

Part. 02

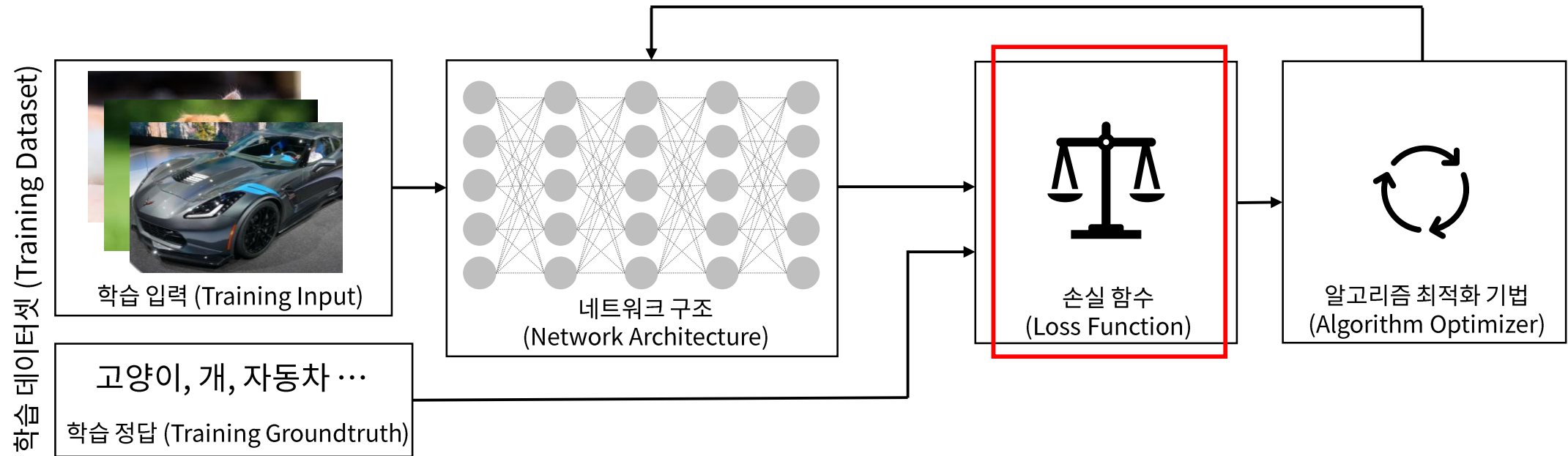
Neural Network Basics

| 손실 함수

FASTCAMPUS  
ONLINE

강사. 신제용

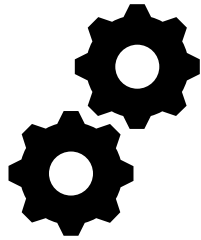
# I 손실 함수?



손실 함수 (Loss function)은 지도 학습 알고리즘에 반드시 정의되어야 한다.

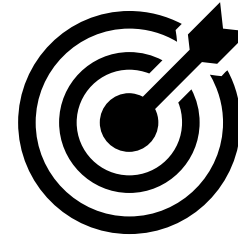
# I 손실 함수 vs. 성능 척도

## 손실 함수 (Loss function)



- 최적화 이론에서 최소화 하고자 하는 함수
- 알고리즘 학습 중 아직 ‘얼마나 못 하는지’ 표현
- 보통 미분 가능한 함수를 사용
- 목적 함수, 비용 함수, 에너지 함수 등으로 불림
- 학습 과정에서 중요한 역할을 함

## 성능 척도 (Performance measure)



- 학습된 알고리즘의 성능을 측정하는 지표
- 정량적으로 알고리즘을 비교/평가하기 위함
- 미분 가능 여부에 관계 없이 사용
- 학습 과정에서는 사용되지 않음
- ‘비즈니스 목표’와 연관이 높음

# I 알고리즘 학습의 수학적 의미

$$\tilde{\theta} = \arg \min_{\theta} L(x, y; \theta)$$

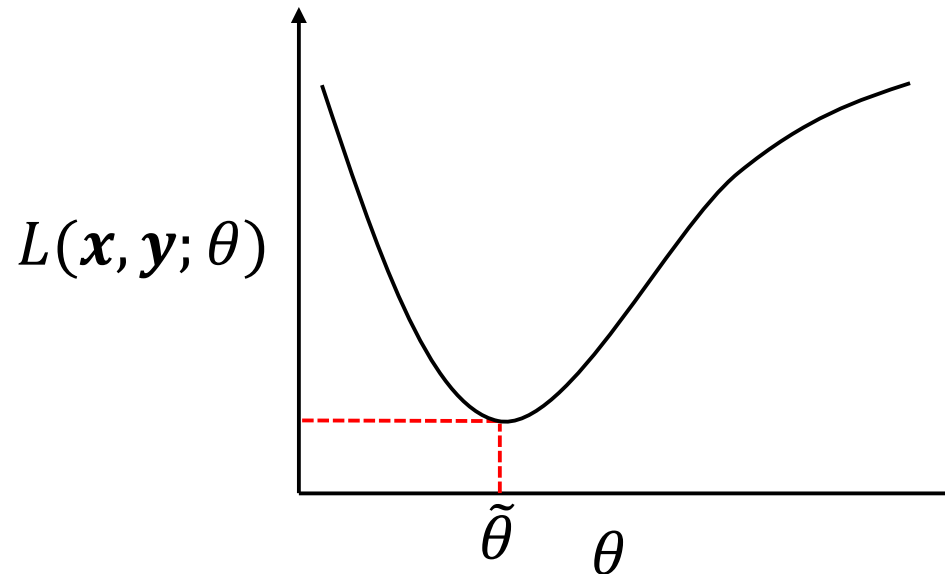
$L$  : 손실 함수

$x$  : 학습 데이터 입력

$y$  : 학습 데이터 정답

$\theta$  : 학습될 모든 파라미터를 모은 벡터

$\tilde{\theta}$  : 추정된 최적의 파라미터



딥러닝 알고리즘 학습의 길잡이로서 손실 함수가 필요하다.

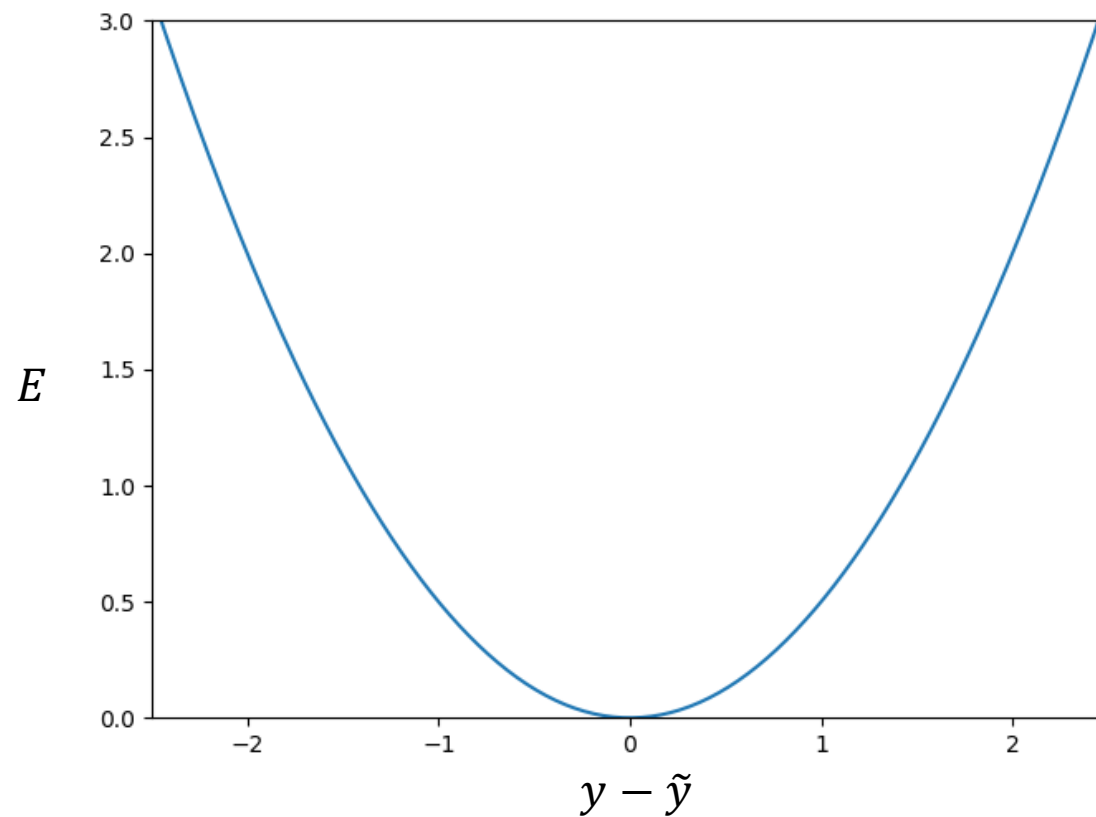
# I 평균제곱오차 함수

평균제곱오차 (Mean squared error; MSE)

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

$y_i$  : 학습 데이터 정답의  $i$ 번째 요소

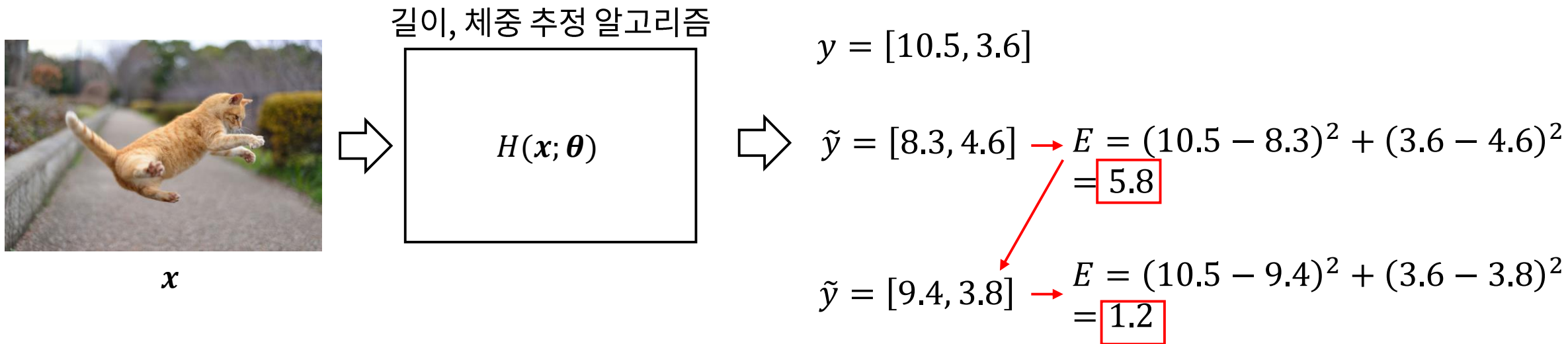
$\tilde{y}_i$  : 학습 데이터 입력으로 추정한 출력의  $i$ 번째 요소



가장 기본적인 손실 함수. 오차가 커질수록 손실함수가 빠르게 증가하는 특징이 있다.

회귀 (Regression)에 많이 쓰인다.

## I 평균제곱오차 함수 예제



MSE를 이용해, 고양이의 길이와 체중의 오차를 종합적으로 보고 줄여 나갈 수 있다.

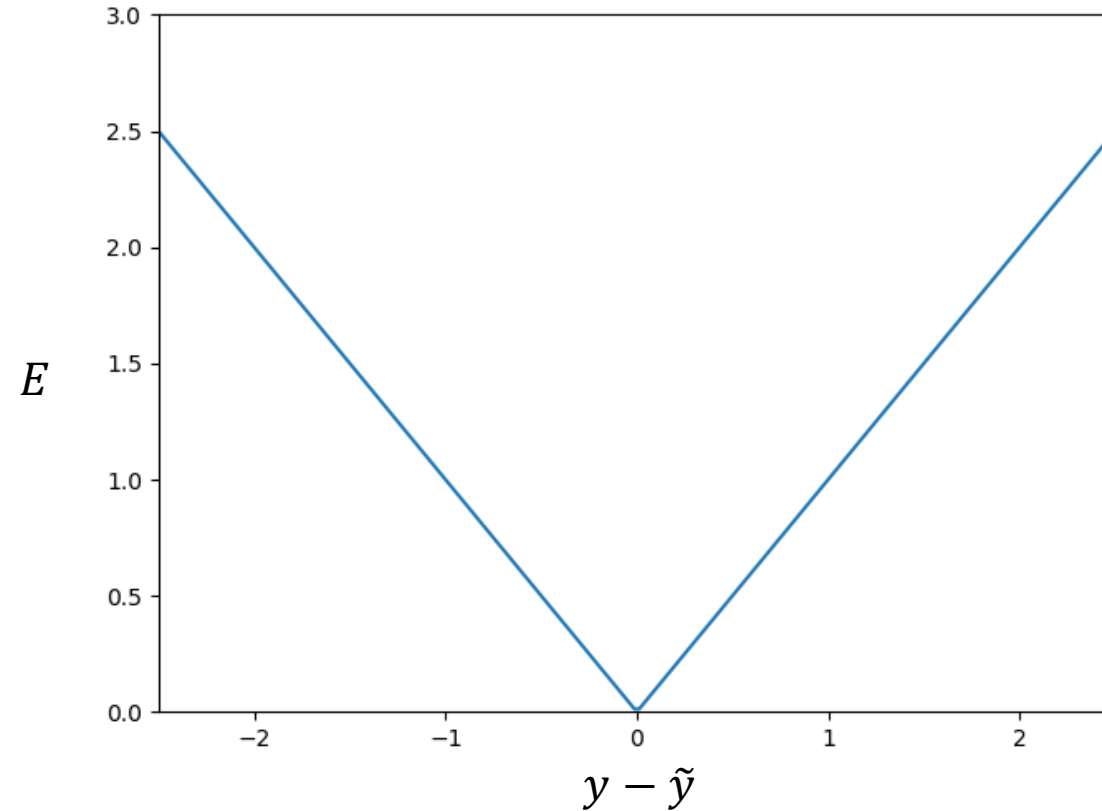
# I 평균절대오차 함수

평균절대오차 (Mean absolute error; MAE)

$$E = \sum_i |y_i - \tilde{y}_i|$$

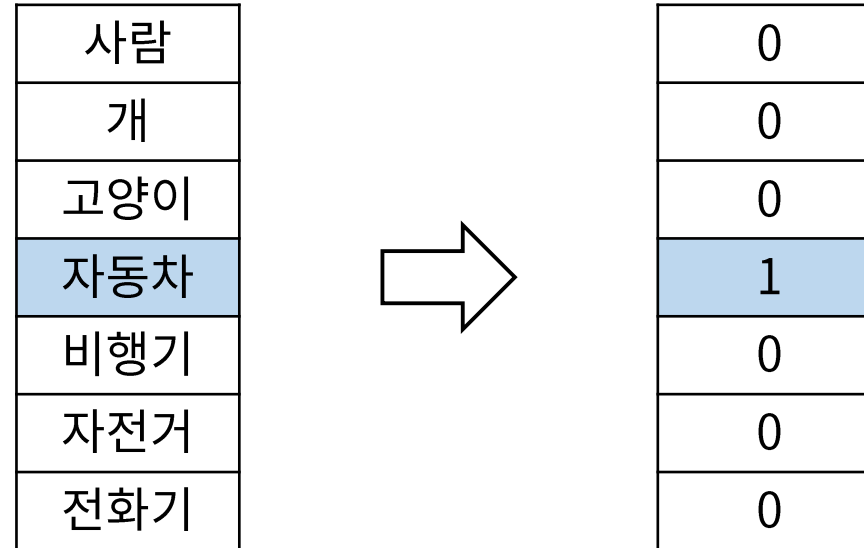
$y_i$  : 학습 데이터 정답의  $i$ 번째 요소

$\tilde{y}_i$  : 학습 데이터 입력으로 추정한 출력의  $i$ 번째 요소



오차가 커져도 손실함수가 일정하게 증가하는 특징이 있다. Outlier에 강건한(Robust) 특징이 있다.  
통계적으로 중간 값(Median)과 연관이 있다. 회귀 (Regression)에 많이 쓰인다.

# I 원-핫 인코딩



원-핫 인코딩 (One-hot encoding)은 다중 클래스 분류 문제의 정답을 표기할 때 사용. 정답 벡터의 각 인덱스 별로 클래스를 미리 정의하고, 정답에 해당하는 요소만 1로 표현. 이러한 정답 벡터를 **Label**이라고 부른다.



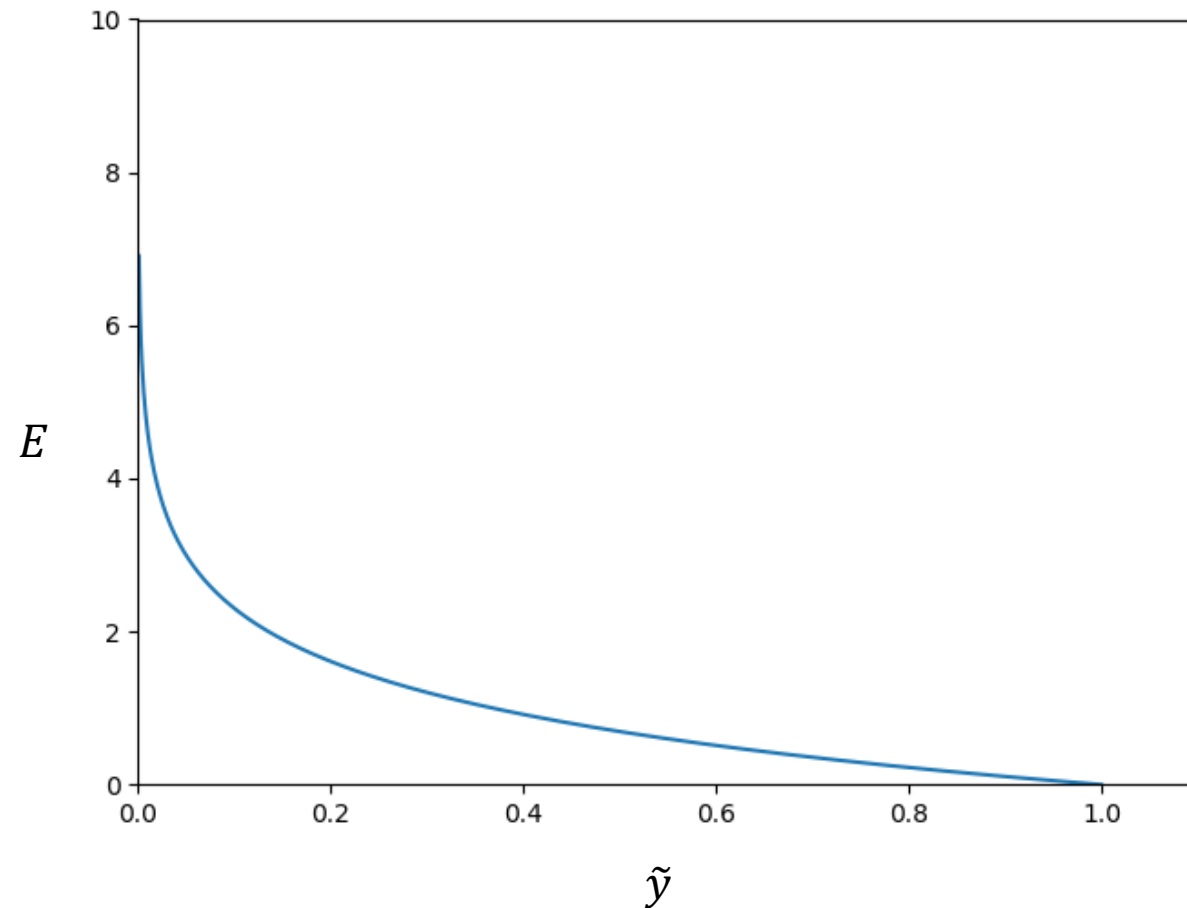
# I 교차 엔트로피 오차

교차 엔트로피 오차 (Cross entropy error; CEE)

$$E = - \sum_i y_i \log \tilde{y}_i$$

$y_i$  : 학습 데이터 정답의  $i$ 번째 요소 (원-핫 인코딩)

$\tilde{y}_i$  : 학습 데이터 입력으로 추정한 출력의  $i$ 번째 요소



원-핫 인코딩으로 인해, 정답인 클래스에 대해서만 오차를 계산. 정확히 맞추면 오차가 0, 틀릴수록 오차가 무한히 증가하는 특징이 있다.

## I 교차 엔트로피 오차 예제

 $x$ 

다중 클래스 분류 알고리즘

 $H(x; \theta)$  $y = [0, 0, 1, 0, 0, 0]$ 

$$\begin{aligned} \tilde{y} &= [0.0, 0.0, \boxed{0.6}, 0.3, 0.1] \longrightarrow E = 0.51 \\ \tilde{y} &= [0.0, 0.0, \boxed{0.8}, 0.15, 0.05] \longrightarrow E = 0.22 \end{aligned}$$

$$\text{softmax}(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$$

오차를 내는 과정에서는 정답 클래스만 비교하지만, 다중 클래스 분류의 활성화함수인 Softmax로 인해 다른 클래스에 대한 학습에도 영향을 준다.