```
STATS-hw-2-FEIDENHEIMER-EKATERINA
          Работу выполнила студентка БЭК212 Екатерина Фейденгеймер.
  In [1]:
           import numpy as np
           import random
           import pandas as pd
           import scipy.stats as sts
           from tqdm.notebook import tqdm
           import matplotlib.pyplot as plt
           import seaborn as sns
  In [2]:
           # Отключение некоторых лишних предупреждений
           import warnings
           warnings.filterwarnings("ignore")
  In [3]:
           sns.set_theme(style="whitegrid", palette="muted")
           plt.rcParams['figure.figsize'] = (8, 4)
          Задание 3
          Начнём с функции для построения наивного бутстрэпа. Источник: https://github.com/hse-econ-data-
          science/andan_2023/blob/main/sem13_bootstrap/sem13_bootstrap_simulations_bonus.ipynb
In [103...
           def quantile_ci(x_boot, alpha=0.05):
               left = np.quantile(x boot, alpha/2)
               right = np.quantile(x_boot, 1-alpha/2)
               return left, right
          Теперь функция для бутстрэпа t-статистики.
In [104...
           def t_ci(x_boot, std_boot, theta_hat, sd_hat, alpha=0.05):
               d = (x_boot - theta_hat)/std_boot
               left = theta_hat - np.quantile(d, 1-alpha/2)*sd_hat
               right = theta_hat - np.quantile(d, alpha/2)*sd_hat
               return left, right
          Асимптотический доверительный интервал
In [123...
           def asym ci(theta hat, sd hat, alpha=0.05):
               ci = sts.norm.interval(1-alpha, theta hat, sd hat/np.sqrt(sample_size))
               return ci[0], ci[1]
          Экспоненциальное распределение несимметрично относительно нуля и обладает длинным хвостом.
           np.random.seed(20)
           n_{int} = 10**4
                              # число интервалов
```

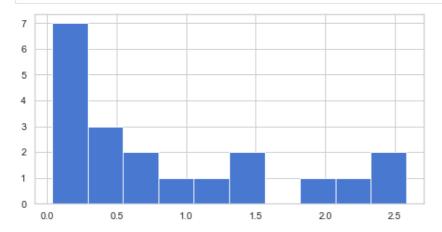
```
In [106...
            sample_size = 20 # размеры выборок
            rv = sts.expon(scale=1)
            theta_real = rv.mean()
                                      # настоящий параметр
            std_real = rv.std()
            # генерируем n_int выборок
           X = rv.rvs((n_int, sample_size))
           X.shape
           (10000, 20)
Out[106...
In [107...
            theta_real
```

1.0

Out[107...

```
In [108... std_real
Out[108... 1.0

In [10]: plt.hist(X[4]);
```



Функция для бутстрэпа.

```
In [109...

def get_bootstrap_sample(x, B_sample=1):
    N = x.size
    sample = np.random.choice(x, size=(N, B_sample), replace=True)

if B_sample == 1:
    sample = sample.T[0]
    return sample
```

а) Симуляции

```
In [125...
           В = 10**4 # сколько делть бустрап-выборок
           np.random.seed(20)
            # счётчики для проверки как часто мы попали в интервал реальным параметром
           i_q, i_t, i_as = 0, 0, 0
            for i in tqdm(range(n int)):
                x = X[i] # взяли <math>i-ую выборку
                # оценки по выборке
                theta_hat, sd_hat = np.mean(x), np.std(x, ddof =1)
                # бутстрап-статистики
                x_boot = get_bootstrap_sample(x, B_sample=B)
                std_boot = np.std(x_boot, axis=0)
                x_boot = np.mean(x_boot, axis=0)
                # quantile CI
                left1, right1 = quantile_ci(x_boot)
                i_q += (left1 < theta_real < right1)</pre>
                # t-percentile CI
                left2, right2 = t_ci(x_boot, std_boot, theta_hat, sd_hat)
                i_t += (left2 < theta_real < right2)</pre>
                # asymptotic CI
                left3, right3 = asym_ci(theta_hat, sd_hat)
                i_as += (left3 < theta_real < right3)</pre>
                # Напечатать интервалы после первой итерации
                if i == 0:
                    print('quantile:', left1, right1)
                    print('t-percentile:', left2, right2)
                    print('asymptotic:', left3, right3)
```

quantile: 0.659876878240941 1.290288959920688 t-percentile: 0.6309745662150354 1.3517532946365243 asymptotic: 0.6484984870623296 1.2929957897222035

Посмотрим на оценку получившихся частот.

```
In [126...
            i_q/n_int, i_t/n_int, i_as/n_int
           (0.9061, 0.9496, 0.9072)
Out[126...
```

в.1) Итог: Близкой к 0.95 оказалась только вторая частота. Первая и третья довольно сильно от неё отличаются. Навиный бутстрэп даёт смещённые оценки границ доверительного интервала, асимптотический ДИ тоже даёт неудовлетворительный результат. При этом t-процентильный интервал показывает результаты ближе к заявленному уровню доверия, то есть здесь это лучший способ.

Проведём тот же эксперимент для симметричного распределения.

```
In [128...
            np.random.seed(20)
            rv = sts.t(df=3)
            theta real = rv.mean()
                                      # настоящий параметр
            std_real = rv.std()
            # генерируем n_int выборок
            X = rv.rvs((n_int, sample_size))
            X.shape
           (10000, 20)
Out[128...
In [129...
            theta_real
           0.0
Out[129...
In [130...
            std real
           1.7320508075688772
Out[130...
In [131...
            plt.hist(X[5]);
```

```
4.0
3.5
3.0
2.5
2.0
1.5
1.0
0.5
0.0
            -2
                             -1
```

б) Симуляции.

```
In [132...
           В = 10**4 # сколько делть бутстрап-выборок
           np.random.seed(20)
            # счётчики для проверки как часто мы попали в интервал реальным параметром
            i_q, i_t, i_as = 0, 0, 0
            for i in tqdm(range(n_int)):
                x = X[i] # взяли <math>i-ую выборку
                # оценки по выборке
```

```
theta_hat, sd_hat = np.mean(x), np.std(x)
# бутстрап-статистики
x_boot = get_bootstrap_sample(x, B_sample=B)
std_boot = np.std(x_boot, axis=0)
x boot = np.mean(x boot, axis=0)
# quantile CI
left1, right1 = quantile_ci(x_boot)
i_q += (left1 < theta_real < right1)</pre>
# t-percentile CI
left2, right2 = t_ci(x_boot, std_boot, theta_hat, sd_hat)
i_t += (left2 < theta_real < right2)</pre>
# asymptotic CI
left3, right3 = asym_ci(theta_hat, sd_hat)
i_as += (left3 < theta_real < right3)</pre>
# Напечатать интервалы после первой итерации
if i == 0:
    print('quantile:', left1, right1)
    print('t-percentile:', left2, right2)
    print('asymptotic:', left3, right3)
```

quantile: -0.1145644997711833 1.617367345613751 t-percentile: -0.10118882405040708 2.1824889222259514 asymptotic: -0.18370996040476661 1.5444721931891463

Посмотрим на оценку получившихся частот.

```
In [133...
    i_q/n_int, i_t/n_int, i_as/n_int
Out[133...
(0.9194, 0.9249, 0.9371)
```

в.2) **Итог**: На симметричном распределении оба метода бутстрэпа показывают похожие, но довольно далёкие от заявленного уровня значимости результаты. Асимптотический интервал показывает результат, близкий к заявленному уровню значимости, то есть здесь это лучший способ.

Для задач 4, 5 и 6 потребуются данные по результатам экзамена по теории вероятностей этого года по 30-балльной шкале.

#### Задание 4

Подгружаем таблицу с фамилиями и результатами.

```
In [5]:
    df = pd.read_excel(r'C:\Users\anfey\Desktop\proba_score.xlsx')
    df
```

```
Out[5]:
                 surnames score
            0
                Репенкова
                              16
            1
                Ролдугина
                               0
            2
                   Сафина
                              19
            3
                  Сидоров
                              26
            4
                 Солоухин
                              21
         327
                 Сенников
                              19
         328
                       Ся
                               0
         329
                   Сятова
                               0
         330 Темиркулов
                               0
         331
                  Эшмеев
                              16
```

In [6]:

Out[6]:

332 rows × 2 columns

df2 = df

letters

р

р

Выполним преобразование, которое оставит только первую букву фамилии.

letters = df2.surnames.apply(lambda x: x.lower()[0])

```
2
                 C
         3
         4
                 C
                . .
         327
                С
         328
                C
         329
                C
         330
                 т
         331
         Name: surnames, Length: 332, dtype: object
        Создадим колонку 'consonant' - 'согласные'. Если имя начинается с согласной, ставим значение 1, если с
        гласной - значение 0.
In [7]:
          dfl = pd.DataFrame({'letter': letters, 'score': df['score']})
          dfl['consonant'] = 1
          df1
Out[7]:
              letter score consonant
           0
                  р
                       16
                                   1
                        0
                                   1
           1
                  р
           2
                       19
                                   1
                  С
           3
                  С
                       26
                                   1
           4
                  C
                       21
                                   1
                       19
                                   1
         327
                  С
         328
                        0
                                   1
                  С
         329
                  C
                        0
                                   1
         330
                        0
                                   1
                  Т
         331
                  Э
                       16
                                   1
        332 rows × 3 columns
In [8]:
          c1 = (dfl['letter'] == 'a')
          c2 = (df1['letter'] == 'y')
          c3 = (dfl['letter'] == 'o')
          c4 = (dfl['letter'] == 'ы')
          c5 = (dfl['letter'] == 'ə')
          c6 = (dfl['letter'] == 'я')
          c7 = (dfl['letter'] == '\o')
c8 = (dfl['letter'] == '\e')
          c9 = (dfl['letter'] == 'и')
          c10 = (dfl['letter'] == 'e')
          vowels = dfl[c1 | c2 | c3 | c4 | c5 | c6 | c7 | c8 | c9 | c10]
          vow = vowels.index
          len(vow)
Out[8]:
In [9]:
          dfl.loc[vow, 'consonant'] = 0
```

```
In [10]:
          dfl[dfl['consonant'] == 0].shape # ηροβερκα
          (49, 3)
Out[10]:
In [11]:
          cons = dfl[dfl['consonant'] == 1]['score']
          vow = dfl[dfl['consonant'] == 0]['score']
```

Проверим гипотезу о том, что ожидаемые результаты экзамена по теории вероятностей тех, у кого фамилия начинается с гласной буквы и с согласной буквы, равны. В качестве альтернативной гипотезы возьмём гипотезу о неравенстве.

Уровень значимости: 5%

```
H_0: \mu_{cons} = \mu_{vow}
H_1: \mu_{cons} \neq \mu_{vow}
```

### а) Тест Уэлча

Для теста Уэлча используем втроенную функцию  $scipy.stats.ttest\_ind$  с опцией, которая не предполагает одинаковую дисперсию выборок.

```
In [13]:
          sts.ttest ind(vow, cons, equal var=False)
          Ttest indResult(statistic=-0.8519661870595602, pvalue=0.3974027153843839)
Out[13]:
In [14]:
          round(0.3974027153843839, 2)
         0.4
Out[14]:
```

P-value примерно равно 0.4, поэтому на уровне значимости 5% нет оснований отвергать нулевую гипотезу о равенстве результатов.

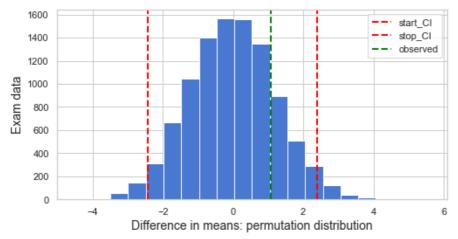
### г) Перестановочный тест

Теперь проведём перестановочный тест. Референс: https://medium.com/@whystudying/resampling-withpython-permutation-test-19421dc38dac

```
In [157...
           scores_all = list(df['score'])
           print(scores_all[0:10])
          [16, 0, 19, 26, 21, 22, 20, 17, 20, 21]
In [158...
           n simulations = 10**4
           n cons = 283
           np.random.seed(20)
           simulated_diffs = []
           for i in tqdm(range(n_simulations)):
               scores_shuffled = np.random.permutation(scores_all)
               scores_cons_simulated = scores_shuffled[:n_cons]
               scores_vow_simulated = scores_shuffled[n_cons:]
               simulated_diff = np.mean(scores_cons_simulated) - np.mean(scores_vow_simulated)
                simulated diffs.append(simulated diff)
 In [20]:
           real_diff = np.mean(cons) - np.mean(vow)
           real diff
          1.0782433114588574
```

Out[20]:

```
l = np.array(simulated_diffs)
plt.hist(simulated_diffs, bins = 20);
plt.axvline(np.percentile(1, 2.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='start_CI')
plt.axvline(np.percentile(1, 97.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='stop_CI')
plt.axvline(real_diff, color='green', linestyle="--", lw=2, label='observed')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Difference in means: permutation distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```



```
upper_tail_q = len([x for x in simulated_diffs if x >= real_diff])
lower_tail_q = len([x for x in simulated_diffs if x < real_diff])
p_value = 2 * min( (upper_tail_q/n_simulations), (lower_tail_q/n_simulations) )
p_value</pre>
```

Out[104... 0.3662

P-value также примерно равно 0.4, поэтому на уровне значимости 5% нет оснований отвергать нулевую гипотезу о равенстве результатов. Более того, наблюдаемое значение входит в ДИ, то есть нулевая гипотеза не отвергается.

## б) Наивный бутстрэп

```
In [144...

B = 10**4 # сколько делть бустрап-выборок
np.random.seed(20)
boot_diffs = []

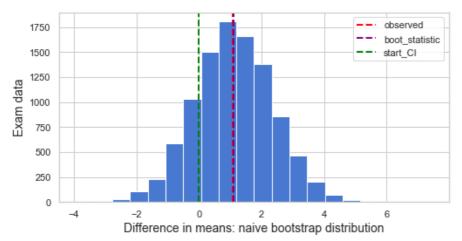
for i in tqdm(range(n_simulations)):

# бутстраn-статистики для согласных
cons_boot = get_bootstrap_sample(cons)
mean_boot_cons = np.mean(cons_boot)

# бутстраn-статистики для гласных
vow_boot = get_bootstrap_sample(vow)
mean_boot_vow = np.mean(vow_boot)

# наивный бутстрэп
boot_diff = mean_boot_cons - mean_boot_vow
boot_diffs.append(boot_diff)
```

```
plt.hist(boot_diffs, bins = 20);
plt.axvline(real_diff, color='red', linestyle="--", lw=2, label='observed')
plt.axvline(np.mean(boot_diffs), color='purple', linestyle="--", lw=2, label='boot_statistic')
plt.axvline(0, color='green', linestyle="--", lw=2, label='start_CI')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Difference in means: naive bootstrap distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```

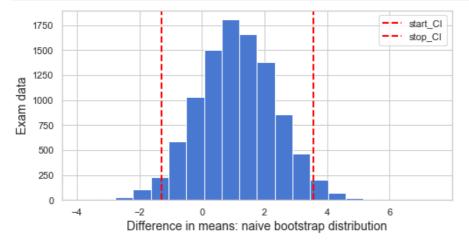


```
upper_tail_q = len([x for x in boot_diffs if x >= 0])
lower_tail_q = len([x for x in boot_diffs if x <=0])
p_value = 2 * min(1- (upper_tail_q/n_simulations), 1-(lower_tail_q/n_simulations))
p_value</pre>
```

Out[146... 0.3740000000000001

P-value также примерно равно 0.4, поэтому на уровне значимости 5% нет оснований отвергать нулевую гипотезу о равенстве результатов.

```
l = np.array(boot_diffs)
plt.hist(boot_diffs, bins = 20);
plt.axvline(np.percentile(1, 2.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='start_CI')
plt.axvline(np.percentile(1, 97.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='stop_CI')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Difference in means: naive bootstrap distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```



Дополнительно построим 95% ДИ. 0 попадает в ДИ, поэтому на данном уровне значимости нет оснований отвергать Н0.

### в) Бутстрэп t-статистики

```
In [152... # для большого числа наблюдений работает без знания дисперсий и предположений о нормальности t_obs = real_diff / np.sqrt( (np.std(cons)**2 / cons.size) + (np.std(vow)**2 / vow.size) ) t_obs

Out[152...  

np.std(vow) - np.std(cons)

Out[153...  

0.2866413963134731
```

```
In [150...
           В = 10**4 # сколько делть бустрап-выборок
           np.random.seed(20)
           boot_ts = []
           for i in tqdm(range(n_simulations)):
               # бутстрап-статистики для согласных
               cons_boot = get_bootstrap_sample(cons)
               std_boot_cons = np.std(cons_boot)
               mean_boot_cons = np.mean(cons_boot)
               # бутстрап-статистики для гласных
               vow_boot = get_bootstrap_sample(vow)
               std_boot_vow = np.std(vow_boot)
               mean_boot_vow = np.mean(vow_boot)
               # бутстрэп t-статистики
               t_boot = ( (mean_boot_cons-mean_boot_vow) - real_diff)/ np.sqrt( (np.std(cons_boot)**2 / cons_b
               boot_ts.append(t_boot)
```

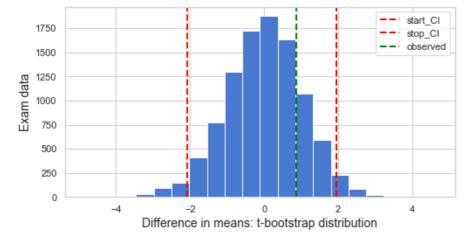
```
upper_tail_q = len([x for x in boot_ts if x >= t_obs])
lower_tail_q = len([x for x in boot_ts if x < t_obs])
p_value = 2 * min( (upper_tail_q/n_simulations), (lower_tail_q/n_simulations) )
p_value</pre>
```

Out[154... 0.393

P-value примерно равно 0.39, поэтому на уровне значимости 5% нет оснований отвергать нулевую гипотезу о равенстве результатов.

```
In [155...

1 = np.array(boot_ts)
plt.hist(boot_ts, bins = 20);
plt.axvline(np.percentile(1, 2.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='start_CI')
plt.axvline(np.percentile(1, 97.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='stop_CI')
plt.axvline(t_obs, color='green', linestyle="--", lw=2, label='observed')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Difference in means: t-bootstrap distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```



Дополнительно построим 95% ДИ. Наблюдаемое значение попадает в ДИ, поэтому на данном уровне значимости нет оснований отвергать Н0.

## Задание 5

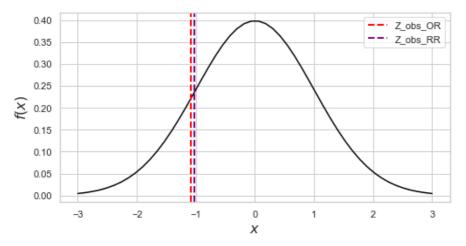
```
In [161... med = dfl['score'].median()
```

```
In [162...
           df_cons = pd.DataFrame(cons)
           df_vow = pd.DataFrame(vow)
In [163...
           cons_higher = df_cons[df_cons['score'] > med]
           cons_lower = df_cons[df_cons['score'] <= med]</pre>
           vow_higher = df_vow[df_vow['score'] > med]
           vow_lower = df_vow[df_vow['score'] <= med]</pre>
In [164...
           contingency table = np.array([[len(cons higher), len(cons lower)], [len(vow higher), len(vow lower)]
           contingency_table
           array([[145, 138],
Out[164...
                  [ 21, 28]])
          а) Асимптотический интервал для отношения шансов хорошо написать экзамен («несогласных» к
          «согласным»).
          Уровень значимости: 5\%
                                                      H_0: OR = 1
                                                      H_1: OR \neq 1
 In [23]:
           OR_{hat} = (21/28) / (145/138)
           round(OR_hat, 2)
          0.71
Out[23]:
          Используем полученную на семинаре формулу для ДИ для отношения шансов.
 In [34]:
           alpha = 0.05
           za = sts.norm.ppf(1 - alpha/2)
           za
           1.959963984540054
Out[34]:
 In [35]:
           se hat = np.sqrt(1/145 + 1/138 + 1/21 + 1/28)
           se hat
           0.3122118861751831
Out[35]:
 In [36]:
           left = OR_hat * np.exp(-za * se_hat)
           right = OR_hat * np.exp(za * se_hat)
           print(f'OR in [{left}, {right}]')
           OR in [0.38709459582547806, 1.3162172761513564]
          Оценка отношения шансов, 0.71, лежит в ДИ, поэтому нулевая гипотеза о равенстве отношения шансов 1
          не отвергается.
 In [37]:
           Z_obs = np.log(OR_hat) / se_hat
           Z_obs
           -1.0799144576000155
Out[37]:
 In [38]:
           p_{value} = 2 * min( sts.norm.cdf(Z_obs), 1 - sts.norm.cdf(-Z_obs) )
           print(f'P-значение равно {round(p_value, 2)}')
           Р-значение равно 0.28
          б) Асимптотический интервал для отношения вероятностей хорошо написать экзамен.
```

Уровень значимости: 5%

 $H_0:RR=1$  $H_1:RR \neq 1$ 

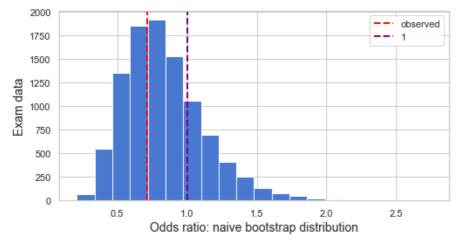
```
In [40]:
          contingency_table
          array([[145, 138],
Out[40]:
                 [ 21, 28]])
In [41]:
          RR_hat = (21/(28+21)) / (145/(138+145))
          round(RR hat, 2)
         0.84
Out[41]:
         Используем аналогично формулу для ДИ для отношения вероятностей из 'Calculating Confidence Intervals
         For Relative Risks (Odds Ratios) And Standardised Ratios And Rates' by JULIE A MORRIS, MARTIN J GARDNER:
         https://www.jstor.org/stable/29530653
In [42]:
          se_hat_proba = np.sqrt(1/145 + 1/21 - 1/(145+138) - 1/(21+28))
          se_hat_proba
          0.17485384517729596
Out[42]:
In [43]:
          left_proba = RR_hat * np.exp(-za * se_hat_proba)
          right proba = RR hat * np.exp(za * se hat proba)
          print(f'RR in [{left proba}, {right proba}]')
          RR in [0.5937529565040844, 1.1783586951819993]
         Оценка отношения вероятностей, 0.84, лежит в ДИ, поэтому нулевая гипотеза о равенстве отношения
         вероятностей 1 не отвергается.
In [44]:
          Z_obs_RR = np.log(RR_hat) /se_hat_proba
          Z_obs_RR
          -1.0213370199749479
Out[44]:
In [45]:
          p_value = 2 * min( sts.norm.cdf(Z_obs_RR), 1 - sts.norm.cdf(-Z_obs_RR) )
          print(f'P-значение равно {round(p_value, 2)}')
          Р-значение равно 0.31
In [46]:
          plt.figure(figsize = (8, 4))
          x = np.linspace(-3, 3)
          pdf = sts.norm().pdf(x)
          plt.plot(x, pdf, color="black")
          plt.axvline(Z_obs, color='red', linestyle="--", lw=2, label='Z_obs_OR')
          plt.axvline(Z obs RR, color='purple', linestyle="--", lw=2, label='Z obs RR')
          plt.ylabel("$f(x)$", fontsize=16)
          plt.xlabel("$x$", fontsize=16)
          plt.legend();
```



## в) Интервал для отношения шансов хорошо написать экзамен с помощью наивного бутстрэпа.

```
In [135...
           В = 10**4 # сколько делть бустрап-выборок
           np.random.seed(20)
           odds_ratios = []
           for i in tqdm(range(n_simulations)):
               cons_boot = get_bootstrap_sample(cons)
               vow_boot = get_bootstrap_sample(vow)
               df_cons_boot = pd.DataFrame(cons_boot)
               df_vow_boot = pd.DataFrame(vow_boot)
               med_boot = np.median(np.concatenate((cons_boot, vow_boot)))
               cons_higher_boot = len(df_cons_boot[df_cons_boot[0] > med_boot][0])
               cons_lower_boot = len(df_cons_boot[df_cons_boot[0] <= med_boot][0])</pre>
               vow_higher_boot = len(df_vow_boot[df_vow_boot[0] > med_boot][0])
               vow_lower_boot = len(df_vow_boot[df_vow_boot[0] <= med_boot][0])</pre>
               OR_boot = (vow_higher_boot/vow_lower_boot)/(cons_higher_boot/cons_lower_boot)
               odds_ratios.append(OR_boot)
```

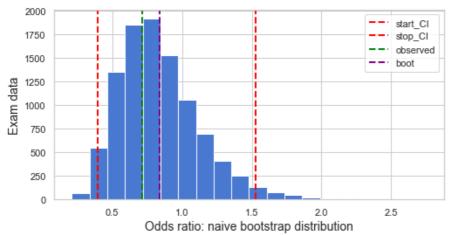
```
plt.hist(odds_ratios, bins = 20);
plt.axvline(OR_hat, color='red', linestyle="--", lw=2, label='observed')
plt.axvline(1, color='purple', linestyle="--", lw=2, label='1')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Odds ratio: naive bootstrap distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```



```
In [167...
upper_tail_q = len([x for x in odds_ratios if x > 1])
lower_tail_q = len([x for x in odds_ratios if x < 1])
p_value = 2 * min(1- (upper_tail_q/n_simulations), 1-(lower_tail_q/n_simulations))
print(f'P-значение равно {round(p_value, 2)}')</pre>
```

Р-значение равно 0.5

```
l = np.array(odds_ratios)
plt.hist(odds_ratios, bins = 20);
plt.axvline(np.percentile(1, 2.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='start_CI')
plt.axvline(np.percentile(1, 97.5), color='red', linestyle="--", lw=2, label='stop_CI')
plt.axvline(OR_hat, color='green', linestyle="--", lw=2, label='observed')
plt.axvline(np.mean(odds_ratios), color='purple', linestyle="--", lw=2, label='boot')
plt.ylabel("Exam data", fontsize=14)
plt.xlabel("Odds ratio: naive bootstrap distribution", fontsize=14)
plt.legend();
```



```
In [139... print(f'OR in [{np.percentile(1, 2.5)}, {np.percentile(1, 97.5)}]')
```

OR in [0.39676273193841294, 1.525252525252525]

Дополнительно построим 95% ДИ. Наблюдаемое значение попадает в ДИ, поэтому на данном уровне значимости нет оснований отвергать Н0.

## Задание 6

```
In [13]:
           df3 = df
           length = df3.surnames.apply(lambda x: len(x))
           length
                  9
Out[13]:
                  9
          2
                  6
          3
          4
                  8
          327
                  8
          328
                  2
          329
                  6
          330
                 10
          331
                  6
          Name: surnames, Length: 332, dtype: int64
In [14]:
           df_len = pd.DataFrame({'sur_len': length, 'score': df['score']})
           df_len
```

| Out[14]: |   | sur_len | score |
|----------|---|---------|-------|
|          | 0 | 9       | 16    |
|          | 1 | 9       | 0     |
|          | 2 | 6       | 19    |
|          | 3 | 7       | 26    |
|          | 4 | 8       | 21    |
|          |   |         |       |

In [33]:

|     | sur_len | score |
|-----|---------|-------|
| 327 | 8       | 19    |
| 328 | 2       | 0     |
| 329 | 6       | 0     |
| 330 | 10      | 0     |
| 331 | 6       | 16    |

332 rows × 2 columns

а) Найдём выборочную корреляцию.

Выборочная корреляция близка к 0.

Y\_hat = df\_len['score'].mean()

Считаем, что наблюдения независимы и одинаково распределены. Тогда  $E(Y_i) = \mu = E(\overline{Y})$ .

$$E(\overline{Y}) = E(Y) = E(rac{\Sigma Y_i}{n}) = rac{1}{n}\Sigma E(Y_i) = rac{eta}{n}\Sigma F_i$$
  $rac{eta}{332}\cdot 2610 = \overline{Y}$ 

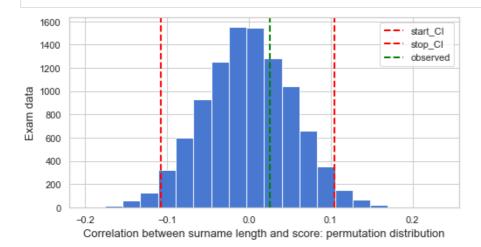
```
In [41]:
   beta_hat = Y_hat/(2610/332)
   print(f'Оценка beta методом моментов: {round(beta_hat, 2)}')
```

Оценка beta методом моментов: 2.06

## б) Проведём перестановочный тест.

Уровень значимости: 5%

$$H_0: 
ho = 0$$
  
 $H_1: 
ho 
eq 0$ 



```
upper_tail_q = len([x for x in corr_perm if x >= corr_hat])
lower_tail_q = len([x for x in corr_perm if x < corr_hat])
p_value = 2 * min( (upper_tail_q/n_simulations), (lower_tail_q/n_simulations) )
p_value</pre>
```

Out[64]: 0.636

P-value примерно равно 0.6, поэтому на уровне значимости 5% нет оснований отвергать нулевую гипотезу о равенстве корреляции нулю. Более того, наблюдаемое значение входит в ДИ, то есть нулевая гипотеза не отвергается.

## Задание 7

Я чудесно провела время за разговором с chatgpt, обсуждали такую задачу из старых вариантов кр:

Контрольная работа 1 2007-2008

3.15. 2007-2008

Часть І.

Стоимость задач 10 баллов.

1. На день рождения к Васе пришли две Маши, два Саши, Петя и Коля. Все вместе с Васей сели за круглый стол. Какова вероятность, что Вася окажется между двумя тёзками?

Я использовала расширение ChatGPT Sidebar, так как сам сервис выдавал ошибку 'слишком много запросов в час' после первого сообщения. Вот такой получился диалог:

На день рождения к Васе пришли две Маши, два Саши, Петя и Коля. Все вместе с Васей сели за круглый

стол. Какова вероятность, что Вася окажется между двумя тёзками?

Всего за столом 6 человек, поэтому Вася может занять любое из 6 мест. Чтобы он оказался между двумя тёзками, нужно, чтобы слева и справа от него сидели два человека с именем Маша или Саша.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/5 (4 из 5 человек не являются Васей). Вероятность того, что второй человек слева от Васи будет Маша или Саша, при условии, что первый человек уже выбран, равна 3/4 (3 из 4 оставшихся человек не являются Васей или первым выбранным тёзкой). Аналогично, вероятность того, что первый человек справа от Васи будет Маша или Саша, равна 4/5, а вероятность того, что второй человек справа от Васи будет Маша или Саша, при условии, что первый уже выбран, равна 3/4.

Таким образом, общая вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, равна:

(4/5) \* (3/4) \* (2/3) \* (4/5) \* (3/4) = 0.32

Итак, вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, составляет 0.32 или 32%.

Это неправильный ответ. Нужно учесть, что всего за столом будет 7 человек. Это 6 гостей и сам Вася. Примени ту же логику, что и в предыдущем ответе.

Вы правы, извините за ошибку.

Тогда всего за столом 7 человек, и Вася может занять любое из 7 мест. Чтобы он оказался между двумя тёзками, нужно, чтобы слева и справа от него сидели два человека с именем Маша или Саша.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Вероятность того, что второй человек слева от Васи будет Маша или Саша, при условии, что первый человек уже выбран, равна 3/5 (3 из 5 оставшихся человек не являются Васей или первым выбранным тёзкой). Аналогично, вероятность того, что первый человек справа от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6, а вероятность того, что второй человек справа от Васи будет Маша или Саша, при условии, что первый уже выбран, равна 3/5.

Таким образом, общая вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, равна:

(4/6) \* (3/5) \* (3/6) \* (4/6) \* (3/5) = 0.08

Итак, вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, составляет 0.08 или 8%.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6. Это правильно, но дальше допущена ошибка. Нужно учесть, что второй человек слева от Васи будет Маша или Саша. Если один Саша уже сел слева от Васи, то среди оставшихся человек есть только один Саша. Если одна Маша уже села слева от Васи, то среди оставшихся человек есть только одна Маша.

Вы правы, извините за предыдущие ошибки.

Тогда, чтобы Вася оказался между двумя тёзками, нужно, чтобы слева и справа от него сидели два человека с именем Маша или Саша.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Если первый человек слева от Васи - это Саша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Саша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек остался только 1 Саша). Если первый человек слева от Васи - это Маша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Маша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек осталась только 1 Маша). Аналогично, вероятность того, что первый человек справа от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6. Если первый человек справа от Васи - это Саша, то вероятность того, что второй человек справа тоже будет Саша, равна 1/5. Если первый человек справа от Васи - это Маша, то вероятность того, что второй человек справа тоже будет Маша, равна 1/5.

Таким образом, общая вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, равна:

(4/6) \* ((1/5)+(1/5)) \* (4/6) \* ((1/5)+(1/5)) = 0.0222

Это неверный ответ. Рассуждения и вероятности правильные до абзаца, который начинается с 'Аналогично'. Убери этот абзац и рассчитай совместную вероятность Васи сесть между двумя тёзками.

Вы правы, извините за ошибки.

Тогда, чтобы Вася оказался между двумя тёзками, нужно, чтобы слева и справа от него сидели два человека с именем Маша или Саша.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Если первый человек слева от Васи - это Саша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Саша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек остался только 1 Саша). Если первый человек слева от Васи - это Маша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Маша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек осталась только 1 Маша). Аналогично, вероятность того, что первый человек справа от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6. Если первый человек справа от Васи - это Саша, то вероятность того, что второй человек справа тоже будет Саша, равна 1/4 (среди 4 оставшихся человек остался только 1 Саша). Если первый человек справа от Васи - это Маша, то вероятность того, что второй человек справа тоже будет Маша, равна 1/4 (среди 4 оставшихся человек осталась только 1 Маша).

Таким образом, общая вероятность того, что Вася окажется между двумя тёзками, равна:

(4/6) \* (1/5) \* (4/6) \* (1/4) = 0.0133

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Если первый человек слева от Васи - это Саша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Саша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек остался только 1 Саша). Если первый человек слева от Васи - это Маша, то вероятность того, что второй человек слева тоже будет Маша, равна 1/5 (среди 5 оставшихся человек осталась только 1 Маша). Используя только эти вероятности и не делая дополнительных вычислений, найди вероятность, что вася сядет между двумя тёзками.

Мы можем использовать закон умножения вероятностей для нахождения вероятности того, что Вася сядет между двумя тёзками, используя только эти вероятности.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи - это Саша, а первый человек справа от Васи - это Маша, равна:

(4/6) \* (1/5) \* (4/6) \* (1/4) = 0.0133

Вероятность того, что первый человек слева от Васи - это Маша, а первый человек справа от Васи - это Саша, равна:

(4/6) \* (1/5) \* (4/6) \* (1/4) = 0.0133

#### STATS-hw-2-FEIDENHEIMER-EKATERINA

Обе эти вероятности соответствуют крайним случаям, в которых Вася окружён двумя тёзками. Следовательно, чтобы найти вероятность того, что Вася сядет между двумя тёзками, нам нужно просуммировать эти вероятности:

0.0133 + 0.0133 = 0.0266

Итак, вероятность того, что Вася сядет между двумя тёзками при данных условиях, составляет 0.0266 или около 2.66%.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Вычисли вероятность, что человек справа от Васи будет тёзкой Маши или Саши, который уже сел слева от Васи. Нужно учесть, что теперь осталось 5 человек.

Если предположить, что Маша и Саша сели слева от Васи, то они занимают два места из шести, и четыре места остаются свободными. Теперь, когда Маша или Саша сели слева от Васи, на место справа от Васи может сесть только один из них. Таким образом, число возможных исходов, когда человек справа от Васи является тёзкой Маши или Саши (который уже сел слева от Васи), равно 2 из 5 оставшихся человек.

Следовательно, вероятность того, что человек справа от Васи будет тёзкой Маши или Саши, который уже сел слева от Васи, равна 2/5 или 0.4 (40%).

Это неверный ответ. Вероятность того, что человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей). Если слева от Васи сидит либо Саша, либо Маша (слева от Васи есть только одно место), то справа от Васи должен сесть тёзка Маши, если слева уже сидит Маша, или должен сесть тёзка Саши, если слева уже сидит Саша. Если уже известно, кто именно сел слева от Васи, то подходящий тёзка, который сядет справа от Васи, только один из пяти оставшихся человек. Вычисли вероятность того, что Вася сядет между двумя тёзками. Используй закон умножения вероятностей.

Вы правы, мой прошлый ответ был неверным, и я извиняюсь за ошибку.

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, равна 4/6 (4 из 6 человек не являются Васей).

Если уже известно, кто сел слева от Васи, то подходящий тёзка, который сядет справа от Васи, только один из пяти оставшихся людей.

Используя закон умножения вероятностей, вероятность того, что Вася сядет между двумя тёзками равна вероятности того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша (4/6), умноженной на вероятность того, что тёзка Маши или Саши сядет справа от Васи, если Маша или Саша сели слева от Васи (1/5):

(4/6) \* (1/5) = 0.0667

Действительно, нужно умножить эти вероятности. Вероятности (4/6) и (1/5) вычислены правильно. Запомни, что это верные вероятности. Нужно корректно их умножить по правилам математики.

Согласен, нужно правильно умножить эти вероятности:

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша: 4/6

Вероятность того, что тёзка Маши или Саши сядет справа от Васи, если Маша или Саша сидят слева от Васи: 1/5

Согласно правилу перемножения вероятностей для независимых событий, чтобы найти вероятность того, что оба события произойдут, мы должны перемножить эти вероятности:

Вероятность того, что первый человек слева от Васи будет Маша или Саша, А 3ATEM тёзка Маши или Саши сядет справа от Васи, если Маша или Саша сидят слева от Васи: 4/6 \* 1/5 = 2/15

Итак, вероятность того, что Вася сядет между двумя тёзками, равна 2/15 или около 0.1333, что означает, что шансы Васи сесть между двумя тёзками составляют около 13.33%.

Ура!

# 13.15. 2007-2008

1. Слева должен сесть тот, у кого есть тезка.  $p_1=4/6$ . Справа должен сесть его парный,  $p_2=1/5$ .

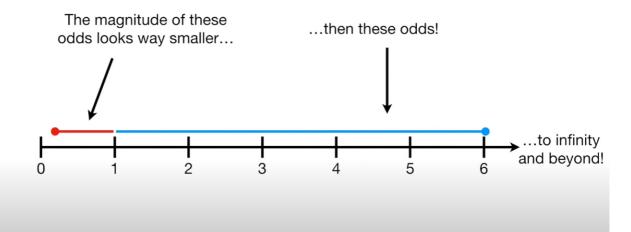
Итого: 
$$p = p_1 \cdot p_2 = 2/15$$

## Задание 8

В этом семестре мне был полезен YouTube канал "StatQuest with Josh Starmer": https://www.youtube.com/channel/UCtYLUTtgS3k1Fg4y5tAhLbw

Джош очень понятно и наглядно объясняет некоторые понятия или методы в статистике и машинном обучении.

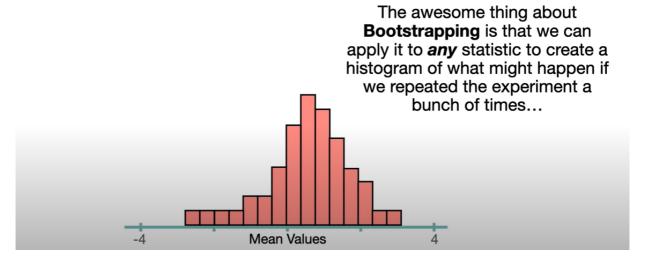
Мне очень помогает визуальное восприятие, поэтому, например, после семинара про отношение шансов я посмотрела видео "Odds and Log(Odds), Clearly Explained!!!". Стало понятнее, как именно логарифм отношения шансов делает всё симметричным, позволяет сравнивать отношения шансов и проверять гипотезы.



Источник: https://www.youtube.com/watch?v=ARfXDSkQf1Y&ab\_channel=StatQuestwithJoshStarmer

Ещё видео "Bootstrapping Main Ideas!!!" наглядно объяснило идею бутстрапа с цветными точками и постепенным построением гистограммы :)





Источник: https://www.youtube.com/watch?v=Xz0x-8-cgaQ&ab\_channel=StatQuestwithJoshStarmer

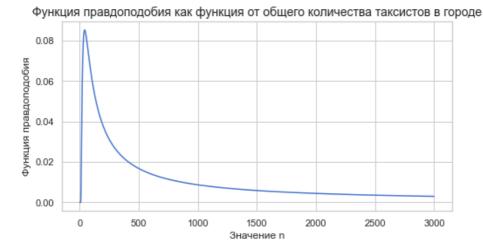
### Задание 1.а

Выпишем функцию правдоподобия. На десятом заказе впервые приехал таксист, которого мы уже видели. Вероятность встретить нового таксиста на первом заказе равна 1. Вероятность встретить нового таксиста на втором заказе, если всего таксистов n, равна  $\frac{n-1}{n}$ , то есть вероятность встретить любого кроме первого. Такая цепочка продолжится до 9-го таксиста. На 10-м заказе нужно встретить уже знакомого таксиста, а мы видели 9 таких таксистов. Вероятность равна:  $\frac{9}{n}$ .

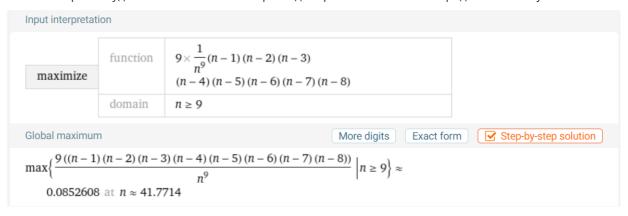
```
In [193... def L(n):
    L = 9 / n
    for k in range(1, 9):
    L *= (n - k)/ n
    return L

In [196... x = np.arange(0, 3000)

In [197... plt.plot(x, L(x))
    plt.title(''функция правдоподобия как функция от общего количества таксистов в городе', fontsize=14)
    plt.ylabel("Функция правдоподобия", fontsize=12)
    plt.xlabel("Значение n", fontsize=12);
```



Максимизировать удобнее всего в WolframAlpha. Здесь разных таксистов в городе как минимум 9.



Значит, оценка n методом максимального правдоподобия равна 42.

## Задание 2.а

Среди 10 увиденных таксистов 6 имеют уникальные имена, 4 - имена-повторы. Рассмотрим несколько случаев увидеть 6 разных имён, чтобы определить функцию правдоподобия.

1) Пусть мы встретили первого таксиста с именем Катя, потом ещё 4 таксиста с таким именем (только один вариант для повтора, если мы видели только одно имя), а потом 5 таксистов с другими разными именами, всего 10 таксистов и 6 разных имён. Тогда функция правдоподобия выглядит так:

$$L_1 = 1 \cdot \tfrac{1}{n} \cdot \tfrac{1}{n} \cdot \tfrac{1}{n} \cdot \tfrac{1}{n} \cdot \tfrac{1}{n} \cdot \tfrac{n-1}{n} \cdot \tfrac{n-2}{n} \cdot \tfrac{n-3}{n} \cdot \tfrac{n-4}{n} \cdot \tfrac{n-5}{n}$$

2) Пусть мы встретили первого таксиста с именем Катя, потом 5 таксистов с другими разными именами, а потом 4 таксиста подряд с именами, которые мы уже видели (6 вариантов для повтора, т.к. знаем 6 уникальных имён). Тогда функция правдоподобия выглядит так:

$$L_2 = 1 \cdot \tfrac{n-1}{n} \cdot \tfrac{n-2}{n} \cdot \tfrac{n-3}{n} \cdot \tfrac{n-4}{n} \cdot \tfrac{n-5}{n} \cdot \tfrac{6}{n} \cdot \tfrac{6}{n} \cdot \tfrac{6}{n} \cdot \tfrac{6}{n}$$

3) Рассмотрим ещё одну функцию правдоподобия, подходящую под условие задачи. Так же всего увидим 6 уникальных имён.

$$L_3 = 1 \cdot \tfrac{n-1}{n} \cdot \tfrac{n-2}{n} \cdot \tfrac{3}{n} \cdot \tfrac{3}{n} \cdot \tfrac{n-3}{n} \cdot \tfrac{4}{n} \cdot \tfrac{n-4}{n} \cdot \tfrac{n-5}{n} \cdot \tfrac{6}{n}$$

Заметим, что такая функция всегда имеет множители  $\frac{n-1}{n} \cdot \frac{n-2}{n} \cdot \frac{n-3}{n} \cdot \frac{n-4}{n} \cdot \frac{n-5}{n} \cdot \frac{1}{n^4}$ , которые определяются необходимым числом повторов и уникальных имён. Дополнительно указанная выше дробь умножается на сумму целых чисел, то есть константу C, которую можно найти в каждом случае, если вынести  $\frac{1}{n}$  за скобки для множителей без n в числителе в функциях  $L_i$ . Эта константа зависит от номеров заказов, на которых мы видим повторяющиеся имена.

Для решения задачи оптимизаци мы могли бы в каждом случае делить полученную функцию правдоподобия типа  $L_i$  на C, и ответ бы в общем случае не поменялся. Тогда выпишем общий вид функции, которую надо максимизировать:

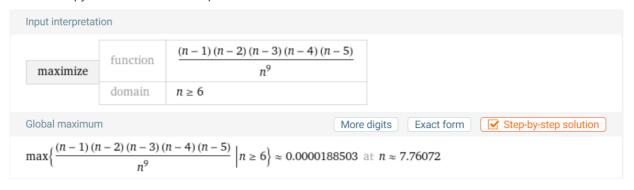
$$L = \frac{(n-1)(n-2)(n-3)(n-4)(n-5)}{n^9}$$

Построим график функции.

```
In [239...
            def L_name(n):
                 L_nym = 1 / (n**4)
                 for k in range(1, 6):
                     L_nym *= (n - k) / n
                 return L_nym
In [241...
            y = np.arange(6, 80)
In [248...
             plt.plot(y, L_name(y))
             plt.title('Функция правдоподобия как функция от количества имён таксистов', fontsize=14, y =-0.3)
            plt.ylabel("Функция правдоподобия", fontsize=12)
            plt.xlabel("Значение n", fontsize=12);
                   1e-5
              1.75
           Функция правдоподобия
              1.50
              1.25
              1.00
              0.75
              0.50
              0.25
              0.00
                                                                                      80
                         10
                                  20
                                          30
                                                                     60
                                                                              70
                                                 Значение п
```

Функция правдоподобия как функция от количества имён таксистов

Максимизируем также в WolframAlpha.



Значит, оценка n методом максимального правдоподобия равна 8.