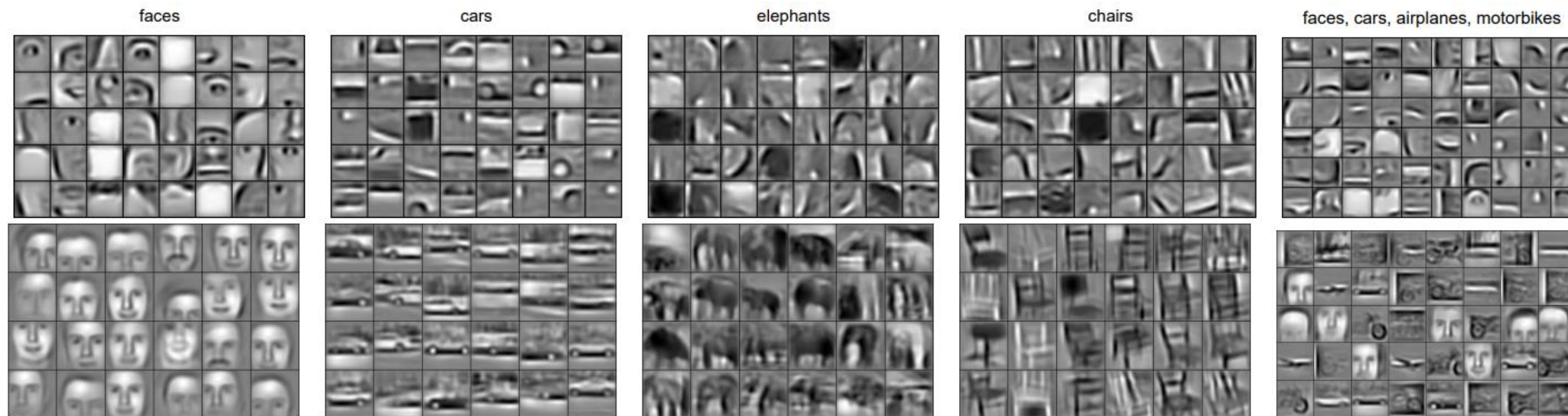
# Stride



합성곱 연산에서 커널을 이동시키는 거리를 Stride라고 하며, 이를 크게 하면 **출력의 크기가 줄어든다.**



# 합성곱 계층의 특징 맵



CNN으로 추출한 특징 맵(비지도 학습). 계층적으로 학습하는 모습을 확인할 수 있다.