

◆

복습 세션

Review Session

3조 이원재 이승재 장윤서 윤희재

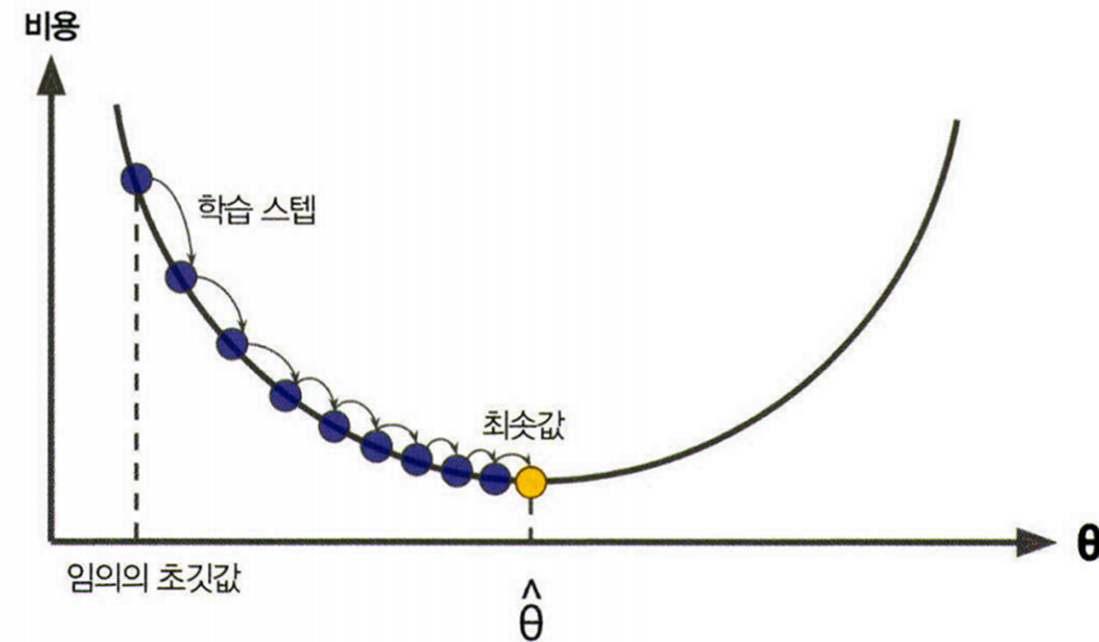
목차

1. 경사하강법

2. 경사하강법 수식

3. 경사하강법의 한계와 최적화

경사하강법이란?



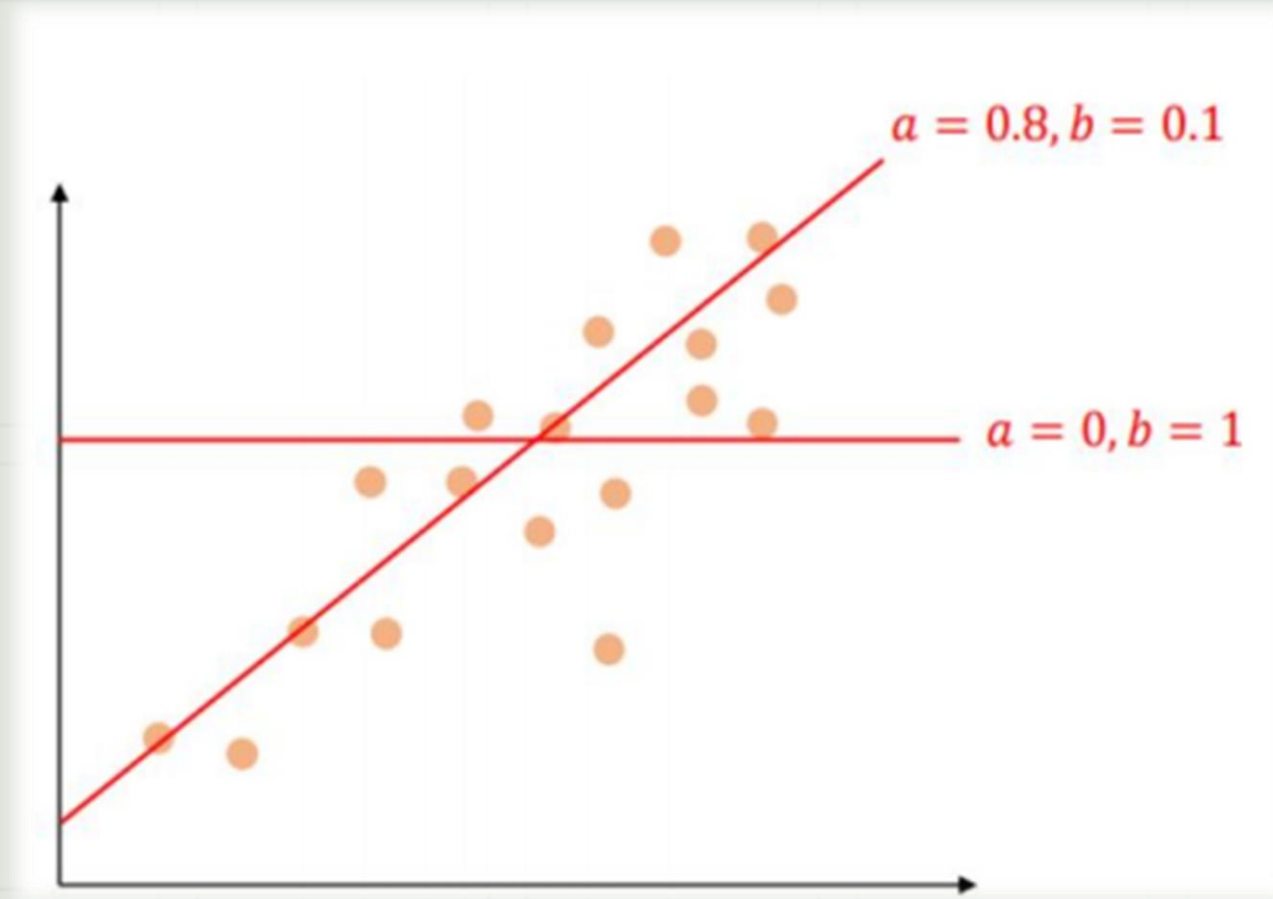
마이너스가 붙은 이유?

$$x_{i+1} : x_i - \alpha \frac{\partial f(x)}{\partial x}$$

기울기 X 학습률

경사하강법은 해당 구간의
최솟값을 찾기 위해서 사용하는 기법이다.
(경사상승법 = 최댓값)

컴퓨터는 어떻게 모델의 오차율을 판단할까?



$$y = \underline{a}x + \underline{b}$$

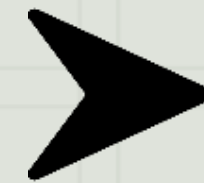
a, b = 학습 매개 변수

x = 입력

y = 출력

손실함수

= 알고리즘이 얼마나 잘못하고 있는가를 표현하는 지표

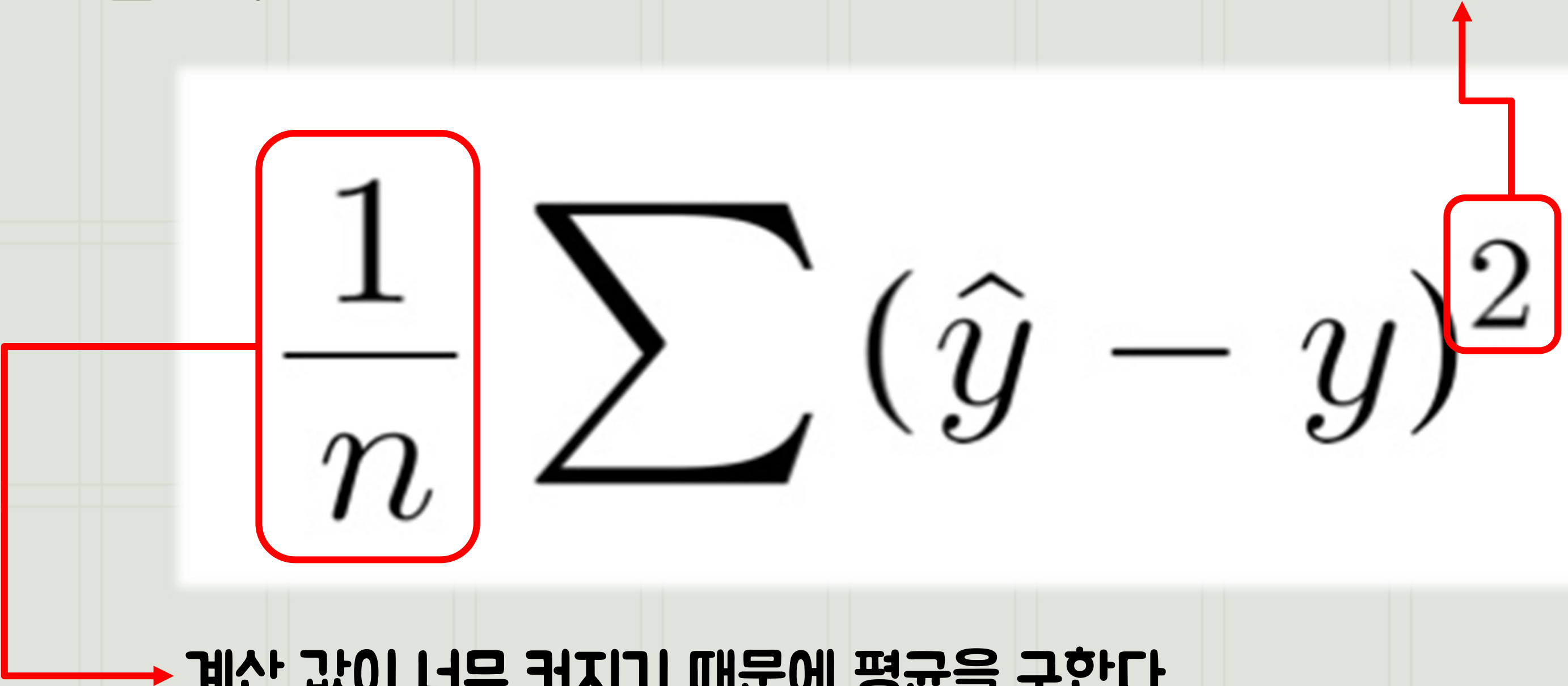


$$E = \frac{1}{2} \sum_i (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

컴퓨터는 시간이 오래 걸리더라도 결국 답을 찾을 수 있다.

경사하강법 수식 풀이 손실 함수

오차 계산의 편의성을 위해서 제곱을 해준다.


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

The diagram illustrates the components of the loss function formula. A red box highlights the fraction $\frac{1}{n}$, with an arrow pointing to the text '계산 값이 너무 커지기 때문에 평균을 구한다.' (Calculate the average because the calculation value gets too large). Another red box highlights the exponent 2 , with an arrow pointing to the text '오차 계산의 편의성을 위해서 제곱을 해준다.' (Square it for convenience in error calculation).

계산 값이 너무 커지기 때문에 평균을 구한다.

경사하강법 수식 풀이

$$\frac{1}{n} \sum (\hat{y} - y)^2 \quad \left(\hat{y} = wx + b \right)$$

$$= \frac{1}{n} \sum (wx + b - y)^2$$

1. w 대해서 편미분!

2. b 대해서 편미분!

W에 대해서 편미분

$$\frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{n} \sum (wx + b - y)^2$$

$$= \frac{1}{N} \sum 2(wx + b - y) \times x$$

X LR *(Learning Rate)*

$$\text{gdw} = \text{LR} \times \text{MEAN} \times (\hat{y} - y) \times x$$

b에 대해서 편미분

$$\frac{\partial}{\partial b} \frac{1}{n} \sum (wx + b - y)^2$$

$$= \frac{1}{n} \sum 2(wx + b - y) \times 1 \quad \mathbf{X LR} \quad \textit{(Learning Rate)}$$

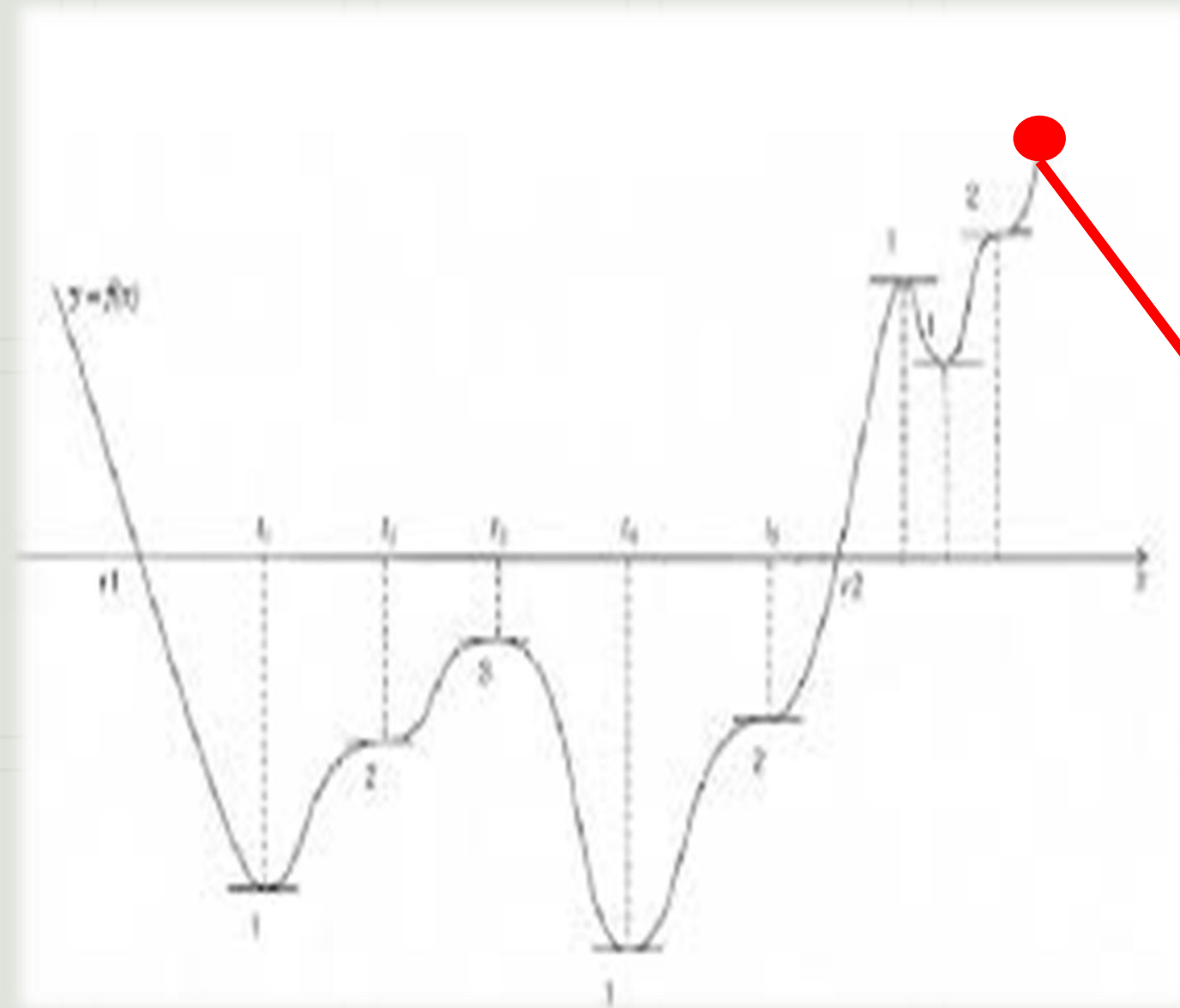
$$\mathbf{gdb = LR X MEAN X (\hat{y} - y)}$$

$$\hat{y} = wx + b$$

완성식

$$\hat{y} = (w - gdw)x + (b - gdb)$$

경사하강법을 왜 사용할까?



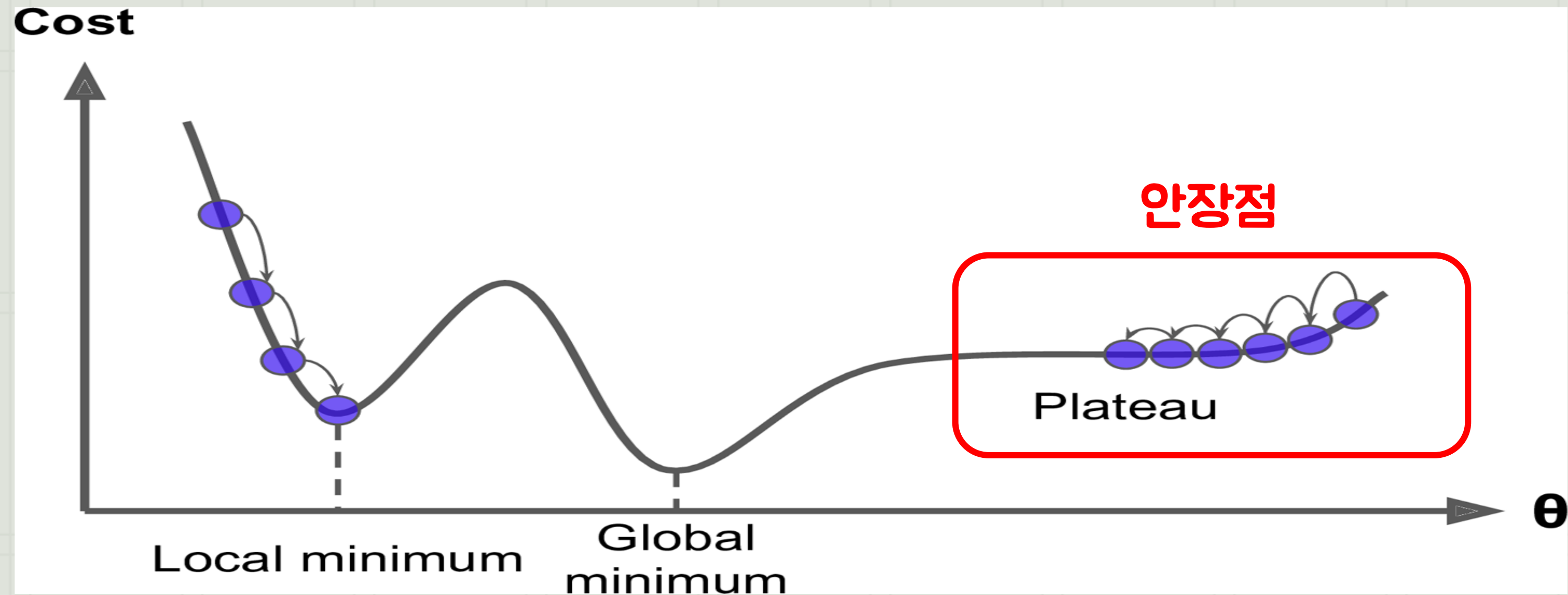
1. 미분을 하기에는 너무나도 복잡하다.
2. 컴퓨터는 \lim 개념을 인식하지 못한다.

가장 좋은 점이 아닐까?

X 축을 비용

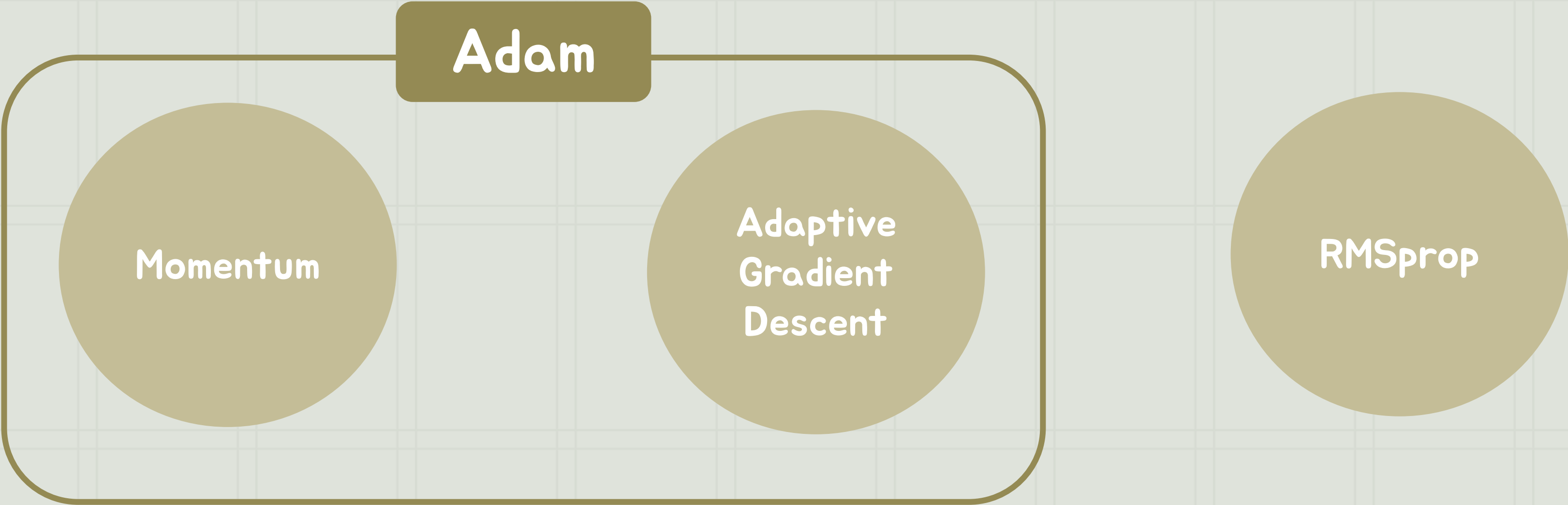
Y 축을 수익으로 가정

경사하강법의 문제점

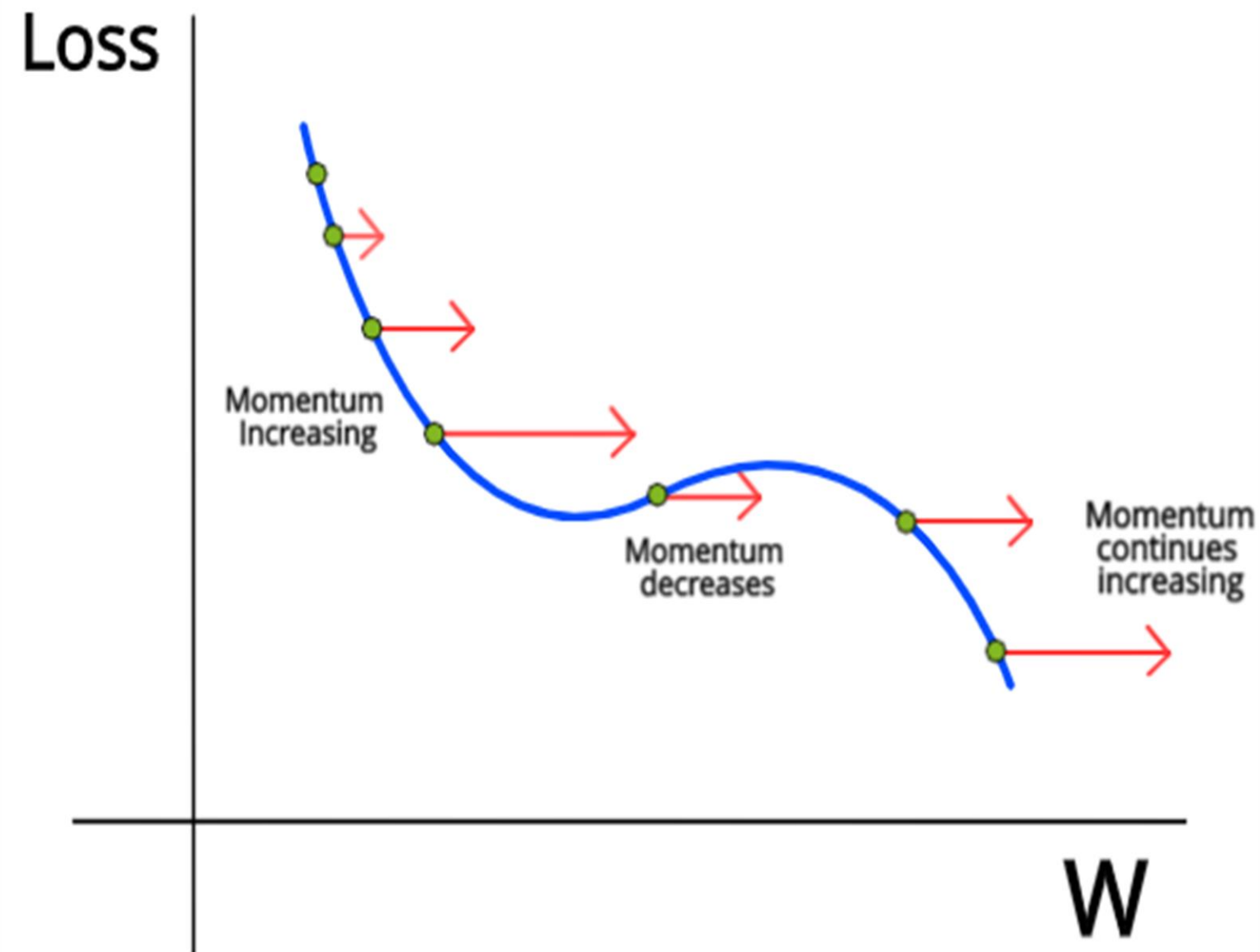


기울기가 너무나도 작아서 움직이는 x 의 변화량이 미미해진다.

경사하강법의 문제점 해결방안



경사하강법의 문제점 해결방안1 = 모멘텀



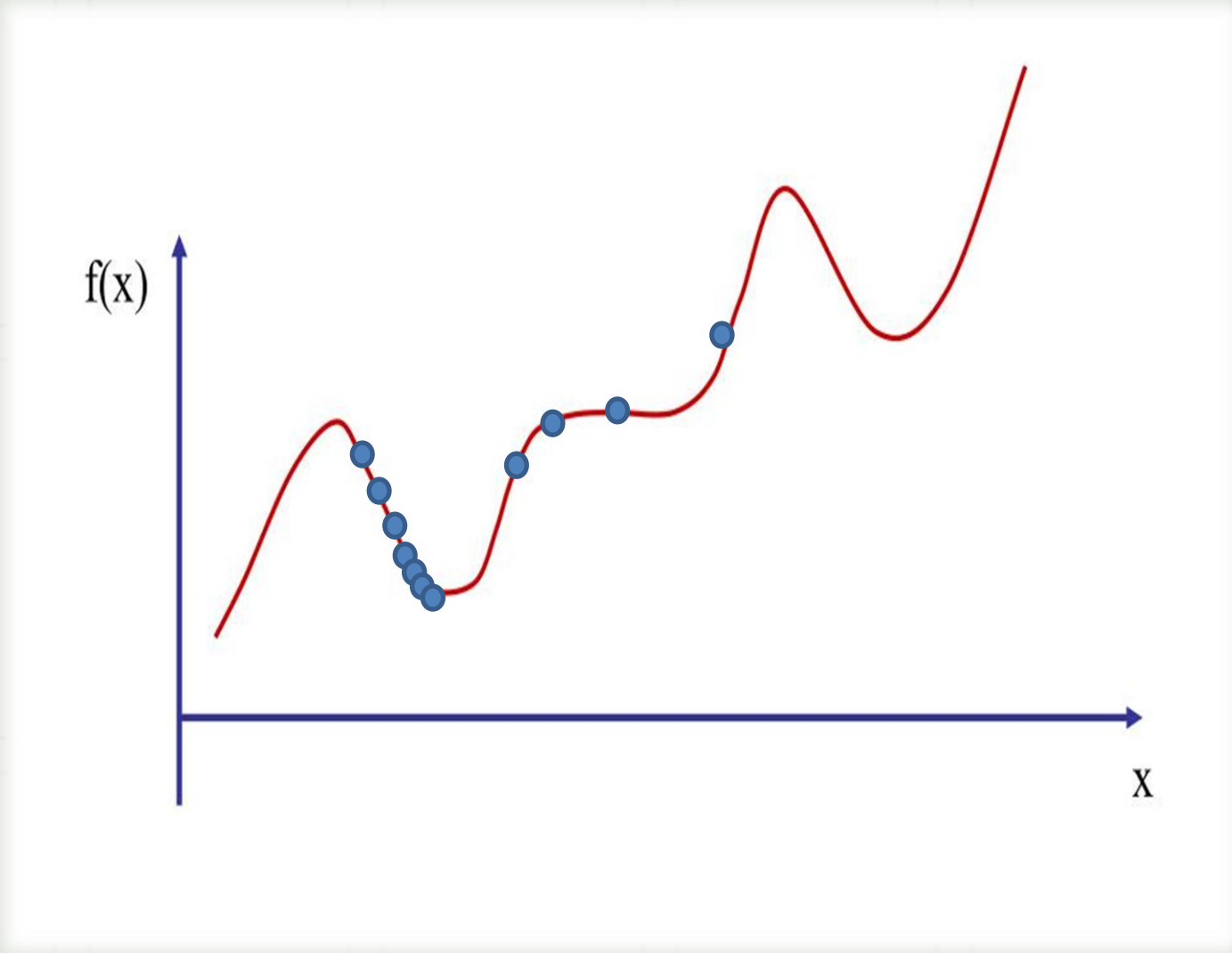
학습률

$$v = \alpha v - \gamma f'(x_1)$$

$$x_2 = x_1 + v$$

α 가 제공으로 계속해서 올라가기 때문에 이동하는 거리가 점점 더 커지게 된다.

경사하강법의 문제점 해결방안2 = 맞춤형 경사하강법

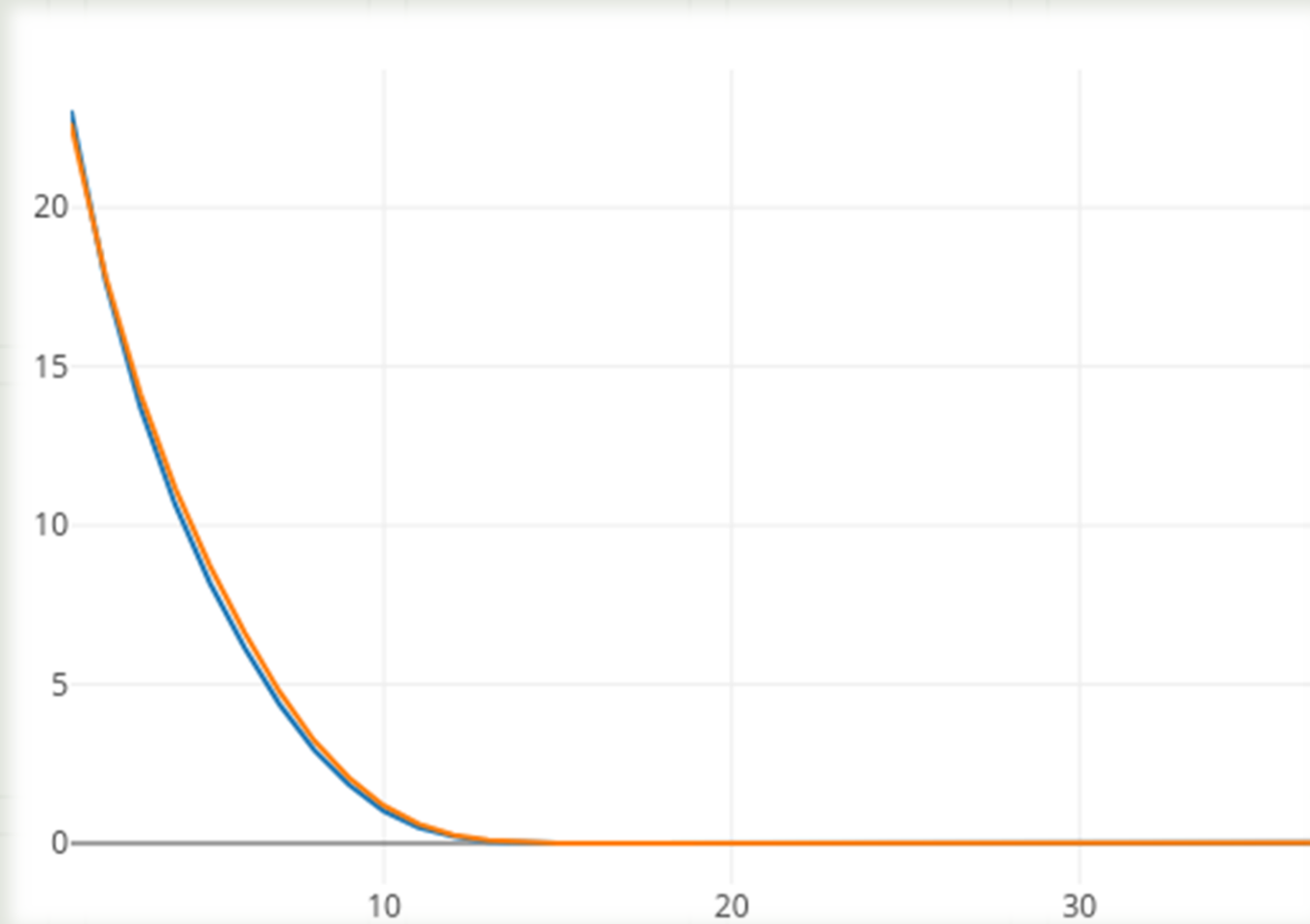


$$h = h + f'(x_1)^2$$
$$x_2 = x_1 - \gamma \frac{1}{\sqrt{h}} f'(x_1)$$

기울기 ▲ h ▲ 학습률 ▼

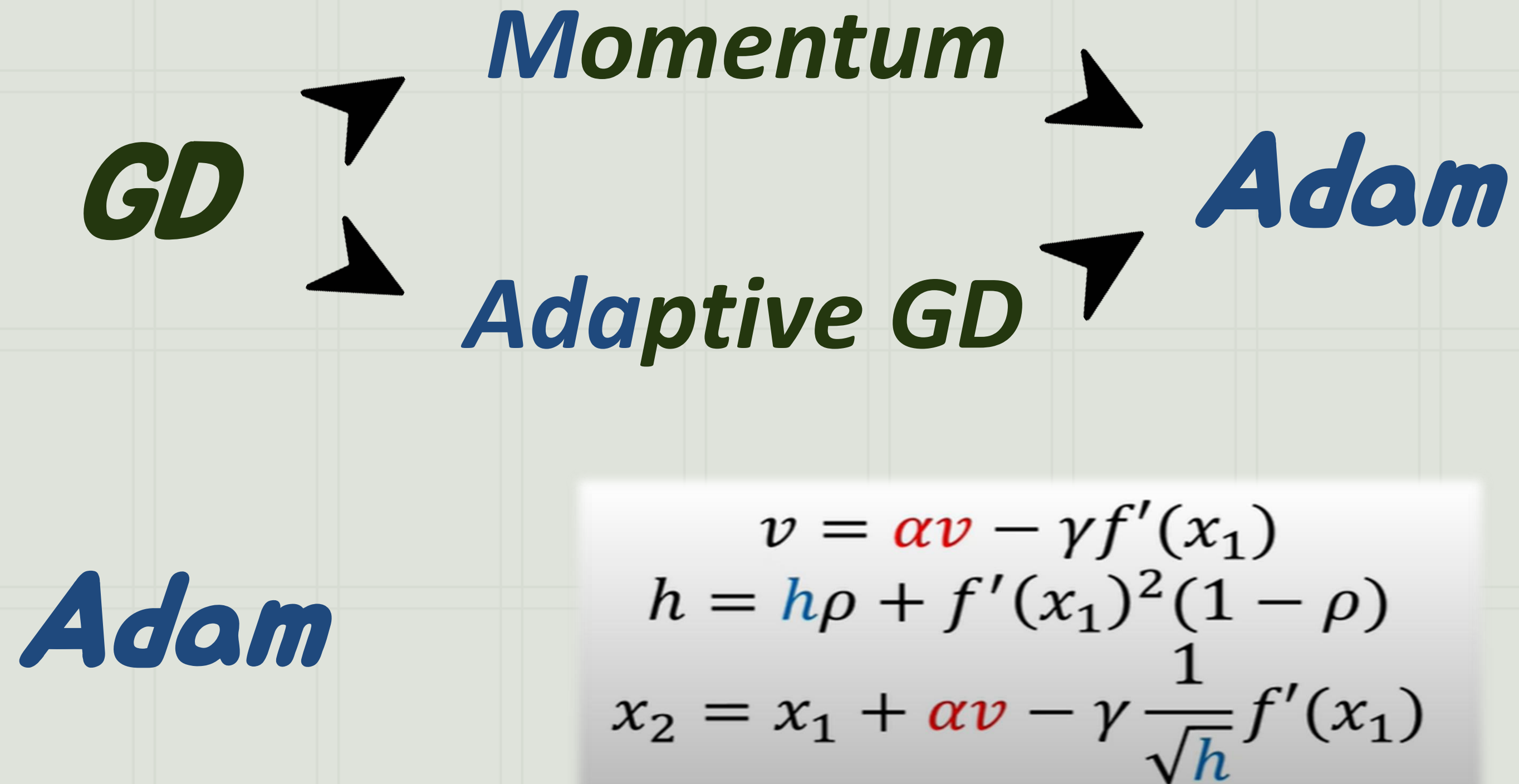
기울기 ▼ h ▼ 학습률 ▲

경사하강법의 문제점 해결방안3 = RMS Prop



$$h = h\rho + f'(x_1)^2(1 - \rho)$$
$$x_2 = x_1 - \gamma \frac{1}{\sqrt{h}} f'(x_1)$$

$p(\rho) = 1$ 일 경우 기존 데이터 중시
 $p(\rho) = 0$ 일 경우 현재 데이터 중시



Thank you for enjoying