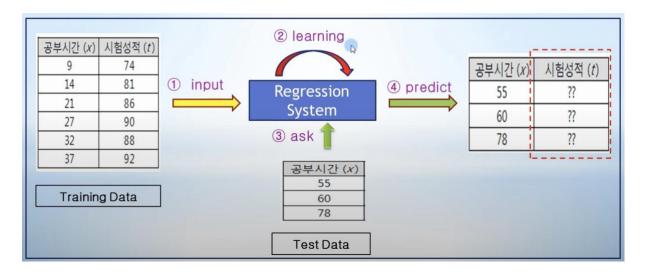
Review - 회귀(Regression)

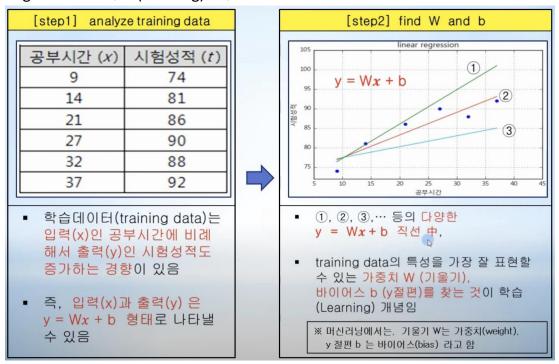
회귀(Regression)

- Training Data를 이용하여 데이터의 특성과 상관관계 등을 파악하고, 그 결과를 바탕으로 Training Data에 없는 미지의 데이터가 주어졌을 경우에, 그 결과를 연속적인 (숫자) 값으로 예측하는 것
- ex) 공부시간과 시험성적의 관계, 집 평수와 집 가격의 관계 등

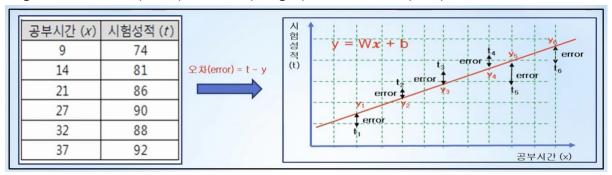


회귀(Regression)

Regression - 학습(learning) 개념



Regression - 오차(error), 가중치(weight) W, 바이어스(bias) b



• Training data의 정답(t)과 직선 y = Wx + b 값의 차이인 오차(error)는,

오차(error) = t - y = t - (Wx + b) 로 계산되며,

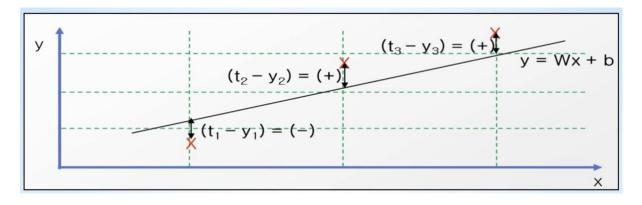
오차가 크다면, 우리가 임의로 설정한 직선의 가중치와 바이어스 값이 잘못된 것이고, 오차가 작다면 직선의 가중치와 바이어스 값이 잘 된 것이기 때문에 미래 값 예측도 정확할 수 있다고 예상할 수 있음

• 머신러닝의 regression 시스템은,

모든 데이터의 $2^{\frac{1}{2}}(error) = t - y = t - (Wx + b)$ 의 합이 최소가 되어서, 미래 값을 잘 예측할 수 있는 가증치 W와 바이어스 b값을 찾아야 함

Regression - 손실함수(loss function)

• <mark>손실함수(loss function / cost function)는, training data</mark>의 정답(t)과 입력(x)에 대한 계산 값 y 의 차이를 모두 더해 수식으로 나타낸 것



- 각각의 오차인 (t-y)를 모두 더해서 손실함수(loss function)을 구하면 각각의 오차가 (+), (-) 등이 동시에 존재하기 때문에 오차의 합이 0이 나올 수도 있음. 즉, 0이라는 것이 최소 오차 값인지 아닌지를 판별하는 것이 어려움
 - ⇒ 손실함수에서 오차(error)를 계산할 때는 $(t-y)^2 = (t-[Wx+b])^2$ 을 사용함. 즉 오차는 언제나 양수이며, 제곱을 하기 때문에 정답과 계산 값 차이가 크다면, 제곱에 의해 오차는 더 큰 값을 가지게 되어 머신러닝 학습에 있어 장점을 가짐

[수식]

각각의 정답 t에서 계산 값 y를 빼서 제곱하고, 제곱 값들을 모두 더한 뒤 training data의 개수로 나눔

즉, 손실함수라는 것은 모든 데이터에 대한 평균 오차 값

loss function =
$$\frac{(t_1 - y_1)^2 + (t_2 - y_2)^2 + \dots + (t_n - y_n)^2}{n}$$

$$= \frac{[t_1 - (Wx_1 + b)]^2 + [t_2 - (Wx_2 + b)]^2 + \dots + [t_n - (Wx_n + b)]^2}{n}$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [t_i - (Wx_i + b)]^2$$

$$y = Wx + b$$

loss function = E(W,b) =
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [t_i - y_i]^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [t_i - (Wx_i + b)]^2$$

- x와 t는 training data에서 주어지는 값이므로, 손실함수(loss function)인 E(W,b)는 결국 W와 b의 영향을 받는 함수
 - \cdot E(W,b) 값이 작다는 것은 정답(t, target)과 y=Wx+b에 의해 계산된 값의 평균 오차가 작다는 의미이며,
 - · 평균 오차가 작다는 것은 미지의 데이터 x가 주어질 경우, 확률적으로 미래의 결과값도 오차가 작을 것이라고 추측할 수 있음
 - · 이처럼 training data를 바탕으로 손실함수 E(W,b)가 최소값을 갖도록 (W,b)를 구하는 것이 (linear) regression model의 최종 목적