Міністерство освіти та науки України

Львівський національний університет імені Івана Франка

Звіт

Про виконання лабораторної роботи №1

“Метод ARIMA”

Виконав:

студент групи ФеС-31

Шум В.С.

Перевірив:
Сінкевич О.О.

Львів - 2019

Мета роботи: Реалізувати метод ARIMA для прогнозуання 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) слідують 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):

        #Determing 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:')
        dftest = adfuller(timeseries.iloc[:,0].values)
        pvalue = dftest[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)
```

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

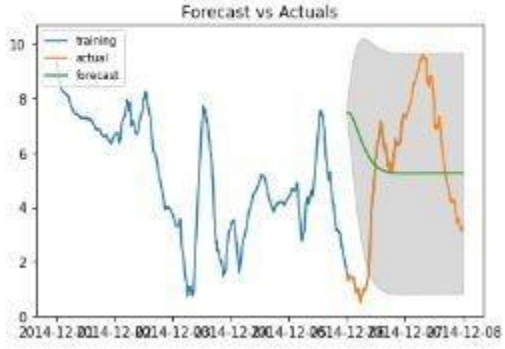
5. **Навчаємо модель:**

```
[ ] # 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()
```

```
                              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: під час цієї лабораторної роботи я ознайомився з середовищем розробки Python. Навчився користуватися бібліотекою stastmodel для навчання моделі ARIMA, для прогнозування часових рядів.