



2023 D&A

Deep Session 4차시

# CNN 기초



# CONTENTS

## / 01

### CNN

- CNN
- CNN Input
- CV task
- MLP와 CNN

## / 02

### CNN 구조

- 기본적인 구조
- Convolution Layer
- Pooling Layer
- Fully Connected Layer

## / 03

### Data Augmentation

- Data Augmentation 기법

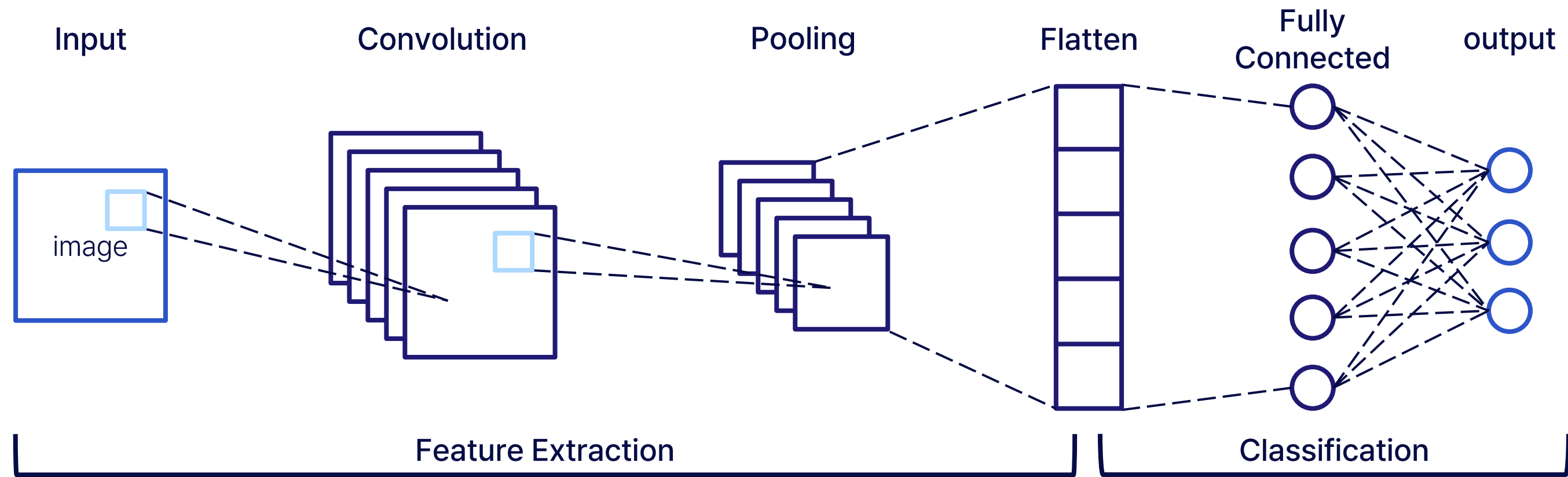


# 1. CNN

## CNN

### ■ CNN(Convolution Neural Network)

Convolution 연산을 통해 이미지의 지역 정보(Region Feature, Graphic Feature)를 학습하는 Neural Network



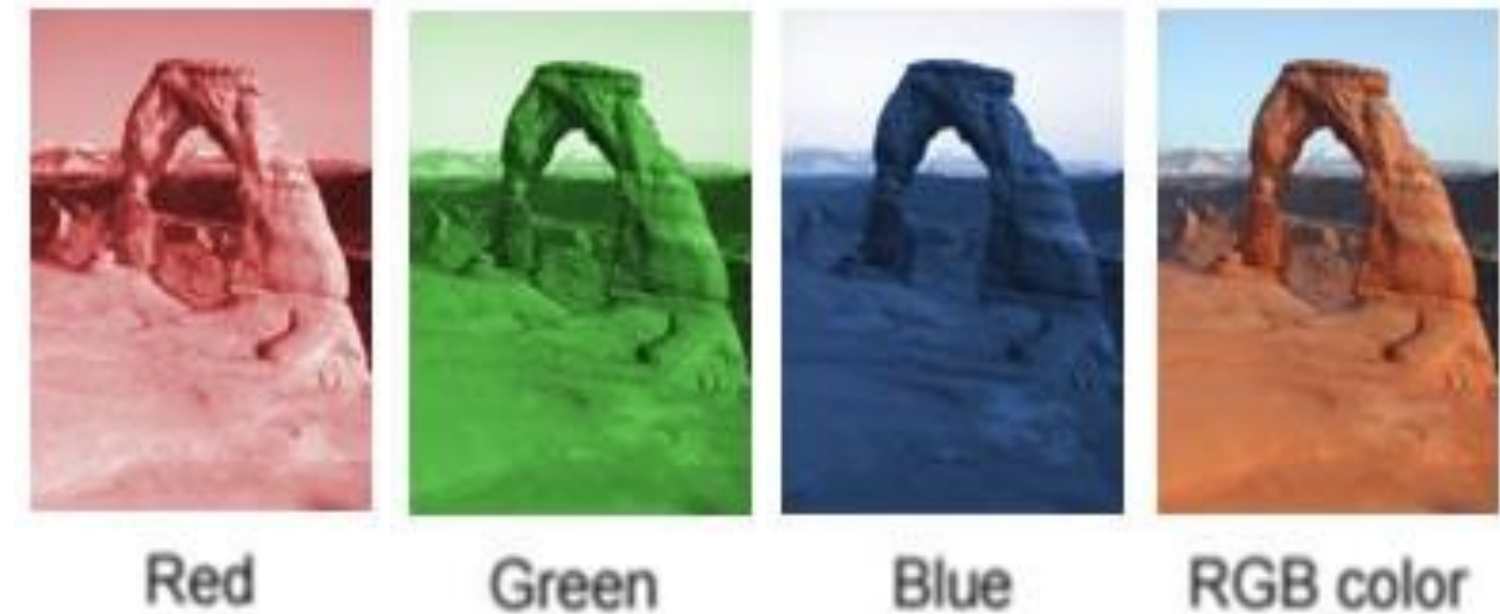
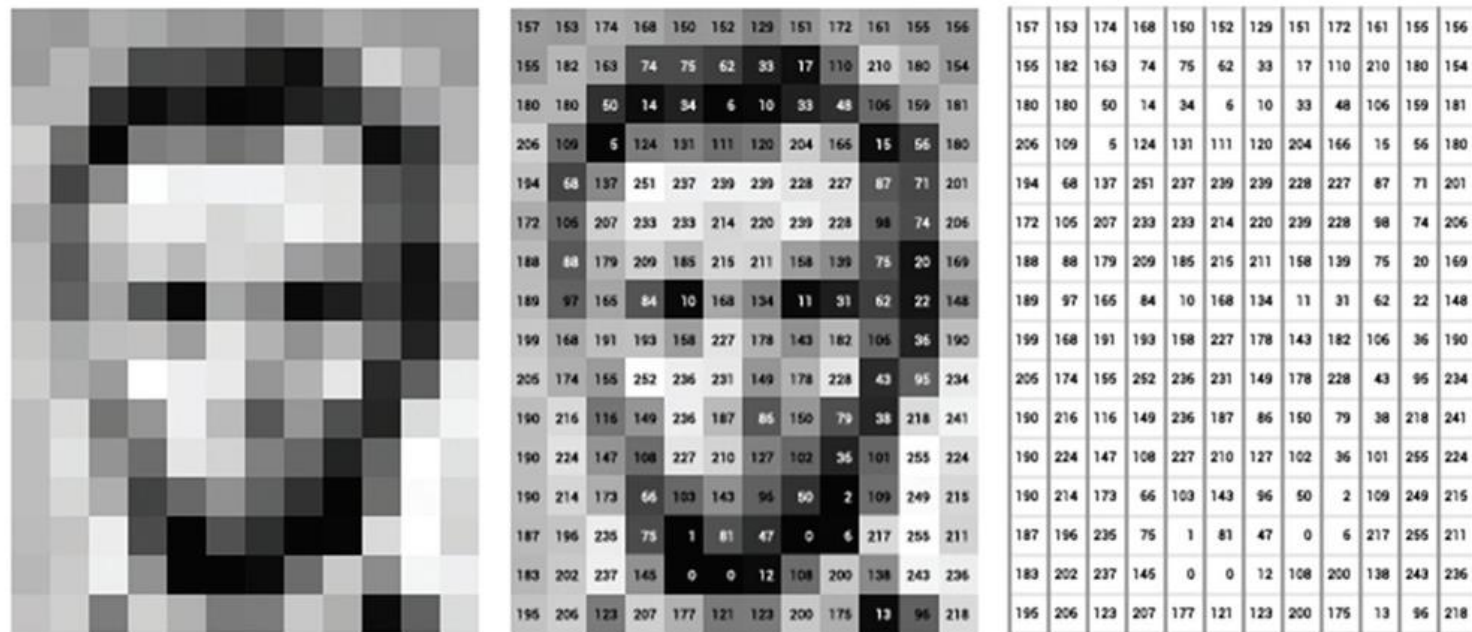
# 1. CNN

## CNN Input

### ■ 이미지

공간 정보가 중요

- 공간적으로 가까운 픽셀은 값이 비슷하거나 이미지의 RGB 채널은 서로 밀접하게 관련됨

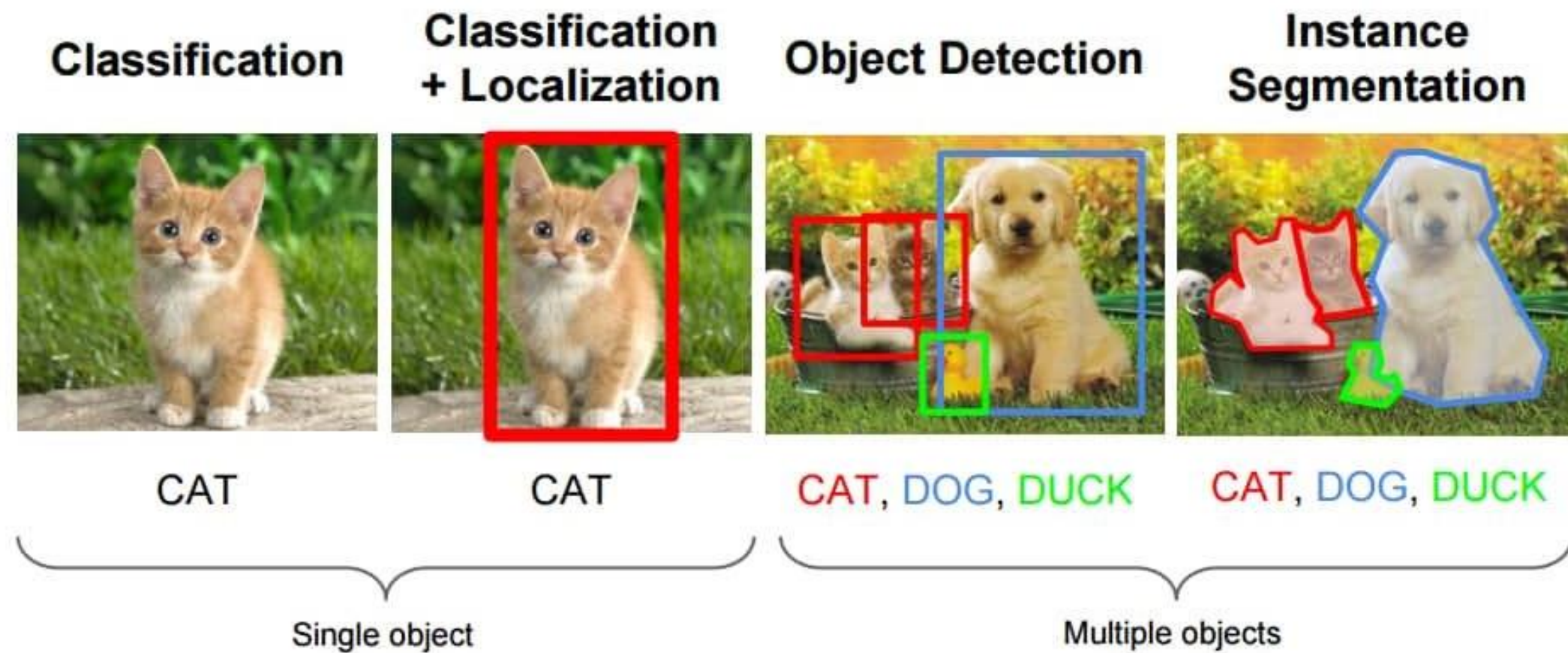


# 1. CNN

## CV task

### ■ CV(Computer Vision)

컴퓨터를 통해 이미지, 비디오 등에서 정보를 추출할 수 있도록 하는 인공지능(AI)의 한 분야





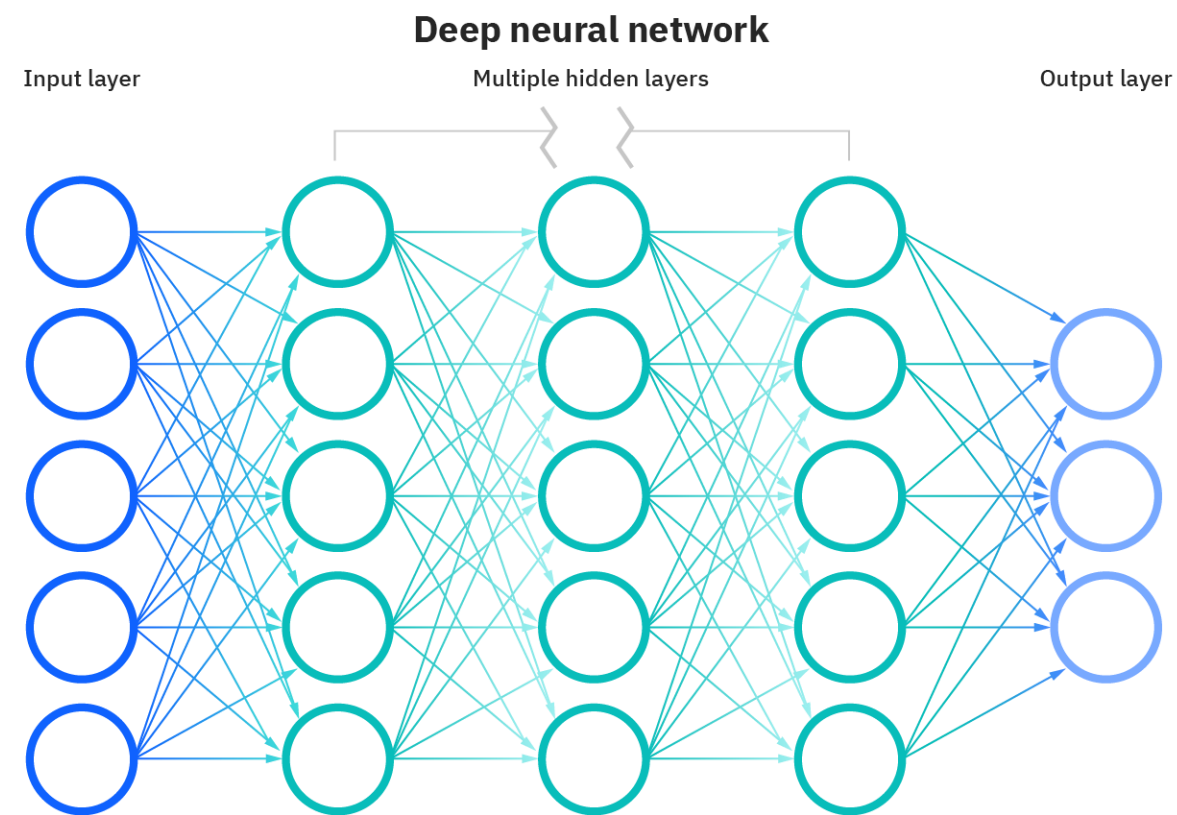
# 1. CNN

## MLP와 CNN

---

### ■ MLP(Multi Layer Perceptron)

Perceptron으로 구성된 Layer를 여러 개 쌓아 올린 형태로 구성되어 있는 모델

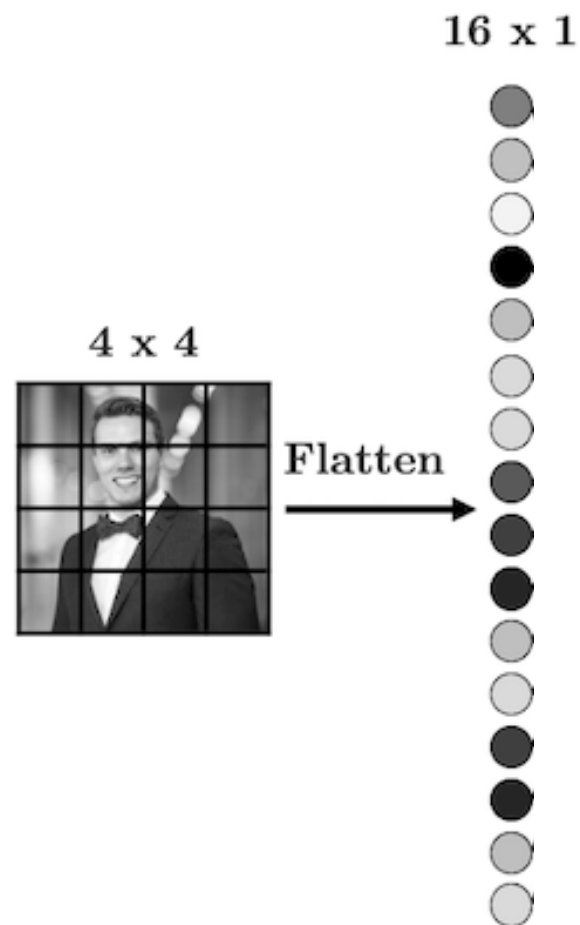


# 1. CNN

## MLP와 CNN

### ■ MLP(Multi Layer Perceptron)

이미지 픽셀 값을 Flatten 시켜 Input으로 사용  
- 데이터의 **형상 정보 유지 못 함**



### ■ CNN(Convolution Neural Network)

이미지의 지역 정보(Region Feature)를 Input으로 사용  
- 데이터의 **형상 정보 유지함**



## 2. CNN 구조

# CNN 구조

### ■ 기본적인 구조

#### Convolution Layer

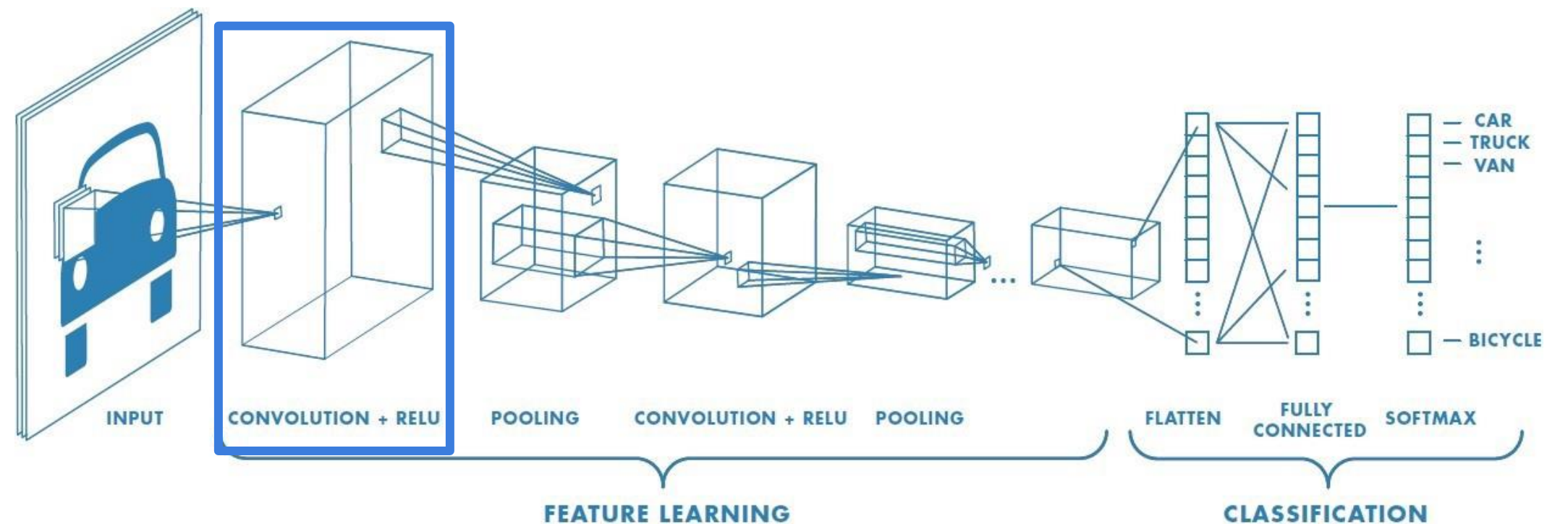
- Region Feature를 뽑아내기 위한 계층

#### Pooling Layer

- Feature Dimension을 줄이기 위한 계층

#### Fully Connected Layer

- 최종적인 분류를 위한 계층





## 2. CNN 구조

# CNN 구조

### ■ 기본적인 구조

#### Convolution Layer

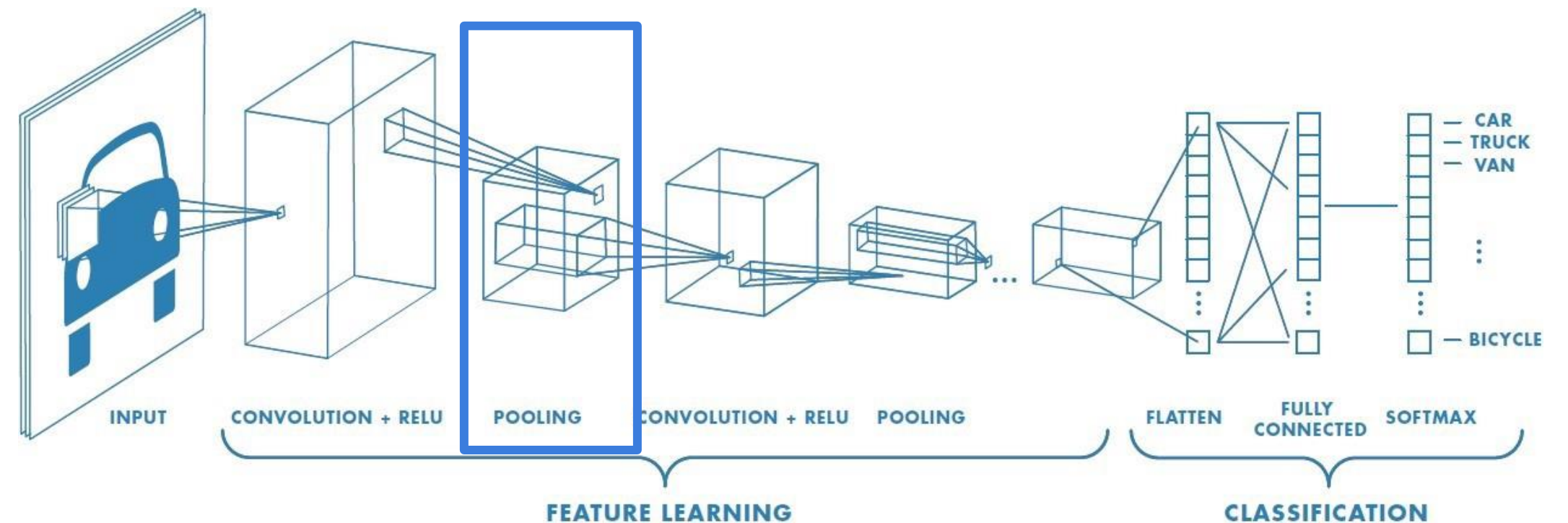
- Region Feature를 뽑아내기 위한 계층

#### Pooling Layer

- Feature Dimension을 줄이기 위한 계층

#### Fully Connected Layer

- 최종적인 분류를 위한 계층



## 2. CNN 구조

# CNN 구조

### ■ 기본적인 구조

#### Convolution Layer

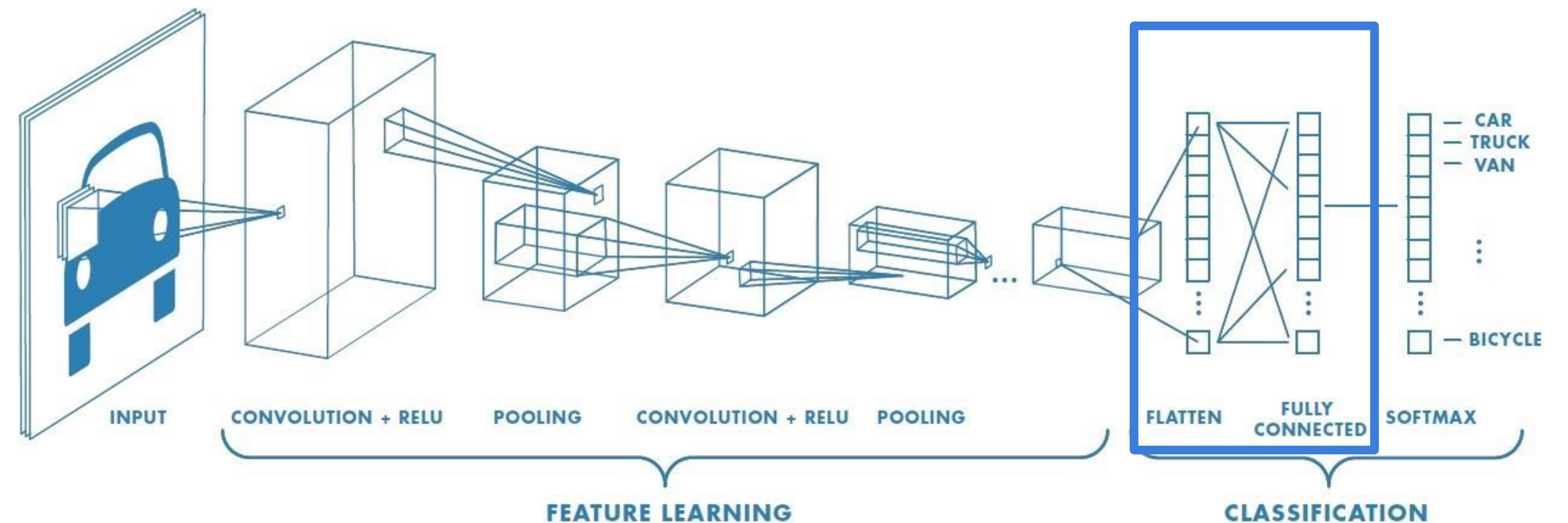
- Region Feature를 뽑아내기 위한 계층

#### Pooling Layer

- Feature Dimension을 줄이기 위한 계층

#### Fully Connected Layer

- 최종적인 분류를 위한 계층

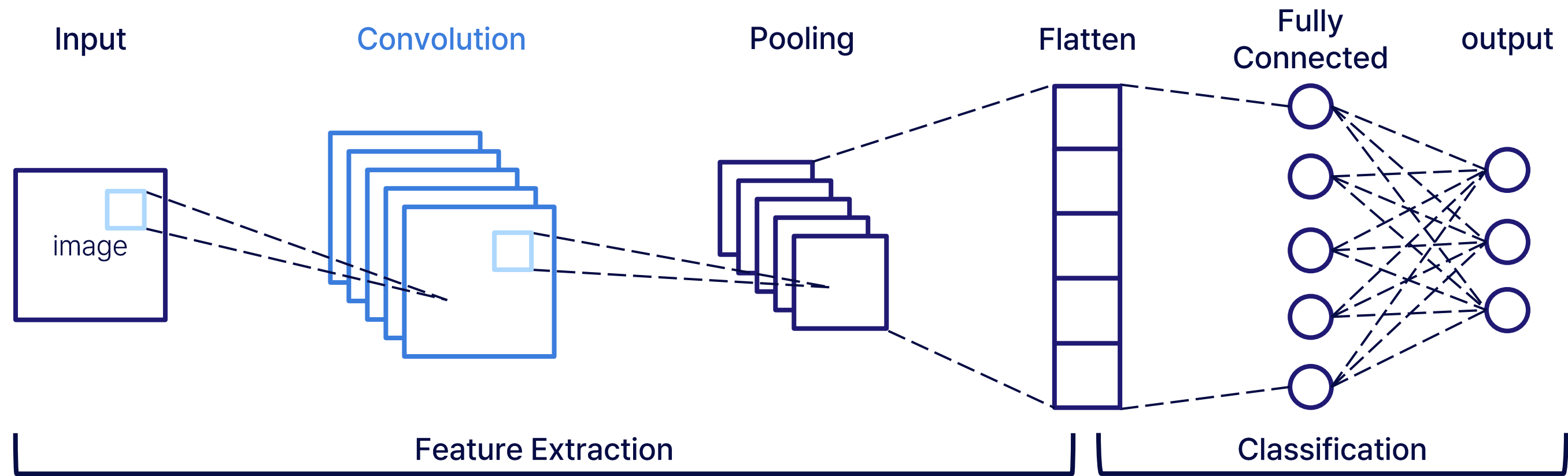


## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Convolution Layer

Input과 Filter간의 Convolution 연산을 수행하는 Layer



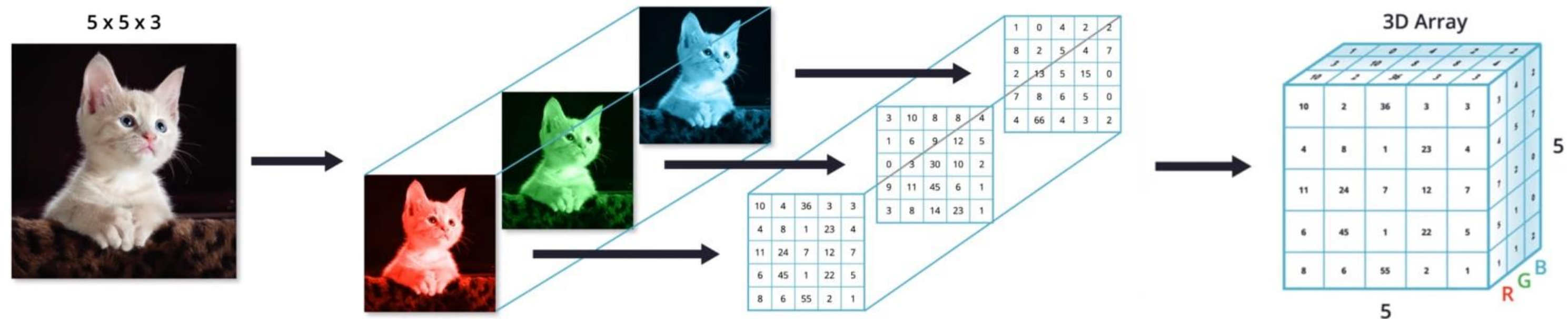
## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Channel

흑백 이미지는 2차원 형상의 데이터로, 3차원 형상으로 표현하면 1개의 채널로 구성  
- ex. (5, 5, 1)

컬러 이미지는 각 픽셀을 RGB 3개의 실수로 표현한 3차원 형상의 데이터로, 3개의 채널로 구성  
- ex. (5, 5, 3)



## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

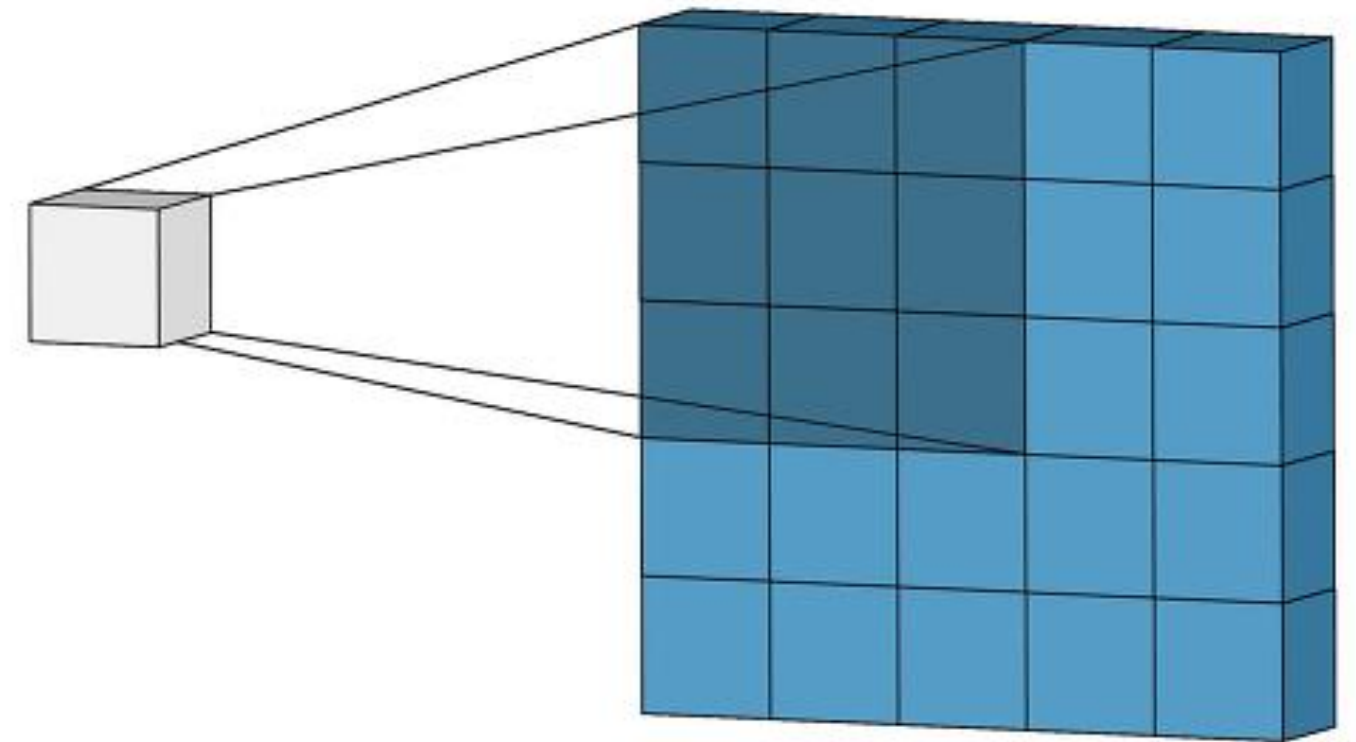
---

### ■ Filter(=Kernel)

이미지의 Region별 Feature를 찾아내기 위한 파라미터

- 이미지의 각 픽셀별로 weight를 설정하면 엄청나게 많은 수의 파라미터가 필요

일반적으로 (3, 3), (4, 4)와 같은 정사각행렬로 정의함



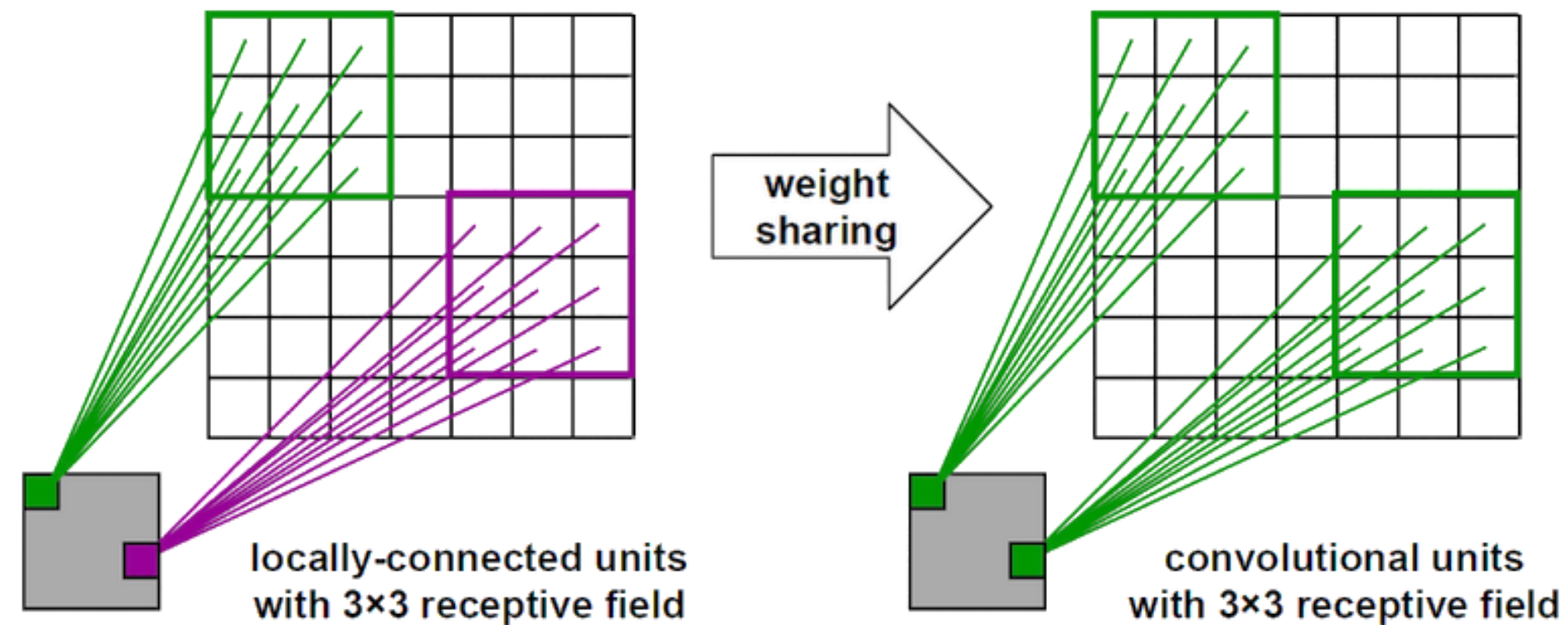


## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Weight Sharing

Filter를 이동시킬 때마다 같은 Weight를 사용(공유)하는 개념  
- 많은 파라미터의 수를 줄이기 위해 사용

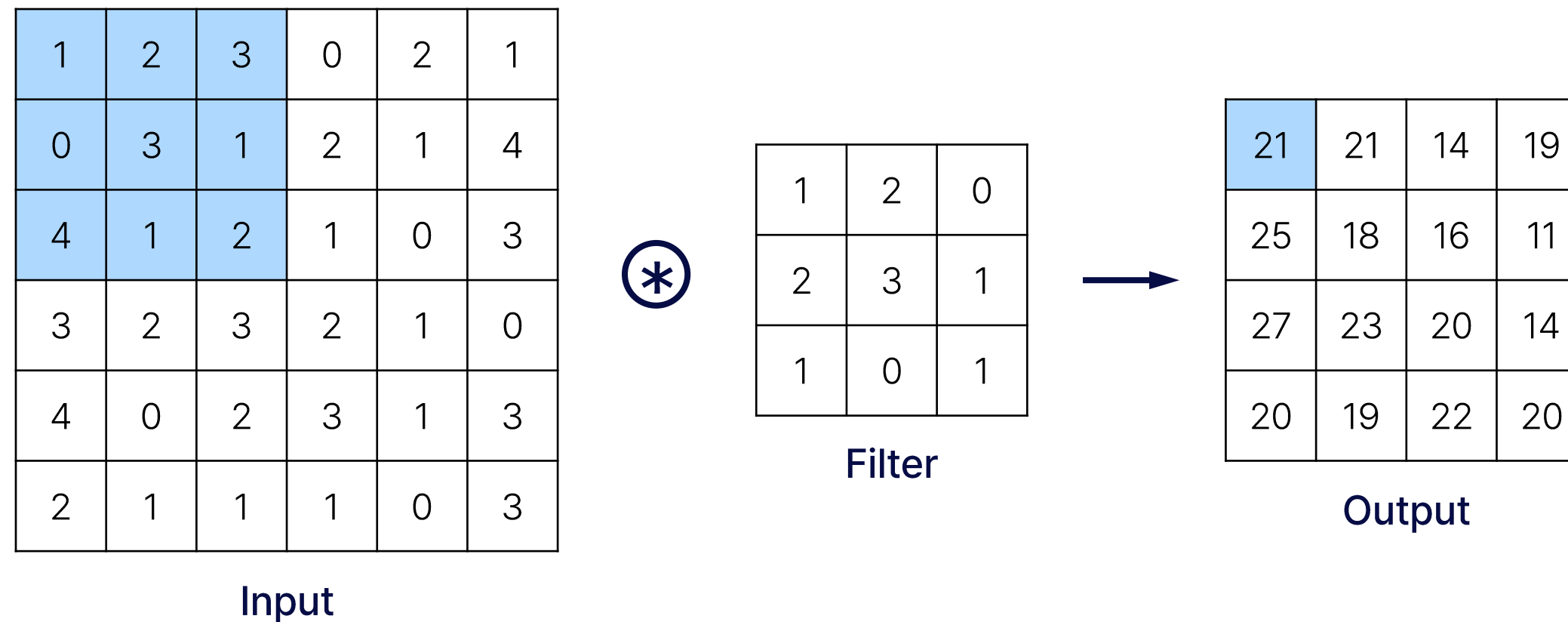


## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Convolution 연산

Filter를 일정 간격만큼 이동하여 Input과 대응하는 위치의 원소끼리 곱한 후 그 총합을 구하는 연산



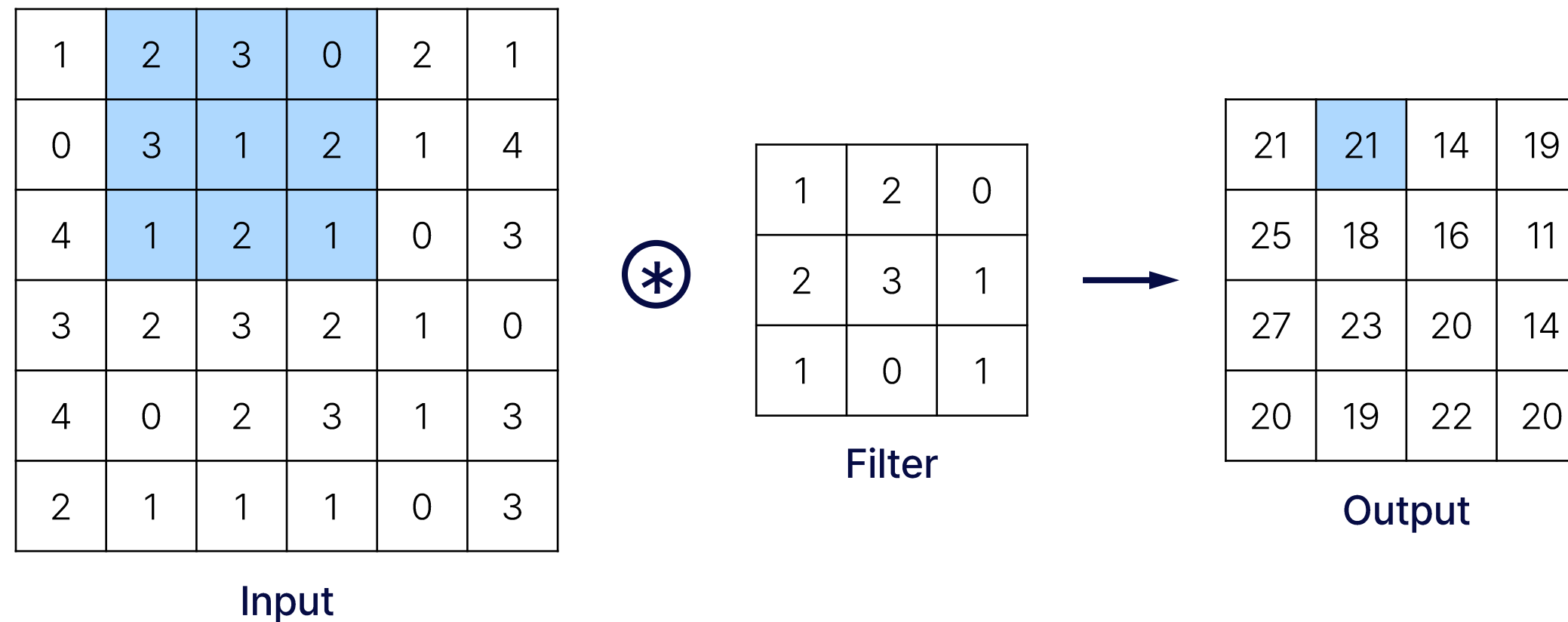
ex)  $1 \times 1 + 2 \times 2 + 3 \times 0 + 0 \times 2 + 3 \times 3 + 1 \times 1 + 4 \times 1 + 1 \times 0 + 2 \times 1 = 21$

## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Convolution 연산

Filter를 일정 간격만큼 이동하여 Input과 대응하는 위치의 원소끼리 곱한 후 그 총합을 구하는 연산



ex)  $2 \times 1 + 3 \times 2 + 0 \times 0 + 3 \times 2 + 1 \times 3 + 2 \times 1 + 1 \times 1 + 2 \times 0 + 1 \times 1 = 21$

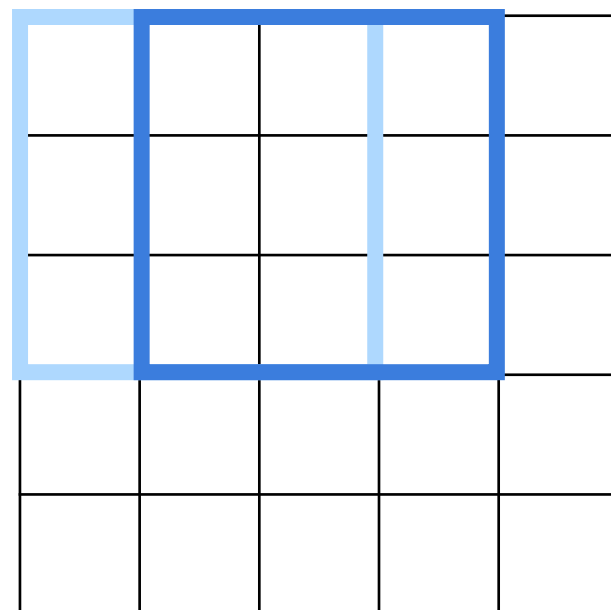
## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

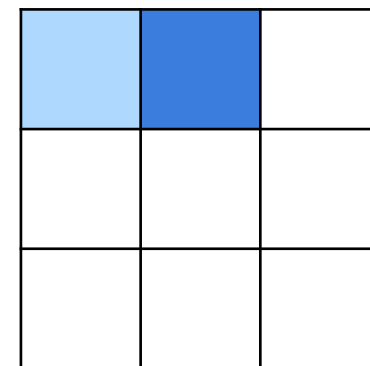
---

### Stride

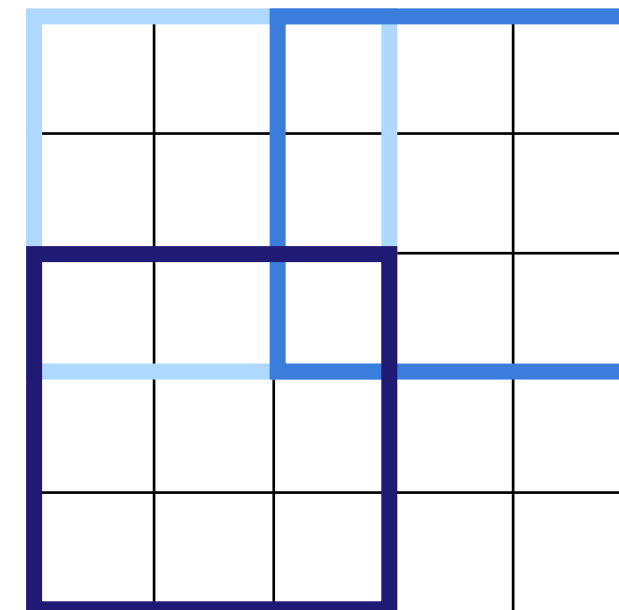
Feature를 뽑을 때 **Filter**가 Input 이미지를 돌면서 **이동하는 간격**



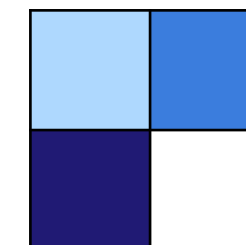
Convolution  
with Stride = 1



Output



Convolution  
with Stride = 2



Output

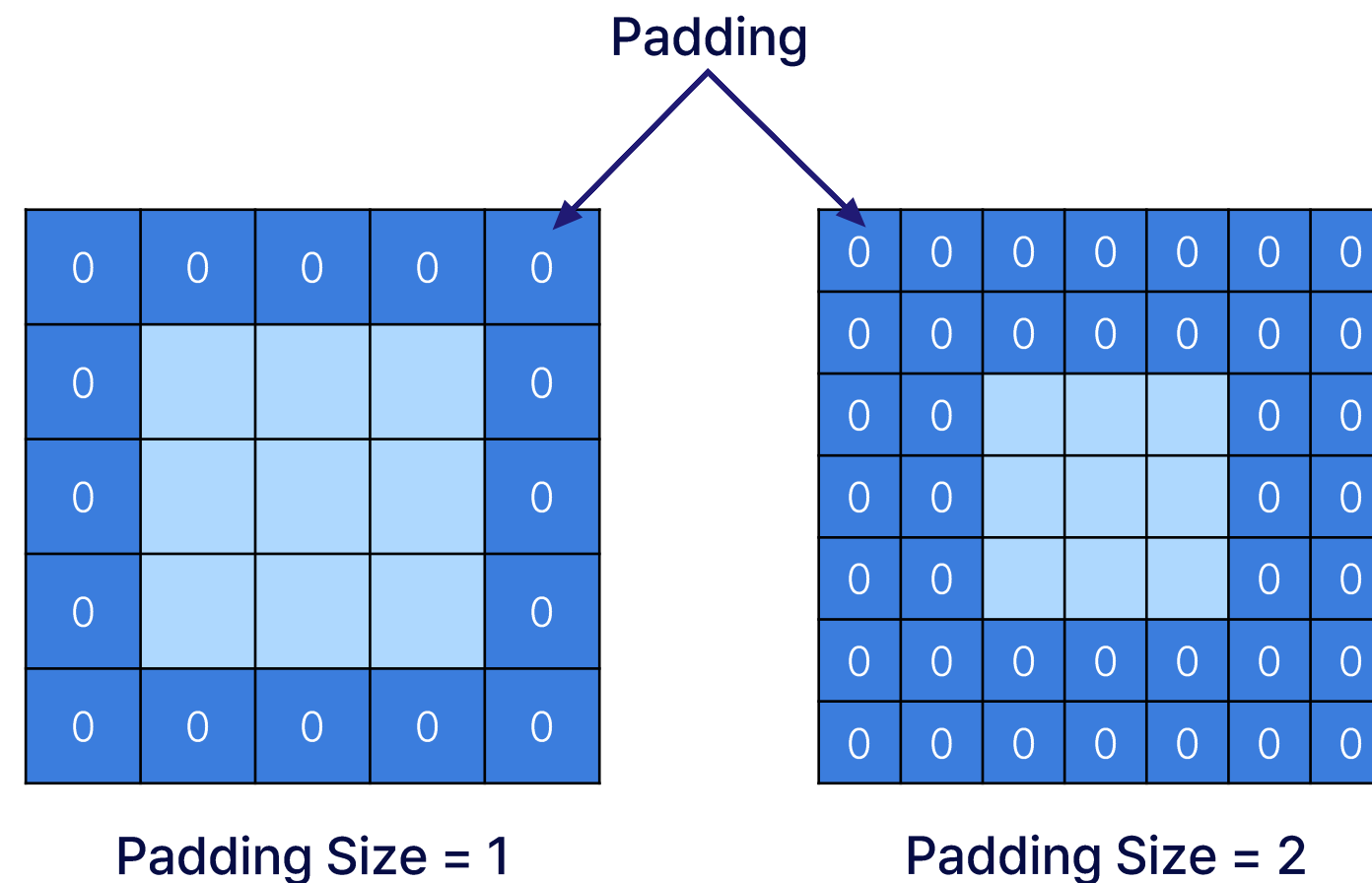
## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

---

### Padding

Convolution 연산을 수행하기 전에 데이터 주변을 특정 값(ex. 0)으로 채우는 것  
- 주로 출력 크기를 조정하기 위해 사용





## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

---

### ■ Padding 종류

#### Zero Padding

- Padding에 들어가는 값을 0으로 하는 것

#### Full Padding

- 모든 요소들이 같은 비율로 연산에 참여하도록 하는 것

#### Same Padding

- Output의 크기를 Input의 크기와 동일하도록 하는 것

#### Valid Padding

- Padding을 안 하는 것



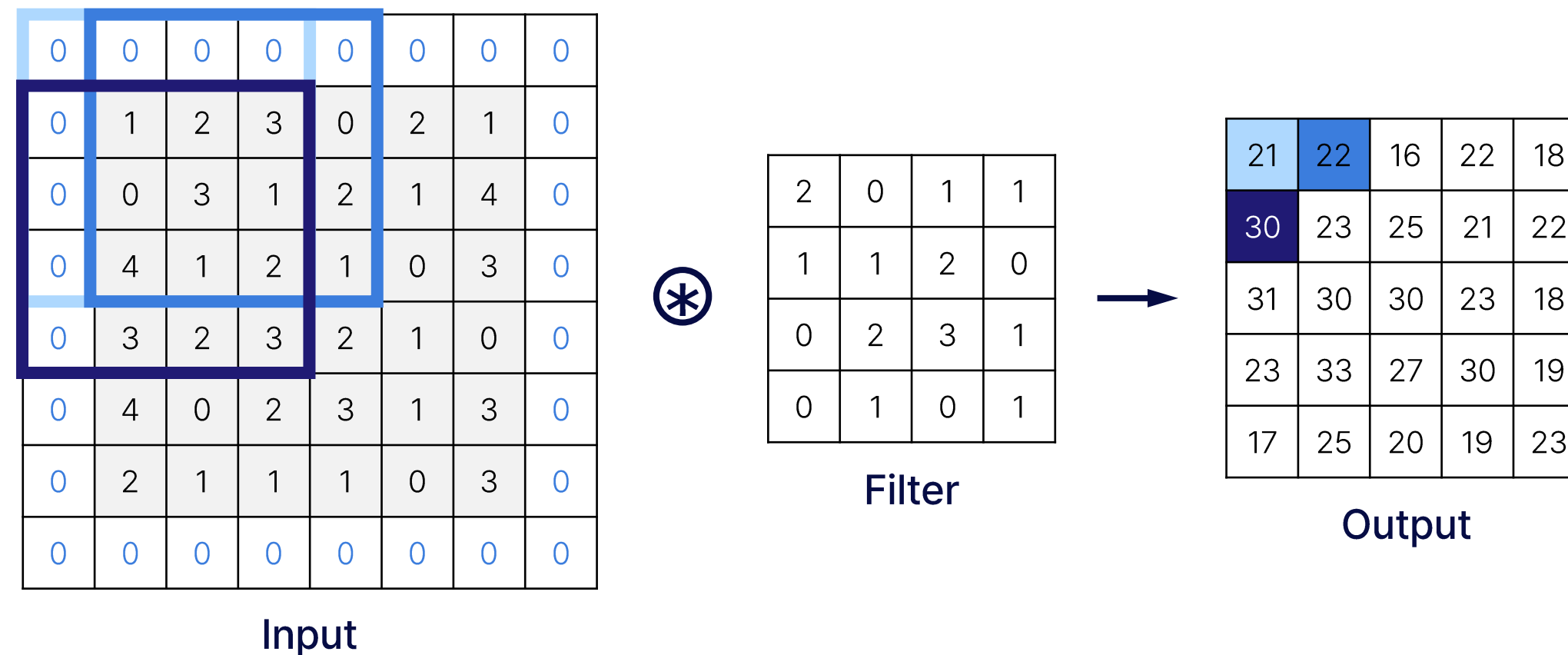
## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### 정리

Input에 대해 설정한 Filter(=Kernel) size, Stride, Padding에 따라 Convolution 연산을 수행

ex) Input : 6 x 6, Filter : 4 x 4 (Stride = 1, Padding = 1)



## 2. CNN 구조

# Convolution Layer

### Convolution 연산 결과의 shape 계산

*output channel = the number of filter*

$$\text{output size} = \frac{\text{input size} + (2 * \text{padding}) - \text{filter size}}{\text{stride}} + 1$$

0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	2	3	0	2	1	0
0	0	3	1	2	1	4	0
0	4	1	2	1	0	3	0
0	3	2	3	2	1	0	0
0	4	0	2	3	1	3	0
0	2	1	1	1	0	3	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Input

⊗

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

Filter



21	22	16	22	18
30	23	25	21	22
31	30	30	23	18
23	33	27	30	19
17	25	20	19	23

Output

ex) Input size = 6 x 6, Filter = 4 x 4  
(Stride = 1, Padding = 1)

$$\text{output size} = \frac{6 + (2 * 1) - 4}{1} + 1 = 5$$



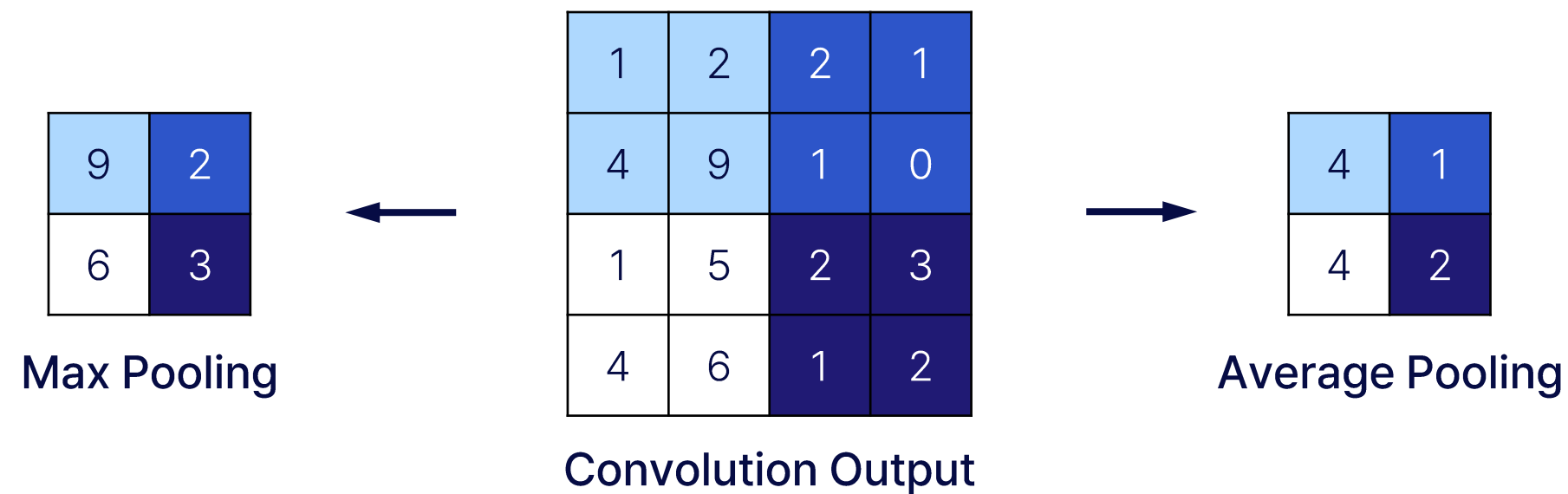
## 2. CNN 구조

# Pooling Layer

### Pooling Layer

Feature의 가로 · 세로 방향 Dimension을 줄이는 연산을 수행하는 Layer  
- 일반적으로 Convolution Layer를 거친 다음에 Pooling Layer 적용

CNN의 학습 속도를 향상시키기 위한 것으로 정보 손실 존재



## 2. CNN 구조

# Pooling Layer

---

### ■ 특징

학습해야 할 Parameter가 없음

- 영역에서 최댓값이나 평균을 취하는 연산만 수행하기 때문

Channel 수는 변하지 않음

- 채널마다 독립적으로 계산하기 때문

입력의 변화에 영향을 적게 받음

- 입력 데이터의 차이를 Pooling이 흡수해 사라지게 하기 때문

최근에는 사용하지 않으려는 경향이 있음

- 많은 정보를 활용하고 학습 속도를 높일 수 있는 알고리즘이 많이 개발되었기 때문





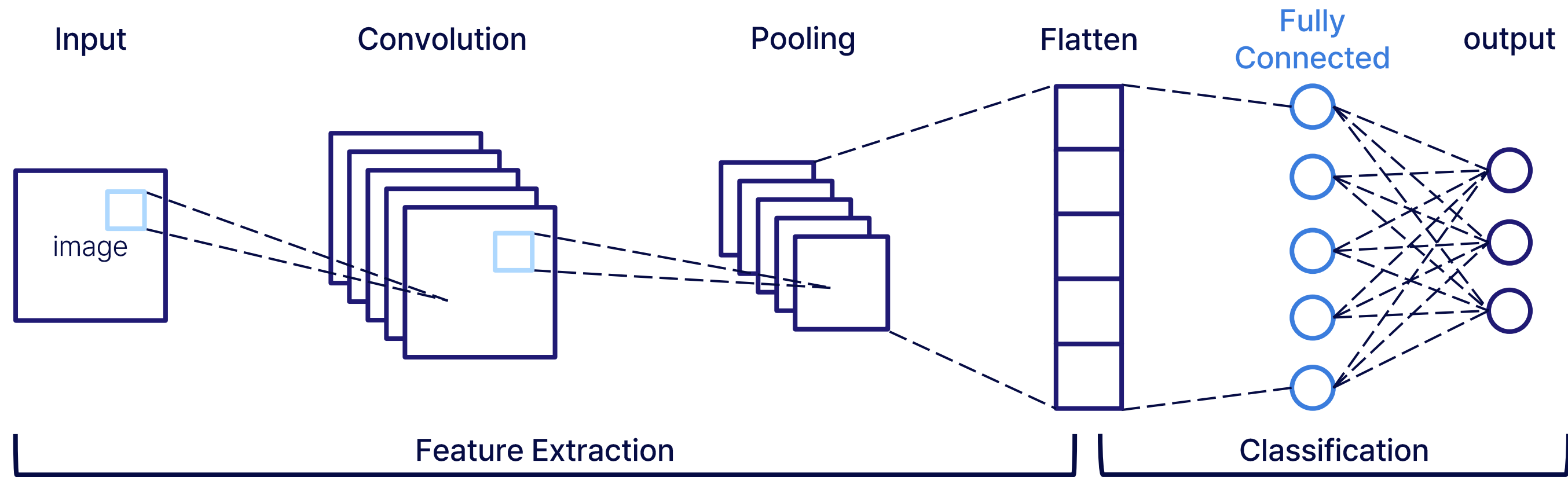
## 2. CNN 구조

# Fully Connected Layer

### Fully Connected Layer

이미지를 정의된 라벨(클래스)로 분류하기 위한 Layer

- 일반적인 MLP의 구조와 동일
- Pooling Layer에서 나온 Feature를 Flatten 시킨 후에 MLP의 Input으로 놓고 학습 진행



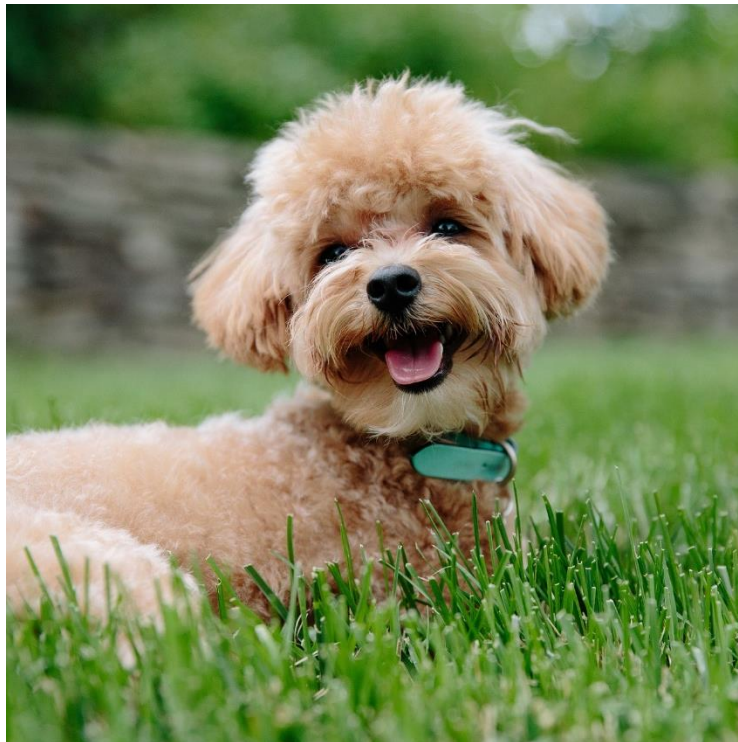
# 3. Data Augmentation

## Data Augmentation 기법

---

### ■ Data Augmentation

데이터를 임의로 변형해 데이터의 수를 늘려 다양한 Feature를 뽑는 방법



# 3. Data Augmentation

## Data Augmentation 기법

### Data Augmentation 종류

#### Random Flip

- 랜덤으로 좌우/상하 반전



#### Rotation

- 회전



#### Scaling

- 확대/축소



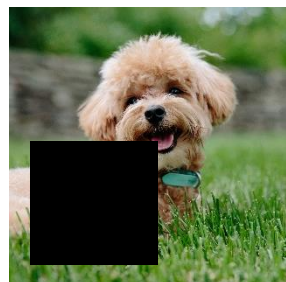
#### Crop

- 일정 부분을 자름



#### Cutout

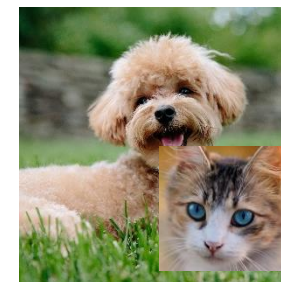
- 이미지의 일부를 검은색 사각형 모양으로 칠하는 방법
- 0을 채워 넣는 것



강아지 : 1

#### Cutmix

- 여러 이미지를 일정 비율로 합치고, 이미지의 Label을 그 비율로 설정



강아지 : 0.7  
고양이 0.3

# 과제

---

1. 실습자료의 'CNN 모델 설계'에서 각 Layer를 거친 후의 shape 주석 달아보고,  
코드 속 #값\_채우기에 들어갈 값 채워보기
2. Pooling 방법 변경 및 Data Augmentation 기법 적용해보며  
모델 성능 비교해보기





2023 D&A

Deep Session 4차시

THANK YOU

2023. 03. 30

