



Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный Исследовательский Университет ИТМО»

**ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1**  
**ПРЕДМЕТ «МАТЕМАТИЧЕСКАЯ СТАТИСТИКА»**

Вариант 4, 2

Преподаватель: Лимар И. А.

Студент: Румянцев А. А.

Поток: Мат Стат 31.2

Факультет: СУиР

Группа: R3341

Санкт-Петербург  
2024

## Содержание

<b>1</b>	<b>Задание 1</b>	<b>2</b>
1.1	Условие . . . . .	2
1.2	Выполнение . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Задание 2</b>	<b>8</b>
2.1	Условие . . . . .	8
2.2	Выполнение . . . . .	8

# 1 Задание 1

## 1.1 Условие

В файле `mobile_phones.csv` приведены данные о мобильных телефонах. В сколько моделей можно вставить 2 сим-карты, сколько поддерживают 3-G, каково наибольшее число ядер у процессора? Рассчитайте выборочное среднее, выборочную дисперсию, выборочную медиану и выборочную квантиль порядка 2/5, построить график эмпирической функции распределения, гистограмму и `box-plot` для емкости аккумулятора для всей совокупности и в отдельности для поддерживающих/не поддерживающих Wi-Fi

## 1.2 Выполнение

Для начала импортируем необходимые библиотеки

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

Листинг 1: Импортирование библиотек

Теперь считаем таблицу по ссылке на представленный гугл-диск в переменную `df`

```
url='https://drive.google.com/file/d/104rFr9xg9aFmkjx4-h1_X0c509q65_EW\
/view?usp=sharing'
url='https://drive.google.com/uc?id=' + url.split('/')[-2]
df = pd.read_csv(url)
```

Листинг 2: Считывание таблицы

В колонках «`dual_sim`» и «`three_g`» наличие или отсутствие параметра определяется единицей или нулем соответственно, следовательно, просуммировав значения в этих столбцах, получим количество моделей с наличием данных параметров. Для ядер просто выведем максимум из столбца. Используем методы библиотеки `pandas` – `sum` и `max`

```
# how many models can you insert 2 SIM cards into?
dual_sim_count = df['dual_sim'].sum()
print(f'dual_sim_count={dual_sim_count}')

# how many models support 3-G?
three_g_count = df['three_g'].sum()
print(f'three_g_count={three_g_count}')

# what is the highest number of cores a processor has?
max_cores = df['n_cores'].max()
print(f'max_cores={max_cores}')
```

Листинг 3: Код на ответы на первые три вопроса

Получим следующий вывод в консоль

```
dual_sim_count=1019
three_g_count=1523
max_cores=8
```

Листинг 4: Вывод в консоль: ответы на первые три вопроса

Для расчета необходимых характеристик я написал отдельный метод, куда достаточно передать выборку и ее именование для удобного вывода в консоль. Используем методы библиотеки `pandas` – `mean` посчитает выборочное среднее, `var` выборочную дисперсию, `median` выборочную медиану и `quantile` с параметром `q=2/5` квантиль порядка 2/5

```
# calculating the main values
def calculate_print_values(df: pd.Series, name: str):
    mean = df.mean()
    print(f'mean_{name}={mean}')

    var = df.var()
    print(f'var_{name}={var}')

    median = df.median()
    print(f'median_{name}={median}')

    quantile_2d5 = df.quantile(q=2/5)
    print(f'quantile_2/5_{name}={quantile_2d5}')
```

Листинг 5: Код для подсчета основных характеристик

Зададим сразу три выборки – всю, только модели с наличием Wi-Fi и только с отсутствием. Для составления выборок с конкретным значением требуемого параметра берем нужный столбец и составляем построчную связку индекс-булеан, где значением будет являться результат проверки заданного условия. Обращаемся к исходной таблице по этой связке и получаем новую таблицу только с теми строками, для которых по индексу значение было равным `True`, то есть условие выполнилось. Далее от полученной таблицы отбираем столбец по условию задания. Для удобного вывода добавим метод разделитель, который будем вызывать между операциями с выборками. Вызовем подсчитывающий метод три раза для трех выборок

```
# common separator between unrelated outputs
def print_separate():
    print('-----')

# the entire sample
all_battery = df['battery_power']
calculate_print_values(all_battery, name='all_battery')

print_separate()

# selection with the condition of wifi availability
wifi_table = df[df['wifi']==1]
wifi_battery = wifi_table['battery_power']
calculate_print_values(wifi_battery, name='wifi_battery')

print_separate()

# selection with the condition of wifi unavailability
nowifi_table = df[df['wifi']==0]
no_wifi_battery = nowifi_table['battery_power']
calculate_print_values(no_wifi_battery, name='no_wifi_battery')
```

Листинг 6: Подготовка для удобного и быстрого получения результатов

С заданными ранее параметрами получаем следующий вывод в консоль

```
mean_all_battery=1238.5185
var_all_battery=193088.35983766883
median_all_battery=1226.0
```

```

quantile_2/5_all_battery=1076.0
-----
mean_wifi_battery=1234.9043392504932
var_wifi_battery=190296.40051422242
median_wifi_battery=1233.0
quantile_2/5_wifi_battery=1077.8000000000002
-----
mean_no_wifi_battery=1242.235294117647
var_no_wifi_battery=196128.43798148702
median_no_wifi_battery=1222.0
quantile_2/5_no_wifi_battery=1076.0

```

Листинг 7: Вывод в консоль: посчитанные основные характеристики

Теперь построим графики в соответствии с заданием. Напишем метод, который принимает выборку и название графика – таким образом, достаточно будет вызывать метод для каждой выборки и получить все графики. Используем библиотеку `matplotlib` для отрисовки, `pandas` для подсчета необходимых данных. Для построения графика эмпирической функции распределения находим по сортированным данным без сохранения индексов связку ключ-значение, где ключ – `battery_power`, значение – вероятность встретить именно такую `battery_power`. После составляем кумулятивные суммы по этим вероятностям. Для гистограммы определяем количество интервалов правилом Стёрджеса:  $n = 1 + \log_2 N$  и округляем вниз

```

# plotting basic graphs
def show_graphs(df: pd.Series, name='sample'):
    # the resulting axis will be labeled 0, 1, ..., n - 1
    sorted_ = df.sort_values(ignore_index=True)

    # normalize for proportions (probabilities) instead of freqs
    # sorting by DataFrame column values (not by freqs)
    idx_prob = sorted_.value_counts(normalize=True, sort=False)

    # parsing x & y then cumsum for distribution function
    plt.plot(idx_prob.index, idx_prob.values.cumsum())
    plt.title(f'Empirical distribution function of {name}')
    plt.xlabel('battery_power')
    plt.ylabel('probability')
    plt.grid()
    plt.gcf().set_size_inches(10, 5)
    plt.show()

    # Sturges' rule
    n = np.int64(np.floor(1+3.322*np.log10(df.shape[0])))
    plt.hist(df, bins=n)
    plt.title(f'Histogram of {name}')
    plt.xlabel('battery_power')
    plt.ylabel('count')
    plt.grid()
    plt.gcf().set_size_inches(10, 5)
    plt.show()

    plt.boxplot(df)
    plt.title(f'Boxplot of {name}')
    plt.ylabel('battery_power')
    plt.grid()
    plt.gcf().set_size_inches(10, 5)
    plt.show()

```

Листинг 8: Код для построения необходимых графиков

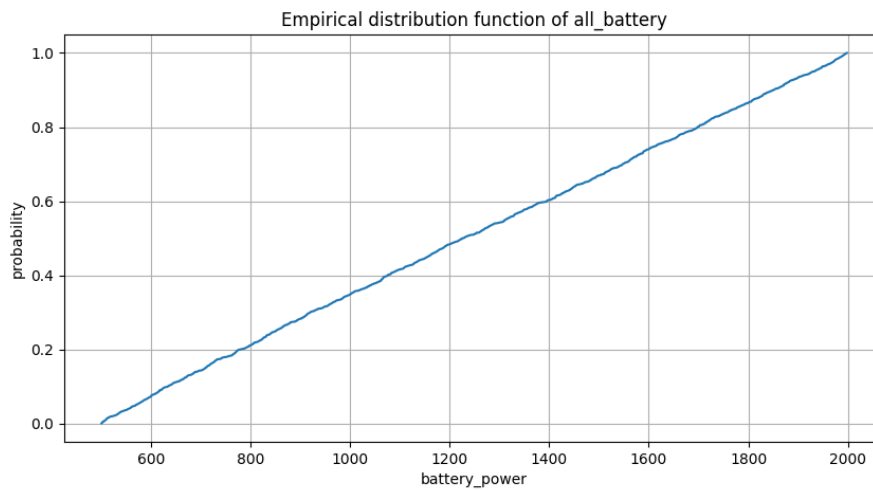


Рис. 1: График эмпирической функции распределения для всей выборки

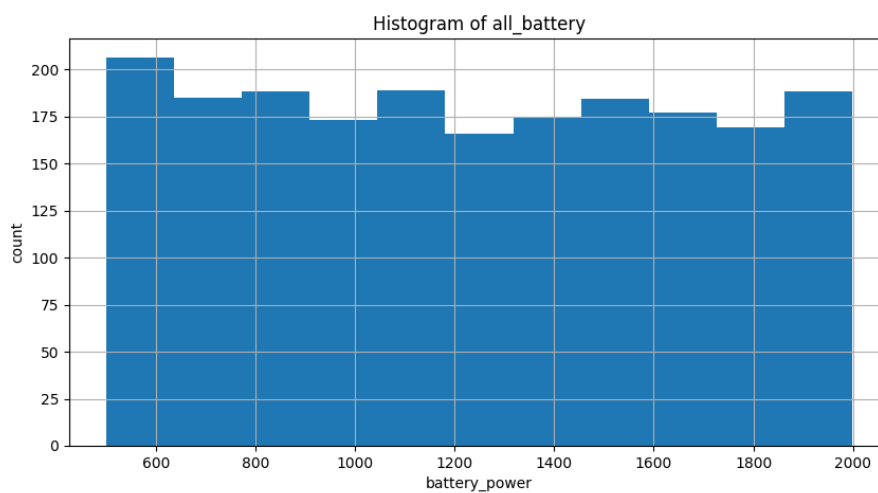


Рис. 2: Гистограмма для всей выборки

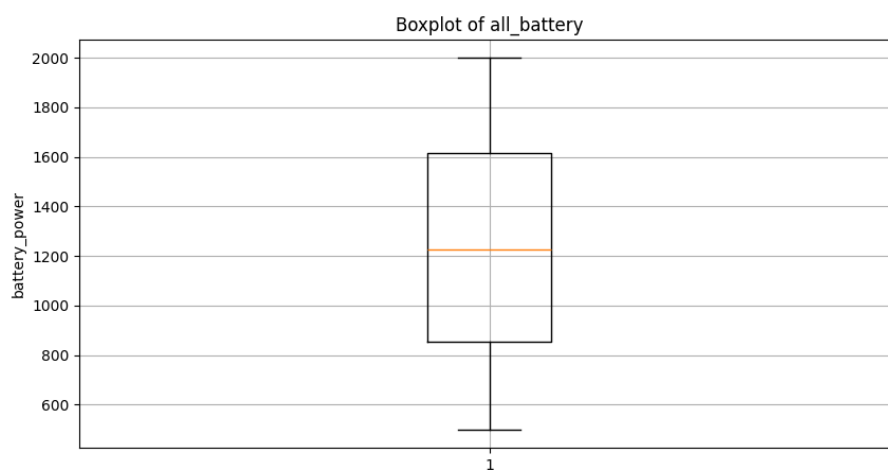


Рис. 3: Ящик с усами для всей выборки

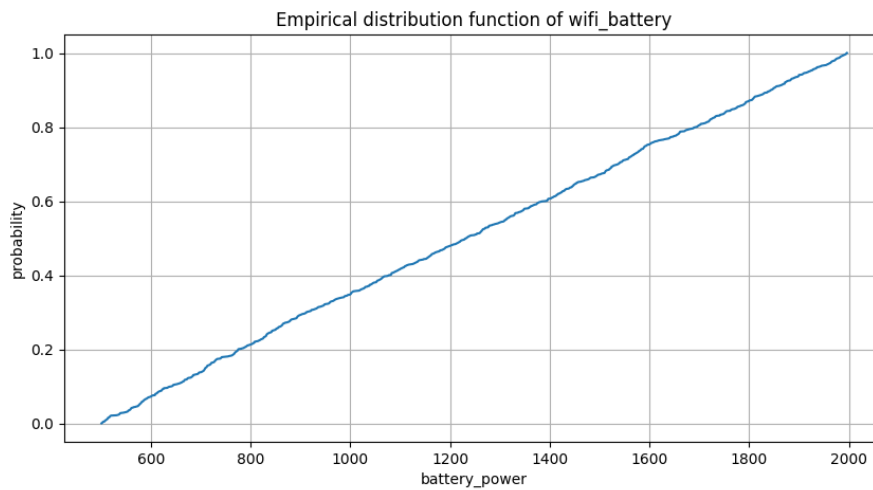


Рис. 4: График эмпирической функции распределения для выборки моделей с Wi-Fi

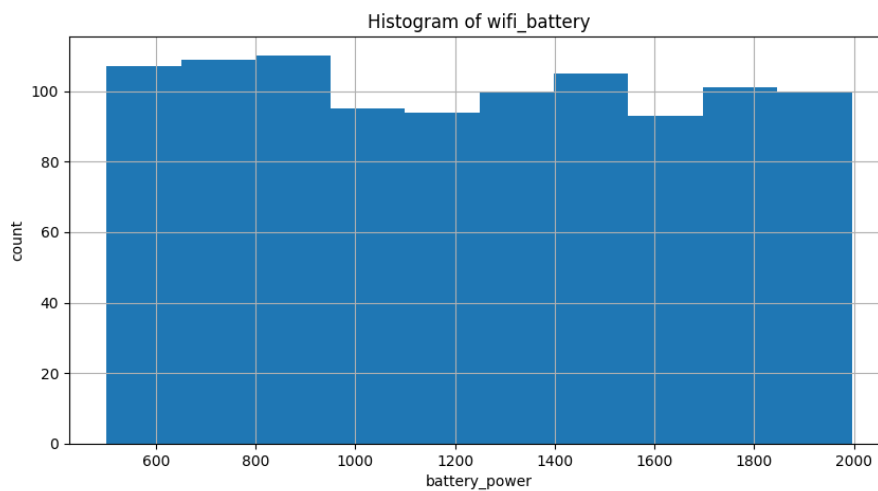


Рис. 5: Гистограмма для выборки моделей с Wi-Fi

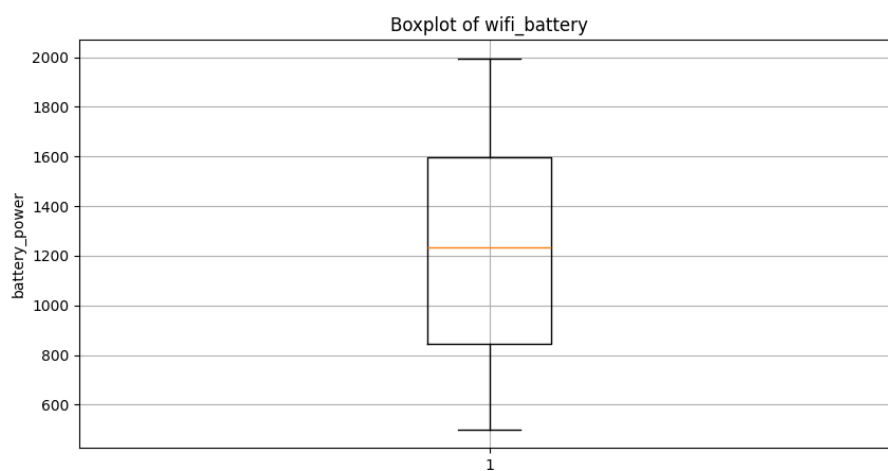


Рис. 6: Ящик с усами для выборки моделей с Wi-Fi

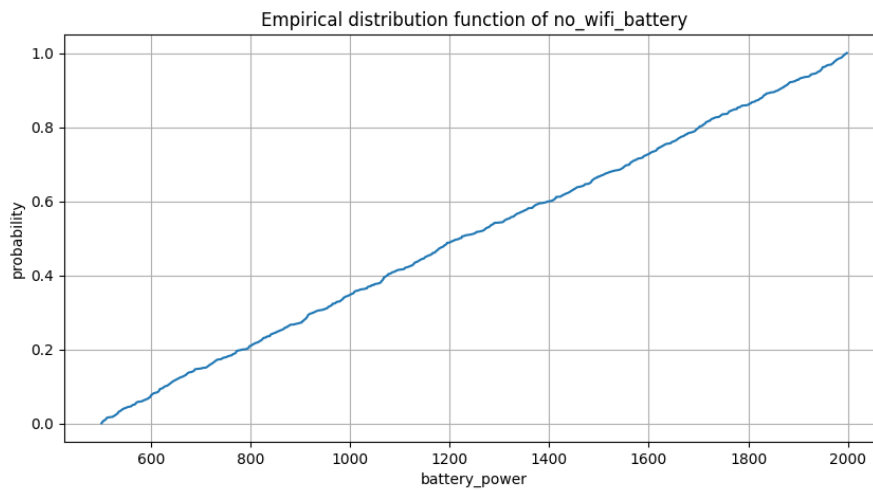


Рис. 7: График эмпирической функции распределения для выборки моделей без Wi-Fi

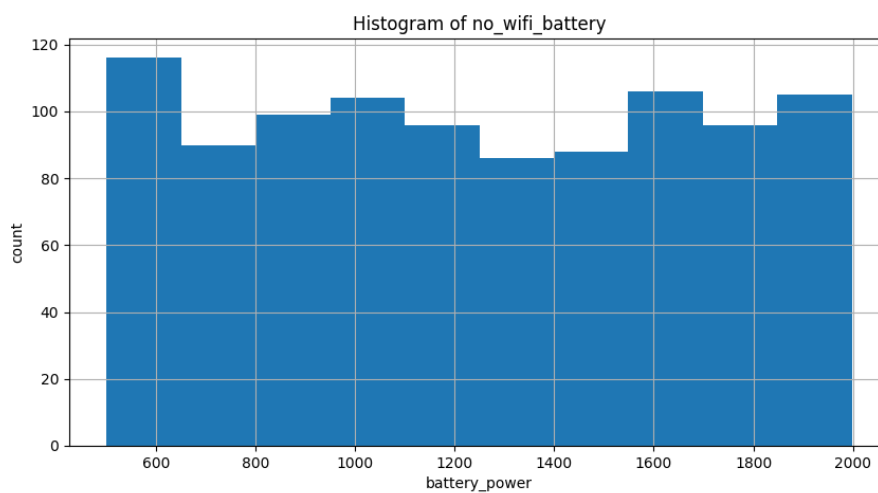


Рис. 8: Гистограмма для выборки моделей без Wi-Fi

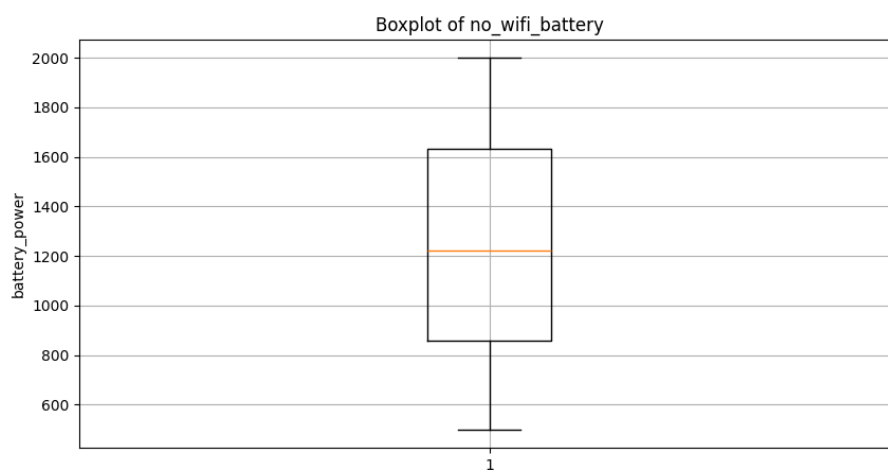


Рис. 9: Ящик с усами для выборки моделей без Wi-Fi



Исходя из результирующих графиков можно сделать вывод, что мы верно посчитали характеристики, представленные в листинге 7. На рис. 1 вероятность всегда неубывает, медиана прослеживается в районе значения, посчитанного ранее. На рис. 2 столбцы примерно одинаковой высоты – распределение скорее всего равномерное. На рис. 3 медиана отмечена оранжевой прямой, находится примерно в центре ящика – распределение данных относительно симметрично, и, ее значение совпадает с вычисленным. Интервал между минимумом и максимумом значений в ящике получился широким, что подтверждает большое значение вычисленной ранее дисперсии. Выбросы отсутствуют (нет точек вне усов). Рассуждения аналогичны для графиков с другой выборкой.

## 2 Задание 2

### 2.1 Условие

Методом моментов найти оценку квадрата масштабирующего параметра  $\theta$  распределения Лапласа (сдвиг считать нулевым). Эксперимент при  $\theta = 0.5$ . **Указание:** для плотности используйте параметризацию

$$f_{\theta}(x) = \frac{1}{2\theta} \exp \left\{ -\frac{|x|}{\theta} \right\}$$

Найти смещение, дисперсию, среднеквадратическую ошибку (**теоретические**) и указать свойства оценок. Также провести эксперимент при указанных параметрах по следующей схеме:

1. Задайте массив объемов выборки
2. Для каждого объема выборки  $n$  сгенерируйте  $m$  выборок из вашего распределения и для каждой сгенерированной выборки посчитайте оценку параметра согласно полученной формуле
3. Обработайте результаты (посчитайте выборочные характеристики для разницы между оценкой и реальным параметром для каждого объема выборки, количество выборок, для которых оценка отличается от реального параметра более чем на заданный вами порог и т. п.), визуализируйте результат

### 2.2 Выполнение

Чтобы найти  $\hat{\theta}^2$  методом моментов, необходимо приравнять теоретический и эмпирический моменты порядка  $k$ . Теоретический выражается как функция от параметров распределения, которые мы оцениваем. Эмпирический определяется на основе данных выборки.

Для начала определимся с тем, сколько нужно задать функций  $g_i(x)$ , по которым мы будем искать оценки  $\hat{\theta}_i$  параметров распределения – нам известен сдвиг  $\mu = 0$  и нужно оценить только  $\theta^2$ , следовательно количество неизвестных  $d = 1$ , а значит нам нужно задать одну функцию  $g(x)$  и по ней найти одну оценку  $\hat{\theta}^2$ .

Начнем с нахождения теоретического момента. Нам необходимо задать такую функцию

$$g(x) = x^k,$$

которая при поиске  $k$ -го момента позволит нам получить выражение с  $\theta^2$ , чтобы после приравнивания моментов мы могли выразить оценку  $\hat{\theta}^2$  этого параметра.

Попробуем задать  $g(x) = x$ . В таком случае, согласно википедии, получим первый момент (математическое ожидание) для распределения Лапласа, равный(-ое) сдвигу  $\mu$ , который в нашем случае отсутствует

$$\mathbb{E}[g(x)] = \mathbb{E}[x] = \mu = 0$$

С первым моментом выражения с  $\theta^2$  не получилось. Тогда, пусть  $g(x) = x^2$  – теперь найдем второй момент для распределения Лапласа. Пользуясь википедией, получим

$$\mathbb{E}[g(x)] = \mathbb{E}[x^2] = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx = \mu^2 + 2\theta^2 = / \mu = 0 / = 2\theta^2$$

Мы получили теоретический момент порядка  $k = 2$  для распределения Лапласа.

Найдем эмпирический момент порядка  $k = 2$  для распределения Лапласа. Имеем на данный момент такое выражение

$$\mathbb{E}[g(x)] = \mathbb{E}[x^2] = 2\theta^2$$

Запишем вместо математического ожидания  $\mathbb{E}[x^2]$  выборочный аналог таким способом

$$\mathbb{E}[g_i(x_j)] = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n g_i(x_j) \Rightarrow \mathbb{E}[g(x_j)] = \mathbb{E}[x_j^2] = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2$$

Полученное для  $\mathbb{E}[x_j^2]$  выражение является эмпирическим вторым моментом для распределения Лапласа.

Приравняем эмпирический и теоретический моменты второго порядка и выразим оценку квадрата параметра  $\theta$

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2 = 2\theta^2 \Rightarrow \hat{\theta}^2 = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n x_j^2$$

Таким образом, методом моментов оценка квадрата масштабирующего параметра  $\theta$  распределения Лапласа имеет вид

$$\hat{\theta}^2 = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n x_j^2$$

Далее будем находить характеристики и проводить эксперименты с данным в условии значением  $\theta = 0.5$ .

Смещение можно найти по следующей формуле

$$\text{bias}[\hat{\theta}, \theta] = \mathbb{E}[\hat{\theta}] - \theta$$

Если результат выражения выше равен нулю, значит оценка является несмещенной. В нашем случае имеем

$$\text{bias}[\hat{\theta}^2, \theta^2] = \mathbb{E}[\hat{\theta}^2] - \theta^2$$

Вычислим это выражение, применяя свойства математического ожидания.  $\theta^2$  является константой и мы сразу можем ее вычислить. Рассмотрим подробнее  $\mathbb{E} [\hat{\theta}^2]$

$$\mathbb{E} [\hat{\theta}^2] = \mathbb{E} \left[ \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n x_j^2 \right] = \frac{1}{2n} \mathbb{E} \left[ \sum_{j=1}^n x_j^2 \right] = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n \mathbb{E} [x_j^2],$$

$$\sum_{j=1}^n \mathbb{E} [x_j^2] = \begin{bmatrix} \mathbb{E} [x^2] = 2\theta^2 \\ \mathbb{E} [x_1^2] = 2\theta^2 \\ \vdots \\ \mathbb{E} [x_n^2] = 2\theta^2 \end{bmatrix} = n \cdot 2\theta^2,$$

$$\frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n \mathbb{E} [x_j^2] = \frac{1}{2n} \cdot n \cdot 2\theta^2 = \theta^2 \Rightarrow \mathbb{E} [\hat{\theta}^2] = \theta^2$$

Теперь вычислим смещение

$$\text{bias} [\hat{\theta}^2, \theta^2] = \mathbb{E} [\hat{\theta}^2] - \theta^2 = \theta^2 - \theta^2 = 0$$

Таким образом, оценка является несмещенной.

Вычислим теоретические дисперсию (Var) и среднеквадратическую ошибку (MSE). Так как оценка является несмещенной, то

$$\text{Var} [\hat{\theta}^2] = \text{MSE} [\hat{\theta}^2],$$

а значит нам достаточно найти  $\text{Var} [\hat{\theta}^2]$ . Покажем это – для вычисления среднеквадратической ошибки используется следующая формула

$$\text{MSE} [\hat{\theta}] = \mathbb{E} \left[ (\hat{\theta} - \theta)^2 \right] = \text{Var} [\hat{\theta}] + \text{bias} [\hat{\theta}, \theta]^2$$

В нашем случае формула будет иметь вид

$$\text{MSE} [\hat{\theta}^2] = \text{Var} [\hat{\theta}^2] + \text{bias} [\hat{\theta}^2, \theta^2]^2,$$

так как смещение равно нулю, то второе слагаемое обнуляется, получаем

$$\text{MSE} [\hat{\theta}^2] = \text{Var} [\hat{\theta}^2] + 0^2 = \text{Var} [\hat{\theta}^2]$$

Используя свойства дисперсии вычислим ее значение

$$\text{Var} [\hat{\theta}^2] = \text{Var} \left[ \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n x_j^2 \right] = \frac{1}{4n^2} \text{Var} \left[ \sum_{j=1}^n x_j^2 \right] = \frac{1}{4n^2} \sum_{j=1}^n \text{Var} [x_j^2],$$

$$\sum_{j=1}^n \text{Var} [x_j^2] = n \cdot \text{Var} [x^2] \Rightarrow \frac{1}{4n^2} \sum_{j=1}^n \text{Var} [x_j^2] = \frac{1}{4n^2} \cdot n \cdot \text{Var} [x^2] = \frac{\text{Var} [x^2]}{4n},$$

$$\text{Var} [x^2] = \mathbb{E} [x^4] - (\mathbb{E} [x^2])^2,$$

$$(\mathbb{E} [x^2])^2 = (2\theta^2)^2 = 4\theta^4, \quad \mathbb{E} [x^4] = \int_{-\infty}^{\infty} x^4 f(x) dx,$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^4 f(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x^4 \frac{1}{2\theta} \exp \left\{ -\frac{|x|}{\theta} \right\} dx = 2 \int_0^{\infty} x^4 \frac{1}{2\theta} \exp \left\{ -\frac{x}{\theta} \right\} dx = \frac{1}{\theta} \int_0^{\infty} x^4 \exp \left\{ -\frac{x}{\theta} \right\} dx,$$

$$\frac{1}{\theta} \int_0^{\infty} x^4 \exp \left\{ -\frac{x}{\theta} \right\} dx = \left[ \begin{array}{l} u = \frac{x}{\theta} \\ du = \frac{dx}{\theta} \end{array} \right] = \frac{1}{\theta} \int_0^{\infty} u^4 \theta^4 e^{-u} du = \theta^4 \int_0^{\infty} u^4 e^{-u} du = \theta^4 \cdot \Gamma(z),$$

$$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt \Rightarrow \int_0^{\infty} u^4 e^{-u} du = \Gamma(z-1=4) = \Gamma(5) = 24 \Rightarrow \theta^4 \cdot \Gamma(5) = \theta^4 \cdot 24,$$

$$\text{Var} [x^2] = 24\theta^4 - 4\theta^4 = 20 \cdot \theta^4 \Rightarrow \text{Var} [\hat{\theta}^2] = \frac{20 \cdot \theta^4}{4n} = \frac{5\theta^4}{n} = \frac{5 \cdot 0.5^4}{n} = \frac{0.3125}{n},$$

Таким образом

$$\text{MSE} [\hat{\theta}^2] = \text{Var} [\hat{\theta}^2] = \frac{0.3125}{n}$$

Видим, что при увеличении объема выборки  $n$  разброс и ошибка будут уменьшаться.

Далее распишем свойства оценки. Мы уже знаем, что оценка является **несмещенной**, так как смещение  $\text{bias} [\hat{\theta}^2, \theta^2] = 0$ , т. е. отсутствует. Проверим состоятельность оценки

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var} [\hat{\theta}^2] = \lim_{n \rightarrow \infty} \text{MSE} [\hat{\theta}^2] = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{0.3125}{n} = 0,$$

из чего следует, что оценка является **состоятельной**, так как чем больше данных, тем более точной становится оценка.