

ĐẠI HỌC ĐÀ NẮNG TRƯỜNG ĐẠI HỌC KINH TẾ





BÁO CÁO

Time-series analysis and forecasting

Môn: Phân Tích Dữ Liệu Bằng Python

Lớp sinh hoạt: 47K14 Lớp học phần: 46K29.2 SĐT Trưởng nhóm: 0355477587

Giảng viên hướng dẫn Lê Diên Tuấn

Nhóm 1 Nguyễn Hữu Trường Giang Phạm Thị Minh Nguyệt Dương Tuyết Nhi Phạm Thị Thương Nguyễn Huy Tuấn Vũ



Đà Nẵng, tháng 11 năm 2023



STT	Họ và Tên	Phần trăm đóng góp
1	Nguyễn Hữu Trường Giang	100%
2	Phạm Thị Minh Nguyệt	100%
3	Dương Tuyết Nhi	100%
4	Phạm Thị Thương	100%
5	Nguyễn Huy Tuấn Vũ	100%

Lời Cam Đoan

Chúng em xin cam dự án là kết quả nghiên cứu của em dưới sự hướng dẫn của giáo viên hướng dẫn của Thầy Lê Diên Tuấn ngoài ra không có bất kì sự sao chép nào của người khác.

Dự án, nội dung báo cáo là sản phẩm mà chúng em đã nổ lực nghiên cứu trong quá trình học và tham khảo tài liệu được cung cấp từ thầy Lê Diên Tuấn. Các dữ liệu, kết quả trình bày trong báo cáo là hoàn toàn trung thực, chúng em xin chịu hoàn toàn trách nhiệm, kỷ luật bộ môn và nhà trường đề ra nếu có vấn đề nào xảy ra.

Mục Lục

Lời Ca	m Đoan .		1
Mục L	џс		1
Lời Mo	ở Đầu		1
I. Gi	iới thiệu t	ổng quan	1
II. Co	ơ sở lý thư	ıyết	1
1.	Vẽ Fram	ework	1
2.	Khái niệ	m time series	1
3.	Các phươ	ơng pháp dự báo	2
3.	1. Movi	ng average	2
	3.1.1.	Khái niệm.	2
	3.1.2.	Đặc điểm.	2
3.	2. Expo	nential smoothing.	3
	3.2.1.	Khái niệm.	3
	3.2.2.	Đặc điểm.	3
	- Weig	hted Moving Average.	3
3	3. Time-	- series forecasting with regression	3
	3.3.1.	Khái niệm	3
	3.3.2.	Đặc điểm	4
3.4	4. Time-	- series forecasting with arima	4
	3.4.1.	khái niệm	4
	3.4.2.	Đặc điểm	4
	3.4.3.	Mô hình ARIMA	4
III.	Triển kh	ai dự án với Python	6
1.	Dự đoán	giá cổ phiếu	6
2.	Xác định	xu hướng thị trường	8
3.	Đánh giá	rủi ro đầu tư	8
IV.	Kết luận		9
V. Tà	ai liên tha	m khảo	9

Lời Mở Đầu

1. Mục tiêu nghiên cứu của đề tài

Đề tài này nhằm nghiên cứu và hiểu rõ về các khái niệm cơ bản trong phân tích và dự đoán chuỗi thời gian. Đặc biệt, chúng tôi đặt mục tiêu áp dụng những kiến thức thu được vào việc xây dựng và đánh giá các mô hình dự đoán chất lượng cao.

2. Nhiệm vụ của đề tài

Nghiên cứu sẽ tập trung vào việc tìm hiểu và ứng dụng các phương pháp phân tích chuỗi thời gian, kết hợp với việc sử dụng các công nghệ và công cụ hiện đại để dự đoán xu hướng và biến động trong dữ liệu thời gian. Chúng tôi sẽ chủ trương thực hiện các phân tích chi tiết và đánh giá độ chính xác của các mô hình dự đoán

3. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu lý thuyết từ tài liệu sẵn có.

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

- Đối tượng nghiên cứu: Dữ liệu chuỗi thời gian liên quan đến cổ phiếu của Apple Inc. (AAPL) được thu thập từ YahooFinace.
- Phạm vi nghiên cứu: Tập trung vào nghiên cứu lý thuyết về chuỗi thời gian, chủ yếu tập trung vào phân tích các đặc điểm và xu hướng trong dữ liệu chuỗi thời gian của cổ phiếu AAPL. Sau đó, sử dụng các mô hình dự đoán chuỗi thời gian để thực hiện việc dự báo về giá cổ phiếu trong tương lai. Mục tiêu là hiểu rõ và áp dụng các phương pháp phân tích và dự đoán chuỗi thời gian để cung cấp thông tin hữu ích cho quyết định đầu tư và chiến lược tài chính liên quan đến cổ phiếu AAPL.

5. Kết cấu của đề tài

Đề tài được tổ chức gồm phần mở đầu, 3 phần nội dung và phần kết luận.

- Mở đầu.
- Giới thiệu tổng quan.
- Cơ sở lý thuyết.
- Triển khai dự án với python
- Kết luân.

I. Giới thiệu tổng quan

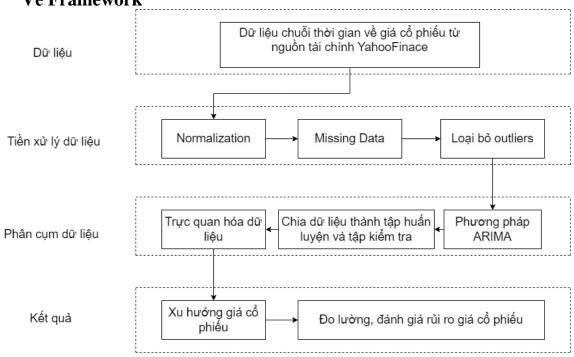
Dự báo chuỗi thời gian (Time Series Forecasting) là một kỹ thuật dự đoán các sự kiện thông qua một chuỗi thời gian. Nó dự đoán các sự kiện trong tương lai bằng cách phân tích các xu hướng trong quá khứ, với giả định rằng các xu hướng trong tương lai sẽ tương tự như vây.

Dự báo chuỗi thời gian cũng là một lĩnh vực quan trọng của học máy và có thể được coi là một vấn đề học tập có giám sát. Các phương pháp học máy như Regression, Neural Networks, Support Vector Machines, Random Forests và XGBoost có thể được áp dụng trong trường hợp này.

Dự báo chuỗi thời gian thường được sử dụng cùng với việc phân tích. Phân tích chuỗi thời gian liên quan đến việc phát triển các mô hình tìm kiếm tri thức trong dữ liệu. Dự báo chuỗi thời gian thực hiện bước tiếp theo với kiến thức vừa tìm được. Nó đòi hỏi phải phát triển các mô hình dựa trên dữ liệu trước đó và áp dụng chúng để thực hiện các quan sát và hướng dẫn các quyết định chiến lược trong tương lai.

II. Cơ sở lý thuyết

1. Vẽ Framework



2. Khái niệm time series

Time series (dịch là "chuỗi thời gian") là một dạng dữ liệu thống kê trong đó các quan sát được ghi nhận theo thời gian. Cụ thể, mỗi quan sát được đặt trong một khoảng thời gian cố định hoặc biểu thị dưới dạng thời gian liên tục. Time series thường sử dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau, bao gồm kinh tế học, tài chính, khoa học xã hội, dự báo thời tiết, y tế, và nhiều lĩnh vực khác.

Phân tích time series thường bao gồm việc xác định các mô hình, xu hướng và chu kỳ trong dữ liệu theo thời gian. Điều này có thể giúp dự đoán hoặc hiểu rõ sự biến động và thay đổi theo thời gian, từ đó hỗ trợ quyết định trong nhiều lĩnh vực khác nhau.

Time series analysis rất quan trọng trong việc đưa ra dự đoán, tối ưu hóa quy trình, và đưa ra quyết định trong nhiều lĩnh vực doanh nghiệp và khoa học.

3. Các phương pháp dự báo.

- Có 4 phương pháp dự báo của time-series:
 - Moving average
 - Exponential smoothing
 - Regression
 - ARIMA
- Để chọn phương pháp dự báo chúng ta có thể đánh giá độ chính xác của dự báo bằng chuỗi thời gian thực tế. Hai thước đo độ chính xác dự báo được sử dụng phổ biến nhất là:
- ightharpoonup Độ lệch tuyệt đối trung bình: $MAD = \frac{\sum_{t=1}^{n} |y_t F_t|}{n}$
 - MAD tính giá trị trung bình của các giá trị tuyệt đối của sai số dự báo và giá trị thực tế.
 - MAD đáng giá mức độ chính xác của dự báo bằng cách xem xét tất cả sai số một cách đều đặn mà không tăng giá trị của sai số lớn hơn so với sai số nhỏ.
 - ⇒ Chọn MAD vì nó là một thủ tục hữu ích để lựa chọn mô hình:
 - ❖ Sử dụng một số quan sát để phát triển một số mô hình dự báo cạnh tranh.
 - Chạy mô hình trên các quan sát còn lại.
 - Tính toán độ chính xác của từng mô hình.
 - Lựa chọn mô hình có độ chính xác tốt nhất.
- ightharpoonup Tổng bình phương của sai số dự báo: $MAD = \sum_{t=1}^{n} (y_t F_t)^2$
 - SSE tập trung vào việc ước tính phạt lớn hơn cho các sai số lớn hơn, vì bình phương là một phép toán tăng giá trị của sai số.
 - SSE tính tổng bình phương của các sai số (chênh lệch) giữa dự báo và giá trị thực tế.
 - ⇒ Chọn SSE nếu bạn quan tâm đến việc đánh giá sự chính xác của dự báo và muốn biết các sai số lớn đến đâu.

3.1. Moving average.

3.1.1. Khái niệm.

Moving average (trung bình động) là một kỹ thuật phân tích và dự báo dữ liệu dựa trên trên thời gian. MA có nghĩa là tính trung bình của các giá trị trong chuỗi thời gian trong một thời gian cụ thể.

3.1.2. Đặc điểm.

Được sử dụng để làm mịn: Moving average cũng có thể được sử dụng để làm mịn dữ liệu bằng cách loại bỏ nhiễu hoặc biến động ngắn hạn trong chuỗi thời gian.

- Chuỗi các phương tiện số học theo thời gian
- Kết quả phụ thuộc theo việc lựa chọn L (L là độ dài khoảng thời gian cho các phương tiện tính toán)
- Để làm mịn thành phần theo chu kỳ, L phải là bội số của độ dài trung bình ước tính của chu kỳ
- Đối với chuỗi thời gian là hàng năm, L nên là số lẻ
 - Dự báo: MA thường được sử dụng để dự báo giá trị tương lai trên dữ liệu lịch sử.
 - Phát triển xu hướng: MA có thể giúp xác định xu hướng tăng hoặc giảm trong dữ liệu thời gian. Nếu MA tăng dần, điều này chỉ ra sự tăng trưởng hoặc xu hướng trong dữ liêu.

3.2. Exponential smoothing.

3.2.1. Khái niệm.

Exponential smoothing là một phương pháp dự báo chuỗi thời gian, trong đó trọng số giảm dần theo hình dạng mũ khi bạn đi từ quan sát gần đây đến quan sát cũ hơn. Exponential Smoothing thường được sử dụng để làm mượt dữ liệu chuỗi thời gian bằng cách tập trung vào các xu hướng và mẫu ngắn hạn trong dữ liệu.

3.2.2. Đặc điểm.

- Weighted Moving Average.

Phương pháp Weighted Moving Average là một kỹ thuật dự báo trong dữ liệu chuỗi thời gian, sử dụng trọng số để làm mượt dữ liệu và tập trung vào các quan sát gần đây hơn. Trọng số giảm dần theo hình dạng mũ, với ưu tiên cao nhất cho quan sát gần đây nhất. Trong trường hợp trọng số "exponential," quan sát mới nhất được coi là quan trọng nhất, giúp tạo ra dự báo dựa nhiều vào thông tin gần nhất trong chuỗi thời gian.

- Used for Smoothing and Short-Term Forecasting (Sử dụng để làm mịn và dự báo ngắn hạn):

- Trọng số được chọn một cách chủ quan: trọng số trong phương pháp "exponential" thường được chọn dựa trên quan điểm cá nhân hoặc kiến thức chuyên gia. Không có quy tắc cố định cho việc chọn trọng số và chúng có thể được điều chỉnh tùy theo mục tiêu cụ thể của dự án.
- Trọng số nằm trong khoảng từ 0 đến 1:Trong phương pháp Weighted Moving Average với trọng số "exponential," giá trị của trọng số thường nằm trong khoảng từ 0 đến.
- ❖ Khi trọng số gần 0, nó chỉ tạo ra một ảnh hưởng rất nhẹ cho quan sát cũ hơn trong dự báo, giúp làm mịn dữ liệu và loại bỏ biến động ngắn hạn.
- ❖ Khi trọng số gần 1, dự báo sẽ dựa nhiều vào giá trị gần đây, phục vụ mục tiêu dự báo trong thời gian ngắn..

3.3. Time- series forecasting with regression

3.3.1. Khái niệm

Chuỗi thời gian (Time Series): Chuỗi thời gian là một tập hợp các quan sát được thực hiện liên tiếp theo thời gian.

Hồi quy (Regression): Hồi quy là một phương pháp trong thống kê và machine learning được sử dụng để dự đoán một biến mục tiêu dựa trên các biến đầu vào khác. Trong

trường hợp dự báo chuỗi thời gian, các biến đầu vào có thể là các giá trị của chuỗi thời gian trong quá khứ.

Dự báo chuỗi thời gian bằng hồi quy: Khi áp dụng hồi quy vào dự báo chuỗi thời gian, ta cố gắng xây dựng một mô hình hồi quy dự đoán giá trị tiếp theo của chuỗi thời gian dựa trên các giá trị quan sát trong quá khứ. Các biến đầu vào trong mô hình có thể là các giá trị của chuỗi thời gian tại các thời điểm trước đó.

3.3.2. Đặc điểm

- Sự kết hợp của chuỗi thời gian và hồi quy.
- Biến độc lập (Independent Variables).
- Phân tích tương quan (Correlation Analysis).
- \Rightarrow Sử dụng phương pháp bình phương tối thiểu để thu được phương trình dự báo xu hướng tuyến tính: $\widehat{Y}_i = b_0 + b_1 X_i$

3.4. Time- series forecasting with arima

3.4.1. khái niệm

Dự báo chuỗi thời gian với ARIMA (Trung bình di chuyển tích hợp tự động hồi quy) là một phương pháp thống kê được sử dụng để lập mô hình và dự báo dữ liệu chuỗi thời gian. Dữ liệu chuỗi thời gian là một chuỗi các quan sát được thu thập đều đặn theo thời gian, chẳng hạn như giá cổ phiếu hàng ngày, số liệu bán hàng hàng tháng hoặc đo nhiệt độ hàng năm.

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) là một trong những phương pháp phổ biến được sử dụng để dự báo chuỗi thời gian. Nó được áp dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như tài chính, kinh tế, y tế, hải dương học, và nhiều ngành công nghiệp khác.

3.4.2. Đặc điểm

Mô hình ARIMA là sự kết hợp 2 mô hình và 1 phương pháp.

- Tự động hồi quy (AR).
- Một phương pháp là sai phân (I) -> cố định cho chuỗi thời gian.
- Đường trung bình động (MA.

3.4.3. Mô hình ARIMA

Để giải thích rõ hơn về ARIMA, chúng ta cũng có thể viết nó là (AR, I, MA) và bằng cách này, chúng ta có thể giả sử rằng trong ARIMA, p là AR, d là I và q là MA. Đây được gọi là "ARIMA(p,d,q)".

- p là số số hạng tự hồi quy,
- d là số chênh lệch không theo mùa,
- q là số lỗi dự báo trễ trong phương trình dự đoán.

Phương trình dự báo ARIMA:

- Gọi Y là chuỗi ban đầu
- Gọi y là chuỗi sai phân (cố định) với sai phân bằng 0: (d=0)

$$y_t = Y_t$$

với sai phân bằng 1: (d=1)

$$y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

với sai phân bằng 2: (d=2)

$$y_t = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) = Y_{t-1} - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

a. Mô hình tự hồi quy bậc nhất - AR(1)

Mô hình AR(1):

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dãy $Y_1, Y_2, ...$ là dãy cố định (hàng tuần). Một yếu cầu đối với AR(1) cố định thì: $|\beta_1| < 1$. Giá trị trung bình của Y_t là: $E(Y_t) = \mu = \frac{\alpha}{1-\beta_1}$

b. Mô hình tự hồi quy bậc 2 -AR(2):

Mô hình AR(2):

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

Giá trị trung bình của Y_t là:

$$E(Y_t) = \mu = \frac{\alpha}{1 - \beta_1 - \beta_2}$$

Mô hình trung bình động bậc 1, ký hiệu là MA(1) là:

$$Y_1 = \mu + \omega_t + \theta_1 w_{t-1}$$

Mô hình trung bình động bậc 2, ký hiệu là MA(2) là:

$$Y_1 = \mu + \omega_t + \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2}$$

Mô hình trung bình động bậc q, ký hiệu là MA(q) là:

$$Y_1 = \mu + \omega_t + \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2} + \dots + \theta_q w_{t-q}$$

⇒ Phương trình của arima có thể được giải thích bằng các biểu thức sau:

$$Y_{t} = \alpha + \beta_{1}Y_{t-1} + \beta_{2}Y_{t-2} + \dots + \beta_{p}Y_{t-p} + \theta_{1}W_{t-1} + \theta_{2}W_{t-2} + \dots + \theta_{q}W_{t-q} + \varepsilon_{t}$$

⇒ Nói một cách dễ hiểu, chúng ta có thể giải thích biểu thức này như sau:

Dự đoán = hằng số + độ trễ kết hợp tuyến tính của Y + kết hợp tuyến tính của các lỗi dự báo có độ trễ.

c. Cách chọn giá trị của p, d và q?

Có nhiều cách khác nhau để chọn giá trị các tham số của mô hình ARIMA.

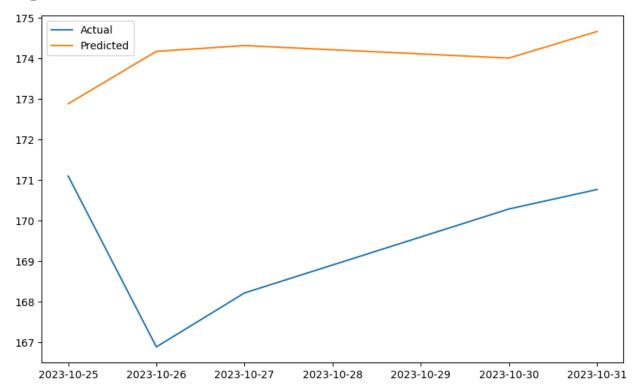
- Kiểm tra tính dừng bằng cách sử dụng phép thử đầy đủ hơn của Dickey.
- Nếu chuỗi thời gian là dừng cố gắng làm khớp mô hình ARMA, và nếu chuỗi thời gian là không dừng thì tìm giá trị của d.
- Nếu dữ liệu đứng yên thì hãy vẽ đồ thị tự tương quan và tự tương quan một phần của dữ liệu.
- Vẽ đồ thị tự tương quan từng phần (ACF) của dữ liệu. Điều này sẽ giúp chúng ta tìm giá trị của p vì điểm giới hạn của PACF là p.
- Vẽ đồ thị tự tương quan (ACF) của dữ liệu. Điều này sẽ giúp chúng ta tìm giá trị của q vì điểm giới hạn của ACF là q.

III. Triển khai dự án với Python

1. Dự đoán giá cổ phiếu

```
# Import các thư viện cần thiết
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt
import yfinance as yf
# Tên chứng khoán muốn tái dữ Liệu
ticker_symbol = "AAPL"
# Ngày bắt đầu và kết thúc dữ Liệu
start_date = "2023-10-01"
end_date = "2023-11-01"
# Tái dữ Liêu từ Yahoo Finance theo ngày
data = yf.download(ticker_symbol, start=start_date, end=end_date)
# Chia dữ Liệu thành tập huấn Luyện và tập kiểm tra
train_size = int(len(data) * 0.8)
train, test = data[:train_size], data[train_size:]
# Xây dưng mô hình ARIMA
model = ARIMA(train['Close'], order=(5,1,0)) # Tham so order có thể cần điều chính
model_fit = model.fit()
# Dự đoán giá trên tập kiểm tra
predictions = model_fit.forecast(steps=len(test))
# Đánh giá mô hình bằng cách tính mean squared error
mse = mean_squared_error(test['Close'], predictions)
print(f'Mean Squared Error: {mse}')
# Về đồ thị so sánh giá thực và giá dự đoán
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(test.index, test['Close'], label='Actual')
plt.plot(test.index, predictions, label='Predicted')
plt.legend()
plt.show()
```

```
Open High Low Close Adj Close \
2023-10-02 171.220001 174.300003 170.929993 173.750000 173.521393
2023-10-03 172.259995 173.630005 170.820007 172.399994 172.173172
2023-10-04 171.089996 174.210007 170.970001 173.660004 173.431519
2023-10-05 173,789993 175,449997 172,679993 174,910004 174,679871
2023-10-06 173.800003 177.990005 173.179993 177.490005 177.256485
2023-10-09 176.809998 179.050003 175.800003 178.990005 178.754501
2023-10-10 178.100006 179.720001 177.949997 178.389999 178.155289
2023-10-11 178.199997 179.850006 177.600006 179.800003 179.563431
2023-10-12 180.070007 182.339996 179.039993 180.710007 180.472244
2023-10-13 181.419998 181.929993 178.139999 178.850006 178.614685
2023-10-16 176.750000 179.080002 176.509995 178.720001 178.484863
2023-10-17 176.649994 178.419998 174.800003 177.149994 176.916916
2023-10-18 175.580002 177.580002 175.110001 175.839996 175.608643
2023-10-19 176.039993 177.839996 175.190002 175.460007 175.229156
2023-10-20 175,309998 175,419998 172,639999 172,880005 172,652542
2023-10-23 170.910004 174.009995 169.929993 173.000000 172.772385
2023-10-24 173.050003 173.669998 171.449997 173.440002 173.211807
2023-10-25 171.880005 173.059998 170.649994 171.100006 170.874893
2023-10-26 170.369995 171.380005 165.669998 166.889999 166.670425
2023-10-27 166.910004 168.960007 166.830002 168.220001 167.998672
2023-10-30 169.020004 171.169998 168.869995 170.289993 170.065933
2023-10-31 169.350006 170.899994 167.899994 170.770004 170.545319
               Volume
Date
2023-10-02 52164500
2023-10-03 49594600
2023-10-04 53020300
2023-10-05 48527900
2023-10-06 57224100
2023-10-09 42390800
2023-10-10 43698000
2023-10-11 47551100
2023-10-12 56743100
2023-10-13 51427100
2023-10-16 52517000
2023-10-17 57549400
2023-10-18 54764400
2023-10-19 59302900
2023-10-20 64189300
2023-10-23 55980100
2023-10-24 43816600
2023-10-25 57157000
2023-10-26 70625300
2023-10-27 58499100
2023-10-30 51131000
2023-10-31 44846000
Mean Squared Error: 24.497423889519062
```



2. Xác định xu hướng thị trường

Phân tích biểu đồ dự báo giá cổ phiếu AAPL

Biểu đồ dự báo giá cổ phiếu AAPL cho thấy xu hướng chung của giá cổ phiếu là đi xuống trong tháng 10 năm 2023. Tuy nhiên, có một số điểm sáng trong biểu đồ, chẳng hạn như giá cổ phiếu đã tăng trở lại vào cuối tháng 10 sau khi giảm mạnh vào ngày 26 tháng 10. Dự báo cho thấy giá cổ phiếu sẽ tiếp tục giảm trong những ngày tới, nhưng mức độ giảm sẽ chậm hơn.

- Xác định xu hướng thị trường

Dựa trên biểu đồ dự báo giá cổ phiếu AAPL, có thể xác định xu hướng thị trường hiện tại là xu hướng giảm. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng đây chỉ là dự báo dựa trên mô hình ARIMA và giá cổ phiếu thực tế có thể biến động theo nhiều yếu tố khác nhau.

3. Đánh giá rủi ro đầu tư

Dưới đây là một số yếu tố rủi ro mà nhà đầu tư cần cân nhắc khi đầu tư vào cổ phiếu AAPL trong thời gian tới:

- Biến động thị trường: Thị trường cổ phiếu luôn có biến động và khó lường trước. Do đó, giá cổ phiếu AAPL cũng có thể bị ảnh hưởng bởi các yếu tố như lãi suất, lạm phát, chiến tranh, xung đột địa chính trị, v.v.
- Kết quả kinh doanh của Apple: Giá cổ phiếu AAPL phụ thuộc rất nhiều vào kết quả kinh doanh của Apple. Nếu Apple không đạt được kết quả kinh doanh như mong đợi, giá cổ phiếu có thể giảm xuống.

- Sự cạnh tranh từ các đối thủ: Apple phải đối mặt với sự cạnh tranh ngày càng gay gắt từ các đối thủ như Samsung, Huawei, Xiaomi, v.v. Nếu Apple không thể duy trì lợi thế cạnh tranh của mình, giá cổ phiếu có thể giảm xuống.
- ⇒ Nhìn chung, rủi ro đầu tư vào cổ phiếu AAPL trong thời gian tới là tương đối thấp. Tuy nhiên, nhà đầu tư vẫn cần theo dõi sát sao thị trường và tình hình kinh doanh của Apple để có những quyết định đầu tư phù hợp.

IV.Kết luận

Biến động giá cổ phiếu AAPL theo từng ngày là một chuỗi thời gian tuân theo quy trình tự hồi quy tích hợp. Dựa vào kết quả mô hình đồ thị so sánh giữa kết quả dự báo và tập test và trong đồ thi so sánh ta sẽ lấy test là 7 dữ liêu.

Tuy vậy, mô hình ARIMA có thể dùng để dự báo, song chưa phải là tối ưu, bởi sự phụ thuộc trong mô hình được giả định là tuyến tính. Trong thời gian tới, thị trường cổ phiếu AAPL dự báo sẽ tiếp tục tăng trưởng mạnh mẽ. Tuy nhiên, việc đánh giá tác động của các yếu tố khác như biến động giá dầu thô, tình hình chính trị và các yếu tố khác đối với thị trường cổ phiếu là rất quan trọng. Và trên tất cả, việc đầu tư cổ phiếu là một hoạt động rủi ro và cần có sự kiên nhẫn và kỷ luật trong quản lý rủi ro.

V. Tài liệu tham khảo

https://l.facebook.com/l.php?u=https%3A%2F%2Fwww.studocu.com%2Fvn%2Fdocument%2Ftruong-dai-hoc-van-lang%2Fdo-an-chuyen-nganh-khdl%2Fdu-doan-gia-co-phieu-vn-index-bang-mo-hinh-

 $\frac{arima\%2F59407838\%3Ffbclid\%3DIwAR3IZ15yYExraErNRaqpmLpYfqW2HKykL6s5C}{Jfte3VWkT1-3bV-}$

jK9Yy1M&h=AT1aOVrRL88P5Ths7pOoTHR1G1jh7HXcS7n8I49q1gcrZU31Cc_Rwf WMMcZ-UhgIObQi88K_nhiyuSMz8Y36sEU37c9fLNTwAD4kMBuR6qKwD-R3RsnwNih6aOdOrkv50R79Z_FyQk7xRXk&s=1

 $\underline{https://www.studocu.com/vn/document/hoc-vien-ngan-hang/kinh-te-luong/du-bao-gia-co-phieu-bang-mo-hinh-}\\$

<u>arima/56158553?fbclid=IwAR3wt8KqwLsUG_sqCZygb8x8L1Xoj_Euc5HVXwSybrn6</u> Wob3y-ZYmQHb Vw

https://www.studocu.com/vn/document/dai-hoc-su-pham-da-nang-dai-hoc-da-nang/nguyen-thai-hoc/bao-cao-lstm/59145435?fbclid=IwAR30cCjDhd8_4jta81-kNHMIv5RoSPAySSSStARCE5--DQ8vJOSa09XVtfg

https://finance.yahoo.com/

https://drive.google.com/file/d/1JGJSKL7_nLYbIGl2ohY8uEVmPoYeSNB5/view?usp=s haring

https://drive.google.com/file/d/1NMMevBRFc54YH0VYvP52zay7qDLuzclY/view?usp=sharing