# Курс "Практикум по математической статистике"

# 3 курс ФПМИ МФТИ, осень 2022

# Домашнее задание 3. Сравнение оценок и эффективные оценки

Мы предлагаем выполнять задания прямо в этом ноутбуке. Пожалуйста, не стирайте условия задач.

Настоятельно рекомендуемая форма оформления домашних заданий — это Jupyter Notebook:

- условием задачи,
- решением (если требуется некоторый теоретический вывод),
- описанием плана решения, который потом реализуется в коде,
- собственно кодом,
- построенными графиками (если это требуется) и **выводом**, который как правило должен заключаться в объяснении практических результатов с использованием теоретических фактов. **Вывод требуется даже в том случае, если в условии об этом явно не сказано!**
- некоторыми другими вещами, если об этом будет указано в задании.

Оценка за каждую задачу складывается из правильного выполнения всех этих пунктов. Закрывая на них глаза, вы сознательно понижаете свою оценку.

Каждая задача в этом задании оценивается в 15 баллов.

### Пожалуйста, не переименовывайте этот ноутбук

```
import numpy as np
from scipy import stats as sps
import seaborn as sns
from matplotlib import pyplot as plt
sns.set(style="darkgrid", font_scale=1.4)

%pylab inline

Populating the interactive namespace from numpy and matplotlib
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/IPython/core/magics/pylab.py:160: UserW
    `%matplotlib` prevents importing * from pylab and numpy
    "\n`%matplotlib` prevents importing * from pylab and numpy"
```

#### → Задача 1

Сгенерируйте выборку из трех распределений: нормального, Лапласа и Коши размера n=500.

Далее для всех графиков в этом задании используйте обозначенные цвета для каждого из распределений (даже если графики будут на разных осях). То есть если график касается нормального распределения то рисуйте его синим цветом.

```
color_for_normal=sns.color_palette("colorblind")[0]
color_for_laplace=sns.color_palette("colorblind")[1]
color_for_cauchy=sns.color_palette("colorblind")[2]
N=500

norm_distr = sps.norm()
laplacian_distr = sps.laplace()
cauchy_distr = sps.cauchy()
np.random.seed(2020)

norm_X = norm_distr.rvs(N)
laplacain_X = laplacian_distr.rvs(N)
cauchy X = cauchy distr.rvs(N)
```

Постройте график плотности распределения для всех трех распределений на одних осях.

```
grid = np.linspace(-10, 10, 500)

plt.figure(figsize=(20, 15))

plt.plot(grid, norm_distr.pdf(grid), color = color_for_normal, label = 'Нормальное ра

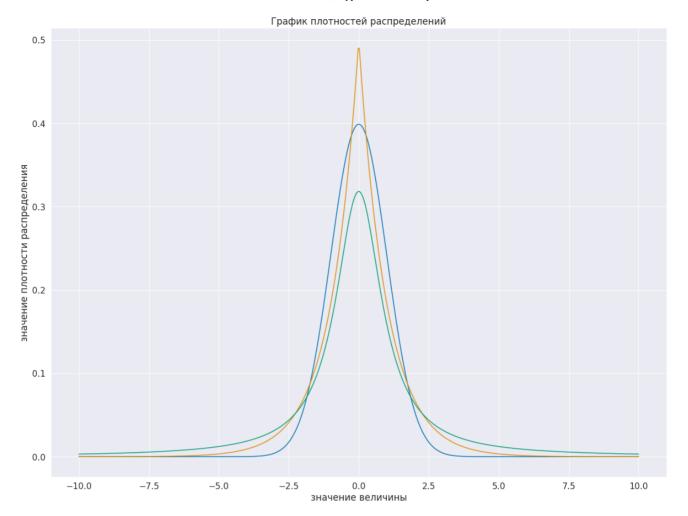
plt.plot(grid, laplacian_distr.pdf(grid), color = color_for_laplace, label = 'Распре,

plt.plot(grid, cauchy_distr.pdf(grid), color = color_for_cauchy, label = 'Распределенирlt.title('График плотностей распределений')

plt.xlabel('значение величины')

plt.ylabel('значение плотности распределения')

plt.show()
```



Подумайте для каких распределений сложнее найти значение математического ожидания по выборке? Почему?

**Ответ:** Думаю, что для распределения Коши, т. к. у него нет теоретического мат. ожидания

Часто, в реальной жизни, мы сталкиваемся с данными в которых есть выбросы возникшие, например, из-за опечаток. Пусть в выборке содержится 99 точек на интервале [0; 1] и один элемент равный 300. Тогда среднее значение нашей выборки будет не меньше трех. Ясно, что так дело не пойдет, что же делать?

Можно использовать медиану или усеченное среднее.

**Усеченное среднее порядка**  $\alpha$  это среднее составленное из выборки от которой отрезаны  $\alpha$  и  $1-\alpha$  квантили. Как ее получить?

- 1. Отсортировать выборку
- 2. Отрезать первые и последние ( $\alpha$  · размер выборки) элементов выборки
- 3. Посчитать среднее полученной выборки

Напишите функцию для подсчета этой статистики.

import math

```
def truncated_mean(sample, alpha=0.3):
    sorted = np.sort(sample)
    size = sorted.shape[0]
    modified = sorted[int(size*alpha) : size - 1 - int(size*alpha)]
    return np.mean(modified)
```

**Теорема** Пусть распределение симметрично относительно нуля и имеет одну моду в нуле, тогда асимптотическая дисперсия усеченного среднего порядка  $\alpha$  может быть выражена по формуле:

$$\sigma^{2}(\alpha) = 2 \cdot \frac{\int_{0}^{u_{1-\alpha}} x^{2} dF(x) + \alpha \cdot (u_{1-\alpha})^{2}}{(1 - 2\alpha)^{2}},$$

где  $u_{\alpha}$  – квантиль порядка  $\alpha$ .

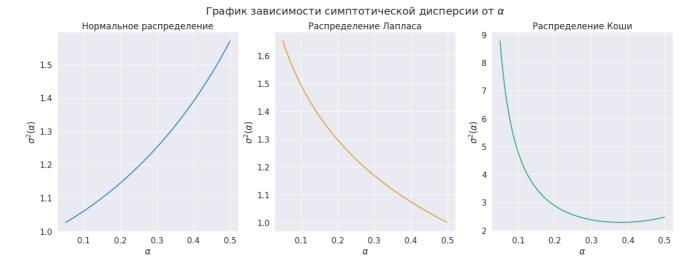
Напишите функцию, которая это делает.

Подсказка. Для численного интегрирования используйте функцию quad из модуля scipy.integrate

```
from scipy.integrate import quad

def asymp_var(distr, alpha):
    u = distr.ppf(1 - alpha)
    integ = quad(func=lambda x: x**2 * distr.pdf(x), a=0, b=u)[0]
    return 2 * (integ + alpha * np.square(u)) / (1 - 2 * alpha)**2
```

Постройте графики для фсимптотической дисперсии в зависимости от  $\alpha$  для всех трех распределений на назных осях (используйте plt.subplots(1, 3, figsize=(21,7))). Не забудьте про цвета. Для загаловка графика используйте  $ax[i].set\_title$ , для заголовка всей картинки используйте fig.suptitle.



Как можно интепретировать такой график? Напишите развернутый вывод.

*Подсказка*. Подумайте, какой известной оценке соответствует усеченное среднее порядка 0.5? А порядка 0?

**Ответ:** усеченное среднее порядка 0 - это математическое ожидание, а порядка 0.5 - медиана. По графику видно, что для нормального распределения лучше всего использовать среднее значение, а для распределения Лапласа медиану у распределения Коши огромный разлет у среднего, а усеченное среднее порядка где-то 0.35 имеет минимальную дисперсию.

Для каждого распределение на отдельном графике постройте значение трех оценок: среднего, медианы и усученного среднего порядка 0.35. Для усеченного среднего проведите линию пунктиром (fmt="--"), для медианы точечками (fmt=":"). **Не забудьте про цвета**. То есть цвета на одном графике одинаковые, разные оценки отличает только формат линии.

#### Ниже посчитайте все оценки необходимые для всех распределений

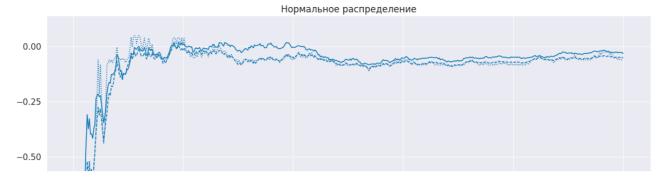
```
norm_mean = np.cumsum(norm_X) / np.arange(1, N + 1)
laplacain_mean = np.cumsum(laplacain_X) / np.arange(1, N + 1)
cauchy_mean = np.cumsum(cauchy_X) / np.arange(1, N + 1)

norm_median = np.array([np.median(norm_X[:i]) for i in range(1, N + 1)])
laplacain_median = np.array([np.median(laplacain_X[:i]) for i in range(1, N + 1)])
cauchy_median = np.array([np.median(cauchy_X[:i]) for i in range(1, N + 1)])
```

norm trunc mean = np.array([truncated mean(norm X[:i], 0.35) for i in range(1, N +

#### Нормальное распределение

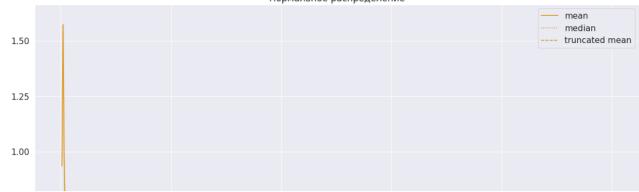
```
grid = np.arange(1, N + 1)
plt.figure(figsize=(20, 15))
plt.plot(grid, norm_mean, label='mean', color=color_for_normal)
plt.plot(grid, norm_median, label='median', linestyle=':', color=color_for_normal)
plt.plot(grid, norm_trunc_mean, label='truncated mean', linestyle='--', color=color
plt.xlabel('размер выборки')
plt.ylabel('значение оценки')
plt.title('Нормальное распределение')
plt.legend()
plt.show()
```



#### Распределение Лапласа

```
grid = np.arange(1, N + 1)
plt.figure(figsize=(20, 15))
plt.plot(grid, laplacain_mean, label='mean', color=color_for_laplace)
plt.plot(grid, laplacain_median, label='median', linestyle=':', color=color_for_lap
plt.plot(grid, laplacain_trunc_mean, label='truncated mean', linestyle='--', color=
plt.xlabel('размер выборки')
plt.ylabel('значение оценки')
plt.title('Нормальное распределение')
plt.legend()
plt.show()
```





#### Распределение Коши

**ĕ** 

Чтобы изменить содержимое ячейки, дважды нажмите на нее (или выберите "Ввод")

```
grid = np.arange(1, N + 1)
plt.figure(figsize=(20, 15))
plt.plot(grid, cauchy_mean, label='mean', color=color_for_cauchy)
plt.plot(grid, cauchy_median, label='median', linestyle=':', color=color_for_cauchy
plt.plot(grid, cauchy_trunc_mean, label='truncated mean', linestyle='--', color=col
plt.xlabel('paзмер выборки')
plt.ylabel('значение оценки')
plt.title('Нормальное распределение')
plt.legend()
plt.show()
```



Как эти три графика соотносятся с графиками асимптотической дисперсии усеченного среднего для всех этих распределений? Сделайте вывод.

**Вывод:** Для нормального распределения и распределения Лапласа оценки не сильно отличаются с увеличением n. А вот для распределения Коши медиана и усеченное среднее ведут себя гораздо устойчивее чем стандартное среднее, которое сильно скачет из-за выбросов.

размер выборки

# Задача 2

#### Wine dataset

Давайте загрузим и проанализируем датасет, состоящий из различных показателей для красного вина и оценок сомелье.

```
!pip install -q gdown
!gdown https://drive.google.com/uc?id=1LsNeROfnVQb2ksdtwZvxrZREdy_Z-jta

Downloading...
   From: https://drive.google.com/uc?id=1LsNeROfnVQb2ksdtwZvxrZREdy_Z-jta
   To: /content/winequality-red.csv
   100% 101k/101k [00:00<00:00, 65.2MB/s]

import pandas as pd

data = pd.read_csv("winequality-red.csv")</pre>
```

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	1
0	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.
1	7.8	0.88	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.9968	3.
2	7.8	0.76	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.9970	3.
3	11.2	0.28	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.9980	3.
4	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.

Поделите вина на три категории по содержанию алкоголя. Добавьте колонку "category" со значениями "low alcohol", "medium alcohol", "high alcohol" для относительного объемного содержания алкоголя  $x \le 10$ , 10 < x < 12, x > 12 соответственно.

```
def category(x):
    if x <= 10:
        return 'low alcohol'
    if x > 12:
        return 'high alcohol'
    return 'medium alcohol'
    data['category'] = data['alcohol'].apply(category)
data
```

```
fixed volatile citric residual chlorides sulfur sulfur density acidity acid sugar dioxide dioxide
```

Для каждой категории посчитайте среднее и медиану содержания остаточного сахара ("residual sugar"). Сделайте pandas.DataFrame с индексами в виде категории содержания алкоголя и колнками в виде среднего и медианы.

```
low_mean = np.mean(data["residual sugar"][data['category'] == "low alcohol"])
low_mediana= np.median(data["residual sugar"][data['category'] == "low alcohol"])
medium_mean = np.average(data["residual sugar"][data['category'] == "medium alcoho medium_mediana = np.median(data["residual sugar"][data['category'] == "medium alcoho high_mean = np.average(data["residual sugar"][data['category'] == "high alcohol"])
high_mediana = np.median(data["residual sugar"][data['category'] == "high alcohol"])
category = ['low alcohol', 'medium alcohol', 'high alcohol']
data_sugar=[]
data_sugar.append([low_mean, low_mediana]))
data_sugar.append([medium_mean, medium_mediana]))
data_sugar.append([high_mean, high_mediana]))
df = pd.DataFrame(data_sugar, columns=['mean', 'median'], index=category)
df
```

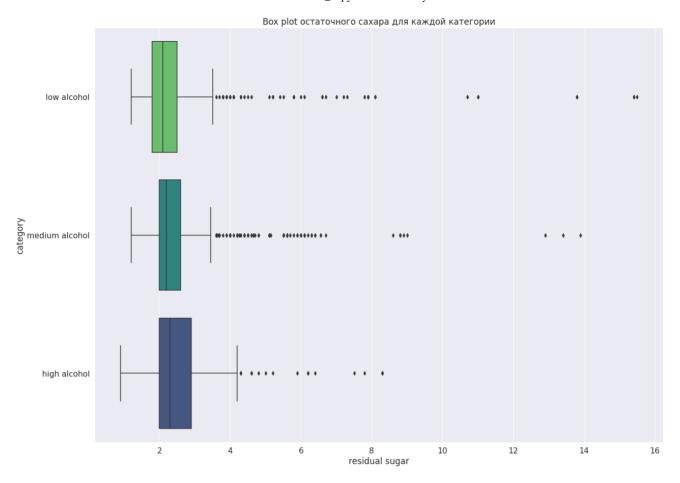
	mean	median	1
low alcohol	2.445984	2.1	
medium alcohol	2.592264	2.2	
high alcohol	2.760993	2.3	

Что можно сказать о распределении сахара по этим категориям? О распределении остаточного сахара в целом?

Ответ: Чем больше алкоголя, тем больше сахара)

Постройте boxplot для остаточного сахара по категориям, полученным ранее на основании доли алкоголя.

```
palette = sns.color_palette("viridis", n_colors=3)[::-1]
plt.figure(figsize=(20, 15))
plt.title("Содержание сахара")
sns.boxplot(x=data["residual sugar"], y=data['category'], palette=palette)
plt.show()
```



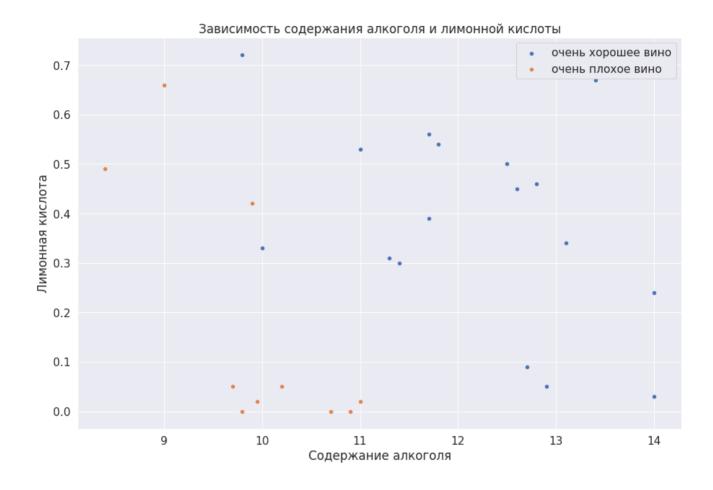
Как соотнясятся оценки из предыдущего пункта и график сверху? Что лучше использовать для оценивания содержания сахара: медииану или среднее? Почему?

**Ответ:** медианы из боксплота и из предыдущего пункта практически совпали. Видно, что есть выбросы в каждой группе вин, поэтому тут лучше использовать медиану для оценивания содержания сахара.

Постройте один scatterplot (используйте seaborn) для очень хороших и очень плохих вин (quality == 3, quality == 8) в зависимости от содержания алкоголя (alcohol не из предыдущего пункта, а из колонки исходного датасета) и от количества лимонной кислоты (citric acid). Используйте palette=[palette[0]]+[palette[-1]].

```
good = data[data['quality'] == 8][['alcohol', 'citric acid']]
bad = data[data['quality'] == 3][['alcohol', 'citric acid']]
```

```
plt.figure(figsize=(15,10))
sns.scatterplot(data=good, x="alcohol", y="citric acid", label='очень хорошее вино', к
sns.scatterplot(data=bad, x="alcohol", y="citric acid", label='очень плохое вино', pal
plt.title('Зависимость содержания алкоголя и лимонной кислоты')
plt.xlabel('Содержание алкоголя')
plt.ylabel('Лимонная кислота')
plt.show()
```



Найдите ОМП для двух этих распределений в предположении, что обе выбоки из многомерного нормального распределения. Не мудрите,  $\mu$  и  $\Sigma$  получаются в одну команду через  $\mathrm{numpy}$ . Далее получите плотности для сетки  $\mathrm{x}$ ,  $\mathrm{y}$ . Используйте  $\mathrm{sps.multivariate\ normal}$ .

```
nu_bad = np.mean(np.array(bad), axis=0)
sigma_bad = np.cov(np.array(bad).T)
nu_good = np.mean(np.array(good), axis=0)
sigma good = np.cov(np.array(good).T)
```

Нарисуйте график плотности с линиями контура и нанесите точки выборки. Используйте зеленый цвет для вина плохого качества (get\_density\_cmap("Greens") и "g" для точек) и синий для вина хорошего качества (get\_density\_cmap("Blues") и "b"). Используйте функции plt.pcolormesh, plt.clabel и plt.scatter. Не забудьте про plt.xlabel, plt.ylabel и plt.legend.

```
from matplotlib.colors import ListedColormap

def get_density_cmap(name):
    cmap = plt.get_cmap(name)
    cmap_col = cmap(np.arange(cmap.N))
    cmap_col[:, -1] = np.linspace(0, 1, cmap.N)**2
    return ListedColormap(cmap_col)

#YOUR CODE GOES HERE
```

Что можно сказать о вине, которому сомелье дали наивысший балл по сравнению с вином, которому дали наименьший балл, основываясь на график выше?

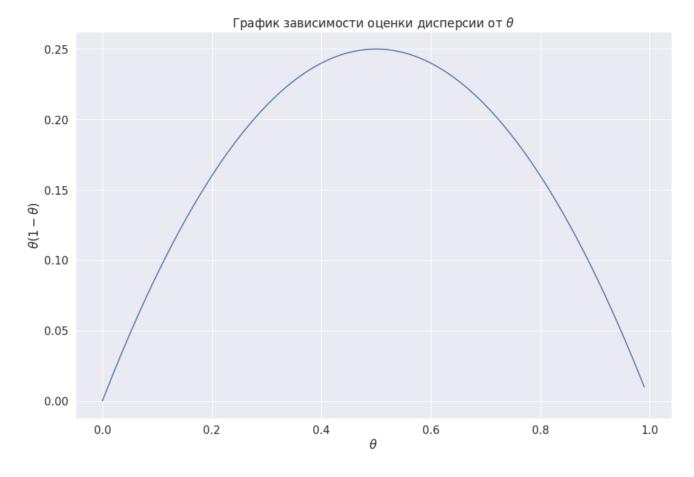
#### Ответ:

# Задача 3

Рассмотрим  $X_1, \ldots, X_n \sim Bern(\theta)$ . По сетке значений  $\theta \in [0, 1]$  с шагом 0.01 постройте график зависимости нижней оценки дисперсии произвольной несмещенной оценки из неравенства Рао-Крамера от  $\theta$ .

Нижняя оценка дисперсии произвольной несмещенной оценки из неравенства Рао-Крамера равна  $\frac{1}{I_X(\theta)}$ , Для распределения  $Bern(\theta)$  это  $\frac{\theta(1-\theta)}{n}$  . Не будем учитывать n при построении графика, т. к. это некоторая константа для каждого  $\theta$ 

```
theta_grid = np.arange(0, 1, 0.01)
est = theta_grid * (1 - theta_grid)
plt.figure(figsize=(15,10))
plt.plot(theta_grid, est)
plt.title(r'График зависимости оценки дисперсии от $\theta$')
plt.ylabel(r'$\theta (1 - \theta)$')
plt.xlabel(r'$\theta$')
plt.show()
```



Какой можно сделать вывод (напишите в комментариях)?

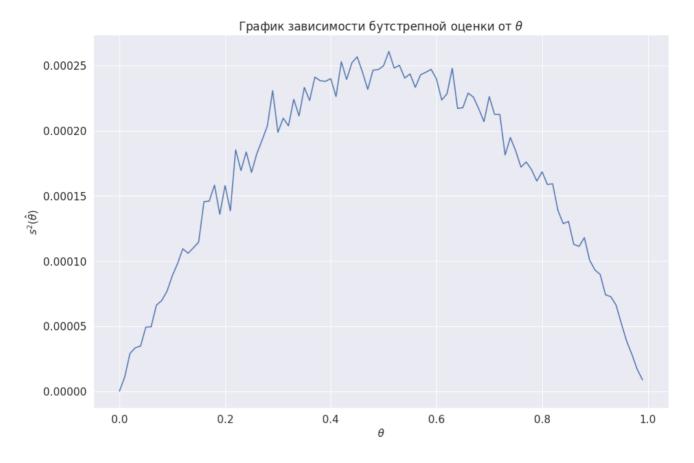
**Вывод** При  $\theta = 0.5$  получается самая высокая оценка снизу.

Для каждого значения  $\theta$  (для той же сетки) сгенерируйте выборку размера n=1000 для параметра  $\theta$ , посчитайте эффективную оценку  $\theta$  и бутстрепную оценку дисперсии (количество бутстрепных выборок равно 1000) этой эффективной оценки  $\theta$ .

```
samples = sps.bernoulli(theta_grid).rvs((1000, theta_grid.size))
ind = sps.randint(0, 1000).rvs(size=(1000, 1000))
means = np.mean(samples[ind].T, axis=2)
var bootstrap ests = np.mean(np.square(means), axis=1) - np.square(np.mean(means, a
```

Нарисуйте график зависимости полученных бутстрепных оценок от  $\theta$ .

```
plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.plot(theta_grid, var_bootstrap_ests)
plt.title(r"График зависимости бутстрепной оценки от $\theta$")
plt.xlabel(r"$\theta$", fontsize=15)
plt.ylabel(r"$s^2(\hat{\theta})$", fontsize=15)
plt.show()
```



**Вывод** График бутстрепной оценки дисперсии эффективной оценки приближается к графику зависимости нижней оценки дисперсии произвольной несмещенной оценки.

#### Платные продукты Colab - Отменить подписку

✓ 0 сек. выполнено в 01:12

×