

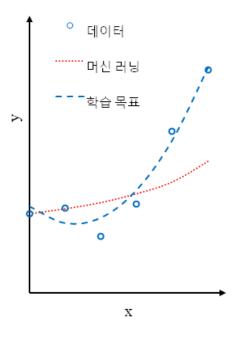
#### I키포인트

- 편향 오류와 분산 오류.
- Ridge 회귀.
- Lasso 회귀.
- 다항식 회귀.
- 푸아송 회귀.



## I 편향 오류 (Bias error)

- 편향 오류 (bias error) 또는 과소적합 오류 (underfitting error).
- 모형이 편향적 즉 과하게 단순해서 발생하는 오류의 유형이다.

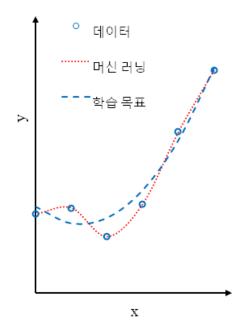


FAST CAMPUS ONLINE 장순용 강사.



#### I 분산 오류 (Variance error)

- 분산 오류 (variance error) 또는 과적합 오류 (overfitting error).
- 모형이 과하게 복잡해서 발생하는 오류이며 매개변수 최적화의 어려움으로 표출된다.



FAST CAMPUS ONLINE 장순용 강사.



#### I 분산 오류 (Variance error)

- 분산 오류 (variance error) 또는 과적합 오류 (overfitting error).
- 모형이 과하게 복잡해서 발생하는 오류이며 매개변수 최적화의 어려움으로 표출된다.
- In-sample 오류는 작지만 Out-of-sample 오류는 큰 경우이다.

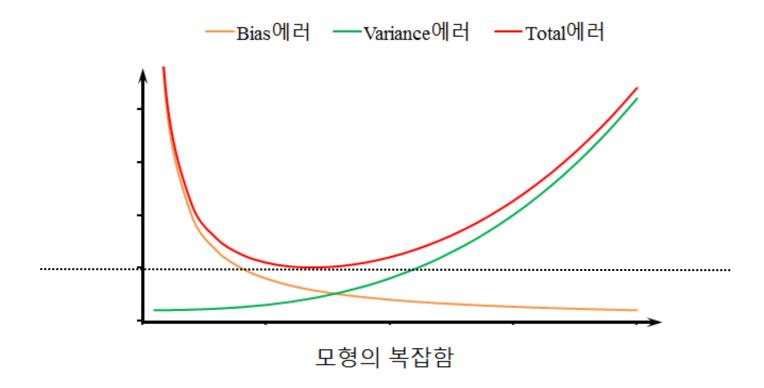


I토탈 오류

Fast campus

## I Out-of-sample 시험 오류의 최소화

• 모형의 복잡함 (complexity)에는 최적점(optimal point)이 있다.



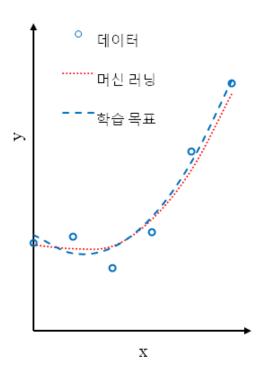
FAST CAMPUS ONLINE 장순용 강사.



FAST CAMPUS ONLINE

장순용 강사.

# I Out-of-sample 시험 오류의 최소화



최적화된 모형



## I Ridge 회귀

- OLS해는 ||ɛ'||²를 최소화 하는 계수벡터를 구한다.
- Ridge회귀에서는 다음 손실함수를 최소화 한다. (L2 정규화)

$$\mathbf{L} = \|\vec{\varepsilon}\|^2 + \lambda \sum_{i=0}^K \beta_i^2$$

- $\lambda$ 는 양수로서 크면 클수록 분산오류를 줄이며 편향오류를 증가시킨다.
- 과적합 (overfitting)의 상황이 의심될 때 사용한다.
- 회귀계수의 절대값은 억제되지만 정확하게 0이 되지는 않는다.

Fast campus

## I Ridge 회귀

• 1는 크면 클수록 회귀계수의 증가를 억제한다.

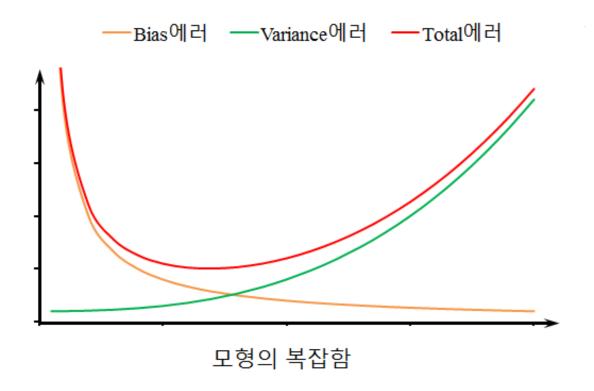
$$L = \|\vec{\varepsilon}\|^2 + \lambda \sum_{i=0}^K \beta_i^2$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K + \varepsilon$$



## I Ridge 회귀

• 편향오류와 분산오류 사이의 trade-off 관계를 상기해 본다.



Fast campus

#### I Lasso 회귀

• Lasso회귀에서는 다음 손실함수를 최소화 한다. (L1 정규화)

$$\mathbf{L} = \|\vec{\varepsilon}\|^2 + \lambda \sum_{i=0}^{K} |\beta_i|$$

- Ridge회귀와 마찬가지로 과적합 (overfitting)의 상황이 의심될 때 사용.
- $\lambda$ 가 과하게 크면 편향오류의 증가가 분산오류의 감소를 상쇄하고 도 남을 수 있으니 주의한다.
- 회귀계수가 정확하게 0이 될 수 있다.



#### I 다항식 회귀

• 다음과 같은 다항식을 사용하여 X와 Y사이의 관계를 모형화 한다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \varepsilon$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 X^3 + \varepsilon$$

- 주의할 점은 단 하나의 설명변수 X가 있다는 것이다.
- 다항식항은 I(X^2), I(X^3), 등과 같이 R 수식에 추가한다.



#### I 푸아송 회귀

• 종속변수 Y가 횟수 (count)를 나타내는 경우에 사용한다.

$$Log(\lambda) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K + \varepsilon$$

• 푸아송 확률분포함수:

$$P(y) = \frac{\lambda^{y} e^{-\lambda}}{y!}$$

- $\Rightarrow$  평균 =  $\lambda$
- $\Rightarrow$  분산 =  $\lambda$
- $\Rightarrow$  표준편차 =  $\sqrt{\lambda}$

FAST CAMPUS ONLINE



# 감사합니다.



FAST CAMPUS ONLINE

