# Домашнее задание по математической статистике

Парамонов Всеволод

```
import numpy as np
from scipy import stats
import math
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

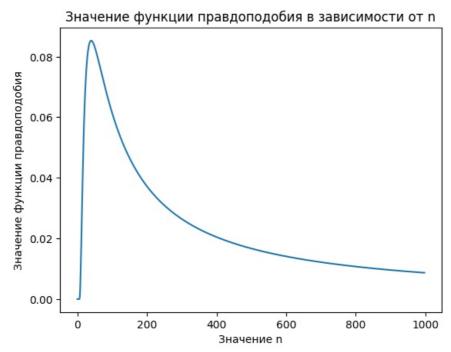
Nº1

a)

Функция правдоподобия будет иметь вид:

### 
$$(\frac{k-1}{n}) \cdot \prod_{i=0}^{k-2} \frac{n-i}{n}$$

, где k - номер заказа, на котором пришел повторный таксист.  $\prod_{i=0}^{k-2} \frac{n-i}{n}$  задает вероятность выпадания уникальных таксистов, а  $(\frac{k-1}{n})$  задает вероятность того, что на k-ом заказе придет повторный таксист (всего k-1 уникальных таксистов пришло до k-го заказа), k-1 <= n



```
In [129… print(f'Оценка числа n методом максимального правдоподобия: {n[L_func.argmax()]}')
Оценка числа n методом максимального правдоподобия: 42
```

6)

```
In [132... def L_ot_n_k(n, k=10):
```

```
p = 1
    for i in range(k-1):
       p *= (n-i)/n
    p *= (k-1)/n
    return p
def matozh(n):
    s = 0
    for k in range(2, n+2):
        s += k * L ot n k(n,k)
    return(s)
n arr = np.arange(1, 1000)
ls = [matozh(i) for i in n_arr]
plt.xlabel('Значение n')
plt.ylabel('Значение математического ожидания')
plt.title('Значение математического ожидания в зависимости от n')
plt.plot(ls);
```

# Значение математического ожидания в зависимости от п 40 Значение математического ожидания 35 30 25 20 15 10 5 0 200 400 800 1000 600 Значение n

```
e_mm = np.array(ls.copy())
In [133...
          e_mm -= 10
          finding_min = np.apply_along_axis(abs, axis=0, arr = e_mm)
          n_arr[finding_min.argmin()]
Out[1331]: 55
          в)
In [126... n = 100
          ml = []
          for i in range(10000):
              sims = []
              while True:
                  tax = np.random.choice(np.arange(1,n+1), size=1)[0]
                  if tax not in sims:
                      sims.append(tax)
                  else:
                      ml.append(max(sims))
                      break
              mm.append(np.mean(sims))
```

# Оценка методом максимального правдоподобия

### Оценка методом моментов

```
In [135... n_arr = np.arange(1, 1000)
ls_for_mm = np.array(ls)

ocenki_mm = []

for k in k_s:

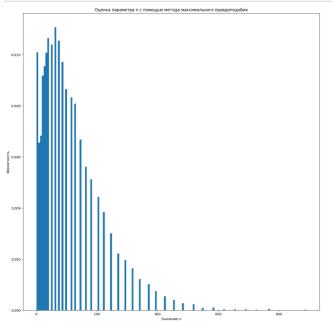
    shab = np.apply_along_axis(abs, arr=ls_for_mm - k, axis=0)
    ocenki_mm.append(n_arr[shab.argmin()])
```

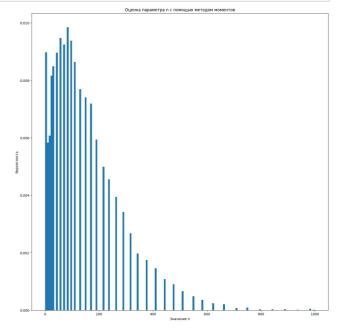
# Гистограммы оценок методом моментов и методом максимального правдоподобия

```
In [135... figure, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(35,16))

ax[0].hist(max_l, bins=150, density=True)
ax[0].set(title = 'Оценка параметра n с помощью метода максимального правдоподобия')
ax[0].set_xlabel('Значение n')
ax[0].set_ylabel('Вероятность')

ax[1].hist(ocenki_mm, bins=150, density=True)
ax[1].set(title = 'Оценка параметра n с помощью методом моментов')
ax[1].set_xlabel('Значение n')
ax[1].set_ylabel('Вероятность');
```





# Оценка смещения, дисперсии и среднеквадратичной ошибки для MM и ML оценок

```
In [126... from sklearn.metrics import mean_squared_error
    arr_of_true_value = np.full((1, len(max_l)), 100)[0]

var_ml = np.var(max_l, ddof=1)
    mse_ml = mean_squared_error(arr_of_true_value, max_l)
    bias_ml = abs(np.mean(np.array(max_l) - 100))
```

```
var_mm = np.var(ocenki_mm, ddof=1)
mse_mm = mean_squared_error(arr_of_true_value, ocenki_mm)
bias_mm = abs(np.mean(np.array(ocenki_mm) - 100))

d = {
    'Смщение': [bias_ml, bias_mm],
    'Дисперсия': [var_ml, var_mm],
    'MSE': [mse_ml, mse_mm]
}

df = pd.DataFrame.from_dict(d, orient='index', columns=['Оценка ML', 'Оценка MM'])

df
```

Out[1268]:

	Оценка ML	Оценка ММ
Смщение	5.690300	23.007800
Дисперсия	8327.914577	13720.597399
MSE	8359.461300	14248.584200

Nº2

Чтобы составить функцию правдоподобия для данной задачи, нужно разбить ее на несколько частей:

### 1) Генерация уникальных таксистов

Введем несколько обозначений: n - количество уникальных таксистов, m - количество заказов, k - количество уникальных таксистов, которое встретились за m заказов

Поэтому вероятность встретить к уникальных таксистов будет равняться:

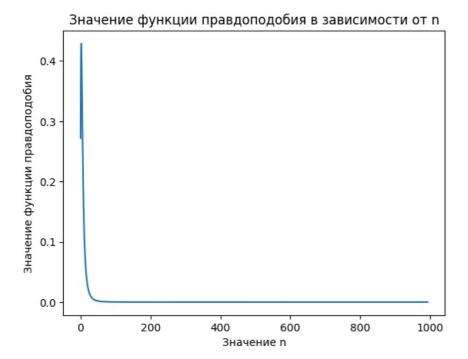
### 
$$\prod_{i=0}^{k-1} \frac{n-i}{n}$$

### 2) Расстановка повторяющихся таксистов

Чтобы дополнить формулу нужно учесть повторно встречающихся таксистов. Для этого введем обозначение  $\frac{q}{n}$ , где  $q \in \{1,\ldots,k\}$  - номера уже встретевшихся таксистов, т.е. для каждой симуляции q будет обозначать количество уникальных таксистов, которые встретились в ходе сумуляции. Стоит отметить, что в q могут лежать не элементы от 1 до k, но и не идущие подряд элементы, т.е.  $\{1,4,5,\ldots\}$ . Теперь надо учесть количество перестановок. Это будет выглядеть таким образом: мы будем перемножать  $C_{m-1}^{m-k}$  на  $(\frac{i}{n})$ , где i - каждый элемент в массиве уникальных таксистов

a)

```
def likelihood 2(k, n, m = 10):
In [126...
             p = 1
             summ = 0
             for i in range(1, k):
                 p *= ((n-i)/n)
             combs = itertools.combinations_with_replacement(np.arange(1, k+1), m - k)
             for el in combs:
                 p 2 = 1
                 for i in range(m-k):
                     p_2 *= el[i]
                 summ += p_2
             p *= (summ/(n**(m - k)))
             return p
         n_s = np.arange(6,1000)
         ls = np.array([likelihood_2(6, i) for i in range(6, 1000)])
         plt.xlabel('Значение n')
         plt.ylabel('Значение функции правдоподобия')
         plt.title('Значение функции правдоподобия в зависимости от n')
         plt.plot(ls);
```



```
In [127_ print(f'Оценка числа n методом максимального правдоподобия: {n_s[ls.argmax()]}')
```

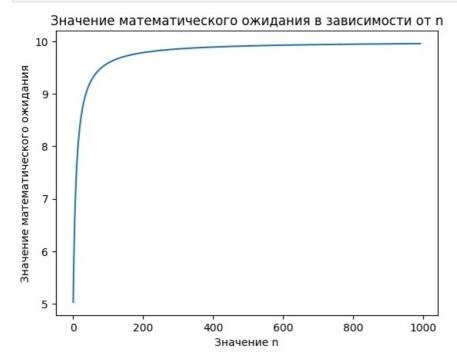
Оценка числа п методом максимального правдоподобия: 8

б)

```
In [137... mm_oc=[]
    for num in n_s:
        summ = 0
        for kk in range(1, 10+1):
            summ += kk * likelihood_2(kk, num)

        mm_oc.append(summ)

plt.xlabel('Значение м')
    plt.ylabel('Значение математического ожидания')
    plt.title('Значение математического ожидания в зависимости от n')
    plt.plot(mm_oc);
```



```
In [127... e_mm = np.array(mm_oc.copy())
e_mm -= 6

finding_min = np.apply_along_axis(abs, axis=0, arr = e_mm)
print('Оценка n с помощью метода моментов', n_s[finding_min.argmin()])
```

# Оценка методом максимального правдоподобия

## Оценка методом моментов

```
In [139... n_arr = np.arange(1, 2000)
    mm_oc_rem = np.array(mm_oc)
    ocenki_mm = []
    for k in uniq_tx:
        shab = np.apply_along_axis(abs, arr=mm_oc_rem - k, axis=0)
        ocenki_mm.append(n_arr[shab.argmin()])
    ocenki_mm = np.array(ocenki_mm)

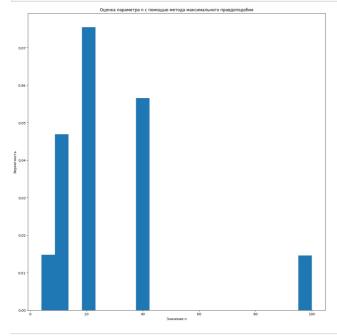
In [138... ocenki_mm_a = list(map(lambda x: 100 if x >= 100 else x, ocenki_mm))
```

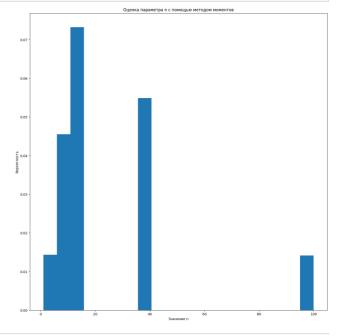
### Гистограммы оценок методом моментов и методом максимального правдоподобия

```
figure, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(35,16))

ax[0].hist(max_l_a, bins=20,density=True)
ax[0].set(title = 'Оценка параметра n с помощью метода максимального правдоподобия')
ax[0].set_xlabel('Значение n')
ax[0].set_ylabel('Вероятность')

ax[1].hist(ocenki_mm_a, bins=20,density=True)
ax[1].set(title = 'Оценка параметра n с помощью методом моментов')
ax[1].set_xlabel('Значение n')
ax[1].set_ylabel('Вероятность');
```





```
n_arr = np.arange(1, 1000)
ls_for_mm = np.array(ls)

ocenki_mm = []

for k in k_s:
    shab = np.apply_along_axis(abs, arr=ls_for_mm - k, axis=0)
    ocenki_mm.append(n_arr[shab.argmin()])
```

# Оценка смещения, дисперсии и среднеквадратичной ошибки для ММ и ML оценок

```
In [139… arr_of_true_value = np.full((1, len(max_l_a)), 20)[0]

var_ml = np.var(max_l_a, ddof=1)
    mse_ml = mean_squared_error(arr_of_true_value, max_l_a)
    bias_ml = abs(np.mean(np.array(max_l_a) - 20))

var_mm = np.var(ocenki_mm_a, ddof=1)
    mse_mm = mean_squared_error(arr_of_true_value, ocenki_mm_a)
    bias_mm = abs(np.mean(ocenki_mm_a) - 20)

d = {
        'Смщение': [bias_ml, bias_mm],
        'Дисперсия': [var_ml, var_mm],
        'MSE': [mse_ml, mse_mm]
}

df = pd.DataFrame.from_dict(d, orient='index', columns=['Оценка ML', 'Оценка MM'])

df
```

# Оце (1395): Оценка ML Оценка MM Смщение 8.535000 8.511600 Дисперсия 532.326008 576.644631 MSE 605.119000 594.698800

Nº3

a) CI

### б) Наивный бутстрэп

```
In [100...
    verdicts = []
    for j in range(n_sim):
        mu = []
        sample init = np.random.exponential(1, size=20)
        for i in range(n_sim):
            sample = np.random.choice(sample_init, size=20, replace=True)
            mu.append(sample.mean())
        ql = np.percentile(mu, 2.5)
        qr = np.percentile(mu, 97.5)

        if ql < 1 and 1 < qr:
            verdicts.append(1)
        else:
            verdicts.append(0)

        print('Вероятность накрытия', np.mean(verdicts))</pre>
```

### в) Бутстрэп t-статистики

```
In [100... verdicts = []
         for j in range(n_sim):
             sample_init = np.random.exponential(1, size=20)
             mu tru = np.mean(sample)
             mu = []
             for i in range(n_sim):
                  resample = np.random.choice(sample_init, size=20, replace=True)
                 R_hat = (np.mean(resample) - mu_tru)/stats.sem(resample, ddof=1)
                 mu.append(R hat)
             ql = np.percentile(mu, 2.5)
             qr = np.percentile(mu, 97.5)
             st = (1 - mu_tru)/stats.sem(sample_init, ddof=1)
             if ql < st and st < qr:</pre>
                 verdicts.append(1)
             else:
                  verdicts.append(0)
         print('Вероятность накрытия:', np.mean(verdicts))
```

Вероятность накрытия: 0.8082

б)

### Асимптотический нормальный интервал

```
In [133... mus = []
    for i in range(n_sim):
        sample = stats.t.rvs(df=3, size=20)
        left_border = np.mean(sample) - 1.96 * (np.std(sample, ddof=1)/np.sqrt(20))
        right_border = np.mean(sample) + 1.96 * (np.std(sample, ddof=1)/np.sqrt(20))

    if left_border < 0 and 0 < right_border:
        mus.append(1)
    else:
        mus.append(0)

    print('Вероятность накрытия:', np.mean(mus))</pre>
```

Вероятность накрытия: 0.9419

### Наивный бутстрэп

```
In [100...

verdicts = []

for j in range(n_sim):

    sample_init = stats.t.rvs(df=3, size=20)
    mu = []
    for i in range(n_sim):

        sample = np.random.choice(sample_init, size=20, replace=True)

        mu.append(sample.mean())

    ql = np.percentile(mu, 2.5)
    qr = np.percentile(mu, 97.5)

    if ql < 0 and 0 < qr:
        verdicts.append(1)
    else:
        verdicts.append(0)

print('Вероятность накрытия:', np.mean(verdicts))</pre>
```

### Бутстрэп t-статистики

Вероятность накрытия: 0.9197

```
for j in range(n_sim):
    sample_init = stats.t.rvs(df=3, size=20)
    mu_tru = np.mean(sample_init)
```

```
mu = []
             for i in range(n_sim):
                 resample = np.random.choice(sample_init, size=20, replace=True)
                 R_hat = (np.mean(resample) - mu_tru)/stats.sem(resample)
                 mu.append(R hat)
             ql = np.percentile(mu, 2.5)
             qr = np.percentile(mu, 97.5)
             st = (mu_tru - 0)/stats.sem(sample_init, ddof=1)
             if ql < st and st < qr:</pre>
                 verdicts.append(1)
             else:
                 verdicts.append(0)
        print('Вероятность накрытия:', np.mean(verdicts))
        Вероятность накрытия: 0.9262
        в)
        Пока не ебу
        Nº4
In [ ]: data = pd.read_csv('/Users/vsevolodparamonov/Downloads/marks.csv', sep=';')
In [ ]: data
Out[]:
              Фамилия Результат
          0 Репенкова
                               0
          1
             Ролдугина
          2
               Сафина
                              19
          3
               Сидоров
                              26
          4
                              21
              Солоухин
          ...
        327
                              19
               Сенников
        328
                               0
                    Ся
        329
                Сятова
                               0
                               0
        330 Темиркулов
                              16
        331
               Эшмеев
        332 rows × 2 columns
In [ ]:
        def vowel_checking(x):
             x = x[0]
             vowels = ['a', 'e', 'ë', '\mu', 'o', 'y', '\mu', '\theta', '\theta', '\eta']
             return x.lower() in vowels
        data['Гласная'] = data['Фамилия'].apply(vowel_checking)
In []: data
```

Out[ ]:		Фамилия	Результат	Гласная
	0	Репенкова	16	False
	1	Ролдугина	0	False
	2	Сафина	19	False
	3	Сидоров	26	False
	4	Солоухин	21	False
	327	Сенников	19	False
	328	Ся	0	False
	329	Сятова	0	False
	330	Темиркулов	0	False
	331	Эшмеев	16	True

332 rows × 3 columns

# Разделение на выборки

```
In [ ]: glasn = data[data['Гласная'] == True]['Результат'].values
sogl = data[data['Гласная'] == False]['Результат'].values
```

# Проверка гипотезы

```
H_0\!:\!\mu_{_\Gamma}=\mu_{_{\rm \tiny C}}
```

$$H_1$$
:  $\mu_{\Gamma} \neq \mu_{c}$ 

```
In [ ]: alpha = 0.05
```

# а) Тест Уэлча

```
In []: t_welch_pvalue = stats.ttest_ind(glasn, sogl, equal_var = False).pvalue

if t_welch_pvalue > alpha:
    print('H0 не отвергается')

else:
    print('H0 отвергается')

print('p-value:', t_welch_pvalue)

H0 не отвергается
```

p-value: 0.3974027153843839

### б) Наивный бутстрэп

```
In [ ]: n simulations = 100
                                  true_value = glasn.mean() - sogl.mean()
                                  mean_diffs = []
                                  for i in range(10000):
                                                  glasn_generated = np.random.choice(glasn, size=len(glasn), replace=True)
                                                   sogl_generated = np.random.choice(sogl, size=len(sogl), replace=True)
                                                  mean_diffs.append(glasn_generated.mean() - sogl_generated.mean())
                                  ql = np.percentile(mean_diffs, 2.5)
                                  qr = np.percentile(mean_diffs, 97.5)
                                  if ql < true value and true value < qr:</pre>
                                                  print('H0 не отвергается')
                                  else:
                                                  print('H0 отвергается')
                                   p\_value = min(1 - (np.array(mean\_diffs) < true\_value).sum()/len(mean\_diffs), (np.array(mean\_diffs) < true\_value).sum()/len(mean\_diffs), (np.array(mean\_diffs) < true\_value).sum()/len(mean\_diffs), (np.array(mean\_diffs)), 
                                  print('p-value:', p_value)
                                  Н0 не отвергается
                                  p-value: 0.9828
```

### в) Бутстрэп t-статистики

```
In [ ]: true_value = glasn.mean() - sogl.mean()
```

```
cent_func = (true_value - 0)/true_se
                    thetas = []
                    for i in range(10000):
                             glasn_generated = np.random.choice(glasn, size=len(glasn), replace=True)
                             sogl_generated = np.random.choice(sogl, size=len(sogl), replace=True)
                             glasn_generated_mean = glasn_generated.mean()
                             glasn_generated_std = glasn_generated.var(ddof=1)/len(glasn_generated)
                             sogl generated mean = sogl generated.mean()
                             sogl_generated_std = sogl_generated.var(ddof=1)/len(sogl_generated)
                             cent func star = (glasn generated mean - sogl generated mean - true value)/np.sqrt(sogl generated std + gla
                             thetas.append(cent_func_star)
                   ql = np.percentile(thetas, 2.5)
                   qr = np.percentile(thetas, 97.5)
                    if ql < cent_func and cent_func < qr:</pre>
                             print('H0 не отвергается')
                    else
                             print('H0 отвергается')
                    p\_value = \min(1 - (np.array(thetas) < cent\_func).sum()/len(thetas), \ (np.array(thetas) < cent\_func).sum()/len(thetas), \
                   print('p-value:', p_value)
                   НО не отвергается
                   p-value: 0.3766
                   г) Перестановочный тест
In [ ]: mu_s = []
                   true_value = glasn.mean() - sogl.mean()
                   means = []
                    for i in range(10000):
                             gen = np.concatenate([glasn, sogl])
                             permuted = np.random.permutation(gen)
                             sogl_perm = permuted[:len(sogl)]
                             glasn perm = permuted[len(sogl):]
                             means.append(glasn_perm.mean() - sogl_perm.mean())
                   ql = np.percentile(means, 2.5)
                   qr = np.percentile(means, 97.5)
                   if ql < true value and true value < qr:</pre>
                             print('H0 не отвергается')
                    else:
                             print('H0 отвергается')
                   p value = min(1 - (np.array(means) < true value).sum()/len(means), (np.array(means) < true value).sum()/len(means)</pre>
```

true se = np.sqrt((glasn.var(ddof=1)/len(glasn)) + (sogl.var(ddof=1)/len(sogl)))

ТАБЛИЦА СОПРЯЖЕННОСТИ

print('p-value:', p value)

H0 не отвергается p-value: 0.3704

N<sub>2</sub>5

```
array([[ 21, 28],
```

а) as CI для отношения шансов

### 1) Определяем *OR*

### 
$$OR = \frac{p_a/(1-p_a)}{p_b/(1-p_b)} \Rightarrow ln(OR) = ln(\frac{p_a}{1-p_a}) - ln(\frac{p_b}{1-p_b})$$

# 2) Раскладываем в ряд Тейлора

$$\frac{\text{### } OR = ln(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}) \approx ln(\frac{p}{1-p}) + \frac{1}{p(1-p)}(\hat{p}-p) \text{### } E[ln(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}})] \approx ln(\frac{p}{1-p}) \text{### } VAR(ln(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}})) \approx (\frac{1}{p(1-p)})^2 \cdot VAR(\hat{p}) = \frac{1}{p(1-p)n} \text{### } ln(OR) \sim N(ln(\frac{p}{1-p}), \frac{1}{p(1-p)n})$$

# 3) Проводим аналогию для нашего случая

$$\ln(OR) \sim \text{N}(\ln(\frac{p_a(1-p_a)}{p_b(1-p_b)}), \frac{1}{p_a(1-p_a)n_a} + \frac{1}{p_b(1-p_b)n_b})$$

# Проверка гипотезы

$$H_0$$
:  $OR = 1$  или  $ln(OR) = 0$ 

$$H_1$$
:  $OR \neq 1$  или  $ln(OR) \neq 0$ 

```
In [133_
                              p = matrix[0][0]/(matrix[0][0] + matrix[0][1])
                              p_b = matrix[1][0]/(matrix[1][0] + matrix[1][1])
                               true_odd = np.log((p_b/(1-p_b))/(p_a/(1-p_a)))
                             ln_or = - np.log(p_b/(1-p_b)) + np.log(p_a/(1-p_a))
           (matrix[1][0] + matrix[1][1])))
            ci = (np.exp(ln or) * np.exp(-1.96 * se ln or), np.exp(ln or) * np.exp(1.96 * se ln or))
                                 rasp = (true\_odd - 0)/se\_ln\_or # \sim N(0,1)
                                      print(f'95% as CI для OR:', ci)
                             if ci[0] < np.exp(ln or) and np.exp(ln or) < ci[1]:</pre>
                                          print('HO не отвергается')
                                                  else:
                                           print('H0 отвергается')
          p\_value = min(stats.norm.cdf(rasp, loc=0, scale=1), 1 - stats.norm.cdf(rasp, loc=0, scale=1))*2 
                                        print('p-value:', p_value)
```

95% as CI для OR: (0.38709024318230967, 1.3162320763800786) НО не отвергается

p-value: 0.280180274566451

б) as CI для отношения вероятностей

### Аналогичный вывод как и для OR

# Проверка гипотезы

$$H_0: \frac{p_{\rm c\; Д\; a\; T\; b}}{p_{\rm He\; CJath}} = 1$$

$$H_1: \frac{p_{\rm c\, J\, a\, T\, b}}{p_{\rm He\, c, Jath}} \neq 1$$

```
p_not_pass = (matrix[1][0])/(matrix[1][0] + matrix[1][1])
                                                                                                                         p true = np.log(p pass/p not pass)
                                                                                                                           ln_rr = np.log(p_pass/p_not_pass)
          se_{n_r} = np.sqrt(1/matrix[1][0] + 1/matrix[0][0] - 1/(matrix[0][0] + matrix[0][1]) - 1/(matrix[0][0] + matrix[0][0] + matr
                                                                                                                             1/(matrix[1][0] + matrix[1][1]))
ci_r = (np.exp(ln_r) * np.exp(-1.96 * se_ln_rr), np.exp(ln_rr) * np.exp(1.96 * se_ln_rr))
                                                                                                                         print(f'95% as CI для RR:', ci_rr)
                                                  \textbf{if} \ \text{ci\_rr[0]} < \ \text{p\_pass/p\_not\_pass} \ \textbf{and} \ \text{p\_pass/p\_not\_pass} \ < \text{ci\_rr[1]} :
                                                                                                                                                  print('HO не отвергается')
                                                                                                                                                                                      else:
                                                                                                                                                      print('H0 отвергается')
                                                                                                              rasp = (p true - 0)/se ln rr # ~ N(0,1)
                                                      p value = min(stats.norm.cdf(rasp), 1 - stats.norm.cdf(rasp)) * 2
                                                                                                                                          print('p-value:', p value)
```

95% as CI для RR: (0.5937492173912553, 1.1783661158504992) НО не отвергается

p-value: 0.3070947928050547

### в) СІ для отношения шансов с помощью наивного бутстрэпа

```
In [898_
                                                                                                                 gen = np.concatenate([glasn, sogl])
                                                                                                                                                     odds = []
                                                                                       p pass = (matrix[0][0])/(matrix[0][0] + matrix[0][1])
                                                                                  p \text{ not pass} = (matrix[1][0])/(matrix[1][0] + matrix[1][1])
                                                                           true odd = ((p \text{ not pass})/(1-p \text{ not pass}))/((p \text{ pass})/(1-p \text{ pass}))
                                                                                                                                   for i in range(10000):
                                                                                                 group_1 = np.random.choice(glasn, size=len(glasn))
                                                                                                    group 2 = np.random.choice(sogl, size=len(sogl))
                                                                                                                     group 1 passed = sum(group 1 >= med)
                                                                                                                 group_1_not_passed = sum(group_1 < med)</pre>
                                                                                                                     group_2_passed = sum(group_2 >= med)
                                                                                                                 group 2 not passed = sum(group 2 < med)</pre>
                                                          matrix boot = np.array([[group 1 passed, group 1 not passed], [group 2 passed,
                                                                                                                                    group_2_not_passed]])
                                                                               p a = matrix boot[0][0]/(matrix boot[0][0] + matrix boot[0][1])
                                                                             p b = matrix boot[1][0]/(matrix boot[1][0] + matrix boot[1][1])
                                                                                                                         odd = (p b/(1-p b))/(p a/(1-p a))
                                                                                                                                                 odds.append(odd)
                                                                                                                         ql = np.percentile(odds, 2.5)
                                                                                                                        qr = np.percentile(odds, 97.5)
                                                                                  print(f'95% as CI для RR с помощью бутстрэпа:', (ql, qr))
                                                                                                                 if ql < true odd and true odd < qr:</pre>
                                                                                                                                   print('H0 не отвергается')
                                                                                                                                                           else:
                                                                                                                                        print('H0 отвергается')
                                                 p_value = min(1 - (np.array(odds) < true_odd).sum()/len(odds), (np.array(odds) < true_odd), (np.a
                                                                                                                        true_odd).sum()/len(odds)) * 2
                                                                                                                              print('p-value:', p value)
```

95% as CI для RR с помощью бутстрэпа: (0.7623987854251011, 2.6449744888936007) Н0 не отвергается p-value: 0.9952

|| >= медианы | < медианы| |--|--| |Гласная| x | у | |Согласная| z | г |

	Фамилия	Результат	Гласная	Длина
0	Репенкова	16	False	9
1	Ролдугина	0	False	9
2	Сафина	19	False	6
3	Сидоров	26	False	7
4	Солоухин	21	False	8
327	Сенников	19	False	8
328	Ся	0	False	2
329	Сятова	0	False	6
330	Темиркулов	0	False	10
331	Эшмеев	16	True	6

332 rows × 4 columns

# Проверка гипотезы

corr = 0 $corr \neq 0$ 

```
corrs = []
In [932...
         corr_true = np.corrcoef(data['Длина'], data['Результат'])[0][1]
         for i in range(10000):
             shuffled = np.random.choice(data['Результат'].values, size=len(data['Результат'].values), replace=False)
             corr shuffled = np.corrcoef(shuffled, data['Длина'].values)[0][1]
             corrs.append(corr_shuffled)
         ql = np.percentile(corrs, 2.5)
         qr = np.percentile(corrs, 97.5)
         if ql < 0 and 0 < qr:
             print('H0 не отвергается')
         else:
             print('H0 отвергается')
         p_value = min(1 - (np.array(corrs) < corr_true).sum()/len(corrs), (np.array(corrs) < corr_true).sum()/len(corrs)</pre>
         print('p-value:', p_value)
         Н0 не отвергается
         p-value: 0.6332
```

Nº7

### Условие задачи:

Две команды равной силы играют в волейбол до трёх побед одной из них, не обязательно подряд. Ничья невозможна. Из-за равенства сил будем считать, что вероятность победы каждой равна 0.5. Величина N — количество сыгранных партий.

Составьте табличку возможных значений N с их вероятностями. Найдите  $\mathbb{P}(N - \forall E(N))$ .

# Ссылка на чат с ChatGPT: https://chat.openai.com/share/479d668e-5bd6-4c14-95d4-efd87d33b690

### Nº8

### 1) Лекции ШАД

Помогли подробнее разобраться с основами математической статистики, ее применением в А/Б тестах. Также были затронуты темы бутстрэпа. Кеу feature: в лекциях параллельно показывали применение матстата в питоне + визуализиции помогли составить представление как выглядит то или иное свойство

### 2) Канал Vital Math

Канал был полезен для курса по анализу данных (когда задания были связаны с проверками всяких парадоксов, т.е. в целом на матстат), но все равно помогло наглядно изучить парадоксы, чтобы понять как их решать и почему они вообще возникают

### 3) Канал Глеба Михайлова

В целом канал не про матстат, но все равно есть пару полезных видео, где Глеб объясняет методологию проверок гипотез для направления DS

### 4) Канал Прикладная статистика

Слова излишни. Нереальный коллаб Борис Борисовича и Фила

### 5) Канал 3blue1brown

Помогло узнать что-то новое помимо того, что объясняется на курсе (ну или же на канале объяснили, что было непонятно)

### 6) Канал Дистанционные занятия МФТИ

Шло приятным дополнением к основному курсу

Loading [MathJax]/jax/output/CommonHTML/fonts/TeX/fontdata.js