

# Министерство образования и науки Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

# «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

## Отчет

Лабораторная работа № 6

По курсу «Технологии машинного обучения» «Анализ и прогнозирование временного ряда»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

Группа ИУ5Ц-83Б Соловьева А.М.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю.Е.

# Лабораторная работа №6

# Анализ и прогнозирование временного ряда.

# Задание:

- 1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи прогнозирования временного ряда.
- 2. Визуализируйте временной ряд и его основные характеристики.
- 3. Разделите временной ряд на обучающую и тестовую выборку.
- 4. Произведите прогнозирование временного ряда с использованием как минимум двух методов.
- 5. Визуализируйте тестовую выборку и каждый из прогнозов.
- 6. Оцените качество прогноза в каждом случае с помощью метрик.

Для работы используется набор данных, содержащий ежемесячные данные о количестве пассажиров, перевезенных одной американской авиакомпанией с 1949 по 1960 годы.

## In [97]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from gplearn.genetic import SymbolicRegressor
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
```

## In [98]:

```
# загрузка данных
df = pd.read_csv('passengers.csv')
```

# Основные характеристики датасета

## In [65]:

```
# Выведем первые 5 строк из выбранного датасета.
df.head()
```

## Out[65]:

	Month	#Passengers
0	1949-01	112
1	1949-02	118
2	1949-03	132
3	1949-04	129
4	1949-05	121

## In [66]:

```
# превратим дату в индекс и сделаем изменение постоянным df.set_index('Month', inplace = True) df.head()
```

## Out[66]:

#### #Passengers

Month	
1949-01	112
1949-02	118
1949-03	132
1949-04	129
1949-05	121

## In [67]:

```
# превратим дату (наш индекс) в объект datetime

df.index = pd.to_datetime(df.index)

# посмотрим на первые пять дат и на тип данных

df.index[:5]
```

# Out[67]:

```
DatetimeIndex(['1949-01-01', '1949-02-01', '1949-03-01', '1949-04-01', '1949-05-01'], dtype='datetime64[ns]', name='Month', freq=None)
```

# In [68]:

```
df.describe()
```

# Out[68]:

	#Passengers	
count	count 144.000000	
mean	280.298611	
std	119.966317	
min	104.000000	
25%	180.000000	
50%	265.500000	
75%	360.500000	
max	622.000000	

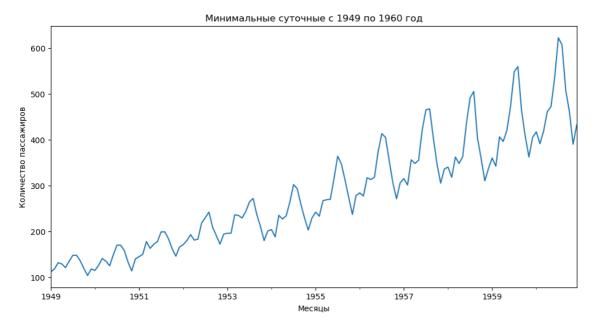
# Визуализация временного ряда

# In [69]:

```
ax = df.plot(figsize = (12,6), legend = None)
ax.set(title = 'Минимальные суточные с 1949 по 1960 год', xlabel = 'Месяцы', ylabel = 'К
```

# Out[69]:

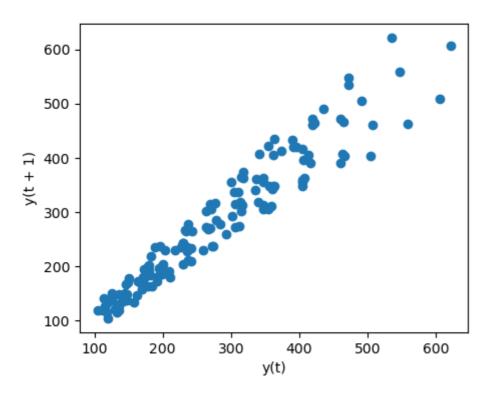
```
[Text(0.5, 1.0, 'Минимальные суточные с 1949 по 1960 год'), Text(0.5, 0, 'Месяцы'), Text(0, 0.5, 'Количество пассажиров')]
```



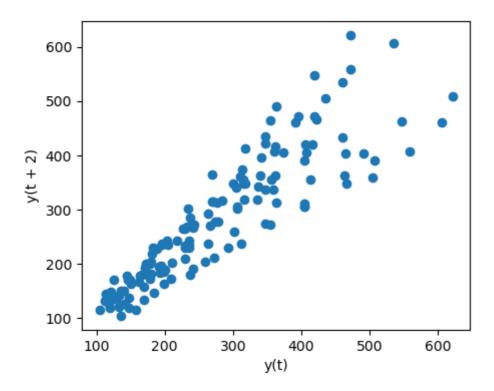
# In [70]:

```
for i in range(1, 5):
    fig, ax = pyplot.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(5,4))
    fig.suptitle(f'Лаг порядка {i}')
    pd.plotting.lag_plot(df, lag=i, ax=ax)
    pyplot.show()
```

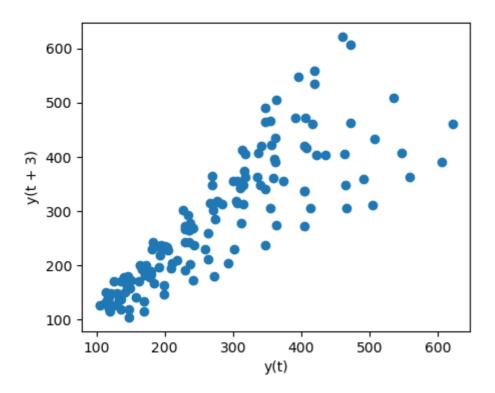
# Лаг порядка 1



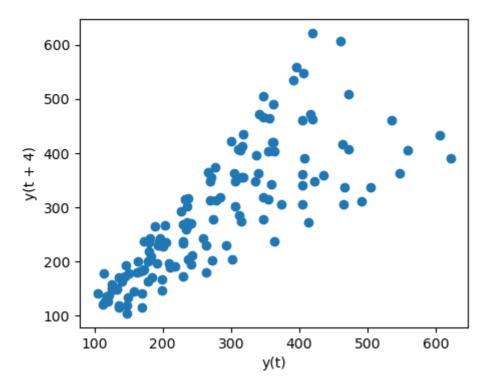
# Лаг порядка 2



# Лаг порядка 3



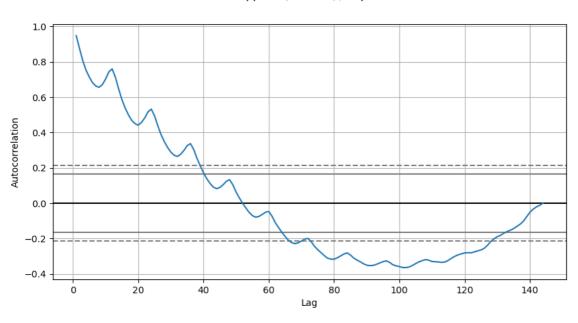
# Лаг порядка 4



# In [74]:

```
fig, ax = pyplot.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(10,5)) fig.suptitle('Автокорреляционная диаграмма') pd.plotting.autocorrelation_plot(df, ax=ax) pyplot.show()
```

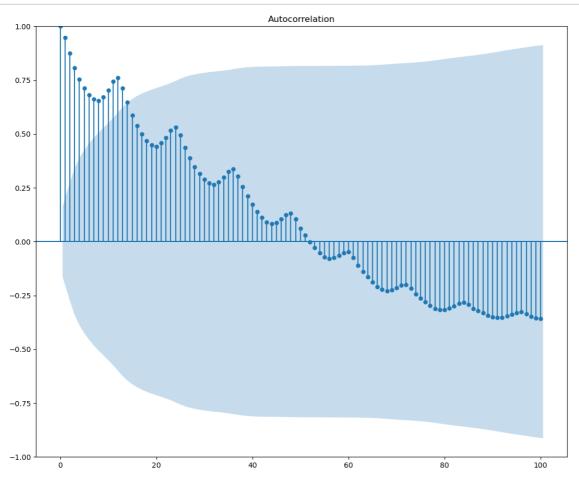
#### Автокорреляционная диаграмма



# Автокорреляционная функция

# In [75]:

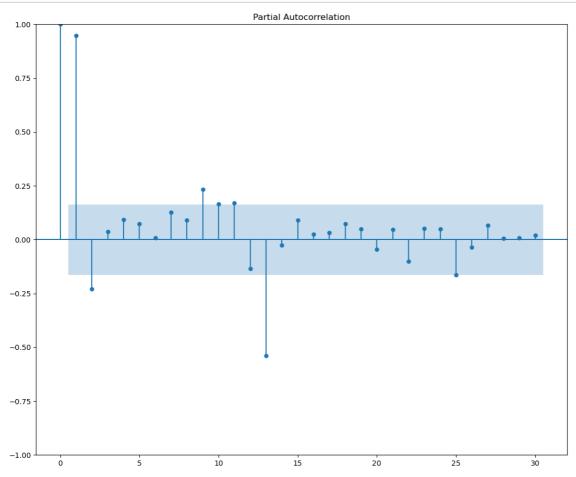
```
plot_acf(df, lags=100)
plt.tight_layout()
```



# Частичная автокорреляционная функция

# In [76]:

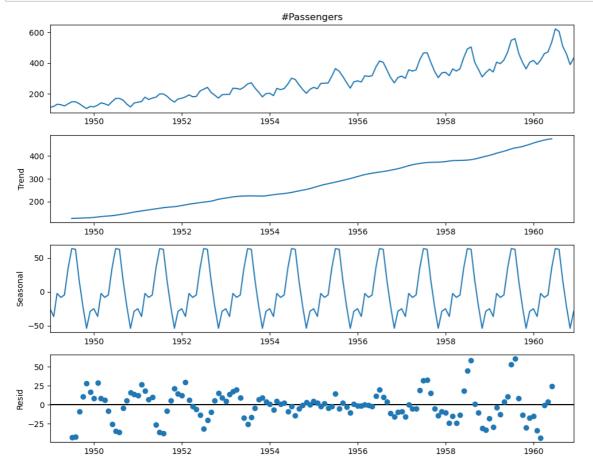
```
plot_pacf(df, lags=30, method='ywm')
plt.tight_layout()
```



# Декомпозиция временного ряда

# In [79]:

```
decomposed = seasonal_decompose(df['#Passengers'], model = 'add')
fig = decomposed.plot()
fig.set_size_inches((10, 8))
fig.tight_layout()
plt.show()
```



# Разделение временного ряда на обучающую и тестовую выборку

```
In [80]:
```

```
data_2 = df.copy()
```

```
In [81]:
```

```
# Целочисленная метка шкалы времени
xnum = list(range(data_2.shape[0]))
# Разделение выборки на обучающую и тестовую
Y = data_2['#Passengers'].values
train_size = int(len(Y) * 0.7)
xnum_train, xnum_test = xnum[0:train_size], xnum[train_size:]
train, test = Y[0:train_size], Y[train_size:]
history_arima = [x for x in train]
```

# Прогнозирование временного ряда авторегрессионным методом (ARIMA)

```
In [82]:
```

```
# Параметры модели (p,d,q)
arima_order = (2,1,0)
# Формирование предсказаний
predictions_arima = list()
for t in range(len(test)):
    model_arima = ARIMA(history_arima, order=arima_order)
    model_arima_fit = model_arima.fit()
    yhat_arima = model_arima_fit.forecast()[0]
    predictions_arima.append(yhat_arima)
    history_arima.append(test[t])
# Вычисление метрики RMSE
error_arima = mean_squared_error(test, predictions_arima, squared=False)
```

## In [83]:

```
# Ошибка прогноза
np.mean(Y), error_arima
```

#### Out[83]:

(280.2986111111111, 46.05700274647663)

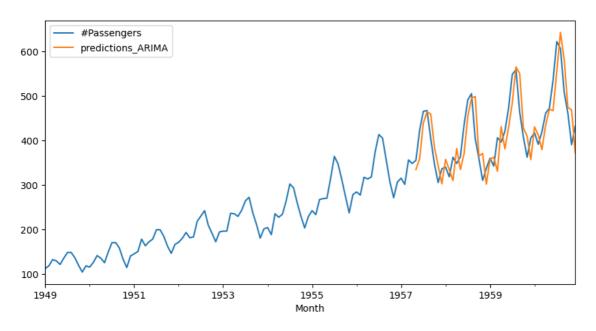
#### In [84]:

```
# Записываем предсказания в DataFrame
data_2['predictions_ARIMA'] = (train_size * [np.NAN]) + list(predictions_arima)
```

## In [85]:

```
fig, ax = pyplot.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(10,5)) fig.suptitle('Предсказания временного ряда') data_2.plot(ax=ax, legend=True) pyplot.show()
```

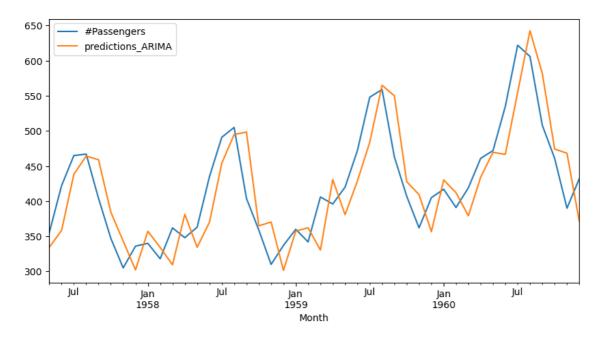
#### Предсказания временного ряда



## In [86]:

```
fig, ax = pyplot.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(10,5)) fig.suptitle('Предсказания временного ряда (тестовая выборка)') data_2[train_size:].plot(ax=ax, legend=True) pyplot.show()
```

#### Предсказания временного ряда (тестовая выборка)



# Прогнозирование временного ряда методом символьной регресии

```
In [87]:
```

#### In [88]:

```
SR.fit(np.array(xnum_train).reshape(-1, 1), train.reshape(-1, 1))
C:\Users\sashu\anaconda3\lib\site-packages\sklearn\utils\validation.p
y:1143: DataConversionWarning: A column-vector y was passed when a 1d
array was expected. Please change the shape of y to (n_samples, ), for
example using ravel().
 y = column_or_1d(y, warn=True)
       Population Average
                                        Best Individual
Gen Length
                     Fitness
                             Length
                                              Fitness
                                                          00B Fitn
ess Time Left
               8.79975e+46
      263.65
                                   59
                                              4935.14
  0
       2.05m
N/A
     141.19
                 4.16457e+14
                                   72
                                              4638.92
  1
N/A
      37.34s
      73.52
                2.25505e+09
                                  78
                                              4579.99
  2
      27.39s
N/A
      64.77
              1.21852e+15
                                   71
                                              3864.76
  3
      29 98c
N/Δ
```

#### In [90]:

```
# Предсказания
y_sr = SR.predict(np.array(xnum_test).reshape(-1, 1))
y_sr[:10]
```

#### Out[90]:

```
array([337.4146303 , 339.60335004, 341.80088045, 344.00917373, 346.2293616 , 348.4621579 , 350.70806389, 352.96747737, 355.24075237, 357.5282324 ])
```

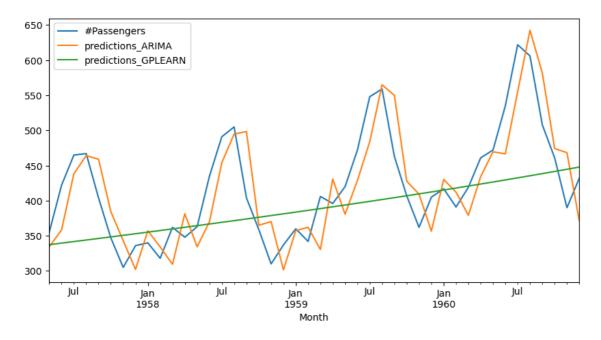
#### In [91]:

```
# Записываем предсказания в DataFrame
data_2['predictions_GPLEARN'] = (train_size * [np.NAN]) + list(y_sr)
```

## In [92]:

```
fig, ax = pyplot.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(10,5)) fig.suptitle('Предсказания временного ряда (тестовая выборка)') data_2[train_size:].plot(ax=ax, legend=True) pyplot.show()
```

#### Предсказания временного ряда (тестовая выборка)



#### In [93]:

```
error_SR = mean_squared_error(test, y_sr, squared=False)
```

## In [94]:

```
# Ошибка прогноза
np.mean(Y), error_SR
```

## Out[94]:

(280.2986111111111, 74.01335597682538)

# Качество прогноза моделей

# In [95]:

```
def print_metrics(y_test, y_pred):
    print(f"R^2: {r2_score(y_test, y_pred)}")
    print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)}")
    print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
```

# In [96]:

```
print("ARIMA")
print_metrics(test, predictions_arima)
print("\nGPLEARN")
print_metrics(test, y_sr)
```

# ARIMA

R^2: 0.6370252496418305 MSE: 46.05700274647663 MAE: 39.203629588574636

#### **GPLEARN**

R^2: 0.06264248635127811 MSE: 74.01335597682538 MAE: 53.97152719947599

Вывод: лучше оказалась ARIMA.

_	
Tn	
TH	١.