# Shrinkage Methods & Methods Using Derived Input Directions

-The Elements od Static Learning Data Mining, Inference, and Prediction-

장예훈 18.05.28.Mon

## **Shrinkage Methods**

- Shrinkage Methods
  - 모델을 **모든 변수**로 fitting을 하되, 계수들을 0 으로 constrain 혹은 regularize
  - 추정된 계수들의 Variance를 대폭 줄여줌!!

Ridge

LASSO

## Ridge Regression

• RSS: OLS(Ordinary Least Square: y = ax + b)가 최소화할 식

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2$$

$$(\beta_0 = bias, \quad \beta_i = weight \ vector)$$

- LSE(Least Square Error)방식을 통해 추정 → 일반적인 OLS 도출
- Ridge는 RSS를 최소화 + 계수에 Penalty 부과

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} \beta_j^2$$

#### Ridge Regression

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} \beta_j^2$$

- λ가 0이면 일반적인 OLS와 동일 → unbiased but high variance
- λ가 무한대로 수렴하면 계수에 Penalty 부과 → biased but low variance

- $\lambda$ 를 tuning parameter로 설정 후, 적절한  $\lambda$ 를 찾기 위한 Cross Validation을 구하기도 함
- λ를 크게 둔 Ridge를 통해 생성되는 계수는 **0에 근사** → 0은 X

#### LASSO

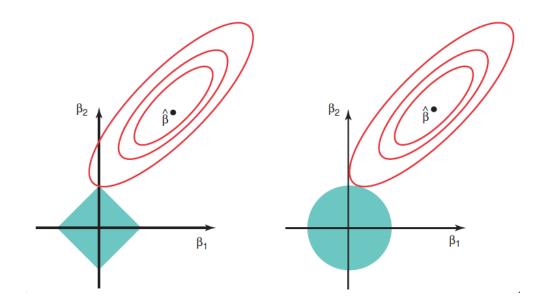
LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j|$$

● λ가 클수록 계수가 0 → Ridge와 다르게 식 추정과 더불어 변수선택 가능

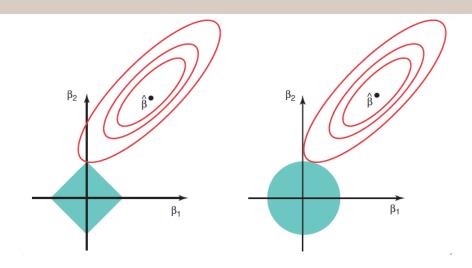
## Ridge Regression VS LASSO

• 두 방식의 가장 큰 차이점: 보정 RSS의 최소화를 **어떤 방식**으로 접근하는 지



왼쪽: LASSO, 오른쪽: Ridge

## Ridge Regression VS LASSO



- 추정식(등고선)과 초록색 도형(norm =<s)이 직선상에서 교점 여부
- 변수선택과 norm의 반비례 관계

LASSO-변수선택을 하지만 norm은 적음 / Ridge-원의 도형, 많은 변수를 설명하려고 노력

#### Performance

- 독립변수와 종속변수 간의 독립성 유지
  - → LASSO > Ridge
- 독립변수와 종속변수 간의 독립성 X
  - → LASSO < Ridge

#### **Dimension Reduction Methods**

- Dimension Reduction(차원 축소): 변수 자체를 변환하여 모델에 적합한 방법
- 차원축소
  - $\circ$  기존의 p개의 변수  $X_p$ 가 아닌, 기존의 변수들의 linear combinatio으로 만들어진 M개의 새로운 변수  $Z_m$ 을 생성 (M<p)

$$Z_m = \sum_{j=1}^p \phi_{jmX_j}$$

M개의 변수로 기존과 동일하게 model fitting

#### **Principal Components Regression**

- Z를 이용한 Least Square Error 방정식을 정립할 수 있음
  - → 상대적으로 많은 변수를 가진 모델의 variance를 낮출 수 있음
  - → 하지만 variance와 상충관계인 bias는 높아짐
  - → 주성분 회귀분석의 특징

- 주성분 회귀분석: Supervised + Unsupervised 혼재
  - o PCA(Supervised) + 차원축소(Unsupervised)