

4.3 수치 미분

$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

```
def numerical_diff(f, x):  
    h = 10e-50  
    return (f(x + h) - f(x)) / h
```

함수의 이름은 수치 미분 numerical differentiation에서 따온 `numerical_diff(f, x)`로 했습니다. 이 함수는 '함수 f'와 '함수 f에 넘길 인수 x'라는 두 인수를 받습니다. 얼핏 보면 문제가 없어 보이지만, 실제로는 개선해야 할 점이 2개 있습니다.

1. 반올림 오차(rounding error)

반올림 오차는 소수점 8자리 이하가 생략되어 최종 계산 결과에 오차가 생기게 한다.

-> h 를 $10^{(-4)}$ 로 한다.

2. 차분

우리가 계산한 것은 엄밀한 미분이 아니다.

x 위치에서의 함수의 기울기를 구해야 하는데, 우리는 $(x+h)$ 와 x 사이의 기울기를 구했다.

이는 h 를 무한히 0으로 줄이지 못해 발생하는 한계다.

-> 수치 미분에는 오차가 포함된다. $(x+h)$ 와 $(x-h)$ 일 때의 함수의 차분을 계산하는 방식을 택한다.
(중심 차분 == 중앙 차분)

```
def numerical_diff(f, x):  
    h = 1e-4 # 0.0001  
    return (f(x+h) - f(x-h)) / (2*h)
```

4.3.3 편미분

변수가 여럿인 함수에 대한 미분을 편미분이라 한다.

$$f(x_0, x_1) = x_0^2 + x_1^2$$

어느 변수에 대한 미분이냐를 구분해야 한다.

$\frac{\partial f}{\partial x_0}$ 나 $\frac{\partial f}{\partial x_1}$ 처럼 씁니다.

x_0, x_1 의 편미분을 동시에 계산하고 싶다면 $\left(\frac{\partial f}{\partial x_0}, \frac{\partial f}{\partial x_1}\right)$ 을 계산 하고 정리하면 기울기(gradient)가 나온다.

1. Gradient의
기하학적 의미

2.

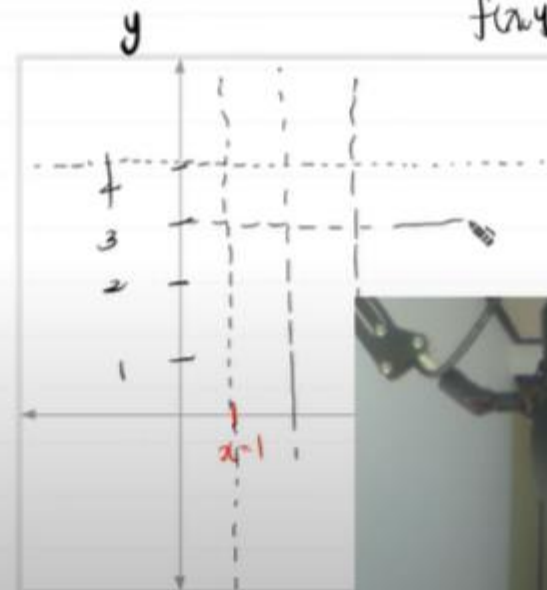
$$f(x, y) = x^2 + y^2 + xy$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 2x + 0 + y$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = 0 + 2y + x$$

$\frac{\partial f}{\partial x}$: x 는 변수, 나머지는 상수로 취급.

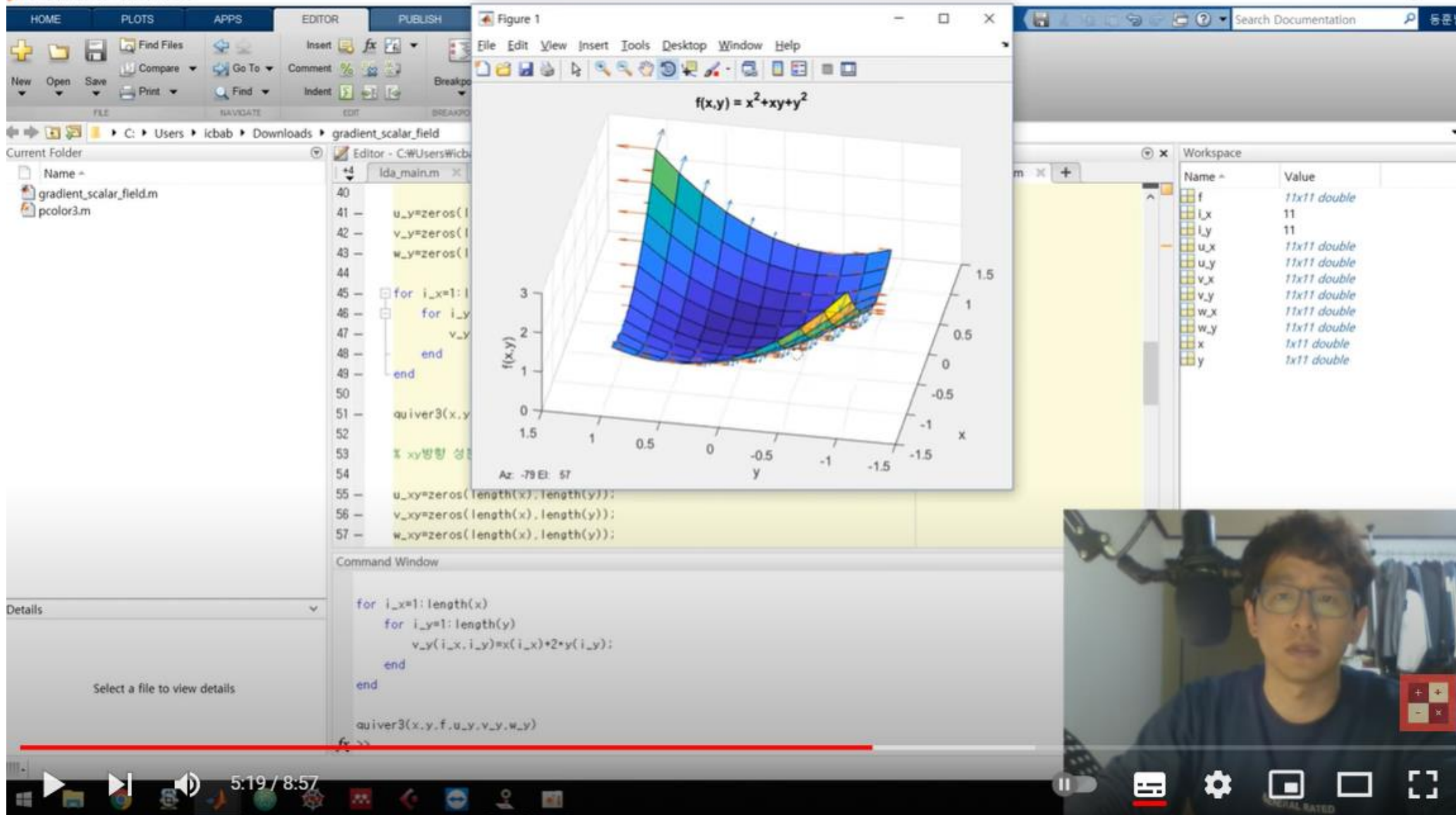
$\frac{\partial f}{\partial y}$: y 는 변수, 나머지는 상수로 취급.



$$f(x, y) = x^2 + xy + y^2$$

$$f(x, 4) = x^2 + 16 + 4x$$





$$z = f(x, y) = 3x^2 + 2y^3 + x^2y^3$$

$$f_x(x, y) = 6x + 0 + 2xy^3 = \frac{\partial f}{\partial x} \quad f \text{의 } x \text{에 대한 편도함수}$$

$$f_y(x, y) = 0 + 6y^2 + x^2 3y^2 = \frac{\partial f}{\partial y} \quad f \text{의 } y \text{에 대한 편도함수}$$

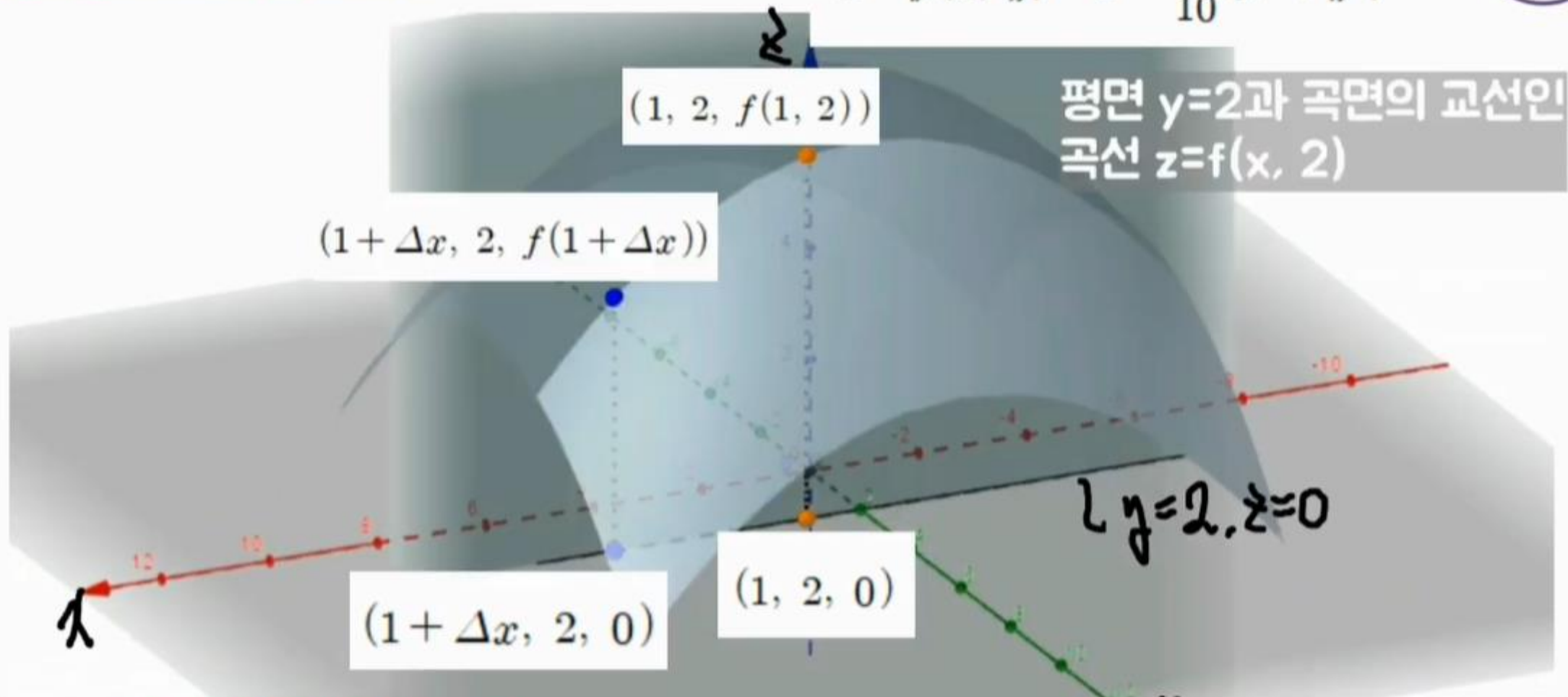
참고 편미분 계산 방법

- ① x 에 대한 편도함수를 구하는 방법은 y 를 상수로 취급한 후, x 에 대한 함수로 보고 미분을 하면 된다.
 y 에 대한 편도함수는 반대로 x 를 상수로 취급한 후, y 에 대한 함수로 보고 미분을 하면 된다.
- ② 편미분 값을 계산할 때에는 편도함수를 구한 뒤, 해당 좌표를 대입하여 구하면 된다.

$f_x(a, b)$: 곡선 $z = f(x, b)$ 에 $(a, b, f(a, b))$ 에서 접선의 기울기

$y=f(x)$ 의 미분이 접선의 기울기였듯이, 편미분값도 곡면의 접선의 기울기가 됩니다.

$$z = f(x, y) = 7 - \frac{1}{10}(x^2 + y^2)$$



이 때 함수값에 해당하는 점은 평면 $y=2$ 로 잘랐을 때 생기는 곡선 위에서 움직입니다.

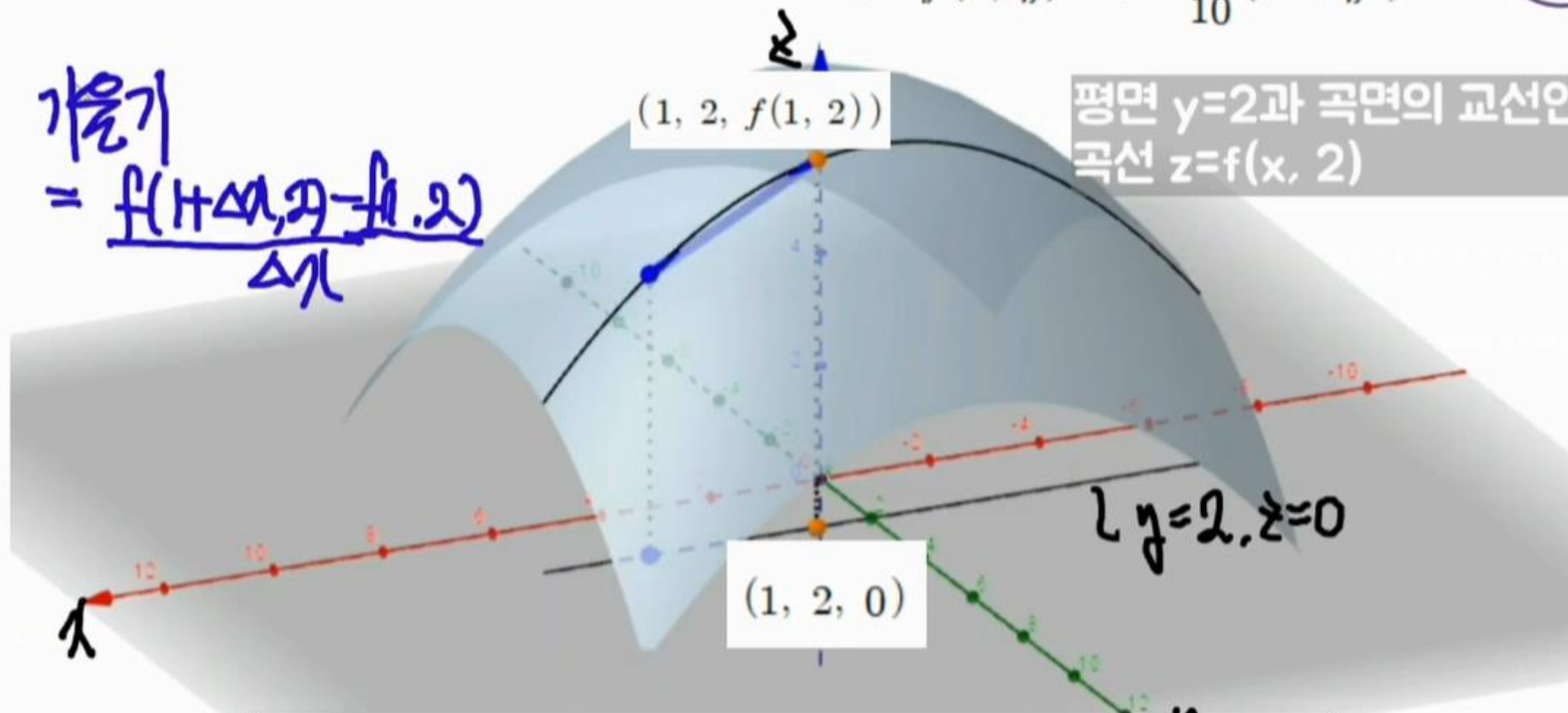
f의 x에 대한 편미분 $f_x(1,2)$

$$z = f(x, y) = 7 - \frac{1}{10}(x^2 + y^2)$$

기울기

$$= \frac{f(1+\Delta x, 2) - f(1, 2)}{\Delta x}$$

평면 $y=2$ 과 곡면의 교선인
 곡선 $z=f(x, 2)$



x에 대한 편미분값은 **파란색 선분의 기울기**의 극한입니다.

f의 x에 대한 편미분 $f_x(1,2)$

$$z = f(x, y) = 7 - \frac{1}{10}(x^2 + y^2)$$

기울기

$$= \frac{f(1+\Delta x, 2) - f(1, 2)}{\Delta x}$$

$(1, 2, f(1, 2))$

평면 $y=2$ 과 곡면의 교선인
 곡선 $z=f(x, 2)$

$f_x(a, b)$: 곡선 $z=f(x, b)$ 에 $(a, b, f(a, b))$ 에서 접선의 기울기

$= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(1+\Delta x, 2) - f(1, 2)}{\Delta x}$ 기울기

$(1, 2, 0)$

$z=f(x, 2)$

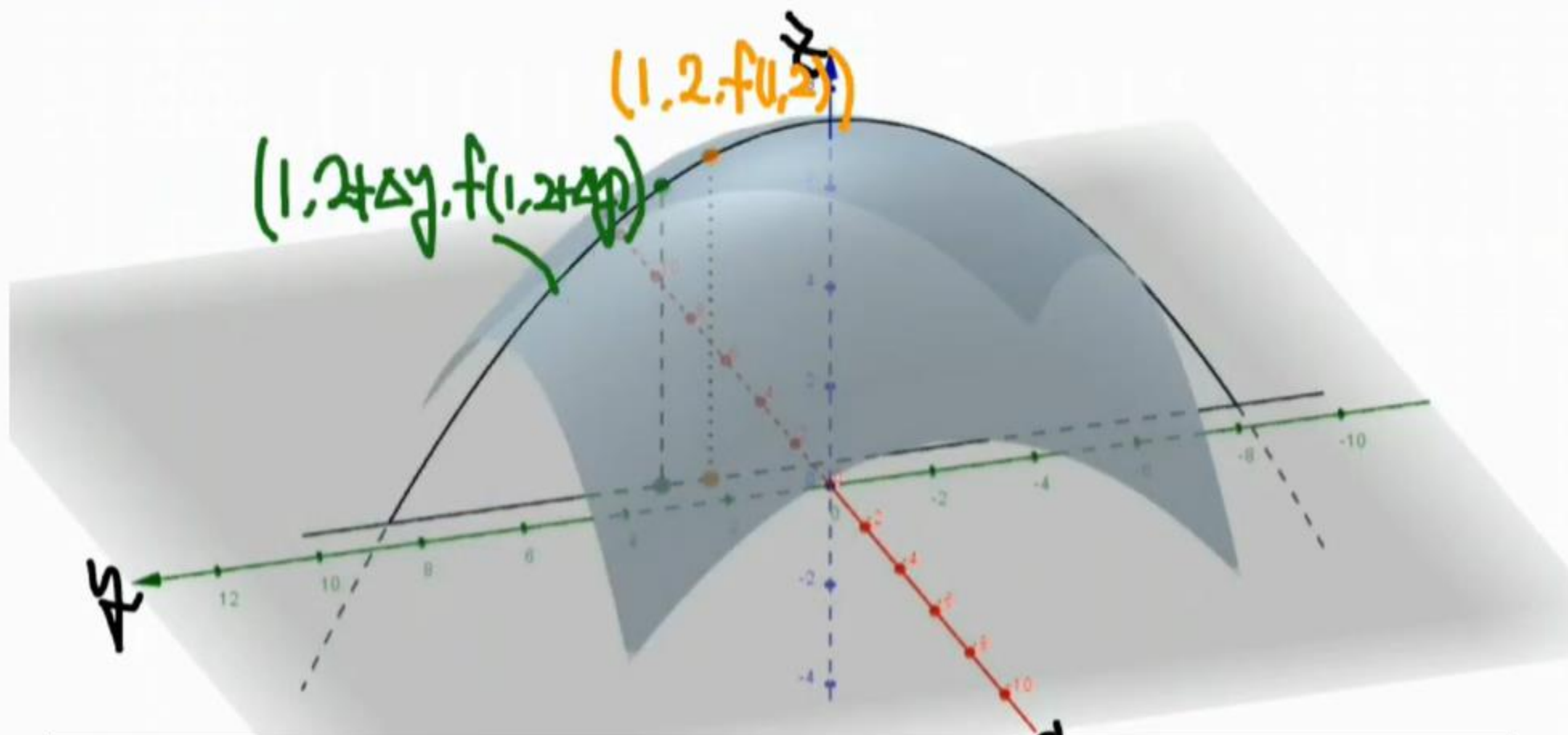
결. x축 방향의 접선의 기울기입니다!!!

3강 편미분

「편미분의 기하학적 의미」

평면 $x=1$ 과 곡면의 교선인
곡선 $z=f(1, y)$

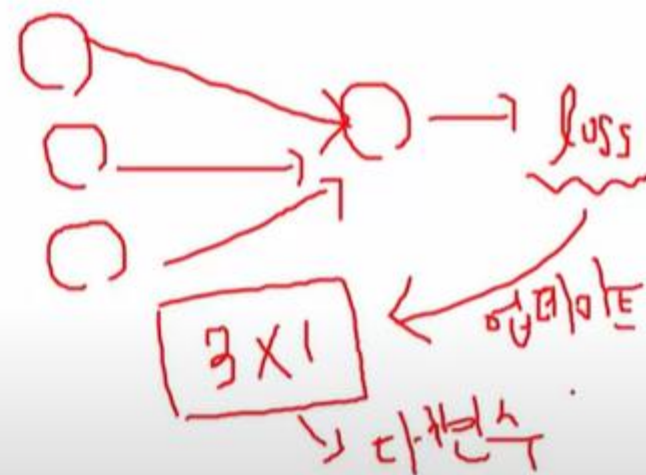
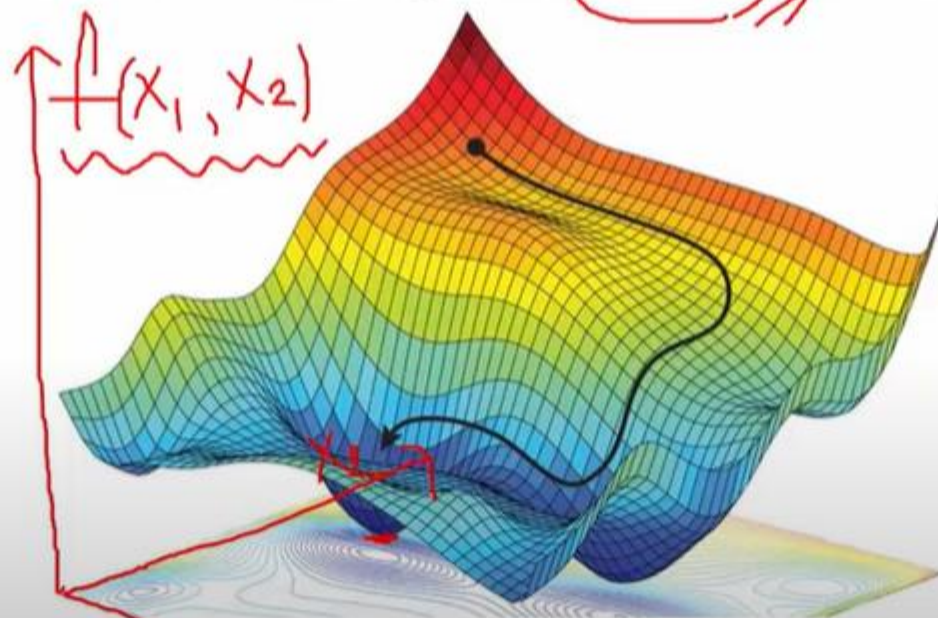
올림의
실리는 수학



초록색 선분의 기울기의 극한이 $f_y(1,2)$ 이므로 접선의 기울기가 됩니다.

편미분 (Partial derivative)

- 실제로 머신러닝 모델은 입력(input)이나 가중치(weight) 값들이 다변수 벡터 형태입니다.
 - 따라서 머신러닝 모델에서 학습(training) 과정은 편미분을 통해 이루어집니다.



- 또한 머신러닝 모델은 다수의 레이어로 구성되어 있기 때문에 연쇄법칙(chain-rule)을 이용합니다.

x_1

머신러닝과 마찬가지로 학습 시에 최적의 매개변수를 찾아야 한다.

최적의 매개변수란 손실 함수가 최솟값이 될 때의 매개변수 값이다.

- 기울기가 가리키는 곳에 함수의 최솟값이 있는지, 옳은 방향인지 보장할 수 없다. 하지만 그 방향으로 가야 함수의 값을 줄일 수 있다.



4.4 기울기