Regresja liniowa

Przypadek wielu zmiennych.

Sebastian Zalas

FAME|GRAPE, Uniwersytet Warszawski

Ekonometria 2022/23

Model regresji liniowei

Załóżmy, że zjawisko ekonomiczne można opisać modelem postaci:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \beta_3 x_{3,i} + \ldots + u_i,$$

gdzie:

- i indeks obserwacji, i = 1, ..., n;
- y_i zmienna zależna, objaśniana;
- $x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{k,i}$ zmienne niezależne, objaśniające;
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ nieznane (prawdziwe) parametry modelu
- u_i składnik losowy.

Oszacowanie MNK modelu liniowego

Korzystając z MNK otrzymujemy oszacowanie:

$$y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1,i} + \hat{\beta}_2 x_{2,i} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{k,i} + u_i,$$

gdzie:

- i indeks obserwacji, i = 1, ..., n;
- \hat{eta}_0 , \hat{eta}_1 , \hat{eta}_2 , ..., \hat{eta}_k oszacowania nieznanych parametrów modelu
- u_i składnik losowy.
- wartości teoretyczne: $\hat{y_i} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1,i} + \hat{\beta}_2 x_{2,i} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{k,i}$
- reszty: $\hat{u}_i = y_i \hat{y}_i$

MNK - wyprowadzenie

Minimalizujemy sumę kwadratów reszt:

$$\min \sum_{i=1}^n (\hat{u}_i)^2$$

czyli różnic pomiędzy wartościami obserwowanymi i teoretycznymi:

$$\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_{1,i} - \hat{\beta}_2 x_{2,i} \dots - \hat{\beta}_k x_{k,i} \right)^2$$

Warunki pierwszego rzędu:

$$\frac{\partial SST}{\partial \hat{\beta}_{0}} = \sum_{i=1}^{n} -2(y_{i} - \hat{\beta}_{0} - \hat{\beta}_{1}x_{1,i} - \hat{\beta}_{2}x_{2,i} \dots - \hat{\beta}_{k}x_{k,i}) = 0$$

$$\frac{\partial SST}{\partial \hat{\beta}_{k}} = \sum_{i=1}^{n} -2x_{k,i}(y_{i} - \hat{\beta}_{0} - \hat{\beta}_{1}x_{1,i} - \hat{\beta}_{2}x_{2,i} \dots - \hat{\beta}_{k}x_{k,i}) = 0 \forall_{k \geqslant 1}$$

Możemy to zapisać w wersji macierzowej!

MNK - notacja macierzowa

- Mamy *n* zmiennych orazoraz liczbę zmiennych objaśniających równą *k*.
- Oznaczmy: macierz zmiennych objaśniających jako \boldsymbol{X} (o wymiarach $(n \times (k+1))$; wektor zmiennej objaśnianej jako \boldsymbol{y} (o wymiarach $n \times 1$), wektor parametrów modelu jako $\boldsymbol{\beta}$ (o wymiarach $(k+1) \times 1$) oraz wektor składnika losowego jako \boldsymbol{u} (o wymiarach $n \times 1$).
- Wtedy:

$$y = X\beta + u$$

wektor reszt modelu:

$$\hat{\boldsymbol{u}} = \boldsymbol{y} - \hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{y} - \boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

MNK - wyprowadzenie w wersji macierzowej

Minimalizujemy sume kwadratów reszt:

$$\begin{aligned} & \min_{\hat{\boldsymbol{\beta}}} \{ \hat{\boldsymbol{u}}^T \hat{\boldsymbol{u}} \} \\ & \min_{\hat{\boldsymbol{\beta}}} \{ (\boldsymbol{y} - \hat{\boldsymbol{y}})^T (\boldsymbol{y} - \hat{\boldsymbol{y}}) \} \\ & \min_{\hat{\boldsymbol{\beta}}} \{ (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{X} \hat{\boldsymbol{\beta}})^T (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{X} \hat{\boldsymbol{\beta}}) \} \end{aligned}$$

po przemnożeniu:

$$\min_{\hat{\boldsymbol{\beta}}} \{ \boldsymbol{y} \boldsymbol{y}^T - 2 \boldsymbol{y}^T \boldsymbol{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} \}$$

• Warunek pierwszego rzędu przyrównujemy do zera i otrzymujemy układ równań:

$$-2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{y} + 2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X}\boldsymbol{\hat{\beta}} = 0$$

estymator MNK:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\boldsymbol{X}^T \boldsymbol{X})^{-1} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{y}$$



Miara dopasowania R^2

Kiedy oszacowaliśmy model, możemy zastanowić się w jaki sposób ocenić jego dopasowanie do danych $\Rightarrow R^2$

- ullet definiowany jako stosunek wariancji \hat{y} do wariancji z próby y
- interpretacja: jaka część wariancji zmiennej zależnej y została wyjaśniona przez model Przypomniimy:

$$y_i = \hat{y_i} + \hat{u_i}$$

Wariancja zmiennej zależnej (Total Sum of Squares):

$$TSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2$$

Miara dopasowania R^2

Możemy rozłożyć TSS na

• Wariancję $\hat{y_i}$ (Explained Sum of Squares)

$$ESS = \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

• Wariancję \hat{u}_i (Residual Sum of Squares)

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} \hat{u}_i^2$$

Teraz możemy zdefiniować R^2 :

$$R^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_{i} - \bar{y})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{u}_{i}^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$

ponieważ TSS = ESS + RSS.



Miara dopasowania R^2

- R² nigdy nie zmniejszy się, jeśli dołożymy do modelu dodatkową zmienną.
- Nawet w sytuacji, gdy dodana zmienna nie będzie potrzebna.
- \bar{R}^2 skorygowany R^2

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k-1}(1-R^2)$$

- \bar{R}^2 będzie zawsze mniejszy lub równy R^2
- ullet $ar{R}^2$ karze za dodawanie kolejnych zmiennych obajśniających do modelu

Pytania? Wątpliwości? Dziękuję!

e: s.zalas@uw.edu.pl