



2023 로봇스터디 7주차

---

**기본 신경망 이론과  
CNN**

# 목차

---

1. 신경망 이론

2. 모델평가

3. CNN

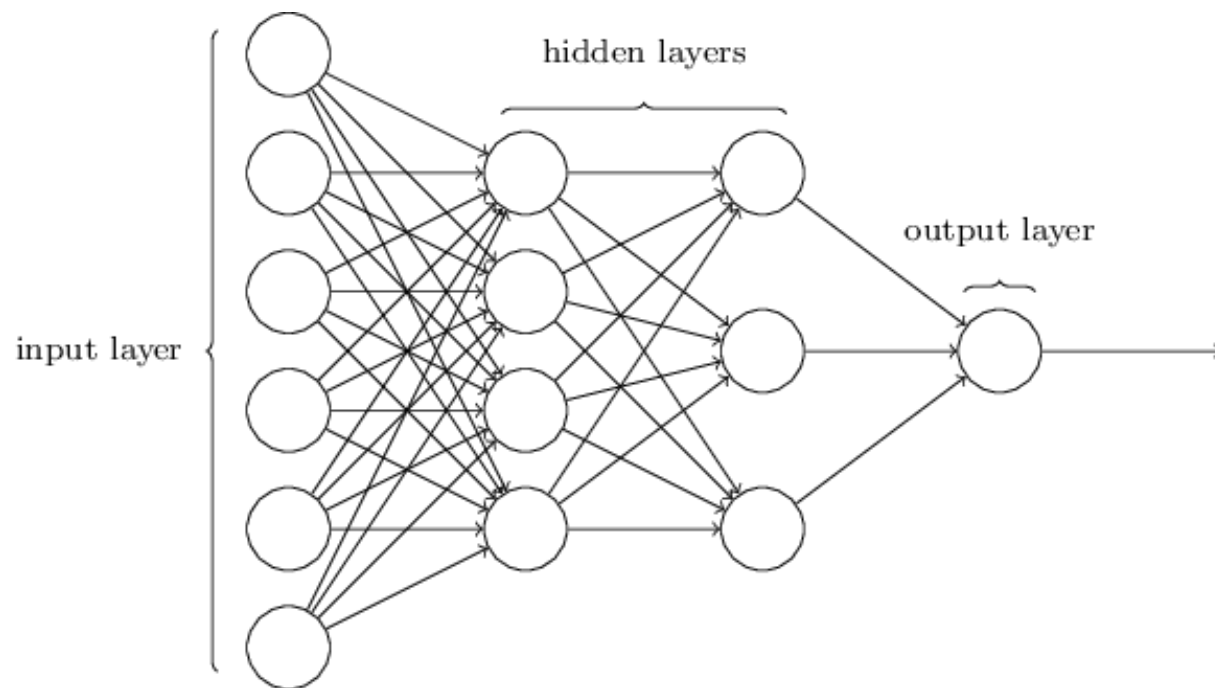
# 1. 신경망 이론

# 1. 신경망 이론

---

## 신경망(Neural Network)

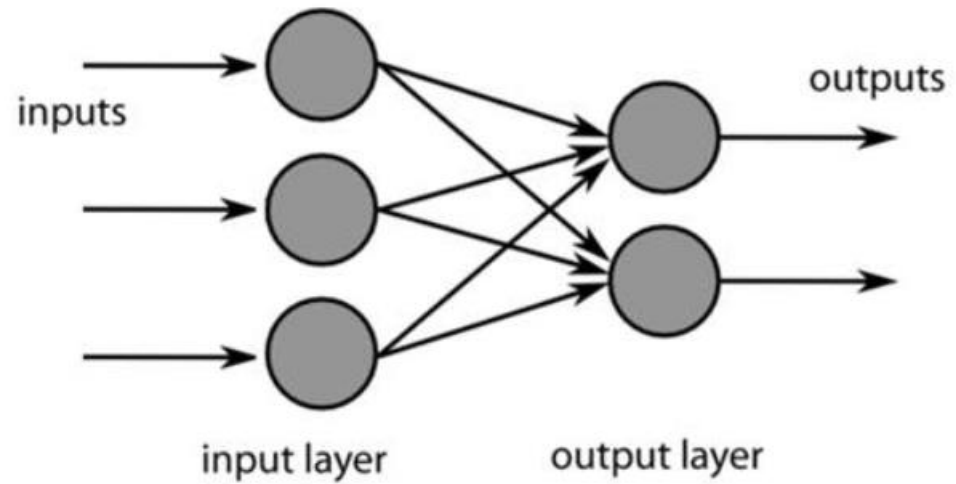
인간의 뇌가 가지는 생물학적 특성 중 뉴런의 연결 구조



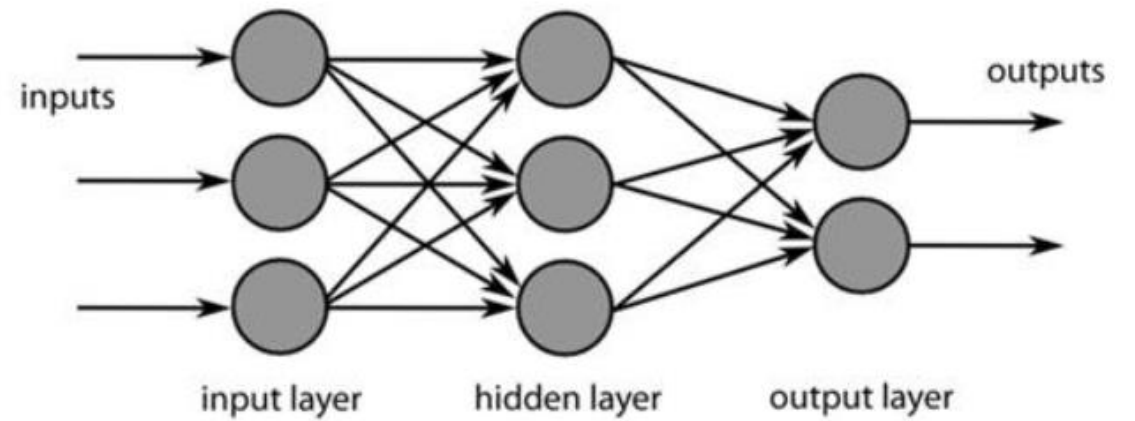
# 1. 신경망 이론

---

단층 신경망



다층 신경망



# 1. 신경망 이론

---

## 기울기(gradient)

텐서연산의 변화율(=경사도, 변화도)

# 1. 신경망 이론

---

## 손실 함수(Activation Functions)

지도학습 시 알고리즘이 예측한 값과 실제 정답의 차이를 비교하기 위한 함수

- '학습 중에 알고리즘이 얼마나 잘못 예측하는 정도'를 확인하기 위한 함수로써 최적화(Optimization)를 위해 최소화하는 것이 목적
- 목적 함수(Objective Function)라고도 부름

# 1. 신경망 이론

---

## 역전파(Back Propagation)

신경망의 각 노드가 가지고 있는 가중치(weight)와 편향(bias)을 학습시키기 위한 알고리즘

- 딥러닝에 있어 가장 핵심적인 부분
- 목표(target)와 모델의 예측결과(output)의 차이를 바탕으로 가중치와 편향을 **뒤에서부터 앞으로** 갱신해 나감
- 경사하강법(Gradient Descent)을 통해 오차를 최소화 함

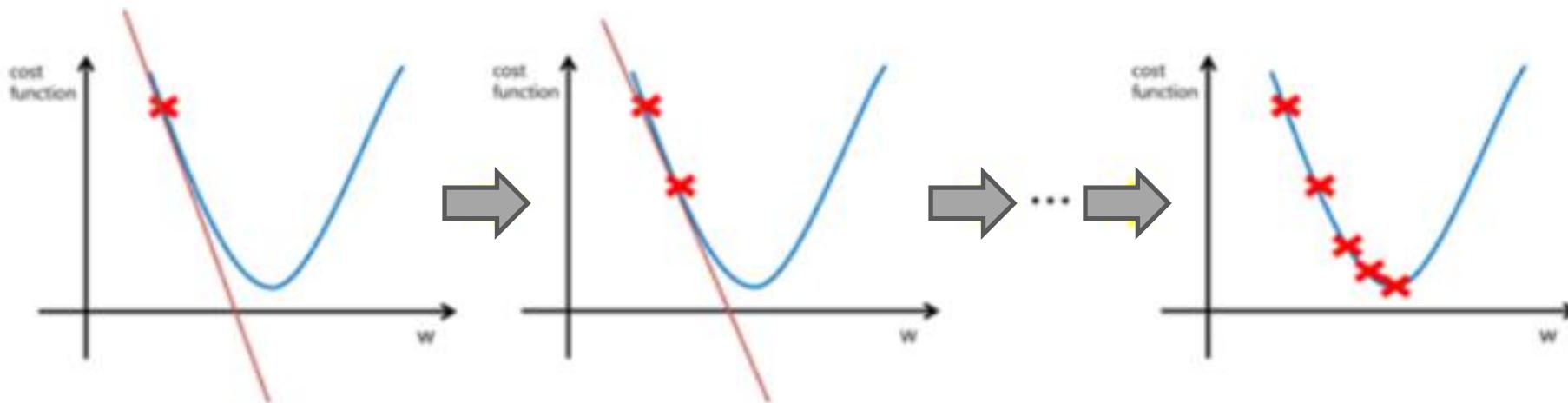


# 1. 신경망 이론

## 경사하강법(Gradient Descent)

함수의 기울기(gradient)를 이용해 경사의 반대 방향으로 계속 이동시켜  
극 값에 이를 때까지 반복시키는 최적화 알고리즘

- 손실함수의 크기를 최소화하는 방향으로 파라미터를 업데이트하기 위해 사용
- 기울기가 최소값 일 때 최적의 파라미터를 찾는다



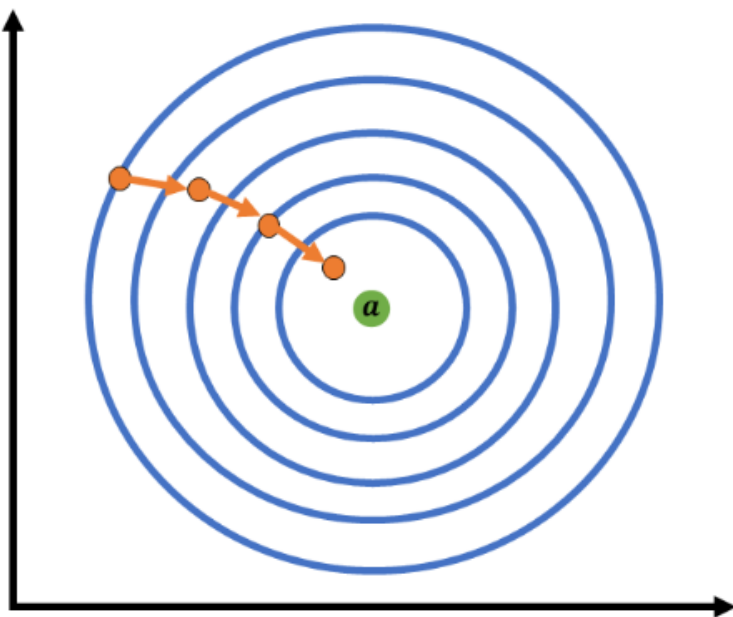
# 1. 신경망 이론

---

## 경사하강법(Gradient Descent)

- 전체 훈련 데이터셋을 대상으로 학습
- 한계 : 파라미터가 한 번 이동할 때마다 계산해야 할 값이 지나치게 많음

→ 학습 데이터셋이 커지면 커질수록 시간과 리소스 소모가 지나치게 큼



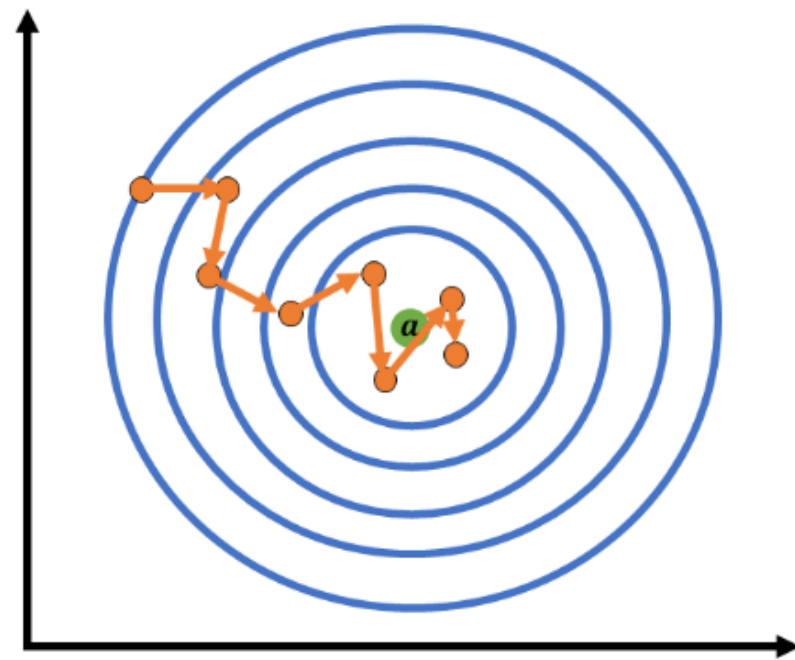
# 1. 신경망 이론

---

## 확률적 경사하강법(Stochastic gradient descent)

학습 데이터셋에서 무작위로 한 개의 샘플 데이터 셋을 추출하고 그 샘플에 대해서만 기울기를 계산하는 경사하강법

- 샘플 데이터셋에 대해서만 경사를 계산
- 매 반복에서 다뤄야 할 데이터 수가 매우 적어 학습 속도가 빠름





# 1. 신경망 이론

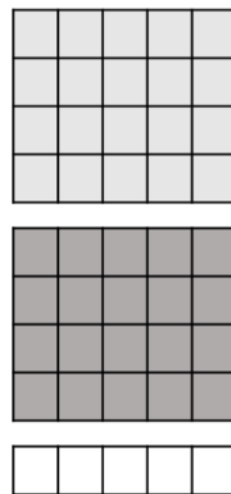
---

## Mini-Batch(미니배치)

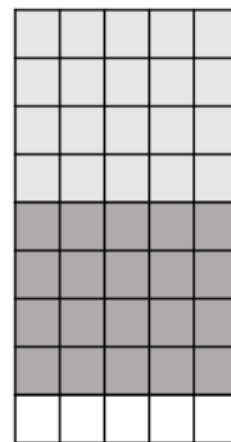
: 전체 데이터를 N등분하여 각각의 학습 데이터를 배치 방식으로 학습

- 확률적 경사 하강법과 배치를 섞은 것
- 신경망을 한 번 학습시키는데(Iteration) 걸리는 시간은 줄이면서 전체 데이터 반영하여 효율적으로 GPU 활용가능

미니 배치 학습



배치 학습



미니배치 크기 - 4

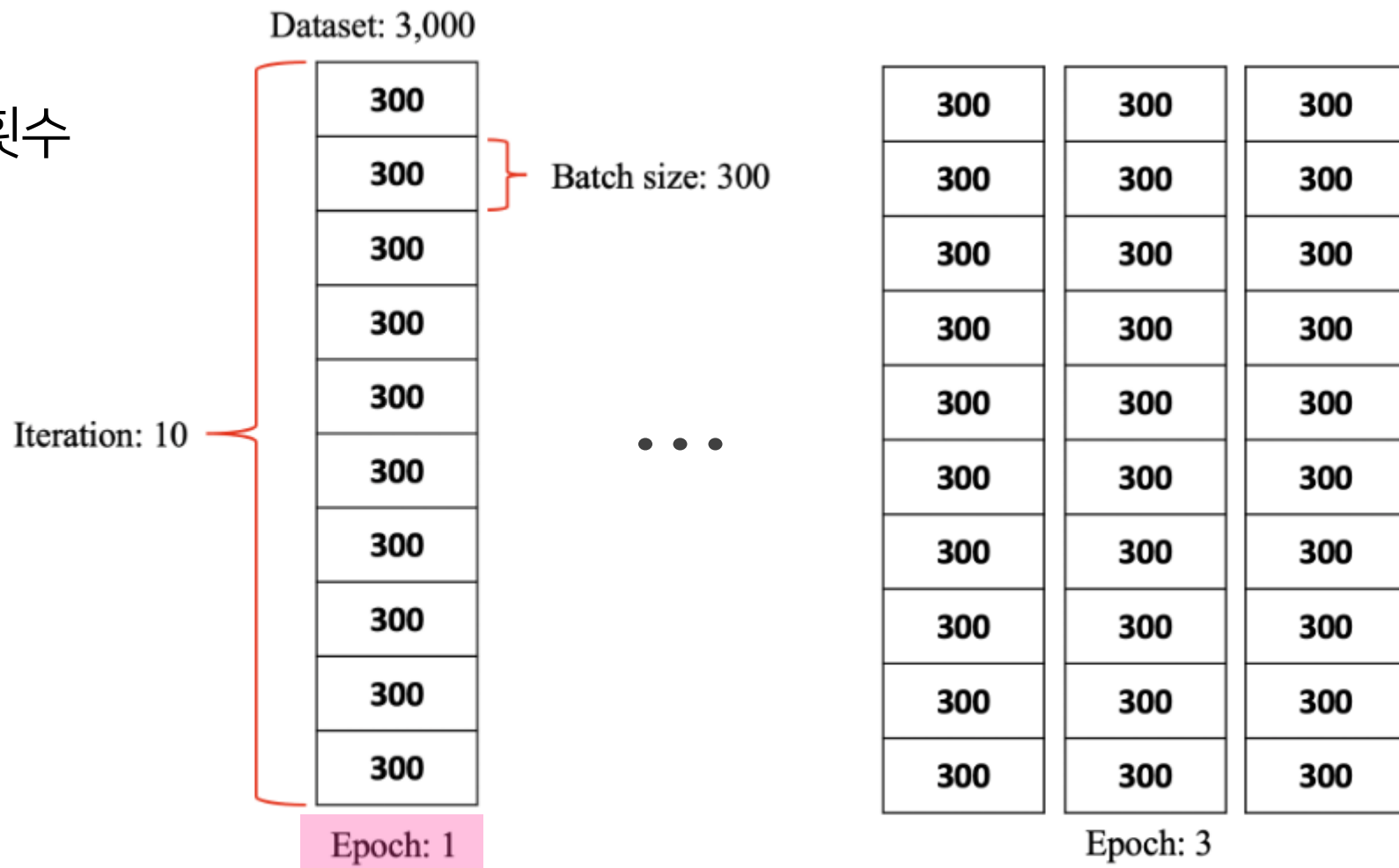
전체 데이터를 4개씩 학습



# 1. 신경망 이론

epoch(에포크)

: 전체 데이터셋을 학습한 횟수

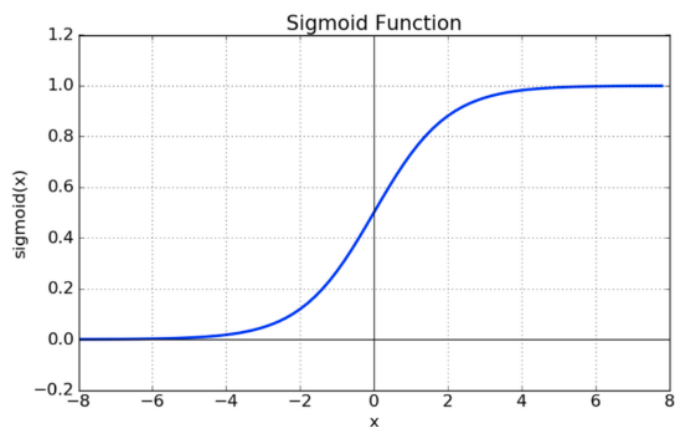


# 1. 신경망 이론

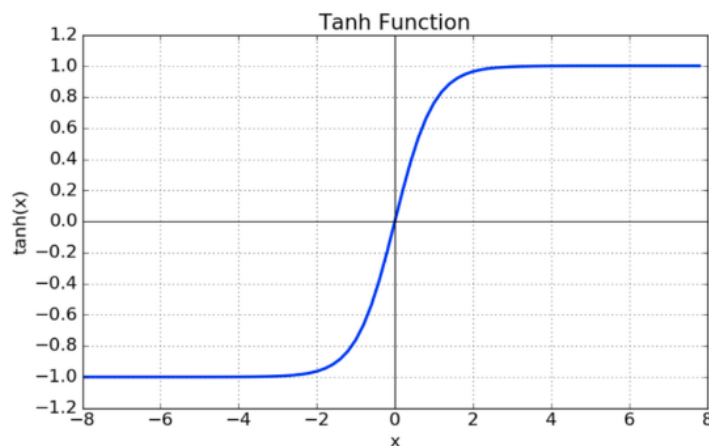
## 활성화 함수(Activation Functions)

입력 신호의 총합을 출력 신호로 변환하는 함수

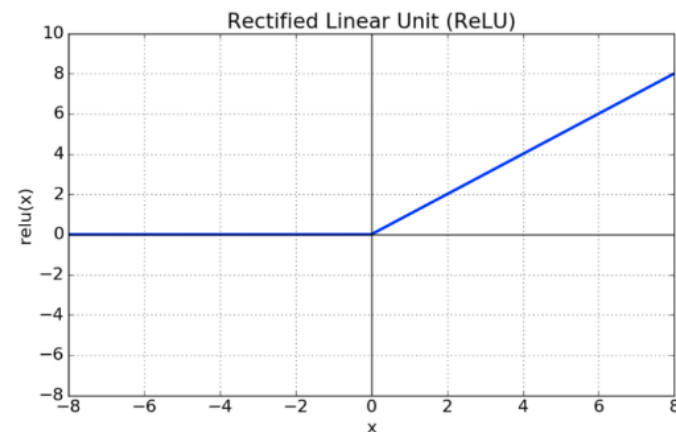
### 1. 시그모이드(sigmoid) 함수



### 2. tanh 함수



### 3. ReLU 함수





# 1. 신경망 이론

---

## 하이퍼파라미터

최적의 훈련 모델을 구현하기 위해 모델에 설정하는 변수로 학습률(Learning Rate), 에포크 수(훈련 반복 횟수), 가중치 초기화 등을 결정

- 개발자에 의해 **임의로 조정 가능**

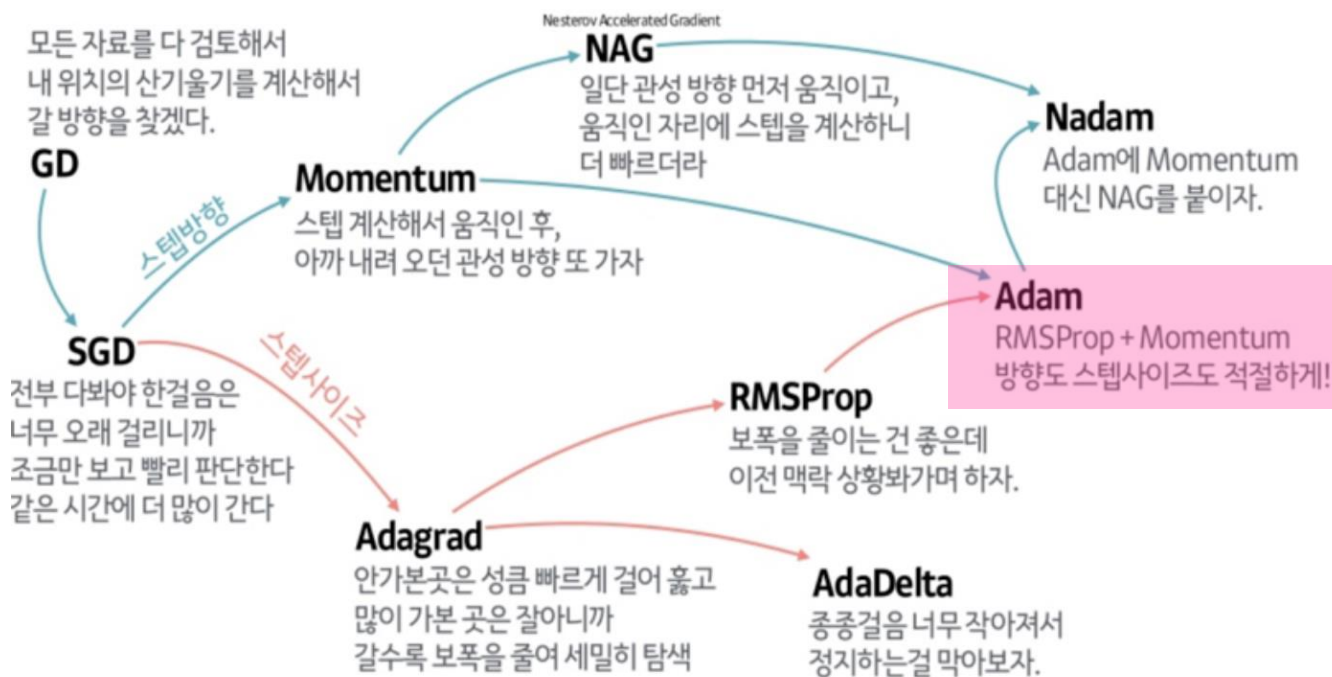
모델 파라미터	하이퍼파라미터
새로운 샘플이 주어지면 무엇을 예측할지 결정하기 위해 사용하는 것이며 학습 모델에 의해 결정	학습 알고리즘 자체의 파라미터 절대적인 최적값은 존재하지 않고 사용자가 직접 설정

# 1. 신경망 이론

## 옵티마이저

손실함수의 최솟값을 찾아가는 것을 최적화하는 알고리즘

- 학습속도를 빠르고 안정적이게 하는 것을 목표



# 1. 신경망 이론

---

## Adam (Adaptive Moment Estimation)

진행하던 속도에 관성을 주고, 최근 경로의 곡면의 변화량에 따른 적응적 학습률을 갖는 알고리즘

- 현재 가장 많이 사용되고 있는 최적화 알고리즘

```
# tensorflow2.x  
tf.keras.optimizers.Adam(lr=0.001, beta_1=0.9, beta_2=0.99, epsilon=None)
```

## 2. 모델평가

## 2. 모델평가

---

### <데이터 전처리>

왜곡된 분석결과를 방지하기 위해 분석에 적합하게 데이터를 가공하여  
데이터의 품질을 올리는 과정

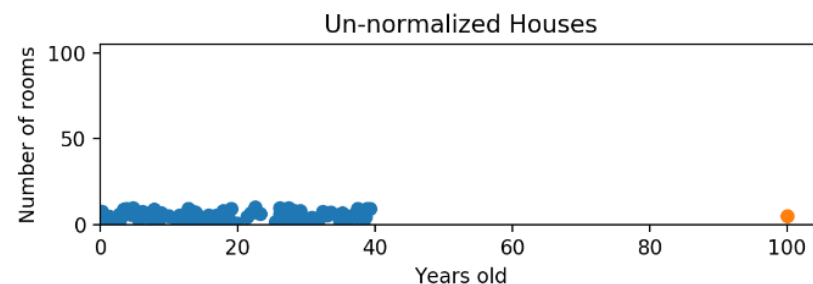
## 2. 모델평가

### 정규화(Data Normalization)

모델 학습데이터를 과도하게 학습하게 되어 학습데이터 이외의 새로운 데이터에 대해 예측을 하지 못하는 현상

#### 1. Min-Max Normalization (최소-최대 정규화)

모든 feature에 0과 1 사이의 값으로 변환



-> 이상치(outlier) 문제 발생

#### 2. Z-Score Normalization (Z-점수 정규화)

이상치(outlier)를 잘 처리하지만, 정확히 동일한 척도로 정규화 된 데이터를 생성하지는 않음

## 2. 모델평가

### 데이터 증강(Data Augmentation)

데이터의 양을 늘리기 위해 원본에 각종 **변환**을 적용하여 **개수를 증강**시키는 기법

- training dataset size 증가

- rotation(회전)
- scaling(크기 줄이기)
- reflection(뒤집기)
- cropping(자르기)
- noise(노이즈 삽입)
- mixing image(모자이크)

#### Base Augmentations

##### Geometry based



rotate



shear



vertical-flip



horizontal-flip



crop



crop-and-pad



Perspective-transform



Elastic-transformation

##### Color based



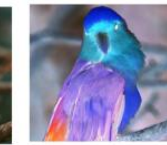
sharpen



brighten

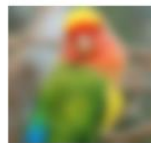


Gamma-contrast



invert

##### Noise / occlusion



gaussian-blur



additive-gaussian-noise



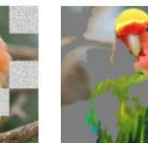
translate-x



translate-y



coarse-salt



super-pixel



emboss

##### Weather



clouds



fog



snow-flakes



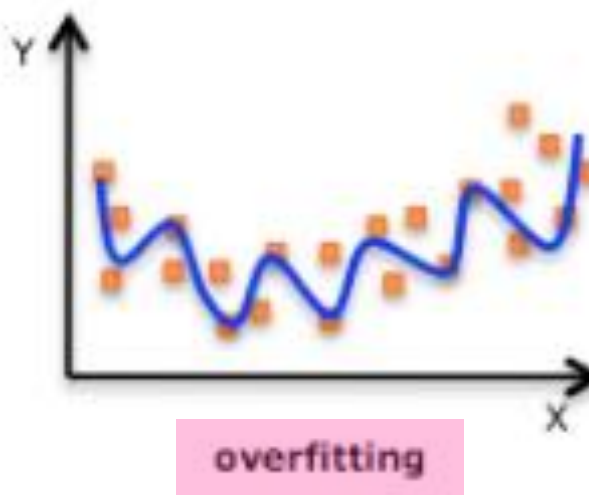
Fast-snowy-landscape

## 2. 모델평가

---

### 오버피팅(overfitting)

모델 학습데이터를 과도하게 학습하게 되어 학습데이터 이외의 새로운 데이터에 대해 예측을 하지 못하는 현상

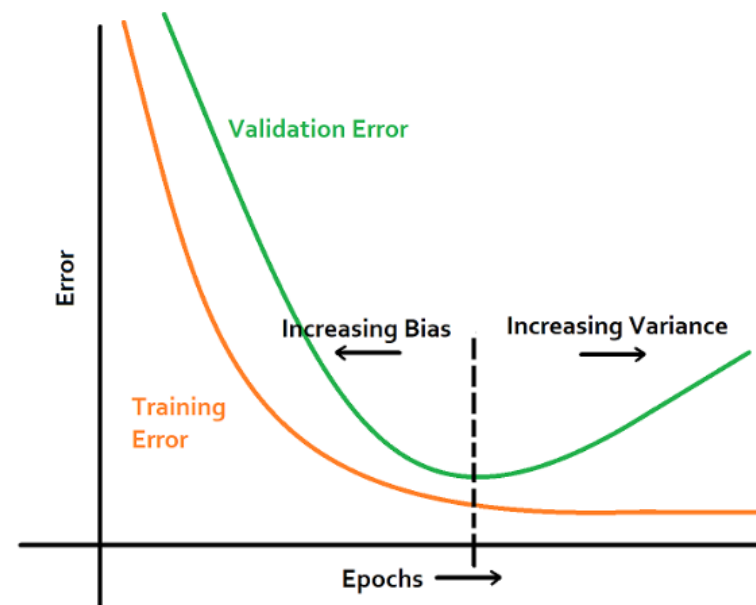




## 2. 모델평가

### 오버피팅(overfitting) 해결방안

- 더 많은 dataset 확보
- Dropout 기법 (추후 설명)
- EarlyStopping  
→ Validation Acc 가 감소하는 지점에서 학습을 중단

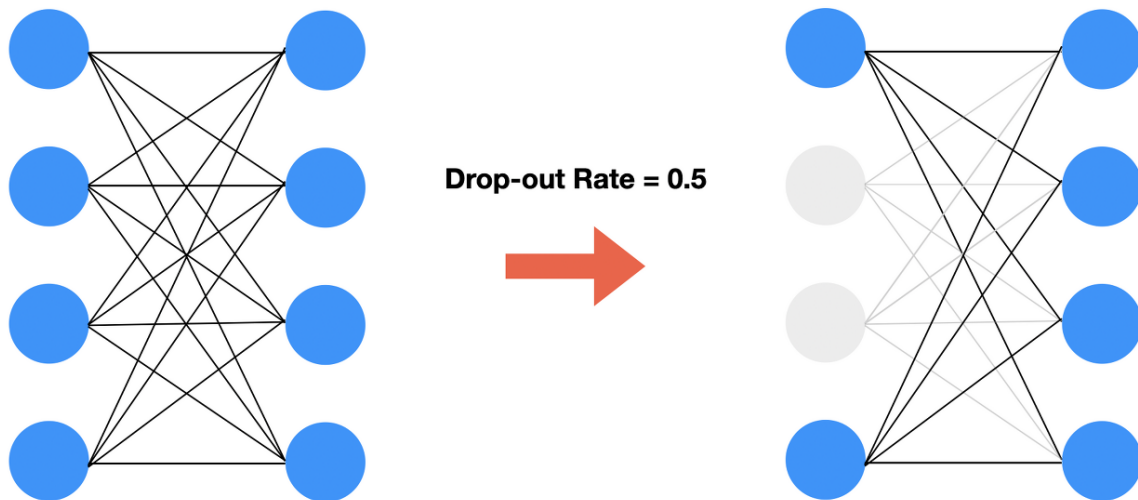


## 2. 모델평가

### 드롭아웃(Drop-out)

서로 연결된 연결망(layer)에서 0부터 1 사이의 확률로 뉴런을 제거(drop)하는 기법

- 과적합 방지



## 2. 모델평가

---

### 소프트맥스 함수(softmax)

입력받은 값을 0~1 사이의 출력이 되도록 정규화하여 **출력 벡터들의 총합이 항상 1**이 되는 특성을 가진 함수

- 딥러닝에서는 출력 노드의 활성화 함수로 많이 사용됨

$$\text{softmax}_i(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$$

where  $x \in \mathbb{R}^n$ .

## 2. 모델평가

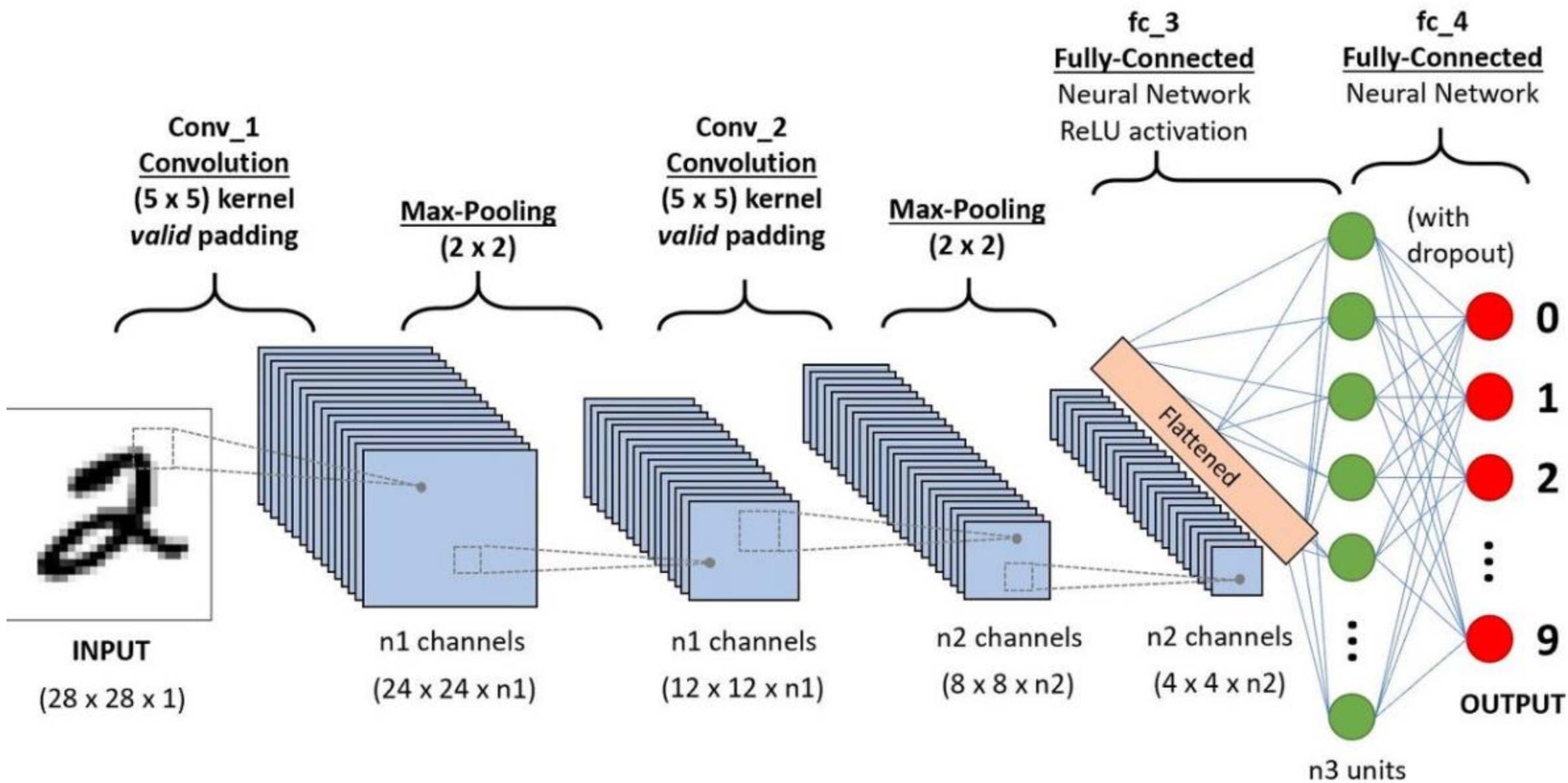
---

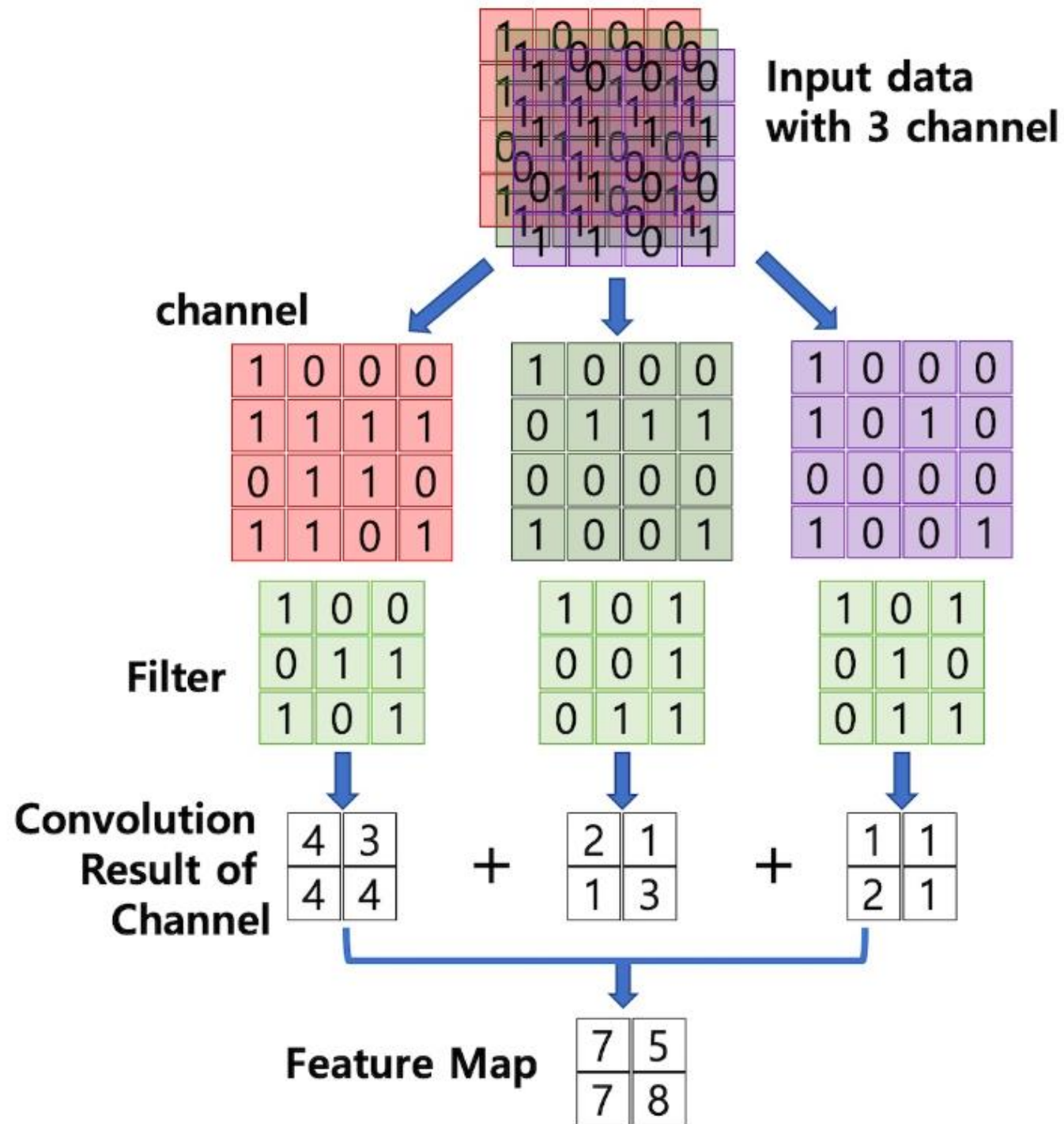
### 크로스엔트로피 함수(Cross-Entropy)

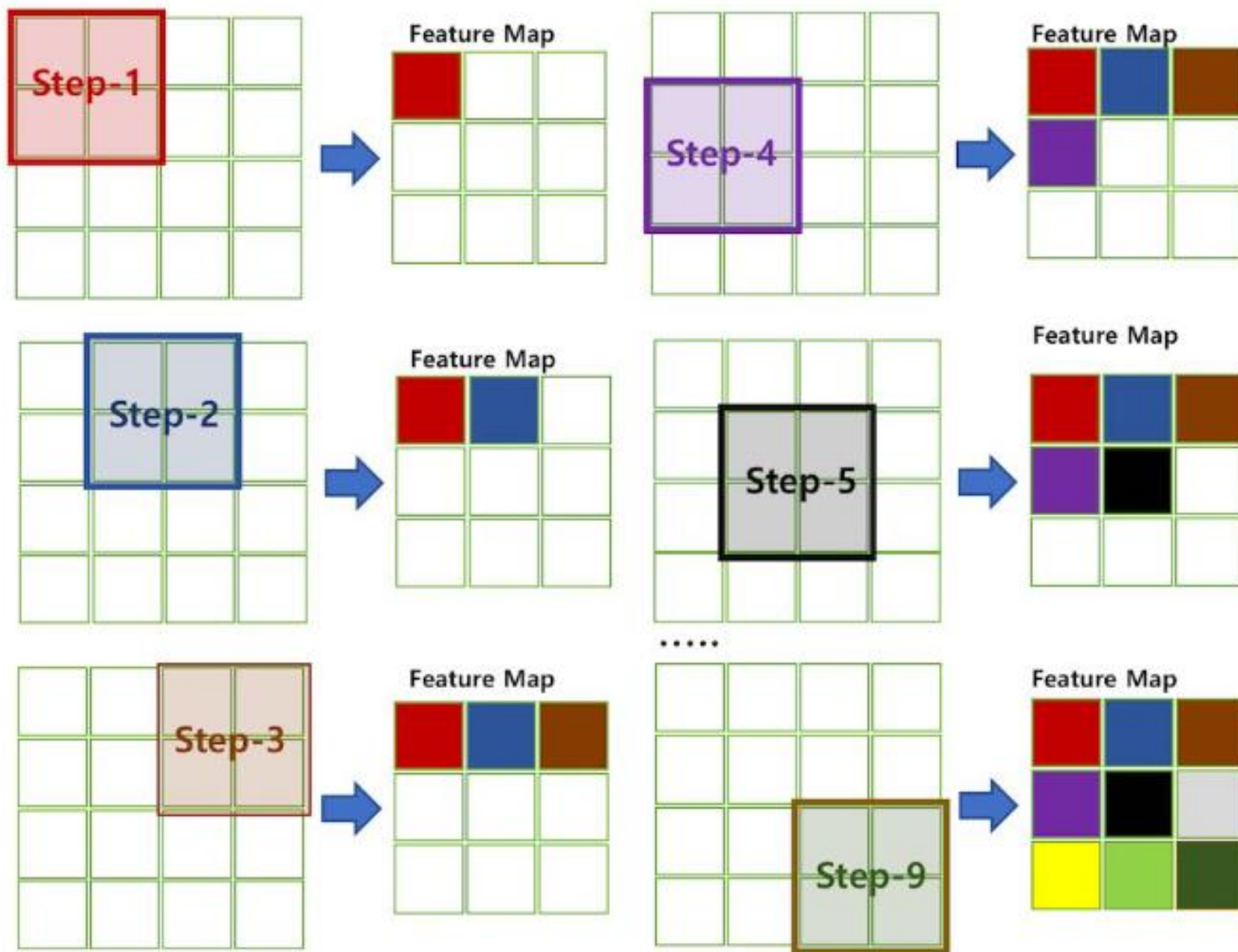
실제 데이터의 확률 분포와, 학습된 모델이 계산한 확률 분포의 차이를 구하는데 사용되는 손실 함수

$$H_p(q) = - \sum_{i=1}^n q(x_i) \log p(x_i)$$

## **3. CNN**









Activation Map

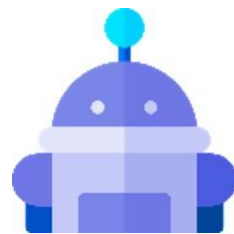
12	20	30	0
8	12	2	0
34	70	37	7
112	100	22	12

Max Pooling

20	30
112	37

Average Pooling

13	8
79	18



감사합니다