ỨNG DỤNG MÔ HÌNH ARIMA TRONG DỰ BÁO TĂNG TRƯỞNG KINH TẾ CỦA VIỆT NAM

TS. Lê Huy Chính* - ThS. Nguyễn Thị Huyền*

Bài viết này sử dụng mô hình ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) trong dự báo GDP của Việt Nam. Dựa trên dữ liệu chuỗi thời gian, mô hình ARIMA cho phép mô hình hóa và dự báo biến động GDP đến hết quý 4 năm 2026 mà không cần sử dụng biến ngoại sinh. Kết quả cho thấy mô hình ARIMA(2,1,12) là phù hợp nhất, với sai số dự báo thấp (MAPE < 10%), chứng minh tính hiệu quả và chính xác của mô hình trong thực tiễn dự báo kinh tế.

• Từ khóa: *ARIMA, GDP, chuỗi thời gian, dự báo kinh tế, mô hình thống kê.*

This article uses the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model in forecasting Vietnam's GDP. Based on time series data, the ARIMA model allows modeling and forecasting GDP fluctuations up to the end of Q4 2026 without using exogenous variables. The results show that the ARIMA model(2,1,12) is the most suitable, with low forecasting error (MAPE < 10%), demonstrating the effectiveness and accuracy of the model in economic forecasting practice.

• Key words: *ARIMA, GDP, time series, economic forecasting, statistical model.*

Ngày nhận bài: 25/12/2025
Ngày gửi phản biện: 05/02/2026
Ngày duyệt đăng: 02/02/2026

DOI: https://doi.org/10.71374/jfarv.v26.i307.02

1. Đặt vấn đề

Dự báo các chỉ tiêu kinh tế vĩ mô, đặc biệt là Tổng sản phẩm quốc nội (GDP), đóng vai trò quan trọng trong việc hỗ trợ hoạch định chính sách tại Việt Nam, một nền kinh tế đang phát triển nhanh trong bối cảnh kinh tế toàn cầu biến động do khủng hoảng địa chính trị, biến đổi khí hậu,… Trong bối cảnh đó, mô hình ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), được giới thiệu bởi Box và Jenkins (1976) là một công cụ hiệu quả để phân tích và dự báo chuỗi thời gian kinh tế, đặc biệt phù hợp với dữ liệu GDP không ổn định của Việt Nam.

Mô hình ARIMA, với khả năng mô hình hóa xu hướng và biến động mà không cần biến ngoại sinh, cho phép dự báo GDP dựa trên chính dữ liệu lịch sử, mang lại tính linh hoạt và thực tiễn cao (Brockwell & Davis, 2016). Nghiên cứu này ứng dụng ARIMA để dự báo GDP theo quý của Việt Nam năm 2025 và 2026, sử dụng dữ liệu từ Tổng cục Thống kê (2023). Kết quả dự báo nhằm cung cấp cơ sở khoa học cho các nhà hoạch định chính sách, góp phần định hướng phát triển kinh tế trong bối cảnh bất định toàn cầu.

2. Cơ sở lý thuyết và phương pháp nghiên cứu

Cơ sở lý thuyết

Trong nghiên cứu phân tích dữ liệu kinh tế, có 3 loại số liệu chính thường được sử dụng: số liệu theo thời gian (time series), số liệu chéo (cross-section) và số liệu hỗn hợp (panel data). Trong đó, số liệu theo thời gian hay còn gọi là chuỗi thời gian như chuỗi số liệu về GDP của Việt Nam là loại dữ liệu phổ biến và có ý nghĩa quan trọng trong dự báo và hoạch định chính sách. Tuy nhiên, việc xử lý chuỗi thời gian đối mặt với nhiều thách thức, bởi các mô hình hồi quy tuyến tính cổ điển thường không đạt hiệu quả do đặc tính không dừng và tự tương quan trong chuỗi (Chatfield, 2016).

Với đặc điểm phản ánh hành vi, kỳ vọng và xu hướng qua thời gian, chuỗi thời gian yêu cầu những công cụ phân tích phù hợp, trong đó mô hình ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) được xem là một lựa chọn tối ưu. Mô hình ARIMA không dựa vào các biến giải thích ngoại sinh, mà sử dụng chính các giá trị trong quá khứ của biến phụ thuộc để dự báo tương lai, thể hiện triết lý "hãy để dữ liệu tự nói" (Box & Jenkins, 1976). Nhờ tính linh hoạt cao và không yêu cầu giả định lý thuyết kinh tế cụ thể, ARIMA tiết kiệm chi phí thu thập biến độc lập, rất hữu ích trong nghiên cứu thực tiễn (Brockwell & Davis, 2016).

* *Trường Đại học Hồng Đức*

Mô hình ARIMA, được phát triển bởi Box và Jenkins (1976) và Brockwell & Davis (2016), kết hợp giữa ba thành phần chính:

- Thành phần tự hồi quy (AR) bậc p: mô tả sự phụ thuộc tuyến tính giữa giá trị hiện tại và các giá trị quá khứ của chuỗi, được viết dưới dạng:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + ... + \varphi_p Y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t \quad (1)$$

- Thành phần trung bình trượt (MA) bậc q: phản ánh ảnh hưởng của sai số ngẫu nhiên hiện tại và trong quá khứ đến giá trị hiện tại, có dạng:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - ... - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

- Thành phần sai phân (I) bậc d: đảm bảo chuỗi trở nên dừng trước khi áp dụng AR và MA. Tổng quát, mô hình ARIMA(p,d,q) được biểu diễn dưới dạng:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + ... + \varphi_p Y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - ... - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Trong đó Y_t là giá trị chuỗi tại thời điểm t, , θ_j lần lượt là tham số của AR và MA, δ là hằng số, và ε_t là sai số ngẫu nhiên.

Quy trình xây dựng mô hình ARIMA đã được làm rõ trong các nghiên cứu lý thuyết. Young (1977) mô tả cách nhận dạng tham số p, d, q thông qua phân tích ACF và PACF, trong khi Hyndman và Athanasopoulos (2018) đề xuất sử dụng tiêu chí AIC để chọn mô hình tối ưu. ARIMA đặc biệt hiệu quả trong dự báo ngắn hạn (Makridakis et al., 1998), nhưng có thể gặp hạn chế khi chuỗi thời gian chịu cú sốc lớn (Chatfield, 2016).

Trong bối cảnh quốc tế, ARIMA đã được ứng dụng rộng rãi để dự báo các chỉ số kinh tế. Tại Bangladesh, Anam và Hossain (2012) sử dụng ARIMA để dự báo GDP tổng thể, trong khi Bhuiyan et al. (2008) tập trung vào GDP ngành sản xuất, minh chứng khả năng mô phỏng xu hướng kinh tế ở các quốc gia đang phát triển. Tương tự, Wabomba et al. (2016) áp dụng mô hình ARIMA (2,2,2) để dự báo GDP Kenya với độ chính xác cao trong 5 năm. Ở Trung Quốc, Ning et al. (2010) sử dụng ARIMA (1,2,1) để dự báo GDP tỉnh Thiểm Tây, cho thấy tính linh hoạt của mô hình ở cấp khu vực. Tại Hy Lạp, Dritsaki và Dritsaki (2021) áp dụng ARIMA để dự báo GDP thực trong bối cảnh kinh tế biến động, cung cấp cơ sở cho các phân tích dài hạn. Ngoài ra, Rahman (2010) đã sử dụng ARIMA để dự báo sản lượng nông nghiệp tại Bangladesh, mở rộng phạm vi ứng dụng của mô hình sang các lĩnh vực kinh tế khác.

Tại Việt Nam, ARIMA đã được chứng minh là công cụ hiệu quả trong dự báo kinh tế vĩ mô. Hằng và Dũng (2022) áp dụng ARIMA để dự báo GDP Việt Nam dựa trên dữ liệu từ 1985 đến 2019, với kết quả dự báo đến năm 2025, cung cấp cơ sở trực tiếp cho giai đoạn 2025-2026. Tương tự, Cảnh và Đông Hoài (2021) sử dụng ARIMA để dự báo cấu trúc kinh tế Việt Nam năm 2025, tập trung vào giá trị sản xuất của các ngành kinh tế. Ngoài ra, Huỳnh Tấn Nguyên và Nguyễn Văn Lượng (2017) đã chứng minh khả năng dự báo chỉ số giá tiêu dùng (CPI) bằng ARIMA, một chỉ số liên quan chặt chẽ đến tăng trưởng kinh tế. Nguyễn Văn Tuấn (2020) cung cấp hướng dẫn kỹ thuật sử dụng ARIMA với phần mềm R và SPSS, hỗ trợ phân tích chuỗi thời gian kinh tế trong bối cảnh Việt Nam. Các nghiên cứu này nhấn mạnh tính phù hợp của ARIMA trong việc mô hình hóa xu hướng kinh tế Việt Nam, nhưng cũng lưu ý đến ảnh hưởng của các yếu tố ngoại sinh như chính sách kinh tế và biến động toàn cầu (Hằng & Dũng, 2022; Huỳnh Tấn Nguyên & Nguyễn Văn Lượng, 2017).

Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng chuỗi dữ liệu GDP theo quý của Việt Nam giai đoạn 2005-2024, thu thập từ Tổng cục Thống kê. Dữ liệu này phản ánh xu hướng tăng trưởng kinh tế dài hạn, đồng thời chịu ảnh hưởng từ các yếu tố như chính sách kinh tế, thương mại quốc tế, và biến động toàn cầu.

Quy trình xây dựng mô hình ARIMA tuân theo phương pháp Box-Jenkins (Box & Jenkins, 1976), bao gồm bốn bước:

- Bước 1: Nhận dạng mô hình. Kiểm tra tính dừng của chuỗi GDP thông qua sai phân và phân tích đồ thị ACF, PACF để xác định các tham số p, d, q (Young, 1977).

- Bước 2: Ước lượng tham số. Sử dụng phần mềm SPSS (phiên bản 23) để ước lượng tham số mô hình, dựa trên các tiêu chí như R^2, BIC, RMSE, và MAPE (Hoàng Trọng & Chu Nguyễn Mộng Ngọc, 2005).

- Bước 3: Kiểm định mô hình. Đánh giá tính phù hợp của mô hình thông qua các kiểm định thống kê, đảm bảo sai số dự báo thấp và mô hình cân bằng giữa độ chính xác và độ phức tạp (Gujarati & Porter, 2009).

- Bước 4: Dự báo. Áp dụng mô hình ARIMA tối ưu để dự báo GDP Việt Nam cho các quý trong năm 2025 và 2026, với độ tin cậy 95%.

Phần mềm SPSS được chọn nhờ khả năng trực quan hóa dữ liệu, hỗ trợ kiểm định, và mô hình hóa chuỗi thời gian hiệu quả (Hoàng Trọng & Chu Nguyễn Mộng Ngọc, 2005). Kết quả dự báo được so sánh với các nghiên cứu trước, như Hằng và Dũng (2022) và Cảnh và Đông Hoài (2021), để đảm bảo tính nhất quán và độ tin cậy trong bối cảnh kinh tế Việt Nam.

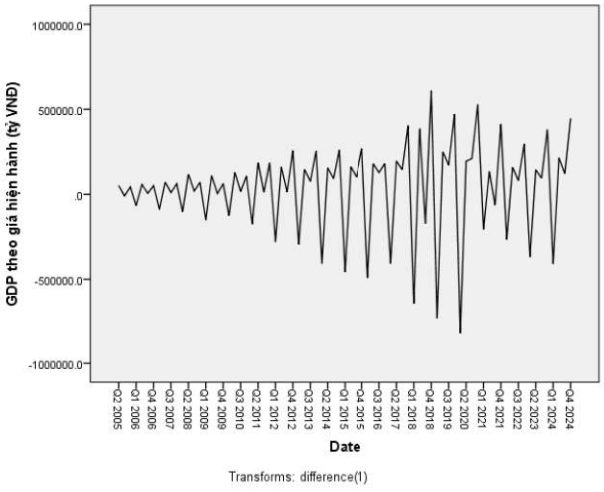
3. Kết quả nghiên cứu

Để đánh giá tác động và xây dựng mô hình dự báo phù hợp với chuỗi dữ liệu GDP theo quý của Việt Nam, nghiên cứu đã tiến hành các bước phân tích định lượng theo phương pháp ARIMA. Trình tự phân tích bao gồm: nhận dạng mô hình, ước lượng tham số, kiểm định mô hình và cuối cùng là dự báo. Dưới đây là kết quả cụ thể của từng bước:

Bước 1: Nhận dạng mô hình (xác định các giá trị p, d, q)

Để xây dựng mô hình ARIMA phù hợp, chuỗi dữ liệu GDP theo quý của Việt Nam được kiểm tra tính dừng thông qua việc sai phân. Kết quả cho thấy sau khi sai phân bậc một, chuỗi không còn xu hướng rõ rệt và dao động quanh giá trị trung bình, cho thấy chuỗi đã đạt tính dừng. Do đó, tham số sai phân được xác định là d=1.

Hình 1: Chuỗi dừng khi lấy sai phân bậc 1



Việc lựa chọn các bậc p và q được thực hiện dựa trên phân tích đồ thị tự tương quan (ACF) và tự tương quan riêng phần (PACF). Cụ thể, đồ thị ACF cho thấy nhiều giá trị vượt qua ngưỡng tin cậy ở các độ trễ khác nhau, trong khi đồ thị PACF nổi bật với một số đỉnh cao rõ rệt tại các độ trễ thấp. Căn cứ vào đó, các tổ hợp mô hình ARIMA(p,1,q) với p∈{1,2} và q∈{1..16} được đưa vào thử nghiệm.

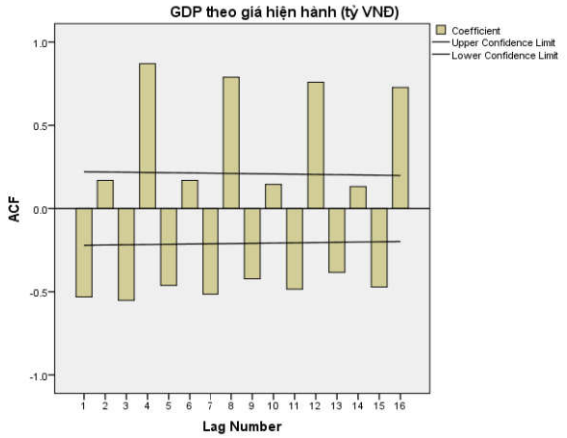
Bảng 1: Hệ số tương quan ACF và hệ số tương quan PACF của phương sai bậc 1 chuỗi GDP của Việt Nam

Lag	Autocorrelation	Std. Error[a]	Partial Autocorrelation	Std. Error
1	-.531	.110	-.531	.113
2	.169	.110	-.157	.113
3	-.552	.109	-.758	.113
4	.870	.108	.567	.113
5	-.462	.108	.060	.113
6	.169	.107	-.086	.113
7	-.515	.106	.090	.113
8	.789	.105	.176	.113
9	-.422	.105	-.014	.113
10	.145	.104	-.099	.113
11	-.485	.103	-.025	.113
12	.759	.102	.191	.113
13	-.384	.102	.044	.113
14	.132	.101	.021	.113
15	-.472	.100	.067	.113
16	.728	.099	.141	.113

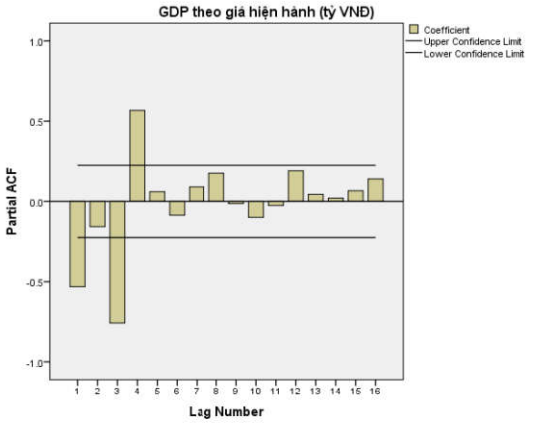
Nguồn: Kết quả xử lý số liệu

Đồ thị tự tương quan ACF và đồ thị tự tương quan riêng phần PACF thể hiện tại Hình 2 và Hình 3 tương ứng.

Hình 2: Đồ thị tự tương quan ACF



Hình 3: Đồ thị tự tương quan riêng phần PAC



Bước 2: Ước lượng mô hình

Dựa trên kết quả phân tích đồ thị tự tương quan (ACF) và tự tương quan riêng phần (PACF), các mô hình ARIMA với các tổ hợp khác nhau của tham số p và q đã được thiết lập để xác định mô hình phù hợp nhất. Trong đó, bậc sai phân d = 1 được xác định từ bước trước nhằm đảm bảo tính dừng của chuỗi. Việc lựa chọn mô hình tối ưu được thực hiện thông qua so sánh các chỉ số đánh giá như hệ số xác định (R^2), tiêu chí thông tin Bayes (BIC), sai số bình phương trung bình căn (RMSE) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE).

Kết quả cho thấy các mô hình có giá trị R^2 cao (trên 0.98) và đồng thời có RMSE và MAPE thấp là những ứng viên tiềm năng. Trong số đó, mô hình ARIMA(2,1,12) nổi bật với các chỉ số ấn tượng: R^2 = 0.984, BIC = 24.096, RMSE = 112.764 và MAPE = 9.190. Đây là mô hình có hiệu suất dự báo cao nhất khi so sánh đồng thời cả bốn tiêu chí. Do đó, mô hình ARIMA(2,1,12) được lựa chọn là mô hình tối ưu để kiểm định và sử dụng cho bước dự báo tiếp theo.

Bước 3: Kiểm định mô hình

Sau khi lựa chọn được các mô hình ARIMA tiềm năng dựa trên phân tích ACF và PACF, các mô hình này tiếp tục được kiểm định để đánh giá mức độ phù hợp và hiệu quả dự báo. Việc kiểm định được thực hiện thông qua một số chỉ tiêu đánh giá thống kê quan trọng, bao gồm hệ số xác định (R^2), tiêu chí thông tin Bayes (BIC - Bayesian Information Criterion), sai số bình phương trung bình (RMSE - Root Mean Square Error) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE - Mean Absolute Percentage Error). Đây là những chỉ số phổ biến trong dự báo chuỗi thời gian, giúp đánh giá mức độ khớp giữa mô hình và dữ liệu thực tế, đồng thời đo lường mức độ chính xác của dự báo.

Trong đó, R^2 cho biết mức độ giải thích biến động của chuỗi thời gian bởi mô hình; BIC giúp lựa chọn mô hình tối ưu bằng cách cân bằng giữa độ chính xác và sự phức tạp của mô hình - giá trị BIC càng thấp càng tốt; RMSE đo lường độ lệch trung bình giữa giá trị thực tế và giá trị dự báo, còn MAPE thể hiện sai số dự báo dưới dạng phần trăm, càng nhỏ thì dự báo càng chính xác. Việc kết hợp đồng thời các chỉ số này giúp đảm bảo lựa chọn được mô hình vừa phù hợp về mặt thống kê, vừa có khả năng dự báo tốt trong thực tiễn. Kết quả kiểm định một số mô hình ARIMA được thể hiện tại Bảng 2.

Bảng 2: Kết quả thống kê một số tiêu chuẩn của các mô hình ARIMA

Mô hình	R^2	BIC	RMSE	MAPE (%)
ARIMA (2,1,8)	0.980	24.049	123062.725	9.384
ARIMA (1,1,9)	0.980	24.047	122930.621	9.829
ARIMA (2,1,9)	0.980	24.127	124420.239	9.850
ARIMA (1,1,10)	0.980	24.123	124182.279	9.865
ARIMA (2,1,10)	0.980	24.190	124944.993	9.790
ARIMA (1,1,11)	0.980	24.152	122567.732	9.500
ARIMA (2,1,11)	0.981	24.220	123361.977	9.451
ARIMA (1,1,12)	0.982	24.167	120132.710	9.384
ARIMA (2,1,12)	**0.984**	**24.096**	**112763.710**	**9.190**
ARIMA (1,1,13)	0.984	24.102	113129.120	8.583
ARIMA (1,1,14)	0.984	24.170	113849.023	8.475
ARIMA (2,1,14)	0.980	24.449	127284.523	9.494
ARIMA (1,1,15)	0.984	24.226	113895.747	8.410
ARIMA (2,1,15)	0.984	24.297	114780.646	8.441
ARIMA (1,1,16)	0.984	24.332	116777.082	8.496
ARIMA (2,1,16)	0.984	24.411	118207.086	8.433

Nguồn: Kết quả xử lý số liệu

Bảng 2 cho thấy các chỉ số thống kê quan trọng của một số mô hình ARIMA đã được kiểm định. Trong đó, mô hình ARIMA (2, 1, 12) được đánh giá là mô hình tối ưu khi có hệ số R^2 đạt 0.984, giá trị BIC ở mức thấp (24.096), RMSE nhỏ (112.764) và MAPE đạt 9.190 - thể hiện độ chính xác cao trong dự báo. So sánh với các mô hình khác, ARIMA(2,1,12) thể hiện sự cân bằng tốt nhất giữa độ chính xác và mức độ phức tạp của mô hình, phù hợp để lựa chọn làm mô hình chính thức cho bước dự báo.

Bước 4: Dự báo

Dự báo là bước quan trọng trong quá trình phân tích chuỗi thời gian, nơi mà các mô hình thống kê như ARIMA được sử dụng để dự đoán các giá trị trong tương lai dựa trên dữ liệu quá khứ. Sau khi xác định và xây dựng mô hình phù hợp, bước tiếp theo là áp dụng mô hình này để dự báo các giá trị tương lai của GDP, hoặc bất kỳ chỉ tiêu kinh tế nào khác, trong các giai đoạn chưa có dữ liệu thực tế.

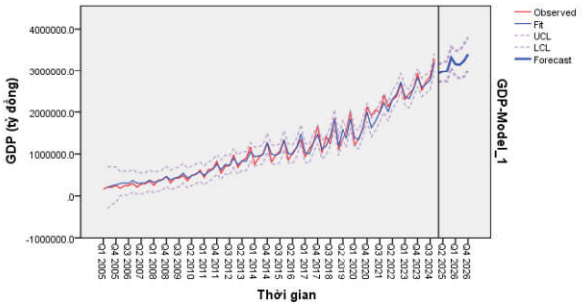
Bảng 3: Kết quả dự báo GDP của Việt Nam trong 2 năm 2025, 2026 với độ tin cậy 95% (Tỷ đồng)

Mô hình	Năm	Q1 2025	Q2 2025	Q3 2025	Q4 2025	Q1 2026	Q2 2026	Q3 2026	Q4 2026
ARIMA (2,1,12)	Giá trị dự báo	2933153.6	2976570.7	2980399.1	3319966.1	3163184.1	3150321.8	3237090.7	3404504.3
	Giới hạn cận trên	3154525.1	3209834.0	3234840.8	3574870.4	3485081.2	3493634.3	3634332.7	3806314.9
	Giới hạn cận dưới	2711782.1	2743307.4	2725957.4	3065061.7	2841287.0	2807009.2	2839848.7	3002693.6

Nguồn: Kết quả xử lý dữ liệu

Hình 4 thể hiện đồ thị dự báo GDP của Việt Nam trong phạm vi mà ngoài mẫu nghiên cứu.

Hình 4: Đồ thị dự báo GDP Việt Nam phạm vi trong và ngoài mẫu nghiên cứu



Đồ thị dự báo GDP Việt Nam cho thấy một xu hướng tăng trưởng ổn định trong suốt giai đoạn từ năm 2005 đến năm 2025 và dự báo sẽ tiếp tục tăng trưởng trong các năm tiếp theo. Dữ liệu thực tế (đường màu đỏ) phản ánh sự phát triển của nền kinh tế Việt Nam trong suốt thời gian qua, cho thấy nền kinh tế có sự tăng trưởng ổn định, mặc dù có một số biến động trong những năm qua. Đường màu xanh (Fit) thể hiện sự phù hợp của mô hình dự báo với dữ liệu thực tế, cho thấy mô hình đã được xây dựng một cách chính xác và phù hợp với xu hướng thực tế của GDP.

Mô hình dự báo sử dụng giới hạn cận trên (UCL) và cận dưới (LCL) để phản ánh sự không chắc chắn trong dự báo. Các đường đứt (UCL và LCL) thể hiện phạm vi mà trong đó các giá trị thực tế có thể rơi vào với độ tin cậy 95%. Chúng cho thấy rằng dù mô hình có độ chính xác cao, nhưng vẫn tồn tại sự không chắc chắn về mức độ tăng trưởng trong tương lai. Khi khoảng cách giữa giới hạn cận trên và cận dưới nhỏ lại qua các năm, điều này cho thấy rằng mức độ không chắc chắn trong dự báo sẽ giảm dần, nền kinh tế trở nên ổn định hơn và ít bị tác động bởi các yếu tố bất ngờ.

Dự báo GDP tăng trưởng đều đặn qua các năm, đạt 3,163,184.1 tỷ đồng vào quý 1 năm 2026 và 3,404,504.3 tỷ đồng vào quý 4 năm 2026. Điều này phản ánh kỳ vọng về một nền kinh tế tiếp tục phát triển ổn định trong những năm tới, không có sự biến động đột ngột nào trong xu hướng tăng trưởng. Dự báo cho thấy mức độ tăng trưởng bền vững, nhờ vào các yếu tố hỗ trợ như chính sách kinh tế ổn định, sự phát triển của các ngành kinh tế trọng điểm và các hiệp định thương mại quốc tế.

Mặc dù mô hình ARIMA thể hiện một dự báo tương đối chính xác và ổn định, nhưng vẫn cần lưu ý rằng nền kinh tế luôn có sự biến động không thể tránh khỏi. Những yếu tố tác động đến nền kinh tế như sự thay đổi trong chính sách kinh tế, biến động toàn cầu, hoặc các sự kiện không lường trước có thể làm thay đổi những dự báo này. Mô hình dự báo chỉ dựa trên các yếu tố hiện tại và quá khứ, không thể dự báo những sự kiện ngoài dự kiến.

4. Kết luận và khuyến nghị

Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình ARIMA(2,1,12) phù hợp để dự báo GDP của Việt Nam, với sai số dự báo thấp và mức độ tin cậy cao. Mô hình cho thấy hiệu quả trong việc xử lý chuỗi dữ liệu kinh tế không ổn định và không có tính mùa vụ rõ rệt, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu không đầy đủ về các biến giải thích.

Tuy nhiên, do bản chất của mô hình ARIMA chỉ dựa vào dữ liệu lịch sử, việc dự báo dài hạn sẽ gặp giới hạn khi xuất hiện các yếu tố mới ngoài mô hình. Do đó, để nâng cao độ chính xác và khả năng thích ứng trong thực tế, cần kết hợp mô hình ARIMA với các phương pháp định tính, phân tích chính sách, và các yếu tố vĩ mô như thương mại quốc tế, đầu tư công và biến động toàn cầu.

Tài liệu tham khảo:

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control (Revised ed.). Holden-Day.

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). Basic Econometrics (5th ed.). Boston, MA: McGraw-Hill.

Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2016). Introduction to Time Series and Forecasting (3rd ed.). Cham, Switzerland: Springer.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). Forecasting: Methods and Applications (3rd ed.). New York, NY: John Wiley & Sons.

Anam, S., & Hossain, M. (2012). Forecasting GDP of Bangladesh: An application of ARIMA and GARCH models. Journal of Economic Studies, 39(4), 456-472.

Bhuiyan, M. N. A., Ahmed, K. S., & Jahan, R. (2008). Study on modeling and forecasting of the GDP of manufacturing industries in Bangladesh. Chiang Mai University Journal of Social Science and Humanities, 2, 143-157.

Chatfield, C. (2016). The analysis of time series: An introduction. Boca Raton, FL: CRC Press.

Dritsaki, C., & Dritsaki, M. (2021). Forecasting Greek real GDP based on ARIMA modeling. In Modeling economic growth in contemporary Greece. Emerald Publishing.

Frain, J. (1992). Lecture notes on univariate time series analysis and Box Jenkins forecasting. Economic Analysis, Research and Publications.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and practice (2nd ed.). Melbourne, Australia: OTexts.

Ning, W., Bai, K.-J., & Zhi-fa, Y. (2010). Analysis and forecast of Shaanxi GDP based on the ARIMA model. Asian Agricultural Research, 2(1), 34-41.

Rahman, N. M. F. (2010). Forecasting rice production in Bangladesh using ARIMA models. Journal of Agricultural Science, 2(3), 123-134.

Wabomba, M. S., Mutwiri, M. P., & Mungai, F. (2016). Modeling and forecasting Kenyan GDP using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models. Science Journal of Applied Mathematics and Statistics, 4(2), 64-73

Young, W. L. (1977). The Box-Jenkins approach to time series analysis and forecasting: Principles and applications. RAIRO-Operations Research-Recherche Opérationnelle, 11(2), 129-143.

Nguyễn Văn Tuấn. (2020). Phân ích chuỗi thời gian trong kinh tế lượng với R và SPSS. NXB Thống kê.

Hoàng Trọng & Chu Nguyễn Mộng Ngọc (2005), Phân tích dữ liệu nghiên cứu với SPSS, Hà Nội, Việt Nam: Nhà xuất bản Thống kê

Huỳnh Tấn Nguyên, & Nguyễn Văn Lượng. (2017). Ứng dụng mô hình ARIMA để dự báo chỉ số giá tiêu dùng tại Việt Nam. Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ, 50, 45-52.

Cảnh, T., & Đông Hoài, P. (2021). Vietnam economic structure in 2025 - Forecast by ARIMA model. VNUHCM Journal of Economics, Law and Management, 5(4), 1892-1905.

Hằng, L.T.T., & Dũng, N.X. (2022). ARIMA Model - Vietnam's GDP Forecasting. In N. Ngoc Thach, D.T. Ha, N.D. Trung, & V. Kreinovich (Eds.), Prediction and Causality in Econometrics and Related Topics (pp. 145-151). Studies in Computational Intelligence, vol 983. Springer, Cham.