

# **Билет № 17. Парная линейная регрессия. Определение параметров уравнения регрессии методом наименьших квадратов. Теорема Гаусса-Маркова**

## **1. Парная линейная регрессия: Основные понятия**

**Регрессионный анализ** — это статистический метод для определения аналитического выражения связи зависимой переменной  $y$  (результативный признак) от независимых переменных (факторов).

Если исследуется связь между двумя признаками (одним результативным и одним факторным), регрессия называется **парной**.

### **Модель парной линейной регрессии**

Рассмотрим двумерную выборку  $\{x, y\}$ , где:

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

$$y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$$

В генеральной совокупности зависимость представляется в виде:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

где:

- $y$  — объясняемая (зависимая) переменная;
- $x$  — объясняющая (независимая) неслучайная переменная;
- $\beta_0, \beta_1$  — параметры уравнения (коэффициенты), которые необходимо оценить;
- $\varepsilon$  — случайная ошибка (возмущение).

На основе выборочных данных строится **выборочное уравнение регрессии**:

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x$$

где  $b_0, b_1$  — оценки параметров  $\beta_0, \beta_1$ , а  $\hat{y}$  — расчетное значение переменной  $y$ .

## 2. Определение параметров методом наименьших квадратов (МНК)

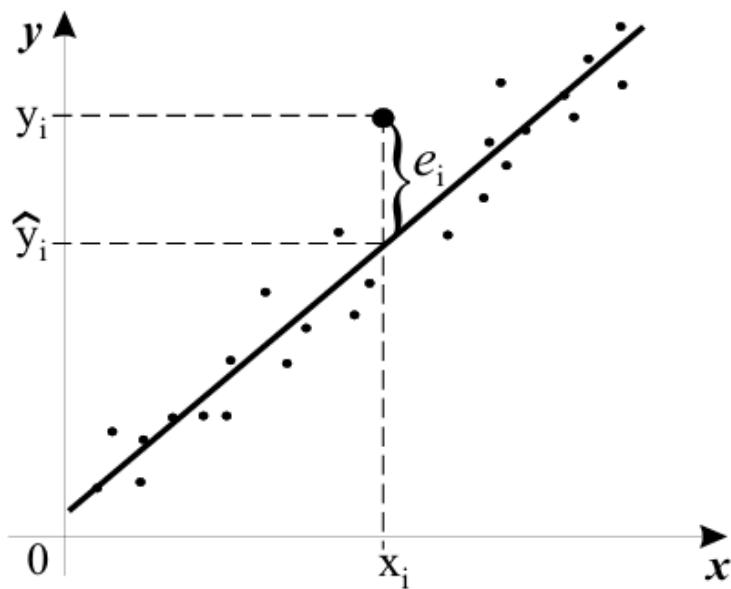


Рис.7.4. Исходные данные, линия регрессии и ошибки (остатки)

Задача заключается в поиске таких коэффициентов  $b_0$  и  $b_1$ , которые обеспечивают наилучшую аппроксимацию исходных данных.

Определим **остаток**  $e_i$  как разность между фактическим ( $y_i$ ) и расчетным ( $\hat{y}_i$ ) значением:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - (b_0 + b_1 x_i)$$

## Суть метода и функция минимизации

Метод наименьших квадратов заключается в минимизации суммы квадратов остатков  $Q$ :

$$Q = \sum e_i^2 = \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i)^2 \rightarrow \min$$

## Необходимые условия экстремума (первые производные)

Для нахождения минимума функции  $Q(b_0, b_1)$  необходимо приравнять к нулю её частные производные по неизвестным параметрам  $b_0$  и  $b_1$ :

1. Производная по  $b_0$ :

$$\frac{\partial Q}{\partial b_0} = -2 \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i) = 0$$

2. Производная по  $b_1$ :

$$\frac{\partial Q}{\partial b_1} = -2 \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i) x_i = 0$$

После преобразований (раскрытия скобок и разделения сумм) получаем **систему нормальных уравнений**:

$$\begin{cases} b_0 n + b_1 \sum x_i = \sum y_i \\ b_0 \sum x_i + b_1 \sum x_i^2 = \sum x_i y_i \end{cases}$$

Разделив на объем выборки  $n$ , систему можно переписать через средние величины (где  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x_i$  и т.д.):

$$\begin{cases} b_0 + b_1 \bar{x} = \bar{y} \\ b_0 \bar{x} + b_1 \bar{x}^2 = \bar{x}\bar{y} \end{cases}$$

Решая эту систему, получаем итоговые формулы для коэффициентов:

$$b_1 = \frac{\bar{x}\bar{y} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\bar{x}^2 - (\bar{x})^2} = \frac{cov(x, y)}{D(x)}$$

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$

## Достаточные условия минимума (вторые производные)

Чтобы убедиться, что найденная точка является минимумом, нужно проверить вторые частные производные.

Введем обозначения:

$$A = \frac{\partial^2 Q}{\partial b_0^2}, \quad B = \frac{\partial^2 Q}{\partial b_0 \partial b_1}, \quad C = \frac{\partial^2 Q}{\partial b_1^2}$$

Вычислим их, дифференцируя выражения первых производных:

1.  $A = \frac{\partial}{\partial b_0} [-2 \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i)] = -2 \sum (-1) = 2n.$
2.  $B = \frac{\partial}{\partial b_1} [-2 \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i)] = -2 \sum (-x_i) = 2 \sum x_i.$
3.  $C = \frac{\partial}{\partial b_1} [-2 \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i) x_i] = -2 \sum (-x_i) x_i = 2 \sum x_i^2.$

Условием минимума функции двух переменных является положительность определителя матрицы Гессе ( $\Delta > 0$ ) и положительность элемента  $A > 0$ :

$$\Delta = \begin{vmatrix} A & B \\ B & C \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 2n & 2 \sum x_i \\ 2 \sum x_i & 2 \sum x_i^2 \end{vmatrix}$$

Вынесем общий множитель  $2n$  (с учетом преобразования к средним):

$$\Delta = 2n \begin{vmatrix} 1 & \bar{x} \\ \bar{x} & \bar{x}^2 \end{vmatrix} = 2n(\bar{x}^2 - (\bar{x})^2) = 2n\hat{D}(x)$$

Так как дисперсия  $D(x) > 0$  и  $A = 2n > 0$ , то условия минимума выполнены.

### 3. Теорема Гаусса-Маркова

Теорема формулирует условия, при которых оценки МНК являются наилучшими.

#### Условия (предположения) теоремы:

1. Модель линейна:  $Y = X\beta + \varepsilon$ .
2. Матрица  $X$  детерминирована (неслучайна) и имеет максимальный ранг.
3. Свойства случайной ошибки  $\varepsilon$ :
  - $M(\varepsilon) = 0$  (математическое ожидание равно нулю).
  - $D(\varepsilon) = \sigma_\varepsilon^2 I_n$  (дисперсия постоянна — гомоскедастичность, и ошибки некоррелированы).

#### Формулировка теоремы:

При выполнении указанных условий оценка метода наименьших квадратов  $b = (X^T X)^{-1} X^T Y$  является **наиболее эффективной** (имеет наименьшую дисперсию) в классе всех линейных несмешанных оценок.