

## Предсказание временных рядов

### Введение. Постановка целей и задач.

**Цель:** Планируется расширение сельхозугодий на n-ной территории за счет выделения субсидий из госбюджета. Одной из важных задач в данном направлении, является определение устойчивого теплого климата и подходящие температурные режимы для засева территории различными культурами. На основе исторических данных, взятых с декабря 2014 по ноябрь 2018 года, необходимо проанализировать устоявшийся климат, выделить самые теплые и самые холодные периоды, дать прогноз на ближайшие 5 лет ежемесячно по основным важнейшим метрикам, определяющим подходящие культуры для засева.

**Задачи:** Анализ данных и визуальное представление результатов и важнейших на наш взгляд факторов. Прогнозирование факторов (выбрать 1) на год вперед.

### Импорт Датафрейма, библиотек, написание функций.

```
pip install pmdarima
```

```
Requirement already satisfied: pmdarima in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (1.8.5)
Requirement already satisfied: statsmodels!=0.12.0,>=0.11 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (0.13.2)
Requirement already satisfied: numpy>=1.19.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.21.5)
Requirement already satisfied: joblib>=0.11 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.1.0)
Requirement already satisfied: Cython!=0.29.18,>=0.29 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (0.29.28)
Requirement already satisfied: scikit-learn>=0.22 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.0.2)
Requirement already satisfied: urllib3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.24.3)
Requirement already satisfied: scipy>=1.3.2 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.4.1)
Requirement already satisfied: pandas>=0.19 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (1.3.5)
Requirement already satisfied: setuptools!=50.0.0,>=38.6.0 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pmdarima) (57.4.0)
Requirement already satisfied: pytz>=2017.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas>=0.19->pmdarima)
(2018.9)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.7.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas>=0.19->pmdarima)
(2.8.2)
```

Requirement already satisfied: six>=1.5 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from python-dateutil>=2.7.3->pandas>=0.19->pmdarima) (1.15.0)  
Requirement already satisfied: threadpoolctl>=2.0.0 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from scikit-learn>=0.22->pmdarima) (3.1.0)  
Requirement already satisfied: packaging>=21.3 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels!  
=0.12.0,>=0.11->pmdarima) (21.3)  
Requirement already satisfied: patsy>=0.5.2 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels!  
=0.12.0,>=0.11->pmdarima) (0.5.2)  
Requirement already satisfied: pyparsing!=3.0.5,>=2.0.2 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from packaging>=21.3->statsmodels!=0.12.0,>=0.11->pmdarima) (3.0.7)

pip install fbprophet

Requirement already satisfied: fbprophet in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (0.7.1)  
Requirement already satisfied: Cython>=0.22 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (0.29.28)  
Requirement already satisfied: cmdstanpy==0.9.5 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (0.9.5)  
Requirement already satisfied: pystan>=2.14 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (2.19.1.1)  
Requirement already satisfied: numpy>=1.15.4 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (1.21.5)  
Requirement already satisfied: pandas>=1.0.4 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (1.3.5)  
Requirement already satisfied: matplotlib>=2.0.0 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (3.2.2)  
Requirement already satisfied: LunarCalendar>=0.0.9 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (0.0.9)  
Requirement already satisfied: convertdate>=2.1.2 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (2.4.0)  
Requirement already satisfied: holidays>=0.10.2 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (0.10.5.2)  
Requirement already satisfied: setuptools-git>=1.2 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (1.2)  
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.0 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (2.8.2)  
Requirement already satisfied: tqdm>=4.36.1 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from fbprophet) (4.63.0)  
Requirement already satisfied: pymeeus<=1,>=0.3.13 in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from convertdate>=2.1.2->fbprophet) (0.5.11)  
Requirement already satisfied: korean-lunar-calendar in  
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from holidays>=0.10.2->fbprophet) (0.2.1)  
Requirement already satisfied: hijri-converter in

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from holidays>=0.10.2-
>fbprophet) (2.2.3)
Requirement already satisfied: six in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from holidays>=0.10.2->fbprophet) (1.15.0)
Requirement already satisfied: pytz in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from LunarCalendar>=0.0.9->fbprophet) (2018.9)
Requirement already satisfied: ephemeris>=3.7.5.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from LunarCalendar>=0.0.9-
>fbprophet) (4.1.3)
Requirement already satisfied: pyparsing!=2.0.4,!=2.1.2,!
=2.1.6,>=2.0.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from
matplotlib>=2.0.0->fbprophet) (3.0.7)
Requirement already satisfied: cyclical>=0.10 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from matplotlib>=2.0.0-
>fbprophet) (0.11.0)
Requirement already satisfied: kiwisolver>=1.0.1 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from matplotlib>=2.0.0-
>fbprophet) (1.4.0)
Requirement already satisfied: typing-extensions in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from kiwisolver>=1.0.1-
>matplotlib>=2.0.0->fbprophet) (3.10.0.2)
```

```
pip install statsmodels
```

```
Requirement already satisfied: statsmodels in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (0.13.2)
Requirement already satisfied: packaging>=21.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels) (21.3)
Requirement already satisfied: scipy>=1.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels) (1.4.1)
Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels) (1.21.5)
Requirement already satisfied: patsy>=0.5.2 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels) (0.5.2)
Requirement already satisfied: pandas>=0.25 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from statsmodels) (1.3.5)
Requirement already satisfied: pyparsing!=3.0.5,>=2.0.2 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from packaging>=21.3-
>statsmodels) (3.0.7)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.7.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas>=0.25-
>statsmodels) (2.8.2)
Requirement already satisfied: pytz>=2017.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas>=0.25-
>statsmodels) (2018.9)
Requirement already satisfied: six in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from patsy>=0.5.2->statsmodels) (1.15.0)
```

```
## Здесь импортируем библиотеки и функции
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
```

```

import seaborn as sns
import scipy.stats as stats
import statsmodels.tsa
from matplotlib import pyplot as plt
import math
# импорт SARIMAX
from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf # для
определения (p,q)
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose      # для ETS
графиков
from pmdarima import auto_arima                             # для
поиска ARIMA моделей
# метрики
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from statsmodels.tools.eval_measures import rmse
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing

## Здесь импортируем данные.
df = pd.read_csv('MtWashingtonDailyTemps.csv')
print(len(df)) # количество строк в датасете
print(df.head())

```

```

1461
      DATE  MinTemp  MaxTemp  AvgTemp  AvgWindSpeed  Sunrise  Sunset
0  12/1/2014         3      36      20         65.1      700    1608
1  12/2/2014         1      22      12         34.7      702    1607
2  12/3/2014         8      32      20         53.0      703    1607
3  12/4/2014        -5       9       2         60.2      704    1607
4  12/5/2014         6      17      12         30.5      705    1607

```

```

## Обязательно проверьте, что все выгрузилось корректно.
print(df.head(1461))

```

```

      DATE  MinTemp  MaxTemp  AvgTemp  AvgWindSpeed  Sunrise
Sunset
0  12/1/2014         3      36      20         65.1      700
1608
1  12/2/2014         1      22      12         34.7      702
1607
2  12/3/2014         8      32      20         53.0      703
1607
3  12/4/2014        -5       9       2         60.2      704
1607
4  12/5/2014         6      17      12         30.5      705
1607
...      ...      ...      ...      ...      ...
...
1456  11/26/2018        14      25      20         26.6      655
1610
1457  11/27/2018        12      18      15         43.0      656

```

```

1609
1458  11/28/2018      11      16      14      29.4      657
1609
1459  11/29/2018      10      23      17      40.5      658
1608
1460  11/30/2018      18      25      22      4.3      659
1608

```

[1461 rows x 7 columns]

### Знакомство с данными.

*# Смотрим общую информацию о датасете*

df.info()

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1461 entries, 0 to 1460
Data columns (total 7 columns):
 #   Column                Non-Null Count  Dtype  
---  -
 0   DATE                  1461 non-null  object  
 1   MinTemp               1461 non-null  int64   
 2   MaxTemp               1461 non-null  int64   
 3   AvgTemp               1461 non-null  int64   
 4   AvgWindSpeed          1461 non-null  float64  
 5   Sunrise               1461 non-null  int64   
 6   Sunset                1461 non-null  int64   
dtypes: float64(1), int64(5), object(1)
memory usage: 80.0+ KB

```

Итак, в нашем датафрейме представлена такая информация, как

**DATE** - Дата. ВАЖНО: У нас есть данные на каждый день.

**MinTemp** - Мин t. Нулевых значений нет, представлено целым числом

**MaxTemp** - Макс t. Нулевых значений нет, представлено целым числом

**AvgTemp** - Средняя t. Нулевых значений нет, представлено целым числом

**AvgWindSpeed** - Средняя скорость ветра. Нулевых значений нет, представлено числом с плавающей точкой.

**Sunrise** - Время восхода, представлено криво, как часы+минуты

**Sunset** - Время заката, представлено криво, как часы+минуты

## Предобработка данных

### Фильтрация данных

Несмотря на то, что мы имеем показатели на каждый день, для анализа нам вполне достаточно отобразить такие метрики, как

средняя/минимальная/максимальная t в месяц, для метрик типа скорость ветра достаточно отобразить только среднее значение в месяц.

Давайте выведем необходимые метрики с группировкой по месяцам.

*## Добавим новый столбец, по которому и будем выполнять агрегацию*

```
df['DATE'] = pd.to_datetime(df['DATE'])
```

```
df['Years_Months'] = df['DATE'].values.astype('datetime64[M]')
```

```
df
```

	DATE	MinTemp	MaxTemp	AvgTemp	AvgWindSpeed	Sunrise
Sunset \						
0	2014-12-01	3	36	20	65.1	700
1608						
1	2014-12-02	1	22	12	34.7	702
1607						
2	2014-12-03	8	32	20	53.0	703
1607						
3	2014-12-04	-5	9	2	60.2	704
1607						
4	2014-12-05	6	17	12	30.5	705
1607						
...	...	...	...	...	...	...
...						
1456	2018-11-26	14	25	20	26.6	655
1610						
1457	2018-11-27	12	18	15	43.0	656
1609						
1458	2018-11-28	11	16	14	29.4	657
1609						
1459	2018-11-29	10	23	17	40.5	658
1608						
1460	2018-11-30	18	25	22	4.3	659
1608						

	Years_Months
0	2014-12-01
1	2014-12-01
2	2014-12-01
3	2014-12-01
4	2014-12-01
...	...
1456	2018-11-01
1457	2018-11-01
1458	2018-11-01
1459	2018-11-01
1460	2018-11-01

[1461 rows x 8 columns]

```
df = df.groupby(by=['Years_Months'],as_index=False)
[['MinTemp', 'MaxTemp', 'AvgTemp', 'AvgWindSpeed']].agg(['min', 'max', 'mean']).reset_index()
df.head()
```

	Years_Months	MinTemp			MaxTemp			AvgTemp	
		min	max		min	max	mean	min	
0	2014-12-01	-14	33	9.419355	-8	44	23.967742	-11	
1	2015-01-01	-34	12	-8.870968	-11	39	11.225806	-20	
2	2015-02-01	-35	13	-14.535714	-15	30	4.357143	-21	
3	2015-03-01	-23	17	-2.516129	-9	29	14.806452	-13	
4	2015-04-01	-3	29	15.500000	7	44	28.800000	2	

	AvgWindSpeed			
	mean	min	max	mean
0	16.870968	15.8	71.4	40.003226
1	1.096774	15.3	86.5	49.090323
2	-5.250000	12.8	91.2	42.446429
3	6.258065	15.6	84.7	46.074194
4	22.400000	13.5	77.4	40.933333

```
df.columns
```

```
MultiIndex([('Years_Months', ''),
            ('MinTemp', 'min'),
            ('MinTemp', 'max'),
            ('MinTemp', 'mean'),
            ('MaxTemp', 'min'),
            ('MaxTemp', 'max'),
            ('MaxTemp', 'mean'),
            ('AvgTemp', 'min'),
            ('AvgTemp', 'max'),
            ('AvgTemp', 'mean'),
            ('AvgWindSpeed', 'min'),
            ('AvgWindSpeed', 'max'),
            ('AvgWindSpeed', 'mean')],
           )
```

Работа с двойными индексами может стать обременительной. Чтобы не создавать лишних сложностей, можно заменить имена столбцов следующим образом:

```
stats = ['min', 'max', 'mean']
df.columns = ['Years_Months'] + ['MinTemp_{}'.format(stat) for stat in stats]
```

```
stats)+['MaxTemp_{}'.format(stat) for stat in stats]+
['AvgTemp_{}'.format(stat) for stat in stats]+
['AvgWindSpeed_{}'.format(stat) for stat in stats]
df.head()
```

	Years_Months	MinTemp_min	MinTemp_max	MinTemp_mean	MaxTemp_min	\
0	2014-12-01	-14	33	9.419355	-8	
1	2015-01-01	-34	12	-8.870968	-11	
2	2015-02-01	-35	13	-14.535714	-15	
3	2015-03-01	-23	17	-2.516129	-9	
4	2015-04-01	-3	29	15.500000	7	

	MaxTemp_max	MaxTemp_mean	AvgTemp_min	AvgTemp_max	
0	44	23.967742	-11	39	16.870968
1	39	11.225806	-20	25	1.096774
2	30	4.357143	-21	22	-5.250000
3	29	14.806452	-13	23	6.258065
4	44	28.800000	2	35	22.400000

	AvgWindSpeed_min	AvgWindSpeed_max	AvgWindSpeed_mean
0	15.8	71.4	40.003226
1	15.3	86.5	49.090323
2	12.8	91.2	42.446429
3	15.6	84.7	46.074194
4	13.5	77.4	40.933333

```
df =
df[['Years_Months', 'MinTemp_min', 'MaxTemp_max', 'AvgTemp_mean', 'AvgWind
Speed_mean']]
df.head()
```

	Years_Months	MinTemp_min	MaxTemp_max	AvgTemp_mean	AvgWindSpeed_mean
0	2014-12-01	-14	44	16.870968	40.003226
1	2015-01-01	-34	39	1.096774	49.090323
2	2015-02-01	-35	30	-5.250000	42.446429
3	2015-03-01	-23	29	6.258065	46.074194
4	2015-04-01	-3	44	22.400000	40.933333



## Обработка пропусков

В наших данных пропусков нет. Но, если бы они были, перед группировкой по месяцам, нам пришлось бы заполнить пропуски как неким средним значением между двумя известными до и после. Это изрядно бы усложнило предобработку данных.

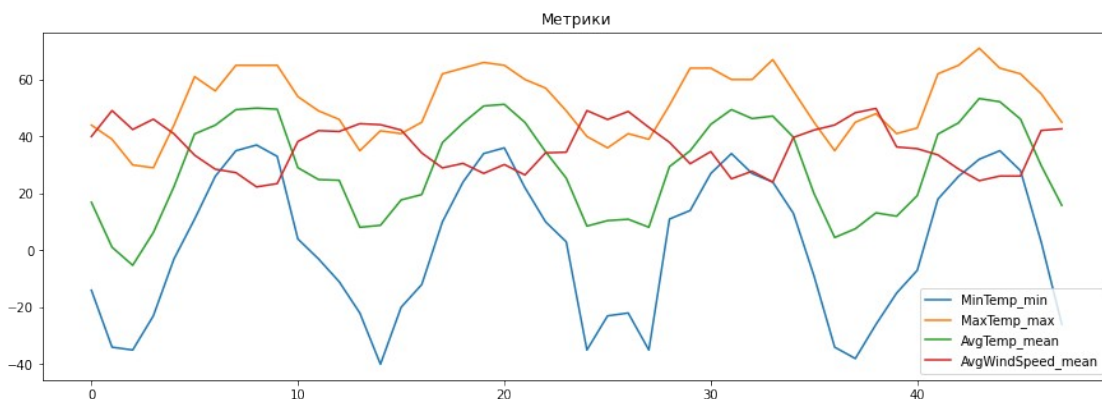
## Вывод по этапу.

```
df.head()
```

	Years	Months	MinTemp_min	MaxTemp_max	AvgTemp_mean	AvgWindSpeed_mean
0	2014	12-01	-14	44	16.870968	40.003226
1	2015	01-01	-34	39	1.096774	49.090323
2	2015	02-01	-35	30	-5.250000	42.446429
3	2015	03-01	-23	29	6.258065	46.074194
4	2015	04-01	-3	44	22.400000	40.933333

## EDA или разведочный анализ данных.

```
fig, ax = plt.subplots(1, 1)
ax = df['MinTemp_min'].plot(figsize=(15,5))
ax = df['MaxTemp_max'].plot(figsize=(15,5))
ax = df['AvgTemp_mean'].plot(figsize=(15,5))
ax = df['AvgWindSpeed_mean'].plot(figsize=(15,5))
ax.set(title='Метрики')
plt.legend()
plt.show()
```



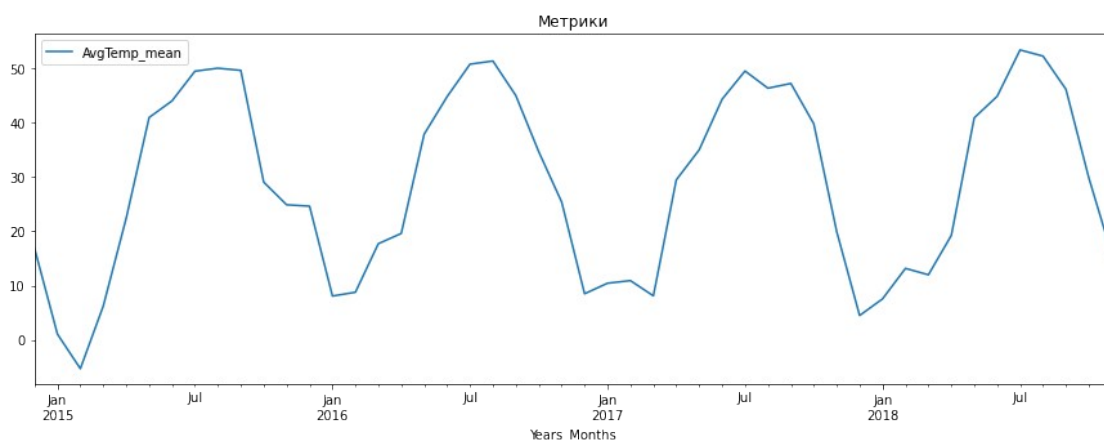
Давайте посмотрим на наши данные. Наши данные идеально размещаются на одном графике, на котором мы видим, явно выраженные периоды с самой низкой/высокой температурой. Также, мы видим, что средняя температура является своего рода медианным показателем.

Спрогнозировав именно среднюю температуру в месяц, в дальнейшем мы сможем применить коэффициенты для получения более актуальных значений. Колебания ветра в данном случае, нам лишь сообщают о том, что зимой ветра сильнее. Важный момент, стоит обратить внимание на начало 2017 года, там вырисовывается фигура "перевернутый бэтман", причем единственный раз. Скорее всего, это выброс, зима 2017 г была холоднее и продолжительнее других. На этом важно акцентировать внимание, т.к. при прогнозе, обучаясь на более ранних данных, здесь статически возможны отклонения. Сглаживать его мы не будем, возьмем как есть.

```
## Убираем все лишнее
df = df[['Years_Months', 'AvgTemp_mean']]
## Делаем дату индексом
df = df.set_index('Years_Months')
df.head()
```

Years_Months	AvgTemp_mean
2014-12-01	16.870968
2015-01-01	1.096774
2015-02-01	-5.250000
2015-03-01	6.258065
2015-04-01	22.400000

```
# Еще раз взглянем на график
fig, ax = plt.subplots(1, 1)
ax = df['AvgTemp_mean'].plot(figsize=(15,5))
ax.set(title='Метрики')
plt.legend()
plt.show()
```



```
# Проведем расчет основных статистических метрик
df.describe()
```

	AvgTemp_mean
count	48.000000

```

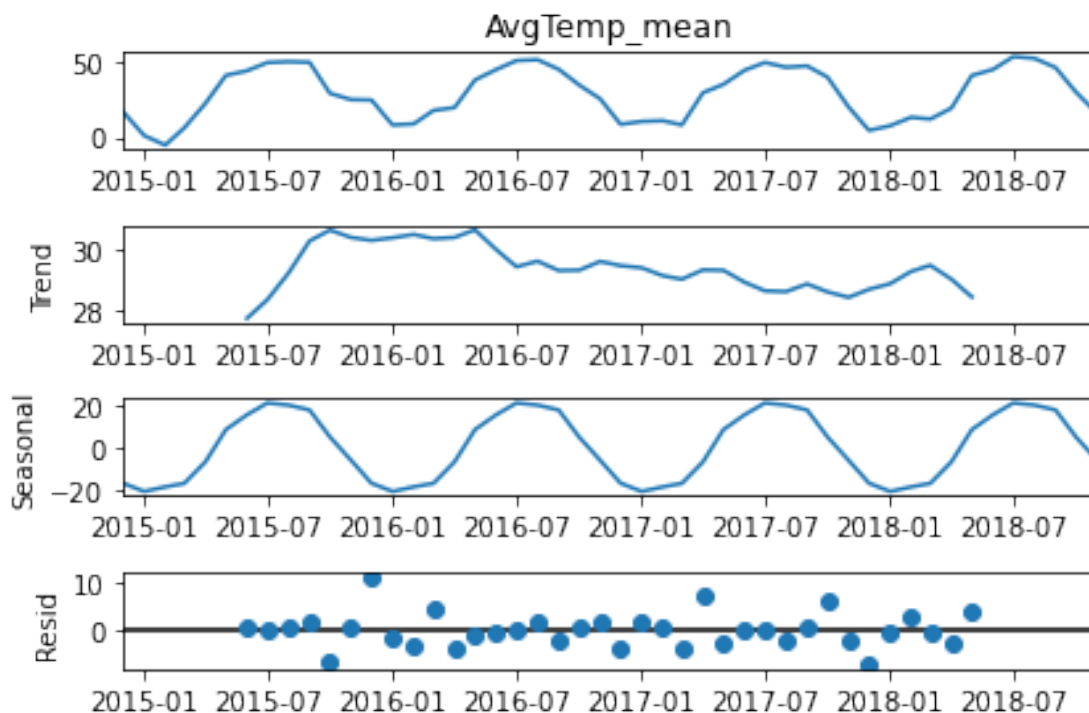
mean      28.875890
std       17.081151
min       -5.250000
25%       12.883929
50%       29.232796
75%       44.833333
max       53.322581

```

```

r = seasonal_decompose(df['AvgTemp_mean'], model='additive')
r.plot();

```



Есть незначительный тренд на снижение средней температуры, подтверждаем явно выраженную сезонность

## Построение моделей, анализ результатов.

### 1.0 SARIMAX

```

# Запустим pmdarima.auto_arima чтобы получить набор параметров
auto_arima(df['AvgTemp_mean'], seasonal=True, m=12).summary()

```

```

<class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
"""

```

### SARIMAX Results

```

=====
=====
Dep. Variable:          y    No. Observations:

```

```

48
Model:          SARIMAX(0, 1, 0, 12)    Log Likelihood
-117.164
Date:           Thu, 24 Mar 2022      AIC
236.327
Time:           09:42:11              BIC
237.911
Sample:         0                      HQIC
236.880

```

- 48

Covariance Type: opg

```

=====
=====
              coef      std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
sigma2      39.3003      8.940      4.396      0.000      21.777
56.823
=====
=====
Ljung-Box (L1) (Q):          0.08    Jarque-Bera (JB):
0.36
Prob(Q):          0.77    Prob(JB):
0.83
Heteroskedasticity (H):      0.68    Skew:
-0.23
Prob(H) (two-sided):      0.52    Kurtosis:
3.19
=====
=====

```

#### Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

"""

*# Разделим выборки*

train = df.iloc[:len(df)-12]

test = df.iloc[len(df)-12:]

model = SARIMAX(train['AvgTemp\_mean'],seasonal\_order=(0, 1, 0, 12))

results = model.fit() *#обучаем модель на обучающей выборке данных*

results.summary() *#получаем результаты*

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/statsmodels/tsa/base/

tsa\_model.py:471: ValueWarning: No frequency information was provided,  
so inferred frequency MS will be used.

```

    self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.
py:471: ValueWarning: No frequency information was provided, so
inferred frequency MS will be used.
    self._init_dates(dates, freq)

```

```

<class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
"""

```

## SARIMAX Results

```

=====
=====
Dep. Variable:                      AvgTemp_mean    No. Observations:
36
Model:                SARIMAX(1, 0, 0)x(0, 1, 0, 12)    Log Likelihood
-79.529
Date:                      Thu, 24 Mar 2022    AIC
163.058
Time:                      09:42:11    BIC
165.414
Sample:                  12-01-2014    HQIC
163.683
                        - 11-01-2017

```

Covariance Type: opg

```

=====
=====
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
ar.L1                0.0567      0.201      0.281      0.778      -0.338
0.451
sigma2              44.2297     12.938      3.419      0.001     18.871
69.588
=====
=====

```

```

Ljung-Box (L1) (Q):                0.00    Jarque-Bera (JB):
0.42
Prob(Q):                          0.95    Prob(JB):
0.81
Heteroskedasticity (H):            0.49    Skew:
-0.30
Prob(H) (two-sided):              0.34    Kurtosis:
3.25
=====
=====

```

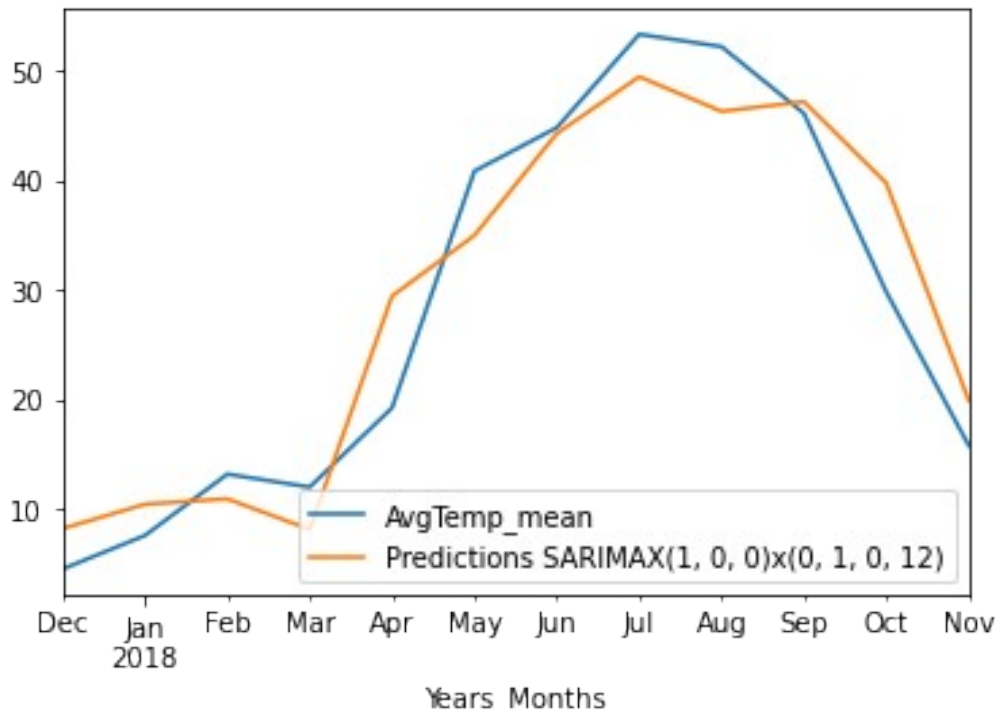
Warnings:

```
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients
(complex-step).
"""
```

```
#Получаем предсказанные значения и пытаемся оценить качество прогноза
start=len(train) #первая точка в тестовом множестве
end=len(train)+len(test)-1 #последняя точка в тестовом множестве
#предсказываем значения, передав модели results точку начала и
окончания
predictions = results.predict(start=start, end=end, dynamic=False,
typ='levels').rename('Predictions SARIMAX(1, 0, 0)x(0, 1, 0, 12)')
```

```
#Сравниваем результаты
test['AvgTemp_mean'].plot(legend=True)
predictions.plot(legend=True)
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f285cbb2410>
```



```
#Строим графики
```

```
##добавляем
title = 'AVG t' #название графика
ylabel = 't' #название оси Y
xlabel = '' #название оси X
```

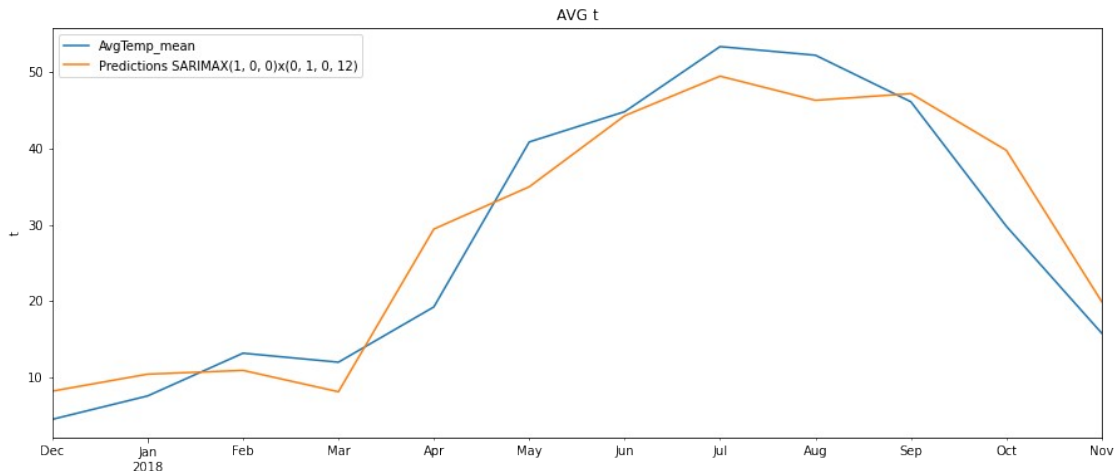
```
ax = test['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,
figsize=(15,6),title=title) #добавлем заголовков
```

```

predictions.plot(legend=True)
ax.autoscale(axis='x',tight=True)
ax.set(xlabel=xlabel, ylabel=ylabel)

[Text(0, 0.5, 't'), Text(0.5, 0, '')]

```



*#Оцениваем модель методом MSE (Среднеквадратическая ошибка Mean Square Error) и RMSE (Среднеквадратическое отклонение Root Mean Square Error)*

```

mse_value = mean_squared_error(test['AvgTemp_mean'], predictions)
rmse_value = rmse(test['AvgTemp_mean'], predictions)
mape_error = np.mean(np.abs(predictions -
test['AvgTemp_mean'])/test['AvgTemp_mean'])*100

print(f'SARIMAX(1,0,0)(0, 1, 0, 12) MSE Error: {mse_value:11.10}')
#квadrat от единиц измерения 11 - кол-во символов (с точкой), 10 -
#после точки (сколько останется, но макс 10)
print(f'SARIMAX(1,0,0)(0, 1, 0, 12) RMSE Error: {rmse_value:11.10}')
#единицы те же, что и само измерение
print(f'SARIMAX(1,0,0)(0, 1, 0, 12) MAPE Error: {mape_error:11.10}')

```

```

SARIMA(1,0,0)(0, 1, 0, 12) MSE Error: 28.94887983
SARIMA(1,0,0)(0, 1, 0, 12) RMSE Error: 5.380416325
SARIMA(1,0,0)(0, 1, 0, 12) MAPE Error: 26.47583303

```

MSE (чем меньше, тем лучше и меньше грубых ошибок) = 28,9 MAPE (чем меньше, тем лучше и меньше грубых ошибок) = 26,5 Модель приемлимого качества, но могла быть и лучше

*#Не знаем данных будущего, поэтому обучаем модель на всем датасете (обучение без учителя)*

```

model = SARIMAX(df['AvgTemp_mean'],order=(1, 0, 0),seasonal_order=(0,
1, 0, 12))
results = model.fit()
results.summary()

```

```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/statsmodels/tsa/base/
tsa_model.py:471: ValueWarning: No frequency information was provided,
so inferred frequency MS will be used.
    self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.
py:471: ValueWarning: No frequency information was provided, so
inferred frequency MS will be used.
    self._init_dates(dates, freq)

```

```

<class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
"""

```

## SARIMAX Results

```

=====
=====
Dep. Variable:                      AvgTemp_mean    No. Observations:
48
Model:                      SARIMAX(1, 0, 0)x(0, 1, 0, 12)    Log Likelihood
-117.122
Date:                      Thu, 24 Mar 2022    AIC
238.243
Time:                      09:42:11    BIC
241.410
Sample:                      12-01-2014    HQIC
239.349
- 11-01-2018

```

Covariance Type: opg

```

=====
=====
coef      std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
ar.L1      0.0489      0.162      0.301      0.763      -0.269
0.367
sigma2     39.2036      9.215      4.254      0.000      21.143
57.265
=====
=====
Ljung-Box (L1) (Q):          0.00    Jarque-Bera (JB):
0.44
Prob(Q):          0.99    Prob(JB):
0.80
Heteroskedasticity (H):      0.72    Skew:
-0.26
Prob(H) (two-sided):          0.58    Kurtosis:
3.13
=====

```



=====

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

"""

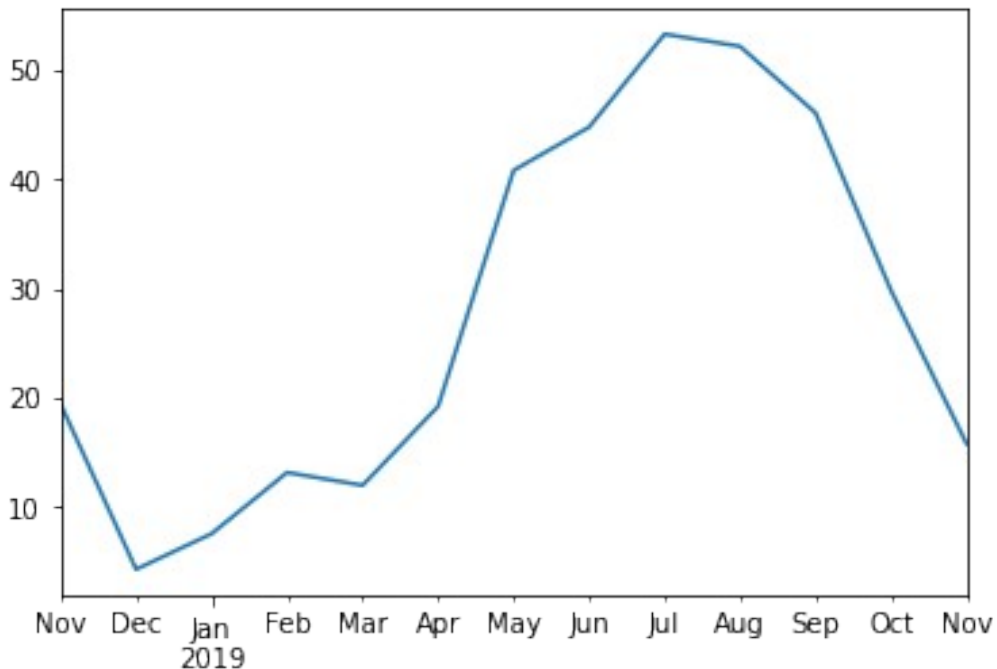
*# Прогнозируем на год вперед*

```
fcast = results.predict(len(df)-1, len(df)  
+11, typ='levels').rename('SARIMAX(1, 0, 0)x(0, 1, 0, 12) Forecast')
```

*#Посмотрим на forecast для всего датасета на год вперед*

```
fcast.plot()
```

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x7f285caaf290>



*#Строим графики*

*##добавляем*

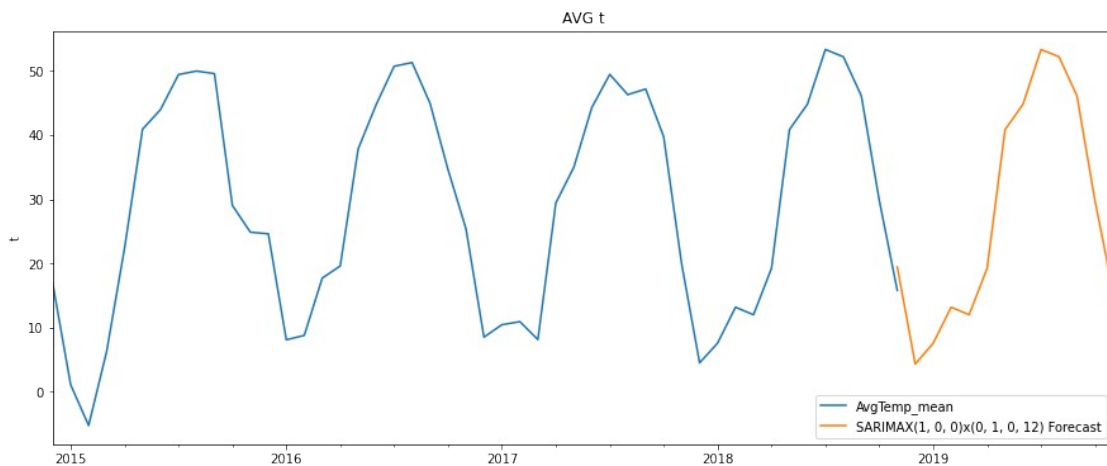
```
title = 'AVG t' #название графика
```

```
ylabel = 't' #название оси Y
```

```
xlabel = '' #название оси X
```

```
ax_SARIMAX = df['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,  
figsize=(15,6),title=title)  
fcast.plot(legend=True)  
ax_SARIMAX.autoscale(axis='x',tight=True)  
ax_SARIMAX.set(xlabel=xlabel, ylabel=ylabel)
```

```
[Text(0, 0.5, 't'), Text(0.5, 0, '')]
```



Выводы по модели SARIMAX: На самом деле мы видим, что прогноз полностью повторяет последний год

## 2.0 PROPHET

```
from fbprophet import Prophet
```

```
model = Prophet()
```

```
model
```

```
<fbprophet.forecaster.Prophet at 0x7f285c4ac890>
```

```
train_0 = train.reset_index() #Индекс сбросим, чтобы работать только с колонками.
```

```
test_0 = test.reset_index() #Индекс сбросим, чтобы работать только с колонками.
```

```
# Переименоуем столбцы в обучающем и тестовом датасетах, чтобы они подходили для использования методов Prophet
```

```
train_0.columns = ['ds', 'y'] # переименовали столбцы
```

```
test_0.columns = ['ds', 'y'] # переименовали столбцы
```

```
df_prophet = df
```

```
df_prophet = df.reset_index()
```

```
df_prophet.columns = ['ds', 'y'] # переименовали столбцы
```

```
train_0.head() #посмотрим преобразование после переименования колонок
```

	ds	y
0	2014-12-01	16.870968
1	2015-01-01	1.096774
2	2015-02-01	-5.250000
3	2015-03-01	6.258065
4	2015-04-01	22.400000

```
model.fit(train_0) # подогнали модель под наши данные
```

```
INFO:fbprophet:Disabling weekly seasonality. Run prophet with
weekly_seasonality=True to override this.
INFO:fbprophet:Disabling daily seasonality. Run prophet with
daily_seasonality=True to override this.
```

```
<fbprophet.forecaster.Prophet at 0x7f285c4ac890>
```

Посмотрим на качество получившейся модели. Для этого нам необходимо задать горизонт прогнозирования (в нашем случае это год) и создать дата-фрейм с датами из «будущего», для которого модель потом будет строить прогноз.

`make_future_dataframe()` — метод профета, который создает дата-фрейм с временным периодом будущего. В аргумент ему мы передаем `periods` и задаем количество элементов, на которые хотим получить прогноз.

Так как наши данные имеют месячную гранулярность, прогноз мы также получим по месяцам от последней даты на количество месяцев, указанное в скобках.

```
future = model.make_future_dataframe(periods=12, freq='MS') # говорим
профету сделать дата-фрейм на 12 месяцев
future.tail(12) # выводим 12 строк с конца
```

```
      ds
36 2017-12-01
37 2018-01-01
38 2018-02-01
39 2018-03-01
40 2018-04-01
41 2018-05-01
42 2018-06-01
43 2018-07-01
44 2018-08-01
45 2018-09-01
46 2018-10-01
47 2018-11-01
```

Теперь можем построить прогноз методом `.predict`.

Применим его к нашей модели и запишем в отдельную переменную.

доверительный интервал по умолчанию 95%, это популярный стандарт, который вполне нас устраивает

```
forecast = model.predict(future)
forecast.head() # возвращает много колонок
```

```
      ds      trend  yhat_lower  yhat_upper  trend_lower
trend_upper \
0 2014-12-01  27.540743    13.732167    21.265231    27.540743
27.540743
```

1	2015-01-01	27.620948	1.557568	9.164265	27.620948
		27.620948			
2	2015-02-01	27.701152	-0.411458	7.280075	27.701152
		27.701152			
3	2015-03-01	27.773596	1.917215	9.527082	27.773596
		27.773596			
4	2015-04-01	27.853800	20.773668	28.451983	27.853800
		27.853800			

	additive_terms	additive_terms_lower	additive_terms_upper
yearly \			
0	-10.074513	-10.074513	-10.074513 -
	10.074513		
1	-22.274749	-22.274749	-22.274749 -
	22.274749		
2	-24.125441	-24.125441	-24.125441 -
	24.125441		
3	-22.101035	-22.101035	-22.101035 -
	22.101035		
4	-3.083352	-3.083352	-3.083352 -
	3.083352		

	yearly_lower	yearly_upper	multiplicative_terms \
0	-10.074513	-10.074513	0.0
1	-22.274749	-22.274749	0.0
2	-24.125441	-24.125441	0.0
3	-22.101035	-22.101035	0.0
4	-3.083352	-3.083352	0.0

	multiplicative_terms_lower	multiplicative_terms_upper	yhat
0	0.0	0.0	17.466230
1	0.0	0.0	5.346199
2	0.0	0.0	3.575711
3	0.0	0.0	5.672560
4	0.0	0.0	24.770448

Основные поля в прогнозе следующие:

ds — дата прогноза

yhat — спрогнозированное значение

yhat\_lower — нижняя граница доверительного интервала для прогноза

yhat\_upper — верхняя граница доверительного интервала для прогноза

`forecast[['ds', 'yhat', 'yhat_lower', 'yhat_upper']].tail()` *# оставим только нужные*

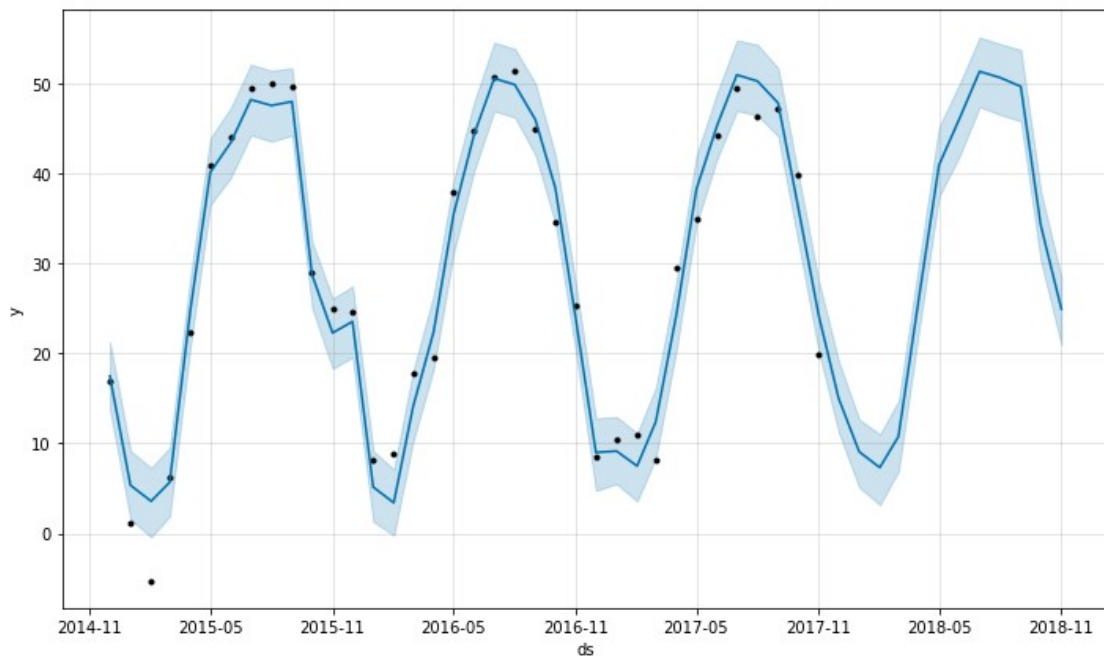
	ds	yhat	yhat_lower	yhat_upper
43	2018-07-01	51.291494	47.368821	55.089577

44	2018-08-01	50.604367	46.495806	54.351926
45	2018-09-01	49.621049	45.782529	53.697106
46	2018-10-01	34.239321	30.278136	38.007808
47	2018-11-01	24.926813	20.915849	28.417465

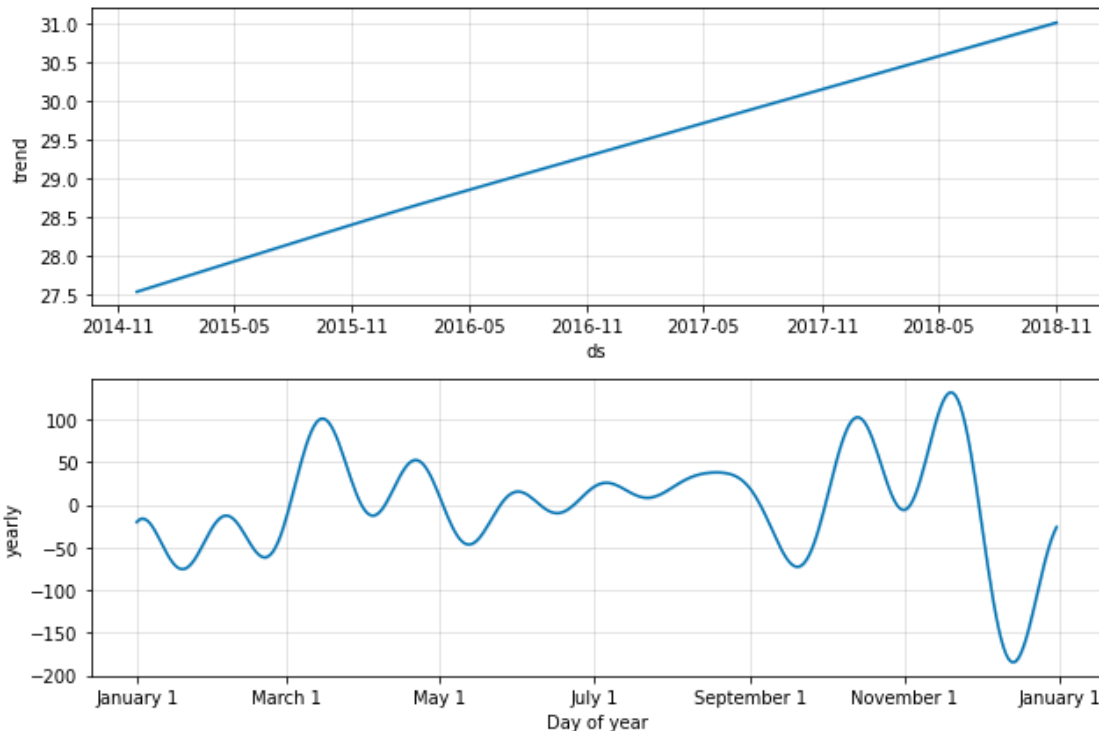
Также с помощью метода `.plot()` прогноз можно построить на графике и посмотреть визуально его адекватность.

Черные точки — наши данные.

```
model.plot(forecast);
```



```
model.plot_components(forecast);
```



*#оцениваем качество модели методом MSE, RMSE, MAPE*

```
mse_error = mean_squared_error(test_0['y'], forecast['yhat'].tail(12))
rmse_error = rmse(test_0['y'], forecast['yhat'].tail(12))
mape_error = np.mean(np.abs(forecast['yhat'] -
test_0['y']))/test_0['y'])*100
```

```
print(f'Prophet MSE Error: {mse_error:11.10}')
print(f'Prophet RMSE Error: {rmse_error:11.10}')
print(f'Prophet MAPE Error: {mape_error:11.10}')
```

```
Prophet MSE Error: 26.74626529
Prophet RMSE Error: 5.171679156
Prophet MAPE Error: 45.22276204
```

MSE, RMSE примерно на том же уровне, что и по модели SARIMAX, а вот ошибка MAPE значительно выше

*# делаем прогноз на будущее - 1 год вперед*

*# обучаем модель на всем датасете*

```
fut_model_prophet = Prophet(seasonality_mode='additive')
fut_model_prophet.fit(df_prophet)
```

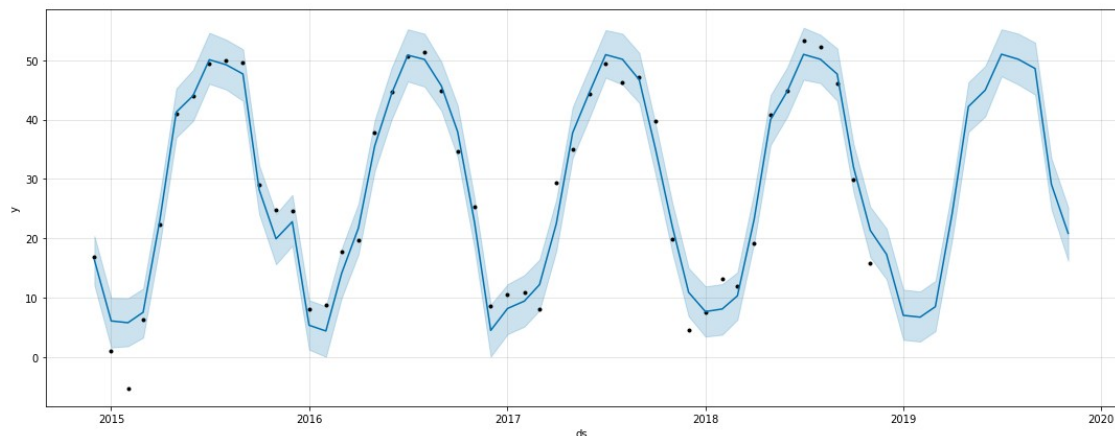
*# говорим профету сделать дата-фрейм на 1 год вперед*

```
fut_future_prophet =
fut_model_prophet.make_future_dataframe(periods=12, freq='MS')
fut_fcst_prophet = fut_model_prophet.predict(fut_future_prophet)
```

INFO:fbprophet:Disabling weekly seasonality. Run prophet with weekly\_seasonality=True to override this.  
INFO:fbprophet:Disabling daily seasonality. Run prophet with daily\_seasonality=True to override this.

*# Строим график*

```
fut_model_prophet.plot(fut_fcast_prophet, figsize=(15,6));
```



```
from matplotlib import pyplot as plt  
import math
```

*# устанавливаем индекс*

```
fut_fcast_prophet.index = fut_fcast_prophet.ds
```

*# И построим график на будущее*

```
ax_PROPHET = df['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,  
figsize=(10,3),title='Метрики')  
fut_fcast_prophet['yhat'].tail(13).plot(legend=True)  
ax_PROPHET.autoscale(axis='x',tight=True)  
ax_PROPHET.legend(["AVG t", "PROPHET"]);
```



Выводы по модели PROPHET: Достойно, но по метрикам немного хуже из-за увеличения MAPE показателя

### 3.0 Экспоненциальное сглаживание

```
# создаем модель с подобранными параметрами
model_exps = ExponentialSmoothing(train['AvgTemp_mean'],
seasonal_periods=12, trend = 'add')# годовая сезонность, тк единица
времени = месяц

# обучаем модель на обучающей выборке данных
model_exps.fit ()

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/statsmodels/tsa/base/
tsa_model.py:471: ValueWarning: No frequency information was provided,
so inferred frequency MS will be used.
    self._init_dates(dates, freq)

<statsmodels.tsa.holtwinters.results.HoltWintersResultsWrapper at
0x7f285a315bd0>

# посмотрим на подобранные параметры модели
model_exps.params

{'damping_trend': nan,
 'initial_level': 16.802478441264864,
 'initial_seasons': array([], dtype=float64),
 'initial_trend': 0.08749258834661888,
 'lamda': None,
 'remove_bias': False,
 'smoothing_level': 0.9999999850988388,
 'smoothing_seasonal': nan,
 'smoothing_trend': 0.0,
 'use_boxcox': False}

# определяем точку начала для прогноза
test.index[0]

Timestamp('2017-12-01 00:00:00')

# определяем точку окончания для прогноза
test.index[-1]

Timestamp('2018-11-01 00:00:00')

#предсказываем значения,передав модели results точку начала и
окончания
prediction_exps = model_exps.predict(model_exps.params,
start=test.index[0], end=test.index[-1])

prediction_exps

array([20.02082622, 20.10831881, 20.19581139, 20.28330398,
20.37079657,
       20.45828916, 20.54578175, 20.63327434, 20.72076692,
```



```
20.80825951,  
    20.8957521 , 20.98324469])
```

```
#преобразуем в датафрейм с индексами
```

```
prediction_exps = pd.DataFrame(prediction_exps)  
prediction_exps.index = pd.date_range("2017-12-01 00:00:00",  
periods=12, freq="M")  
prediction_exps.columns = ['prediction_exps']
```

```
#проверим
```

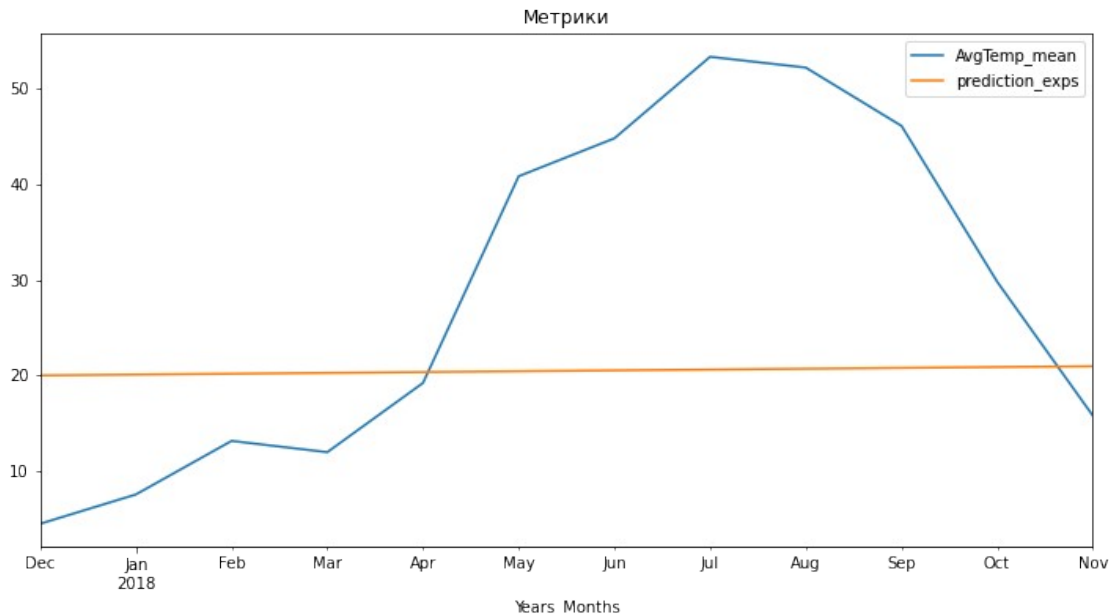
```
prediction_exps.head(15)
```

	prediction_exps
2017-12-31	20.020826
2018-01-31	20.108319
2018-02-28	20.195811
2018-03-31	20.283304
2018-04-30	20.370797
2018-05-31	20.458289
2018-06-30	20.545782
2018-07-31	20.633274
2018-08-31	20.720767
2018-09-30	20.808260
2018-10-31	20.895752
2018-11-30	20.983245

```
#сравниваем прогноз и тестовую выборку
```

```
title = 'Метрики' #название графика
```

```
ax_ES = test['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,  
figsize=(12,6),title=title)  
prediction_exps['prediction_exps'].plot(legend=True)  
ax_ES.autoscale(axis='x',tight=True)
```



Прогноз не удался, как при разборе ДЗ по прогнозированию, давайте выведем метрики ошибок и посмотрим что там, скорее всего значение ошибок будет запредельное

```
mse_error = mean_squared_error(test['AvgTemp_mean'],
prediction_exps['prediction_exps'])
rmse_error = rmse(test['AvgTemp_mean'],
prediction_exps['prediction_exps'])
mape_error = np.mean(np.abs(prediction_exps['prediction_exps'] -
test['AvgTemp_mean'])/test['AvgTemp_mean'])*100
```

```
print(f'Exponential smoothing MSE Error: {mse_error:11.10}')
print(f'Exponential smoothing RMSE Error: {rmse_error:11.10}')
print(f'Exponential smoothing MAPE Error: {mape_error:11.10}')
```

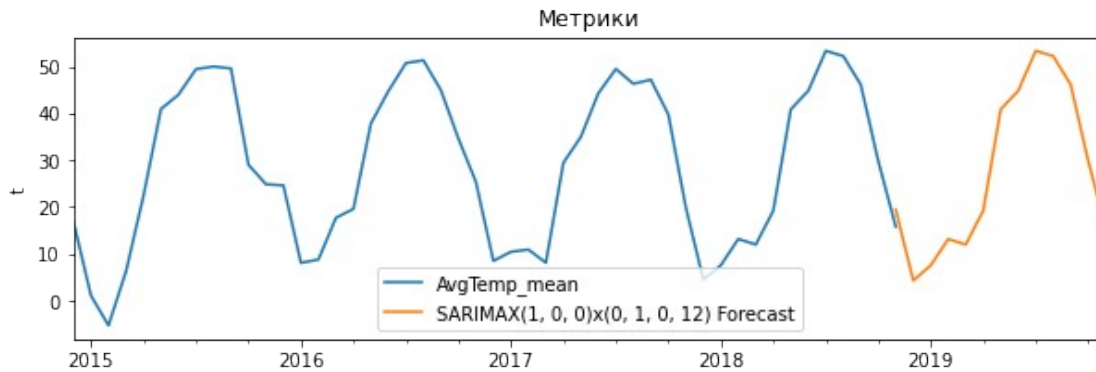
```
Exponential smoothing MSE Error: 360.4317448
Exponential smoothing RMSE Error: 18.98504003
Exponential smoothing MAPE Error:          nan
```

Фактически, получив такие данные и визуально оценив прогноз можно смело заканчивать работу с данным методом, т.к. никакого стоящего прогноза не выйдет.

## Выводы

```
ax_SARIMAX = df['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,
figsize=(10,3),title=title)
fcst.plot(legend=True)
ax_SARIMAX.autoscale(axis='x',tight=True)
ax_SARIMAX.set(xlabel=xlabel, ylabel=ylabel)

[Text(0, 0.5, 't'), Text(0.5, 0, '')]
```



```
ax_PROPHET = df['AvgTemp_mean'].plot(legend=True,
figsize=(10,3),title='Метрики')
fut_fcast_prophet['yhat'].tail(13).plot(legend=True)
ax_PROPHET.autoscale(axis='x',tight=True)
ax_PROPHET.legend(["AVG t", "PROPHET"]);
```



В результате анализа и прогнозирования на горизонт в один год вперед, мы имеем следующие результаты: Модель SARIMAX: MSE Error: 28.94887983 / RMSE Error: 5.380416325 / MAPE Error: 26.47583303 PROPHET: MSE Error: 26.74626529 / RMSE Error: 5.171679156 / MAPE Error: 45.22276204 Метод Экспоненциального сглаживания не показал достойного результата.

Визуально, оба прогноза получились приемлимыми, аномалий нет в спрогнозируемых значениях, но лучше, по метрике MAPE все же SARIMAX