Семинар 12.

Семинары: Погорелова П.В.

Ошибки спецификации модели.

1. (Включение лишних переменных) Пусть процесс, порождающий данные, имеет вид:

$$y = X\beta + \varepsilon$$
. (1)

Модель, которую мы оцениваем:

$$y = X\beta + Z\gamma + \varepsilon$$
. (2)

Здесь $X-n\times k$ матрица, $Z-n\times l$ матрица, $y-n\times 1$ вектор, $\beta-k\times 1$ вектор, $\gamma-l\times 1$ вектор, $\varepsilon-n\times 1$ вектор.

- (a) Будет ли МНК-оценка вектора параметров β несмещённой?
- (б) Что произойдёт с оценкой ковариационной матрицы $\widehat{\operatorname{Var}}(\hat{\beta})$?
- (в) Будет ли несмещённой МНК-оценка дисперсии случайной ошибки σ^2 ?

Решение:

(а) Вычислим оценку вектора β по модели (2) (достаточно вспомнить формулу из Задачи 3 из KP-1).

$$\hat{\beta} = (X'M_zX)^{-1}X'M_zy$$
, где $M_z = I - Z(Z'Z)^{-1}Z'$.

Проверем, является ли данная МНК-оценка несмещённой:

$$\mathbb{E}(\hat{\beta}) = \mathbb{E}\left[\left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_zy\right] = \mathbb{E}\left[\left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_z(X\beta + \varepsilon)\right] =$$
$$= (X'M_zX)^{-1}X'M_zX\beta + \left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_z\mathbb{E}(\varepsilon) = \beta.$$

Следовательно, при включении лишних переменных МНК-оценка вектора параметров β остаётся несмещённой.

(б) Рассчитаем ковариационную матрицу для оценки $\hat{\beta}$:

$$\operatorname{Var}(\hat{\beta}) = \operatorname{Var}\left[\left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_zy\right] = \operatorname{Var}\left[\left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_z(X\beta + \varepsilon)\right] =$$

$$= \left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_z\operatorname{Var}(X\beta + \varepsilon)M_zX\left(X'M_zX\right)^{-1} =$$

$$= \left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_z\operatorname{Var}(\varepsilon)M_zX\left(X'M_zX\right)^{-1} = \sigma^2\left(X'M_zX\right)^{-1}X'M_zM_zX\left(X'M_zX\right)^{-1} =$$

$$= \sigma^2\left(X'M_zX\right)^{-1}.$$

Семинары: Погорелова П.В.

Для истинной модели ковариационная матрица для МНК-оценки вектора параметров β имеет вид:

$$\operatorname{Var}(\hat{\beta}^{true}) = \sigma^2 (X'X)^{-1}.$$

Сравним данные ковариационные матрицы, рассчитав разницу между ними

$$\operatorname{Var}(\hat{\beta}^{true}) - \operatorname{Var}(\hat{\beta}).$$

Вместо разности выше рассмотрим разность

$$\left[\operatorname{Var}(\hat{\beta})\right]^{-1} - \left[\operatorname{Var}(\hat{\beta}^{true})\right]^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} (X'M_z X) - \frac{1}{\sigma^2} (X'X) = \frac{1}{\sigma^2} (X'M_z X - X'X) = \frac{1}{\sigma^2} (X'(I - P_z)X - X'X) = \frac{1}{\sigma^2} (X'X - X'P_z X - X'X) = -\frac{1}{\sigma^2} (X'P_z X).$$

Здесь $(X'P_zX)$ — положительно полуопределенная матрица. Тогда

$$\operatorname{Var}(\hat{\beta}) - \operatorname{Var}(\hat{\beta}^{true})$$

является положительно полуопределенной матрицей, что означает, что дисперсии оценок параметров не могут уменьшиться.

(в) Нам известно, что оценка дисперсии ошибки в модели (2) равна:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS}{n - k - l}.$$

Проверим, будет ли она несмещённой:

$$\mathbb{E}\left(\frac{RSS}{n-k-l}\right) = \frac{1}{n-k-l}\mathbb{E}(RSS).$$

Запишем RSS в модели (2) в матричном виде:

$$RSS = y'M^*y$$

где M^* — матрица оператор ортогонального проектирования на подпространство, образованное X и Z, то есть $M^*X = M^*Z = 0$.

$$RSS = y'M^*y = (X\beta + \varepsilon)'M^*(X\beta + \varepsilon) = \varepsilon'M^*\varepsilon$$
 так как $M^*X = 0$.

Обозначим через $X^* = [X\ Z]$ матрицу размерности $n \times (k+l)$, содержащую все объясняющие показатели. Тогда

$$\mathbb{E}(RSS) = \mathbb{E}(\varepsilon' M^* \varepsilon) = \mathbb{E}(tr(\varepsilon' M^* \varepsilon)) = \mathbb{E}(tr(\varepsilon' M^* \varepsilon)) = \mathbb{E}(tr(\varepsilon \varepsilon' M^*)) = \mathbb{E}(tr(\varepsilon \omega' M^*)) = \mathbb{E}(tr(\omega \omega' M^*)) =$$

$$= tr(M^*\mathbb{E}(\varepsilon\varepsilon'))) = \sigma^2 tr(M^*) = \sigma^2 tr(I - X^*(X^{*\prime}X^*)^{-1}X^{*\prime}) =$$

$$= \sigma^2 tr(I_n) - \sigma^2 tr(X^*(X^{*\prime}X^*)^{-1}X^{*\prime})) = \sigma^2 n - \sigma^2 tr(X^{*\prime}X^*(X^{*\prime}X^*)^{-1}) =$$

$$= \sigma^2 n - \sigma^2 tr(I_{k+l}) = \sigma^2 (n - k - l).$$

Для вывода $\mathbb{E}(RSS)$ мы воспользовались тем, что $\varepsilon'M^*\varepsilon$ — скаляр, который можно рассматривать как матрицу размерности 1×1 , след которой и есть этот скаляр. Затем использовали свойство следа $tr(A\cdot B)=tr(B\cdot A)$. Таким образом, получаем:

$$\mathbb{E}\left(\frac{RSS}{n-k-l}\right) = \frac{1}{n-k-l}\mathbb{E}(RSS) = \sigma^2,$$

то есть оценка дисперсии ошибки является несмещённой при включении в модель лишних переменных.

- 2. (Исключение существенных переменных) Проделали то же самое, что и в задании 1 (см. лекцию).
- 3. (Исключение существенных переменных) Дана стандартная модель парной регрессии

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i, i = 1, ..., n.$$

- (a) Чему равна МНК-оценка коэффициента β_2 при ограничении $\beta_1=0.$
- (б) Чему равна дисперсия оценки в пункте (а)? Покажите, что она меньше, чем $\sigma^2/\sum_{i=1}^n (x_i \bar{x})^2$ дисперсия МНК-оценки β_2 в регрессии без ограничения. Противоречит ли это теореме Гаусса-Маркова?

Решение:

(а) GDP (истинный процесс): $y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i, \ i=1,...,n.$ Модель, которую оцениваем: $y_i = \beta_2 x_i + \varepsilon_i, \ i=1,...,n.$ Найдем МНК-оценку для нашей модели:

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

Как известно, при пропуске существенных переменных (в нашем случае пропущена константа) МНК-оценки смещены. Убедимся в этом:

$$\mathbb{E}(\hat{\beta}_2) = \mathbb{E}\left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) = \mathbb{E}\left(\frac{\sum_{i=1}^n (\beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i) x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) =$$

$$= \beta_1 \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} + \beta_2 \neq \beta_2.$$

Семинары: Погорелова П.В.

Таким образом, МНК-оценка действительно смещённая.

(б) Вычислим дисперсию данной оценки:

$$\operatorname{Var}(\hat{\beta}_{2}) = \operatorname{Var}\left(\frac{\sum_{i=1}^{n} y_{i} x_{i}}{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}\right) = \operatorname{Var}\left(\frac{\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_{i} x_{i}}{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}\right) = \frac{1}{\left(\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}\right)^{2}} \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} \operatorname{Var}(\varepsilon_{i}) = \frac{1}{\left(\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}\right)^{2}} \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} \sigma^{2} = \frac{\sigma^{2}}{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}.$$

Сравним данную дисперсию с дисперсией МНК-оценки параметра β_2 для истинной модели (обозначим эту оценку как β_2^{true}) которая, как нам известно, имеет вид:

$$\operatorname{Var}(\beta_2^{true}) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}.$$

Сравним знаменатели:

$$\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2 = \sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \sum_{i=1}^{n} x_i^2 + n(\bar{x})^2 = n(\bar{x})^2 \ge 0.$$

Следовательно, МНК-оценка в модели с пропущенной константой имеет меньшую дисперсию. Однако это не противоречит теореме Гаусса-Маркова. Согласно теореме Гаусса-Маркова МНК-оценка β_2^{true} в истинной модели действительно имеет минимальную дисперсию, однако, в классе линейных по y и несмещённых оценок, но МНК-оценка β_2 в модели с пропущенной константой является смещённой.