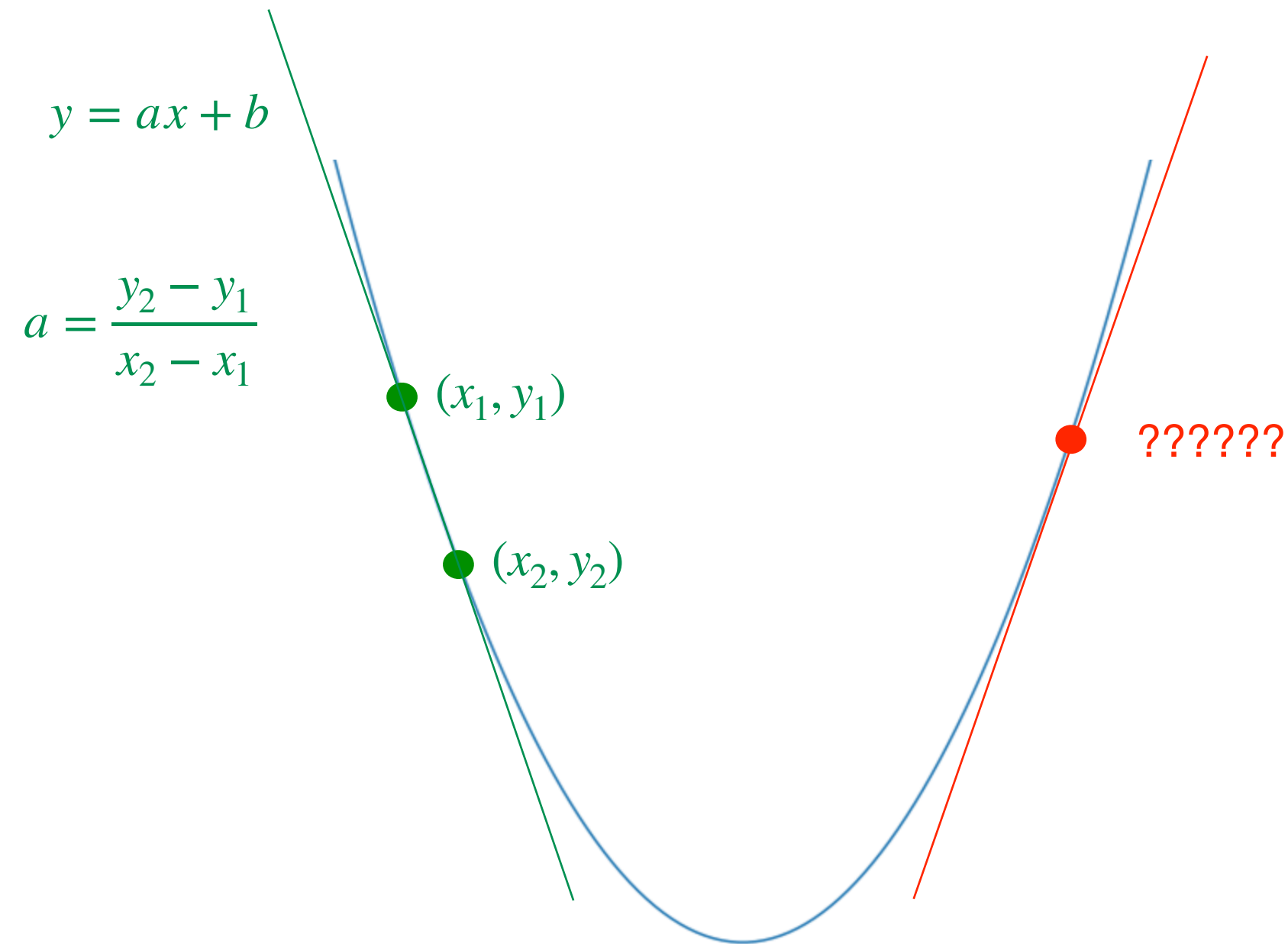

딥러닝 올인원

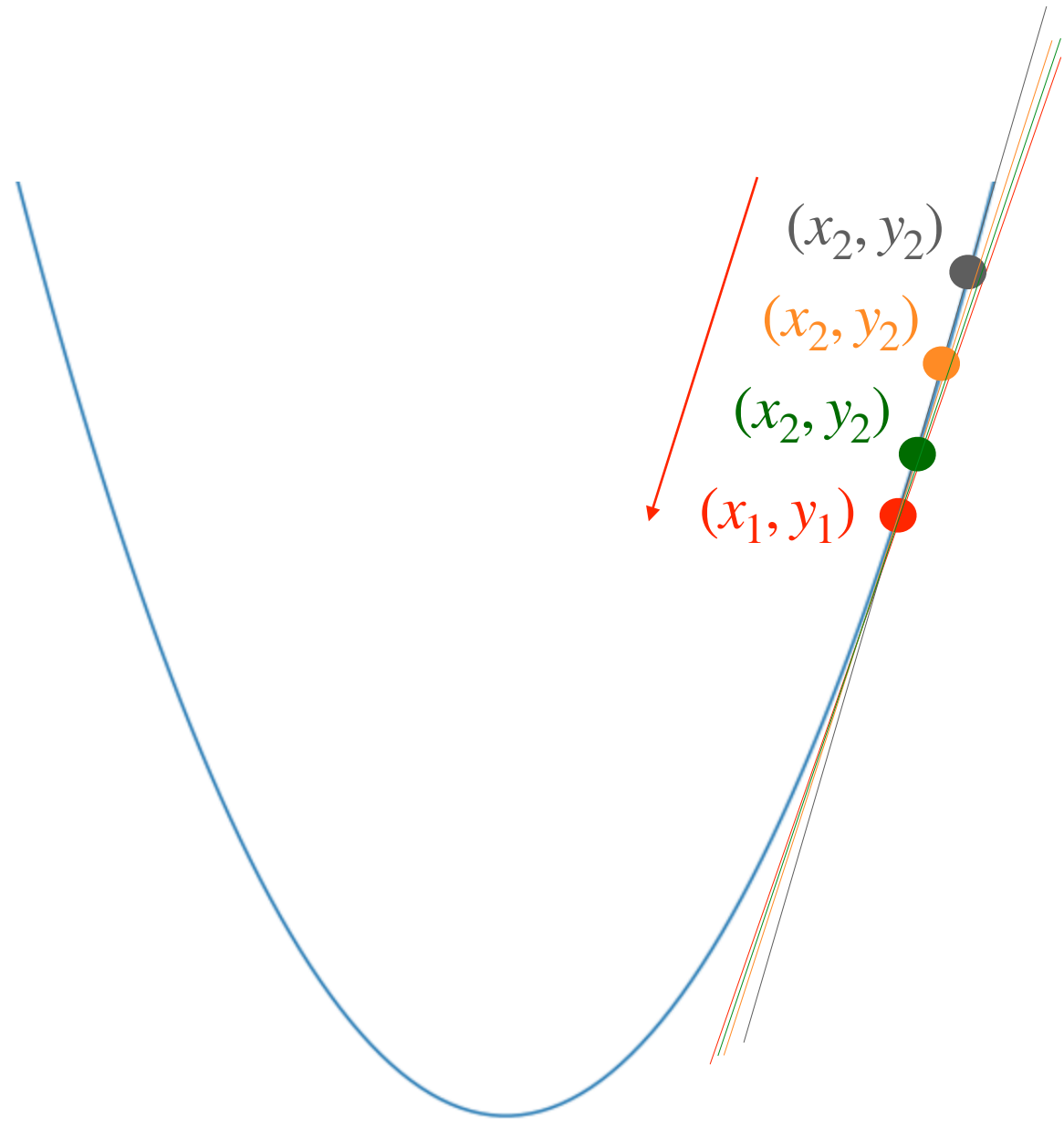
미분
8강

딥러닝호형

기울기의 정의

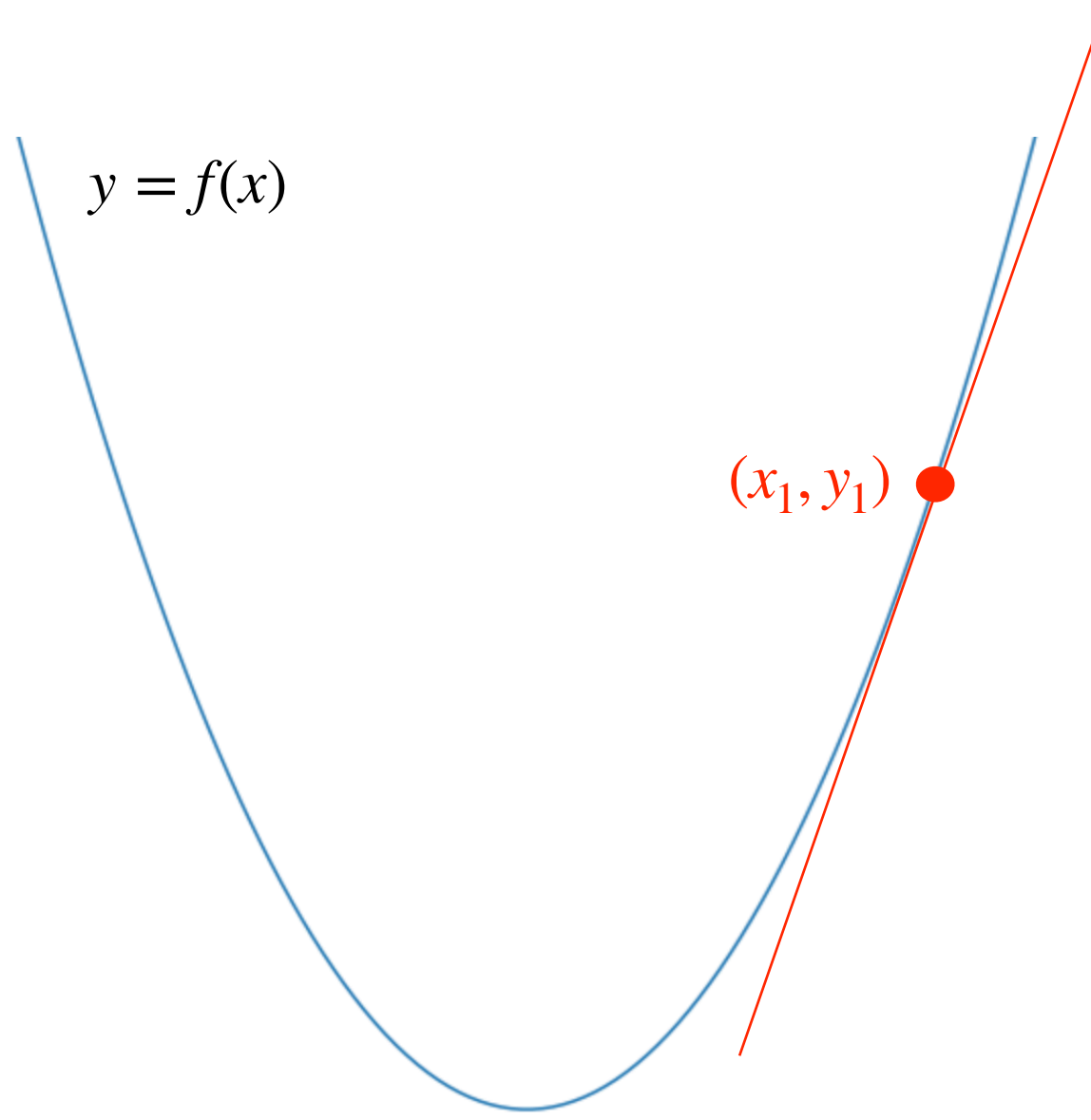


평균 기울기 vs. 순간 기울기



$$a = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \longrightarrow a = \lim_{x_2 \rightarrow x_1} \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}$$

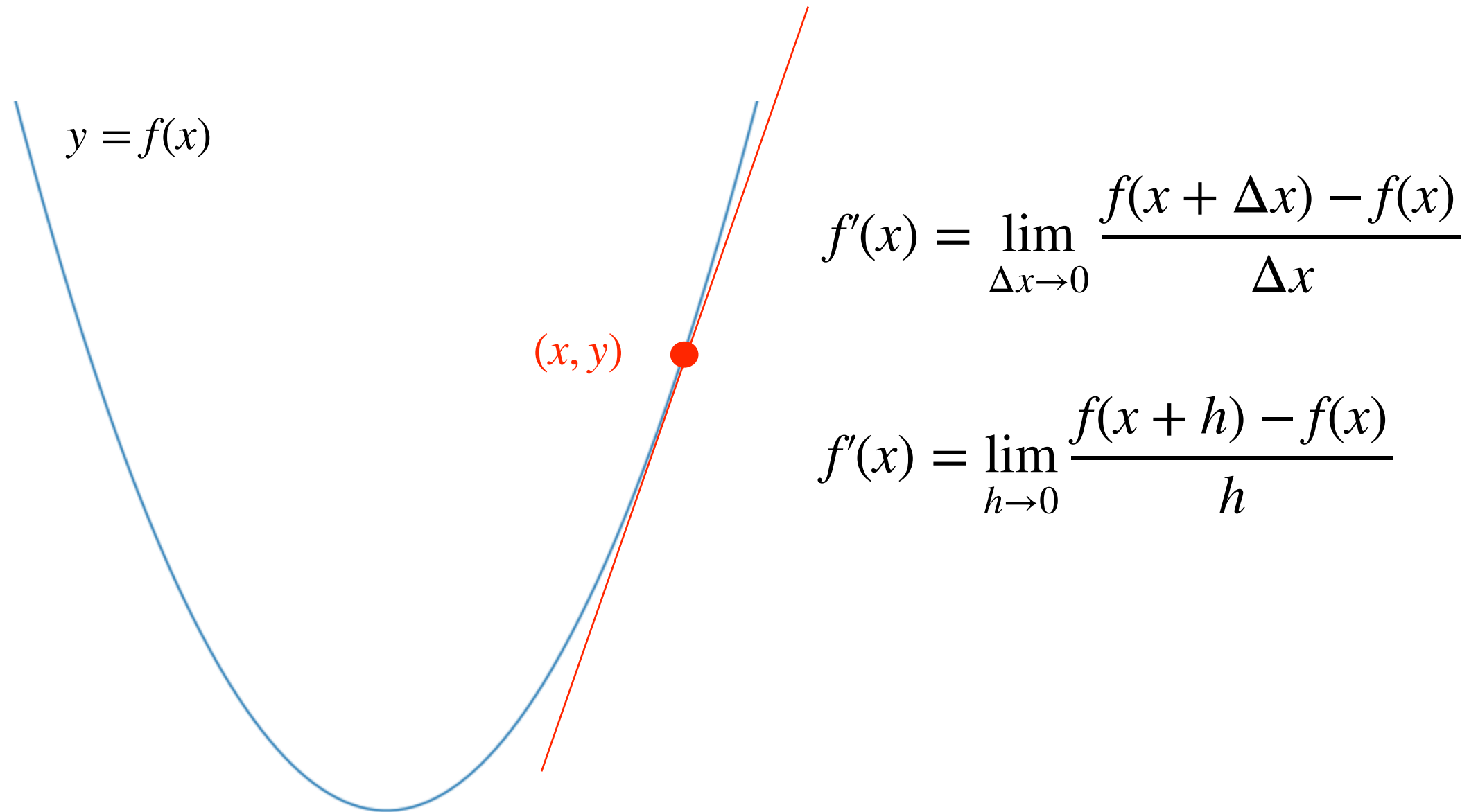
도함수와 미분 계수



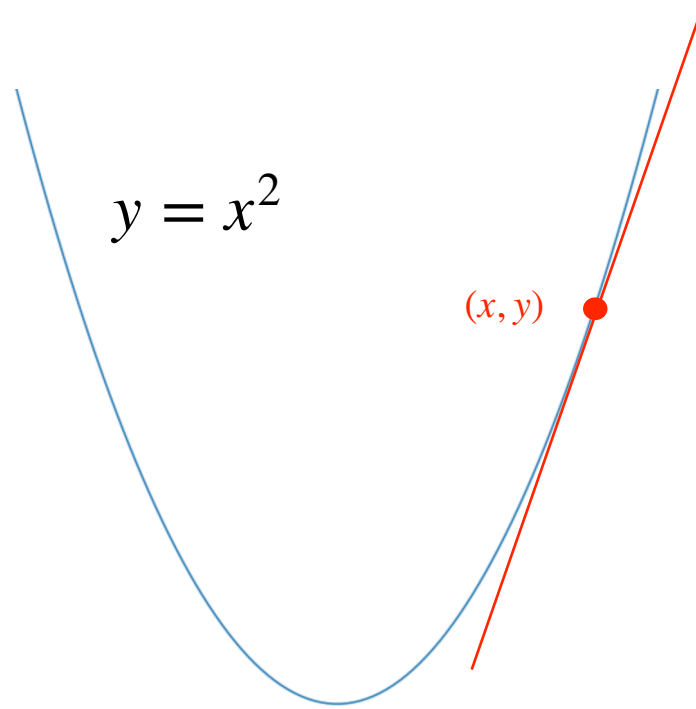
$$a = \lim_{x_2 \rightarrow x_1} \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} = \lim_{x_2 \rightarrow x_1} \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}$$
$$= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x_1 + \Delta x) - f(x_1)}{\Delta x} \quad (\Delta x = x_2 - x_1)$$

$$f'(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$

도함수와 미분 계수

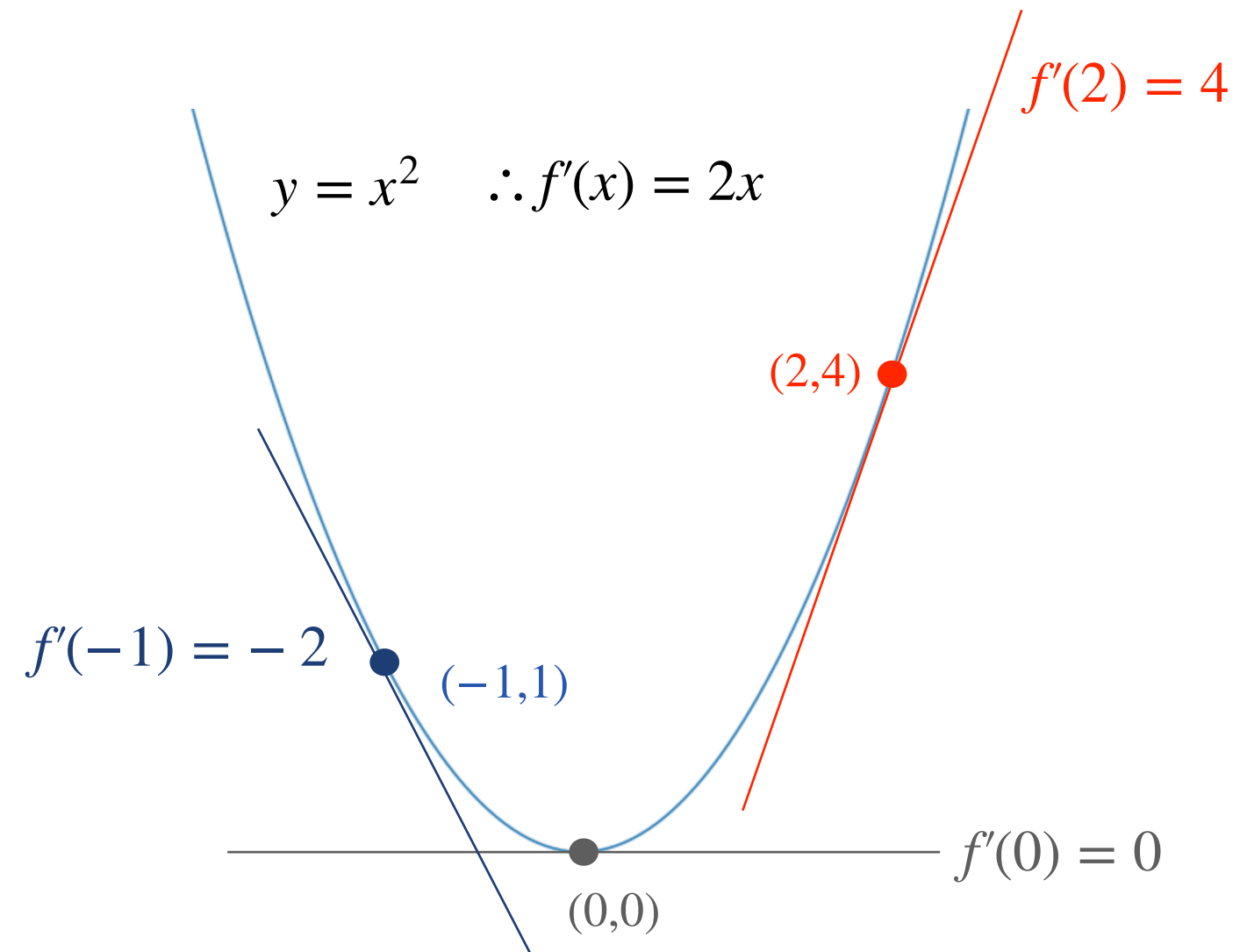


도함수와 미분 계수



$$\begin{aligned} f'(x) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \\ &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{(x+h)^2 - x^2}{h} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{x^2 + 2hx + h^2 - x^2}{h} \\ &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{2hx + h^2}{h} = \lim_{h \rightarrow 0} (2x + h) \\ &= 2x \\ \therefore f'(x) &= 2x \end{aligned}$$

평균 기울기 vs. 순간 기울기



미분법

$$f(x) = x^n \rightarrow f'(x) = nx^{n-1}$$

$$f(x) = e^x \rightarrow f'(x) = e^x$$

$$f(x) = \sin x \rightarrow f'(x) = \cos x$$

$$f(x) = \cos x \rightarrow f'(x) = -\sin x$$

$$f(x) = \ln x \rightarrow f'(x) = \frac{1}{x}$$

⋮

곱의 미분법

$$\{f(x)g(x)\}' = f'(x)g(x) + f(x)g'(x)$$

$$f(x) = x^2, g(x) = e^x$$

$$\{f(x)g(x)\}' = f'(x)g(x) + f(x)g'(x) = 2xe^x + x^2e^x = (2x + x^2)e^x$$

몫의 미분법

$$\left\{ \frac{f(x)}{g(x)} \right\}' = \frac{f'(x)g(x) - f(x)g'(x)}{\{g(x)\}^2}$$

$$f(x) = x^2, g(x) = e^x$$

$$\left\{ \frac{f(x)}{g(x)} \right\}' = \frac{f'(x)g(x) - f(x)g'(x)}{\{g(x)\}^2} = \frac{2xe^x - x^2e^x}{e^{2x}} = \frac{2x - x^2}{e^x}$$

합성 함수의 미분법

$$\{f(g(x))\}' = f'(g(x))g'(x)$$

$$f(x) = x^2, g(x) = \sin x$$

$$\{f(g(x))\}' = \{(\sin x)^2\}' = \{\sin^2 x\}' = 2\sin x \cos x$$

미분 표현법

$$f'(x), \frac{dy}{dx}, \frac{df(x)}{dx}, \frac{\partial f(x)}{\partial x}$$

$$f(x) = x^2 \rightarrow \frac{df(x)}{dx} = 2x$$

$$f(x, y) = x^2 + 2y \rightarrow \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = 2x, \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = 2$$

연쇄 법칙(Chain Rule)

$$\{f(g(x))\}' = f'(g(x))g'(x)$$

$$y = f(u), u = g(x)$$

$$\{f(u)\}' = \frac{df}{dx} = \frac{df}{du} \frac{du}{dx}$$

연쇄 법칙(Chain Rule)

알아두기 2.4.1 — 연쇄 법칙(chain rule). 미분 가능한 함수들의 합성함수를 미분하는 법칙

미분 가능한 두 일변수 함수 $y = f(u)$, $u = g(x)$ 라고 하면

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} \frac{du}{dx}$$

미분 가능한 두 다변수 함수 $y = f(u_1, u_2, \dots, u_n)$, $u_i = g(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 라고 하면

$$\frac{\partial y}{\partial x_i} = \frac{\partial y}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial x_i} + \frac{\partial y}{\partial u_2} \frac{\partial u_2}{\partial x_i} + \dots + \frac{\partial y}{\partial u_n} \frac{\partial u_n}{\partial x_i}$$

예를 들어 $f(u) = u^2$, $u = 2x + 1$ 이면 $\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} \frac{du}{dx} = 2u \cdot 2 = 4u = 8x + 4$ 이다.

그래디언트(Gradient)

알아두기 2.4.2 — 그래디언트(gradient).

그래디언트는 함수 f 를 변수 별로 한 번 미분한 것들을 모은 벡터다.

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix}, \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

예를 들어 함수 $f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_1x_2 + 2x_2$ 이면 $\frac{\partial f}{\partial x_1} = 2x_1 + x_2$, $\frac{\partial f}{\partial x_2} = x_1 + 2$ 이므로

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 2x_1 + x_2 \\ x_1 + 2 \end{pmatrix} \text{ 이다.}$$