머신러닝
machine learning (ML)

이경록

머신러닝의 정의와 용어

알파고? 딥러닝? 머신러닝? 인공지능?

머신러닝의 정의와 용어

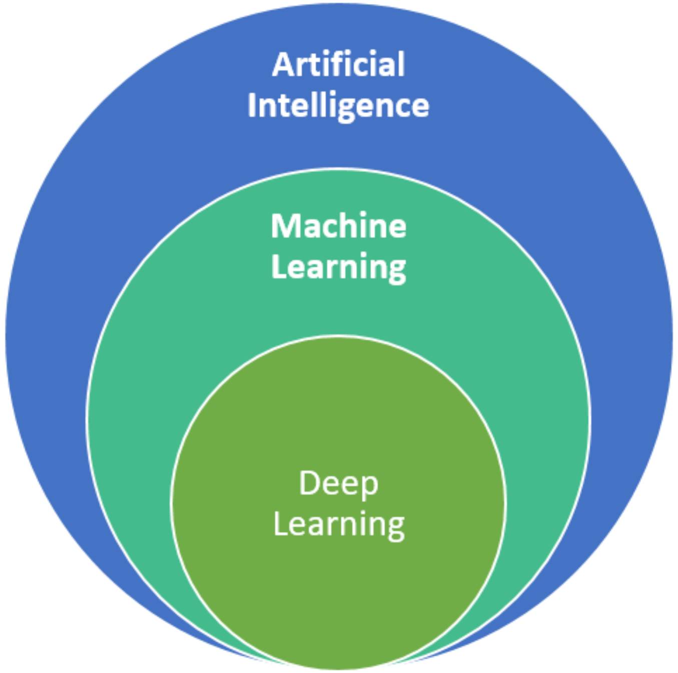


Figure 1: artificial intelligence, machine leaning and deep learning Source: Nadia BERCHANE (M2 IESCI, 2018)

인공지능: 사람의 지능을 모방하여, 사람이 하는 것과 같이 복잡한 일을 할 수 있게 기계를 만드는 것

머신러닝: 기본적으로 알고리즘을 이용해 데이터를 분석 및 학습하며, 학습한 내용을 기반으로 판단이나 예측

딥러닝: 인공신경망에서 발전한 형태의 인공 지능. 머신러닝 중 하나의 방법론

머신러닝의 정의와 용어

데이터를 기반으로 패턴을 학습하여 결과를 추론하는 것

Data

Model

Prediction

과거에는…

데이터를 기반으로 패턴을 학습하여 결과를 추론하는 것

Data

Model

Prediction

머신러닝

데이터를 기반으로 패턴을 학습하여 결과를 추론하는 것

Data **Model** **Prediction**

머신러닝

머신러닝의 학습 방법

데이터를 기반으로 **패턴**을 학습하여 **결과**를 **추론**하는 것

	Data	Model	Prediction
지도학습 (Supervised Learning)	●	→	●
비지도학습 (Unsupervised Learning)	●		✖
강화학습 (Reinforcement Learning)			

지도학습

입력 데이터

AI

출력 데이터

"자동차"

"비행기"

머신러닝의 위한 기초 수학

수식

y 실제값

$\hat{y}$ 예측값 (y hat)

$\bar{y}$ 평균값 (y bar)

수식

$$y = f(x)$$

$$y = ax + b$$
$$f(x) = ax + b$$

합계 (Summation), 평균 (Mean)

$$\sum_{i=1}^{n} a_i = a_1 + a_2 + a_3 + \ldots + a_{n-1} + a_n$$

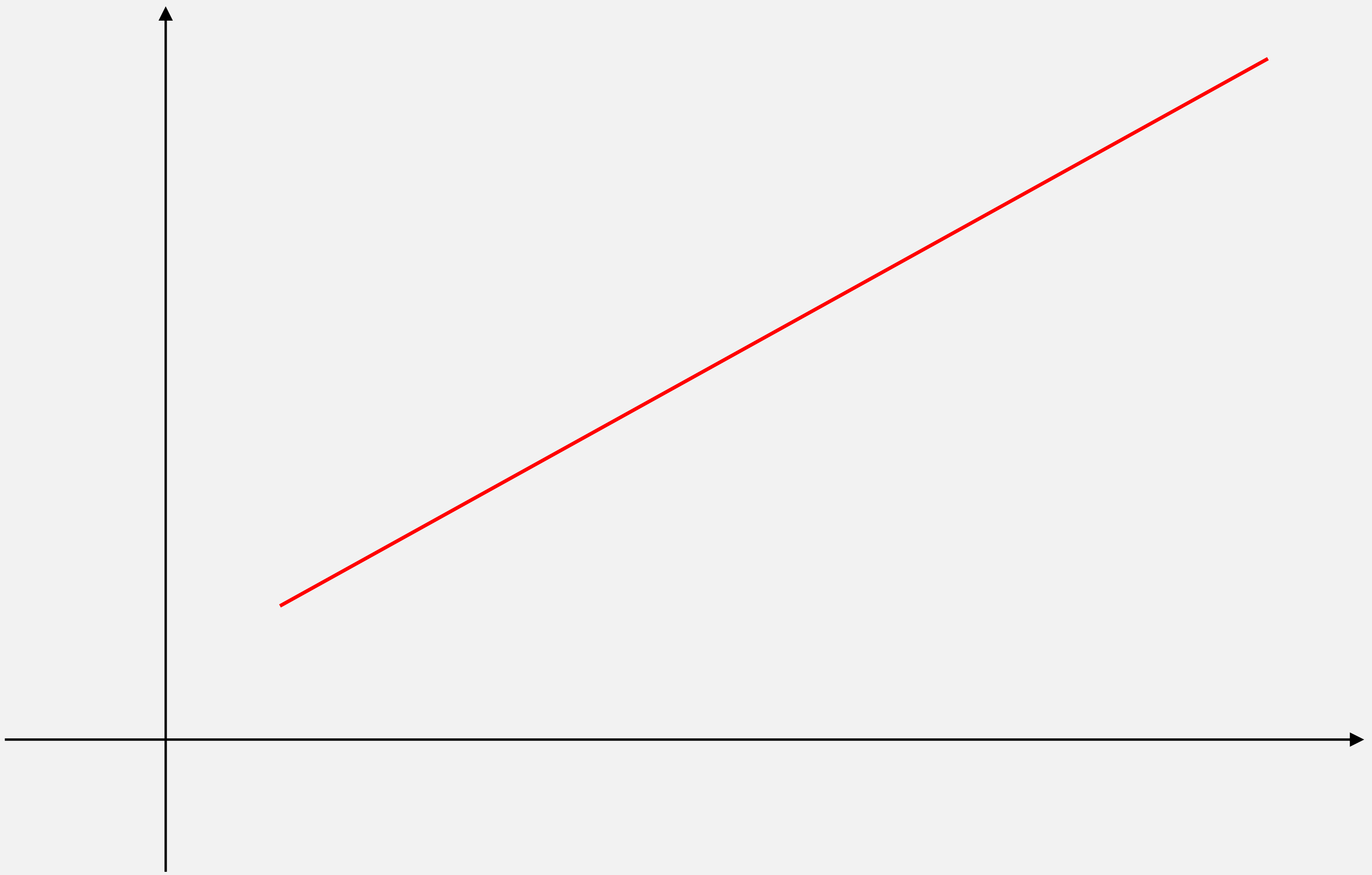
$$\boxed{\frac{1}{n}} \sum_{i=1}^{n} a_i = \boxed{\frac{1}{n}} (a_1 + a_2 + a_3 + \ldots + a_{n-1} + a_n)$$

$$= \frac{(a_1 + a_2 + a_3 + \ldots + a_{n-1} + a_n)}{\boxed{n}}$$

1차 함수

$$f(x) = ax + b$$

a: 기울기, b: 절편

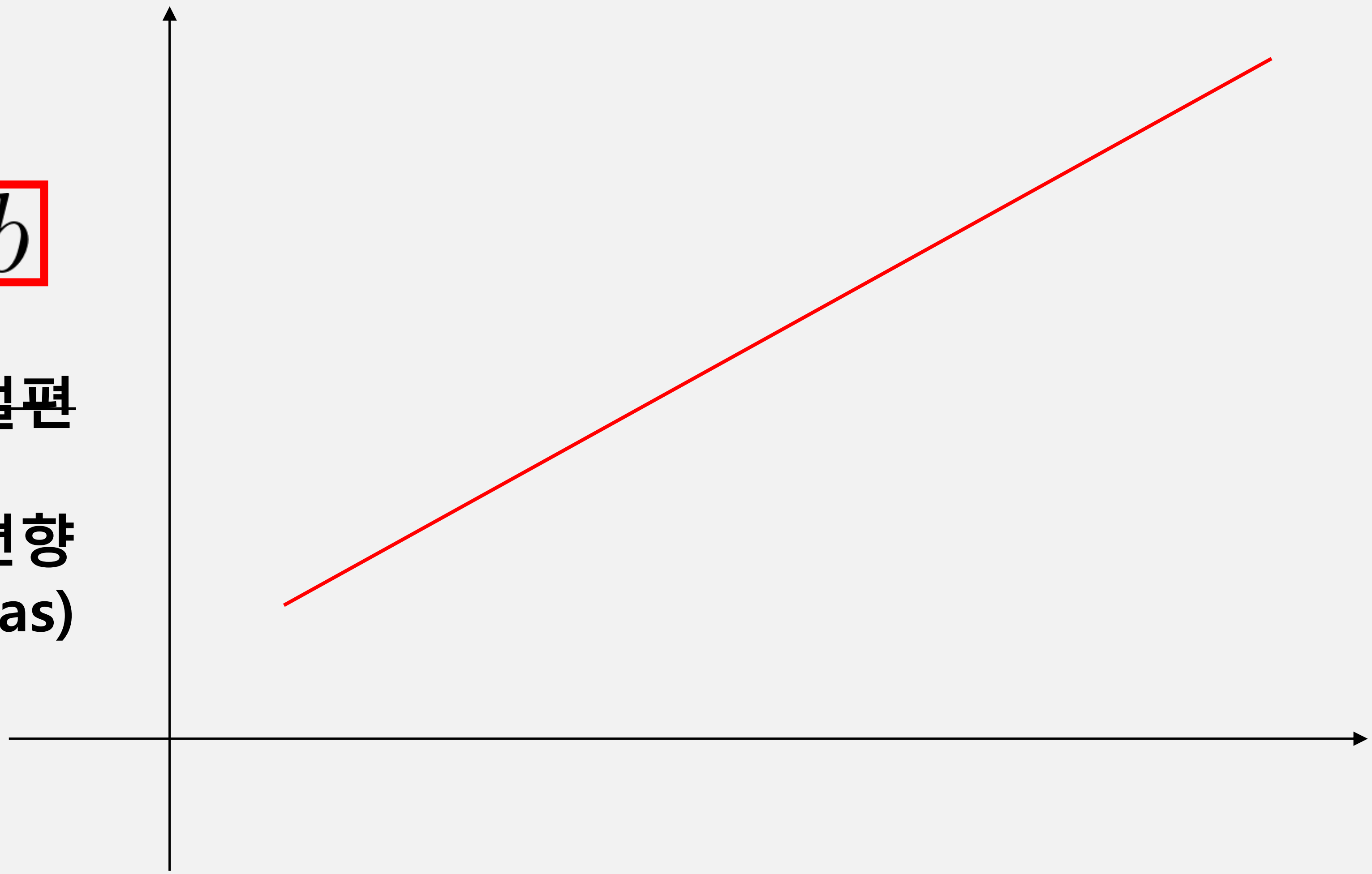


1차 함수

$$y = \boxed{w}x + \boxed{b}$$

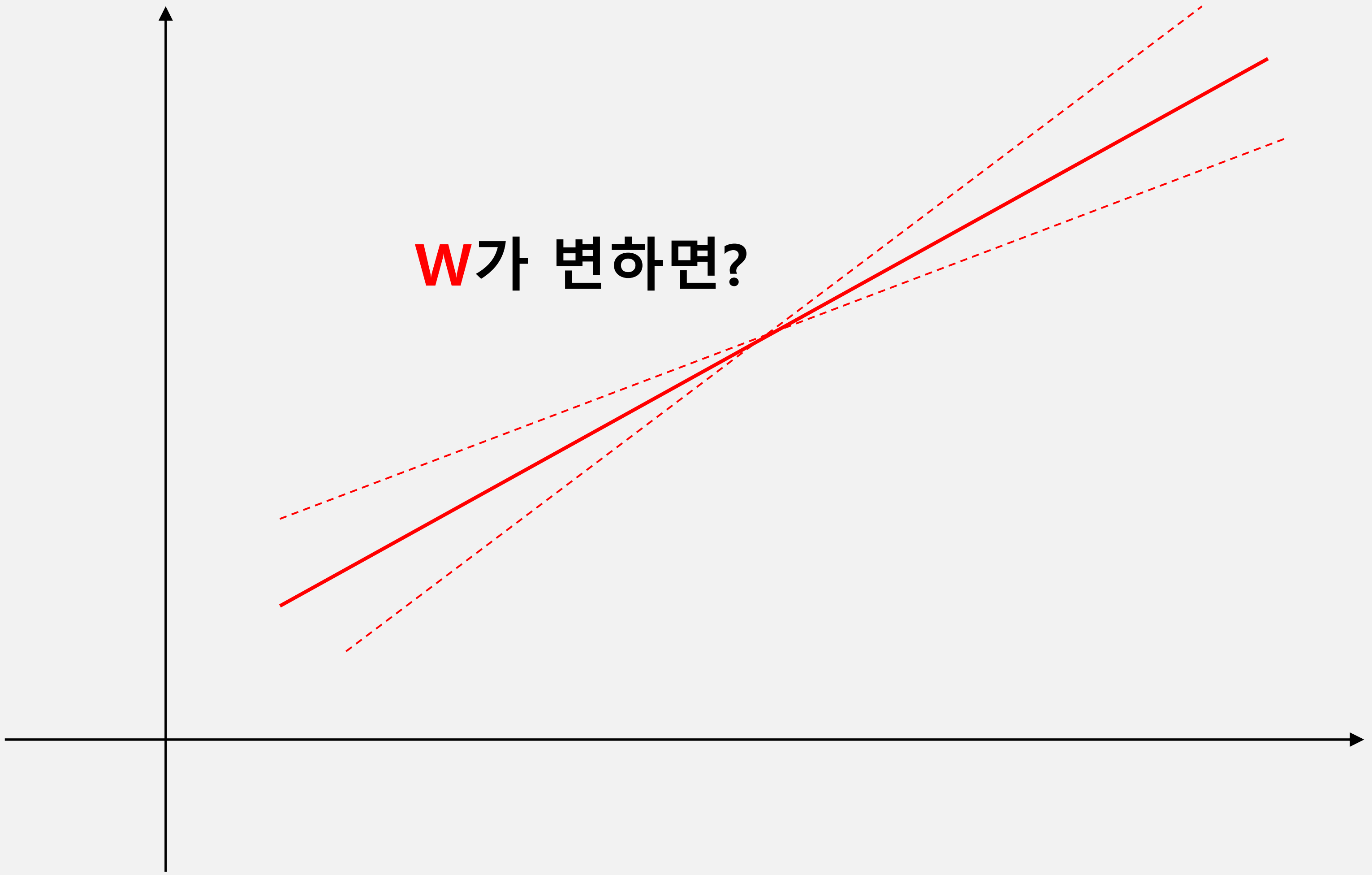
~~a: 기울기, b: 절편~~

w: 가중치(weight), b: 편향 (bias)



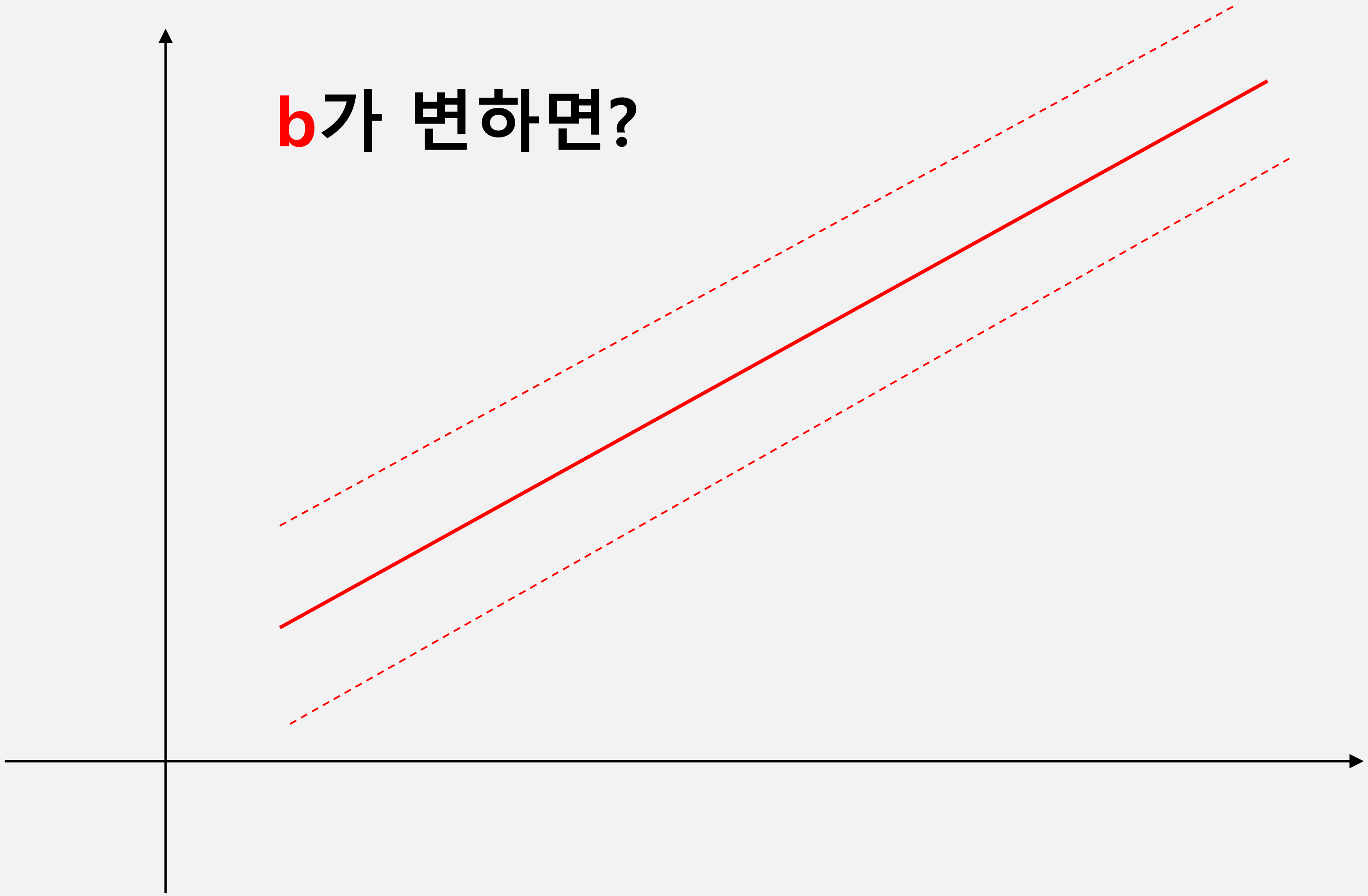
1차 함수

$$f(x) = wx + b$$



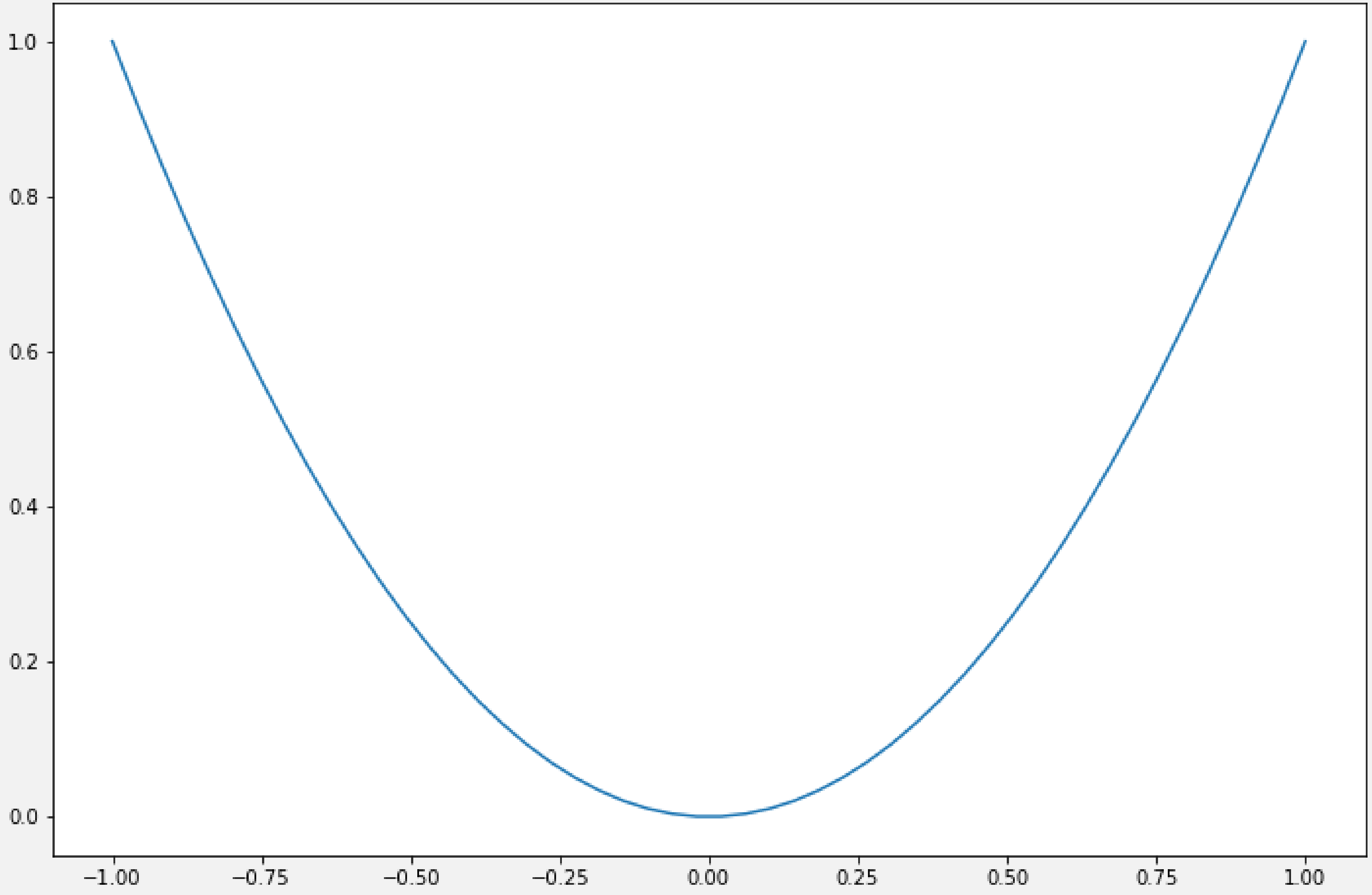
1차 함수

$$f(x) = wx + b$$



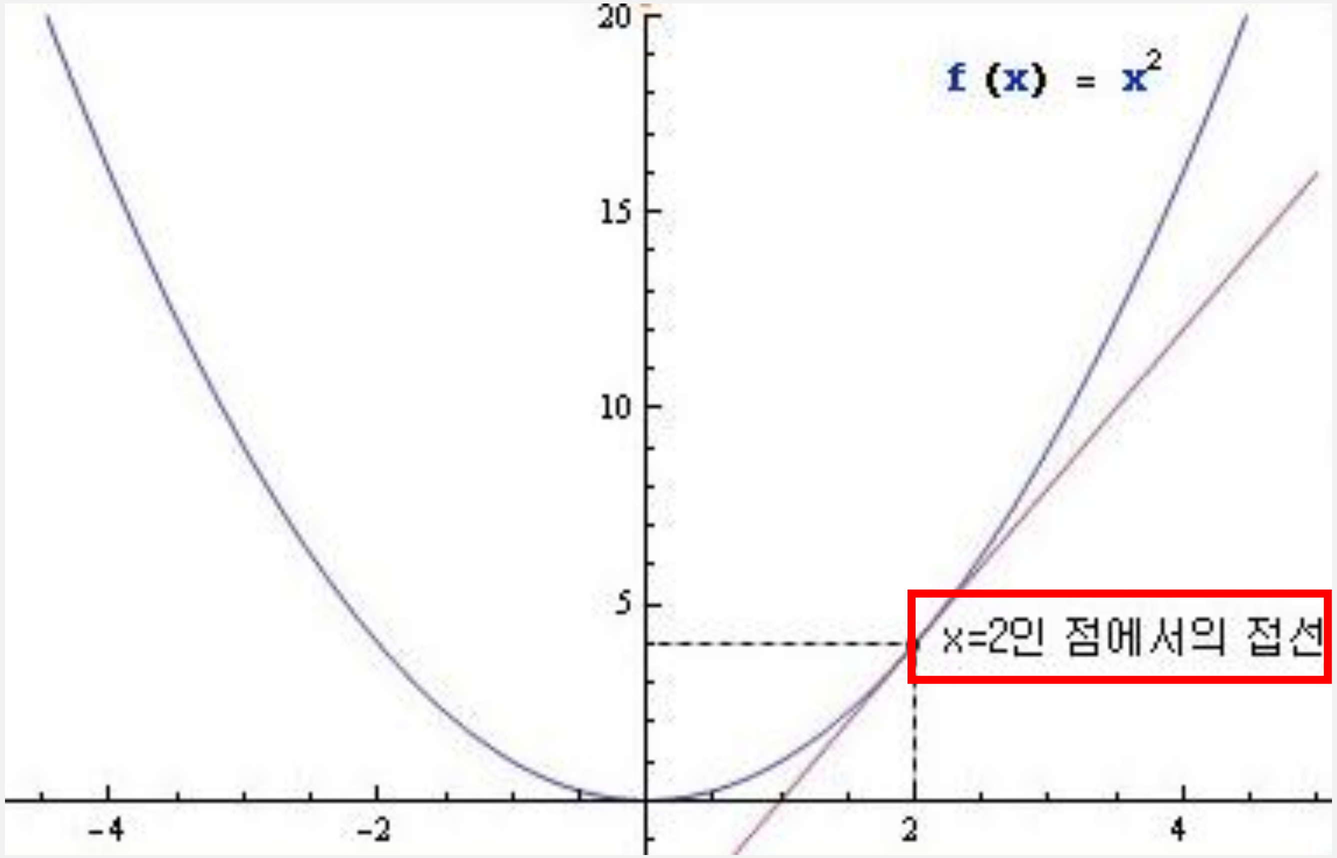
2차 함수

$$f(x) = x^2$$



미분 (derivative)

한 점에서의 기울기!



미분 (derivative)

$y = 3$ $\qquad$ $y' = 0$ $\qquad$ 모든 상수의 미분은 “0”

$y = 4x + 3$ $\qquad$ $y' = 4$ $\qquad$ 1차식의 미분은 “상수 값”

$y = x^2$ $\qquad$ $y' = 2x$

편미분 (partial derivative)

변수가 2개 이상일 때의 미분?

$$y = 2a^2 + 3b + 6$$

편미분 (partial derivative)

a에 대한 미분

$$\frac{\partial}{\partial a}y = \frac{\partial y}{\partial a} = \frac{\partial}{\partial a}(2a^2 + 3b + 6)$$

a를 제외한 나머지는 상수 취급

$$\frac{\partial y}{\partial a} = 4a$$

편미분 (partial derivative)

b에 대한 미분

$$\frac{\partial}{\partial b}y = \frac{\partial y}{\partial b} = \frac{\partial}{\partial b}(2a^2 + 3b + 6)$$

b를 제외한 나머지는 상수 취급

$$\frac{\partial y}{\partial b} = 3$$

합성함수의 미분

$$f(x) = ax^2 + b \qquad g(x) = x^3$$

$$g(f(x)) = (ax^2 + b)^3$$

합성함수의 미분

$$g' = \frac{\partial g}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x}(\boxed{ax^2 + b})^3 \qquad f(x) = \boxed{A} = ax^2 + b$$

$$\begin{aligned} g'(x) &= \frac{\partial}{\partial x}(A^3) \\ &= 3A^2 \cdot A' \\ &= 3(ax^2 + b)^2 \cdot \frac{\partial}{\partial x}(ax^2 + b) \\ &= 3(ax^2 + b)^2 \cdot (2ax) \end{aligned}$$

머신러닝의 원리

머신러닝의 원리

$y = wx + b$ 일때, 다음을 만족하는 w, b는 무엇일까요?

$w = ?$
$b = ?$

x	y
1	3
2	5
3	7

가설함수 (hypothesis function)

- X, Y 데이터가 주어졌을 때, 해를 구할 수 있는 **잠정적인 수식**

$$h(x) = wx + b$$

x	y
1	3
2	5
3	7

가설함수 (hypothesis function)

Trial 1.

임의의 w, b 값을 대입

w = 0.5

b = 0.5

$$y = 0.5x + 0.5$$

x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)
1	3	1
2	5	1.5
3	7	2

가설함수 (hypothesis function)

Trial 2.

임의의 w, b 값을 대입

w = 1

b = 1

$$y = x + 1$$

x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)
1	3	2
2	5	3
3	7	4

가설함수 (hypothesis function)

Trial 3.
임의의 w, b 값을 대입

w = 2
b = 1

$$y = 2x + 1$$

x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)
1	3	3
2	5	5
3	7	7

가설함수 (hypothesis function)

No	Trial	x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)
1	$w = 0.5$ $b = 0.5$ $y = 0.5x + 0.5$	1	3	1
		2	5	1.5
		3	7	2
2	$w = 1$ $b = 1$ $y = x + 1$	1	3	2
		2	5	3
		3	7	4
3	$w = 2$ $b = 1$ $y = 2x + 1$	1	3	3
		2	5	5
		3	7	7

Error(오차) / Loss(손실)

No	Trial	x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)	Error $(y - \hat{y})$
1	$w = 0.5$ $b = 0.5$ $\boldsymbol{y = 0.5x + 0.5}$	1	3	1	2
		2	5	1.5	3.5
		3	7	2	5
2	$w = 1$ $b = 1$ $\boldsymbol{y = x + 1}$	1	3	2	1
		2	5	3	2
		3	7	4	3
3	$w = 2$ $b = 1$ $\boldsymbol{y = 2x + 1}$	1	3	3	0
		2	5	5	0
		3	7	7	0

(참고)

Loss (손실) = Error (오차)

머신러닝/딥러닝 에서는
Error (오차)를
Loss혹은 **Cost 라고**
정의 합니다.

오차의 합 (Sum of Errors)

No	Trial	x	y (actual)	$\hat{y}$ (prediction)	Error $(y - \hat{y})$	Sum of Errors $\Sigma(y - \hat{y})$
1	$w = 0.5$ $b = 0.5$ $\boldsymbol{y = 0.5x + 0.5}$	1	3	1	2	2 + 3.5 + 5 = **10.5**
		2	5	1.5	3.5	
		3	7	2	5	
2	$w = 1$ $b = 1$ $\boldsymbol{y = x + 1}$	1	3	2	1	1 + 2 + 3 = **6**
		2	5	3	2	
		3	7	4	3	
3	$w = 2$ $b = 1$ $\boldsymbol{y = 2x + 1}$	1	3	3	0	0 + 0 + 0 = **0**
		2	5	5	0	
		3	7	7	0	

오차의 합 (Sum of Errors)

No	Sum of Errors $\Sigma(y - \hat{y})$
1	2 + 3.5 + 5 = **10.5**
2	1 + 2 + 3 = **6**
3	0 + 0 + 0 = **0**

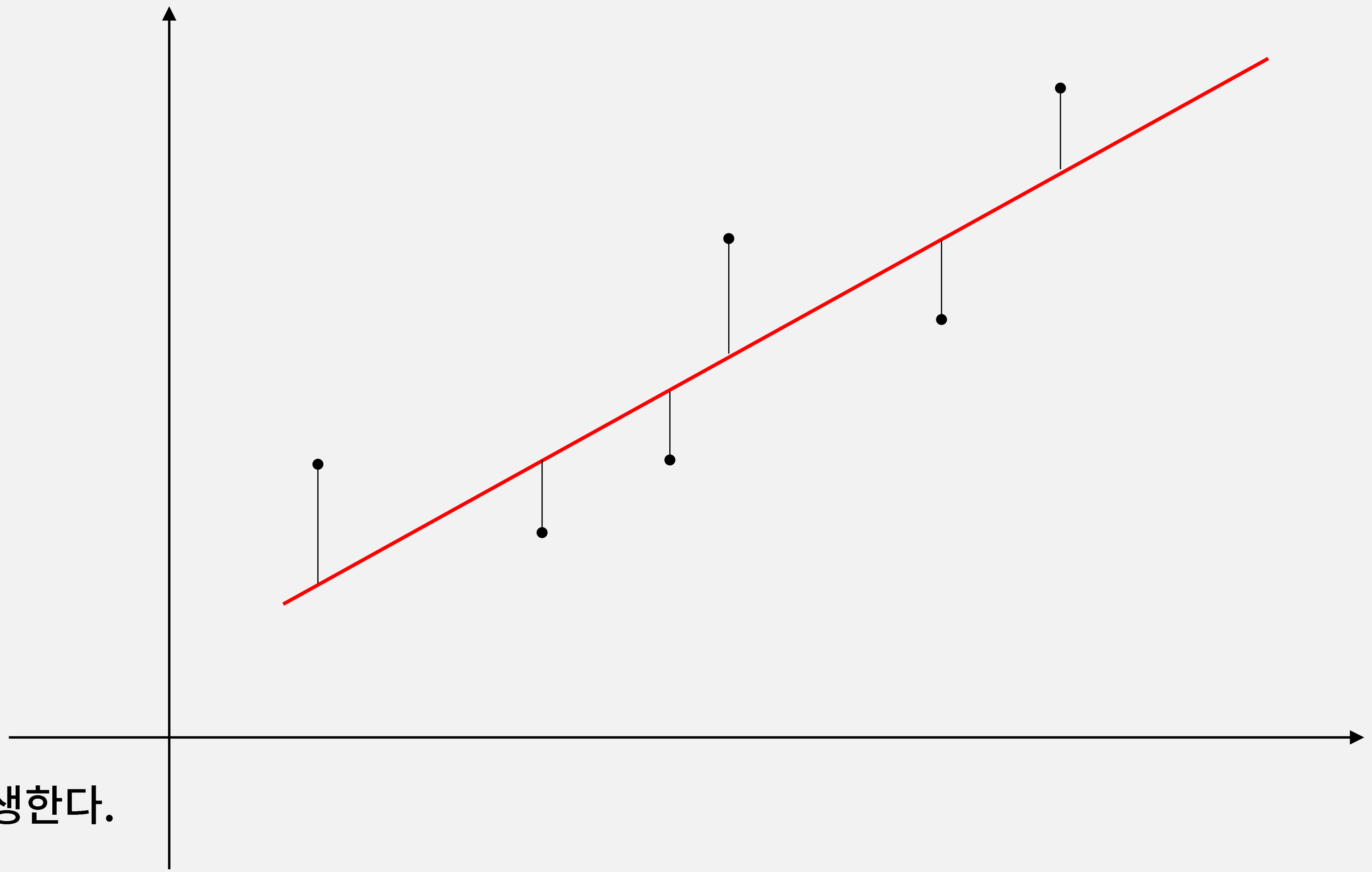
$\Sigma(y - \hat{y}) = 0$

을 만족하는 w, b를 구하는 것

오차의 합 (Sum of Errors)

$\Sigma(y - \hat{y}) = 0$

을 만족하는 w, b를 구하는 것



오차는 $y - \hat{y}$ 의 결과로 구해지므로
"양수"나 "음수"가 나올 수 있다.

오차가 "양수"와 "음수"로 이루어져 있다면
오차의 총합은

(예시)
2 + (-2) + (-1) + 3 + (-2) + 1 + (-1) = "0"

산술적인 오차의 합이 = "0" 되는 현상이 발생한다.

오차의 합 (Sum of Errors)

오차 $(y - \hat{y})$ 에 제곱을 씌워 음수 값이 나올 수 없게 만든다

$$\Sigma(y - \hat{y}) \Rightarrow \Sigma(y - \hat{y})^2$$

제곱 과 합(Σ) 을 하면 굉장히 큰 수가 나올 수 있어
n개로 나누어 평균으로 만든다

$$\frac{1}{n}\Sigma(y - \hat{y})^2$$

평균 제곱 오차 (Mean Squared Error)

- 평균 제곱 오차 (MSE)
  - 오차에 제곱에 평균을 취한 수식

$$\boxed{\frac{1}{n}\Sigma(y - \hat{y})^2}$$

평균 제곱 오차 (Mean Squared Error)

$$\boxed{\frac{1}{n}\Sigma(y - \hat{y})^2 \approx 0}$$

결국, MSE를 “0”에 가깝게 만드는 w, b를 구해야 합니다.

< MSE를 “0”에 가깝에 만드는 w, b를 구하는 법>

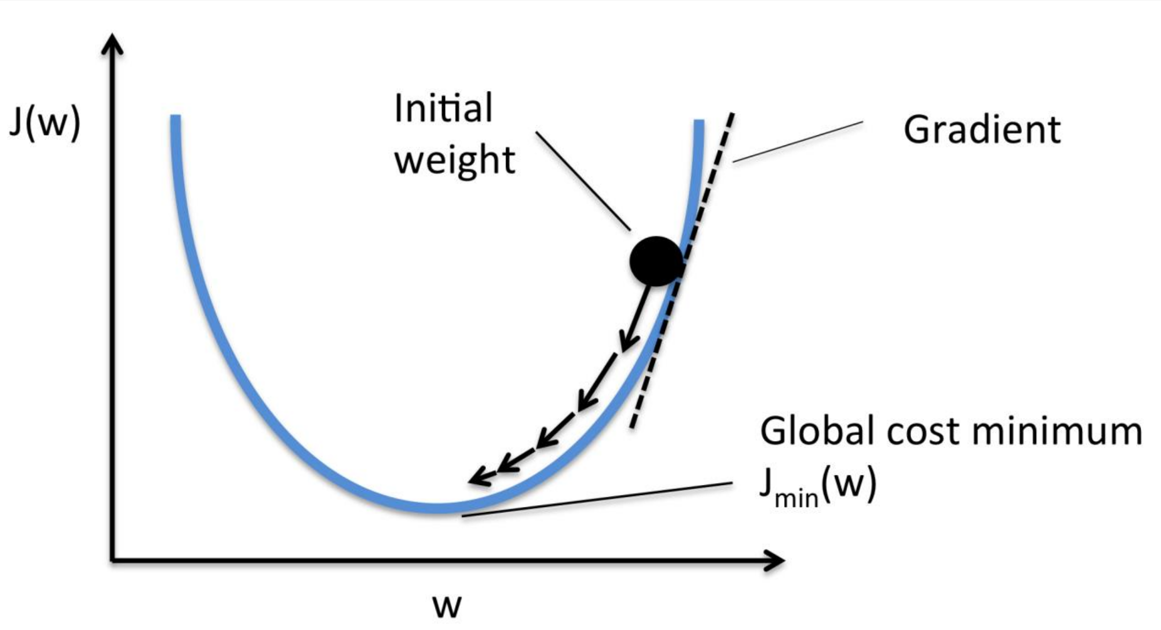
MSE를 w와 b에 대하여 각각 편미분하여 w와 b 값을 업데이트 해주는

“경사하강법” 을 알아보도록 하겠습니다.

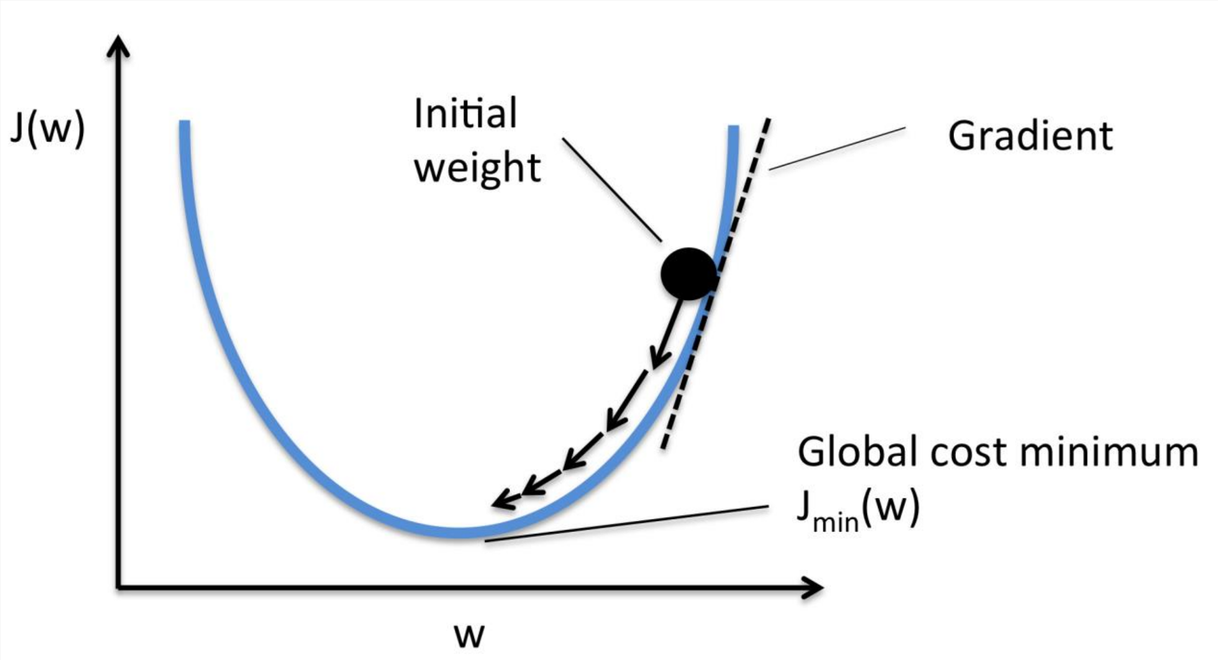
경사하강법 (Gradient Descent)

경사 하강법

경사를 타고 내려와
최저점 (Loss가 가장 낮은 지점) 에 도달하는 최적화 알고리즘



경사하강법 (Gradient Descent)

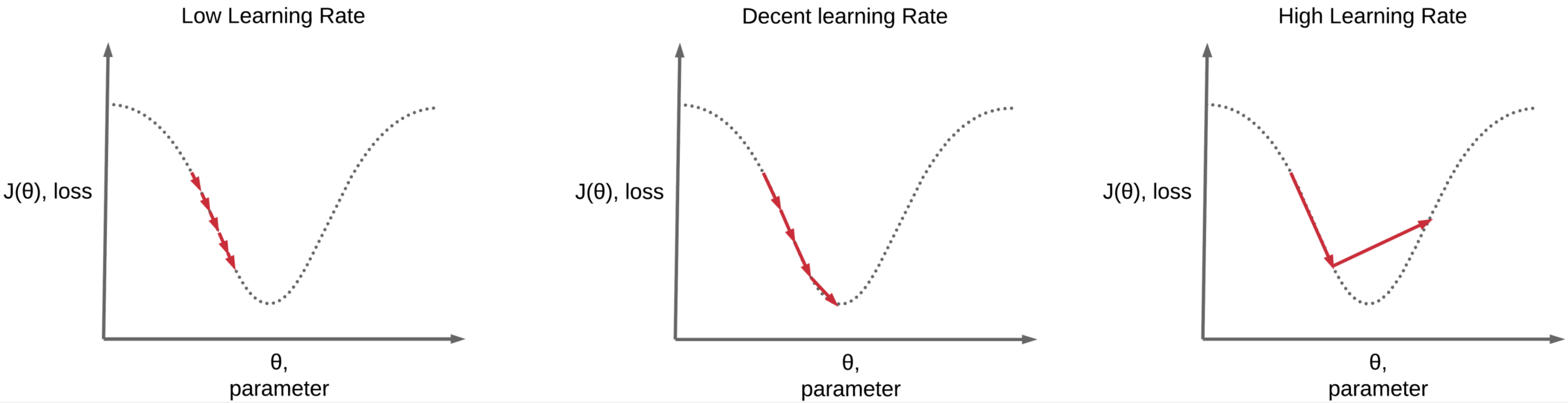


$$w = w - w'$$

W (기울기)를 **감소**하면서
최저점에 도달할 때까지
기울기를 업데이트

학습률 (Learning Rate)

learning_rate



학습율이 너무 작은 경우
= 학습이 진행 X

학습율이 너무 큰 경우
= minimum 도달 X

경사하강법 (Gradient Descent)

$$w = w - \alpha \cdot w'$$

$$= w - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial w}(Loss) \longrightarrow \boxed{Loss = \frac{1}{n}\sum(\hat{y} - y)^2}$$

$$= w - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial w}(\frac{1}{n}\sum(\hat{y} - y)^2)$$

경사하강법 (Gradient Descent) 수식 유도

경사하강법 (Gradient Descent)

$$w = w - \alpha \cdot \frac{1}{n} \sum (\hat{y} - y) \cdot x$$

$$b = b - \alpha \cdot \frac{1}{n} \sum (\hat{y} - y)$$