DỰ BÁO GIÁ CỦA TIỀN ĐIỆN TỬ BẰNG PHƯƠNG PHÁP CHUỖI THỜI GIAN

***Tóm tắt nội dung*—Nghiên cứu này sử dụng một loạt các mô hình dự báo để phân tích và dự đoán tỷ giá trao đổi của Binance Coin (BNB), Bitcoin (BTC), và Ethereum (ETH) so với USD từ năm 2019 đến 2024. Bằng cách sử dụng các mô hình như TimesNet, Random Forest, CNN-LSTM, Bagging Model, và VAR để dự báo các biến động, cùng với hồi quy tuyến tính, nghiên cứu của chúng tôi nhằm cung cấp những thông tin quý báu cho các nhà đầu tư, các nhà phân tích tài chính, và những nhà quyết định chính sách trong việc điều hướng thị trường tiền điện tử dao động mạnh mẽ.**

***Index Terms*—Chuỗi thời gian, phương pháp thống kê, tỷ giá trao đổi tiền điện tử, học máy, học sâu**

I. Giới thiệu

Trong thời đại hiện nay, thị trường tiền điện tử đã trở thành một phần không thể thiếu của hệ thống tài chính toàn cầu, và việc theo dõi và dự báo tỷ giá trao đổi của tiền điện tử so với USD là vô cùng quan trọng. Trong phạm vi này, nhóm tập trung vào ba loại tiền điện tử phổ biến nhất: Binance Coin (BNB), Bitcoin (BTC), và Ethereum (ETH).

Nghiên cứu này sẽ sử dụng một loạt các mô hình dự báo để hiểu và dự đoán các biến động trong tỷ giá trao đổi của các loại tiền điện tử này so với USD. Cụ thể, nhóm sẽ sử dụng các mô hình hồi quy tuyến tính để phân tích các xu hướng dài hạn, và sau đó sử dụng các mạng nơ-ron như TimesNet và CNN-LSTM để khám phá mối quan hệ phức tạp giữa các yếu tố và dự báo các biến động ngắn hạn.

Ngoài ra, nhóm cũng sẽ áp dụng các mô hình học máy như Random Forest, XGBoost, và VAR (Vector Autoregression) để đảm bảo tính linh hoạt và độ chính xác trong việc dự báo. Sự kết hợp của những mô hình này sẽ cung cấp một cái nhìn toàn diện về các xu hướng và biến động trong tỷ giá trao đổi của tiền điện tử so với USD, giúp các nhà đầu tư và chuyên gia tài chính đưa ra quyết định đầu tư thông minh và hiệu quả.

II. Nghiên cứu liên quan

Có một số nghiên cứu đã được thực hiện về chủ đề này:

Yecheng Yao và cộng sự [1] đã đề xuất một cách tiếp cận học sâu để dự đoán giá của tiền điện tử. Bài báo này tập trung vào việc sử dụng Long Short-Term Memory (LSTM) và Recurrent Neural Network (RNN) để phân tích dự báo giá của tiền điện tử. Các yếu tố được xem xét bao gồm vốn hóa thị trường, khối lượng giao dịch, nguồn cung lưu thông và nguồn cung tối đa. Tác giả cũng đề cập đến một số yếu tố như môi trường chính trị và quy định của con người.

Muhammad Ali Nasir và cộng sự [2] đã đề xuất một mô hình trong đó lợi suất và khối lượng của tiền điện tử được dự đoán bằng cách sử dụng các công cụ tìm kiếm. Một tập dữ liệu hàng tuần từ năm 2013 đến 2017 được sử dụng và thu thập cấu trúc phụ thuộc bằng cách sử dụng các phương pháp kinh nghiệm như VAR framework, một phương pháp copulas vv.

Aggarwal A. và cộng sự [3] đã thảo luận về các thông số khác nhau ảnh hưởng đến dự đoán giá Bitcoin dựa trên Root Mean Square Error (RMSE) sử dụng các mô hình học sâu như Convolutional Neural Network (CNN), Long ShortTerm Memory (LSTM) và Gated Recurrent Unit (GRU).

Alessandretti, L., ElBahrawy, A., Aiello, L.M. và Baronchelli, A. [4] đã kiểm tra hiệu suất của ba mô hình trong việc dự đoán giá tiền điện tử hàng ngày cho 1681 loại tiền điện tử. Hai trong số các mô hình dựa trên cây quyết định tăng cường độ dốc và một dựa trên Long ShortTerm memory. Trong tất cả các trường hợp, các danh mục đầu tư được xây dựng dựa trên các dự đoán và hiệu suất được so sánh dựa trên lợi nhuận từ đầu tư.

Mittal R. và cộng sự [5] đã dự đoán giá của tiền điện tử dựa trên giá mở, giá thấp và giá cao của chúng. Một số thuật toán Machine Leaning được sử dụng để dự đoán các thay đổi giá hàng ngày của tiền điện tử. Bộ dữ liệu được sử dụng trong bài báo này là tương đối nhỏ. Hồi quy tuyến tính đa biến đã được sử dụng để dự đoán giá cao nhất và thấp nhất của tiền điện tử.

Suhwanji và cộng sự [6] đã phát triển và so sánh các mô hình dự đoán giá Bitcoin dựa trên thông tin blockchain Bitcoin. Cụ thể, họ đã kiểm tra các mô hình học sâu tiên tiến như mạng nơ-ron sâu (DNN), mô hình long short-term memory (LSTM), mạng nơ-ron tích chập (CNN), mạng nơ-ron còn sót (ResNet) và các sự kết hợp của chúng. Đối với các vấn đề hồi quy, LSTM đạt hiệu suất tốt hơn so với các mô hình khác, trong khi đối với các vấn đề phân loại, DNN đạt hiệu suất tốt hơn một chút.

Phumudzo Lloyd Seabe và cộng sự [7] kết luận rằng ba loại kỹ thuật học sâu - LSTM, GRU và Bi-LSTM - đã được sử dụng để dự đoán giá của ba loại tiền điện tử lớn nhất, được đo bằng vốn hóa thị trường của chúng: Bitcoin, Ethereum và Litecoin. Kết quả của nghiên cứu cho thấy rằng mô hình Bi-LSTM cung cấp các dự đoán chính xác nhất cho cả ba loại tiền tệ, tiếp theo là mô hình GRU.

Nguyen Dinh Thuan và cộng sự [8] kết luận rằng việc dự đoán giá của tiền điện tử là một công việc khó khăn, đòi hỏi nghiên cứu sâu sắc và toàn diện về thị trường tiền điện tử. Ngoài ra, nó cũng cần sự hỗ trợ của máy học và mô hình thống kê. Trong việc dự đoán giá của loại tiền này vào ngày

mai. Sự kết hợp của mô hình hoặc mô hình hỗn hợp dẫn đến mô hình dự đoán với chất lượng hiệu quả hơn, như là kết quả cao hơn, tỷ lệ lỗi thấp trong chi tiết.

III. Tài nguyên

A. Bộ dữ liệu

Tập dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này được thu thập từ https://www.investing.com/, một nền tảng tài chính uy tín nổi tiếng với thông tin thị trường toàn diện và cập nhật. Tập dữ liệu này bao gồm các giá trị của ba loại tiền điện tử phổ biến nhất trên thế giới: Binance Coin, Ethereum và Bitcoin so với đồng đô la Mỹ từ ngày 01/03/2019 đến ngày 01/06/2024, cung cấp một phạm vi thời gian mạnh mẽ cho phân tích của nhóm.

Mỗi mục nhập trong tập dữ liệu bao gồm các chỉ số tài chính quan trọng:

Date: Thuộc tính thể hiện ngày cập nhật dữ liệu.

Open: Thuộc tính đại diện cho giá mở cửa của tiền điện tử tương ứng cho ngày đó, tức là giá của tiền điện tử khi thị trường mở cửa để giao dịch.

High: Thuộc tính biểu thị giá cao nhất mà loại tiền điện tử tương ứng đạt được trong ngày đó.

Low: Thuộc tính biểu thị giá thấp nhất mà loại tiền điện tử tương ứng đạt được trong ngày đó.

Close: Thuộc tính biểu thị giá đóng cửa của loại tiền điện tử tương ứng cho ngày đó, tức là giá của tiền điện tử khi thị trường đóng cửa giao dịch.

Adj Close: Thuộc tính giá đóng cửa đã điều chỉnh được sử dụng để tính toán các điều chỉnh như chia cổ tức, phát hành cổ phiếu mới, cổ tức cổ phiếu, v.v. Đối với một số loại tiền điện tử, giá đóng cửa đã điều chỉnh và giá đóng cửa có thể rất tương tự hoặc giống nhau.

Volumne: Thuộc tính biểu thị tổng khối lượng giao dịch của loại tiền điện tử tương ứng trong ngày đó.

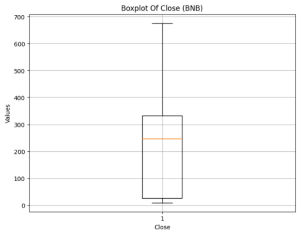
Vì mục tiêu là dự báo giá đóng cửa, nhóm chỉ sử dụng dữ liệu liên quan đến cột "Close" (USD) sẽ được xử lý.

Bằng cách sử dụng dữ liệu có sẵn trên nền tảng này, nhóm đảm bảo một nền tảng đáng tin cậy cho phân tích.

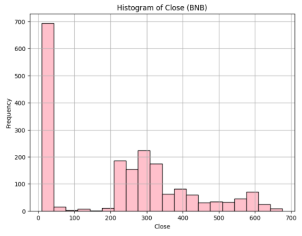
B. Mô tả thống kê

Bảng I
MÔ TẢ THỐNG KÊ DỮ LIỆU BNB, BTC, ETH

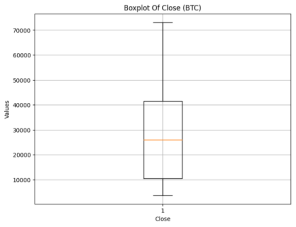
	BNB	BTC	ETH
Count	1920	1920	1920
Mean	229.615657	27933.663833	1581.028056
Std	184.419311	17923.062895	1205.741249
Min	9.386050	3761.557129	110.605873
25%	27.154293	10457.237549	269.458023
50%	247.572518	25935.820312	1622.698242
75%	332.063485	41462.885742	2341.759216
Max	675.684082	73083.5	4812.087402



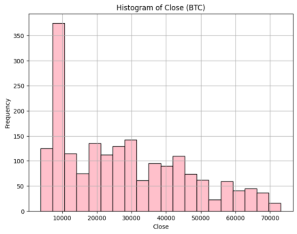
Hình 1. Biểu đồ Boxplot giá trị Close của Binance Coin(BNB)



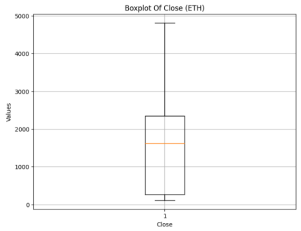
Hình 2. Biểu đồ Histogram giá trị Close của Binance Coin(BNB)



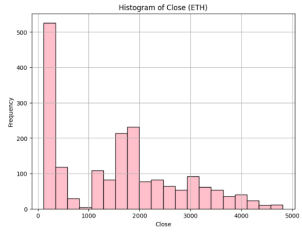
Hình 3. Biểu đồ Boxplot giá trị Close của Bitcoin (BTC)



Hình 4. Biểu đồ Histogram giá trị Close của Bitcoin (BTC)



Hình 5. Biểu đồ Boxplot giá trị Close của Ethereum (ETH)



Hình 6. Biểu đồ Histogram giá trị Close của Ethereum (ETH)

C. Công cụ

Trong quá trình nghiên cứu, nhóm nhận thấy rằng có nhiều công cụ và thư viện Python phổ biến được sử dụng cho phân tích dữ liệu, hỗ trợ học sâu và trực quan hóa dữ liệu. Sau khi nghiên cứu và lựa chọn, nhóm quyết định sử dụng một số công cụ chính: numpy, pandas, sklearn, matplotlib.pyplot. Việc sử dụng những công cụ này đã giúp nhóm xác định dữ liệu, hiểu sâu hơn về ý nghĩa của dữ liệu. Đồng thời, khả năng trực quan hóa dữ liệu đã hỗ trợ đáng kể quá trình hiểu rõ chi tiết cũng như mô tả các bộ dữ liệu một cách rõ ràng, mang lại cái nhìn tổng quan rộng hơn trong việc khám phá dữ liệu.

D. Tỉ lệ dữ liệu

Trong quá trình phân tích dữ liệu chuỗi thời gian, nhóm chia tập dữ liệu thành các tập huấn luyện và kiểm tra bằng các tỷ lệ khác nhau: 70% cho huấn luyện và 30% cho kiểm tra, 80% cho huấn luyện và 20% cho kiểm tra, và 90% cho huấn luyện và 10% cho kiểm tra. Các tỷ lệ này giúp nhóm xem xét cách mà hiệu suất của mô hình bị ảnh hưởng bởi phân phối dữ liệu trong mỗi tập.

Tỷ lệ thông thường sử dụng là 7:3, dành 70% cho huấn luyện và 30% cho kiểm tra, tạo ra một sự cân bằng giữa việc cung cấp đủ dữ liệu huấn luyện và đảm bảo các tập dữ liệu khác biệt để điều chỉnh tinh chỉnh và đánh giá. Một lựa chọn khác là tỷ lệ 8:2, ưa chuộng tập huấn luyện 80%, có lợi cho các mô hình phức tạp đòi hỏi một tập dữ liệu huấn luyện lớn hơn. Trong một số trường hợp, một cách tiếp cận cẩn thận như tỷ lệ 9:1 có thể được ưu tiên, đặc biệt là với một tập dữ liệu lớn và một mô hình đơn giản. Tỷ lệ này đảm bảo đủ dữ liệu huấn luyện trong khi cung cấp một tập kiểm tra đáng kể để đánh giá hiệu suất.

E. Độ đo đánh giá mô hình

RMSE: Sai số bình phương trung bình căn, đại diện cho căn bậc hai của sai số trung bình bình phương trong các giá trị yi dự đoán. Cơ bản, nó đo lường sự chênh lệch giữa các giá trị dự đoán và thực tế. Các giá trị RMSE thấp hơn cho thấy các mô hình dự đoán xuất sắc hơn.

MAPE: Là một phương pháp được sử dụng để đánh giá độ chính xác của một mô hình dự báo hoặc dự đoán. Nó tính toán sự lệch phần trăm trung bình giữa các giá trị dự đoán và thực tế, cung cấp một phép đo về hiệu suất của mô hình dựa trên sai số phần trăm.

MSE: Sai số bình phương trung bình, tính toán giá trị trung bình của sự khác biệt bình phương giữa các giá trị dự đoán và thực tế trong một mô hình. Nó cung cấp một phép đo về độ chính xác tổng thể bằng cách đo lường sự lớn mạnh của các sai số.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}|$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}$$

Trong đó:

y_i is the observer value,

$\hat{y}_i$ is the predicted value,

n is the number of observers

IV. PHƯƠNG PHÁP LUẬN

A. RNN (Recurrent Neural Network)

Ý tưởng chính của RNN (Recurrent Neural Network) là sử dụng chuỗi các thông tin. Trong các mạng nơ-ron truyền thống, mọi đầu vào và đầu ra đều độc lập với nhau, không được kết nối thành một chuỗi. Tuy nhiên, điều này không phù hợp với nhiều bài toán, như việc dự đoán từ tiếp theo trong một câu, nơi cần biết thông tin về các từ trước đó. RNN được gọi là hồi quy (Recurrent) vì chúng thực hiện cùng một tác vụ cho mỗi phần tử của chuỗi, với đầu ra phụ thuộc vào cả các phép tính trước đó. Điều này cho phép RNN nhớ thông tin tính toán trước đó. Trên lý thuyết, RNN có thể sử dụng thông tin từ văn bản dài, nhưng thực tế, nó chỉ có thể nhớ một vài bước trước đó.
Cho ví dụ sau: Khi ứng dụng vào bài toán với dữ liệu là các dòng văn bản, giả sử với một câu có 5 chữ thì mạng nơ-ron được triển khai sẽ gồm 5 tầng nơ-ron tương ứng với mỗi chữ một tầng. Lúc đó việc tính toán bên trong RNN được thực hiện như sau:

- x_t là đầu vào tại bước (t). Ví dụ, x_1 là một vec-tơ one-hot tương ứng với từ thứ 2 của câu.
- s_t là trạng thái ẩn tại bước (t). Đây chính là bộ nhớ của mạng. s_t được tính toán dựa trên cả các trạng thái ẩn phía trước và đầu vào tại bước đó: $s_t = f(Ux_t + Ws_{t-1})$. Hàm (f) thường là một hàm phi tuyến tính như tang hyperbolic (tanh) hay ReLu. Để làm phép toán cho phần tử ẩn đầu tiên ta cần khởi tạo thêm s_{-1}, thường giá trị khởi tạo được gắn bằng 0.
- o_t là đầu ra tại bước (t). Ví dụ, muốn dự đoán từ tiếp theo có thể xuất hiện trong câu thì o_t chính là một vec-tơ xác xuất các từ trong danh sách từ vựng: $o_t = softmax(Vs_t)$

B. CCN-LSTM (Convolutional Neural Network - Long Short-Term Memory)

Mạng CNN-LSTM là một kiến trúc mạng nơ-ron sử dụng cả Convolutional Neural Network (CNN) và Long Short-Term Memory (LSTM). Mạng này kết hợp các lợi ích của cả hai loại mạng để xử lý dữ liệu chuỗi 2D hoặc 3D như hình ảnh hoặc video.
Convolutional Neural Network (CNN):
CNN là một loại mạng nơ-ron mà bao gồm các tính toán convolution và được chuyên biệt hóa để xử lý dữ liệu lưới tương tự. Do tính chia sẻ trọng số và kết nối cục bộ của mạng CNN, chúng đã đóng góp đáng kể trong học sâu và được sử dụng rộng rãi trong các lĩnh vực khác nhau. Mục đích chính của mạng CNN là trích xuất thông tin đặc trưng của đầu vào, chủ yếu được thực hiện bởi lớp convolutional. Vì thông tin đặc trưng được trích xuất bởi lớp convolutional là tuyến tính, dữ liệu đầu vào thường có đặc tính phi tuyến tính. Do đó, cần phải giới thiệu một hàm phi tuyến để giải quyết vấn đề này. Hàm phi tuyến này chính là hàm kích hoạt trong mạng CNN. Trong ứng dụng cụ thể của học máy, dữ liệu đầu vào thường không phải là một mảng một chiều. Ở đây, tích chập rời rạc hai chiều được sử dụng làm ví dụ để

thể hiện phép tích chập, và hàm kích hoạt sử dụng hàm Relu làm ví dụ. Phép tính cụ thể được thể hiện như sau:
$H(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n K(m,n)I(i+m, j+n)$
$f(x) = max(0, x)$
Trong công thức trên, $H(i,j)$ đại diện cho một vị trí cụ thể trên bản đồ đặc trưng sau phép tích chập. I và $K(m,n)$ đại diện cho kích thước của mảng đầu vào và lõi tích chập, tương ứng. (x) là bản đồ đặc trưng sau phép tích chập, thường là một tensor. Theo công thức trên, có thể thấy rằng lõi tích chập có thể trượt trên mảng đầu vào. Mỗi khi nó trượt đến một vị trí, các phần tử tương ứng của nó được nhân và tổng hợp. Cuối cùng, sau khi hoàn thành việc trượt mảng đầu vào, ma trận bản đồ đặc trưng sẽ được thu được. Mỗi phần tử trên bản đồ đặc trưng đại diện cho thông tin đặc trưng được trích xuất bởi phép tích chập. Cuối cùng, bản đồ đặc trưng được đưa vào hàm kích hoạt để mang lại tính phi tuyến, tăng cường khả năng biểu diễn của toàn bộ mạng và đóng vai trò quan trọng trong việc phù hợp dữ liệu.

Long Short-Term Memory (LSTM):
LSTM là một mạng nơ-ron được sử dụng để học các phụ thuộc dài hạn từ dữ liệu chuỗi thời gian. LSTM được đề xuất lần đầu vào năm 1997 và hiện nay đã có nhiều ứng dụng trong lĩnh vực dự báo chuỗi thời gian. Thực tế, LSTM là một biến thể của mạng nơ-ron hồi quy, giải quyết vấn đề độ dốc biến mất (Vấn đề xảy ra khi huấn luyện các mạng nơ ron nhiều lớp. Khi huấn luyện, giá trị đạo hàm là thông tin phản hồi của quá trình lan truyền ngược. Giá trị này trở nên vô cùng nhỏ tại các lớp nơ ron đầu tiên khiến cho việc cập nhật trọng số mạng không thể xảy ra) trong quá trình huấn luyện mạng RNN truyền thống, từ đó có thể bảo toàn thông tin dài hạn.
LSTM là một loại RNN đặc biệt. Sự khác biệt lớn nhất so với RNN truyền thống là LSTM giới thiệu khái niệm về các ô nhớ. Nhờ sự tồn tại của các ô nhớ, LSTM có khả năng ghi nhớ thông tin dài hạn trong chuỗi đầu vào. rạng thái của ô nhớ có thể truyền qua chuỗi vòng, nơi LSTM chọn cách cập nhật hoặc quên trạng thái ô nhớ thông qua các cổng khác nhau. Cụ thể, có ba loại đầu vào LSTM vào thời điểm t, tức là đầu vào xt tại thời điểm hiện tại, trạng thái lớp ẩn $h_t - 1$ và trạng thái ô nhớ $c_t - 1$ tại thời điểm trước đó. Cổng quên ft và cổng đầu vào it được sử dụng để điều khiển thông tin nào nên được thêm vào trạng thái ô nhớ, và cổng đầu ra it được sử dụng để tính toán trạng thái lớp ẩn hiện tại ht. Đầu ra cuối cùng của LSTM là trạng thái ô nhớ hiện tại Ot và trạng thái lớp ẩn ht hiện tại. Công thức của các đơn vị cổng cụ thể như sau:

- $f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, X_t] + b_f$
- $i_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, X_t] + b_f$
- $o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, X_t] + b_o$

Trong đó $[H_{t-1}, X_t]$ chỉ ra rằng lớp ẩn và dữ liệu chuỗi được đồng thời đưa vào mạng. W_f, W_i, W_o và b_f, b_i, b_o là các tham số tương ứng trong mạng. Cụ thể,W_f, W_i, W_o là các ma trận hệ số trọng số tương ứng cho mỗi cổng, và b_f, b_i, b_o tương ứng với các độ lệch. σ là hàm kích hoạt sigmoid của mỗi cổng. Quá trình cập nhật trạng thái ô nhớ diễn ra như sau:

$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$ **Kết hợp CNN và LSTM:** Mạng CNN-LSTM kết hợp CNN để trích xuất đặc trưng không gian từ dữ liệu (ví dụ: các khối hình ảnh) và LSTM để hiểu mối quan hệ thời gian trong dữ liệu (ví dụ: chuỗi hình ảnh). Quá trình này cho phép mô hình hiểu được cả cấu trúc không gian và thời gian của dữ liệu, phù hợp cho nhiều ứng dụng như nhận dạng hình ảnh/video và dự báo chuỗi thời gian.
Mạng CNN-LSTM thường được sử dụng trong các lĩnh vực như xử lý hình ảnh/video, nhận dạng cử chỉ, dự báo thời tiết, dự báo chuỗi thời gian trong tài chính, và nhiều ứng dụng khác liên quan đến dữ liệu có cấu trúc không gian và thời gian.

C. ARIMA - autoregressive integrated moving average (THUẬT TOÁN TRUNG BÌNH TRƯỢT KẾT HỢP TỰ HỒI QUY)

ARIMA, thường được gọi là phương pháp luận Box-Jenkins, là một mô hình kết hợp tự hồi quy (AR) và trung bình trượt (MA) với quá trình tích hợp (I) để dự báo dữ liệu chuỗi thời gian.

1. Auto regression (AR): AR là thành phần tự hồi quy sử dụng các giá trị quá khứ của chính chuỗi thời gian để dự báo giá trị hiện tại. Mô hình AR(p) được biểu diễn như sau:

$$AR(p) = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \cdots + \phi_p x_{t-p} \quad (1)$$

2. Moving Average (MA): MA là thành phần trung bình trượt, sử dụng các giá trị nhiễu trắng (white noise) quá khứ để dự báo giá trị hiện tại. Mô hình MA(q) được biểu diễn như sau:

$$MA(q) = \mu + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (2)$$

3. Integrated (I): Thành phần tích hợp (I) giúp biến đổi chuỗi thời gian thành chuỗi dừng bằng cách lấy sai phân. Quá trình sai phân bậc d được thực hiện như sau:

- Sai phân bậc 1: $I(1) = \Delta(x_t) = x_t - x_{t-1}$
- Sai phân bậc d: $I(d) = \Delta^d(x_t) = \Delta(\Delta(\cdots\Delta(x_t)))$ (d lần)

Phương trình hồi quy ARIMA(p, d, q) có thể được biểu diễn dưới dạng:

$$\Delta^d(x_t) = \phi_1 \Delta^d(x_{t-1}) + \phi_2 \Delta^d(x_{t-2}) + \cdots + \phi_p \Delta^d(x_{t-p}) + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (3)$$

Tóm lại, ARIMA là mô hình kết hợp của quá trình tự hồi quy và trung bình trượt, sử dụng dữ liệu quá khứ để dự báo tương lai. Trước khi huấn luyện mô hình, chuỗi thời gian cần được chuyển hóa thành chuỗi dừng bằng cách lấy sai phân hoặc biến đổi logarit.

D. Random Forest

1) Lý thuyết: Random Forest hoạt động như sau:

- **Bootstrap Sampling:** Mỗi cây quyết định được huấn luyện trên một tập dữ liệu con được lấy mẫu từ tập dữ liệu huấn luyện ban đầu thông qua phương pháp tái chọn mẫu Bootstrap.

- **Random Feature Selection:** Trong quá trình xây dựng mỗi cây quyết định, chỉ một số lượng ngẫu nhiên các đặc trưng được chọn để tạo ra một cây quyết định.
- **Voting hoặc Average:** Kết quả dự đoán từ tất cả các cây được kết hợp lại để đưa ra dự đoán cuối cùng. Trong phân loại, phương pháp voting được sử dụng; trong dự đoán, thường là trung bình hoặc trọng số của các dự đoán từ các cây.

Random Forest là một phương pháp mạnh mẽ và linh hoạt, thường được sử dụng cho các bài toán phân loại và dự đoán với dữ liệu lớn và đa dạng.

2) Huấn luyện từng cây quyết định: Quá trình huấn luyện từng cây quyết định có thể mô tả như sau:

- **Lấy mẫu dữ liệu:** Đặc trưng đầu vào X và nhãn tương ứng Y. Lấy mẫu dữ liệu từ X và Y bằng phương pháp tái chọn mẫu Bootstrap.
- **Xây dựng cây quyết định:** Xây dựng một cây quyết định trên tập dữ liệu con này.

E. LSTM

LSTMs (Long Short-Term Memory) là một loại kiến trúc đặc biệt của mạng nơ-ron hồi quy (RNN) được thiết kế để giải quyết một thách thức cụ thể—nhớ thông tin trong thời gian dài. Các mô hình này tăng cường khả năng ghi nhớ của các mạng nơ-ron hồi quy. Trong khi các mạng RNN thường chỉ giữ được bộ nhớ ngắn hạn, sử dụng thông tin trước đó cho các nhiệm vụ ngay lập tức trong mạng nơ-ron hiện tại, LSTMs được sử dụng rộng rãi trong các mạng nơ-ron dựa trên RNNs. Hiệu quả của LSTMs trải rộng qua nhiều vấn đề mô hình hóa chuỗi trong nhiều lĩnh vực ứng dụng khác nhau, bao gồm video, xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), dữ liệu địa không gian, và phân tích chuỗi thời gian. **Vấn Đề Tiêu Biểu của RNNs và Giải Pháp:**
Một vấn đề đáng kể với RNNs là hiện tượng gradient biến mất. Vấn đề này phát sinh do việc sử dụng lại các tham số giống nhau trong các khối RNN ở mỗi bước. Để giải quyết vấn đề này, chúng ta cần cố gắng giới thiệu các tham số thay đổi ở mỗi bước thời gian. **Tìm Kiếm Sự Cân Bằng:**
Tìm kiếm sự cân bằng trong các tình huống như vậy là rất quan trọng. Chúng ta cần kết hợp các tham số mới ở mỗi bước đồng thời tổng quát hóa các chuỗi có độ dài biến đổi và duy trì số lượng tham số có thể học được không đổi. Điều này dẫn đến việc giới thiệu các tế bào RNN có cổng, chẳng hạn như LSTM và GRU (Gated Recurrent Unit).

LSTMs và GRUs là những tế bào có cổng trong mạng RNN, giúp giải quyết vấn đề gradient biến mất và cải thiện khả năng ghi nhớ trong thời gian dài, qua đó nâng cao hiệu quả của các ứng dụng như xử lý ngôn ngữ tự nhiên, phân tích video, và dữ liệu địa không gian.

MÔ HÌNH LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Mỗi tế bào LSTM bao gồm ba cổng: cổng quên (forget gate), cổng nhập (input gate), và cổng đầu ra (output gate). Các công thức dưới đây diễn tả cách các cổng này hoạt động.

1. **Cổng quên (Forget gate):**

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

2. **Cổng nhập (Input gate):**

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

3. **Vector thông tin mới (Candidate memory cell):**

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

4. **Trạng thái nhớ (Memory cell state):**

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

5. **Cổng đầu ra (Output gate):**

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

6. **Trạng thái ẩn (Hidden state):**

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Trong đó:

- x_t là đầu vào tại thời điểm t.
- h_{t-1} là trạng thái ẩn từ thời điểm trước đó $t-1$.
- σ là hàm kích hoạt sigmoid.
- $\tanh$ là hàm kích hoạt hyperbolic tangent.
- W_f, W_i, W_C, W_o là các ma trận trọng số cho các cổng tương ứng.
- b_f, b_i, b_C, b_o là các vector bias cho các cổng tương ứng.
- f_t, i_t, o_t là các vector cổng quên, cổng nhập, và cổng đầu ra tại thời điểm t.
- $\tilde{C}_t$ là vector thông tin mới tại thời điểm t.
- C_t là trạng thái nhớ tại thời điểm t.

F. VAR

Vector autoregression (VAR) là một mô hình thống kê được sử dụng để nắm bắt mối quan hệ giữa nhiều đại lượng khi chúng thay đổi theo thời gian. VAR là một loại mô hình quá trình ngẫu nhiên. Các mô hình VAR mở rộng mô hình tự hồi quy đơn biến (univariate autoregressive model) bằng cách cho phép phân tích các chuỗi thời gian đa biến. VAR thường được sử dụng trong kinh tế học và các khoa học tự nhiên. **Cấu Trúc và Hoạt Động của Mô Hình VAR:**
Giống như mô hình tự hồi quy, mỗi biến trong mô hình VAR có một phương trình mô tả sự tiến triển của nó theo thời gian. Phương trình này bao gồm các giá trị trễ (giá trị trong quá khứ) của biến đó, các giá trị trễ của các biến khác trong mô hình và một hạng tử sai số (error term).

Cụ thể: -Giá trị trễ của biến: Những giá trị trong quá khứ của biến đó. -Giá trị trễ của các biến khác: Những giá trị trong quá khứ của các biến khác trong mô hình. -Hạng tử sai số: Biểu diễn những yếu tố ngẫu nhiên hoặc không thể đoán trước được ảnh hưởng đến biến đó.

MÔ HÌNH VECTOR AUTOREGRESSION (VAR)

Mô hình VAR có thể được viết dưới dạng ma trận như sau:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}_1\mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{A}_2\mathbf{y}_{t-2} + \cdots + \mathbf{A}_p\mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{u}_t$$

Trong đó:

- $\mathbf{y}_t$ là vector cột $k \times 1$ của các biến tại thời điểm t.
- $\mathbf{A}_i$ là các ma trận hệ số $k \times k$ cho từng độ trễ i từ 1 đến p.
- $\mathbf{u}_t$ là vector cột $k \times 1$ của các hạng tử sai số (error terms) tại thời điểm t.

Công thức chi tiết của một phương trình trong mô hình VAR cho biến thứ i sẽ là:

$$y_{it} = \alpha_{i0} + \sum_{j=1}^{k}\sum_{l=1}^{p} \alpha_{ij}^{(l)} y_{jt-l} + u_{it}$$

Trong đó:

- α_{i0} là hằng số (constant term) của phương trình cho biến y_{it}.
- $\alpha_{ij}^{(l)}$ là hệ số cho biến y_{jt-l} trong phương trình của y_{it} với độ trễ l.
- y_{jt-l} là giá trị của biến y_j tại thời điểm $t-l$.

G. GRU

Gated Recurrent Unit (GRU) là một biến thể của mạng neural hồi quy (RNN), được thiết kế để cải thiện khả năng lưu giữ và xử lý thông tin trong các chuỗi dữ liệu dài hạn mà không bị mất mát thông tin. GRU sử dụng các cơ chế cổng để điều chỉnh luồng thông tin vào và ra khỏi các trạng thái ẩn của mạng, giúp cập nhật trạng thái một cách chọn lọc và hiệu quả. Hai cổng chính của GRU là cổng đặt lại (reset gate) và cổng cập nhật (update gate).

- Cổng đặt lại (reset gate): Điều chỉnh mức độ thông tin từ trạng thái ẩn trước đó cần bị lãng quên.
- Cổng cập nhật (update gate): Quyết định mức độ thông tin mới từ đầu vào sẽ được sử dụng để cập nhật trạng thái ẩn.

GRU tính toán đầu ra dựa trên trạng thái ẩn được cập nhật qua các cổng này, giúp duy trì thông tin một cách hiệu quả trong suốt quá trình xử lý chuỗi.
Dưới đây là các phương trình mô tả cách tính toán của GRU:

- Cổng đặt lại:

$$r_t = \sigma(W_{xr}x_t + W_{hr}h_{t-1} + b_r) \tag{4}$$

- Cổng cập nhật:

$$z_t = \sigma(W_{xz}x_t + W_{hz}h_{t-1} + b_z) \tag{5}$$

- Trạng thái dự kiến:

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_{xh}x_t + W_{hh}(r_t \odot h_{t-1}) + b_h) \tag{6}$$

- Trạng thái ẩn cuối cùng:

$$h_t = z_t \odot h_{t-1} + (1 - z_t) \odot \tilde{h}_t \tag{7}$$

Trong các phương trình trên:

- W_{xr}, W_{xz}, W_{xh} là các ma trận trọng số có thể được học.
- x_t là đầu vào tại thời điểm t.
- h_{t-1} là trạng thái ẩn từ thời điểm trước.
- σ là hàm kích hoạt sigmoid và $\tanh$ là hàm kích hoạt hyperbolic tangent.
- b_r, b_z, b_h là các giá trị bias.

Bằng cách điều chỉnh thông tin qua các cổng, GRU có thể xử lý các chuỗi dữ liệu dài hiệu quả hơn, đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng như dự báo giá tiền điện tử. GRU đơn giản hơn so với LSTM nhưng vẫn duy trì được khả năng mạnh mẽ trong việc xử lý các chuỗi dữ liệu phức tạp.

H. TimesNet

TimesNet là một mô hình hiện đại cho dự báo chuỗi thời gian, tận dụng kiến trúc đặc biệt để học và nắm bắt các mô hình thời gian phức tạp và đa dạng. Nó được thiết kế để cải thiện hiệu quả so với các phương pháp truyền thống bằng cách sử dụng cơ chế mạng lưới đặc trưng thời gian (Time-Series Network) và đặc biệt nhắm đến các đặc điểm độc đáo của dữ liệu chuỗi thời gian. TimesNet xây dựng các mạng con đặc trưng thời gian bằng cách:

- Bộ Biểu Diễn Thời Gian: Sử dụng các kiến trúc convolution và attention đặc trưng thời gian để học và tách các mẫu từ dữ liệu chuỗi thời gian. Bộ biểu diễn này được thiết kế để phát hiện và tổng hợp các đặc trưng từ cả thành phần tuần hoàn (như mùa) và phi tuần hoàn (như xu hướng ngắn hạn).
- Biểu Diễn Khối và Nối Kết: Các biểu diễn thời gian được tổ chức thành các khối và được nối kết để duy trì thông tin thời gian trong quá trình huấn luyện và dự báo.

TimeBlock là một thành phần quan trọng trong kiến trúc của TimesNet, được sử dụng để xử lý và trích xuất các đặc trưng từ dữ liệu chuỗi thời gian. TimeBlock kết hợp các phương pháp convolutional và attention để phân tích dữ liệu thời gian theo các khía cạnh khác nhau và tạo ra các biểu diễn đặc trưng cho mô hình dự báo. Mỗi TimeBlock thường bao gồm một chuỗi các lớp convolutional và attention, cùng với các kết nối và kết hợp đặc trưng để duy trì thông tin thời gian trong quá trình huấn luyện và dự báo.

- Convolution và Attention Thời Gian: Sử dụng convolution để khai thác các đặc trưng ngắn hạn và attention để phát hiện các mẫu quan trọng trong chuỗi dữ liệu dài hạn.
- Cơ Chế Tập Trung (Attention): Tăng cường khả năng của mô hình trong việc tập trung vào các thành phần quan trọng của dữ liệu thời gian, điều chỉnh sự chú ý đến các điểm dữ liệu có ảnh hưởng lớn đến dự báo.
- Tích Hợp Đa Chiều: Tích hợp thông tin từ nhiều chiều dữ liệu, đảm bảo rằng tất cả các khía cạnh của dữ liệu chuỗi thời gian được xem xét trong dự báo.

TimesNet có thể được mô tả bằng một tập hợp các công thức toán học, bao gồm:

- Khối Convolution:

$$\mathbf{F}^{(l)} = \text{Conv1D}(\mathbf{F}^{(l-1)}, \mathbf{W}^{(l)}) + \mathbf{b}^{(l)} \tag{8}$$

Trong đó, $\mathbf{F}^{(l)}$ là đặc trưng tại lớp l, Conv1D là phép tích chập 1 chiều, $\mathbf{W}^{(l)}$ là trọng số của lớp l, và $\mathbf{b}^{(l)}$ là vector bù.

- Khối Attention:

$$\mathbf{Z}^{(l)} = \text{Attention}(\mathbf{Q}^{(l)}, \mathbf{K}^{(l)}, \mathbf{V}^{(l)}) \tag{9}$$

Trong đó, $\mathbf{Q}^{(l)}$, $\mathbf{K}^{(l)}$, $\mathbf{V}^{(l)}$ là các ma trận query, key, và value tại lớp l.

- Kết Hợp Đặc Trưng:

$$\mathbf{F}_{\text{out}} = \text{Concat}(\mathbf{F}_{\text{conv}}, \mathbf{Z}_{\text{attn}}) \tag{10}$$

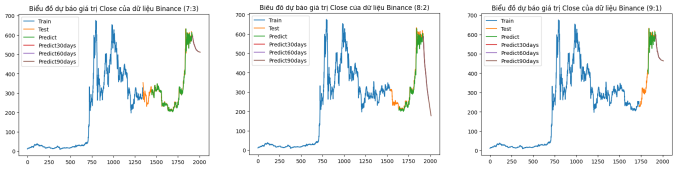
Trong đó, $\mathbf{F}_{\text{conv}}$ và $\mathbf{Z}_{\text{attn}}$ là các đặc trưng từ các khối convolution và attention.

TimesNet có khả năng được tùy chỉnh cho nhiều loại dữ liệu chuỗi thời gian khác nhau. Thông qua việc sử dụng TimeBlock, TimesNet có khả năng học và nắm bắt các mô hình thời gian phức tạp và đa dạng, thình thích nghi tốt với các đặc điểm cụ thể của từng tập dữ liệut, từ các mẫu ngắn hạn đến các xu hướng dài hạn trong dữ liệu chuỗi thời gian.

V. Thực nghiệm

A. Xây dựng mô hình

1) RNN:

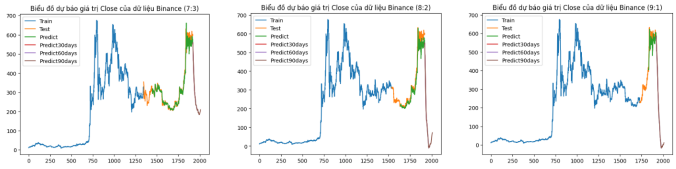


Hình 7. Dữ liệu BNB-USD

Hình 8. Dữ liệu BTC-USD

Hình 9. Dữ liệu ETH-USD

2) CNN-LSTM:



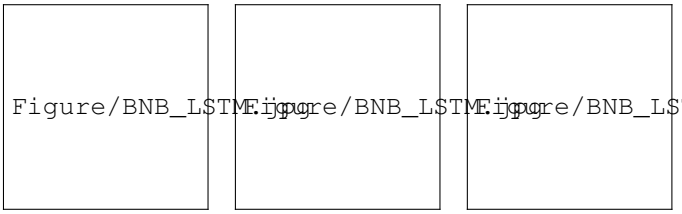
Hình 10. Dữ liệu BNB-USD

Hình 11. Dữ liệu BTC-USD

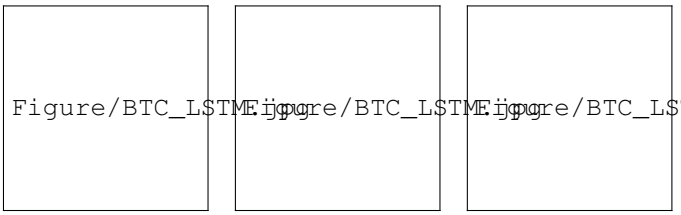
Hình 12. Dữ liệu ETH-USD

3) CNN-LSTM:

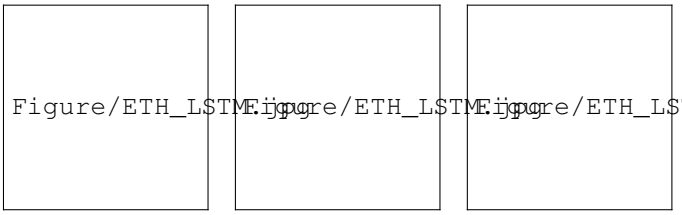
4) LSTM:



Hình 13. Dữ liệu BNB-USD

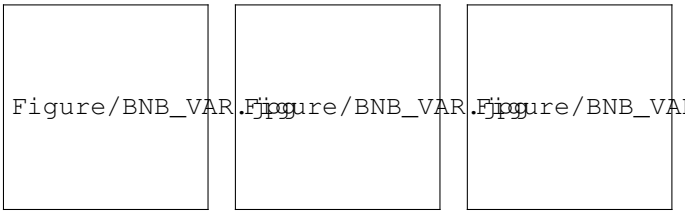


Hình 14. Dữ liệu BTC-USD

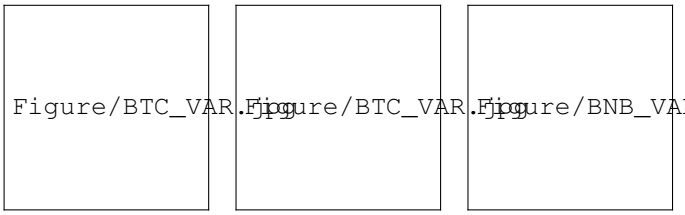


Hình 15. Dữ liệu ETH-USD

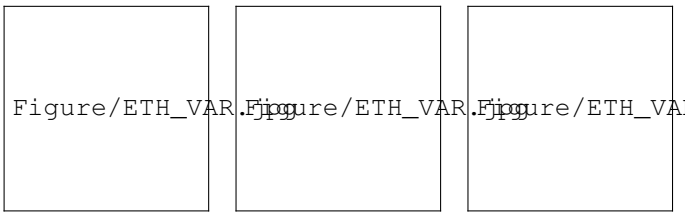
5) VAR:



Hình 16. Dữ liệu BNB-USD



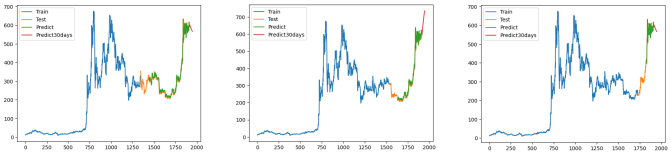
Hình 17. Dữ liệu BTC-USD



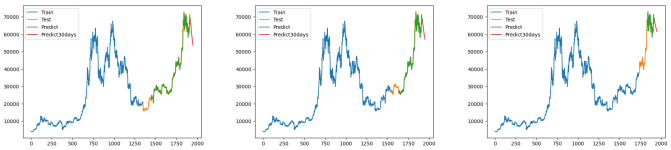
Hình 18. Dữ liệu ETH-USD

6) VAR:

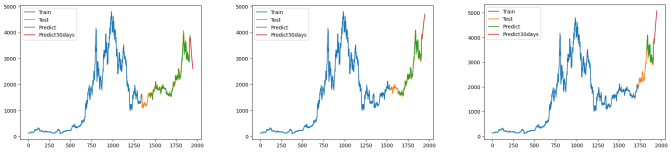
7) GRU:



Hình 19. Dữ liệu BNB-USD



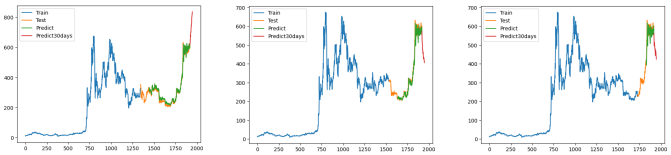
Hình 20. Dữ liệu BTC-USD



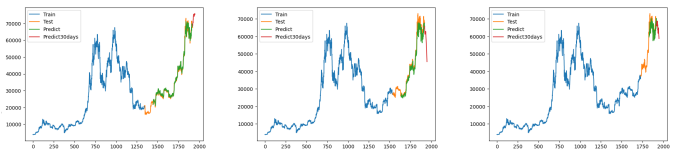
Hình 21. Dữ liệu ETH-USD

8) GRU:

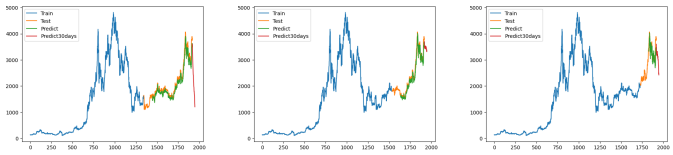
9) TimesNet:



Hình 22. Dữ liệu BNB-USD



Hình 23. Dữ liệu BTC-USD

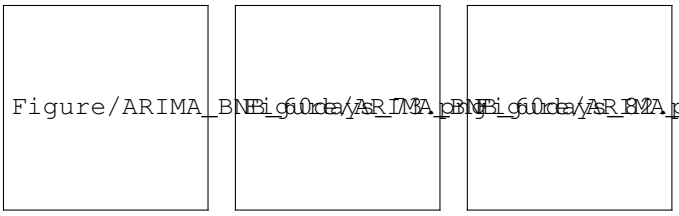


Hình 24. Dữ liệu ETH-USD

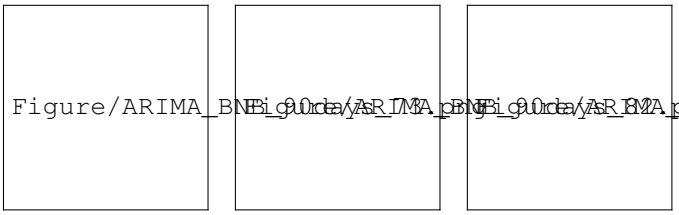
10) TimesNet:

11) Arima:

Hình 25. Dự đoán 30 ngày tiếp theo



Hình 26. Dữ đoán 60 ngày tiếp theo

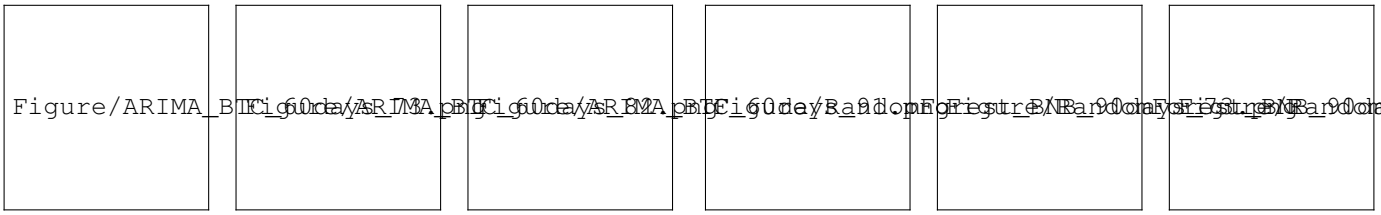


Hình 27. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

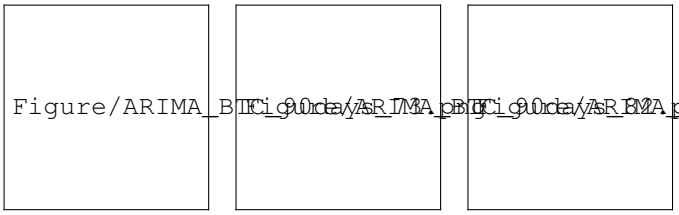
11) Arima:

*b) **Dữ liệu BTC**:*

Hình 28. Dự đoán 30 ngày tiếp theo



Hình 29. Dự đoán 60 ngày tiếp theo



Hình 30. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

*c) **Dữ liệu ETH**:*

Hình 31. Dự đoán 30 ngày tiếp theo

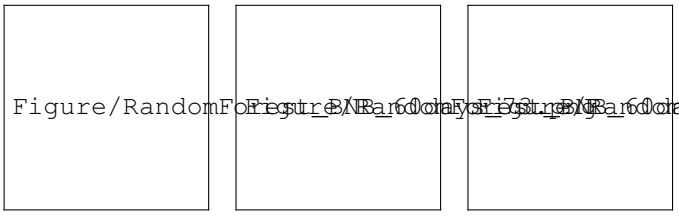
Hình 32. Dự đoán 60 ngày tiếp theo

Hình 33. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

12) Random Forest:

*a) **Dữ liệu BNB**:*

Hình 34. Dự đoán 30 ngày tiếp theo

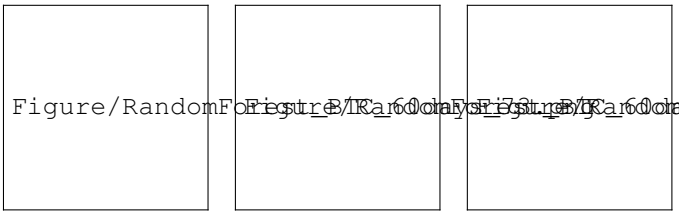


Hình 35. Dữ đoán 60 ngày tiếp theo

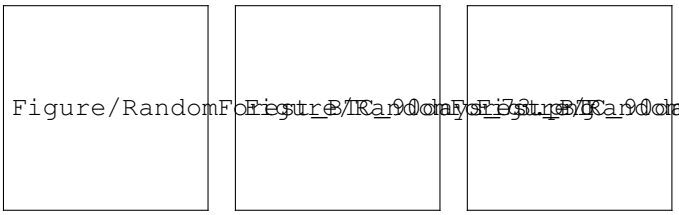
Hình 36. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

*b) **Dữ liệu BTC**:*

Hình 37. Dự đoán 30 ngày tiếp theo



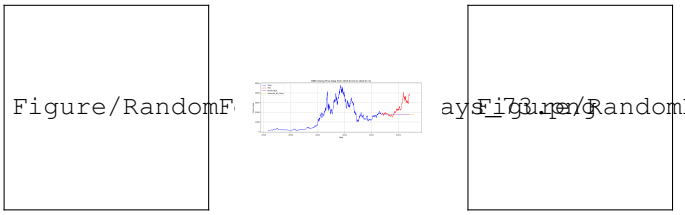
Hình 38. Dự đoán 60 ngày tiếp theo



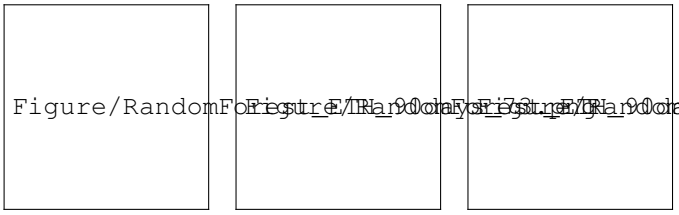
Hình 39. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

*c) **Dữ liệu ETH**:*

Hình 40. Dự đoán 30 ngày tiếp theo



Hình 41. Dự đoán 60 ngày tiếp theo



Hình 42. Dự đoán 90 ngày tiếp theo

B. Độ đo đánh giá

TÀI LIỆU

[1] Yecheng Yao, Jungho Yi, Shengjun Zhai, Yuwen Lin, Taekseung Kim Guihongxuan Zhang, Leonard Yoonjae Lee, "Predictive Analysis of Cryptocurrency Price Using Deep Learning", International Journal of Engineering and Technology, Volume 7, Issue 3.27, pp. 258-264, 2018 [https://www.sciencepubco.com/index.php/ijet/article/view/17889]

[2] Muhammad Ali Nasir, Toan Luu Duc Huynh, Sang Phu Nguyen and Duy Duong, "Forecasting cryptocurrency returns and volume using search engines", Financial Innovation 5, Article number 2, 2019 [https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-018-0119-8]

[3] Aggarwal A., Gupta I., Garg N., and Goel A., "Deep Learning Approach to Determine the Impact of Socio-Economic Factors on Bitcoin Price Prediction", Twelfth International Conference on Contemporary Computing (IC3), 2019 [https://ieeexplore.ieee.org/document/8844928]

[4] Alessandretti, L.,ElBahrawy, A.,Aiello, L.M. and Baronchelli,A., 2018. Anticipating cryptocurrency prices using machine learning. Complexity, 2018. [https://www.hindawi.com/journals/complexity/2018/8983590/]

[5] Mittal R., Arora S. and Bhatia M. P. S., "Automated cryptocurrencies prices prediction using machine learning", International Journal on Soft Computing, Volume 8, Issue 4, pp. 1758-1761, 2018

[6] Suhwan Ji, Jongmin KimORCID and Hyeonseung Im, "A Comparative Study of Bitcoin Price Prediction Using Deep Learning", Department of Computer Science, Kangwon National University, Chuncheon-si, Gangwon-do 24341, Korea, 2019 [https://www.mdpi.com/2227-7390/7/10/898]

[7] Phumudzo Lloyd Seabe, Claude Rodrigue Bambe Moutsinga, and-Edson Pindza, "Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, and Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach", 2023 [https://www.mdpi.com/2504-3110/7/2/203]

[8] Nguyen Dinh Thuan, Nguyen Minh Nhut, Hoang Tung, Vu Minh Sang, "PREDICTING THE CLOSING PRICE OF CRYPTOCURRENCY USING HYBRID ARIMA, REGRESSION AND MACHINE LEARNING", Ky yeu Hoi nghi KHCN Quoc gia lan thu XIV ve Nghien cuu co ban va ung dung Cong nghe thong tin (FAIR), TP. HCM, ngay 23-24/12/2021