

Machine Learning 정의

Machine : 수학적 함수

- 컴퓨터를 학습하는 것이 아니라 컴퓨터로 수학적 방법을 통해 학습하는 것!
- Machine == Function == Model == Algorithm

Learning: 학습, 변화

• 변화는 긍정적일수도, 부정적일수도 있다 == Risk

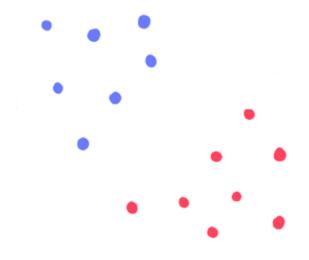
Machine Learning 종류

지도 학습

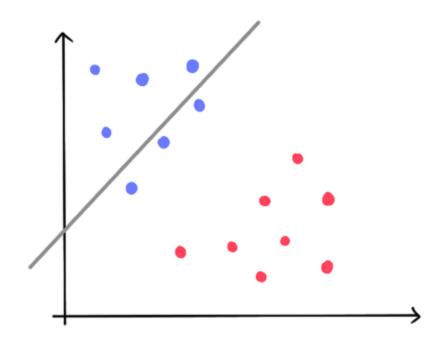
- Regression (수치 예측)
- Classification (범주 예측)

비지도 학습

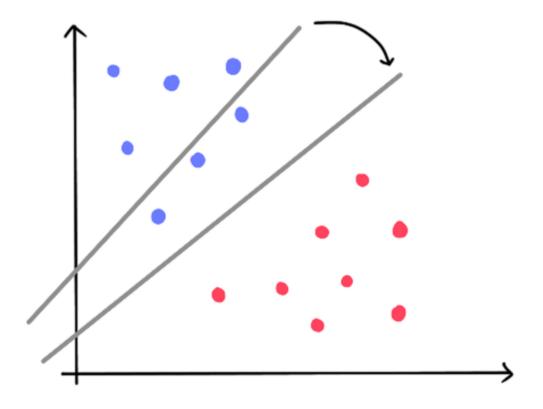
Classification로 예를 들어 이해하기



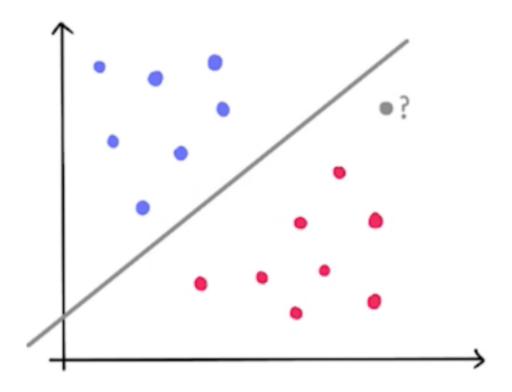
빨간색 점과 파란색 점(Data)을 분류하려 한다.



빨간색 점과 파란색 점을 나누는 **선**(Function, Machine) $\mathbf{y} = \mathbf{w}\mathbf{x} + \mathbf{b}$ 를 긋는다.



이 선의 위치를 **변경**(Change, Learning)하며 두 종류의 점을 분리하는 적절한 w, **b**(parameters)를 **찾는다.**(최적화)



점들을 분리하는 y = wx + b 함수(Model)를 가지고 새로운 점(미래의 Data)의 색을 예측한다.

Gradient Descent

경사 하강법

모든 학습의 원리가 되는 것, Optimization Method y=wx+b (w: weight, 가중치 / b: bias, 편향)

Loss Function

실제 값과 예측 값의 차이 ⇒ 오차 (Error, Loss, Cost) L(y, y_hat) = (y - y_hat)^2

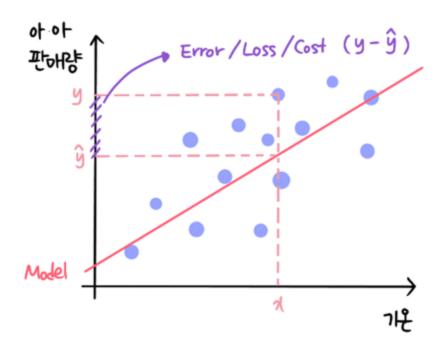
Mean Squared Error

Loss들의 평균

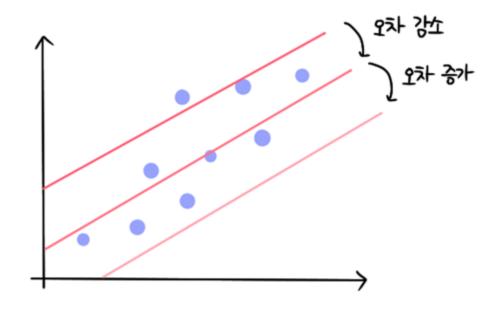
 $mean(L(y, y_hat)) = mean(y-(wx+b))^2$

Regression Analysis로 예를 들어 이해하기

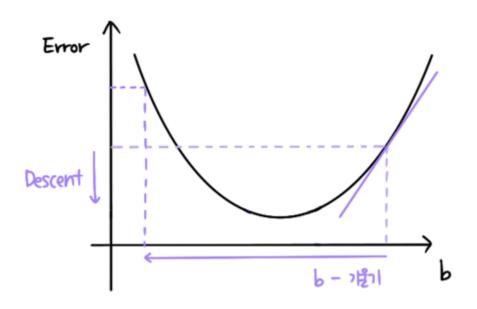
학습 평가 기준 : 오차 함수, 예측 모델의 경우 MSE



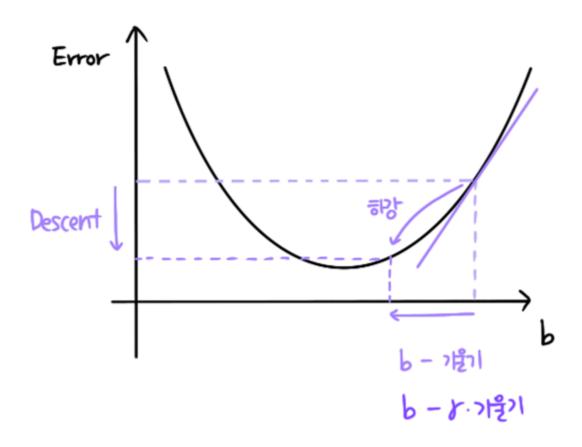
실제값과 예측값의 차이 : Error, Loss, Cost



y = wx + b에서 b의 값이 바뀌면 오차가 감소하다가 어느 순간 오차가 다시 증가



b에서 접선의 기울기를 빼면 경사(Gradiant)가 하강(Descent ⇒ b = b - 기울기 하지만 너무 많이 이동하면 오차가 다시 증가하게 됨



b = b - r * 기울기

0~1 사이의 값을 가지는 감마를 기울기에 곱해서 너무 많이 이동하지 않도록 조정 (너무 작으면 학습 시간이 오래 걸리고 너무 크면 발산하게 된다)

감마 : Learning Rate, Step Size

Step 값으로 무슨 값을 줄지는 직접 정하는 것, 해보지 않고는 모른다 ⇒ Hyperparameter

(MTA) 정등을 색깔별로 분유하기

(Label) (Label) 파간색 정등과 빨간색 정등을 끊

(Function, Machine)

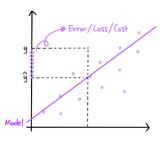
선물 그리고 이선이 두 옮의 윦 나누는

(parameter) (5时重) (Learning, Change)

작절한 W, b 찾기 (션을 변명하여)

(Model) (ORHOL DATA)

이 산가까 새울 잦 왔 색일지 예측하기



y: 연속형 데이터

y= wx+b (w: weight, >+3>1

b: bīas, 편량)

Loss Function () : 실제값과 예측값의 차이 $L(y,\hat{y}) = (y - \hat{y})^{2}$

error >igno

MSE (Mean Squared Error): Loss 듿 퍺

$$(ost(y,\hat{y}) = mean(L(y,\hat{y}))$$

= mean ((y - (wx+b))2)

$$b = b - b \cdot db$$

$$w = w - b \cdot dw$$
(\(\f' : 0 \times 1 \)

b, w = D hyperparameter

기분기 D =D 더 이상 학습이 예재 응응

def Machine
$$(a, w, b)$$
:
 $y_{-hat} = (w*a) + b$

return y-hat

$$y-hat = Machine (x, w, b)$$

$$db = np. mean ((y-y-hat)*(-2*x))$$

$$d\omega = np. mean((y-y-hat) * (-2))$$

Loss = np. mean
$$((y-y-hat)**2)$$

return db, dw, Loss

def Learning (x,y, w, b, step):

$$ub = b - (step * db)$$

$$uw = w - (step * dw)$$

Loss = Loss

return ub, uw, Loss

uw, ub, Loss = learning (DATA inputs, DATA outputs, w,b, step)

b= ub

w= nm

Error append (Loss)