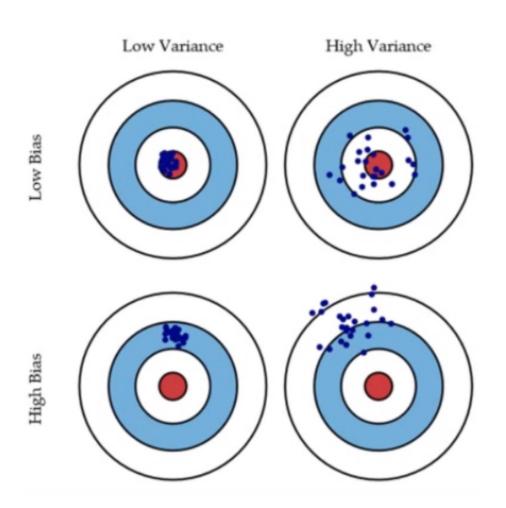
# 네트워크 분석

산업경영공학과 박혜원

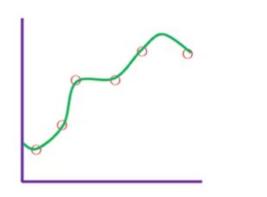


Bias와 Variance 모두 줄여주면 좋겠지만 둘 중 하나를 포기해야 될 수도 있음

Overfitting을 해결함으로써 적당한 지점을 찾을 수 있음

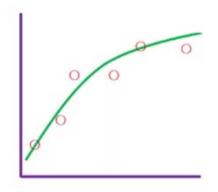
- Overfitting을 해결하기 위한 방법

   1. 특성의 수 줄이기 (주요 특징 직접 선택)
- 2. 정규화 수행 (모든 특성 사용, 베타값 조정하기)



 $\beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \beta_3 x^3 + \beta_4 x^4$ 

설명변수의 수가 많을 수록 Overfitting



$$\beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2$$

일반성을 띄고 해석력을 높임

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^{\infty} (y_i - \hat{y}_i)^2 + 5000\beta_3^2 + 5000\beta_4^2$$

상단의 식을 가장 최소화 하는 베타값은 0 베타값에 제약을 줌으로써 모델 정돈해주는 것이 **정규화** 

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

일반화 정확도 (Generalization Accuracy) :새로운 Data에 대해 잘 작동하는가?

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$= \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 X_i)^2$$

$$= \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 X_i)^2$$

잔차 제곱합 (Training Accuracy)

#### 람다 커질수록 더 적은 베타 사용

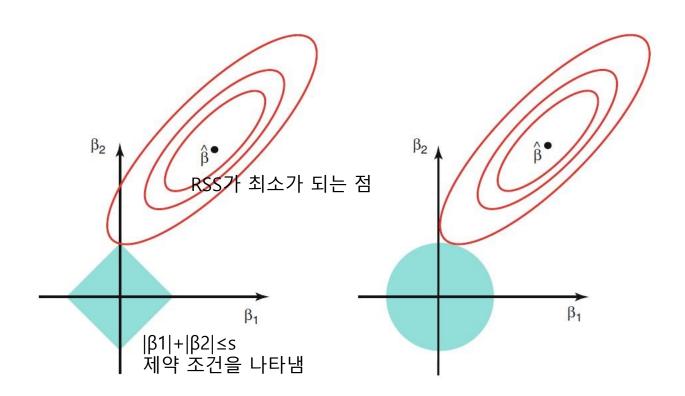
#### λ=1

100개의 β중 96개가 0

#### $\lambda = 0.0001$

100개의 β중 6개가 0이고 94개 변수 사용

**λ=0.1** β 33개 사용 (적정)



β1, β2 두 개의 베타값을 가지는 간단한 선형 모델을 푼다고 가정할 때,

계수가 적당히 작은 마름모 내 베타 값을 찾기 위해서는, 빨간선(MSE)과 맞닿아 있는 값 중에 골라야 됨

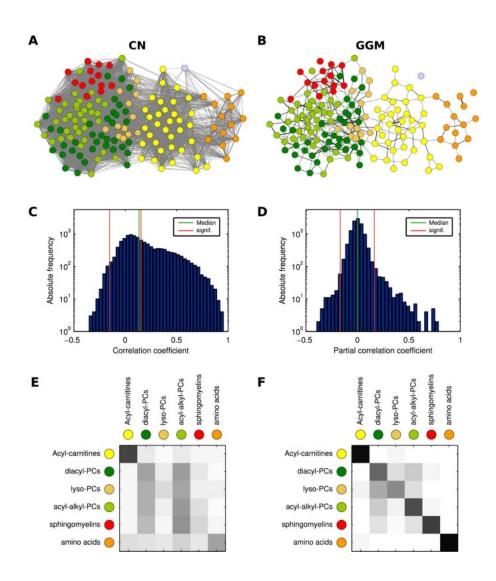
Lasso는 일부 베타값이 0에 수렴하는 특징 잘 드러남 따라서 Lasso는 Ridge와 다르게 변수 선택이 가능하지만 변수 간 상관 관계가 높은 상황에서는 Ridge에 비해 상대적으로 예측 성능이 떨어짐

### 2. Gaussian Graphical Model

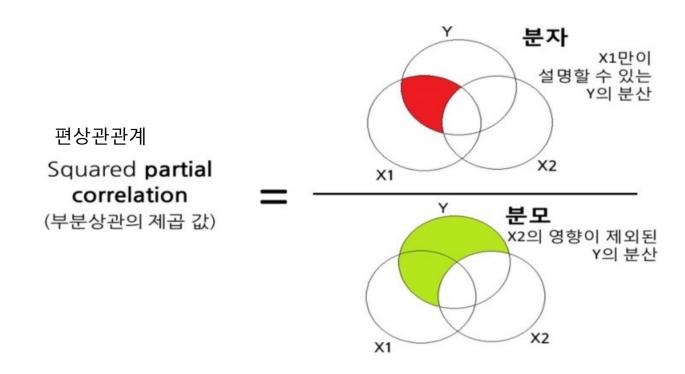
CN(Correlation Network)보다 훨씬 안정적이고 편상관관계 (Partial Correlation Coefficient)에 기반함

CN: 직/간접적 연관성 구분이 없고 대규모 데이터에서 연관성이 과다하게 나타남

GGM: 직/간접적 연관성 정확히 구분함 조건부 의존성을 평가함으로써 간접 연관 효과를 회피함

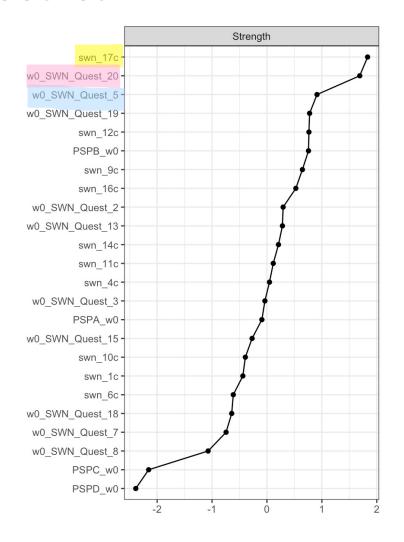


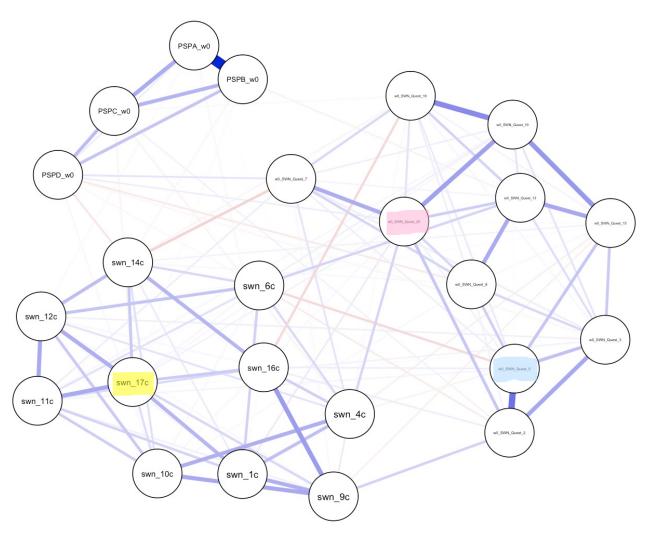
## 2. Gaussian Graphical Model



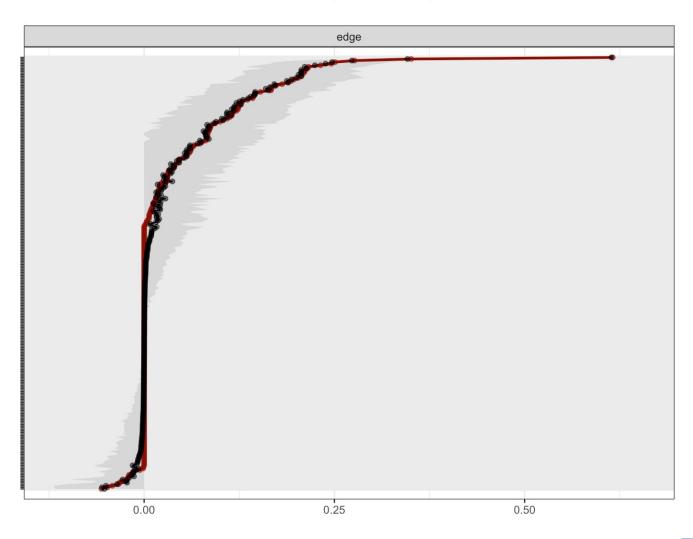
Y와 X1의 상관을 알고 싶을 때 X1과 Y 외 다른 모든 변수를 통제

상관관계는 X1, Y의 연관성에 의해 직접 결정됨

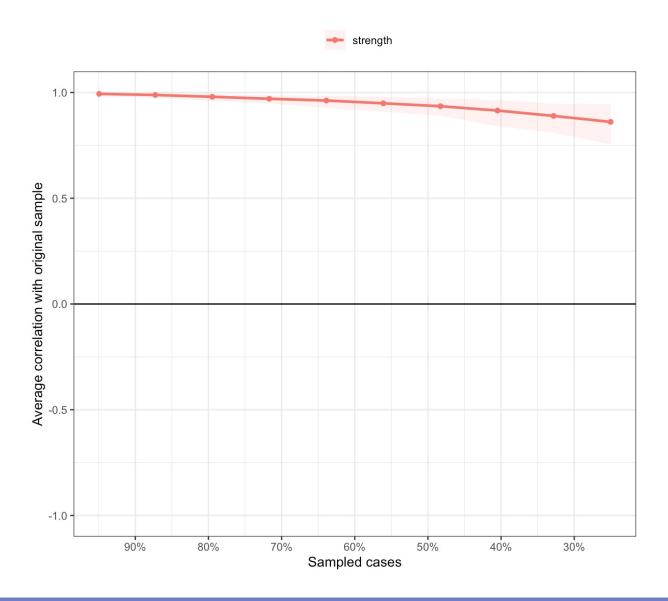


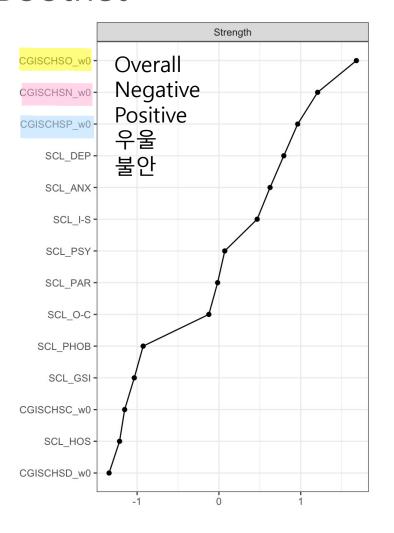


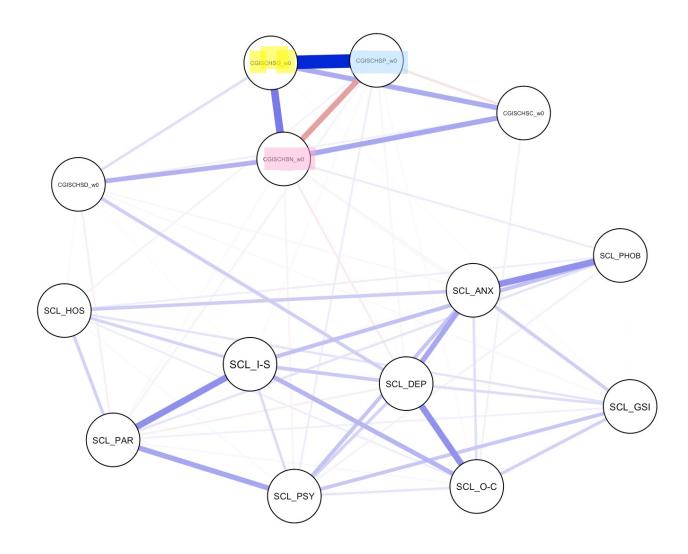
Edge Weight 신뢰구간 추정 Bootstrap mean
 Sample



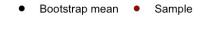
중심성 지수 안정성 평가

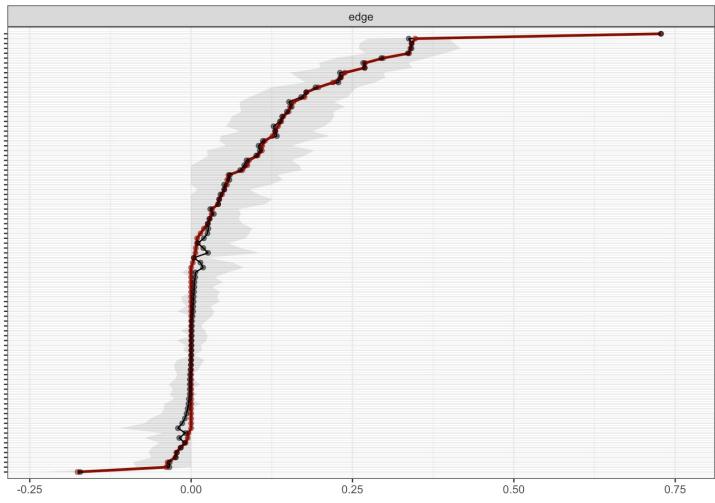






Edge Weight 신뢰구간 추정





중심성 지수 안정성 평가

