НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ

НИЖНИЙ НОВГОРОД

Факультет Информатики, Математики и Компьютерных Наук

Программа подготовки бакалавров:

Прикладная математика и информатика

2019-2020 учебный год

Дисциплина: моделирование финансовых операций

Отчет по домашнему заданию №: 1

Выполнили: Альперович Вадим

Славутин Александр

Седунов Илья

Проверил: Калягин В.А.

Нижний Новгород 2020 г.

In [ ]:
```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
from tqdm import tqdm_notebook
import warnings
from stocker import Stocker
warnings.simplefilter('ignore')
```

Лабораторная работа №1.

рынок: **Китай**
период: **2018 год**

Седунов Илья,
Альперович Вадим,
Славутин Александр,
17ПМИ.

1. Собрать данные по дневным ценам активов (акций) и дневным объемам продаж на заданном фондовом рынке за указанный период. Добавить (если нет) данные по индексу рынка.

In [ ]:
```
# с помщью парсинга yahoo! finance получаем первые 2500 активов с оъемом продаж за

# $ python stock_spider.py

df = pd.read_excel('data/china_stocks.xlsx')
df = df.drop_duplicates(['Symbol'])
symbols = list(df['Symbol'])
print('China ticker symbols = ', len(symbols))
```

```
China ticker symbols =  2500
```

In [ ]:
```
symbols[:5]
```

Out[12]:
```
['000725.SZ', '300185.SZ', '601216.SS', '002617.SZ', '600221.SS']
```

In [ ]:
```
# скачиваем исторические данные для полученных активов за 2018 год

start = "2018-01-01"
end   = "2018-12-31"
stocks = {}

for symbol in tqdm_notebook(symbols):
    stocks[symbol] = yf.download(symbol, start=start, end=end, progress=False)
```

In [ ]:
```
print('Исторические данные для актива', symbols[120])
stocks[symbols[120]].head()
```

```
Исторические данные для актива 300139.SZ
```

Out[15]:

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2018-01-02	7.89	7.94	7.85	7.90	7.90	1984719
2018-01-03	7.91	7.97	7.86	7.96	7.96	2631433
2018-01-04	7.96	7.98	7.84	7.91	7.91	2543300
2018-01-05	7.90	7.92	7.84	7.87	7.87	2259400
2018-01-08	7.88	7.88	7.72	7.80	7.80	2157856

Загрузим данные индекса SSE 50

SSE 50 – второй по популярности фондовый индекс Шанхайской биржи (после SSE Composite), отображающий среднеарифметическую цену 50 крупнейших предприятий Китая. Часто SSE 50 так и называют - индексом "голубых фишек" SSE.

In [ ]:
```
sse_components = pd.read_csv('data/SSE50.csv', names=['name', 'industry','symbol'])
sse50 = yf.download('^SSE50', start=start, end=end, progress=False)
sse50.head()
```

Out[359]:

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2018-01-02	2867.530029	2912.270020	2867.530029	2908.729980	2908.729980	54000
2018-01-03	2914.280029	2947.629883	2906.600098	2913.260010	2913.260010	48200
2018-01-04	2918.260010	2934.149902	2910.659912	2919.479980	2919.479980	43500
2018-01-05	2926.780029	2940.179932	2920.080078	2932.360107	2932.360107	49900
2018-01-08	2933.820068	2952.340088	2926.870117	2947.760010	2947.760010	58100

2. Преобразовать данные по ценам в данные по доходностям (используйте логарифмическую доходность). Вычислите оценки ожидаемых доходностей и стандартных отклонений и постройте «карту» активов в системе координат (σ, E).

In [ ]:

```
def get_descriptive_statistics(frame):
    E = frame["log_return"].mean()
    sigma = frame["log_return"].std()
    frame['E'] = E
    frame['Sigma'] = sigma
    return frame, E, sigma

def get_return(frame):
    frame['return'] = frame['Close'] / frame['Close'].shift(1)
    frame['log_return'] = np.log(frame['return'])
    return frame

stock_stat = pd.DataFrame(columns=['symbol',  'E', 'Sigma', 'mean_vol', 'mean_retur

for symbol in tqdm_notebook(symbols):
    stock = get_return(stocks[symbol])
    stock, E, Sigma = get_descriptive_statistics(stock)
    stock_stat.loc[symbol] = [symbol,
                              E,
                              Sigma,
                              stock['Volume'].mean(),
                              stock['return'].mean(),
                              stock['log_return'].mean()]
```

```
HBox(children=(FloatProgress(value=0.0, max=2500.0), HTML(value='')))
```

In [ ]:

```
stock_stat.dropna(inplace=True)
print('Осталось активов после обработки', len(stock_stat))
stock_stat.head()
```

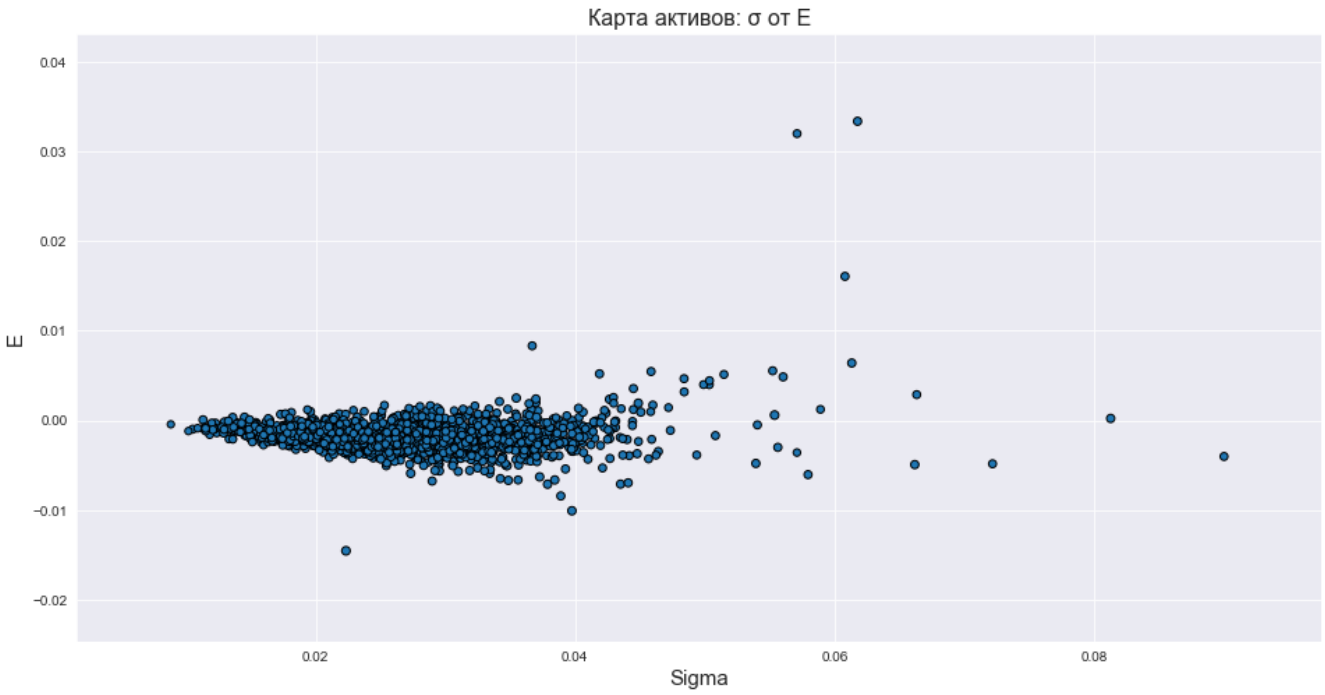
```
Осталось активов после обработки 2389
```

Out[347]:

	symbol	E	Sigma	mean_vol	mean_return	mean_log_return
000725.SZ	000725.SZ	-0.003218	0.024556	5.327386e+08	0.997086	-0.003218
300185.SZ	300185.SZ	-0.001474	0.016357	1.643139e+07	0.998659	-0.001474
601216.SS	601216.SS	-0.002424	0.017379	1.890479e+07	0.997728	-0.002424
002617.SZ	002617.SZ	-0.004140	0.021047	1.050691e+07	0.996084	-0.004140
600221.SS	600221.SS	-0.002185	0.019393	3.198766e+07	0.997997	-0.002185

In [ ]:
```
import seaborn as sns
from seaborn import set_style
set_style('dark')
plt.figure(figsize=(16, 8))
ax = stock_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=np.log(stock_stat['mean_vol'])*2.0,
                     kind='scatter',
                     figsize=(16, 8),
                     edgecolor='black',
                     grid=True)
plt.xlabel('Sigma', size=15)
plt.ylabel('E', size=15)
plt.title("Карта активов: σ от E", size=16)
pass
```

```
<Figure size 1152x576 with 0 Axes>
```



Комментарий: по карте активов можем отметить четкую границу эффективного множества, а также можем заметить точку с наименьшей дисперсией (ТНД).

3. Рассмотрите портфель с равными долями капитала и отметьте его на карте активов в системе координат (σ, E). Дайте характеристику этому портфелю.

In [ ]:
```
portfolio = pd.DataFrame.from_dict({'date':stocks[symbols[0]].index})
for symbol in symbols:
    try:
        portfolio[symbol] = list(stocks[symbol]['return'])
    except Exception as e:
        continue
portfolio = portfolio.dropna()
portfolio = portfolio.set_index('date')
```

In [ ]:
```
portfolio['balanced_return']     = portfolio.mean(axis=1)
portfolio['balanced_log_return'] = np.log(portfolio['balanced_return'])
```

In [ ]:

```
balancedp = dict(symbol=['balanced_portfolio'],
                 E=[portfolio['balanced_log_return'].mean()],
                 Sigma=[portfolio['balanced_log_return'].std()],
                 mean_vol=[stock_stat['mean_vol'].mean()],
                 mean_return=[portfolio['balanced_return'].mean()],
                 mean_log_return=[portfolio['balanced_log_return'].mean()])
balancedp = pd.DataFrame.from_dict(balancedp)
balancedp.index = ['balanced_portfolio']
stock_stat = stock_stat.append(balancedp)
stock_stat.tail()
```

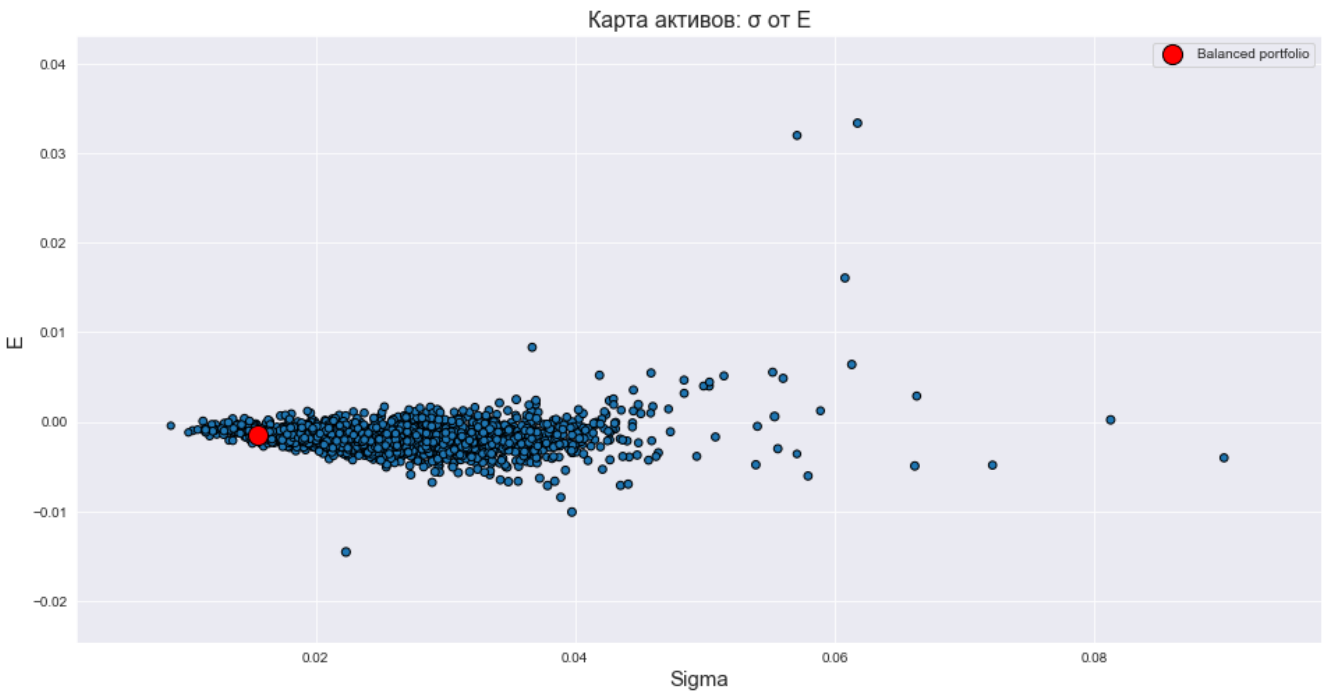
Out[351]:

	symbol	E	Sigma	mean_vol	mean_return	mean_log_return
002190.SZ	002190.SZ	-0.001221	0.030015	4.194268e+06	0.999228	-0.001221
300724.SZ	300724.SZ	0.003555	0.044484	1.338313e+07	1.004540	0.003555
300634.SZ	300634.SZ	0.004437	0.050346	6.334249e+06	1.005713	0.004437
603133.SS	603133.SS	-0.003106	0.030696	2.419736e+06	0.997365	-0.003106
balanced_portfolio	balanced_portfolio	-0.001540	0.015532	1.271112e+07	0.998581	-0.001540

In [ ]:

```
plt.figure(figsize=(16, 8))
ax = stock_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=np.log(stock_stat['mean_vol'])*2.0,
                     kind='scatter',
                     figsize=(16, 8),
                     edgecolor='black')
balancedp.plot(x='Sigma', y='E', s=200, kind='scatter',
               edgecolor='black',
               grid=True,
               c='red',
               ax=ax,
               label='Balanced portfolio')
plt.xlabel('Sigma', size=15)
plt.ylabel('E', size=15)
plt.title("Карта активов: σ от E", size=16)
plt.show()
```

```
<Figure size 1152x576 with 0 Axes>
```



In [ ]:
```
print('Средняя доходность %.4f, стд. отклонение %.4f' % (stock_stat[stock_stat.inde
stock_stat[stock_stat.index == 'balanced_portfolio']['Sigma']))
```

```
Средняя доходность -0.0015, стд. отклонение 0.0155
```

Комментарий:
Сбалансированный портфель представляет собой среднеарифметическое по доходностям (ценам) всех собранных активов (~2500). Можно отметить, что посчитанный сбалансированный портфель имеет отрицательную среднюю доходность, что говорит о в падении цен активов на Китайском рынке за период 2018 года. Однако, сбалансированный портфель обладает риском практически приближенным к ТНД благодаря успешной диверсификации.

4. Рассмотрите индекс рынка и отметьте его на карте активов в системе координат (σ,E). Дайте характеристику индексу рынка.

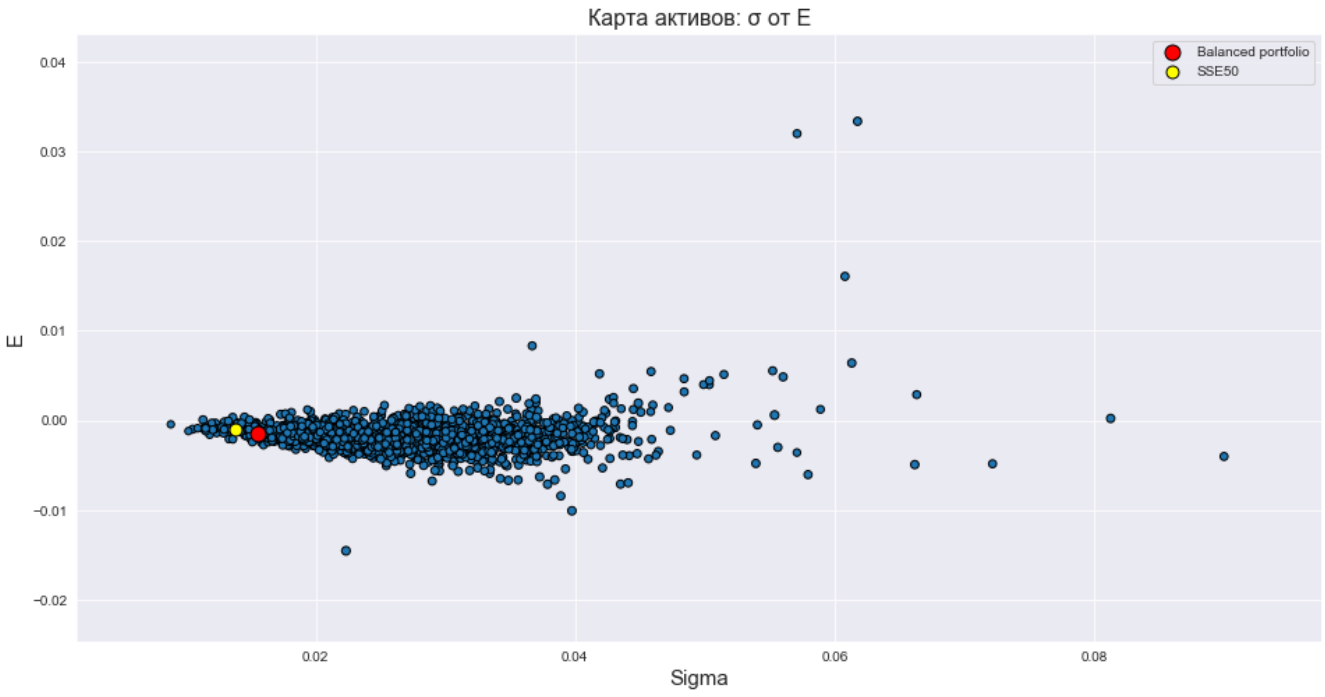
In [ ]:
```
sse50 = get_return(sse50)
sse50_stat = dict(symbol=['sse50'],
                  E=[sse50['log_return'].mean()],
                  Sigma=[sse50['log_return'].std()],
                  mean_vol=[sse50['Volume'].mean()],
                  mean_return=[sse50['return'].mean()],
                  mean_log_return=[sse50['log_return'].mean()])

sse50_stat = pd.DataFrame.from_dict(sse50_stat)
sse50_stat.index = ['sse50']
stock_stat = stock_stat.append(sse50_stat)
stock_stat.tail()
```

Out[362]:

	symbol	E	Sigma	mean_vol	mean_return	mean_log_return
300724.SZ	300724.SZ	0.003555	0.044484	1.338313e+07	1.004540	0.003555
300634.SZ	300634.SZ	0.004437	0.050346	6.334249e+06	1.005713	0.004437
603133.SS	603133.SS	-0.003106	0.030696	2.419736e+06	0.997365	-0.003106
balanced_portfolio	balanced_portfolio	-0.001540	0.015532	1.271112e+07	0.998581	-0.001540
sse50	sse50	-0.000983	0.013850	4.140000e+04	0.999113	-0.000983

In [ ]:
```
plt.figure(figsize=(16, 8))
ax = stock_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=np.log(stock_stat['mean_vol'])*2.0,
                     kind='scatter',
                     figsize=(16, 8),
                     edgecolor='black')
balancedp.plot(x='Sigma', y='E', s=120, kind='scatter',
               edgecolor='black',
               grid=True,
               c='red',
               ax=ax,
               label='Balanced portfolio')
sse50_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=80, kind='scatter',
               edgecolor='black',
               grid=True,
               c='yellow',
               ax=ax,
               label='SSE50')
plt.xlabel('Sigma', size=15)
plt.ylabel('E', size=15)
plt.title("Карта активов: σ от E", size=16)
pass
```

```
<Figure size 1152x576 with 0 Axes>
```



In [ ]:
```
print('Средняя доходность %.4f, стд. отклонение %.4f' % (stock_stat[stock_stat.inde
stock_stat[stock_stat.index == 'sse50']['Sigma']))
```

```
Средняя доходность -0.0010, стд. отклонение 0.0139
```

Комментарий:
SSE 50 – второй по популярности фондовый индекс Шанхайской биржи (после SSE Composite), отображающий среднеарифметическую цену 50 крупнейших предприятий Китая. Часто SSE 50 так и называют - индексом "голубых фишек" SSE. По карте активов можем отметить, что SSE50 обладает меньшим риском, относительно сбалансированнного портфеля, и более высокой доходностью, что может быть объяснимо характеристикой его компонент. Однако, SSE50 все же очень близок к сбалансированному портфелю, соотвественно он хорошо отражает усредненную ситуацию на Китайском рынке.

5. Задайте уровень риска и оцените VaR (Value at Risk = Сумма под Риском) для активов вашего рынка. Какой из активов наиболее предпочтителен по этой характеристике? Где он

расположен на карте активов? Дайте характеристику VaR портфеля с равными долями и индекса рынка.

In [ ]:
```
from scipy import stats

print('Всего %d рассматриваемых активов' % (len(stock_stat.index)))
print('Используем тест Шапиров-Вилка на нормальность распределения')
print('Выведем акции, для которых гипотеза о нормальности не отвергается с уровнем

for symbol in stock_stat.index[:-2]:
    sample = stocks[symbol]
    if len(sample) > 50:
        stat, p= stats.shapiro(sample['log_return'].iloc[1:])
        if p > 0.049:
            print('Для %s: **Statistics=%.3f, p-value=%.3f**' % (symbol, stat, p))
```

```
Всего 2391 рассматриваемых активов
Используем тест Шапиров-Вилка на нормальность распределения
Выведем акции, для которых гипотеза о нормальности не отвергается с уровнем доверия
0.05

Для 300296.SZ: **Statistics=0.990, p-value=0.098**
Для 601318.SS: **Statistics=0.992, p-value=0.248**
Для 000002.SZ: **Statistics=0.989, p-value=0.055**
Для 002531.SZ: **Statistics=0.990, p-value=0.091**
Для 600019.SS: **Statistics=0.991, p-value=0.149**
Для 300373.SZ: **Statistics=0.995, p-value=0.604**
Для 603025.SS: **Statistics=0.990, p-value=0.105**
Для 600276.SS: **Statistics=0.992, p-value=0.244**
Для 600196.SS: **Statistics=0.996, p-value=0.745**
Для 600893.SS: **Statistics=0.990, p-value=0.096**
Для 300232.SZ: **Statistics=0.990, p-value=0.092**
Для 000540.SZ: **Statistics=1.000, p-value=1.000**
Для 300398.SZ: **Statistics=0.989, p-value=0.058**
Для 002050.SZ: **Statistics=0.989, p-value=0.056**
```

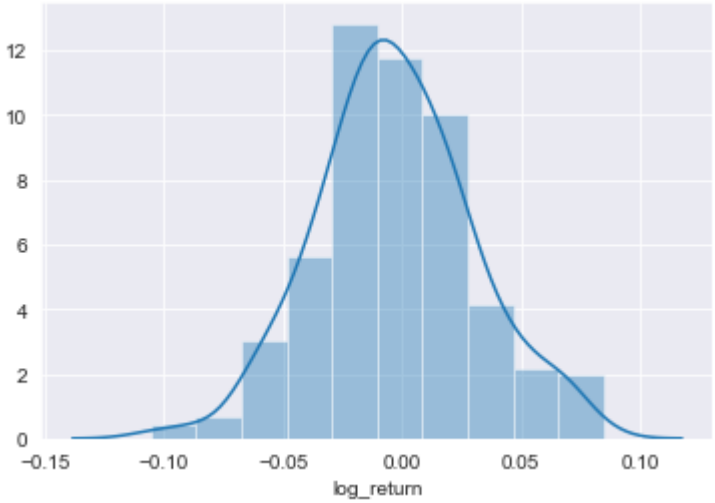
In [ ]:
```
chosen_asset = '300373.SZ'
sample = stocks[chosen_asset]
stat, p= stats.shapiro(sample['log_return'].iloc[1:])
print('Statistics=%.3f, p-value=%.3f' % (stat, p))
```

```
Statistics=0.995, p-value=0.604
```

In [ ]:
```
sample['log_return'].describe()
```

Out[367]:
```
count    242.000000
mean      -0.003021
std        0.032959
min       -0.105488
25%       -0.024048
50%       -0.005165
75%        0.017501
max        0.084599
Name: log_return, dtype: float64
```

In [ ]:
```
import seaborn as sns
plt.grid()
sns.distplot(sample['log_return'], bins=10)
plt.show()
```



1. Variance-Covariance подход

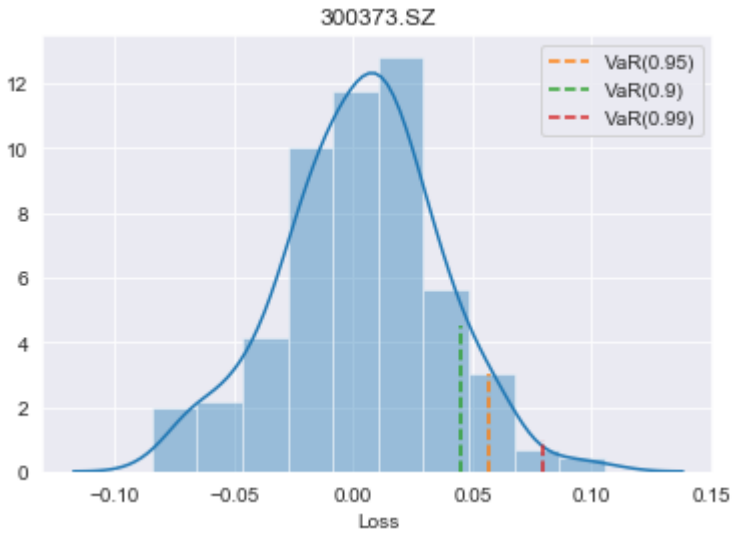
In [ ]:
```
stock_stat = stock_stat.dropna()
```

In [ ]:
```
from scipy.stats import norm

confidence_lvl = [0.9, 0.95, 0.99]

VaR = {}

print('VaR характеристика для %s:' % chosen_asset)
for clvl in confidence_lvl:
    VaR[clvl] = -norm.ppf(1-clvl, sample['log_return'].mean(), sample['log_return']
    print(' - Потери не превысят %.4f с %.2f%s уверенностью.' % (VaR[clvl], clvl, '
```

```
VaR характеристика для 300373.SZ:
 - Потери не превысят 0.0453 с 0.90% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0572 с 0.95% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0797 с 0.99% уверенностью.
```

Покажем на графике распределения значения VaR характеристики:

In [ ]:
```
import seaborn as sns

plt.grid()
sns.distplot(-sample['log_return'], bins=10)

plt.plot([VaR[0.95],VaR[0.95]],[0,3], '--', label='VaR(0.95)')
plt.plot([VaR[0.9],VaR[0.9]],[0,4.5], '--', label='VaR(0.9)')
plt.plot([VaR[0.99],VaR[0.99]],[0,1], '--', label='VaR(0.99)')
plt.legend()
plt.xlabel('Loss')
plt.title(chosen_asset)
plt.show()
```



Комментарий:

1. Итак, видим, что для того, чтобы рассчитать VaR методом Variance-Covariance достаточно использовать point percentile function (ppf) нормального распределения, которая посчитая нам по заданной вероятности точку на оси абсцисс графика нормального распределения с заданными средним и дисперсией (полученными по выборке).
2. Более подробное объяснение есть в [Методы-и-алгоритмы-финансовой-математики (https://vk.com/doc136761433_569070591?hash=bfb7543c4fc46de90d&dl=8a67bf04c0efe170cd)](https://vk.com/doc136761433_569070591?hash=bfb7543c4fc46de90d&dl=8a67bf04c0efe170cd) на стр. **599**

In [ ]:
```
stock_stat = stock_stat.drop_duplicates()
```

In [ ]:
```
# посчитаем VaR для всех активов (данным методом), предполагая, что они нормально р

for symbol in stock_stat.index[:-2]:
    sample = stocks[symbol]
    for clvl in confidence_lvl:
        stock_stat.at[symbol, 'VaR_'+str(clvl)] = -norm.ppf(1-clvl,
                                                            sample['log_return'
                                                            sample['log_return'
```

In [ ]:
```
# получим самые привлекательные активы, основываясь на VaR (у них наименьшие предпо

stock_stat.dropna().sort_values(['VaR_0.95'], ascending=[True]).head()
```

Out[374]:

	symbol	E	Sigma	mean_vol	mean_return	mean_log_return	VaR_0.9	VaR_0.9
300280.SZ	300280.SZ	-0.000439	0.008846	4.848308e+05	0.999601	-0.000439	0.011775	0.01498
000534.SZ	000534.SZ	-0.001189	0.010203	7.288091e+05	0.998864	-0.001189	0.014265	0.01797
600811.SS	600811.SS	-0.000980	0.010532	7.993391e+06	0.999075	-0.000980	0.014477	0.01830
600900.SS	600900.SS	0.000063	0.011326	1.843271e+07	1.000127	0.000063	0.014451	0.01856
002412.SZ	002412.SZ	-0.000872	0.010913	1.583296e+06	0.999187	-0.000872	0.014858	0.01882

2. Подход исторических данных

подход заключается в следующем:

1. Вычисляем доходности
2. Сортируем доходности от худшего к лучшему
3. Вычисляем кумулятивную функцию
   => VaR с 90% уровнем это 10%

Или просто вычисляем 10% квантиль

In [ ]:
```
sample = stocks[chosen_asset]
sample = sample.sort_values(['log_return'], ascending=[True]).dropna()
```

In [ ]:
```
print('VaR характеристика для %s:' % chosen_asset)
for clvl in confidence_lvl:
    VaR[clvl] = -sample.log_return.quantile(1-clvl)
    print(' - Потери не превысят %.4f с %.2f%s уверенностью.' % (VaR[clvl], clvl, '
```

```
VaR характеристика для 300373.SZ:
 - Потери не превысят 0.0428 с 0.90% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0580 с 0.95% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0796 с 0.99% уверенностью.
```

Замечание:

1. Как вы можете увидеть здесь есть НЕзначительная разница между посчитанными V aR по методу двум методам
2. Значительная разница может говорить о том, что распределение не нормальное.

In [ ]:

```
# посчитаем VaR для всех активов (данным методом)

for symbol in symbols:
    sample = stocks[symbol]
    sample = sample.sort_values(['log_return'], ascending=[True]).dropna()
    for clvl in confidence_lvl:
        stock_stat.at[symbol, 'qVaR_'+str(clvl)] = -sample.log_return.quantile(1-cl
```

In [ ]:

```
stock_stat.dropna(inplace=True)
stock_stat.sort_values(['qVaR_0.95'], ascending=[True]).head(10)
```

Out[378]:

	symbol	E	Sigma	mean_vol	mean_return	mean_log_return	VaR_0.9	VaR_0.9
000912.SZ	000912.SZ	-0.000755	0.011537	5.451515e+05	0.999311	-0.000755	0.015540	0.01973
600399.SS	600399.SS	-0.003587	0.057083	1.306536e+06	0.997654	-0.003587	0.076742	0.09748
002252.SZ	002252.SZ	-0.003729	0.023759	6.288275e+06	0.996552	-0.003729	0.034177	0.04280
300280.SZ	300280.SZ	-0.000439	0.008846	4.848308e+05	0.999601	-0.000439	0.011775	0.01498
300087.SZ	300087.SZ	-0.000280	0.011997	1.271574e+06	0.999791	-0.000280	0.015655	0.02001
603158.SS	603158.SS	-0.000503	0.014286	5.422557e+05	0.999598	-0.000503	0.018811	0.02400
000534.SZ	000534.SZ	-0.001189	0.010203	7.288091e+05	0.998864	-0.001189	0.014265	0.01797
002739.SZ	002739.SZ	-0.001914	0.016558	3.068663e+06	0.998221	-0.001914	0.023134	0.02915
600811.SS	600811.SS	-0.000980	0.010532	7.993391e+06	0.999075	-0.000980	0.014477	0.01830
600642.SS	600642.SS	-0.000791	0.011439	8.053353e+06	0.999274	-0.000791	0.015451	0.01960

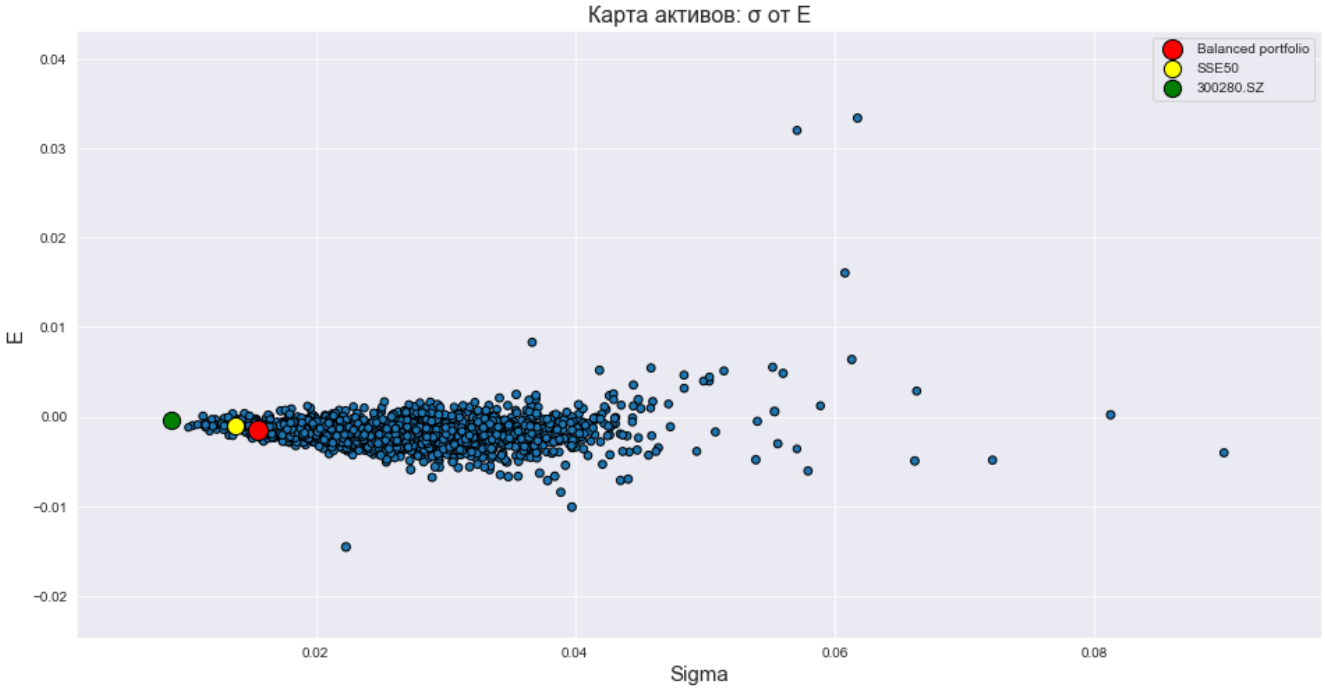
Комментарий:

- заметим, что наилучшей метрикой VaR при уровне доверия 95% обладают активы Отобразим их на карте активов:

In [ ]:

```
chosen_var_active = '300280.SZ' #'000912.SZ'
best_VaR = [chosen_var_active]

plt.figure(figsize=(16, 8))
ax = stock_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=np.log(stock_stat['mean_vol'])*2.0,
                     kind='scatter',
                     figsize=(16, 8),
                     edgecolor='black')
balancedp.plot(x='Sigma', y='E', s=200, kind='scatter',
               edgecolor='black',
               grid=True,
               c='red',
               ax=ax,
               label='Balanced portfolio')
sse50_stat.plot(x='Sigma', y='E', s=150, kind='scatter',
               edgecolor='black',
               grid=True,
               c='yellow',
               ax=ax,
               label='SSE50')

for bestsym in best_VaR:
    stock_stat[stock_stat.index==bestsym].plot(x='Sigma', y='E', s=150, kind='scatt
                    edgecolor='black',
                    grid=True,
                    c='green',
                    ax=ax,
                    label=bestsym)

plt.xlabel('Sigma', size=15)
plt.ylabel('E', size=15)
plt.title("Карта активов: σ от E", size=16)
pass
```

```
<Figure size 1152x576 with 0 Axes>
```

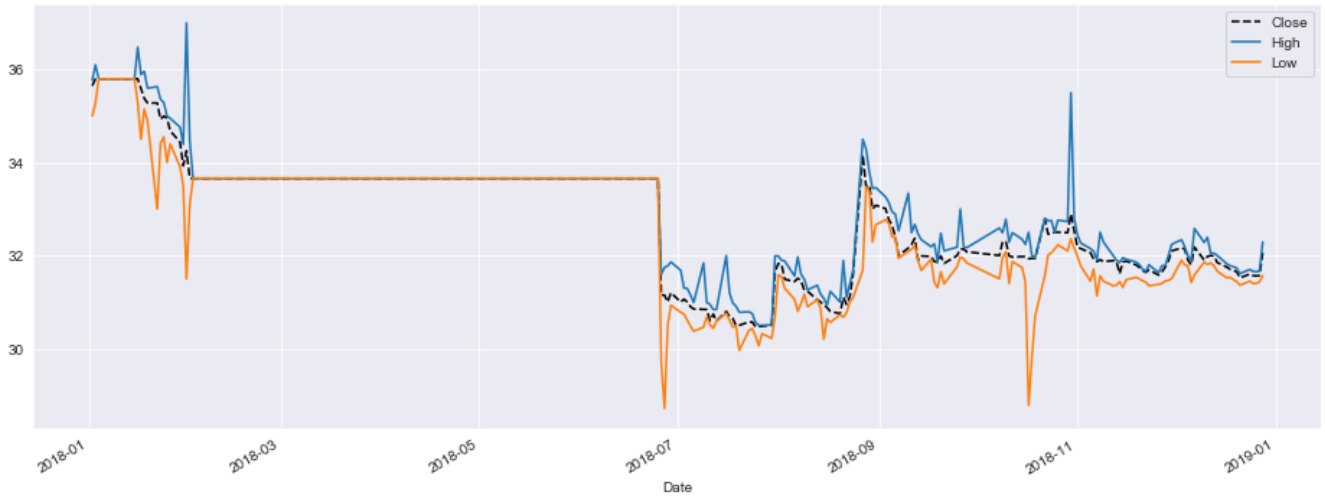


In [ ]:

```
print('Средняя доходность %.4f, стд. отклонение %.4f' % (stock_stat[stock_stat.inde
stock_stat[stock_stat.index == chosen_var_active]['Sigma']))
```

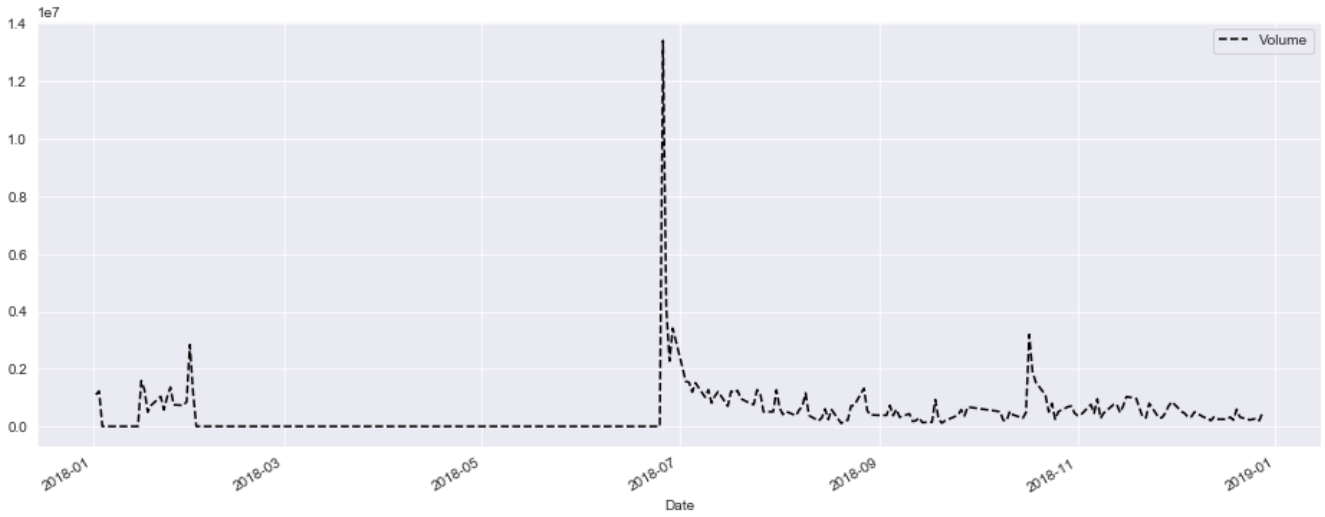
```
Средняя доходность -0.0004, стд. отклонение 0.0088
```

In [ ]:
```
ax = stocks[chosen_var_active].plot(y='Close', grid=True, figsize=(16,6), style='k-
stocks[chosen_var_active].plot(y='High', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
stocks[chosen_var_active].plot(y='Low', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
plt.show()
```



In [ ]:
```
stocks[chosen_var_active].plot(y='Volume', grid=True, figsize=(16,6), style='k--')
```

Out[400]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x226e4fa8c48>



Комментарий:
Наилучший по характеристике Суммы под Риском актив 000912.SZ (Sichuan Lutianhua Company Limited) находится на карте активов практически в точке ТНД. Также стоит отметить, что цены этого актива практически на протяжении всего 2018 года были фиксированы.

Характеристика VaR для портфеля с равными долями и индекса рынка

Сбалансированный портфель:

In [ ]:
```
print('VaR характеристика для сбалансированного портфеля (основано на %d активах):'
portfolio = portfolio.sort_values(['balanced_log_return'], ascending=[True]).dropna
for clvl in confidence_lvl:
    VaR[clvl] = -portfolio.balanced_log_return.quantile(1-clvl)
    print(' - Потери не превысят %.4f с %.2f%s уверенностью.' % (VaR[clvl], clvl, '
```

```
VaR характеристика для сбалансированного портфеля (основано на 2339 активах):
 - Потери не превысят 0.0193 с 0.90% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0254 с 0.95% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0526 с 0.99% уверенностью.
```

Индекс рынка SSE50:

In [ ]:
```
print('VaR характеристика для индекса SSE50:')
sse50 = sse50.sort_values(['log_return'], ascending=[True]).dropna()
for clvl in confidence_lvl:
    VaR[clvl] = -sse50.log_return.quantile(1-clvl)
    print(' - Потери не превысят %.4f с %.2f%s уверенностью.' % (VaR[clvl], clvl, '
```

```
VaR характеристика для индекса SSE50:
 - Потери не превысят 0.0182 с 0.90% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0239 с 0.95% уверенностью.
 - Потери не превысят 0.0408 с 0.99% уверенностью.
```

In [ ]:
```
print('Средний VaR %.4f Медиана VaR %.4f с 0.95 уверенностью' % (stock_stat['qVaR_0
                                                                  stock_stat['qVaR
```

```
Средний VaR 0.0442 Медиана VaR 0.0428 с 0.95 уверенностью
```

Комментарий:
Можно отметить, что по характеристике Сумма под Риском индекс SSE50 является приоритетнее сбалансированного портфеля.

6. Выберите несколько интересных (значимых) активов рынка. Можно ли считать наблюдаемые доходности (объемы продаж) конкретного актива повторной выборкой из некоторого распределения (белый шум)?

In [ ]:
```
sse_stat = pd.DataFrame(columns=['sigma', 'E', 'names', 'mean_vol', 'mean_log_retur
sse_stocks = {}

for index, row in tqdm_notebook(sse_components.iterrows()):
    name, industry, symbol = row
    if (name != 'Index' and name != 'Bank of China Limited'):
        symbol = str(symbol) + '.SS'
    sse_stock = yf.download(symbol, start="2018-01-01", end="2018-12-31", progress=
    sse_stock = get_return(sse_stock)
    sse_stock, E, s = get_descriptive_statistics(sse_stock)
    mean_vol = sse_stock['Volume'].mean()
    sse_stocks[industry+'/'+name] = sse_stock

    sse_stat.loc[index] = [s, E, name, mean_vol, sse_stock['log_return'].mean(), in
```

```
HBox(children=(FloatProgress(value=1.0, bar_style='info', max=1.0), HTML(value='')))
```

In [ ]:

```
stocks_names = ['Banking/Bank of Jiangsu',
                'Automotive/SAIC Motor',
                'Construction/China Railway Construction',
                'Oil & gas/PetroChina',
                'Telecommunication/China United Network Communications']
```

Гипотеза о случайности.

В различных статистических задачах исходные данные $X = (X_1, \ldots, X_n)$ часто рассматривают случайную выборку из некоторого распределения $\beta(\sigma)$, то есть считают компоненты X_i вектора данных X независимыми и одинаково распредленными случайными величинами.

Такая гипотеза называется **гипотезой случайности** и записывается в виде:

$$H_0 - F_X(x_1, \ldots, x_n) = F(x_1), \ldots, F(x_n),$$

где $F(x)$ - некоторая одномерная функция распределения.

Критерий инверсий

Инверсия имеет место, если в выборке значений $x_1, \ldots, x_n$ записанных в порядке их появления, за некоторым значением x_i следует меньшее по величине, т.е. $x_i > x_j$, где $i < j <= n$. Статистикой критерия случайности является общеечисло инверсий I в выборке $x_1, \ldots, x_n$

Гипотеза о случайности не отклоняется, если $I_\alpha < I < I_1 - \alpha/2$. Возможное количество инверсий зависит от объема выборки. Математическое ожидание и дисперсия статистики I имеют вид $E[I] = \frac{n(n-1)}{4}$, $D[I] = \frac{(2n^3+3n^2-5n)}{72}$

Нормализованная статистика: $I^* = \frac{I-E[I]}{D[I]^{1/2}}$

Гипотеза H_0 отклоняется при больших по модулю значениях статистики $|I^*| >= U_{1-\alpha/2}$

In [ ]:

```python
def mergeSort(arr, n):
    temp_arr = [0]*n
    return _mergeSort(arr, temp_arr, 0, n-1)

def _mergeSort(arr, temp_arr, left, right):
    inv_count = 0
    if left < right:
        mid = (left + right)//2
        inv_count += _mergeSort(arr, temp_arr, left, mid)
        inv_count += _mergeSort(arr, temp_arr, mid + 1, right)
        inv_count += merge(arr, temp_arr, left, mid, right)
    return inv_count

def merge(arr, temp_arr, left, mid, right):
    i = left
    j = mid + 1
    k = left
    inv_count = 0
    while i <= mid and j <= right:
        if arr[i] <= arr[j]:
            temp_arr[k] = arr[i]
            k += 1
            i += 1
        else:
            # Инверсия
            temp_arr[k] = arr[j]
            inv_count += (mid-i + 1)
            k += 1
            j += 1
    while i <= mid:
        temp_arr[k] = arr[i]
        k += 1
        i += 1
    while j <= right:
        temp_arr[k] = arr[j]
        k += 1
        j += 1
    for loop_var in range(left, right + 1):
        arr[loop_var] = temp_arr[loop_var]

    return inv_count

def inversion_test(stock, alpha, column):
    cleaned_stock = stock[column].dropna()
    n = len(cleaned_stock)
    inv_amount = mergeSort(cleaned_stock, n) # число инверсий в данных, инверсия -
    inv_amount_expectation = (n*(n-1)) / 4
    inv_amount_variance = (n*(n-1)*(2*n+5)) / 72
    normalized_inv_statistic = (inv_amount - inv_amount_expectation)/(inv_amount_va
    return abs(normalized_inv_statistic) >= stats.norm.ppf(1 - alpha/2)
```

In [ ]:

```
start = "\033[1m"
end = "\033[0;0m"
alpha = 0.05
to_rus = {'log_return': 'доходности', 'Volume': 'объема продаж'}
print('Критерий инверсии:\n')
for label in stocks_names:
    stock = sse_stocks[label]
    for column in ['log_return','Volume']:
        if inversion_test(stock, alpha, column):
            print(f'Г-за случайности \"{label}\" для {to_rus[column]} {start}отверг
        else:
            print(f'Г-за случайности \"{label}\" для {to_rus[column]} {start}приним
    print()
```

```
Критерий инверсии:

Г-за случайности "Banking/Bank of Jiangsu" для доходности принимается
Г-за случайности "Banking/Bank of Jiangsu" для объема продаж отвергается

Г-за случайности "Automotive/SAIC Motor" для доходности принимается
Г-за случайности "Automotive/SAIC Motor" для объема продаж отвергается

Г-за случайности "Construction/China Railway Construction" для доходности принимается
Г-за случайности "Construction/China Railway Construction" для объема продаж отвергает
ся

Г-за случайности "Oil & gas/PetroChina" для доходности принимается
Г-за случайности "Oil & gas/PetroChina" для объема продаж отвергается

Г-за случайности "Telecommunication/China United Network Communications" для доходност
и принимается
Г-за случайности "Telecommunication/China United Network Communications" для объема пр
одаж отвергается
```

Критерий автокорреляции

Если выборка $x_1, x_2, \ldots, x_n$ случайна, то значение каждого ее элемента не должно зависеть от величины предшествующего и последующего членов. Для проверки этой независимости используется статистика:

$$r_{1,n} = \frac{n\sum_{i=1}^{n-1} x_i x_{i+1} - (\sum_{i=1}^{n} x_i)^2 + n x_1 x_n}{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - (\sum_{i=1}^{n} x_i)^2}$$

При справедливости проверяемой гипотезы статистика $r_{1,n}$ распределена асимптотически нормально с математическим ожиданием и дисперсией

$$E[r_{1,n}] = -\frac{1}{n-1},\ D[r_{1,n}] = \frac{n(n-3)}{(n+1)(n-1)^2}$$

Применяя критерий, обычно используют нормализованную статистику

$$r^*_{1,n} = \frac{r_{1,n} - E[r_{1,n}]}{\sqrt{D[r_{1,n}]}}$$

Гипотеза о случайности отклоняется при больших по модулю значениях статистики $r_{1,n}$.

Математические нотации в коде:

$\sum_{i=1}^{n-1} x_i x_{i+1}$ - **sum_1**

$(\sum_{i=1}^{n} x_i)^2$ - **sum_2**

$\sum_{i=1}^{n} x_i^2$ - **sum_3**

In [ ]:

```
import math
def autocorrelation_test(stock, alpha, label, column):
    cleaned_stock = stock[column].dropna()
    n = len(cleaned_stock)
    sum_1 , sum_2 , sum_3 = 0, 0 , 0
    for i in range(n - 1):
        sum_1 += cleaned_stock[i] * cleaned_stock[i+1]
    for i in range(n):
        sum_2 += cleaned_stock[i]
        sum_3 += cleaned_stock[i] * cleaned_stock[i]
    r_1_n = (n * sum_1  - sum_2 + n * cleaned_stock[0] * cleaned_stock[n-1])/ (n *
    expexctation_r_1_n = - 1 / (n-1)
    variance_r_1_n = (n * (n-3)) / ((n+1) * (n-1)**2)
    r_1_n_normalized = (r_1_n - expexctation_r_1_n) / math.sqrt(variance_r_1_n)
    if abs(r_1_n_normalized) >= stats.norm.ppf(1 - alpha/2):
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}отвергается{end} п
    else:
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}принимается{end}
    #  Нормализующими преобразованиями статистики этого критерия являются статистик
    #  Морана , Люнга-Бокса  и Дюффа-Роя
    r_1_n_morang =  math.sqrt((n - 1)) * (n * r_1_n + 1) / (n - 2)

    # Статистика Морана
    if abs(r_1_n_morang) >= stats.norm.ppf(1 - alpha/2):
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}отвергается{end} п
    else:
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}принимается{end}

    # Статистика Люнга-Бокса

    r_1_n_lb = (n * (n + 2)/(n-1))**0.5 * r_1_n

    if abs(r_1_n_lb) >= stats.norm.ppf(1 - alpha/2):
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}отвергается{end} п
    else:
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}принимается{end}

    # Статистика Дюффа-Роя
    r_1_n_dr = ((n-1) / n * (n-2))**0.5 * (n * r_1_n + 1)

    if abs(r_1_n_dr) >= stats.norm.ppf(1 - alpha/2):
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}отвергается{end} п
    else:
        print(f'Г-за случайности {label} {to_rus[column]} {start}принимается{end}


```

In [ ]:

```
from pandas.plotting import autocorrelation_plot
start = "\033[1m"
end = "\033[0;0m"
alpha = 0.05
for label in stocks_names:
    stock = sse_stocks[label]
    for column in ['log_return','Volume']:
        autocorrelation_test(stock, alpha, label, column)
        plt.figure(figsize=(8,6))
        autocorrelation_plot(stock[column].dropna())
        plt.title(f"График автокорреляции для {label} для {to_rus[column]}", size=1
    print()
```

```
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities доходности принимается  по крите
рию автокорреляции
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities доходности принимается  по крите
рию автокорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities доходности принимается  по крите
рию автокорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities доходности отвергается по критер
ию автокорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities объема продаж отвергается по кри
терию автокорреляции
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities объема продаж отвергается по кри
терию автокорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities объема продаж отвергается по кри
терию автокорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Financial services/Huatai Securities объема продаж отвергается по кри
терию автокорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway доходности принимается  по критерию авто
корреляции
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway доходности принимается  по критерию авто
корреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway доходности принимается  по критерию авто
корреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway доходности отвергается по критерию авток
орреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway объема продаж принимается  по критерию а
втокорреляции
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway объема продаж принимается  по критерию а
втокорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway объема продаж принимается  по критерию а
втокорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Rail transport/Daqin Railway объема продаж отвергается по критерию ав
токорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

Г-за случайности Construction/China Railway Construction доходности принимается  по кр
итерию автокорреляции
Г-за случайности Construction/China Railway Construction доходности принимается  по кр
итерию автокорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Construction/China Railway Construction доходности принимается  по кр
итерию автокорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Construction/China Railway Construction доходности отвергается по кри
терию автокорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Construction/China Railway Construction объема продаж отвергается по
 критерию автокорреляции
Г-за случайности Construction/China Railway Construction объема продаж отвергается по
 критерию автокорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Construction/China Railway Construction объема продаж отвергается по
 критерию автокорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Construction/China Railway Construction объема продаж отвергается по
 критерию автокорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining доходности принимается  по критерию авток
```

орреляции
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining доходности **принимается** по критерию авток орреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining доходности **принимается** по критерию авток орреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining доходности **отвергается** по критерию автоко рреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining объема продаж **отвергается** по критерию авт окорреляции
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining объема продаж **отвергается** по критерию авт окорреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining объема продаж **отвергается** по критерию авт окорреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Mining/Shandong Gold Mining объема продаж **отвергается** по критерию авт окорреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang доходности **принимается** по критерию автокорре ляции
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang доходности **принимается** по критерию автокорре ляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang доходности **принимается** по критерию автокорре ляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang доходности **отвергается** по критерию автокоррел яции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang объема продаж **отвергается** по критерию автокор реляции
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang объема продаж **отвергается** по критерию автокор реляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang объема продаж **отвергается** по критерию автокор реляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Other/Tsinghua Tongfang объема продаж **отвергается** по критерию автокор реляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai доходности **принимается** по критерию автокорр еляции
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai доходности **принимается** по критерию автокорр еляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai доходности **принимается** по критерию автокорр еляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai доходности **отвергается** по критерию автокорре ляции (со ст-кой Дюффа-Роя)
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai объема продаж **отвергается** по критерию автоко рреляции
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai объема продаж **отвергается** по критерию автоко рреляции (со ст-кой Морана)
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai объема продаж **отвергается** по критерию автоко рреляции (со ст-кой Люнга-Бокса)
Г-за случайности Banking/Bank of Shanghai объема продаж **отвергается** по критерию автоко рреляции (со ст-кой Дюффа-Роя)

График автокорреляции для Financial services/Huatai Securities для доходности

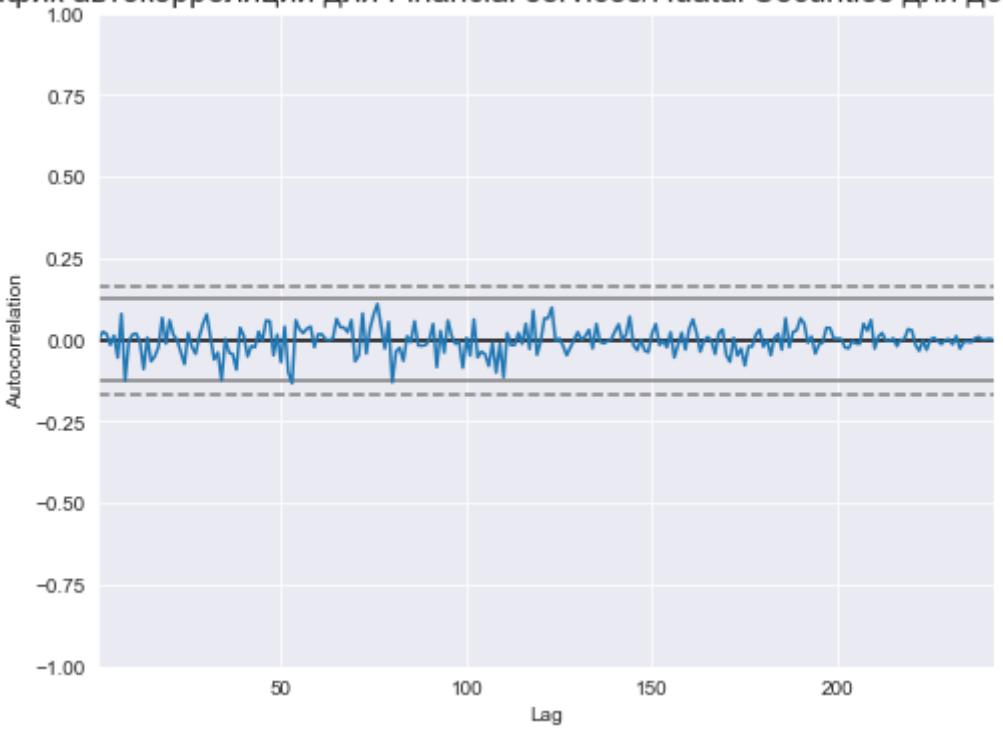


График автокорреляции для Financial services/Huatai Securities для объема продаж

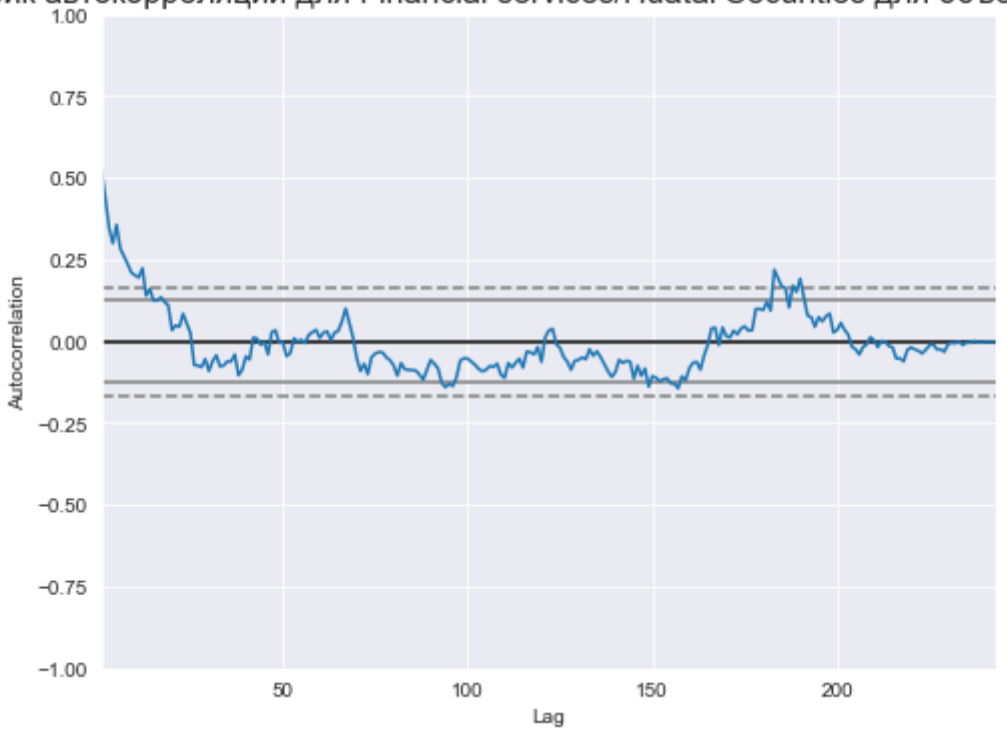


График автокорреляции для Rail transport/Daqin Railway для доходности

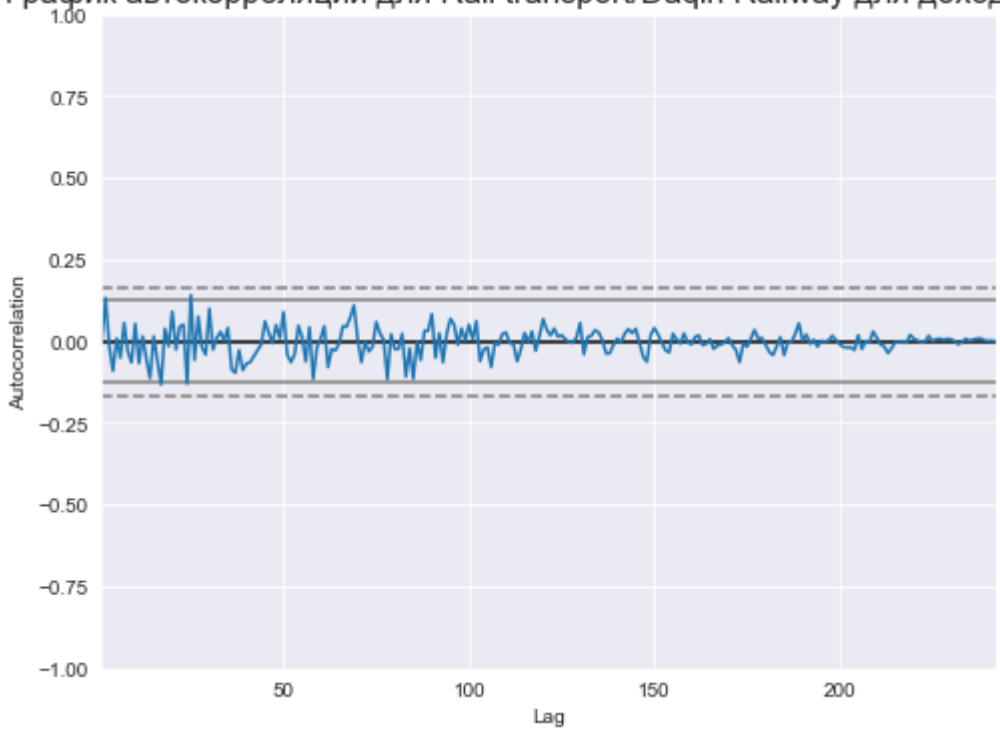


График автокорреляции для Rail transport/Daqin Railway для объема продаж

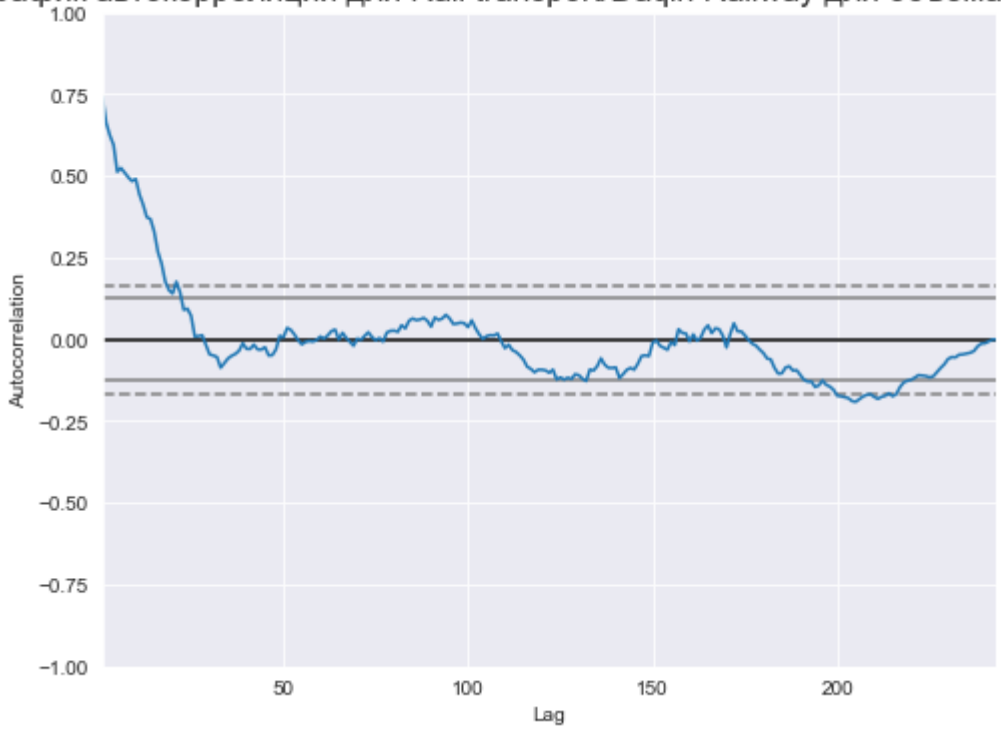


График автокорреляции для Construction/China Railway Construction для доходности

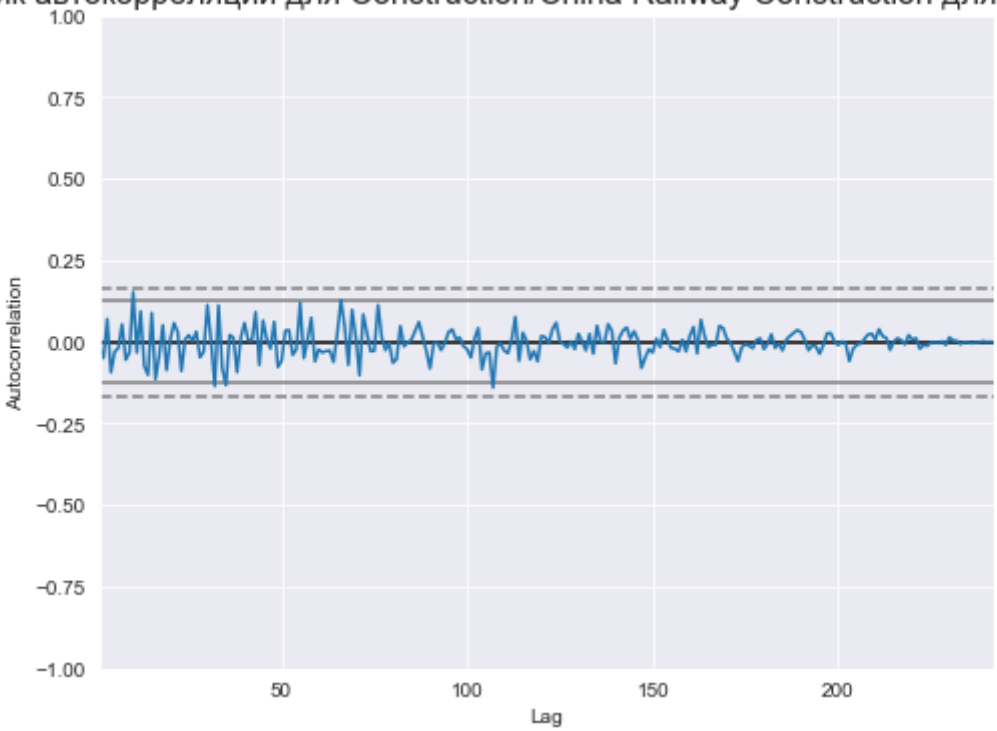


График автокорреляции для Construction/China Railway Construction для объема продаж

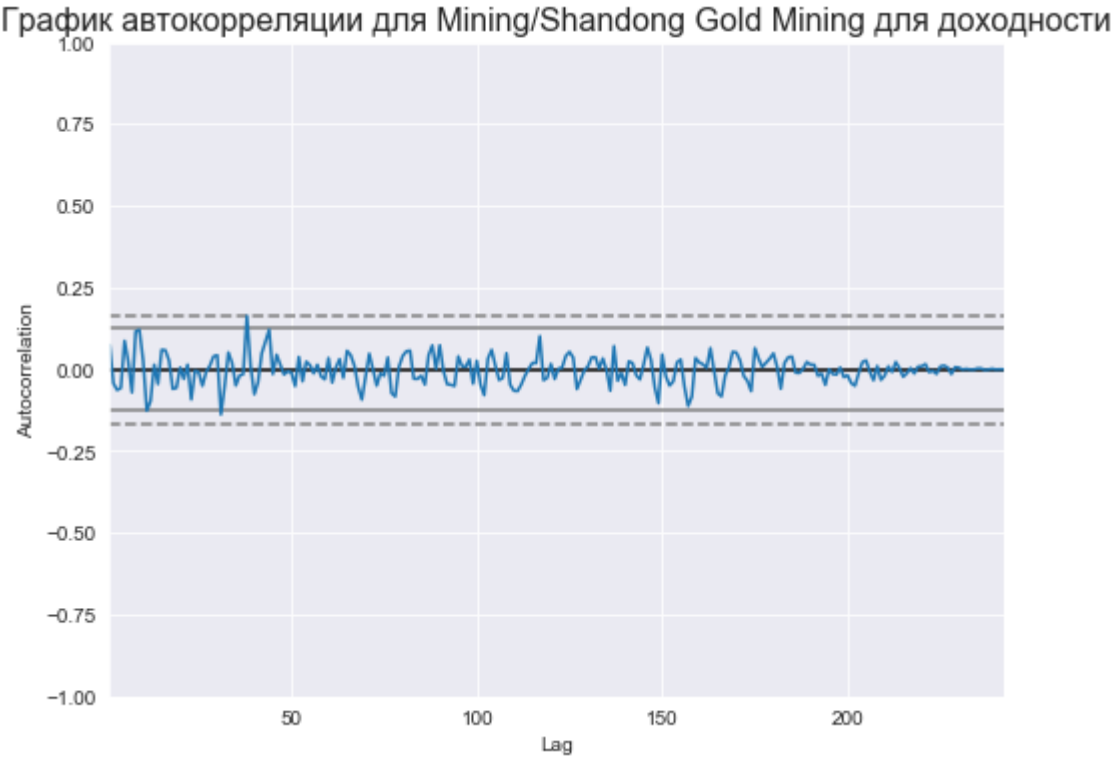


График автокорреляции для Mining/Shandong Gold Mining для доходности
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.75
−1.00
Autocorrelation
50
100
150
200
Lag

График автокорреляции для Mining/Shandong Gold Mining для объема продаж

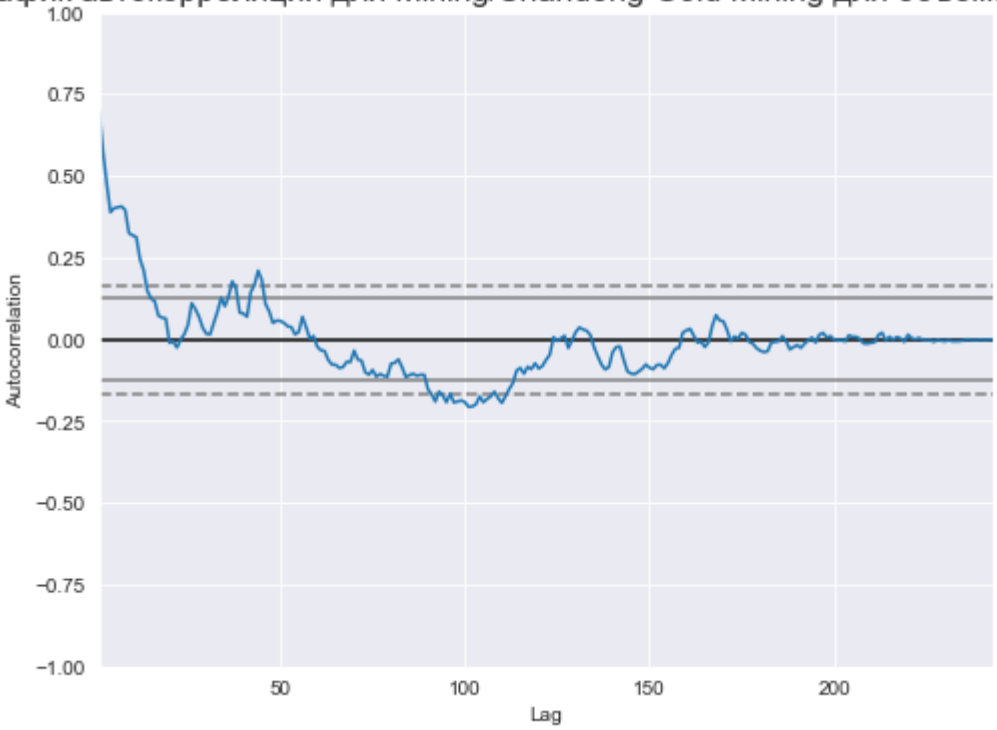


График автокорреляции для Other/Tsinghua Tongfang для доходности

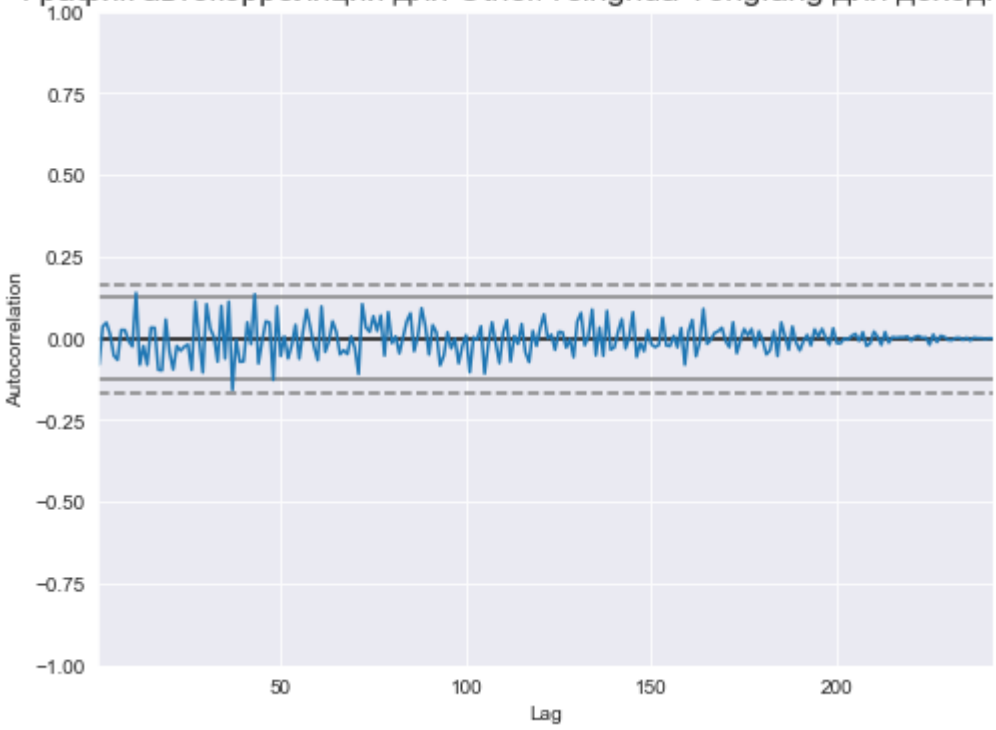
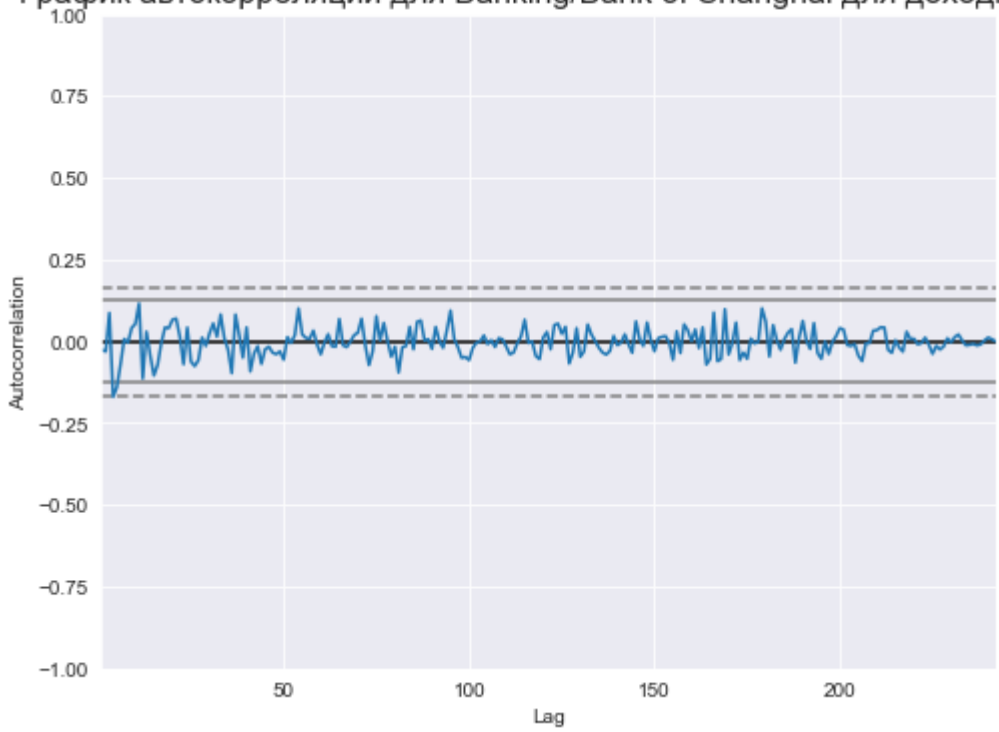
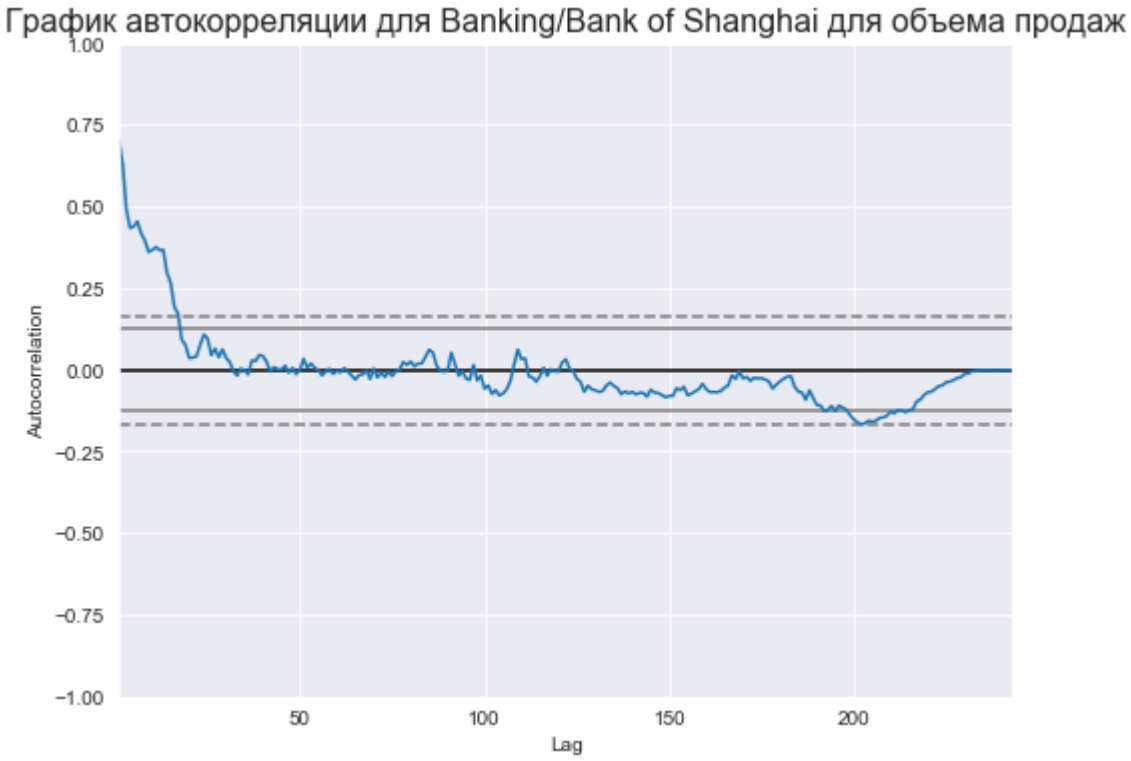


График автокорреляции для Other/Tsinghua Tongfang для объема продаж

График автокорреляции для Banking/Bank of Shanghai для доходности





Сравнительный анализ мощности критериев

Перед тем как подводить итоги по проверке гипотезы случайности, сравним между собой используемые нами критерии:

Ниже в порядке убывания мощности критерия расположены критерии, используемые в нашей работе.

№	Критерий
1	Критерий Инверсий
2	Автокорреляции
3	Морана
4	Люнга-Бокса
5	Дюффа-Роя

Итог

Список проверяемых активов(выборка):

- Banking/Bank of Jiangsu
- Automotive/SAIC Motor
- Construction/China Railway Construction

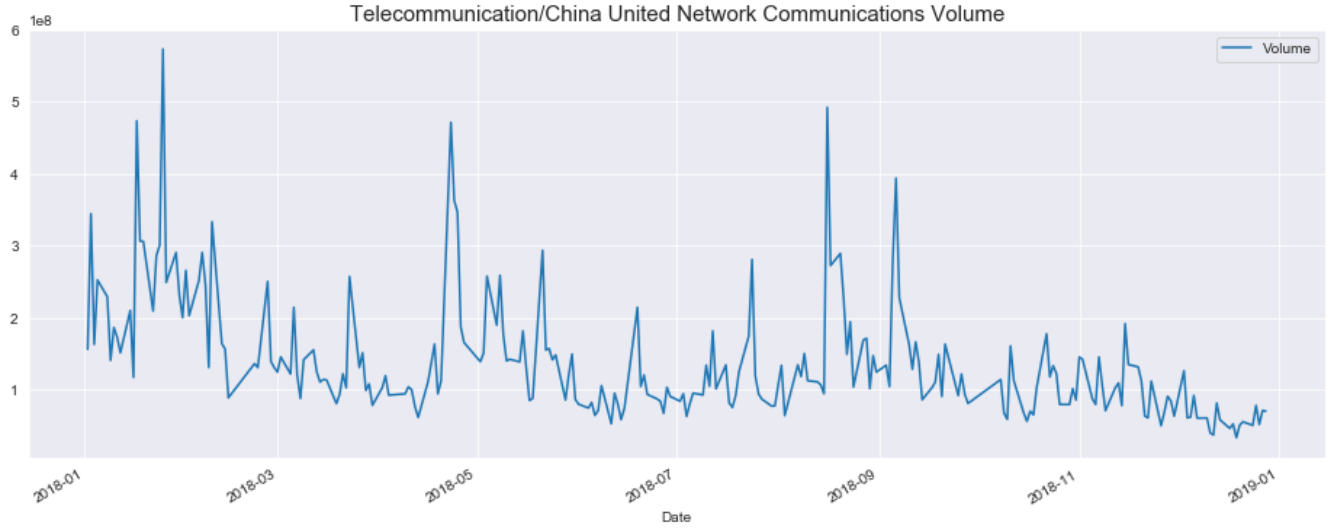
- Oil & gas/PetroChina
- Telecommunication/China United Network Communications

По результатам проверки гипотезы о случайности, можно сделать вывод, что данные по доходностям для всех активов в выборке являются случайными, так как гипотеза принимается всеми критериями, кроме критерия Дюффа-Роя, который отвергает гипотезу о случайности для всех активов в выборке. Но стоит заметить, что как мы указали выше, мощность этого критерия самая маленькая из чего можно сделать вывод, что отвергать гипотезу о случайности на основе него нельзя, при условии когда при других критериях она принимается.

Мы так же проверил проверку для данных по объему продаж и на ее основе можно сделать вывод, что данные по объему продаж не являются случайными, так как гипотеза отвергается большинством критереев. Исключение состовляет актив **Telecommunication/China United Network Communications**, для него гипотеза принимается по критерию автокорреляций, Морана и Люнга Бокса и отвергается критерием инверсий и Дюффа-Роя, но отсылаясь к замечению о мощностях критериев, мы можем сделать вывод, что гипотеза отвергается, так как критерий инверсий обладает самой высокой мощностью.

In [ ]:
```
# intresting_ticker = 'Mining/Shandong Gold Mining'
# sse_stocks[intresting_ticker].plot(y='Volume', grid=True, figsize=(16,6))
# plt.title(intresting_ticker+' Volume', size=15)
# pass
```

In [ ]:
```
intresting_ticker = 'Telecommunication/China United Network Communications'
sse_stocks[intresting_ticker].plot(y='Volume', grid=True, figsize=(16,6))
plt.title(intresting_ticker+' Volume', size=15)
pass
```



7. Выберите несколько интересных (значимых) активов рынка из разных производственных секторов. В предположении, что наблюдаемые доходности (объемы продаж) являются повторной выборкой из некоторого распределения, исследовать (выборочно) распределения доходностей и объемов продаж выбранных активов. Сделать выводы.

Для отбора значимых активов используется кэффициент sharp-ratio (1966) $S = \frac{R_a - R_f}{\sigma_a}$, где r_f - доходность безрискового актива (взята доходность Национального Банка Китая ($Bank of China Limited$)).

In [ ]:
```
sse_stat['Sharp'] = (sse_stat['mean_log_return']-sse_stat[sse_stat.industry == 'Ris
sse_stat['Sharp'] /= sse_stat['sigma']
sse_stat.sort_values(by='Sharp')[-10:]
```

Out[420]:

	sigma	E	names	mean_vol	mean_log_return	industry	Sharp
29	0.022834	-0.000440	Huatai Securities	4.980450e+07	-0.000440	Financial services	0.009472
42	0.015489	-0.000429	Daqin Railway	4.106944e+07	-0.000429	Rail transport	0.014680
13	0.014257	-0.000404	China Everbright Bank	1.007116e+08	-0.000404	Banking	0.017694
14	0.013062	-0.000403	Bank of China	1.560815e+08	-0.000403	Banking	0.019372
16	0.022858	-0.000200	China Railway Construction	4.434866e+07	-0.000200	Construction	0.019945
38	0.022151	-0.000175	Shandong Gold Mining	3.764042e+07	-0.000175	Mining	0.021717
10	0.015387	-0.000277	Agricultural Bank of China	3.317504e+08	-0.000277	Banking	0.024619
11	0.012276	-0.000336	Bank of Communications	9.692052e+07	-0.000336	Banking	0.026111
0	0.023446	-0.000042	Tsinghua Tongfang	1.591310e+07	-0.000042	Other	0.026187
9	0.014521	0.000351	Bank of Shanghai	3.694606e+07	0.000351	Banking	0.069367

Ожидаемо в список самых значимых активов по показателю sharp ratio вошло много банковских компаний (5/10), из этого списка взяты 5 остальных компаний и один банк в качестве значимых активов.

In [ ]:
```
# Удаляем из топ-10 компаний по sharp-ratio все банки, кроме Bank of Shanghai (макс

top_sharp_ratio = sse_stat.sort_values(by='Sharp')[-10:]
banking_index = top_sharp_ratio[top_sharp_ratio.industry == 'Banking'].index ^ [top
top_sharp_ratio = top_sharp_ratio.drop(banking_index)
stocks_names = list(top_sharp_ratio['industry'] + '/' + top_sharp_ratio['names'])
```

Сформированный список активов, наиболее интересных к рассмотрению ('Название области/ Название компании')

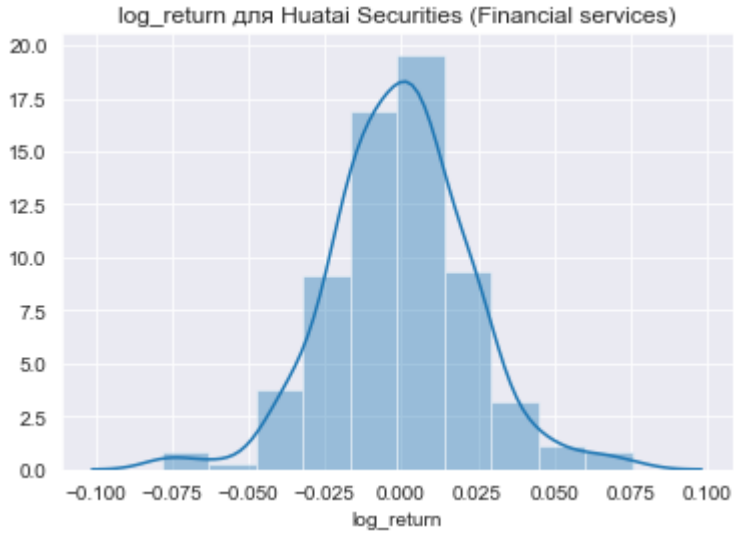
In [ ]:
```
stocks_names
```

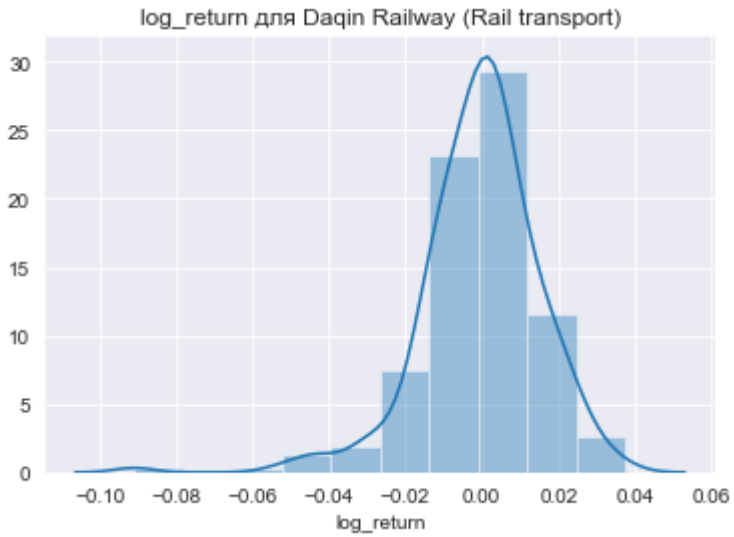
Out[82]:
```
['Financial services/Huatai Securities',
 'Rail transport/Daqin Railway',
 'Construction/China Railway Construction',
 'Mining/Shandong Gold Mining',
 'Other/Tsinghua Tongfang',
 'Banking/Bank of Shanghai']
```

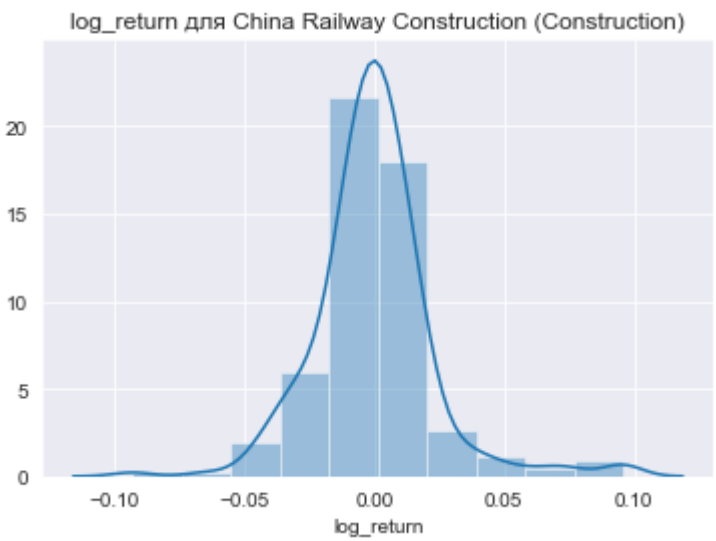
Предположим, что доходности выбранных активов имеют нормальное распределение, построим гистограммы доходностей.

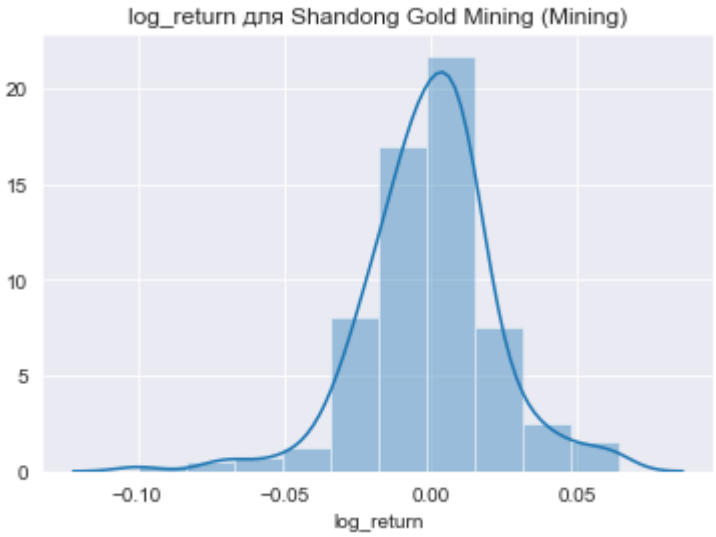
In [ ]:

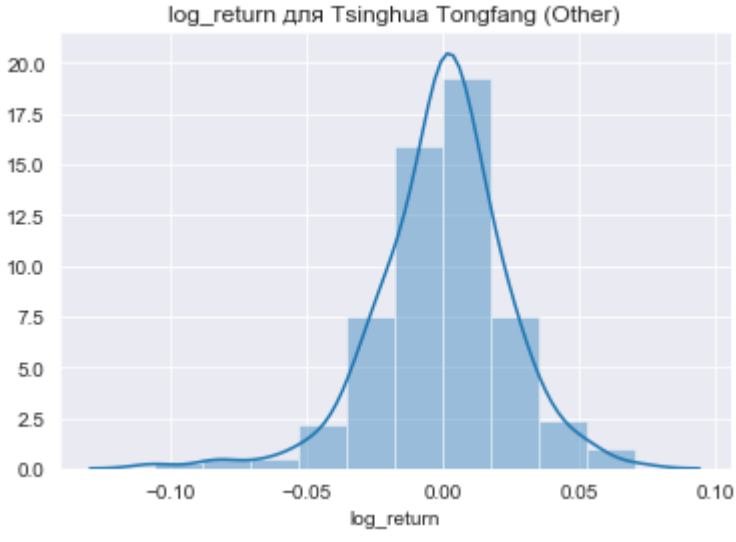
```
def plot_vs_pdf(labels, column):
    for label in labels:
        plt.grid()
        sns.distplot(sse_stocks[label][column], bins=10)
        plt.title("{} для {} ({})".format(column, label.split('/')[1], label.split(
        plt.show()
plot_vs_pdf(stocks_names, 'log_return')
```






log_return для China Railway Construction (Construction)
20
15
10
5
0
−0.10
−0.05
0.00
0.05
0.10
log_return


log_return для Shandong Gold Mining (Mining)
20
15
10
5
0
−0.10
−0.05
0.00
0.05
log_return


log_return для Tsinghua Tongfang (Other)
20.0
17.5
15.0
12.5
10.0
7.5
5.0
2.5
0.0
−0.10
−0.05
0.00
0.05
0.10
log_return

По построенным графикам нельзя сделать однозначного вывода, построим тесты для проверки гипотезы о нормальности распределения доходности с уровнем значимости $\alpha = 0.05$. Для тестирования гипотезы будем использовать тесты Шапиро-Вилка, Д'Агостино, Андерсона-Дарлинга

In [ ]:

```
from scipy.stats import shapiro, normaltest, anderson
tests = {"Shapiro-test" : shapiro,
         "D'Agostino-test" : normaltest,
         "Anderson-test" : anderson, }
def test_gipothesys(label, column, alfa=0.05):
    for test_name, test_f in tests.items():
        result = test_f(sse_stocks[label][column].dropna())
        if test_name == 'Anderson-test':
            statistic = result[0]
            answer = 'отклоняется' if statistic > result[1][2] else 'не отвергается
            print("\t Гипотеза {} {} {} {}, статистика={:3f}".format(start, answer,
        else:
            p_value = result[1]
            answer = 'не отвергается' if p_value > alfa else 'отклоняется'
            print("\t Гипотеза {} {} {} {}, p-value={:3f}".format(start, answer, en
```

In [ ]:

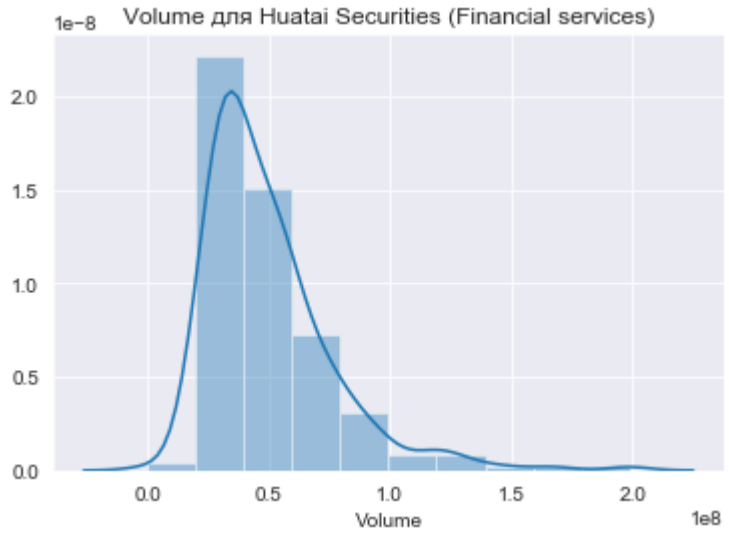
```
print('Доходности:\n\n')
for label in stocks_names:
    print("Для {}:".format(label))
    test_gipothesys(label, column='log_return')
```

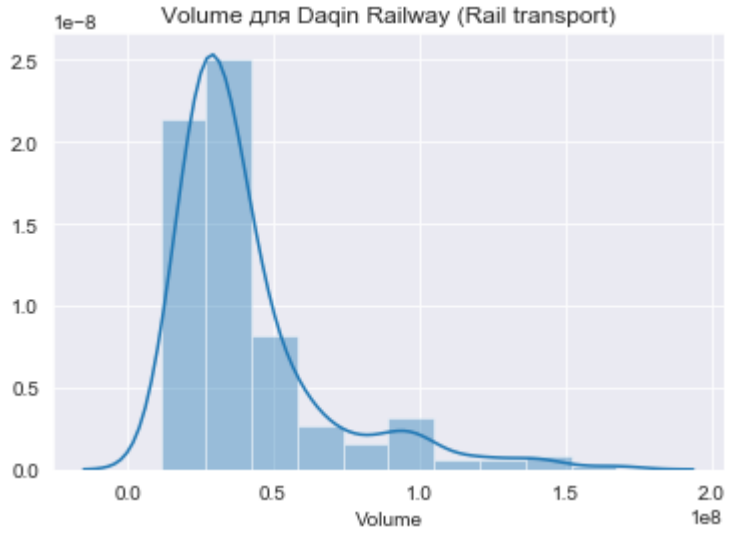
```
Доходности:


Для Financial services/Huatai Securities:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.010963
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.014842
         Гипотеза  не отвергается  Anderson-test, статистика=0.743349
Для Rail transport/Daqin Railway:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=2.254617
Для Construction/China Railway Construction:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=5.611971
Для Mining/Shandong Gold Mining:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000005
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000005
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=2.036096
Для Other/Tsinghua Tongfang:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000008
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=1.874294
Для Banking/Bank of Shanghai:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.001084
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000040
         Гипотеза  не отвергается  Anderson-test, статистика=0.755302
```

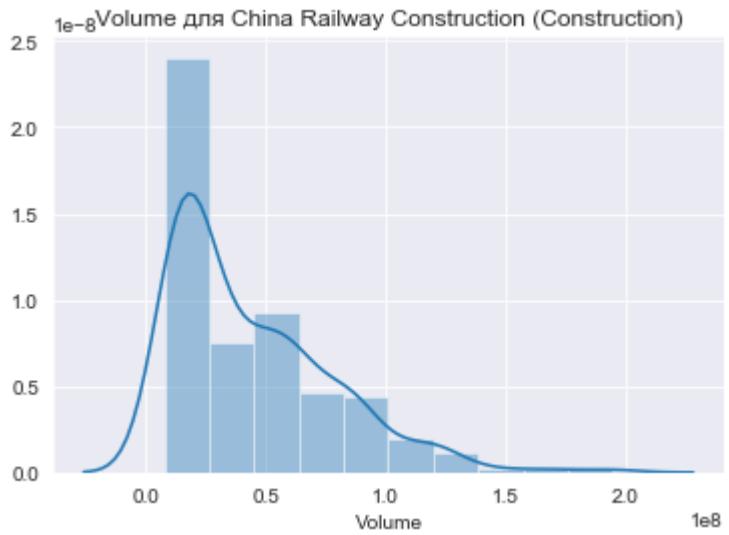
Гипотеза о нормальности распределения доходностей не подтвердилась, тесты опровергли гипотезу о нормальности. Для двух активов: Financial services/Huatai Securities и Banking/Bank of Shanghai по тесту Андерсона гипотеза о нормальности не отвергается.

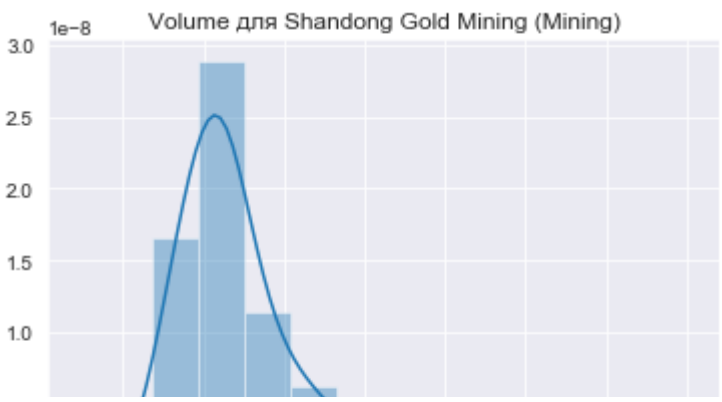
Сделаем аналогичное предположение по поводу объёма продаж.

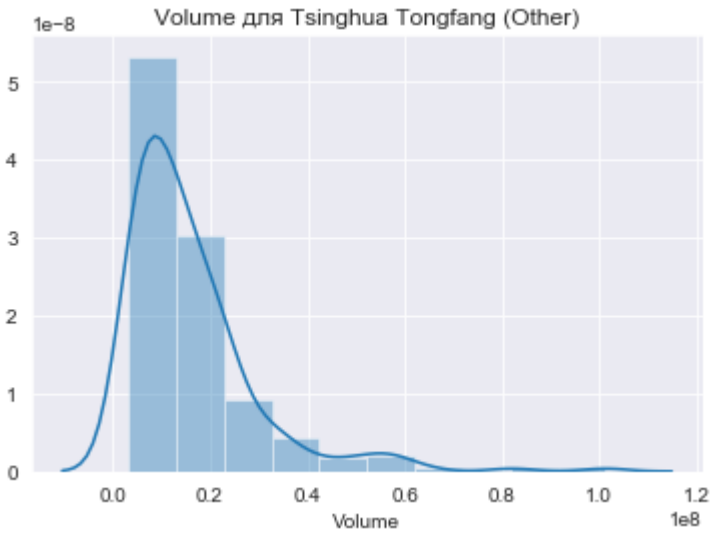
In [ ]:
```
1 plot_vs_pdf(stocks_names, 'Volume')
```

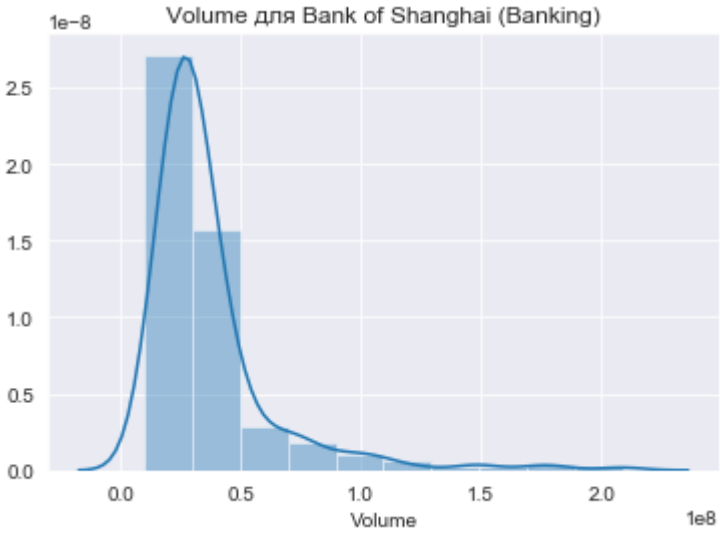







Volume для Shandong Gold Mining (Mining)
1e−8
3.0
2.5
2.0
1.5
1.0


Volume для Tsinghua Tongfang (Other)
1e−8
5
4
3
2
1
0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
1.2
Volume
1e8


Volume для Bank of Shanghai (Banking)
1e−8
2.5
2.0
1.5
1.0
0.5
0.0
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
Volume
1e8

In [ ]:

```
print('Объем продаж:\n\n')
for label in stocks_names:
    print("Для {}:".format(label))
    test_gipothesys(label, column='Volume')
```

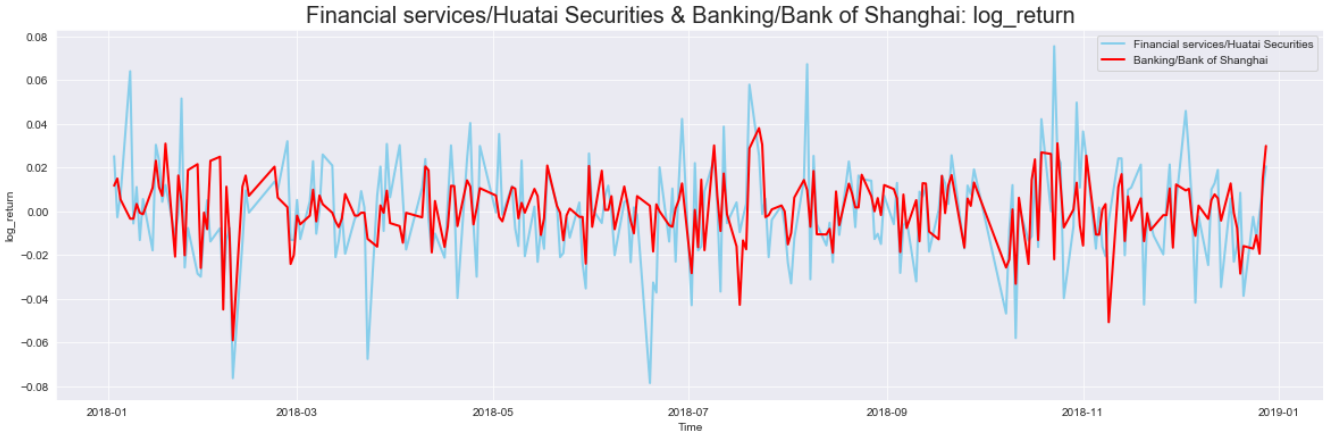
```
Объем продаж:


Для Financial services/Huatai Securities:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=9.272374
Для Rail transport/Daqin Railway:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=18.676122
Для Construction/China Railway Construction:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=9.349457
Для Mining/Shandong Gold Mining:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=10.781806
Для Other/Tsinghua Tongfang:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=13.719265
Для Banking/Bank of Shanghai:
         Гипотеза  отклоняется  Shapiro-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  D'Agostino-test, p-value=0.000000
         Гипотеза  отклоняется  Anderson-test, статистика=24.184374
```

Объём продаж выбранных активов также не имеет нормального распределения.

Рассмотрим 2 актива: 'Financial services/Huatai Securities', 'Banking/Bank of Shanghai'.
Эти два актива принадлежат двум смежным сферам - сфера фин. сервисов и банковская сфера.

In [ ]:

```
from matplotlib.pyplot import figure


def plot_2_stock(labels, y):
    stock1, names1 = sse_stocks[labels[0]], [labels[0]] * len(sse_stocks[labels[0]])
    stock2, names2 = sse_stocks[labels[1]], [labels[1]] * len(sse_stocks[labels[1]])
    y1 = sse_stocks[labels[0]][y]
    y2 = sse_stocks[labels[1]][y]
    x = sse_stocks[labels[0]].index.values

    figure(figsize=(20, 6))
    plt.grid()
    plt.plot(x, y1, marker='', color='skyblue', linewidth=2, label=labels[0])
    plt.plot(x, y2, marker='', color='red', linewidth=2, label=labels[1])
    plt.xlabel('Time')
    plt.ylabel(y)
    plt.legend()
    plt.title(' & '.join(labels)+': '+y, size=20)


plot_2_stock(['Financial services/Huatai Securities', 'Banking/Bank of Shanghai'],
```

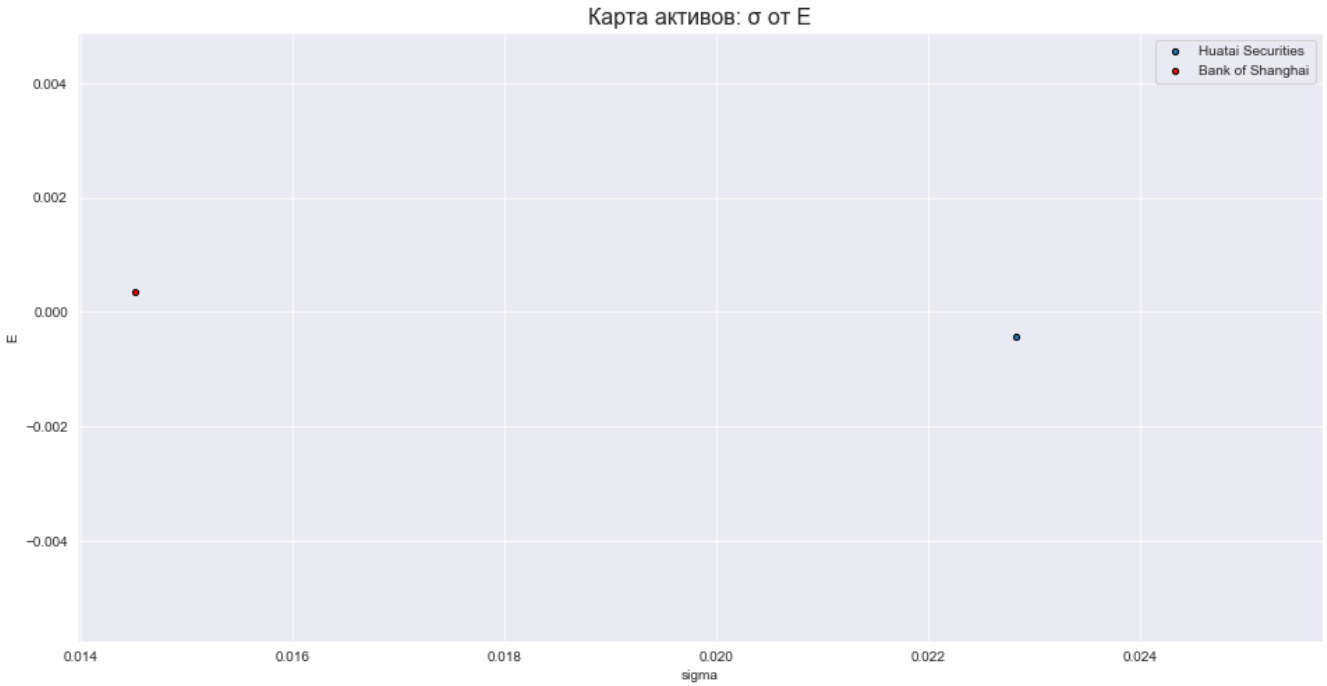


Из графика видно, что логарифмические доходности обоих активов ведут себя похожим образом.Т.е повышение и снижение доходностей происходит в одно и то же время.
Также можно отметить, что акции Bank of Shanghai показывают более стабильное поведение, достигая своего наименьшего (-0.05) и наибольшего (0.04) значений в более узком диапазоне, чем это делает Huatai Securities (-0.08) и (0.08) соответственно. Такую "стабильность" актива Bank of Shaghai можно объяснить тем, что этот банк является компанией, которая имеет одну из самых высоких доходностей в списке SSE50 и риск на уровне индекса рынка. В некотором смысле, этот актив можно считать безрисковым.

In [ ]:

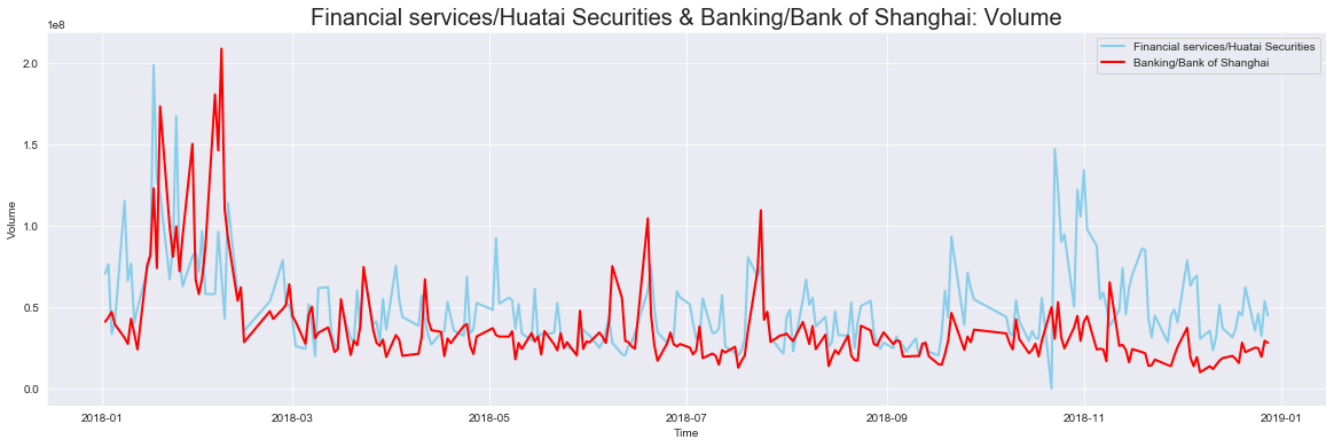
```
plt.figure(figsize=(16, 8))
stock1 = sse_stat[sse_stat.names == 'Huatai Securities']
stock2 = sse_stat[sse_stat.names == 'Bank of Shanghai']
ax = stock1.plot(x='sigma', y='E', s=np.log(stock1['mean_vol']),
                      kind='scatter',
                      figsize=(16, 8),
                      edgecolor='black',
                      label='Huatai Securities')
stock2.plot(x='sigma', y='E', s=np.log(stock2['mean_vol']), kind='scatter',
                edgecolor='black',
                grid=True,
                c='red',
                ax=ax,
                label='Bank of Shanghai')
plt.title("Карта активов: σ от E", size=16)
pass
```

```
<Figure size 1152x576 with 0 Axes>
```



Построив карту активов можно увидеть, что при сравнимом уровне объёмов продаж (размер точки) банк обладает низким риском (большей стабильностью активов), что и подтвердилось на графике (Time, Log_R)

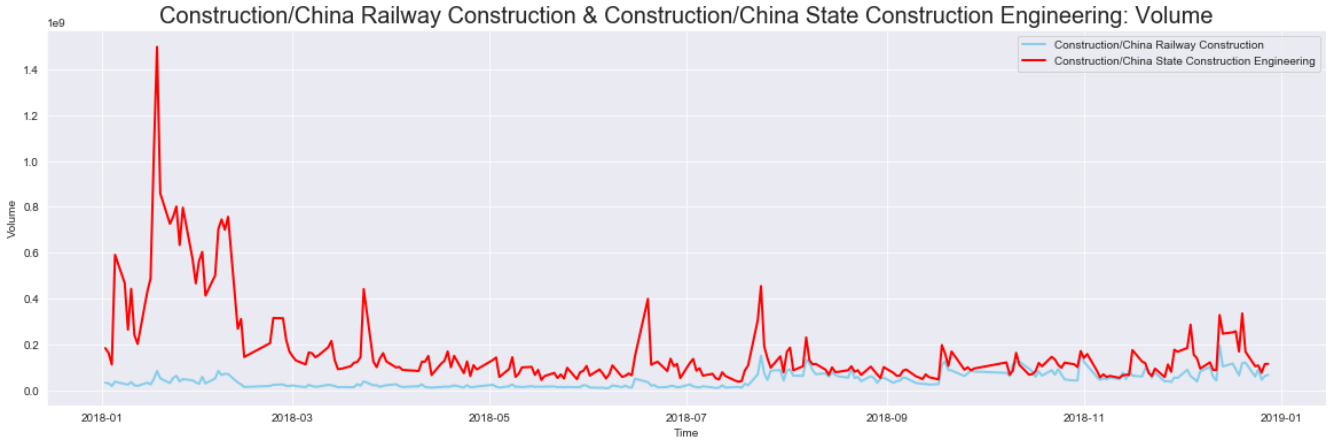
In [ ]:
```
plot_2_stock(['Financial services/Huatai Securities', 'Banking/Bank of Shanghai'],
```



Про зависимость объёмов продаж "Volume" можно сказать, что оба актива подчиняются одному тренду, если рассмотреть пиковые состояния - они имеют одинаковые направленности: "взлёты" и "падения" происходят в одни и те же моменты времени. Как пример, Янв-Фев 2018 - является временным отрезком, в который объёмы продаж обеих компаний максимальны. Такую специфику поведения можно объяснить тем, что активы относятся к одной сфере - сфере финансов.

- На графике видны пиковые объёмы продаж: 17 января 2018 г. для Huatai Securities, по данным службы информации РИА «Новый День»: "Эксперты связывают резкое падение стоимости криптоволют с введением регулирования рынка криптовалют, а также уходом мелких инвесторов, которые надеялись на колоссальную прибыль. Эксперты, опрошенные РБК, связали такую высокую волатильность с разочарованием мелких инвесторов. Вероятно, те, кто вложился в биткоин, надеялись на повторение декабрьских достижений, тогда курс криптовалюты перевалил за 20 тысяч долларов." Источник (https://newdaynews.ru/economy/625593.html)
- Если рассмотреть дату 7 февраля 2018 года, когда Bank of Shaghai имел самый высокий объём продаж, то можно найти два события, которые произошли в этот день в Китае: землетрясение на Тайване (https://www.interfax.ru/world/598966) и открытие перекрестных "Годов межрегионального сотрудничества России и Китая" (6-7 февраля) (https://rg.ru/2018/02/07/reg-dfo/chzhan-cinvej-my-prodvinem-sotrudnichestvo-knr-i-rf-na-novyj-uroven.html)

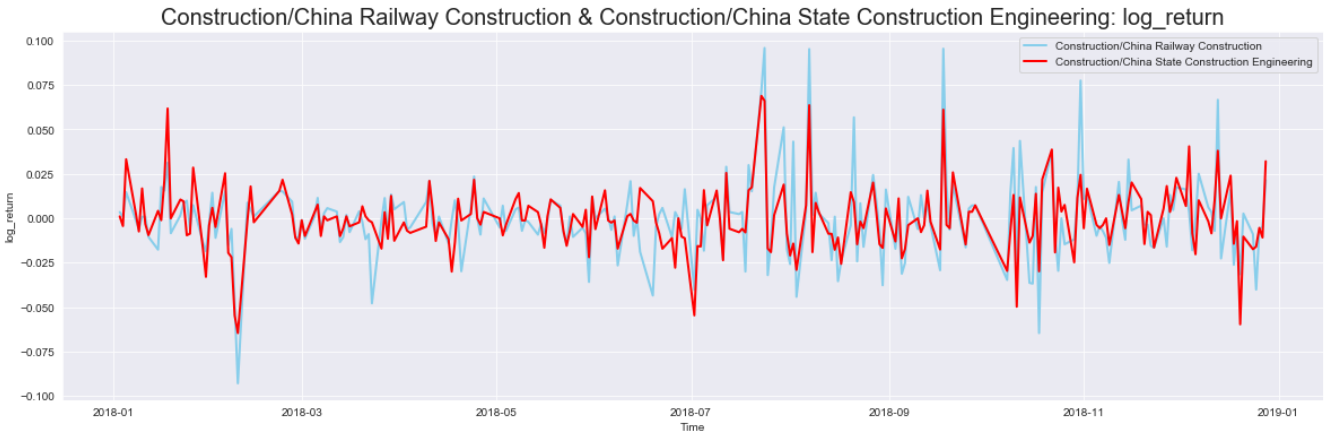
In [ ]:
```
plot_2_stock(['Construction/China Railway Construction',
              'Construction/China State Construction Engineering'],
             'Volume')
```



На данном графике видно, что события 18.01.2018 отразилась и на компании Construction/China State Construction Engineering - это крупнейшая строительная компания Китая, вероятно, это последствия урегулирования рынка криптоволют.

In [ ]:

```
plot_2_stock(['Construction/China Railway Construction',
              'Construction/China State Construction Engineering'],
             'log_return')
```



На данном графие видно, что доходность обеих компаний упала через день после открытия "годов межрегионального сотрудничества России и Китая, которые проводятся в 2018-2019 годах". Это может быть связано с открытием Международных транспортных коридоров: Приморье-1/2. Приморье-2 - это маршрут поставки грузов Россия-Китай, заключение сотрудничества Китая и России, который подразумевает обновление инфраструктуры и обслуживание ж/д.

8. Исследовать зависимости (выборочно) между доходностями различных активов с помощью техники анализа зависимостей. Сделайте анализ зависимостей между парами активов для активов из одного производственного сектора и для активов из разных производственных секторов. Сделайте анализ зависимости (выборочно) между доходностями и объемами продаж одного актива. Рассмотрите активы из разных производственных секторов.

Для того чтобы понять есть ли зависимость между случайными величинами, нам нужно посчитать корреляцию между ними.

In [ ]:

```python
# !pip install prettytable
from prettytable import PrettyTable

def generate_ascii_table(df):
    x = PrettyTable()
    x.field_names = df.columns.tolist()
    for row in df.values:
        x.add_row(row)
    print(x)
    return x

class CorrelationReporter:
    def __init__(self,stocks):
        self.stocks = stocks

    def get_corr_pd(self, stock1, stock2, keys):
        return pd.concat([stock1, stock2], axis=1, sort=False, keys=keys)

    def scatter_draw(self, stock1, stock2, keys):
        plt.grid()
        plt.scatter(stock1, stock2,c = 'blue', edgecolors='black')
        plt.xlabel(keys[0])
        plt.ylabel(keys[1])

    def __call__(self, label1, label2, value,value_2=None):
        if value_2 is None:
            stock1 = self.stocks[label1][value].dropna()
            stock2 = self.stocks[label2][value].dropna()
            keys = [label1, label2]
        else:
            stock1 = self.stocks[label1][value].dropna()
            stock2 = self.stocks[label2][value_2].dropna()
            keys = [value, value_2]

        if stock1.shape != stock2.shape:
            new_size = stock1.shape[0]
            stock1 = stock1[:new_size]
            stock2 = stock2[:new_size]

        concat_pd = self.get_corr_pd(stock1, stock2, keys)
        corr = concat_pd.corr()
        corr_value = np.corrcoef(stock1,stock2)[0][1]
        self.scatter_draw(stock1,stock2,keys)
        plt.title(label1+' & '+label2, size=15)
        plt.show()
        generate_ascii_table(corr)
        if value_2 is None:
            print(f'Коэфф. корреляции  между {label1} и {label2} по {value} равен {
        else:
            print(f'Коэфф. корреляции  между {label1} {value} и {label1} {value_2}
```

Теперь рассмотрим корреляцию на наших данных.

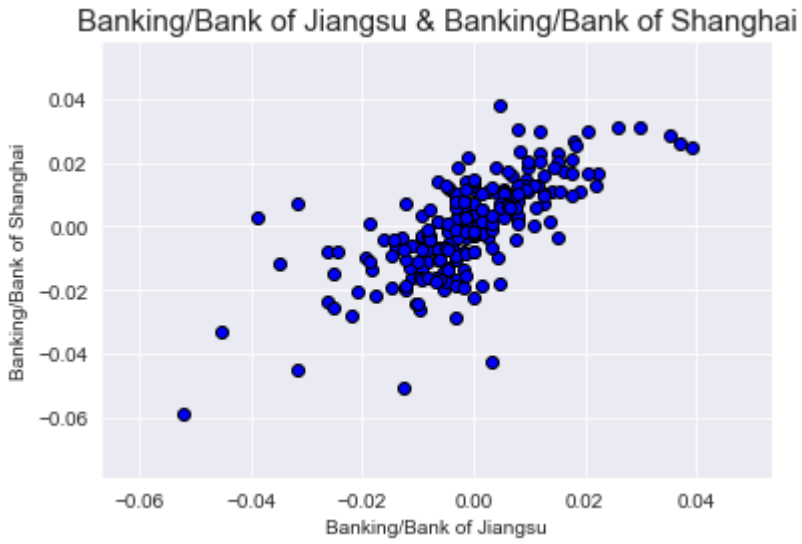
Активы используются из задания 7.

- Financial services/Huatai Securities'
- Rail transport/Daqin Railway'
- Construction/China Railway Construction'
- Mining/Shandong Gold Mining'
- Other/Tsinghua Tongfang'
- Banking/Bank of Shanghai'

Анализ зависимости доходностей у активов из одного производственного сектора:

Banking

In [ ]:
```
corr_reporter = CorrelationReporter(sse_stocks)
corr_reporter('Banking/Bank of Jiangsu','Banking/Bank of Shanghai', 'log_return')
```



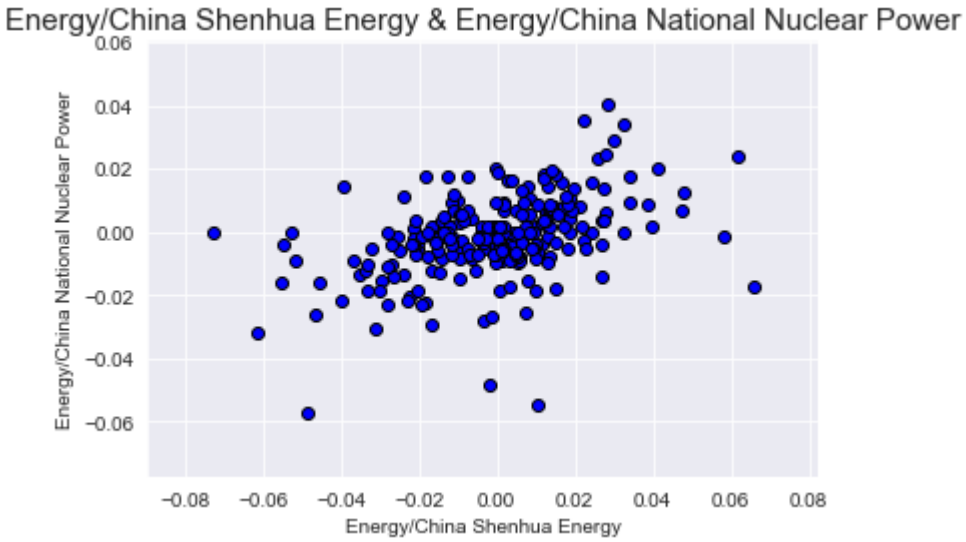

```
+--------------------------+--------------------------+
| Banking/Bank of Jiangsu | Banking/Bank of Shanghai |
+--------------------------+--------------------------+
|           1.0            |    0.7027431203952196    |
|    0.7027431203952196    |           1.0            |
+--------------------------+--------------------------+
Коэфф. корреляции  между Banking/Bank of Jiangsu и Banking/Bank of Shanghai по log_ret
urn равен 0.703
```

Коэфициент корреляции 0.70 говорит о достаточно сильной линейной зависимости, которую можно заметить на графике.

Актив **Banking/Bank of Jiangsu** и **Banking/Bank of Shanghai** из банкирского производственного сектора **зависимы** между собой.

Energy

In [ ]:
```
1 corr_reporter('Energy/China Shenhua Energy' , 'Energy/China National Nuclear Power'
```



Energy/China Shenhua Energy	Energy/China National Nuclear Power
1.0	0.439908101495939
0.439908101495939	1.0

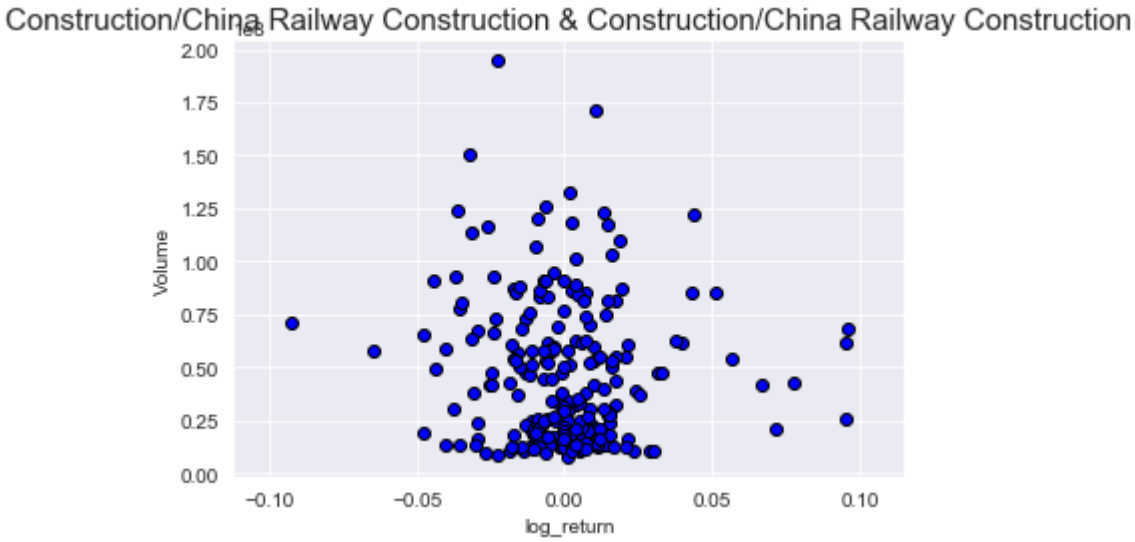
```
Коэфф. корреляции  между Energy/China Shenhua Energy и Energy/China National Nuclear P
ower по log_return равен 0.44
```

Коэфициент корреляции 0.43 является положительной корреляцией, что говорит о прямой зависимости двух активов.

Актив **Energy/China Shenhua Energy** и **Energy/China National Nuclear Power** из энергетического производственного сектора **зависимы** между собой.

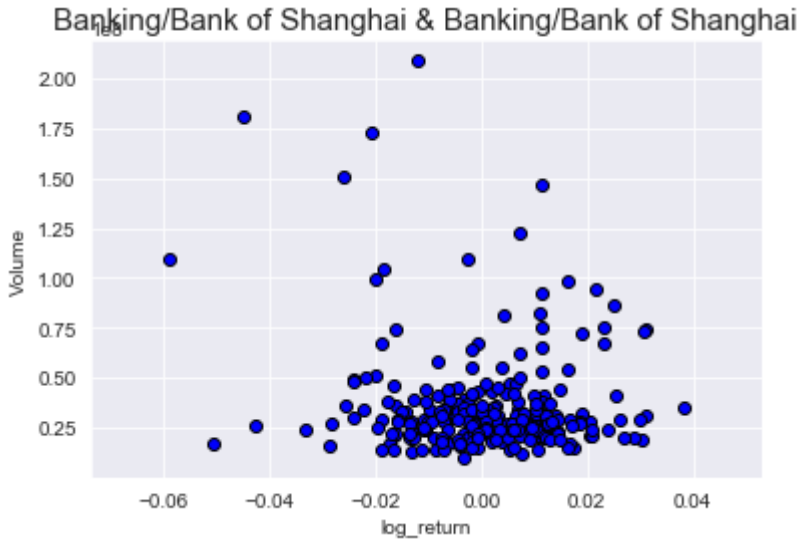
Анализ зависимости объема продаж с доходностями у одного актива

In [ ]:
```
corr_reporter('Construction/China Railway Construction' ,
              'Construction/China Railway Construction', 'log_return', 'Volume')
```



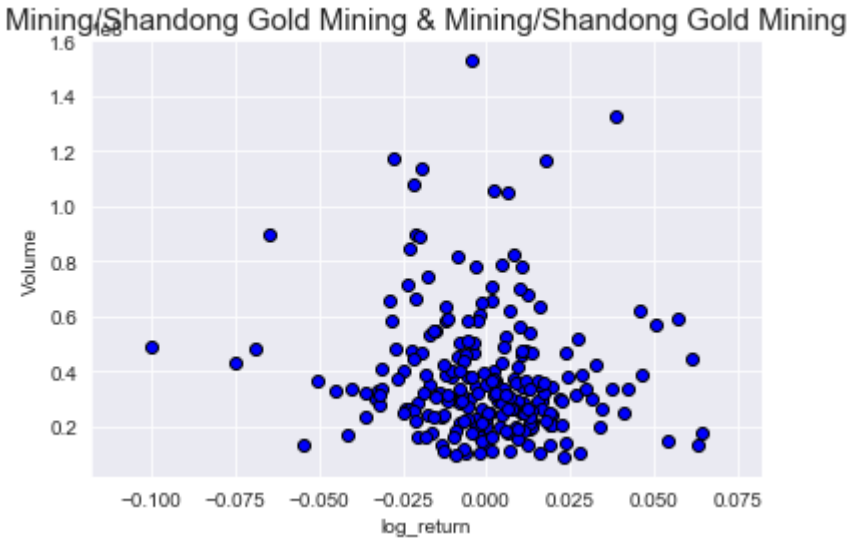

```
+--------------------+--------------------+
|      log_return    |        Volume      |
+--------------------+--------------------+
|         1.0        | 0.27695173557642705 |
| 0.27695173557642705 |         1.0        |
+--------------------+--------------------+
Коэфф. корреляции  между Construction/China Railway Construction log_return и Construc
tion/China Railway Construction Volume  равен -0.065
```

In [ ]:
```
corr_reporter('Banking/Bank of Shanghai' , 'Banking/Bank of Shanghai', 'log_return'
```




```
+--------------------+--------------------+
|      log_return    |        Volume      |
+--------------------+--------------------+
|         1.0        | 0.14762482144540262 |
| 0.14762482144540262 |         1.0        |
+--------------------+--------------------+
Коэфф. корреляции  между Banking/Bank of Shanghai log_return и Banking/Bank of Shangha
i Volume  равен -0.123
```

In [ ]:
```
1 corr_reporter('Mining/Shandong Gold Mining', 'Mining/Shandong Gold Mining', 'log_re
```



log_return	Volume
1.0	0.19955882436155534
0.19955882436155534	1.0

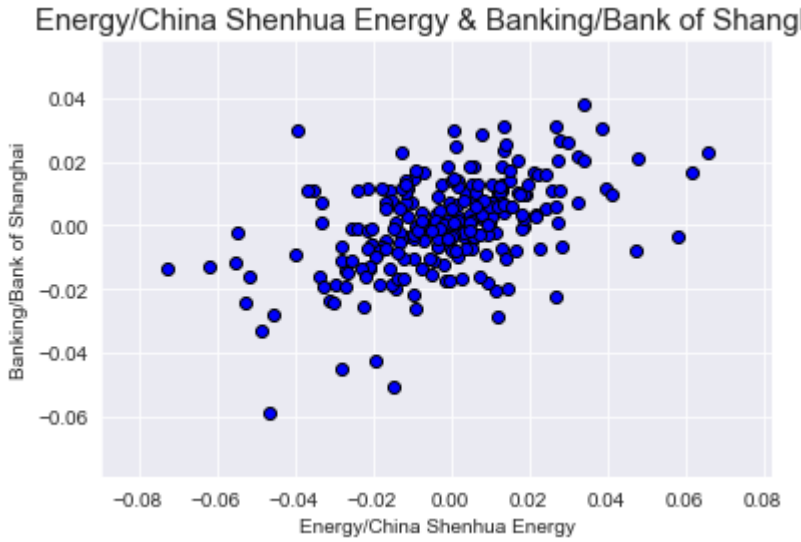
Коэфф. корреляции между Mining/Shandong Gold Mining log_return и Mining/Shandong Gold Mining Volume равен -0.116

Коэффициент корреляции отрицательный и близок к нулю, что говорит об отсутствие зависимости между доходностями и объемом продаж у активов.

Анализ зависимости доходностей у активов из разных производственных секторов

Energy & Banking

In [ ]:
```
1 corr_reporter('Energy/China Shenhua Energy' , 'Banking/Bank of Shanghai', 'log_retu
```



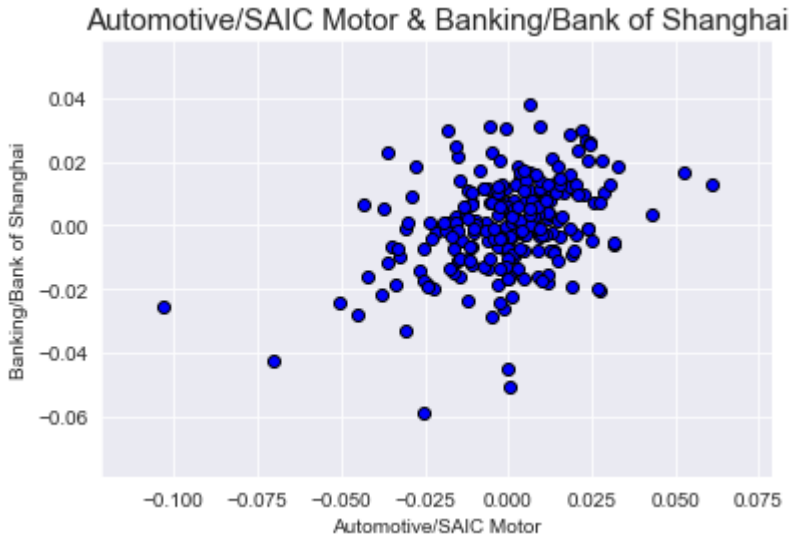

```
+-----------------------------+--------------------------+
| Energy/China Shenhua Energy | Banking/Bank of Shanghai |
+-----------------------------+--------------------------+
|             1.0             |    0.4859425677282898    |
|     0.4859425677282898      |           1.0            |
+-----------------------------+--------------------------+
Коэфф. корреляции  между Energy/China Shenhua Energy и Banking/Bank of Shanghai по log
_return равен 0.486
```

Коэфициент корреляции 0.49 говорит о наличие линейной зависимости, которую можно заметить на графике.

Актив **Energy/China Shenhua Energy** и **'Banking/Bank of Shanghai'** из из разных производственных секторов **зависимы** между собой. Это может быть обусловлено влиянием сфер друг на друга или же наличием общих внешних факторов.

Automotive & Banking

In [ ]:
```
1 corr_reporter('Automotive/SAIC Motor' , 'Banking/Bank of Shanghai', 'log_return')
```



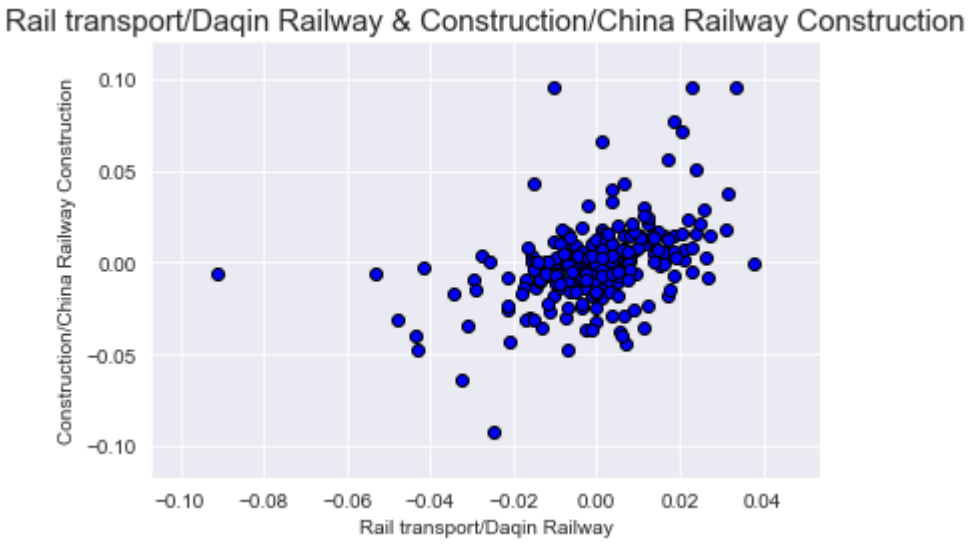

```
+-----------------------+--------------------------+
| Automotive/SAIC Motor | Banking/Bank of Shanghai |
+-----------------------+--------------------------+
|          1.0          |   0.36529080431102295    |
|  0.36529080431102295  |          1.0             |
+-----------------------+--------------------------+
Коэфф. корреляции  между Automotive/SAIC Motor и Banking/Bank of Shanghai по log_retur
n равен 0.365
```

Коэфициент корреляции 0.36 говорит о наличие линейной зависимости.

Актив **Automotive/SAIC Motor** и **Banking/Bank of Shanghai** из разных производственных секторов **зависимы** между собой.

Rail transport & Construction

In [ ]:
```
1 corr_reporter('Rail transport/Daqin Railway' , 'Construction/China Railway Construc
```




```
+-----------------------------+-----------------------------------------+
| Rail transport/Daqin Railway | Construction/China Railway Construction |
+-----------------------------+-----------------------------------------+
|             1.0             |          0.43014312418539563            |
|     0.43014312418539563     |                  1.0                    |
+-----------------------------+-----------------------------------------+
Коэфф. корреляции  между Rail transport/Daqin Railway и Construction/China Railway Con
struction по log_return равен 0.43
```

Коэфициент корреляции 0.43 говорит о наличие линейной зависимости.

Актив **Rail transport/Daqin Railway** и **Construction/China Railway Construction** из разных производственных секторов **зависимы** между собой. Это объяснимо тем, что хотя производственные секторы и разные, тематически компании связяаны между собой.

9. Бонус. Попробуйте найти что-нибудь интересное (необычное) на вашем рынке. Используйте любые известные вам методы анализа данных (data mining).

In [ ]:
```
ax = sse50.plot(y='Close', grid=True, figsize=(16,6), style='k--')
sse50.plot(y='High', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
sse50.plot(y='Low', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
plt.show()
```

In [ ]:
```
sse50_2017 = yf.download('^SSE50', start='2016-01-01', end='2020-01-01', progress=T
ax = sse50_2017.plot(y='Close', grid=True, figsize=(16,6), style='k--')
sse50_2017.plot(y='High', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
sse50_2017.plot(y='Low', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax)
plt.show()
```

```
[**********************100%**********************]  1 of 1 completed
```

In [ ]:
```
loss = (1 - sse50['Close'].iloc[-10:-1].mean() / sse50['Close'].iloc[0:10].mean())
print('Фондовый рынок КНР испытал %.2f%s потерю за 2018 год' %(loss,'%'))
```

```
Фондовый рынок КНР испытал 21.31% потерю за 2018 год
```

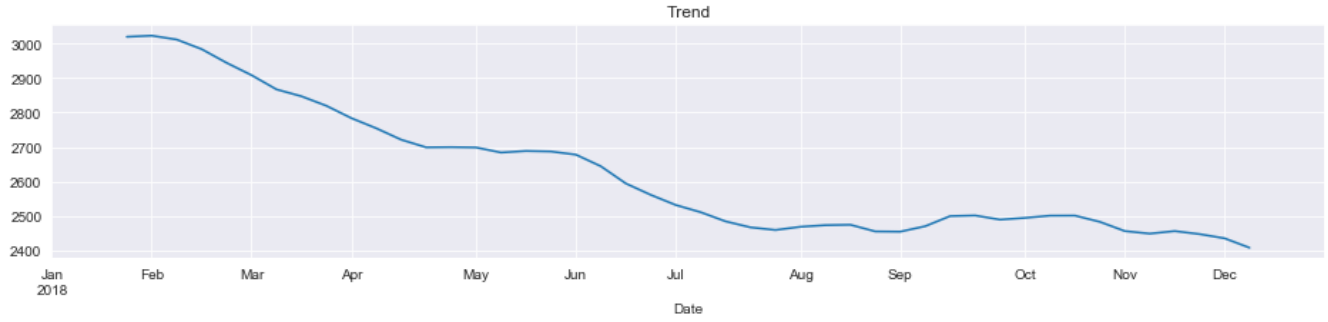
Комментарий:
Китайская экономика считается в последние года самой быстрорастущей, что ожидалось и увидеться в данных по фондовомы рынку Китая за 2018 год. Однако, исходя из данных за 2018 год

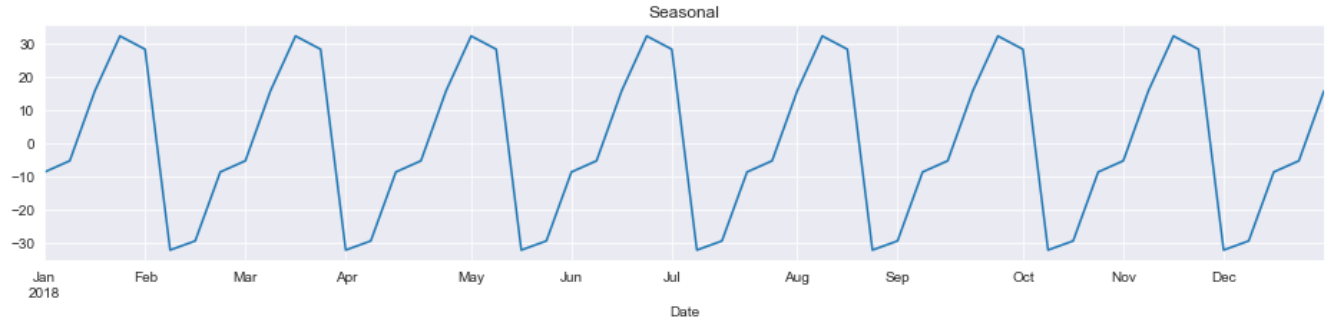
Китайский рынок (по индексу SSE50) претерпевал постоянные убытки, которые вылились в около 22% потери.
Такое нетипичное поведение Китайского рынка может быть вызвано двумя факторами (https://www.cnbc.com/2018/12/31/china-markets-2018-performance-was-worst-in-a-decade.html):

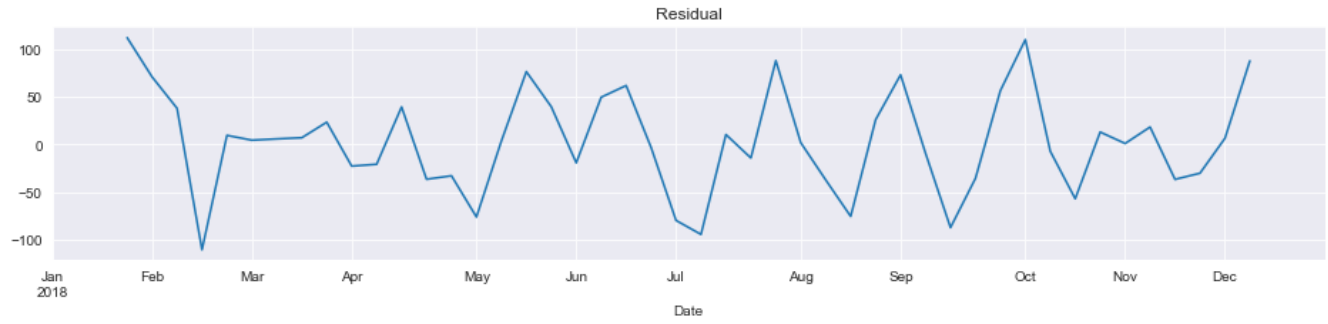
- продолжающаяся торговая война между Пекином и Вашингтоном
- Еще до эскалации торговой напряженности с США в этом году Пекин уже пытался справиться с замедлением роста своей экономики после трех десятилетий головокружительного роста.

In [ ]:

```
import statsmodels.api as sm

sse50_month = sse50['Close'].resample('W').mean()
sse50_month = sse50_month.fillna(sse50_month.mean())
# sse50_month.plot(y='Close', grid=True, figsize=(16,6), style='k--', label='Close'

decomposition = sm.tsa.seasonal_decompose(sse50_month, period=7)
plt.figure(figsize=(16,3))
decomposition.trend.plot()
plt.grid()
plt.title('Trend')
plt.show()
plt.figure(figsize=(16,3))
decomposition.seasonal.plot()
plt.grid()
plt.title('Seasonal')
plt.show()
plt.figure(figsize=(16,3))
decomposition.resid.plot()
plt.grid()
plt.title('Residual')
pass

```

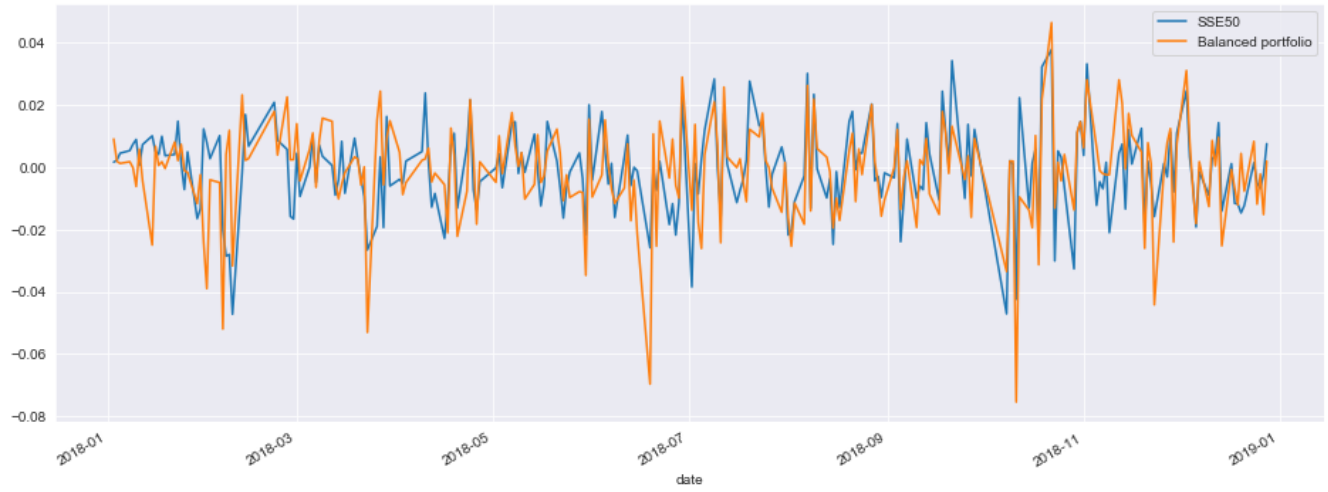






In [ ]:

```
1 ax = sse50.plot(y='log_return', grid=True, figsize=(16,6), label='SSE50')
2 portfolio.plot(y='balanced_log_return', grid=True, figsize=(16,6), ax=ax, label='Ba
3 plt.show()
```



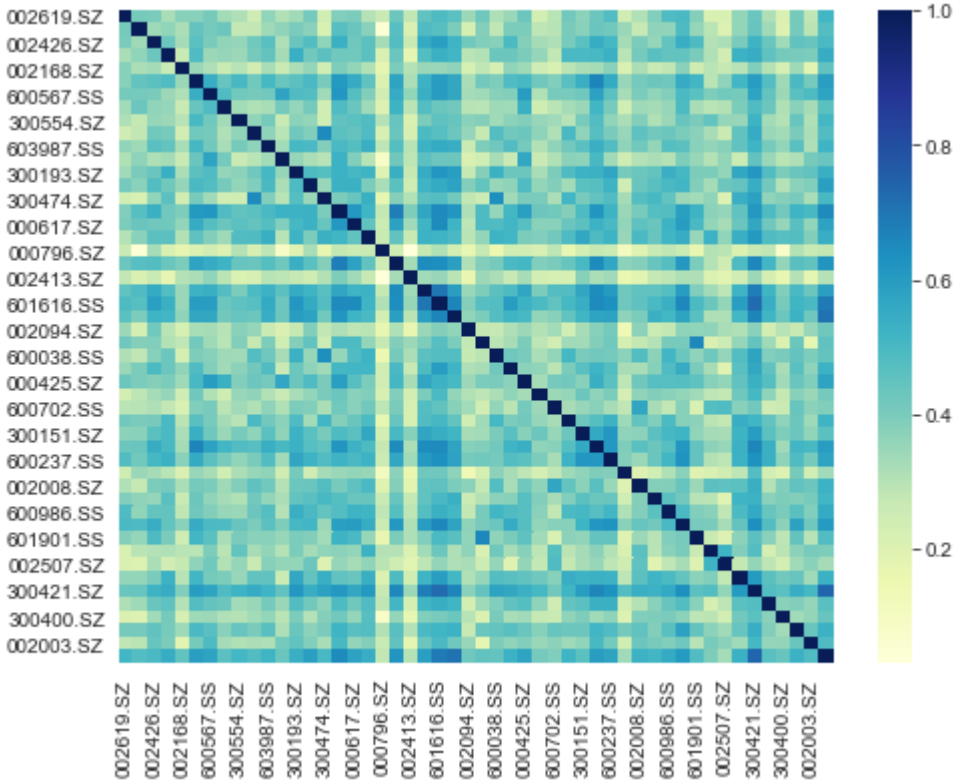
In [ ]:

```
1 cor = portfolio.corr()
```

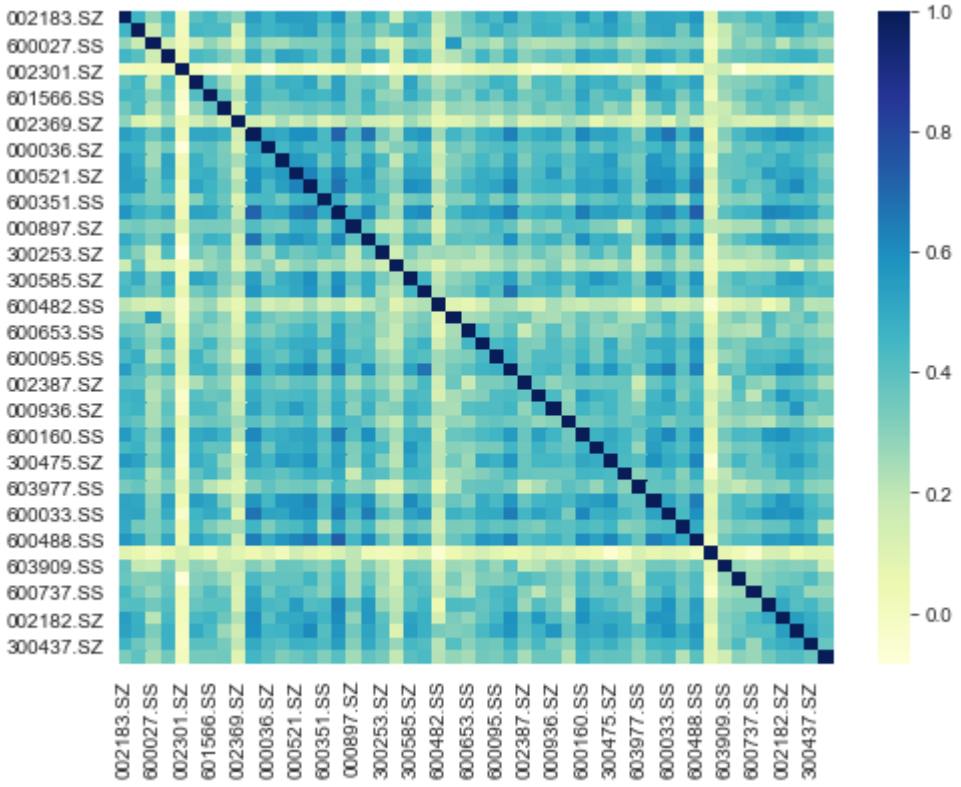
In [ ]:

```
for i in range(3):
    print('Случайная выборка 20 активов и их корреляция %d' % (i+1))
    sample20 = cor.sample(n=50, axis=0)
    sample20 = sample20[sample20.index]
    plt.figure(figsize=(8,6))
    sns.heatmap(sample20[sample20.index], cmap="YlGnBu")
    plt.show()
```

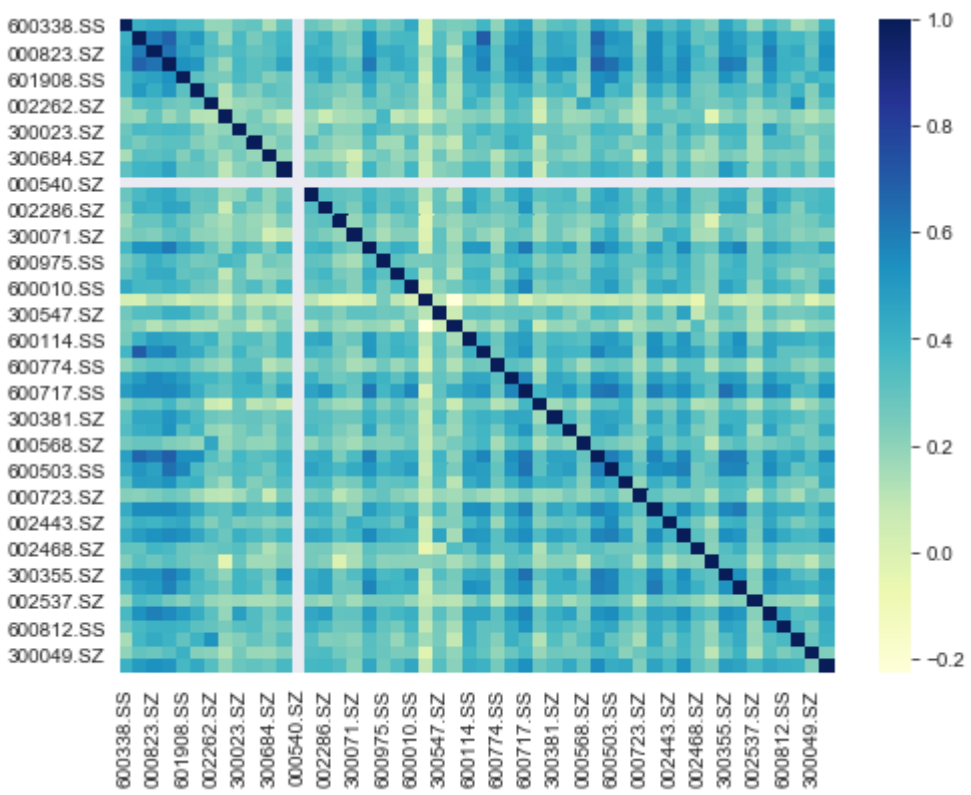
Случайная выборка 20 активов и их корреляция 1



Случайная выборка 20 активов и их корреляция 2



Случайная выборка 20 активов и их корреляция 3

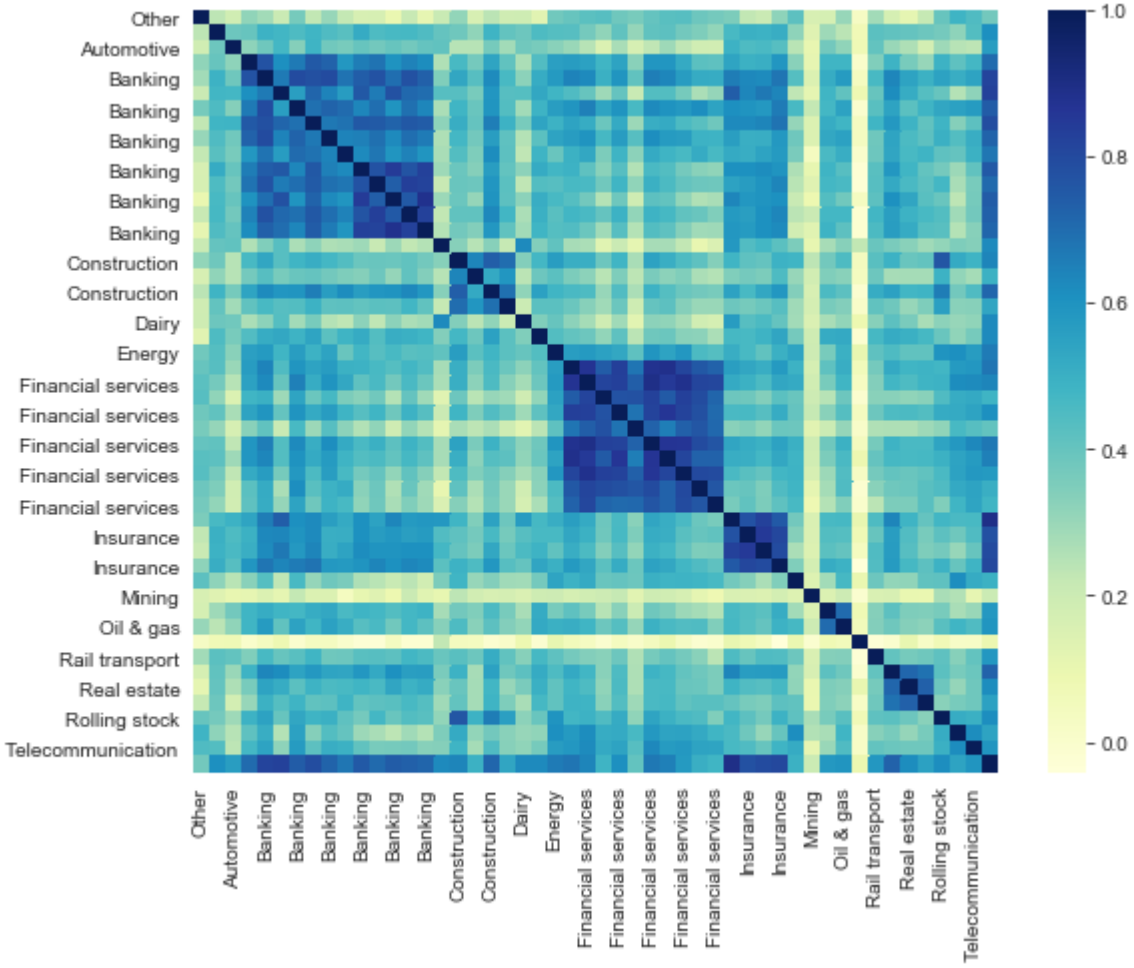


In [ ]:

```
sse_portfolio = pd.DataFrame.from_dict({'date':stocks[symbols[0]].index})
for symbol in list(sse_stocks.keys()):
    try:
        sse_portfolio[symbol] = list(sse_stocks[symbol]['return'])
    except Exception as e:
        continue
sse_portfolio = sse_portfolio.dropna()
sse_portfolio = sse_portfolio.set_index('date')
```

In [ ]:

```
sse_portfolio.columns = [col[:col.index('/')] for col in sse_portfolio.columns]
sse_cor = sse_portfolio.corr()
plt.figure(figsize=(9,7))
sns.heatmap(sse_cor, cmap="YlGnBu")
plt.show()
```



Комментарий: Можем заметить ожидаемую положительную корреляцию между активами внутри своих секторов.

Попробуем спрогнозировать цену акций индекса SSE50 в 2018 году по данным 2017 года

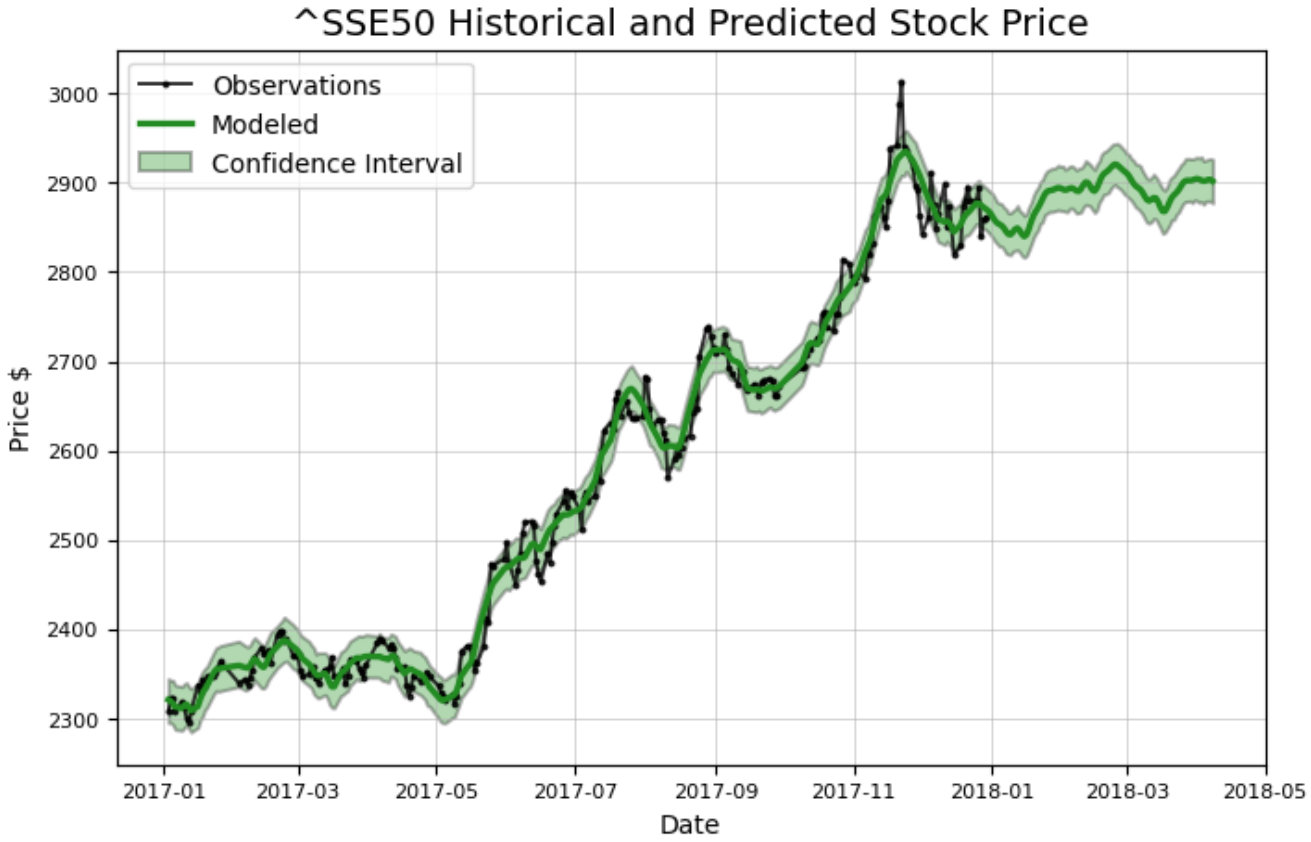
Для этого воспоьльзуемся инструментом [prophet (facebook) (https://facebook.github.io/prophet/)](https://facebook.github.io/prophet/)

Prophet - это процедура прогнозирования данных временных рядов на основе аддитивной модели, в которой нелинейные тренды согласуются с годовой, недельной и ежедневной сезонностью плюс праздничные эффекты. Он лучше всего работает с временными рядами, которые имеют сильные сезонные эффекты и несколько сезонов исторических данных. Prophet устойчив к отсутствию данных и сдвигам в тренде и, как правило, хорошо справляется с выбросами.

In [3]:

```
sse_50_2017 = Stocker('^SSE50', "2017-01-01", "2017-12-31")
model, model_data = sse_50_2017.create_prophet_model(days=100)
```

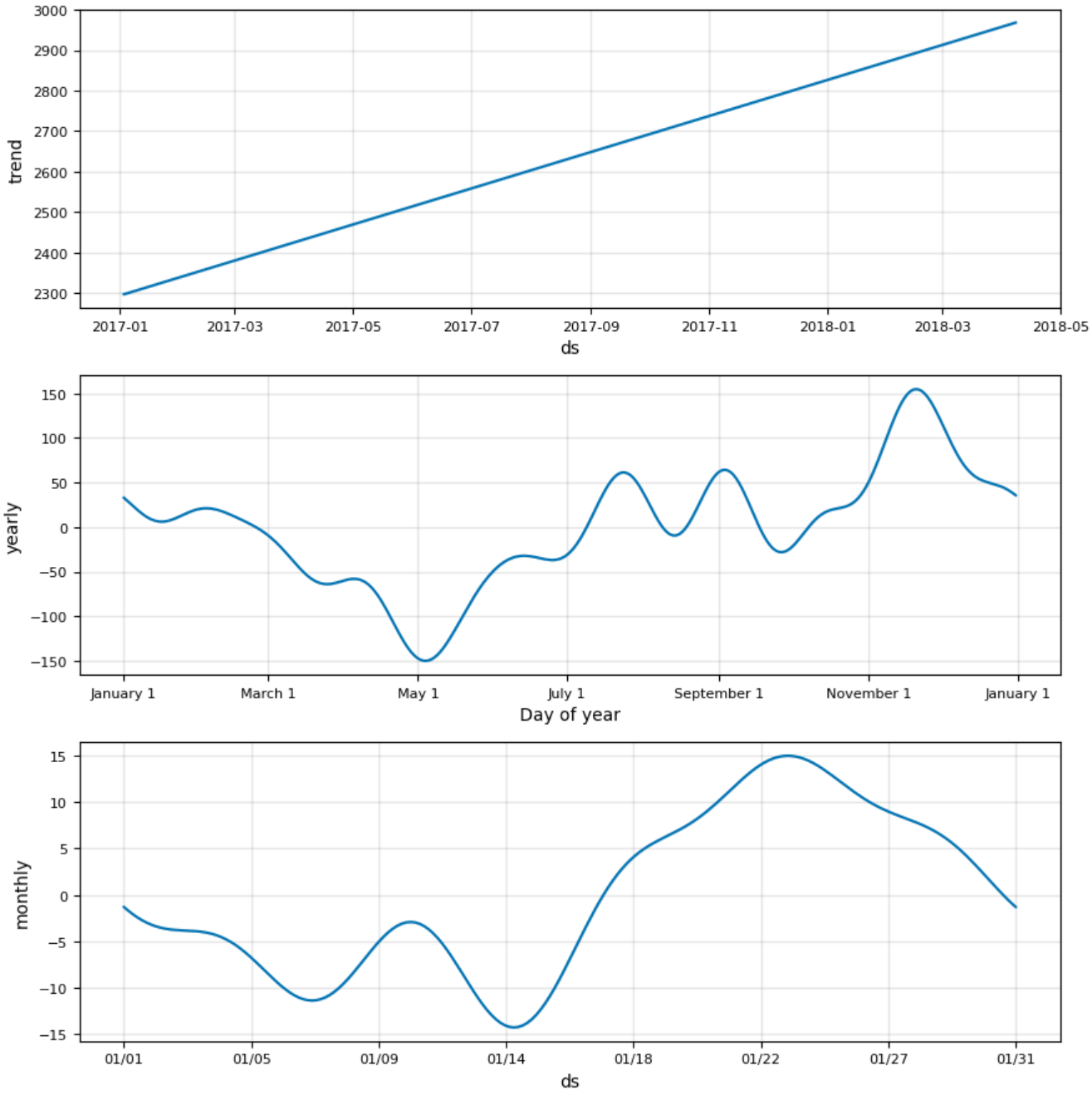
```
[**********100%**********]  1 of 1 completed
^SSE50 Stocker Initialized. Data covers 2017-01-03 00:00:00 to 2017-12-29 00:00:00.
Predicted Price on 2018-04-08 00:00:00 = $2901.66
```



Комментарий: С помощью модели мы можем сделать прогноз на любое количество заданных дней. Прогнозируя цену акций на 100 дней (на основе данных за 2017) вперёд можно заметить, что моделируется замедление роста (2018.01 - 2018.05).

In [4]:

```
# Variables assigned from previous method call
model.plot_components(model_data)
plt.show()
```



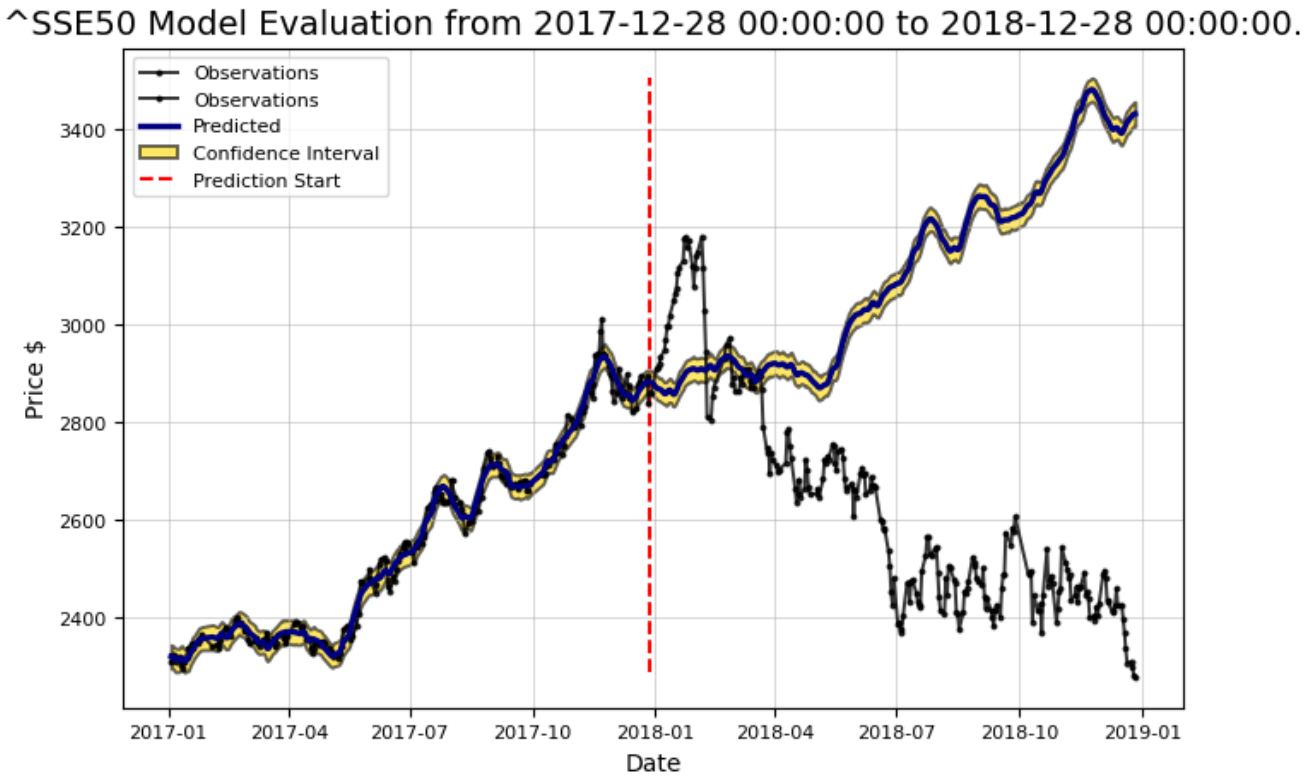
Комментарий: график отражает спрогнозированные моделью тренды, общий тренд (за 2017-2018 год), как и на предыдущем графике обещает возрастание цены акций. Также можем наблюдать за годовыми и месячными трендами, которые отражают изменение цены в течение конкретного

промежутка.

Предскажем цены акци на 2018 год на основе даных 2017 года.

In [5]:
```
1 sse_50_hist = Stocker('^SSE50', "2017-01-01", "2019-01-01")
2 sse_50_hist.evaluate_prediction()
```

```
[**********************100%**********************]  1 of 1 completed
^SSE50 Stocker Initialized. Data covers 2017-01-03 00:00:00 to 2018-12-28 00:00:00.

Prediction Range: 2017-12-28 00:00:00 to 2018-12-28 00:00:00.

Predicted price on 2018-12-27 00:00:00 = $3432.54.
Actual price on    2018-12-27 00:00:00 = $2276.06.

Average Absolute Error on Training Data = $14.55.
Average Absolute Error on Testing  Data = $520.53.

When the model predicted an increase, the price increased 49.04% of the time.
When the model predicted a  decrease, the price decreased  47.67% of the time.

The actual value was within the 80% confidence interval 6.15% of the time.
```



Комментарий: по смоделированным данным можем пронаблюдать несостоятельность data-driven подхода перед внешними факторами.