

Санкт-Петербургский Политехнический Университет Петра  
Великого  
Физико-механический институт

Высшая школа прикладной математики и вычислительной  
физики

Лабораторная работа №4  
по дисциплине “Математическая статистика”

Обучающаяся:

А.Д. Балакшина  
(группа 5030102/20101)

Преподаватель:

А.Н. Баженов

Санкт-Петербург

2025

## **Содержание**

<b>1</b>	<b>Постановка задачи</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Формализация</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Выполнение работы</b>	<b>3</b>
<b>4</b>	<b>Результаты</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>Анализ результатов</b>	<b>4</b>
5.1	Сравнение методов на данных без выбросов . . . . .	4
5.2	Сравнение методов на данных с выбросами . . . . .	4
<b>6</b>	<b>Теоретическое обоснование</b>	<b>5</b>
<b>7</b>	<b>Выводы</b>	<b>5</b>

## 1 Постановка задачи

Найти оценки коэффициентов линейной регрессии  $y_i = a + bx_i + \varepsilon_i$ , используя 20 точек на отрезке  $[-1.8; 2]$  с равномерным шагом равным 0.2. Ошибку  $\varepsilon_i$  считать нормально распределённой с параметрами  $(0, 1)$ .

В качестве эталонной зависимости взять  $y_i = 2 + 2x_i + \varepsilon_i$ . При построении оценок коэффициентов использовать два критерия: критерий наименьших квадратов и критерий наименьших модулей. Прodelать то же самое для выборки, у которой в значения  $y_1$  и  $y_{20}$  вносятся возмущения 10 и -10.

## 2 Формализация

Простая линейная регрессия:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n,$$

где  $x_1, \dots, x_n$  — заданные числа (значения фактора);  $y_1, \dots, y_n$  — наблюдаемые значения отклика;  $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$  — независимые, нормально распределённые  $N(0, \sigma)$  с нулевым математическим ожиданием и одинаковой (неизвестной) дисперсией случайные величины (ненаблюдаемые);  $\beta_0, \beta_1$  — неизвестные параметры, подлежащие оцениванию.

Метод наименьших квадратов (МНК):

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \rightarrow \min_{\beta_0, \beta_1}. \quad (1)$$

Метод наименьших модулей:

$$\sum_{i=1}^n |y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i| \rightarrow \min_{\beta_0, \beta_1}. \quad (2)$$

## 3 Выполнение работы

Лабораторная работа выполнена на языке программирования Python 3.12 с использованием библиотек `numpy`, `scipy`, `sklearn`, `matplotlib`.

Были построены модели на данных без и с возмущениями, выполнены вычисления, построены графики (сохранялись в виде картинок `png`). Программа отработала корректно.

## 4 Результаты

Таблица 1: Результаты для невозмущенной выборки

	Метод	$\hat{a}$	$\frac{\hat{a}}{a}$	$\hat{b}$	$\frac{\hat{b}}{b}$
(1)	МНК	1.87	0.94	1.96	0.98
(2)	МНМ	1.65	0.83	2.12	1.06

Таблица 2: Результаты для возмущенной выборки

	Метод	$\hat{a}$	$\frac{\hat{a}}{a}$	$\hat{b}$	$\frac{\hat{b}}{b}$
(1)	МНК	2.01	1.01	0.53	0.26
(2)	МНМ	1.61	0.81	2.10	1.05

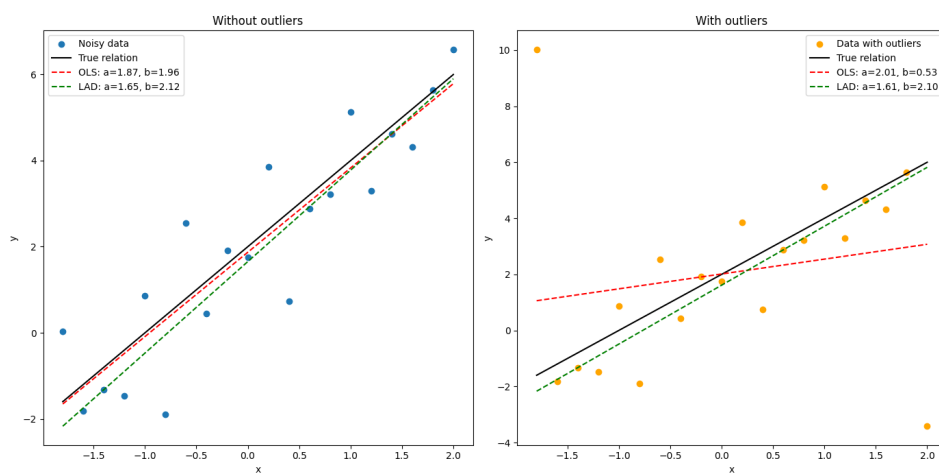


Рис. 1: Результаты вычислительного эксперимента

## 5 Анализ результатов

### 5.1 Сравнение методов на данных без выбросов

- МНК показал лучшую точность, чем МНМ.

### 5.2 Сравнение методов на данных с выбросами

- МНК показал крайнюю чувствительность к выбросам. Оценка  $b$  имеет значительное смещение. Можно считать метод неприменимым в этом случае.

- МНМ продемонстрировал устойчивость. Оценки изменились незначительно по сравнению со случаем без выбросов.

## 6 Теоретическое обоснование

Различие в поведении методов объясняется их целевыми функциями:

- МНК минимизирует **сумму квадратов отклонений**, что делает его:
  - Эффективным при нормальном распределении ошибок
  - Чувствительным к выбросам (квадратичный штраф усиливает влияние больших отклонений)
- МНМ минимизирует **сумму абсолютных отклонений**, что:
  - Делает его устойчивым к выбросам
  - Менее эффективным для нормально распределенных ошибок

## 7 Выводы

- Для данных **без выбросов** предпочтительнее использовать МНК
- Для данных **с выбросами** или для распределений с тяжёлыми хвостами следует применять МНМ.