

NCS 강좌: 딥러닝 기초

1. 선형회귀

강사 윤예빈

yebinyoun@gmail.com

<https://github.com/yebiny>

목차

1.개념정리

2.손실함수: 평균제곱오차 (Mean Squared Error)

3.최적화: 경사하강법 (Gradient Descent)

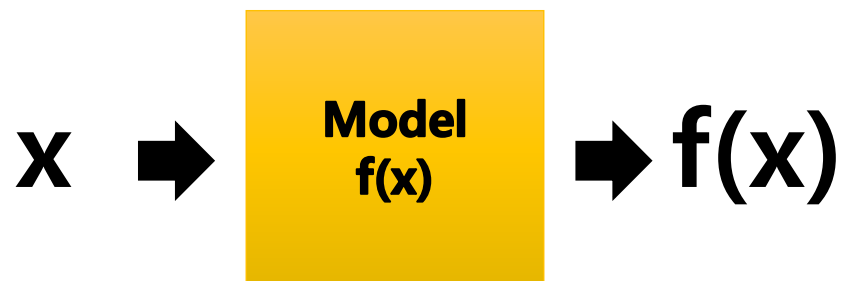
4.실습1: 단순선형회귀분석(Simple Linear Regression Analysis)

5.실습2: 다중선형회귀분석(Multiple Linear Regression Analysis)

개념정리

$$f(x_i) = w x_i + b$$

학습파라미터



개념정리

$$f(x_i) = wx_i + b$$

업데이트되는 파라미터 = 학습 파라미터

데이터셋 개수

MSE

$$(w^*, b^*) = \arg \min \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$= \arg \min \sum_{i=1}^m (y_i - f(x_i))^2$$

$$= \arg \min \sum_{i=1}^m (y_i - wx_i - b)^2$$

손실함수: 평균제곱오차 (Mean squared error)

$$\begin{aligned}MSE &= \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \\&= \sum_{i=1}^m (y_i - wx_i - b)^2\end{aligned}$$

예제 1. $w=2, b=0$

x	y	\hat{y}	$(y - \hat{y})^2$
1	6		
2	9		
3	13		
4	18		
$MSE \sum (y - \hat{y})^2$			

손실함수: 평균제곱오차 (Mean squared error)

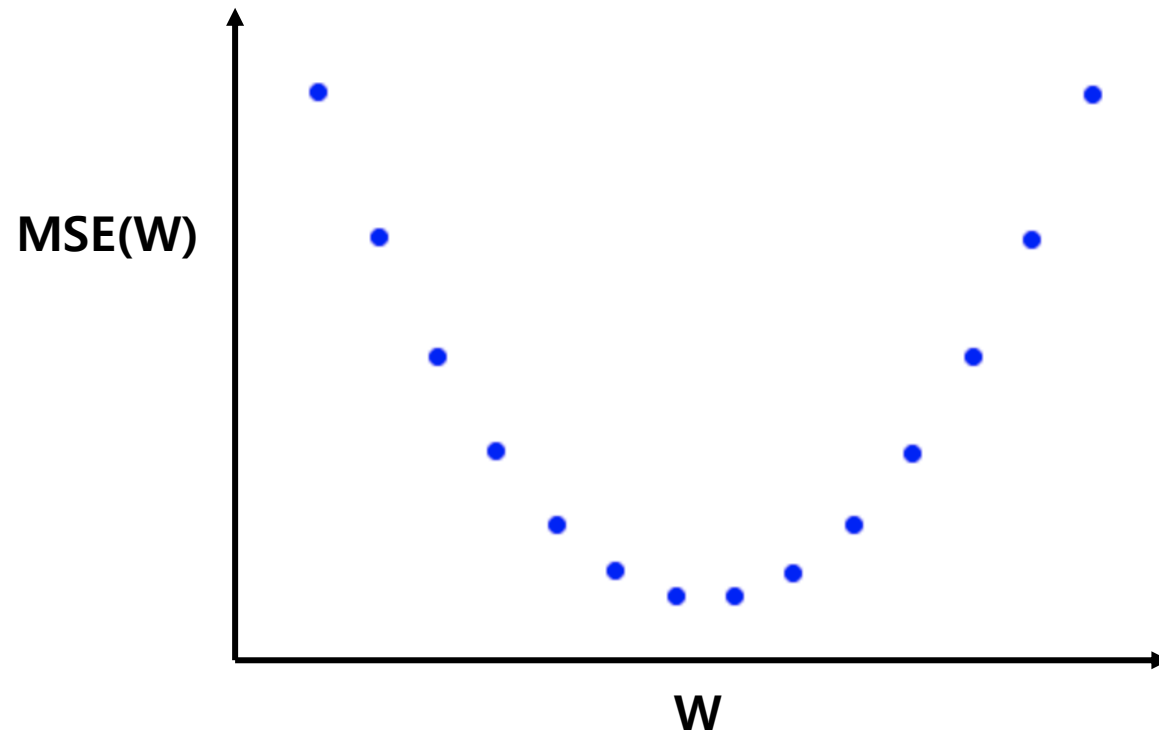
$$\begin{aligned}MSE &= \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \\&= \sum_{i=1}^m (y_i - wx_i - b)^2\end{aligned}$$

예제 1. $w=3, b=0$

\mathbf{x}	\mathbf{y}	$\hat{\mathbf{y}}$	$(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^2$
1	6		
2	9		
3	13		
4	18		
$MSE \sum (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^2$			

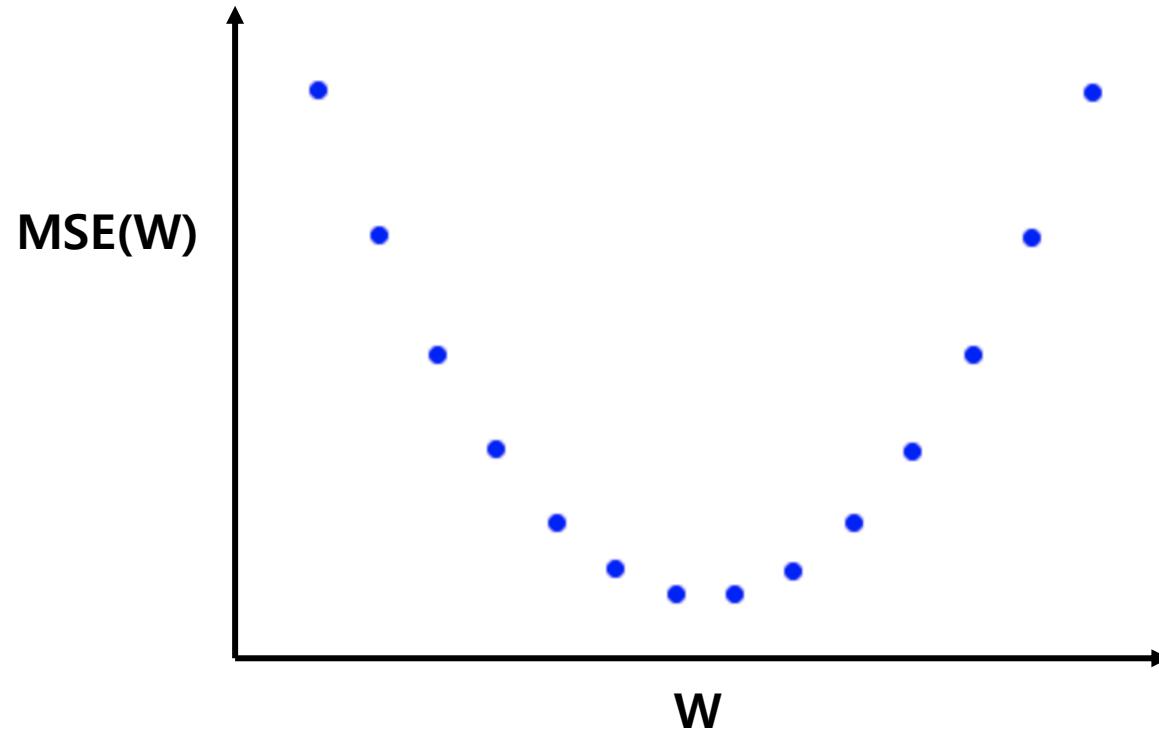
손실함수: 평균제곱오차 (Mean squared error)

$$\begin{aligned}MSE &= \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \\&= \sum_{i=1}^m (y_i - wx_i - b)^2\end{aligned}$$



최적화: 경사하강법(Gradient descent)

$$w^* = w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} Cost(w)$$



최적화: 경사하강법(Gradient descent)

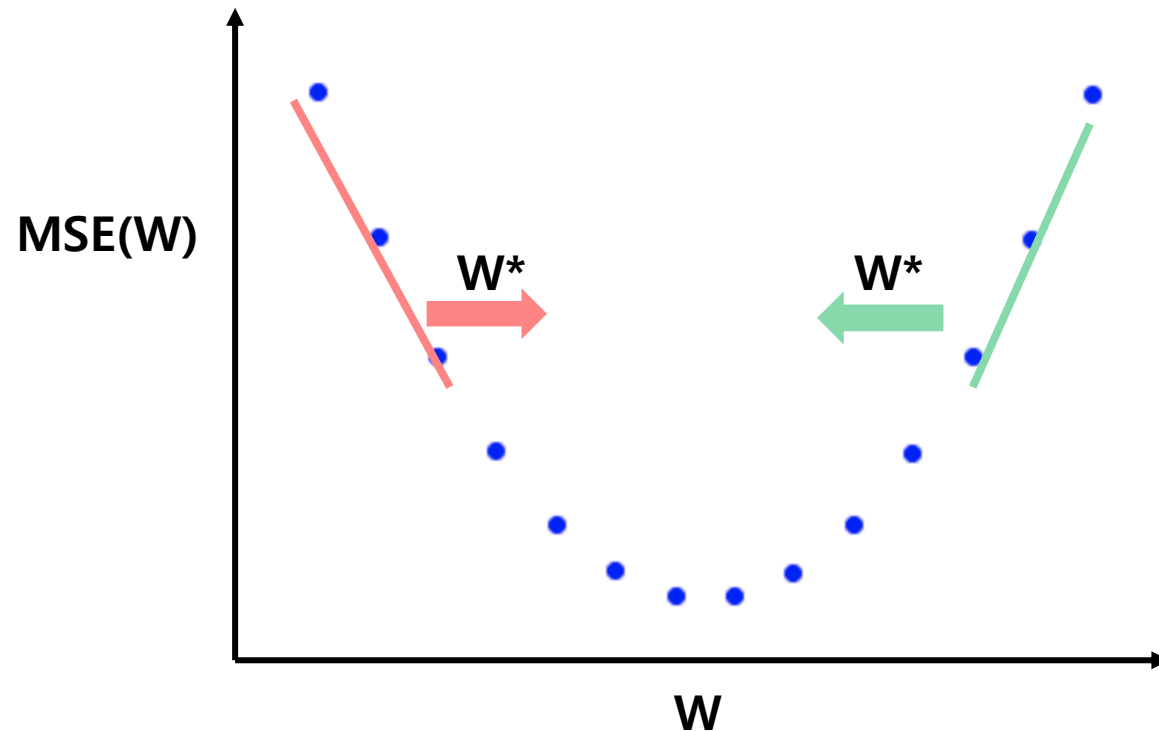
$$w^* = w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} Cost(w)$$

기울기가 음수일 때: $\frac{\partial}{\partial w} Cost(w) < 0 \rightarrow w^* = w + \alpha * (\text{기울기})$

기울기가 음수이면 w 는 지금보다 큰 값으로 업데이트

기울기가 양수일 때: $\frac{\partial}{\partial w} Cost(w) > 0 \rightarrow w^* = w - \alpha * (\text{기울기})$

기울기가 양수이면 w 는 지금보다 작은 값으로 업데이트



실습1: 단순 선형 회귀 분석

공부시간	종합점수
0	0
1	11
2	23
3	30
4	44
5	55
6	61
7	73
8	84
9	98

$$f(x_i) = wx_i + b$$

실습2: 다중 선형 회귀 분석

공부시간	집중도	수면시간	종합성적
0	1	9	0
1	1	8.5	11
2	2	8	23
3	4	8	30
4	3	7	44
5	5	7.5	55
6	6	7	61
7	6	6	73
8	7	7	84
9	6	6.5	98

$$f(\vec{x_i}) = \vec{w}\vec{x_i} + b$$