11주차(3/3)

로지스틱 회귀 2

파이썬으로 배우는 기계학습

한동대학교
김영섭 교수

로지스틱 회귀

- 학습 목표
  - 로지스틱 함수를 이해한다.
  - 로지스틱 회귀 비용함수(교차 엔트로피)를 이해한다.
  - 로지스틱 회귀 신경망의 역전파를 계산한다.

- 학습 내용
  - 로지스틱 함수 이해
  - 로지스틱 회귀 비용함수(교차 엔트로피) 미분하기
  - 로지스틱 회귀 신경망의 역전파 계산

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - 시그모이드 함수

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

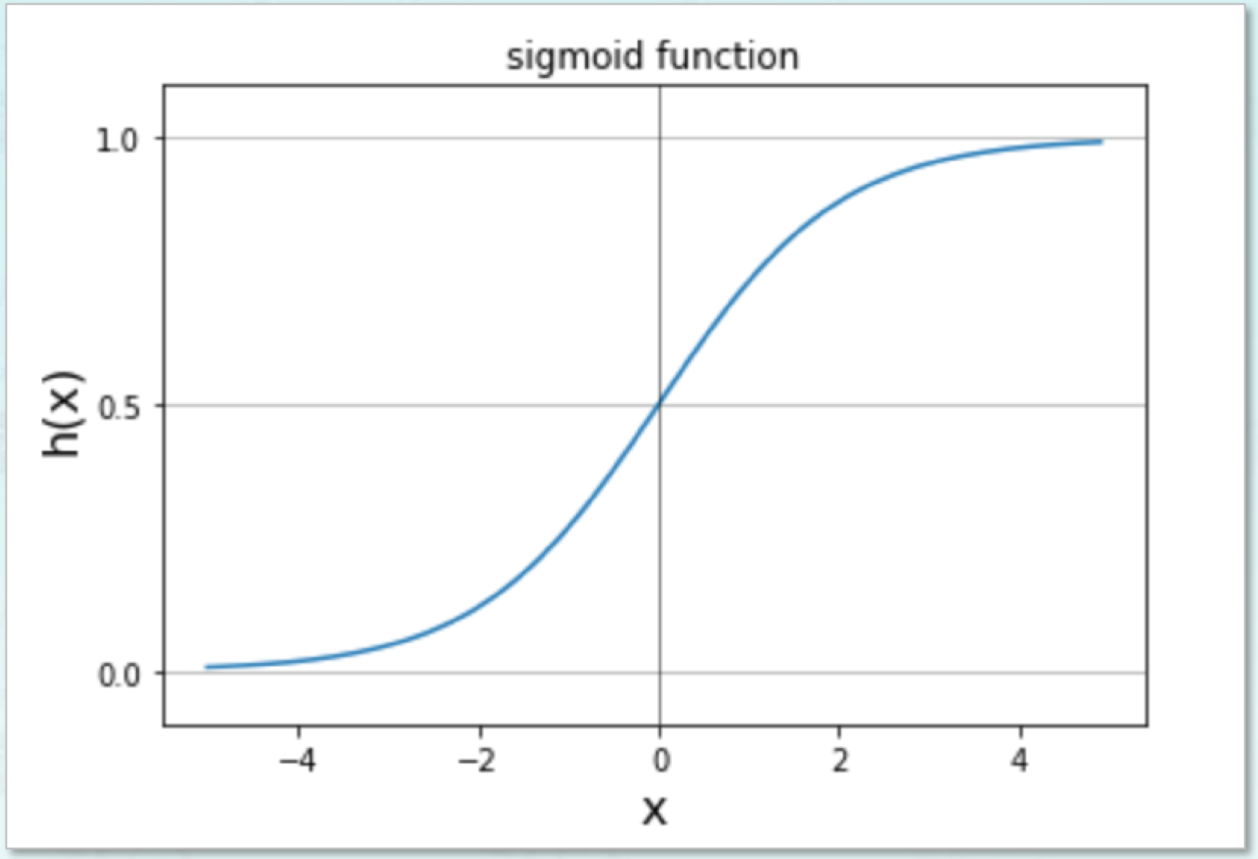
- 로지스틱 함수
  - 시그모이드 함수

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \begin{cases} \sigma(x) \to 1 & \text{if } x \to +\infty \\ \sigma(x) \to \frac{1}{2} & \text{if } x \to 0 \\ \sigma(x) \to 0 & \text{if } x \to -\infty \end{cases}$$

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - 시그모이드 함수

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \begin{cases} \sigma(x) \rightarrow 1 & \text{if } x \rightarrow +\infty \\ \sigma(x) \rightarrow \frac{1}{2} & \text{if } x \rightarrow 0 \\ \sigma(x) \rightarrow 0 & \text{if } x \rightarrow -\infty \end{cases}$$



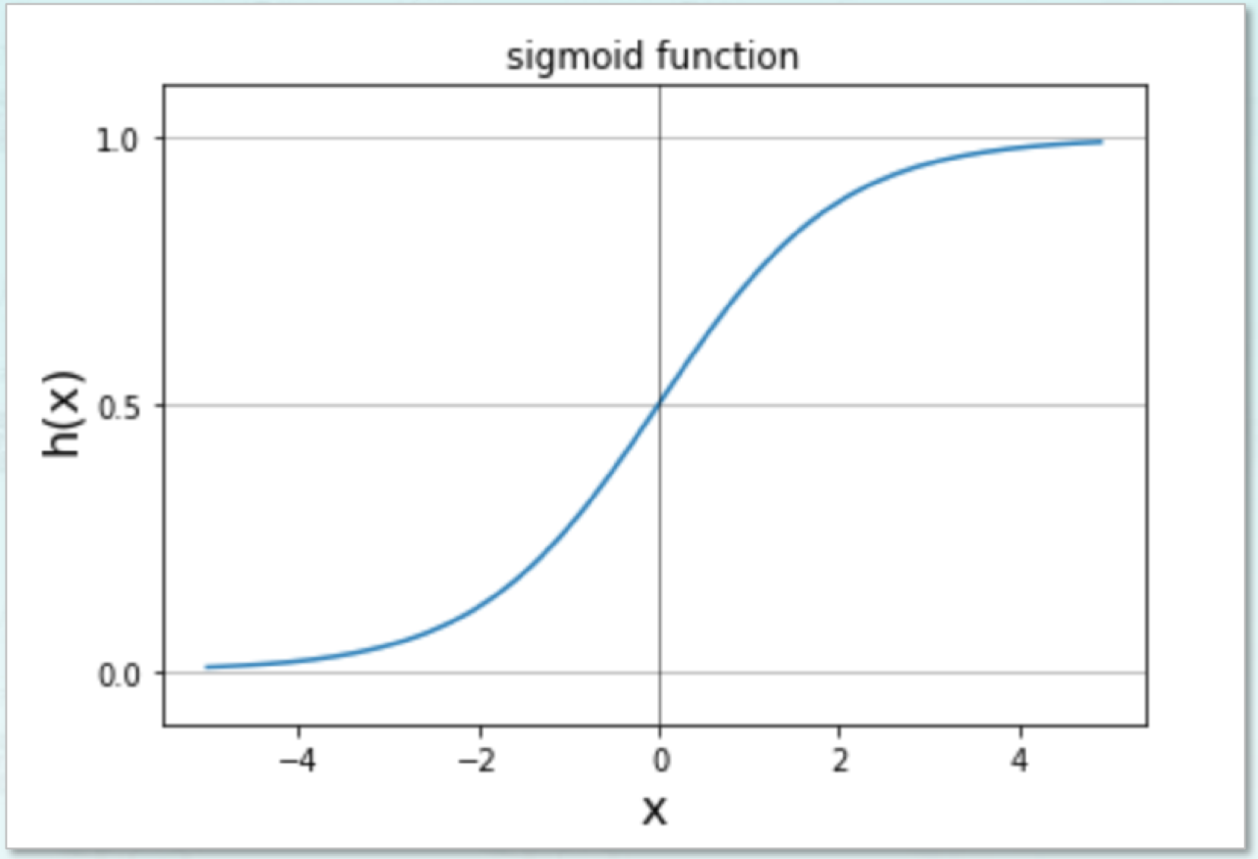
1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - 시그모이드 함수

$$sigmoid(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

  - **h(z) = WX**

$$h(z) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} = \frac{1}{1 + e^{-W \cdot X}}$$



1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$

- 시그모이드 함수

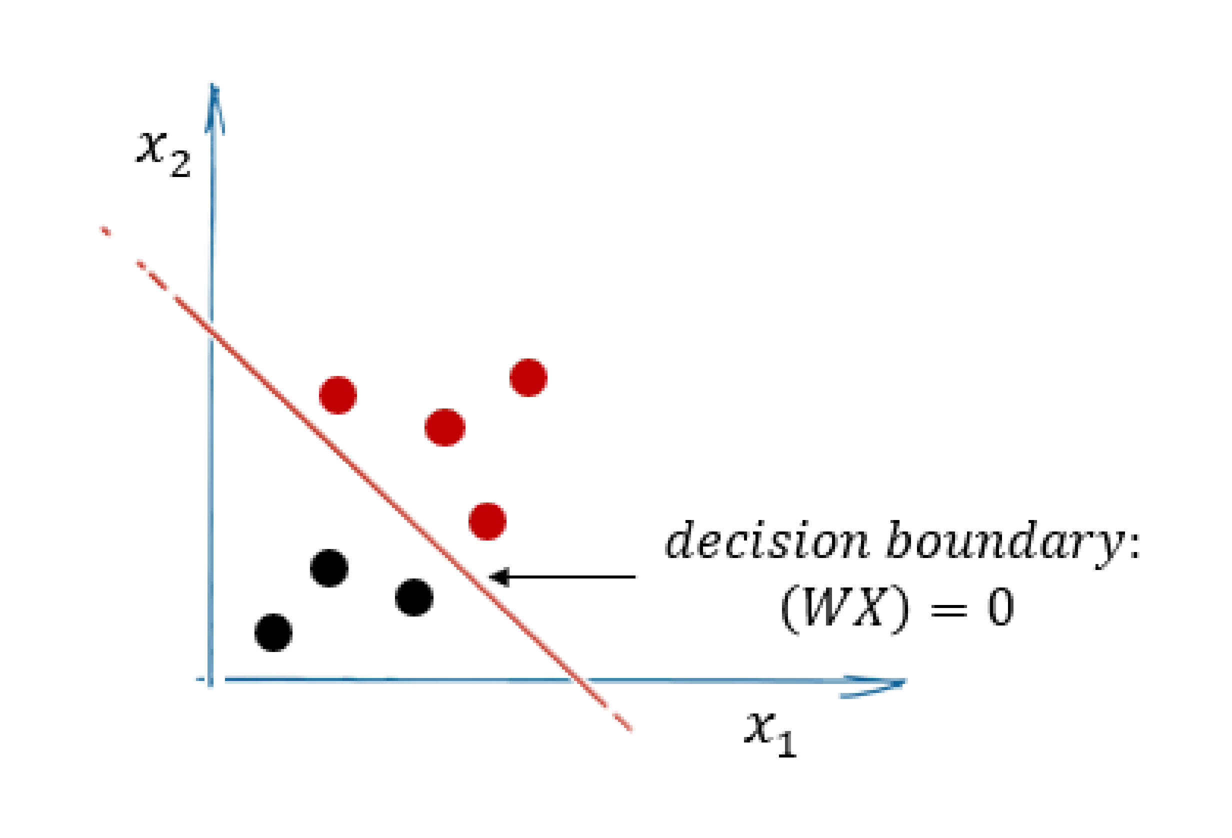
$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \begin{cases} \sigma(x) \to 1 & if \; x \to +\infty \\ \sigma(x) \to \frac{1}{2} & if \; x \to 0 \\ \sigma(x) \to 0 & if \; x \to -\infty \end{cases}$$

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$



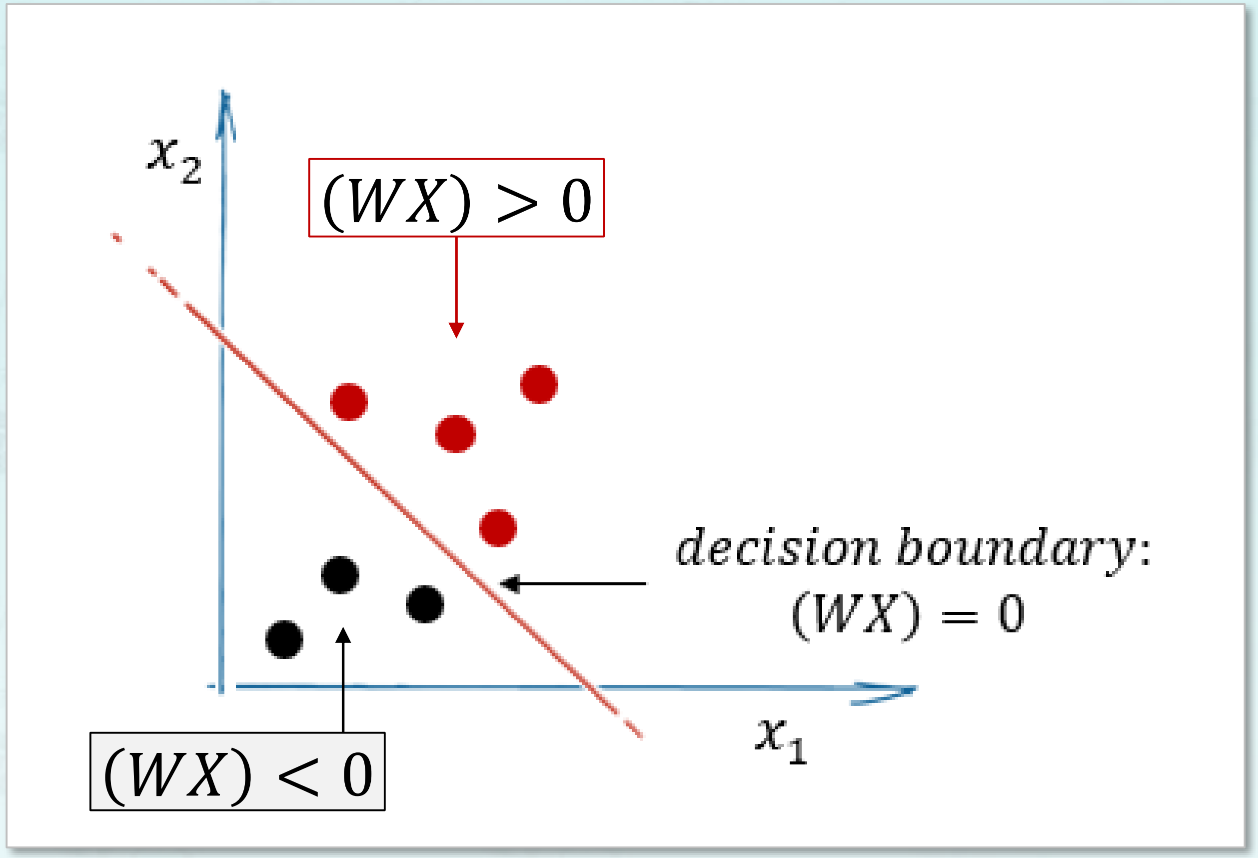
- 결정경계선
  - **hyperplane**

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1 + e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$



- 결정경계선
  - **hyperplane**
  - 예시: $\mathrm{W} = [-3,1,1]$

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

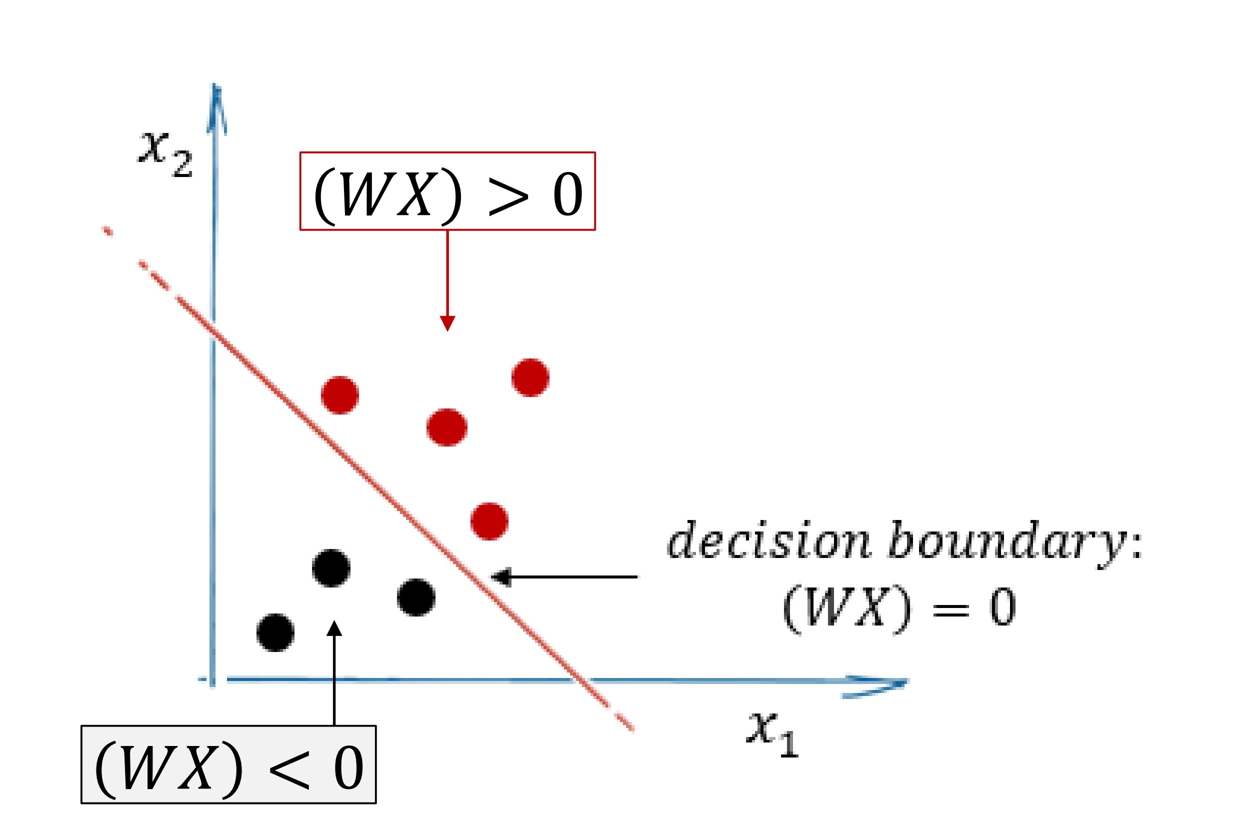
- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$

- 결정경계선
  - **hyperplane**
  - 예시: $\mathrm{W} = [-3,1,1]$

$$h(z) = h(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2) \\ = -3 + x_1 + x_2$$



1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$

- 결정경계선
  - **hyperplane**
  - 예시: $\mathrm{W} = [-3,1,1]$

1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$

- 결정경계선
  - **hyperplane**
  - 예시: $\mathrm{W} = [-3,1,1]$

$$z = w_0 + w_1 x_1^2 + w_2 x_2^2$$

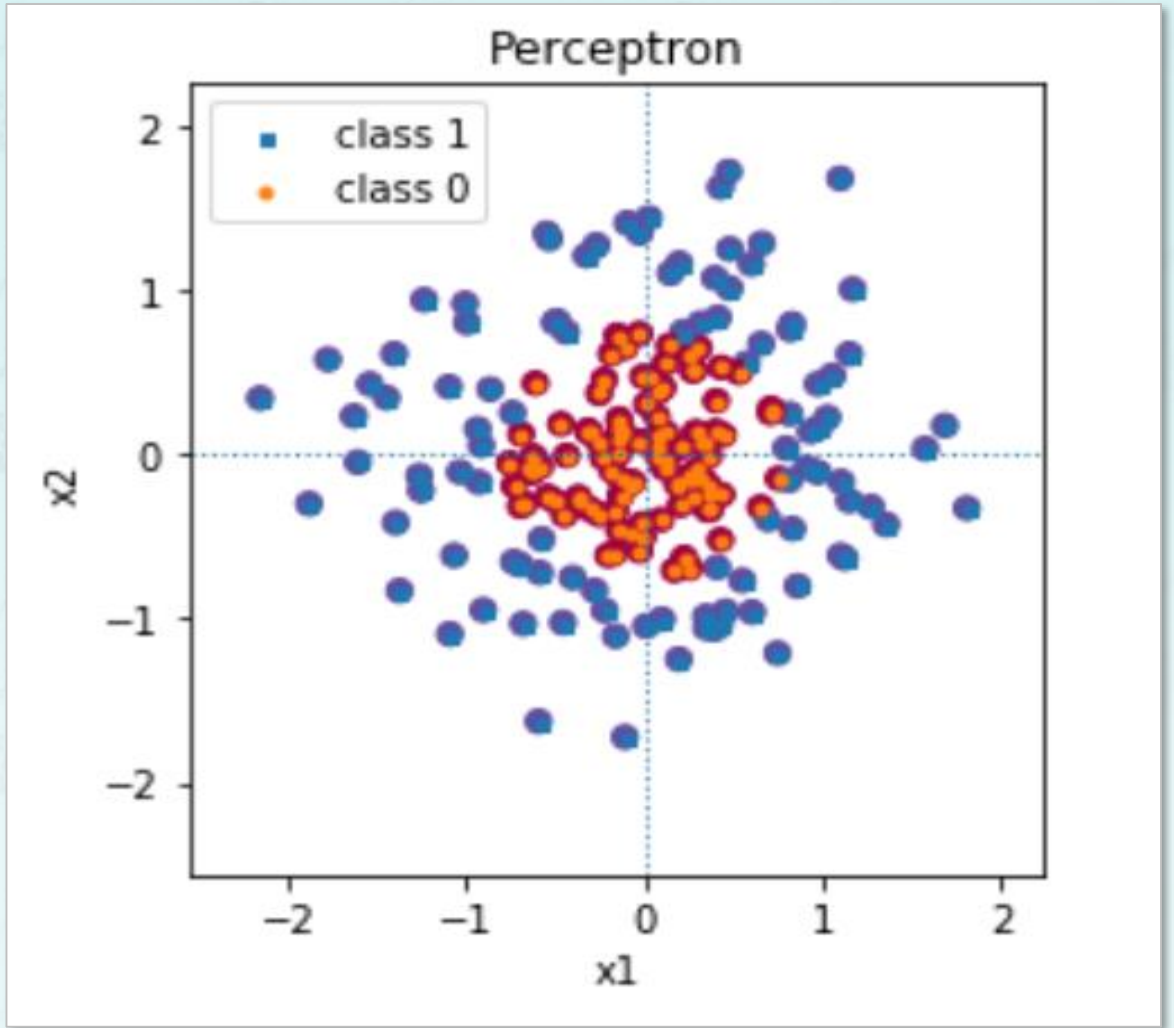
1. 로지스틱 함수: 모델 이해하기

- 로지스틱 함수
  - $y \in \{1,0\}$

Classifier:

$$y = h(z) = \frac{1}{1+e^{-WX}} \begin{cases} y \to 1 \; if \; WX \to \infty \\ y = \frac{1}{2} \; if \; WX \to 0 \\ y \to 0 \; if \; WX \to -\infty \end{cases}$$

- 결정경계선
  - **hyperplane**
  - 예시: $\mathrm{W} = [-3,1,1]$



$$z = w_0 + w_1 x_1^2 + w_2 x_2^2$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 오차함수 E

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 오차함수 E - 오차 제곱의 합, 평균
  - **SSE: Sum of Squared Error**
  - **MSE: Mean of Squared Error**

$$SSE = \sum_{i=1}^{m} \frac{1}{2}\left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2$$

$$MSE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \frac{1}{2}\left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 오차함수 E - 오차 제곱의 합, 평균
  - **SSE: Sum of Squared Error**
  - **MSE: Mean of Squared Error**

$$SSE = \sum_{i=1}^{m} \frac{1}{2}\left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2$$

$$MSE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \frac{1}{2}\left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2$$

- 선형 회귀
  - $y = WX$
- 로지스틱 회귀
  - $y = \frac{1}{1+e^{-WX}}$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if y} = 1. \\ -\log(1-h(z)) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

- 로지스틱 함수

$$h(z) = \frac{1}{1+e^{-W \cdot X}}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if } y = 1. \\ -\log(1 - h(z)) & \text{if } y = 0. \end{cases}$$

  - y: 클래스 레이블
  - $h(z)$: 신경망의 출력

- 로지스틱 함수

$$h(z) = \frac{1}{1 + e^{-W \cdot X}}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

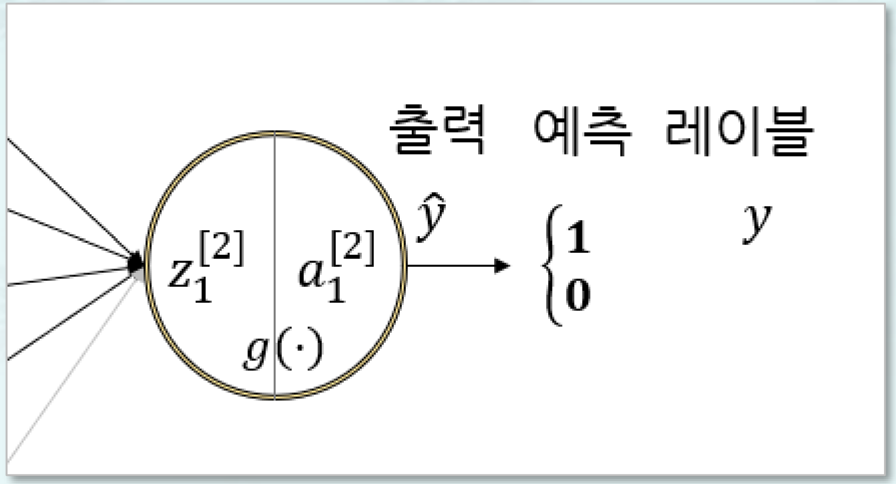
$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if y} = 1. \\ -\log(1-h(z)) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

$$e^{(i)} = \begin{cases} -\log\left(a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 1. \\ -\log\left(1-a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

- $a^{[2](i)}$
  - 출력층 (i)번째 노드의 출력

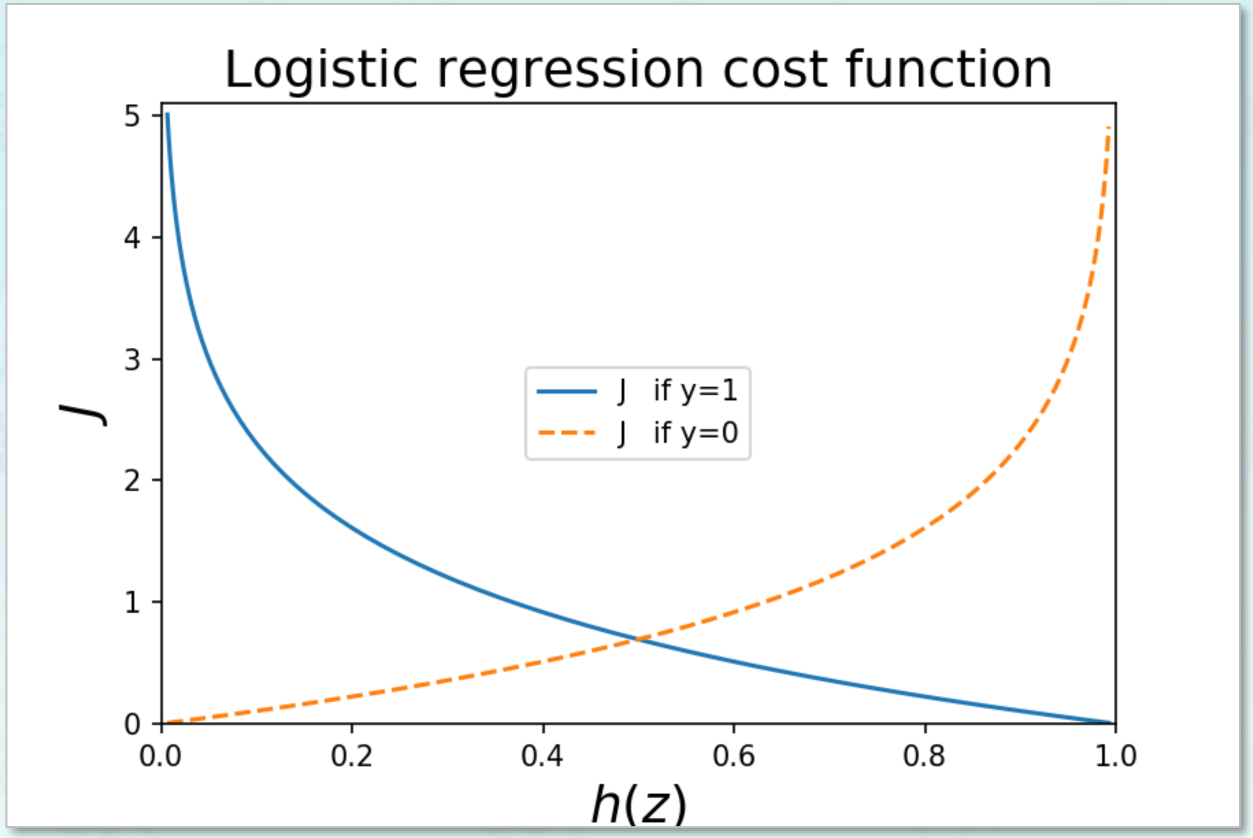
- 로지스틱 함수

$$h(z) = \frac{1}{1+e^{-W\cdot X}}$$



2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J



$$e^{(i)} = \begin{cases} -\log\left(a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 1. \\ -\log\left(1 - a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

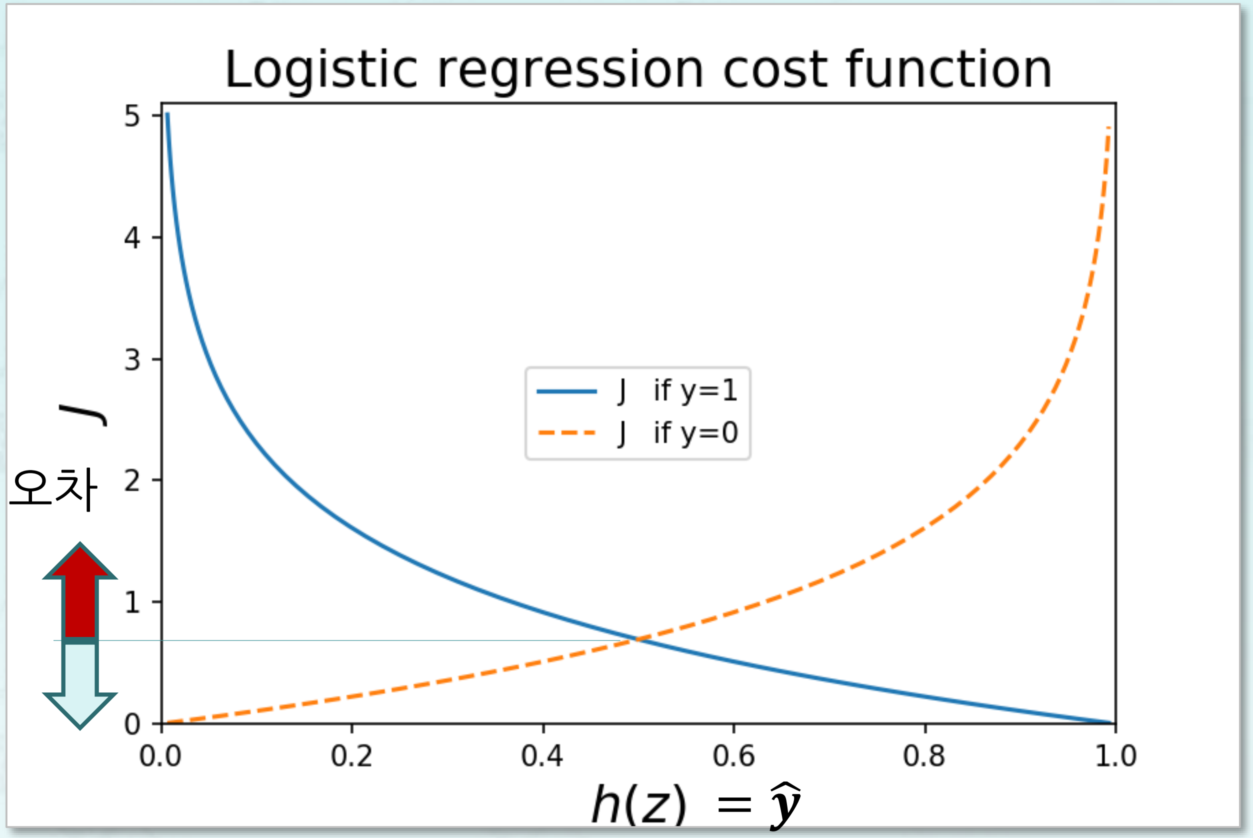
2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

(1) $y\ =\ 1,\ \hat{y} = 0.2$ 일 때 오차는?

(a) 작다 **(b)** 크다

(a) 실선 **(b)** 점선



2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

(1) $y = 1, \hat{y} = 0.2$ 일 때 오차는?

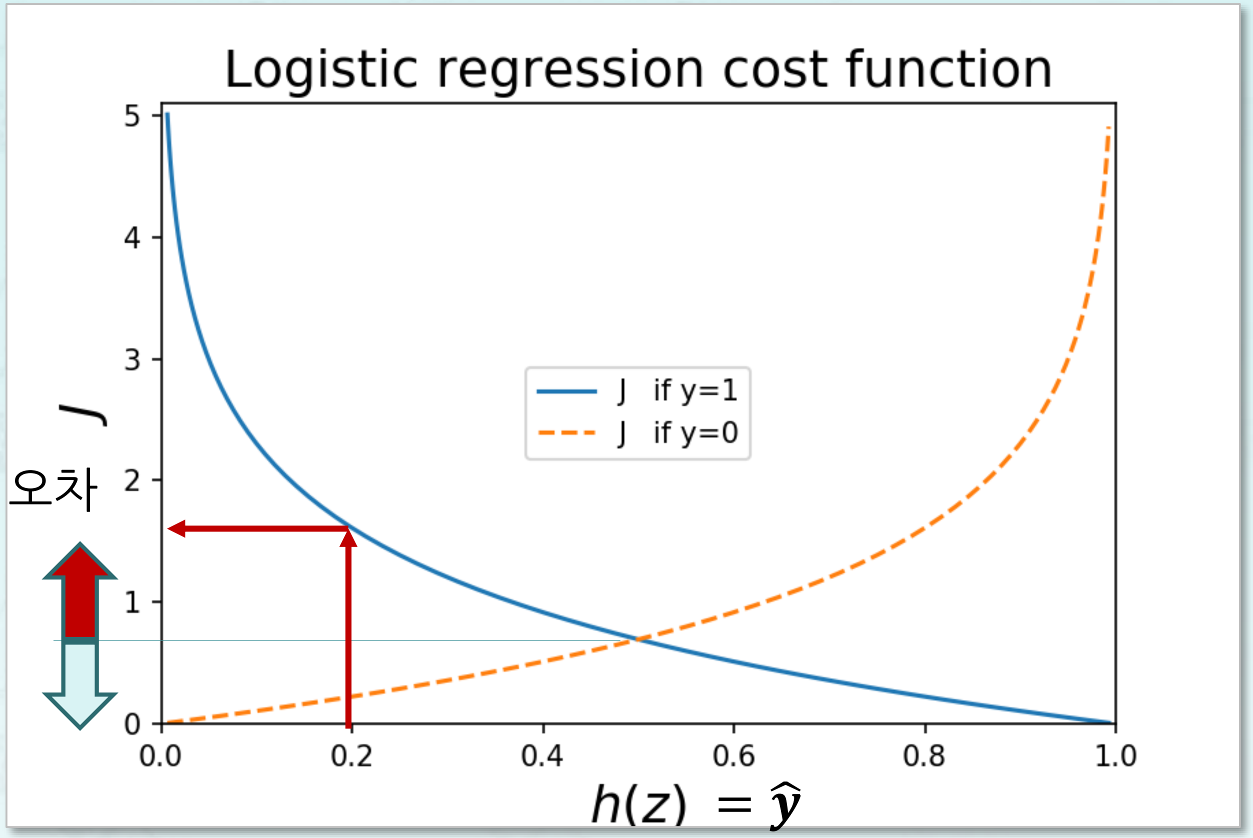
(a) 작다 **(b)** 크다

(a) 실선 **(b)** 점선

(2) $y = 1, \hat{y} = 0.8$ 일 때 오차는?

(a) 작다 **(b)** 크다

(a) 실선 **(b)** 점선



2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

(1) $y = 1,\ \hat{y} = 0.2$ 일 때 오차는?

(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선

(2) $y = 1,\ \hat{y} = 0.8$ 일 때 오차는?

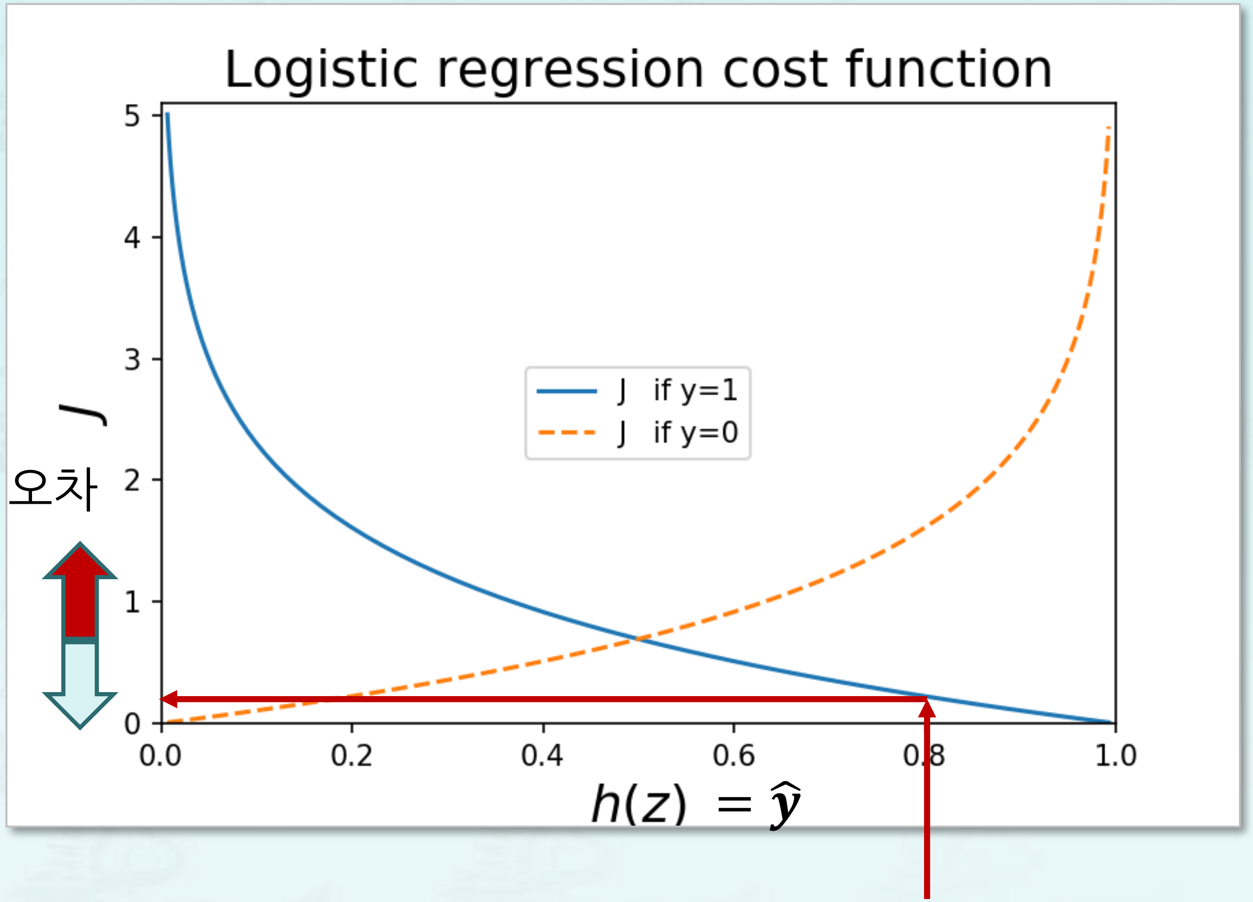
(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선

(3) $y = 0,\ \hat{y} = 0.9$ 일 때 오차는?

(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선



2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

(1) $y = 1,\ \hat{y} = 0.2$ 일 때 오차는?

(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선

(2) $y = 1,\ \hat{y} = 0.8$ 일 때 오차는?

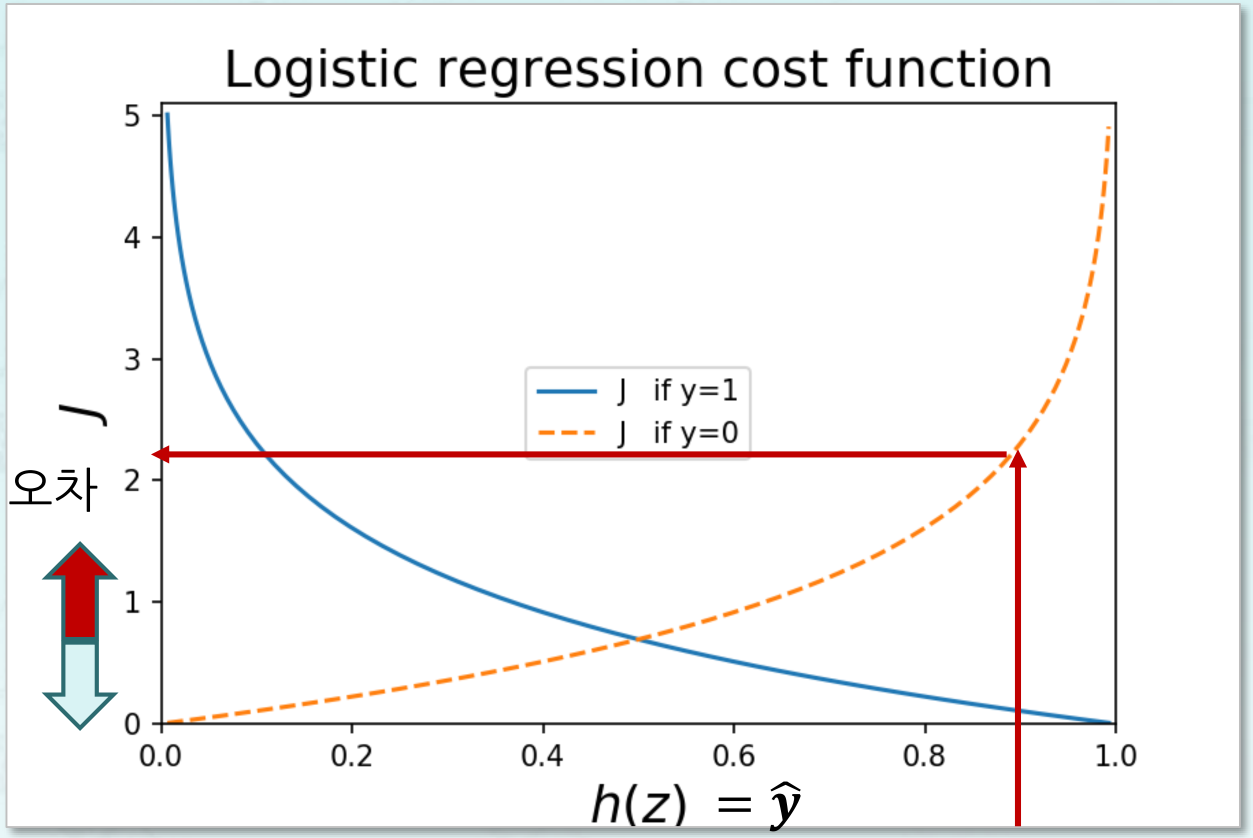
(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선

(3) $y = 0,\ \hat{y} = 0.9$ 일 때 오차는?

(a) 작다 (b) 크다

(a) 실선 (b) 점선

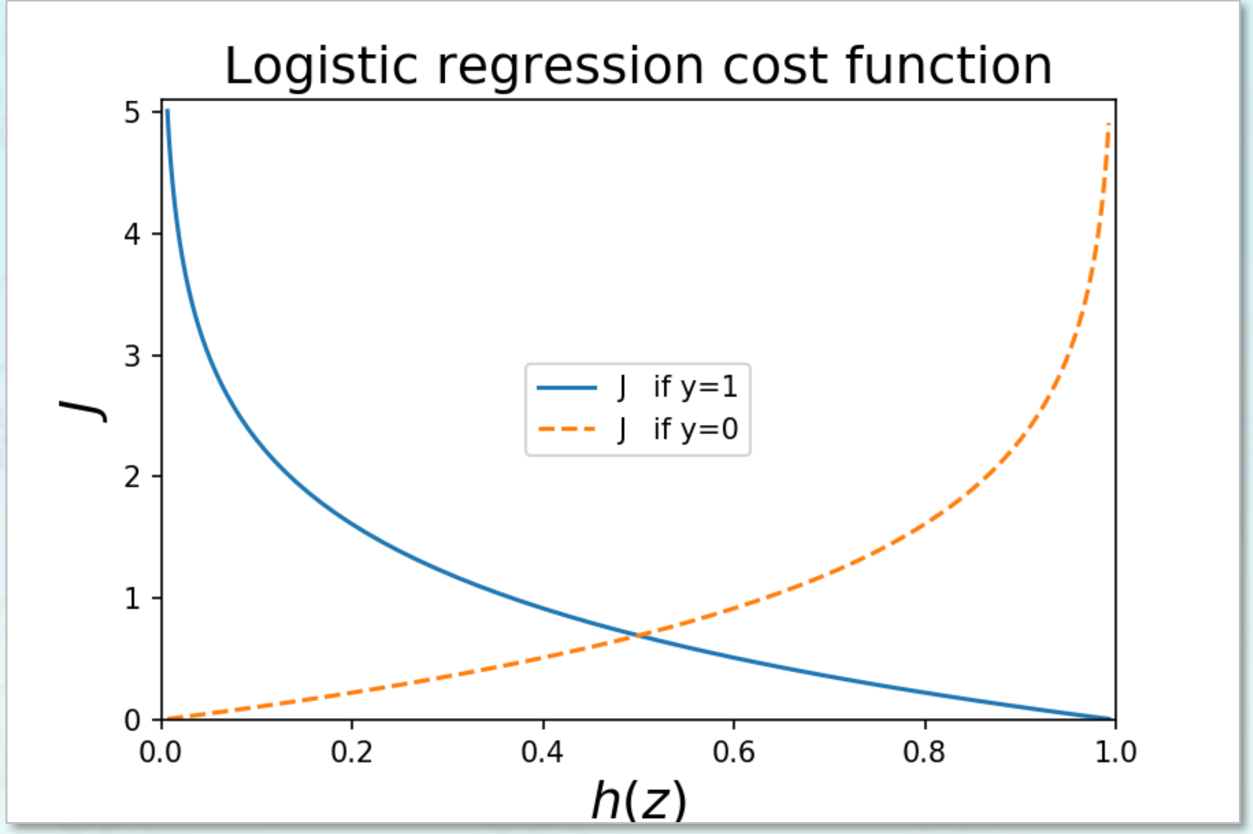


2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if y} = 1. \\ -\log(1-h(z)) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

$$e^{(i)} = \begin{cases} -\log\left(a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 1. \\ -\log\left(1-a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$



- $a^{[2](i)}$
  - 출력층 (i)번째 노드의 출력

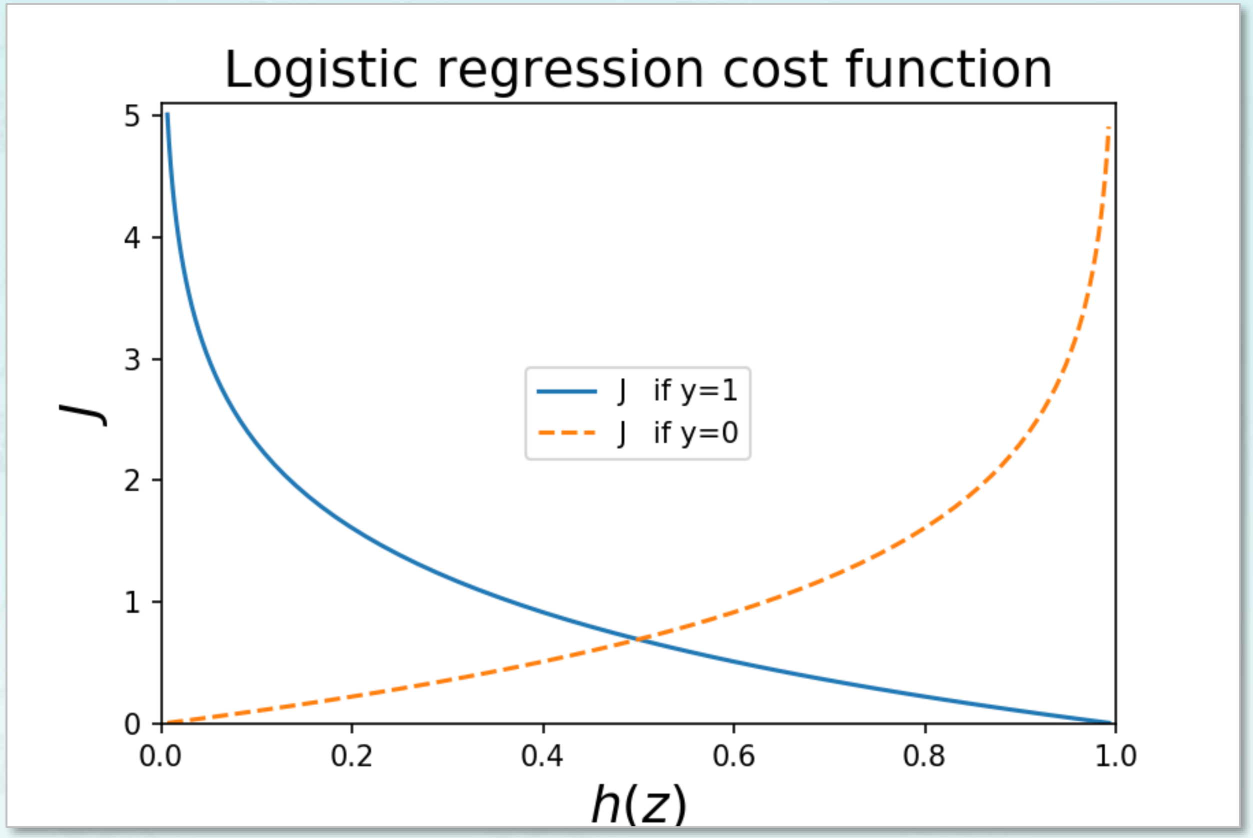
$$e^{(i)} = -y\log\left(a^{[2](i)}\right) - (1-y)\log\left(1-a^{[2](i)}\right)$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if y} = 1. \\ -\log(1 - h(z)) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

$$e^{(i)} = \begin{cases} -\log\left(a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 1. \\ -\log\left(1 - a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$



$$e^{(i)} = -y\log\left(a^{[2](i)}\right) - (1-y)\log\left(1 - a^{[2](i)}\right)$$

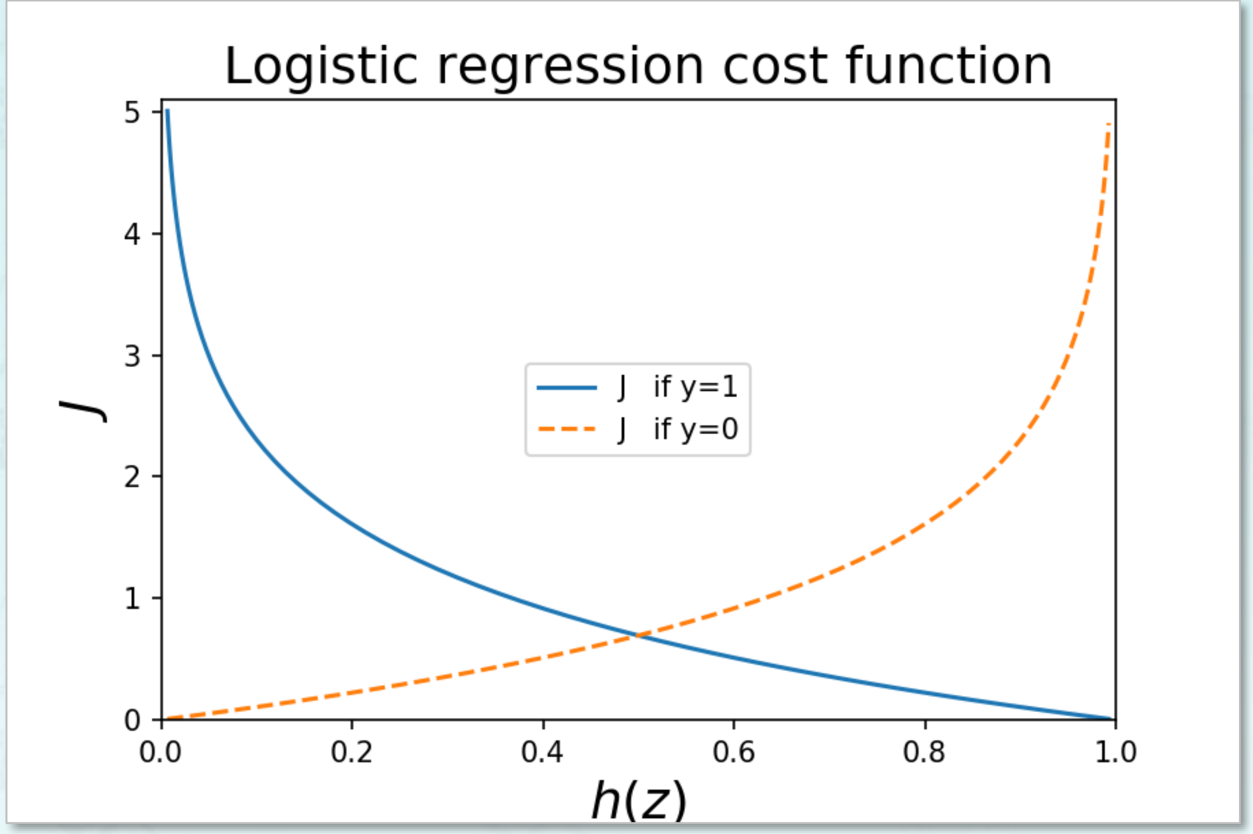
- $a^{[2](i)}$
  - 출력층 (i)번째 노드의 출력

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J = \begin{cases} -\log(h(z)) & \text{if y} = 1. \\ -\log(1-h(z)) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$

$$e^{(i)} = \begin{cases} -\log\left(a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 1. \\ -\log\left(1-a^{[2](i)}\right) & \text{if y} = 0. \end{cases}$$



$$e^{(i)} = -y\log\left(a^{[2](i)}\right) - (1-y)\log\left(1-a^{[2](i)}\right)$$

- $a^{[2](i)}$
  - 출력층 **(i)**번째 노드의 출력

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$e^{(i)} = -y\log\left(a^{[2](i)}\right) - (1-y)\log\left(1-a^{[2](i)}\right)$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(y^{(i)}\log\left(a^{[2](i)}\right) + (1-y^{(i)})\log\left(1-a^{[2](i)}\right)\right)$$

$$e^{(i)} = -y\log\left(a^{[2](i)}\right) - (1-y)\log\left(1-a^{[2](i)}\right)$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(\boxed{y^{(i)}}\log\left(\boxed{a^{[2](i)}}\right) + (1 - y^{(i)})\log\left(1 - a^{[2](i)}\right)\right)$$

$$\boxed{y^{(1)}} \qquad \boxed{\hat{y}^{(1)}}$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(\underbrace{\boxed{y^{(i)}}}_{y^{(1)}}\log\left(\underbrace{\boxed{a^{[2](i)}}}_{\hat{y}^{(1)}}\right) + \left(\underbrace{\boxed{1-y^{(i)}}}_{y^{(2)}}\right)\log\left(\underbrace{\boxed{1-a^{[2](i)}}}_{\hat{y}^{(2)}}\right)\right)$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)

2. 로지스틱 회귀: 비용함수

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(\underbrace{y^{(i)}}_{y^{(1)}}\log\left(\underbrace{a^{[2](i)}}_{\hat{y}^{(1)}}\right) + \left(\underbrace{1-y^{(i)}}_{y^{(2)}}\right)\log\left(\underbrace{1-a^{[2](i)}}_{\hat{y}^{(2)}}\right)\right)$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy)**

$$J = -\sum_{i} y^{(i)}\, log(\hat{y}^{(i)})$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(y^{(i)}\log\left(a^{[2](i)}\right) + (1 - y^{(i)})\log\left(1 - a^{[2](i)}\right)\right)$$

y:클래스 레이블, 0 혹은 1
a:출력층의 출력, $a^{[2](i)}$
로지스틱 회귀 가설함수의 출력
z:wx

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{\partial}{\partial w_j}\frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y\log(a) + (1-y)\log(1-a)\right] \qquad \because a = h(z) = \sigma(z)$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(y^{(i)}\log\left(a^{[2](i)}\right) + (1-y^{(i)})\log\left(1-a^{[2](i)}\right)\right)$$

y:클래스 레이블, 0 혹은 1
a:출력층의 출력, $a^{[2](i)}$
로지스틱 회귀 가설함수의 출력
z:wx

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{\partial}{\partial w_j}\frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y\log(a) + (1-y)\log(1-a)\right] \qquad \because a = h(z) = \sigma(z)$$

$$= \frac{\partial}{\partial w_j}\frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y\log(\sigma(z)) + (1-y)\log(1-\sigma(z))\right] \qquad \because \frac{d}{dx}log(x) = \frac{1}{x}$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)}\frac{\partial\sigma(z)}{\partial w_j} + \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\frac{\partial(1-\sigma(z))}{\partial w_j}\right] \qquad \because \frac{d}{dx}f(g(x)) = f'(g(x))g'(x)$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 비용함수 J

$$J(w) = -\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}\left(y^{(i)}\log\left(a^{[2](i)}\right) + (1-y^{(i)})\log\left(1-a^{[2](i)}\right)\right)$$

y:클래스 레이블, 0 혹은 1
a:출력층의 출력, $a^{[2](i)}$
로지스틱 회귀 가설함수의 출력
z:wx

$$\begin{aligned}
\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} &= \frac{\partial}{\partial w_j}\frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y\log(a) + (1-y)\log(1-a)\right] && \because a = h(z) = \sigma(z) \\
&= \frac{\partial}{\partial w_j}\frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y\log(\sigma(z)) + (1-y)\log(1-\sigma(z))\right] && \because \frac{d}{dx}log(x) = \frac{1}{x} \\
&= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)}\frac{\partial\sigma(z)}{\partial w_j} + \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\frac{\partial(1-\sigma(z))}{\partial w_j}\right] && \because \frac{d}{dx}f(g(x)) = f'(g(x))g'(x) \\
&= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\frac{\partial\sigma(z)}{\partial w_j}
\end{aligned}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\sigma'(z)x_j \qquad \because z = w_j x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y(1-\sigma(z))-\sigma(z)(1-y)}{\sigma(z)(1-\sigma(z))}\right]\sigma'(z)x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y(1-\sigma(z))-\sigma(z)(1-y)\right]x_j \qquad \because \sigma'(z) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y-\sigma(z)\right]x_j$$

$$= -\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y^{(i)}-\hat{y}^{(i)}\right]x_j^{(i)}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\sigma'(z)x_j \qquad \because z = w_j x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)}{\sigma(z)(1-\sigma(z))}\right]\sigma'(z)x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}[y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)]\,x_j \qquad \because \sigma'(z) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}[y-\sigma(z)]\,x_j$$

$$= -\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right]\,x_j^{(i)}$$

역전파 2: $W^{[2]}$의 오차함수 미분 – 4단계

$$\Delta w_{jk}^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \boxed{-(y_k - \hat{y}_k)} \cdot \boxed{g'(z_k)} \cdot \boxed{a_j}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial W^{[2]}} = \boxed{-E^{[2]}} \cdot g'(Z^{[2]}) \cdot A^{[1]T}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\sigma'(z)x_j \qquad \because z = w_j x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)}{\sigma(z)(1-\sigma(z))}\right]\sigma'(z)x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)\right]x_j \qquad \because \sigma'(z) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y - \sigma(z)\right]x_j$$

$$= -\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right]x_j^{(i)}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial J}{\partial W^{[2]}} = -\frac{1}{m}E^{[2]}(1)A^{[1]T}$$

역전파 2: $W^{[2]}$의 오차함수 미분 – 4단계

$$\Delta w_{jk}^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial W^{[2]}} = -E^{[2]} \cdot g'(Z^{[2]}) \cdot A^{[1]T}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\sigma'(z)x_j \qquad \because z = w_j x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)}{\sigma(z)(1-\sigma(z))}\right]\sigma'(z)x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)\right]x_j \qquad \because \sigma'(z) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y - \sigma(z)\right]x_j$$

$$= -\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right]x_j^{(i)}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial J}{\partial W^{[2]}} = -\frac{1}{m}E^{[2]}(1)A^{[1]T}$$

역전파 2: $W^{[2]}$의 오차함수 미분 – 4단계

$$\Delta w_{jk}^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \boxed{-(y_k - \hat{y}_k)} \cdot \boxed{g'(z_k)} \cdot \boxed{a_j}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial W^{[2]}} = \boxed{-E^{[2]}} \cdot g'(Z^{[2]}) \cdot A^{[1]T}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_j} = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y}{\sigma(z)} - \frac{(1-y)}{1-\sigma(z)}\right]\sigma'(z)x_j \qquad \because z = w_j x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[\frac{y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)}{\sigma(z)(1-\sigma(z))}\right]\sigma'(z)x_j$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y(1-\sigma(z)) - \sigma(z)(1-y)\right]x_j \qquad \because \sigma'(z) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

$$= \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y - \sigma(z)\right]x_j$$

$$= -\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right]x_j^{(i)}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial J}{\partial W^{[2]}} = -\frac{1}{m}E^{[2]}(1)A^{[1]T}$$

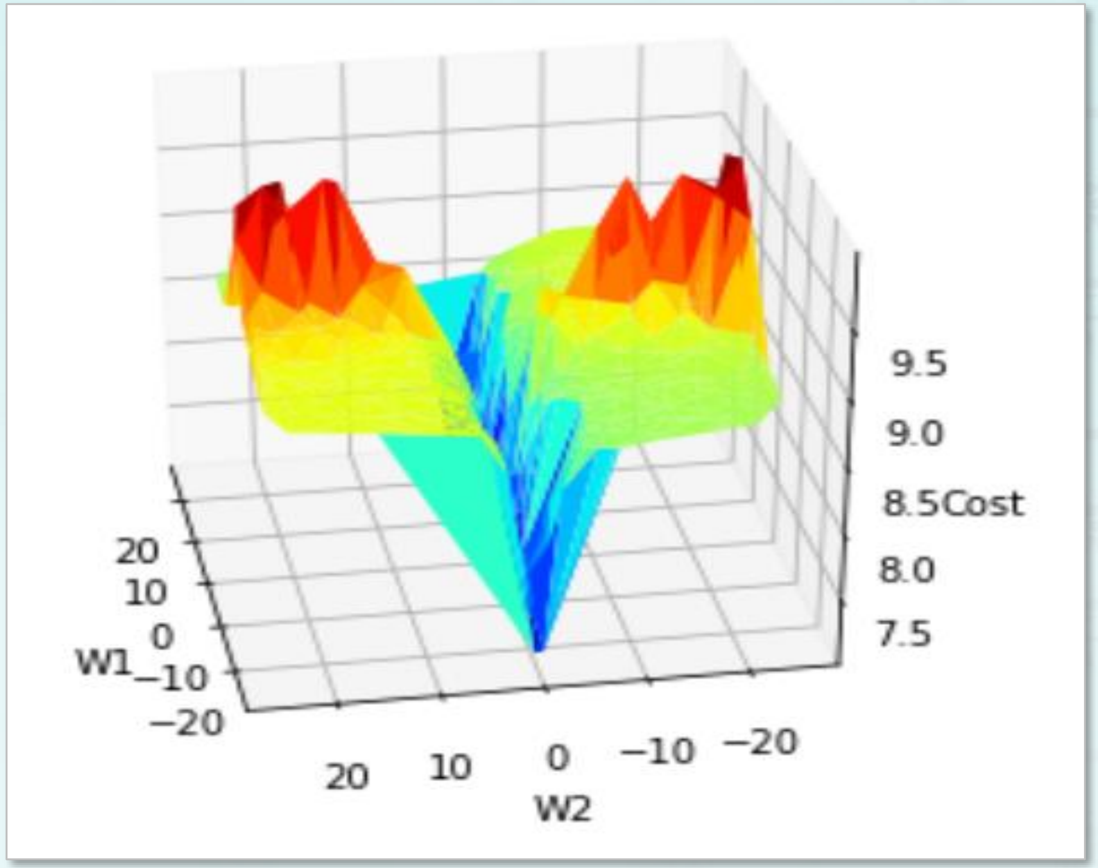
역전파 2: $W^{[2]}$의 오차함수 미분 – 4단계

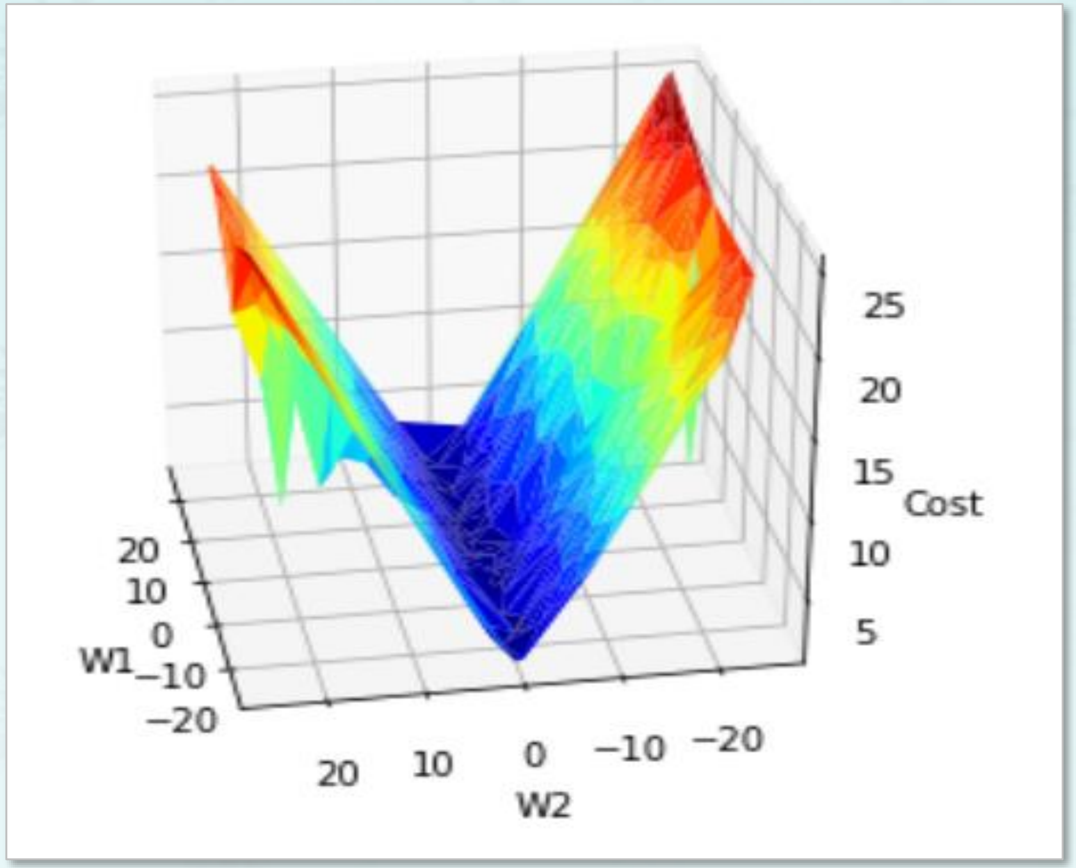
$$\Delta w_{jk}^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \boxed{-(y_k - \hat{y}_k)} \cdot \boxed{g'(z_k)} \cdot \boxed{a_j}$$

$$\Delta W^{[2]} = \frac{\partial E}{\partial W^{[2]}} = \boxed{-E^{[2]}} \cdot g'(Z^{[2]}) \cdot A^{[1]T}$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 제곱 합 오차(**SSE**)함수
- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)





로지스틱 회귀

- 학습 정리
  - 로지스틱 함수 이해하기
  - 로지스틱 회귀의 비용함수를 이해하기
  - 로지스틱 회귀 비용함수(교차 엔트로피)를 미분하기

- 차시 예고
  - **11-1** 로지스틱 회귀 **3**

11주차(3/3)

로지스틱 회귀 2

파이썬으로 배우는 기계학습

한동대학교
김영섭 교수

여러분 곁에 항상 열려 있는 K-MOOC 강의실에서 만나 뵙기를 바랍니다.

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 제곱 합 오차(**SSE**)함수

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= -(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j \\ &= -(y_k - \hat{y}_k) \cdot \sigma(z_k)(1 - \sigma(z_k)) \cdot a_j\end{aligned}$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 제곱 합 오차(**SSE**)함수

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j$$
$$= -(y_k - \hat{y}_k) \cdot \sigma(z_k)(1 - \sigma(z_k)) \cdot a_j$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)

$$\frac{\partial J}{\partial w_{jk}} = -\frac{1}{m}(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j$$
$$= -\frac{1}{m}(y_k - \hat{y}_k) \cdot a_j$$

2. 로지스틱 회귀: 비용함수 미분

- 제곱 합 오차(**SSE**)함수

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j$$
$$= -(y_k - \hat{y}_k) \cdot \sigma(z_k)(1 - \sigma(z_k)) \cdot a_j$$

- 교차 엔트로피(**Cross Entropy**)

$$\frac{\partial J}{\partial w_{jk}} = -\frac{1}{m}(y_k - \hat{y}_k) \cdot g'(z_k) \cdot a_j$$
$$= -\frac{1}{m}(y_k - \hat{y}_k) \cdot a_j$$

- 선형회귀 가설함수
  - $y = h_w(x) = WX$

- 로지스틱 회귀 가설함수
  - $y = h_w(x) = \frac{1}{1 + e^{-WX}}$