

▶ 라쏘(Lasso)

기존의 선형 회귀에서는 적절한 가중치와 편향을 찾아내는 것이 관건이었다. 라쏘는 거기에 덧붙여서 추가 제약 조건을 준다. 어떠한 제약을 줬냐하면, MSE가 최소가 되게 하는 가중치와 편향을 찾는데 동시에 / 가중치들의 절대값들의 합, 즉 가중치의 절대값들이 최소(기울기가 작아지도록)가 되게 해야한다는 것이다. 다시 말해서 가중치(w)의 모든 원소가 0이 되거나 0에 가깝게 되게 해야한다. 따라서 어떤 특성들은 모델을 만들때 사용되지 않는다. 어떤 벡터의 요소들의 절대값들의 합은 L1-norm이므로 라쏘는 간단히 말해서 L1-norm 패널티를 가진 선형 회귀 방법이다. 공식5를 보자.

$$\begin{aligned} &MSE + penalty \\ &= MSE + \alpha \cdot L_1\text{-norm} \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \alpha \sum_{j=1}^m |w_j| \quad \dots(\text{공식5: MSE + penalty}) \end{aligned}$$

여기서 m 은 가중치의 개수를 의미하고(따라서 특성의 개수도 됨), α 는 패널티의 효과를 조절해주는 파라미터이다. α 의 값이 커지면 패널티 항의 영향력이 커지고, α 의 값이 작아져서 거의 0이 되면 선형 회귀와 같아진다는 것을 알 수 있다. MSE와 penalty 항의 합이 최소가 되게 하는 w 와 b 를 찾는 것이 라쏘의 목적이다.