

Міністерство освіти та науки України  
Львівський національний університет імені Івана Франка

# **Звіт**

**Про виконання лабораторної роботи №1**  
**“Метод ARIMA”**

Виконав:

студент групи Фес-31

Івашенюк А.О

Перевірив:

Сінкевич О.О.

Львів - 2019

**Мета роботи:** Реалізувати метод ARIMA для прогнозування температури за допомогою мови програмування Python.

**Теоретичні відомості:** Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) - один з найбільш поширених методів аналізу і прогнозування часових рядів. Ця модель дозволяє обробити дані про послідовні, щоб краще зрозуміти цей ряд або передбачити його розвиток.

ARIMA використовує три основних параметри ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ), які виражаються цілими числами. Тому модель також записується як ARIMA ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ). Разом ці три параметри враховують сезонність, тенденцію і шум в наборах даних:

$p$  - порядок авторегресії (AR), який дозволяє додати попередні значення часового ряду. Цей параметр можна проілюструвати твердженням «завтра, ймовірно, буде тепло, якщо в останні три дні було тепло».

$d$  - порядок інтегрування (I; т. е. порядок різниць вихідного часового ряду). Він додає в модель поняття різниці часових рядів (визначає кількість минулих тимчасових точок, які потрібно вилучити з поточного значення). Цей параметр ілюструє таке твердження: «завтра, ймовірно, буде така ж температура, якщо різниця в температурі за останні три дні була дуже мала».

$q$  - порядок змінного середнього (MA), який дозволяє встановити похибку моделі як лінійну комбінацію значень помилок які спостерігалися раніше.

Для відстеження сезонності використовується сезонна модель ARIMA - ARIMA ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ) ( $P$ ,  $D$ ,  $Q$ )  $s$ . Тут ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ) - несезонні параметри, описані вище, а ( $P$ ,  $D$ ,  $Q$ ) слідує тим же визначенням, але застосовуються до сезонної складової часового ряду. Параметр

s визначає періодичність тимчасового ряду (4 - квартальні періоди, 12 - річні періоди і т.д.).

Сезонна модель ARIMA може здатися складною через численні параметрів. У наступному розділі ви дізнаєтеся, як автоматизувати процес визначення оптимального набору параметрів для сезонної моделі часових рядів ARIMA.

## Хід роботи:

### 1. Підключаємо необхідні бібліотеки:

```
[ ] import numpy as np
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.arima_model import ARIMA
%matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
from pmdarima.arima.utils import ndiffs
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import warnings
```

### 2. Перевіряємо на стаціонарність:

```
[ ] # let's check the order of parameter d
def test_stationarity(timeseries, window = 12, cutoff = 0.01):

    #Determining rolling statistics
    rolmean = timeseries.rolling(window).mean()
    rolstd = timeseries.rolling(window).std()

    #Plot rolling statistics:
    fig = plt.figure(figsize=(12, 8))
    orig = plt.plot(timeseries, color='blue',label='Original')
    mean = plt.plot(rolmean, color='red', label='Rolling Mean')
    std = plt.plot(rolstd, color='black', label = 'Rolling Std')
    plt.legend(loc='best')
    plt.title('Rolling Mean & Standard Deviation')
    plt.show()

    #Perform Dickey-Fuller test:
    print('Results of Dickey-Fuller Test:')
    dfctest = adfuller(timeseries.iloc[:,0].values)
    pvalue = dfctest[1]
    if pvalue < cutoff:
        print('p-value = %.4f. The series is likely stationary.' % pvalue)
    else:
        print('p-value = %.4f. The series is likely non-stationary.' % pvalue)
```

### 3. Перевіряємо на використання ARIMA:

```
[ ] # evaluate an ARIMA model for a given order (p,d,q)
def check_arima_model(ts, arima_order):
    # prepare training dataset
    train_size = int(len(ts) * 0.6)
    train, test = ts[0:train_size], ts[train_size:]
    history = [x for x in train]
    # make predictions
    predictions = list()
    #for t in range(len(test)):
    #    model = ARIMA(history, order=arima_order)
    #    model_fit = model.fit(disp=0)
    #    yhat = model_fit.forecast()[0]
    #    predictions.append(yhat)
    #    history.append(test[t])
    model = ARIMA(history, order=arima_order)
    model_fit = model.fit(disp=0)
    yhats = model_fit.forecast(len(test))[0]
    predictions = [x for x in yhats]
    # calculate out of sample error
    error = mean_squared_error(test, predictions)
    return error
```

#### 4. Знаходимо найкращі параметри:

```
[ ] # evaluate combinations of p and q values for an ARIMA model
def get_arima_order(ts, p_vector, q_vector, d=0):
    best_score, best_cfg = float("inf"), None
    for p in p_vector:
        for q in q_vector:
            order = (p, d, q)
            try:
                mse = check_arima_model(ts, order)
                if mse < best_score:
                    best_score, best_cfg = mse, order
                    print('ARIMA%s MSE=%.3f' % (order,mse))
            except:
                continue
    print('Best ARIMA%s MSE=%.3f' % (best_cfg, best_score))

[ ] # let's generate the ranges of values
p_vector = range(0, 3)
q_vector = range(0, 3)
warnings.filterwarnings("ignore")
get_arima_order(ts_train.iloc[:,0].values, p_vector, q_vector, d=0)

C> ARIMA(0, 0, 0) MSE=4.745
Best ARIMA(0, 0, 0) MSE=4.745
```

#### 5. Навчасмо модель:

```
[ ] # Build Model
model = ARIMA(ts_train.iloc[:,0].values, order=(2, 0, 1))
fitted = model.fit(disp=-1)
print(fitted.summary())

# Forecast
fc, se, conf = fitted.forecast(len(ts_test), alpha=0.05) # 95% conf
# Make as pandas series
fc_series = pd.Series(fc, index=ts_test.index)
lower_series = pd.Series(conf[:, 0], index=ts_test.index)
upper_series = pd.Series(conf[:, 1], index=ts_test.index)

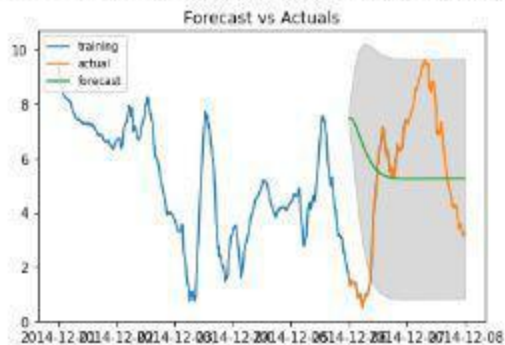
# Plot
plt.figure()
plt.plot(ts_train, label='training')
plt.plot(ts_test, label='actual')
plt.plot(fc_series, label='forecast')
plt.fill_between(lower_series.index, lower_series, upper_series, color='k', alpha=.15)
plt.title('Forecast vs Actuals')
plt.legend(loc='upper left', fontsize=8)
plt.show()
```

```
C>
===== ARMA Model Results =====
Dep. Variable: y No. Observations: 576
Model: ARMA(2, 1) Log Likelihood: 337.402
Method: css-mle S.D. of innovations: 0.134
Date: Sun, 13 Oct 2019 AIC: -664.804
Time: 09:42:15 BIC: -643.024
Sample: 0 HQIC: -656.310

=====
coef std err z P>|z| [0.025 0.975]
-----
const 5.2391 0.654 8.010 0.000 3.957 6.521
ar.L1.y 1.8840 0.027 69.702 0.000 1.831 1.937
ar.L2.y -0.8883 0.027 -32.874 0.000 -0.941 -0.835
ma.L1.y -0.4780 0.052 -9.151 0.000 -0.580 -0.376
=====
```

## 6. Графічний результат навчання:

```
=====
AR.1 1.0604 -0.0353j 1.0610 -0.0053
AR.2 1.0604 +0.0353j 1.0610 0.0053
MA.1 2.0923 +0.0000j 2.0923 0.0000
=====
```



**Висновок:** Виконуючи дану лабораторну роботу, я ознайомився з середовищем розробки Python. Навчився користуватися бібліотекою `statsmodels` для навчання моделі ARIMA, для прогнозування часових рядів.