# Санкт-Петербургский Политехнический Университет Петра Великого

Институт прикладной математики и механики Кафедра "Прикладная математика"

> Отчёт Лавораторная работа №6 по дисциплине "Математическая статистика"

Выполнил студент: Салихов С.Р. группа: 3630102/70401

Проверил: к.ф-м.н., доцент Баженов Александр Николавич

## Содержание

		Стр.
1.	Постановка задачи	5
2.	Теория	5
	2.1. Простая линейная регрессия	5
	2.1.1 Модель простой линейной регрессии	5
	2.2. Метод наименьших квадратов	5
	2.2.1 Расчётные формулы для МНК-оценок	5
	2.3. Метод наименьших модулей	6
3.	Реализация	6
4.	Результаты	7
	4.1. Выборка без возмущений	7
	4.2. Выборка с возмущниями	7
5.	Обсуждение	8
6.	Литература	8
7.	Приложения	8

## Список иллюстраций

1 Графики линейной регрессии при выборке с возмущением и без...... 7

#### 1 Постановка задачи

Найти оценки коэффициентов линейной регрессии  $y_i = a + bx_i + e_i$ , используя 20 точек на отрезке [-1.8;2] с равномерным шагом равным 0.2. Ошибку  $e_i$  считать нормально распределённой с параметрами (0,1). В качестве эталонной зависимости взять  $y_i = 2 + 2x_i + e_i$ . При построении оценок коэффициентов использовать два критерия: критерий наименьших квадратов и критерий наименьших модулей. Проделать то же самое для выборки, у которой в значения  $y_1$  и  $y_20$  вносятся возмущения 10 и -10.

#### 2 Теория

#### 2.1 Простая линейная регрессия

#### 2.1.1 Модель простой линейной регрессии

Регрессионную модель описания данных называют простой линейной регрессией, если

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i$$

, і = 1, ..., п, где  $x_1$ , ...,  $x_n$  — заданные числа (значения фактора);  $y_1$ , ...,  $y_n$  — наблюдаемые значения отклика;  $\epsilon_1$ , ...,  $\epsilon_n$  — независимые, нормально распределённые  $N(0,\delta)$  с нулевым математическим ожиданием и одинаковой (неизвестной) дисперсией случайные величины (ненаблюдаемые);  $\beta_0,\beta_1$  — неизвестные параметры, подлежащие оцениванию.

В модели отклик у зависит зависит от одного фактора х, и весь разброс экспериментальных точек объясняется только погрешностями наблюдений (результатов измерений) отклика у. Погрешности результатов измерений х в этой модели полагают существенно меньшими погрешностей результатов измерений у, так что ими можно пренебречь.

#### 2.2 Метод наименьших квадратов

При оценивании параметров регрессионной модели используют различные методы. Один из наиболее распрстранённых подходов заключается в следующем: вводится мера (критерий) рассогласования отклика и регрессионной функции, и оценки параметров регрессии определяются так, чтобы сделать это рассогласование наименьшим. Достаточно простые расчётные формулы для оценок получают при выборе критерия в виде суммы квадратов отклонений значений отклика от значений регрессионной функции (сумма квадратов остатков):

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

Задача минимизации квадратичного критерия (10) носит название задачи метода наименьших квадратов (МНК), а оценки  $\hat{\beta}_0$ ,  $\hat{\beta}_1$  параметров  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ , реализующие минимум критерия, называют МНК-оценками.

#### 2.2.1 Расчётные формулы для МНК-оценок

МНК-оценки параметров  $\hat{\beta}_0$  и  $\hat{\beta}_1$  находятся из условия обращения функции  $Q(\beta_0, \beta_1)$  в минимум.

Для нахождения МНК-оценок  $\hat{eta}_0$  и  $\hat{eta}_1$  выпишем необходимые условия экстремума:

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial \beta_0} = -2\sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) = 0\\ \frac{\partial Q}{\partial \beta_1} = -2\sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) x_i = 0 \end{cases}$$

Далее для упрощения записи сумм будем опускать индекс суммирования. Из системы получим

$$\begin{cases} n\hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} \sum x_i = \sum y_i \\ \hat{\beta_0} \sum x_i + \hat{\beta_1} \sum x_i^2 = \sum x_i y_i \end{cases}$$

$$\overline{x} = \frac{1}{n} \ sumx_i, \overline{y} = \frac{1}{n} \ sumy_i, \overline{x^2} = \frac{1}{n} \ sumx_i^2, \overline{xy} = \frac{1}{n} \ sumx_iy_i$$

Тогда:

$$\begin{cases} \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} \overline{x} = \overline{y} \\ \hat{\beta_0} \overline{x} + \hat{\beta_1} \overline{x^2} = \overline{xy} \end{cases}$$

откуда МНК-оценку  $\hat{eta}_1$  наклона прямой регрессии находим по формуле Крамера

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\overline{x}\overline{y} - \overline{x} * \overline{y}}{\overline{x^2} - \overline{x}^2}$$

а МНК-оценку  $\hat{eta}_0$  определяем непосредственно из первого уравнения системы:

$$\hat{\beta_0} = \overline{y} - \overline{x}\hat{\beta_1}$$

#### 2.3 Метод наименьших модулей

Критерий наименьших модулей – заключается в минимизации следующей функции [?]:

$$M(a,b) = \sum_{i=1}^{n} |y_i - ax_i - b| \to \min$$
 (1)

#### 3 Реализация

Для генерации выборки был использован Python~3.7 и модуль numpy. Для отрисовки графиков использовался модуль matplotlib. scipy.stats для обработки функций распределений.

## 4 Результаты

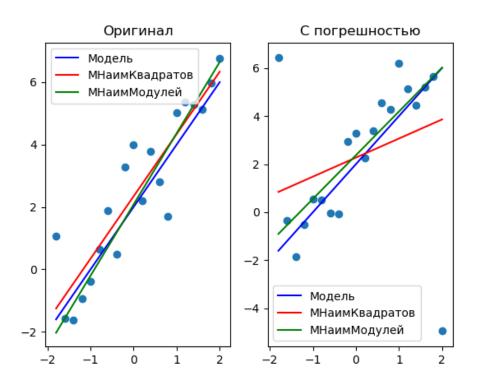


Рис. 1: Графики линейной регрессии при выборке с возмущением и без

#### 4.1 Выборка без возмущений

Критерий наименьших квадратов:

$$\hat{a} \approx 1.93, \hat{b} \approx 2.19$$

Критерий наименьших модулей:

$$\hat{a} \approx 2.24, \hat{b} \approx 1.77$$

#### 4.2 Выборка с возмущниями

Критерий наименьших квадратов:

$$\hat{a} \approx 0.48, \hat{b} \approx 1.76$$

Критерий наименьших модулей:

$$\hat{a} \approx 1.85, \hat{b} \approx 1.39$$

## 5 Обсуждение

1)МНК оценивает коэффициенты линейной регрессии точнее, на выборке без возмущений.

2)На выборке с возмущениями эффективнее использовать МНМ. Таким образом, метод наименьших модулей устойчив к редким выбросам, в свою очередь МНМ обладает большей сложностью вычислений, чем МНК.

### 6 Литература

Модуль питру

Модуль matplotlib

Модуль scipy

Метод наименьших модулей

Метод наименьших квадратов

## 7 Приложения

Код лаборатрной Код отчёта