# 미분

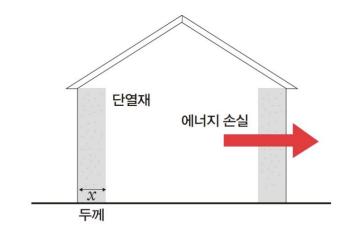
#### 미분의 목적

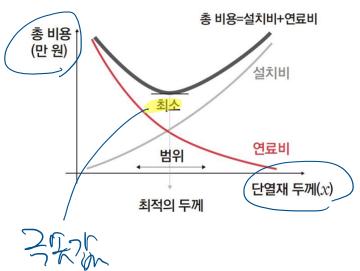
• 현실적인 타<u>협점</u> 구하기

ex) 아마존: 경쟁사 가격과 비교하여 최적화된 가격 제시

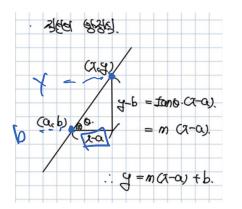
• 목적 함수의 극댓값 또는 극솟값 구하는 문제

✓ 머신러닝 라이브러리 -> 도함수 계산





#### 5.1 극한과 미분



기울기(=변화율) 높이 차를 전체 <u>이동거리</u>로 나눈 값

• 극한

독립변수를 무한소로 두었을 때, 함수값의 변화를 알기 위함

• 도함수

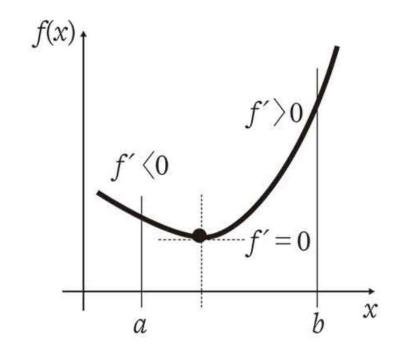
grad\_func(x)

• 접선의 식

$$y - f(a) = f(a)(x-a)$$

(a,f(a))

y - a = 기울기(x-a)



### 5.1 극한과 미분

#### 주요 함수에 대한 미분

• 기본 미분 공식

$$(constant)' = 0$$
  $(ax^k)' = kax^{k-1}$ 

• 지수 함수 미분 공식

$$(e^x)' = e^x$$

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

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

$$(a^x)' = a^x \ln a$$

$$(\log_a x)' = \frac{1}{x \ln a}$$

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

$$\left(e^{f(x)}\right)' = e^{f(x)} * f'(x)$$

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

$$(\tan x)' = \sec^2 x$$

$$\left(a^{f(x)}\right)' = a^{f(x)} * \ln a * f'(x)$$

#### 5.2 연쇄 법칙

• 연쇄법칙 : 합성함수의 미분 (각 함수의 도함수의 곱)

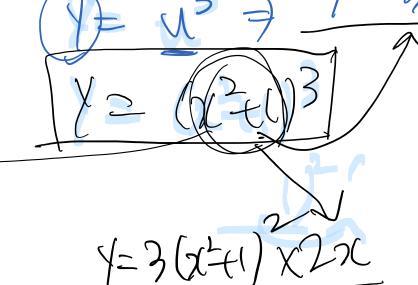
• 합성함수

$$y = f(y)$$

$$y = g(y)$$

$$y = x^{2} + 1$$

$$y = x^{2} + 1$$



YOU CHOM UZ DIE

## 5.3 편미분(partial derivative)

• 편미분 : 여러 개의 변수를 가진 함수에 대해 하나의 변수만으로 인한 미분

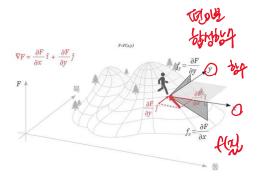
$$f(x,y) = 2x^{2} + xy + 5y$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \frac{\partial (2x^{2} + xy + 5y)}{\partial x} = \frac{4x + y}{4x + y}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \frac{\partial (2x^{2} + xy + 5y)}{\partial y} = \frac{5 + x}{2}$$

• 머신러닝 학습(training) 과정에 이용

입력(input), 가중치(weight)값 형태: 다변수 벡터 형태



## 5.4 전미분

2= ((2(y) by Mby)

• 전미분

$$dz = \frac{\partial z}{\partial x} dx + \frac{\partial z}{\partial y} dy$$

Syldoge

x에 의한 편미분 \* dx ≠ y에 의한 편미분 \* dy

odientish

Stenton

#### 5.5 다변수 합성함수의 미분

• 다변수로 이루어진 합성함수 + 연쇄 법칙 적용

$$2 = f(u,v) \quad u = g(u) \quad v = h(u)$$

$$dz = \frac{dz}{du} \quad du + \frac{\partial z}{\partial v} \quad dv \quad dz \quad dv$$

$$dz = \frac{dz}{du} \quad du + \frac{\partial z}{\partial v} \quad dv \quad dz \quad dv$$

$$dz = \frac{dz}{du} \quad du + \frac{\partial z}{\partial v} \quad dv \quad dz \quad dv$$

#### 5.6 네이피어수와 자연대수

• 네이피어수 e

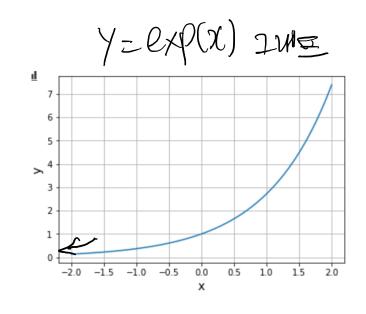
$$\lim_{n\to\infty} \left(1 + \frac{1}{n}\right)^n$$

e = 2.7182818284····

$$y = e^{\gamma t}$$
  
 $y = exp(x)$ 

• 대수

• 자연대수



- ⇒미분/거듭제곱 해도 변하지 않음
- ⇒거듭제곱이 필요한 함수에서 자주 이용

$$\frac{d}{dx}e^{x}=e^{x}$$

#### 5.6 네이피어수와 자연대수

- 시그모이드 함수
- ✓ 모든 실수 입력 값을 0보다 크고 1보다 작은 미분 가능한 수로 변환
- ✓ sigmoid의 반환 값은 확률형태이기 때문에 결과를 확률로 해석할 때 유용
- ✓ Logistic Classification과 같은 분류 문제의 가설과 비용 함수(Cost Function)에 많이 사용

$$sigmoid(x) = \underbrace{\frac{1}{1+e^{-x}}} \left\langle \begin{array}{c} 1 \\ \end{array} \right|$$





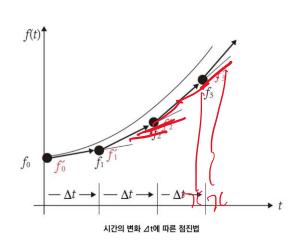
#### 기계학습

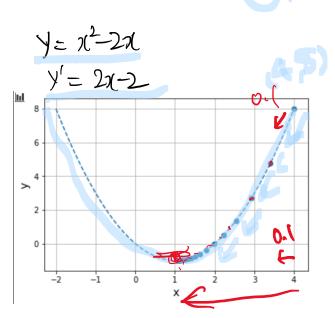
- 1. 학습 모델에 들어갈 <u>매개변수(parameter)</u>를 결정
- 2. 오류 최소화 (손실함수=비용함수의 극소값계산)
- 3. 🎢칙도출

## 5.7 최급강하법(steepest descent method)

#### 7 Willetoney GAM

• 기울기가 가장 급한 방향 즉 그래디언트 방향(물이 흘러내리는 방향 또는 등고선에 수직방향)으로 움직이는 것이 좋습니다. 그래디언트 방향으로 한 걸음 이동하여 멈춰서고, 다시 제자리에서 새로운 그래디언트 방향을 찾아서 그리로 또 한 걸음 이동합니다. 이를 반복하면 가장 빠르게 최저점에 도달할 수 있습니다.

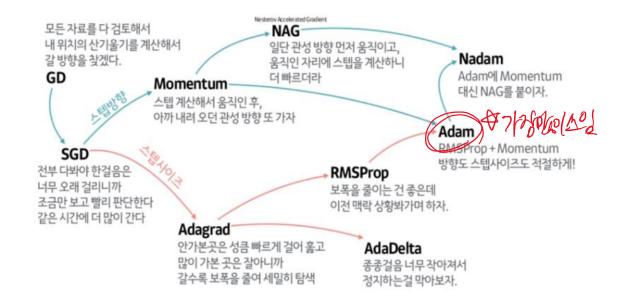




```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
def my_func(x) : #최솟값을 구하는 함:
   return x**2 - 2*x
def grad_func(x): #도함수
   return 2*x - 2
eta = 0.1 # 학습계수
x = 4.0 # x에 초깃값을 설정
record x = [] # x의 기록
record_y = [] # y의 기록
for i in range(20) ## 20회 x를 갱신한다
   y= my func(x)
   record_x.append(x)
   record_y.append(y)
   x-= eta * grad_func(x) # (식1)
x_f = np.linspace(-2,4)
y_f = my_func(x_f)
plt.plot(x_f, y_f, linestyle="dashed")
plt.scatter(record x, record y)
```

#### 질문

- 최급강하법으로 함수 도출시 → 초깃값을 다양하게 학습시키는 방법을 사용
- 최급강하법 → 시그모이드 함수로 구현
- Optimizer
- ✔ 에너지 최소화 문제
- ✓ 학습속도를 빠르고 안정적이게 함



#### 참조

- 미적분의 쓸모 <u>한화택</u> 저 | 더퀘스트 | 2021년 05월 18일
- 처음 만나는 AI 수학 with Python <u>아즈마 유키나가</u> 저 | <u>영진닷컴</u> | 2021년 01월 15일
- Optimizer 설명 사이트

https://onevision.tistory.com/entry/Optimizer-%EC%9D%98-%EC%A2%85%EB%A5%98%EC%99%80-%ED%8A%B9%EC%84%B1-Momentum-RMSProp-Adam