



Домашнее задание  
*Математика — Домашнее задание 12*

А. Д. Егоров

2024 г.

## Оглавление

1. Задача № 1 . . . . .	3
2. Задача № 2 . . . . .	4
3. Задача № 3 . . . . .	5
4. Задача № 4 . . . . .	6

# 1. Задача №1

## Условие

По определению

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS}, \quad TSS = ESS + RSS,$$

$$TSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2, \quad ESS = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2, \quad RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2,$$

а также  $corr(y, \hat{y}) = \frac{cov(y, \hat{y})}{\sigma_y \sigma_{\hat{y}}}$ . Доказать, что  $R^2 = corr^2(y, \hat{y})$ .

## Решение

Известно, что  $\mathbf{y} = \hat{\mathbf{y}} + \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$ , выборочный смешанный момент второго порядка  $S_{y\hat{y}}^2$  такой, что

$$S_{y\hat{y}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y}), \quad \sigma_y = S_{yy}.$$

С учетом этих формул:

$$\begin{aligned} corr(y, \hat{y}) &= \frac{cov(y, \hat{y})}{\sigma_y \sigma_{\hat{y}}} = \frac{cov(\hat{y} + \hat{\varepsilon}, \hat{y})}{S_{yy} S_{\hat{y}\hat{y}}} = \\ &= \frac{cov(\hat{y}, \hat{y}) + cov(\hat{\varepsilon}, \hat{y})}{S_{yy} S_{\hat{y}\hat{y}}} = \frac{cov(\hat{y}, \hat{y})}{S_{yy} S_{\hat{y}\hat{y}}} = \frac{S_{\hat{y}\hat{y}}^2}{S_{yy} S_{\hat{y}\hat{y}}} = \frac{S_{\hat{y}\hat{y}}}{S_{yy}}. \end{aligned}$$

Тогда

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{n S_{\hat{y}\hat{y}}^2}{n S_{yy}^2} = \frac{S_{\hat{y}\hat{y}}^2}{S_{yy}^2} = corr^2(y, \hat{y}),$$

что и требовалось доказать.

## 2. Задача № 2

### Условие

Оценки коэффициентов в матричной форме можно вычислить по следующей формуле:

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

Оценки МНК несмещенные:  $E[\hat{\beta}_j|x] = \beta_j$ .

Требуется:

1. Выразить оценки коэффициентов  $\hat{\beta}$  через  $\beta$  в матричной форме.
2. Доказать свойство несмещенности коэффициентов  $\hat{\beta}$  в матричной форме.

### Решение

Известно, что  $\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + \varepsilon$ , тогда подставим данное выражение в формулу для  $\hat{\beta}$  и проведем преобразования:

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{X}\beta + \varepsilon) = \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \beta + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \varepsilon = \\ &= \mathbf{I}\beta + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \varepsilon = \beta + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \varepsilon, \end{aligned}$$

где  $\mathbf{I}$  — единичная матрица. Окончательно получим

$$\hat{\beta} = \beta + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \varepsilon.$$

Математическое ожидание данной величины будет следующим:

$$E\hat{\beta} = E\beta + E[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \varepsilon] = \beta + \mathbf{0} = \beta.$$

Следовательно,  $\hat{\beta}$  — оценка несмещенная.

### 3. Задача №3

#### Условие

Доказать, что

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

#### Решение

Известно, что  $y_i = \hat{y}_i + \hat{\varepsilon}_i$ . Подставим данное выражение в левую часть равенства, раскроем скобки и перегруппируем слагаемые:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 &= \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i + \hat{\varepsilon}_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n [\hat{y}_i^2 - 2\hat{y}_i\bar{y} + \bar{y}^2 + \hat{\varepsilon}_i^2 + 2\hat{y}_i\hat{\varepsilon}_i - 2\hat{\varepsilon}_i\bar{y}] = \\ &= \sum_{i=1}^n [(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \hat{\varepsilon}_i^2 + 2\hat{\varepsilon}_i(\hat{y}_i - \bar{y})] = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i(\hat{y}_i - \bar{y}). \end{aligned}$$

С учетом того, что  $ESS = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$ ,  $RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2$ , получим

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = RSS + ESS + 2 \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i (\hat{y}_i - \bar{y}),$$

что и требовалось доказать.

## 4. Задача № 4

### Условие

Используя предпосылку Гаусса-Маркова № 5 (гомоскедастичность стандартного отклонения ошибки) в матричной форме:

$$\text{Var}(\boldsymbol{\varepsilon}|\mathbf{X}) = \sigma^2 \mathbf{I},$$

где  $\mathbf{I}$  — единичная матрица. Доказать, что

$$\text{Var}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}|\mathbf{X}) = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}.$$

### Решение

Воспользуемся равенством  $\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon}$ , полученным в задаче № 2: пусть  $\mathbf{A} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$ , тогда

$$\begin{aligned} \text{Var}[\widehat{\boldsymbol{\beta}}|\mathbf{X}] &= \text{Var}[(\boldsymbol{\beta} + \mathbf{A}\boldsymbol{\varepsilon})|\mathbf{X}] = \text{Var}[\boldsymbol{\beta}|\mathbf{X}] + \text{Var}[\mathbf{A}\boldsymbol{\varepsilon}|\mathbf{X}] = \text{Var}[\mathbf{A}\boldsymbol{\varepsilon}|\mathbf{X}] = \\ &= \text{Var}[\boldsymbol{\varepsilon}|\mathbf{X}] \mathbf{A} \mathbf{A}^T = \sigma^2 \mathbf{A} \mathbf{A}^T = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \left[ (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \right]^T = \\ &= \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} = \sigma^2 \mathbf{I} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}. \end{aligned}$$

Окончательно получим

$$\text{Var}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}|\mathbf{X}) = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1},$$

что и требовалось доказать.