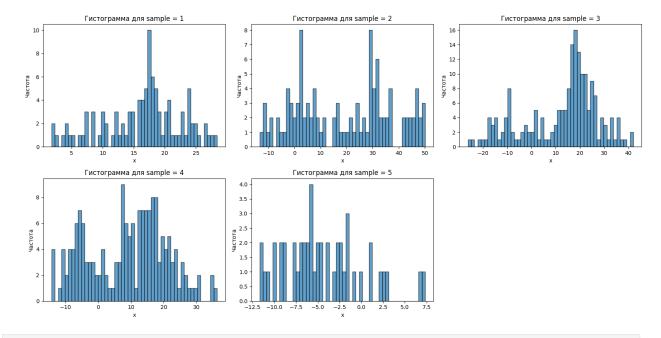
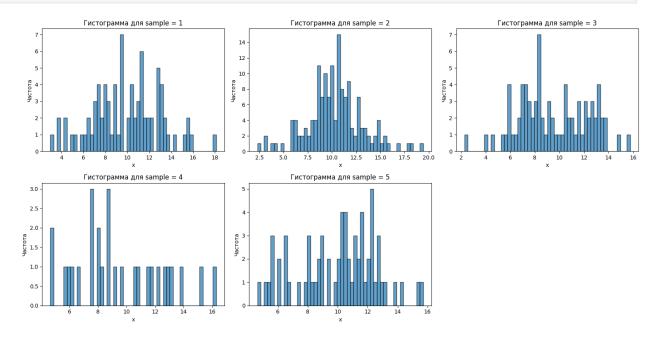
```
import pandas as pd
import numpy as np
import scipy.stats as stats
import matplotlib.pyplot as plt
mean 1 = pd.read csv('mean 1.csv')
mean 2 = pd.read csv('mean 2.csv')
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
def draw hists(X,bins):
    unique samples = X['sample'].unique()
    num rows = (len(unique samples) + 2) // 3
    fig, axes = plt.subplots(num rows, \frac{3}{3}, figsize=\frac{16}{4} * num rows))
    axes = axes.flatten()
    for i, sample in enumerate(unique samples):
        sample data = X[X['sample'] == sample]
        axes[i].hist(sample data['x'], bins, alpha=0.7,
edgecolor='black')
        axes[i].set title(f'Гистограмма для sample = {sample}')
        axes[i].set xlabel('x')
        axes[i].set ylabel('Частота')
    for j in range(i + 1, len(axes)):
        fig.delaxes(axes[j])
    plt.tight layout()
    plt.show()
draw hists(mean 1,50)
```



draw_hists(mean_2,50)



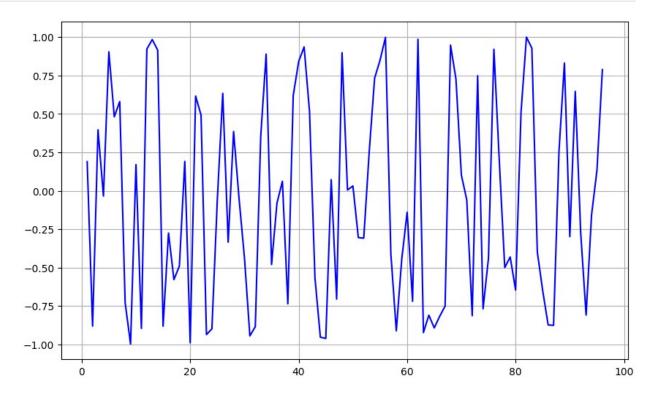
```
mu1 = mean_1.groupby('sample')['x'].mean().reset_index().mean()['x']
#Сильнозависимый
mu2 = mean_2['x'].mean()

print("mu1=",mu1)
print("mu2=",mu2)
```

```
mu1= 10.50905895088439
mu2= 9.965079864738108
```

Теперь с пработаем

```
periodic = pd.read_csv('periodic.csv')
# Построение графика x от t
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(periodic['t'], periodic['x'], label='x от t', color='blue')
plt.grid(True)
plt.show()
```



Исторически ложилось, что получилась функция для автокореляции

```
return gamma h
def estimate autocovariance vector(D, X):
          D = np.array(D)
          gamma 0 = \text{estimate autocovariance}(D, 0)
          gamma h vec = np.zeros(X.size)
          for h in range(X.size):
                      gamma h vec[h] = estimate autocovariance(D,h)
           return gamma h vec/gamma 0
gamma h =
estimate autocovariance vector([periodic['x']],periodic['x'])
print(f"{gamma_h}")
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.stem(periodic['t'][:40], gamma h[:40])
# plt.plot(periodic['t'], gamma h, marker='o', linestyle='-',
color='b')
plt.title('График оценок автоковариации')
plt.xlabel('h')
plt.ylabel('Оценка автокореляции')
plt.grid(True)
plt.show()
                                      0.1800488 -0.08083702 -0.30328442 -0.37494633 -
[ 1.
0.15225021
     0.17372088 \quad 0.34872548 \quad 0.18333437 \quad -0.0433624 \quad -0.51512411 \quad -
0.33117747
     0.00507096 0.22414214 0.41877378 0.23127738 -0.0589356 -0.38986
   -0.28594871 -0.13041347 0.34546648 0.31210076 0.09042612 -
0.04678469
  -0.50816491 -0.3482155 -0.053649 0.42887297 0.36911169
0.26104453
   -0.19879095 -0.4408245 -0.2793292 -0.08206901 0.39112218
0.29636747
     0.23066744 - 0.20730523 - 0.44512438 - 0.30236425 0.10848131
0.33519981
     0.35612603 0.4211413 -0.24320386 -0.39510666 -0.29375373
0.04129265
     0.32488834 \quad 0.33780991 \quad 0.16412176 \quad -0.2887483 \quad -0.25037562 \quad -0.2887483 \quad -0.25037562 \quad -0.2887483 \quad -0.28874884 \quad -0.288848884 \quad -0.28884884 \quad -0.28884884 \quad -0.28884884 \quad -0.28884884 \quad -0.28884884 \quad -0.28884884 \quad
0.51158651
     0.03073522 0.52176809 0.28451945 0.15962978 -0.32336194 -
0.27934095
   -0.31951535 0.04870516 0.1364026
                                                                                                        0.42830894 0.01497584 -
0.26307398
  -0.20973178 -0.14827287 0.02189462 0.34354461 0.53343972 -
0.12215947
   -0.27188791 -0.41191205 -0.42291037 0.18191782 0.38737001
```

```
0.45314437

0.27195413 -0.17030481 -0.69758587 -0.46980258 0.19150075

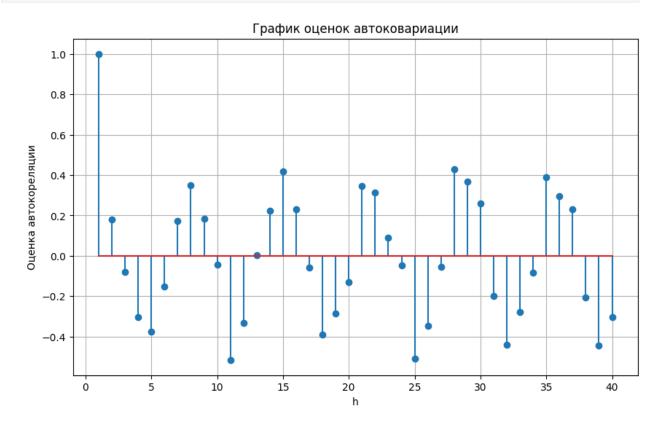
0.2350759

0.53239851 0.11885502 0.02299872 -0.58805819 -0.13784094 -

0.06733711

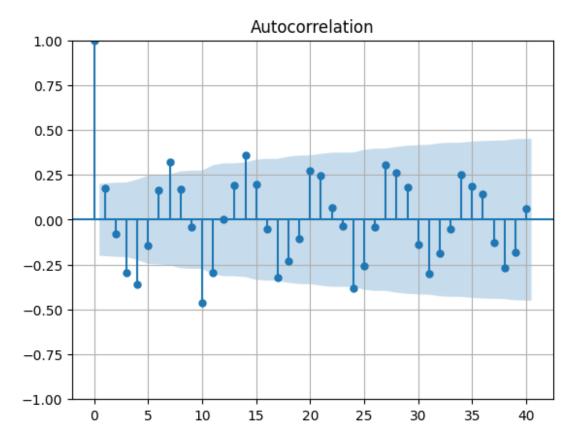
0.24351099 0.6039607 0.00213143 0.15240018 -0.73269238

0.47257139]
```



Воспользуемся встроенной функцией для автокореляции

```
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
plot_acf(periodic['x'], lags=40)
plt.grid(True)
plt.show()
```



Судя по графику, период равен 7, так как разница между пиками в большинстве случаев = 7

Теперь с ^а и ^β работаем

```
cross = pd.read_csv('cross.csv')

cross.shape

(91, 3)

def cross_covariance(x, y, max_lag):
    x = np.array(x)
    y = np.array(y)

# Вычисляем математические ожидания
    mu_x = np.mean(x)
    mu_y = np.mean(y)

# Вычисляем центрированные временные ряды
    x_centered = x - mu_x
    y_centered = y - mu_y

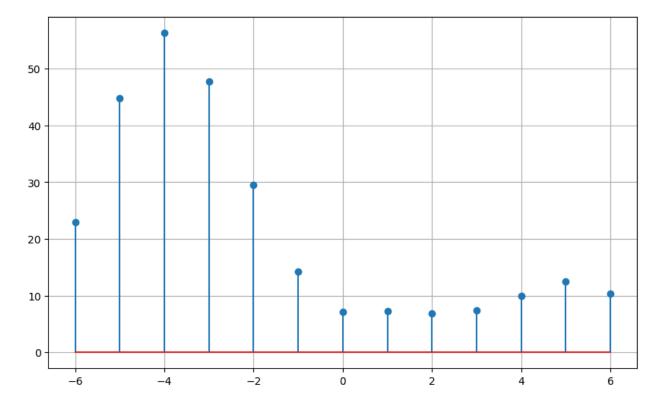
# Вычисляем кросс-ковариацию
    lags = np.arange(-max_lag, max_lag + 1)
```

```
cross_cov = np.array([np.sum(x_centered[:len(x)-lag] *
y_centered[lag:]) if lag >= 0 else np.sum(x_centered[-lag:] *
y_centered[:len(y)+lag]) for lag in lags])

return lags, cross_cov

lags, cross_cov = cross_covariance(cross['x'],cross['y'],6)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.stem(lags,cross_cov)
plt.grid(True)
plt.show()
```



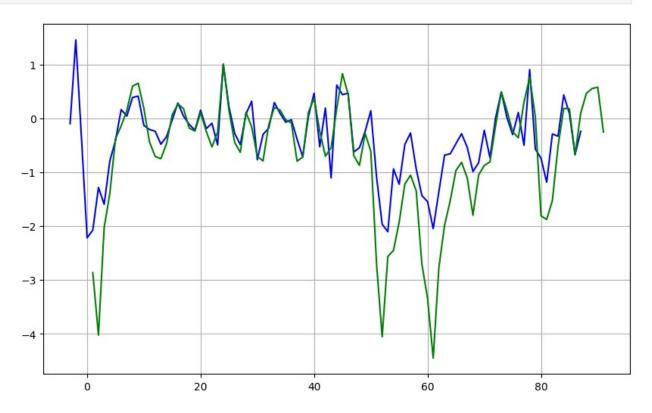
Получается при -4, достигается максимальная ковариация

А теперь Выясним смещение Империческим Путём!

```
cross_cut = cross
cross_cut['t_shifted'] = cross_cut['t'] - 4

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(cross_cut['t_shifted'], cross_cut['x'], label='x or t',
color='blue')
plt.plot(cross_cut['t'], cross_cut['y'], label='y or t',
color='green')
```

```
plt.grid(True)
plt.show()
```



Можем в этом убедиться наглядно!