

Dự báo tăng trưởng trung hạn cho Việt Nam giai đoạn 2016 - 2020

NGUYỄN THỊ KIM THÁI

Bài viết dựa trên cơ sở đánh giá thực trạng kinh tế Việt Nam 30 năm qua và một số phương pháp cơ bản để góp phần dự báo tăng trưởng cho thời kỳ 2016-2020.

Từ khóa: dự báo tăng trưởng, giai đoạn 2016-2020, Việt Nam.

Giới thiệu

Có nhiều phương pháp để dự báo tốc độ tăng trưởng GDP, trong đó mô hình ARIMA theo phương pháp Box – Jenkins (1976) được sử dụng rộng rãi nhất (Maity và Chatterjee, 2012, Zakai, 2014; Dritsaki, 2015). Ngoài ra, thay vì số liệu theo năm, một số tác giả dùng những số liệu có tính chu kỳ như theo tháng hay theo quý để dự báo. Vì vậy, để khử xu thế và tính mùa vụ của chuỗi số liệu, có thể áp dụng mô hình SARIMA (seasonal ARIMA) (Hà Quỳnh Hoa, 2014). Mô hình đơn biến đơn giản và dễ sử dụng nhưng lại không phản ánh được những yếu tố khác cũng ảnh hưởng và tác động đến dự báo tăng trưởng GDP. Nguyễn Thị Thu Hằng và Vũ Phạm Hải Đăng (2012) sử dụng dữ liệu kinh tế vĩ mô theo quý từ quý 4 năm 1998 đến quý 4 năm 2011 và so sánh hai kỹ thuật dự báo VAR và Bayesian VAR (BVAR) để kiểm định mối quan hệ giữa 7 biến kinh tế vĩ mô của Việt Nam (gồm GDP, CPI, FDI, M2, lãi suất danh nghĩa, giá dầu thế giới và tỷ giá hối đoái danh nghĩa) nhưng tập trung chủ yếu vào 2 biến chính là tăng trưởng và lạm phát. Một số nghiên cứu khác sử dụng kết hợp nhiều phương pháp để so sánh giá trị dự báo với nhau và lựa chọn ra phương pháp phù hợp nhất (Kacapyr, 1996; Jovanovic và Petrovska, 2010; Shahini và Haderi, 2013). Bên cạnh những kỹ thuật tham số (parametric techniques), kỹ thuật phi tham số (non-parametric techniques), như mạng lưới thần kinh giả (artificial neural networks), cũng được sử dụng và cho kết quả tốt hơn so với

mô hình ARIMA trong một số trường hợp vì có sai số dự báo thấp hơn (Tkacz và Hu, 1999; Kanyama và Thobejane; Mbarek và Feki, 2013).

Trong bài viết này, tác giả sẽ sử dụng một số mô hình đơn biến để dự báo tốc độ tăng trưởng GDP như phương pháp trung bình động; phương pháp hồi quy tuyến tính; phương pháp tự hồi quy.

1. Phương pháp dự báo và số liệu

1.1. Phương pháp dự báo

(1) Phương pháp trung bình động

Phương pháp này được sử dụng khi đối tượng cần dự báo có nhiều biến động, trong đó quan sát ở thời điểm gần nhất $t-1$ có ảnh hưởng nhiều nhất đến kết quả dự báo và quan sát càng xa thời điểm dự báo t thì ảnh hưởng càng nhỏ. Số dự báo ở kỳ thứ t bằng trung bình cộng của n kỳ trước đó. Nghĩa là, mỗi kỳ dự báo lại bỏ đi số liệu xa nhất trong quá khứ và thêm vào số liệu mới nhất. n thường nhận giá trị bằng 3, 4 hay 5...

$$F_t = \frac{\sum_{i=1}^n D_{t-i}}{n} = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-n}}{n}$$

Trong đó:

F_t : dự báo cho kỳ t

D_{t-i} : quan sát ở thời điểm $t-i$

n : số kỳ

(2) Phương pháp hồi quy tuyến tính

Nguyễn Thị Kim Thái, ThS., Trung tâm Phân tích và Dự báo.

Phương pháp hồi quy tuyến tính cho phép thực hiện công tác dự báo dựa vào dãy số theo thời gian. Phương pháp này cho phép xác định đường xu hướng dựa trên cơ sở kỹ thuật sai số bình phương nhỏ nhất, tức là tổng bình phương khoảng cách từ điểm quan sát đến đường xu hướng lấy theo trục tung là nhỏ nhất. Từ đường xu hướng có thể đưa ra dự báo cho tương lai. Mô hình tuyến tính có dạng như sau:

$$y_t = \alpha + \beta t$$

Trong đó α, β là các tham số và t là biến thời gian. α và β được xác định theo công thức:

$$\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \bar{t} \quad \hat{\beta} = \frac{\sum (t_i - \bar{t}) y_i}{\sum (t_i - \bar{t})^2}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum y_i}{n} \quad \text{và} \quad \bar{t} = \frac{\sum t_i}{n}$$

α và β tìm được sẽ được thay vào phương trình ban đầu để đưa ra kết quả dự báo cho các thời điểm kế tiếp.

(3) Phương pháp tự đối ngẫu

Phương pháp tự đối ngẫu hay còn gọi là mô hình ARIMA (autoregressive integrated moving average – mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt) được sử dụng rất phổ biến trong công tác dự báo. Ưu điểm của phương pháp này là chỉ cần thông tin theo chuỗi thời gian của biến cần nghiên cứu mà không đòi hỏi sự tham gia của các biến số ngoại sinh hay nội sinh khác. Để dự báo tốc độ tăng trưởng GDP trong những năm sắp tới, cách xây dựng mô hình ARIMA cần

được tìm hiểu trước tiên. Mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt, đúng như tên gọi của nó, gồm có 3 thành phần chính sau:

- Thành phần tự hồi quy (autoregressive process – AR(p)): là hàm hồi quy tuyến tính của giá trị hiện tại và các giá trị trong quá khứ. Mô hình tự hồi quy bậc p AR(p) có dạng như sau:

$$Y_t = \varnothing_0 + \varnothing_1 Y_{t-1} + \varnothing_2 Y_{t-2} + \dots + \varnothing_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

trong đó $\varnothing_0, \varnothing_1, \dots, \varnothing_p$ là các hệ số cần ước lượng; $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ là biến trễ tại các thời điểm $t-1, t-2, \dots, t-p$; ε_t là sai số ảnh hưởng đến biến phụ thuộc Y tại thời điểm t .

- Thành phần tích hợp (integrated part – I(d)): thành phần này được xác định dựa trên quá trình lấy sai phân. Mô hình tích hợp bậc d cần được lấy sai phân d lần để biến đổi chuỗi thời gian thành chuỗi dừng.

- Thành phần trung bình trượt (moving average process – MA(q)): là hàm hồi quy tuyến tính của giá trị hiện tại lên một số hữu hạn các sai số trong quá khứ. Mô hình trung bình trượt bậc q MA(q) được trình bày dưới dạng:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

trong đó μ là hệ số chặn hay chính là giá trị trung bình của biến phụ thuộc Y_t ; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ là các hệ số cần ước lượng; $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ là các sai số ảnh hưởng đến Y_t tại các thời điểm $t, t-1, \dots, t-q$.

Do vậy, mô hình ARIMA(p, d, q) ở dạng tổng quát được viết như sau:

$$Y_t = \varnothing_0 + \varnothing_1 Y_{t-1} + \varnothing_2 Y_{t-2} + \dots + \varnothing_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Thành phần tích hợp sẽ được xác định dựa vào các kiểm tra như Augmented Dickey-Fuller (ADF) hoặc Kwiatowski, Phillips, Schmidt và Shin (KPSS). Ngoài ra, hệ số tự tương quan và tự tương quan từng phần của mô hình ARIMA(p, d, q) cũng có thể được sử dụng song song với các kiểm tra trên để xác định bậc tích hợp.

Dự báo dựa vào mô hình ARIMA còn được gọi là phương pháp Box- Jenkins do hai nhà thống kê học G.E.P Box và G.M. Jenkins xây dựng vào năm 1976. Phương pháp này có ưu điểm là không cần giả định về một mô hình cụ thể nào đối với chuỗi số liệu theo thời gian. Mô hình được nhận dạng thông qua quá trình lặp, từ đó đối

chiếu với số liệu trong quá khứ để xem có phù hợp để mô tả chuỗi số liệu đó hay không. Phương pháp Box – Jenkins bắt đầu từ việc xác định xem chuỗi đơn biến là dừng (stationary) hay không dừng (nonstationary)

bằng kiểm định ADF, KPSS kết hợp với hình dạng hàm tự tương quan và tự tương quan từng phần. Bảng 1 tóm tắt đặc điểm của hai hàm trong các trường hợp tổng quát sau:

BẢNG 1: Đặc điểm các hệ số tự tương quan và tự tương quan từng phần trong các chuỗi thời gian khác nhau

	AR(p)	MA(q)	ARMA(p, q)
Tự tương quan	Giảm dần về giá trị 0	Giảm ngay về giá trị 0 sau trễ thứ q	Giảm dần về giá trị 0
Tự tương quan từng phần	Giảm ngay về giá trị 0 sau trễ thứ p	Giảm dần về giá trị 0	Giảm dần về giá trị 0

Nếu chuỗi thời gian là không dừng thì cần biến đổi về chuỗi dừng bằng cách lấy sai phân. Bước này dựa trên hệ số tự tương quan và tự tương quan từng phần để xác định bậc p và q của thành phần tự hồi quy và trung bình trượt. Các hệ số này có ý nghĩa thống kê khi giá trị của nó lớn hơn dải sai số chuẩn (standard error band) $\pm \frac{1,96}{\sqrt{T}}$, trong đó T là số

các quan sát của chuỗi số liệu theo thời gian. Những đặc điểm tóm tắt trong bảng 1 cho phép lựa chọn một số mô hình thử nghiệm.

Bước tiếp theo cần được thực hiện là ước lượng mô hình. Các tham số trong những mô hình thử nghiệm đã tìm ra ở trên cần được ước lượng bằng phương pháp tối thiểu hóa tổng sai số bình phương. Sau đó, những tham số nào có ý nghĩa thống kê (giá trị p nhỏ hơn 0,05) sẽ được giữ lại, ngược lại các tham số không có ý nghĩa sẽ bị loại khỏi mô hình ước lượng.

Bước thứ ba trong phương pháp Box – Jenkins là kiểm định mô hình. Mô hình được coi là phù hợp nếu như phần dư không có khả năng cải thiện các giá trị dự báo. Trong trường hợp mà một vài cấu trúc hay xu hướng trong chuỗi thời gian mà không được giải thích bởi mô hình đã chọn, những đặc điểm này sẽ trở thành phần dư. Do đó, điều quan trọng là xác định được một mô hình phù hợp sao cho phần dư là “nhiều trắng”.

Nói cách khác, hệ số tự tương quan và tự tương quan từng phần của phần dư không có ý nghĩa thống kê. Quá trình kiểm định sẽ được lặp đi lặp lại cho đến khi phần dư của mô hình ước lượng là ngẫu nhiên. Với sự tiến bộ của kỹ thuật, ngày nay chúng ta có thể lựa chọn mô hình phù hợp bằng cách so sánh mức độ mất mát thông tin giữa các mô hình bằng hai tiêu chí phổ biến là tiêu chuẩn thông tin Akaike (Akaike Information Criterion – AIC) và tiêu chuẩn thông tin Bayesian (Bayesian Information Criterion – BIC).

Bước cuối cùng là dự báo tương lai dựa trên mô hình ước lượng vừa tìm được ở phần trên. Càng xa thời điểm hiện tại thì giá trị dự báo càng không chắc chắn. Một điều cần lưu ý là nên kiểm tra sai số của dự báo để đánh giá tính chính xác của các giá trị dự báo. Phương sai của các sai số dự báo càng lớn thì các sai số dự báo có xu hướng càng lớn. Ngược lại, nếu phương sai nhỏ thì các giá trị có thể có của sai số dự báo tập trung xung quanh giá trị trung bình 0. Đây còn được gọi là sai số bình phương trung bình (mean square error – MSE). Dự báo là tối ưu khi nó tối thiểu hoá MSE. Có thể thấy rằng giá trị này đạt được bằng cách lấy liên tiếp kỳ vọng có điều kiện của các giá trị tương lai.

1.2. Số liệu

Số liệu trong mô hình dự báo được lấy theo năm trong khoảng thời gian 1970-

2014, giá năm 2010 là năm gốc. Dữ liệu được lấy từ ba nguồn là Penn World Table (PWT), World Development Indicators (WDI) và Tổng cục Thống kê (GSO) do chuỗi số liệu từ các nguồn trên tương đối đồng nhất với nhau, đảm bảo độ chính xác, cập nhật số liệu mới nhất và độ dài tối đa của chuỗi thời gian. Bài viết ưu tiên sử dụng chuỗi số liệu từ nguồn của GSO, đối với những giá trị còn thiếu, dữ liệu từ

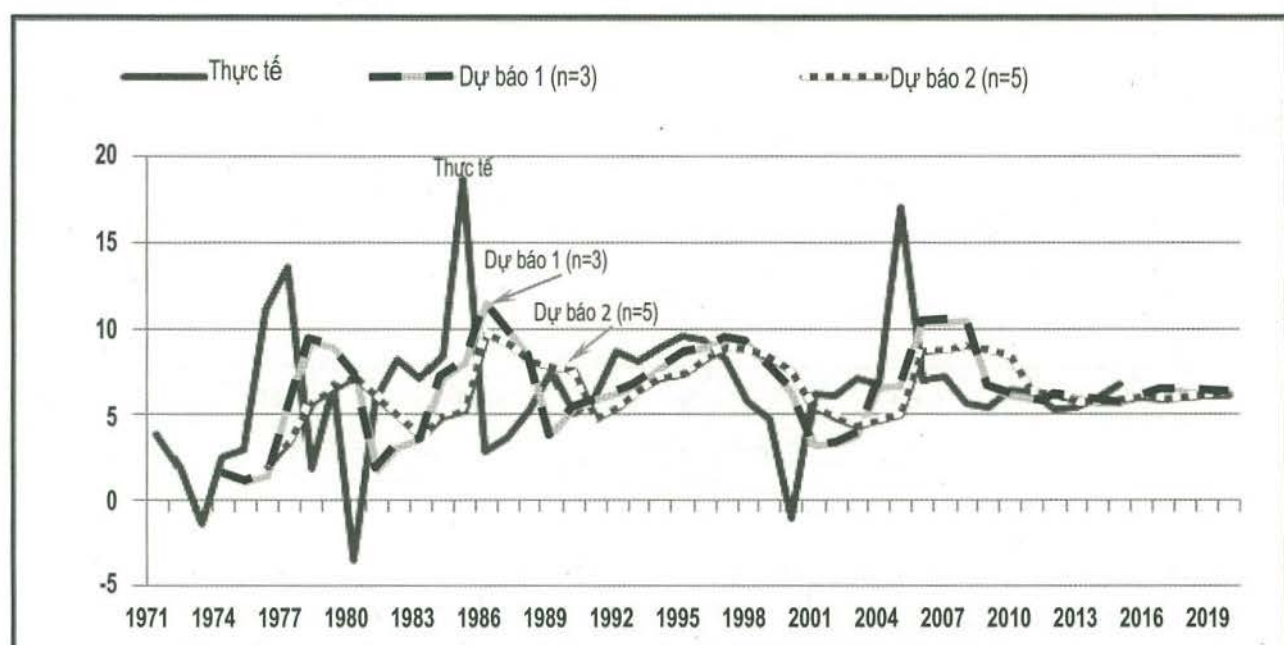
nguồn WDI và sau đó là PWT được sử dụng bổ sung.

2. Kết quả dự báo tăng trưởng GDP

2.1. Phương pháp trung bình động

Để dự báo tăng trưởng GDP bằng phương pháp trung bình động, số kỳ $n=3$ và $n=5$ sẽ được sử dụng và so sánh với kết quả tăng trưởng GDP thực tế. Có thể thấy rằng các kết quả dự báo có một độ trễ nhất định so với giá trị thực tế quan sát được (hình 1).

HÌNH 1: Tăng trưởng GDP thực tế và dự báo bằng trung bình động



Nếu lấy $n=3$, tăng trưởng trung bình giai đoạn 2016-2020 được dự báo là 6,20%/năm còn $n=5$ cho kết quả tương ứng là 5,98%/năm. Với việc lấy số kỳ quan sát lớn, tức là dự báo chịu nhiều ảnh hưởng của quá khứ cho thấy nền kinh tế chậm phục hồi. Tuy vậy, với tăng trưởng sản lượng của Việt Nam năm 2015 là 6,68%, tăng 0,7 điểm phần trăm so với năm 2014 cùng với các dấu hiệu tăng trưởng vĩ mô khác ngầm định rằng nền kinh tế đang phục hồi mạnh mẽ, và $n=3$ có khả năng phù hợp hơn trong thời điểm hiện tại của kinh tế Việt Nam.

2.2. Phương pháp hồi quy tuyến tính

Bằng phương pháp tuyến tính, ta có hàm hồi quy của $\ln(\text{GDP})$ theo thời gian như sau:

$$\ln(\text{GDP})_t = 32,7 + 0,064 \text{ trend}$$

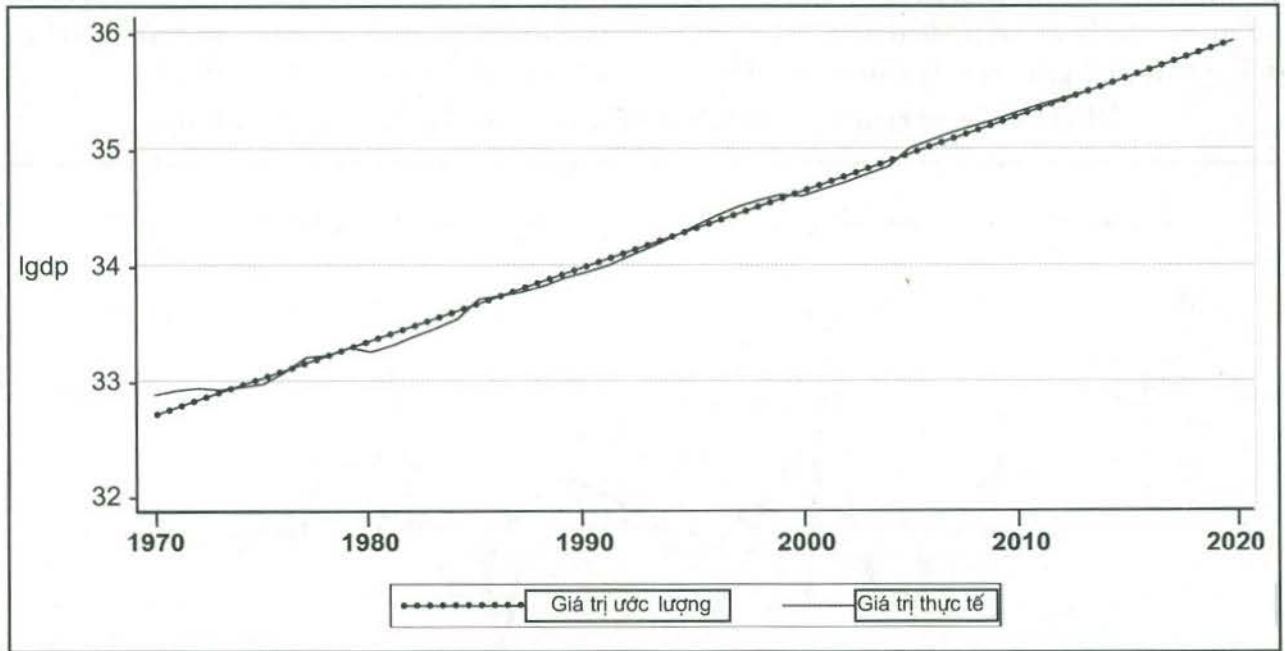
t-stat: (93,37) (1857,75) R-squared: 0,9951, Durbin-Watson: 0,3998

Kết quả cho thấy các hệ số hồi quy ước lượng có ý nghĩa về mặt thống kê ở mức 1% do chỉ số t có giá trị lớn. Hàm hồi quy tuyến tính không có sự khác biệt nhiều với $\ln(\text{GDP})$. Như vậy, biến độc lập có khả năng giải thích tốt cho biến phụ thuộc $\ln(\text{GDP})$. Tuy nhiên, kiểm tra Durbin-Watson ngụ ý rằng phần dư trong hàm tuyến tính là tự hồi quy, chuỗi $\ln(\text{GDP})$ có thể là chuỗi không dừng và hiện tượng khử xu hướng giả diễn ra. Đây là một nhược điểm lớn của phương pháp tuyến tính, gợi ý rằng các quá trình khử xu hướng nên được sử dụng thay thế.

Bên cạnh đó, phương pháp tuyến tính dựa trên giả định rằng tốc độ tăng trưởng sản lượng là không đổi trong cả khoảng thời gian nghiên cứu. Giả định này là không thực tế bởi với một số nước trong thời kỳ chuyển đổi, đặc biệt ở các nước đang phát

triển, sẽ có những thay đổi về cơ cấu khiến cho mức tăng trưởng GDP thay đổi theo. Mặc dù vậy, do tính đơn giản, phương pháp này vẫn được sử dụng trong công tác dự báo. Tốc độ tăng trưởng GDP trong giai đoạn 2016-2020 ước lượng được là 6,4% (hình 2).

HÌNH 2: Tăng trưởng GDP thực tế và dự báo theo phương pháp tuyến tính



2.3. Phương pháp tự đối ngẫu (ARIMA)

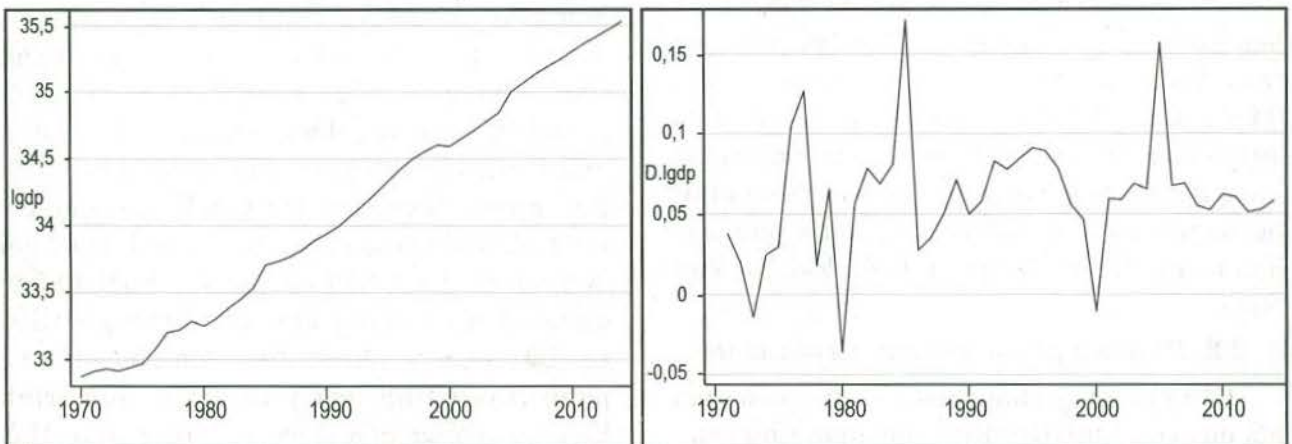
Dự báo bằng mô hình ARIMA được thực hiện theo các bước sau:

- *Kiểm định tính dừng*

Trước tiên, để xét mô hình sẽ sử dụng, chuỗi thời gian gốc ở dạng logarit và sai phân

bậc 1 của GDP sẽ được phân tích. Hình 3 cho thấy chuỗi thời gian gốc có xu hướng tăng dần theo thời gian và không thấy có xu hướng dừng, nên chuỗi GDP có thể là: (i) chuỗi dừng có xu thế, hoặc (ii) chuỗi không dừng, cần phải lấy sai phân để thành chuỗi dừng.

HÌNH 3: Ln(GDP) và sai phân bậc 1 của Ln(GDP) từ năm 1970 đến năm 2014



Để kiểm tra lại cho chắc chắn, kiểm định ADF và KPSS cũng như các đồ thị hàm tự

tương quan và tự tương quan từng phần sẽ được sử dụng.

BẢNG 2: Kiểm định tính dừng

Chuỗi gốc (có hằng số)		Chuỗi gốc (có hằng số và xu hướng)		Sai phân bậc 1	
ADF(Z(t))	KPSS(Lag 0)	ADF(Z(t))DF	KPSS(Lag 0)	ADF(Z(t))	KPSS(Lag 0)
0,616	4,52***	-4,114***	0,357***	-5,340***	0,22

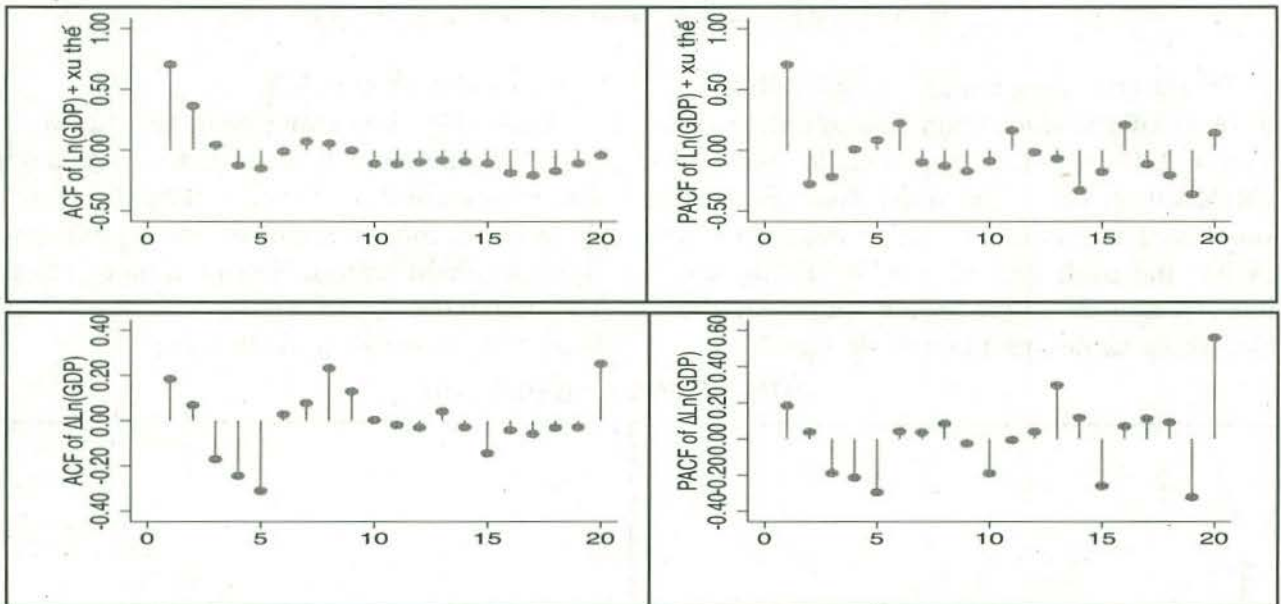
*, ** và *** chỉ ý nghĩa thống kê lần lượt ở mức 10%, 5% và 1%

Chú ý: Giả thuyết H_0 : chuỗi không dừng (Kiểm định ADF) và chuỗi dừng (Kiểm định KPSS)

Như vậy, ở chuỗi số liệu gốc (không có thành phần xu hướng), cả 2 kiểm định đều thống nhất kết luận rằng chuỗi không dừng (2 cột đầu tiên). Tuy vậy, nếu chuỗi có thành phần xu hướng thì hai kiểm định lại cho kết quả trái ngược nhau: kết quả từ kiểm định ADF chỉ ra rằng chuỗi dữ liệu $\ln(\text{GDP})$ là chuỗi dừng ở mức ý nghĩa thống kê 1% (cột thứ 3), tức là $d=0$ trong

khi đó kiểm định KPSS lại kết luận rằng chuỗi ban đầu không phải chuỗi dừng có thành phần xu thế. Sau khi lấy sai phân bậc 1, cả 2 kiểm định cho cùng một kết luận là chuỗi sai phân bậc 1 là chuỗi dừng (hai cột cuối cùng), tức là $d=1$ trong mô hình $\text{ARIMA}(p, d, q)$. Đồ thị tương quan và tự tương quan từng phần cho thấy cái nhìn rõ hơn về chuỗi số liệu.

HÌNH 4: ACF và PACF của $\ln(\text{GDP})$ và chuỗi sai phân GDP



Nếu mô hình của chuỗi thời gian gốc có xu thế, đồ thị ACF và PCAF của chuỗi phần dư cùng giảm đột ngột sau độ trễ 1, như vậy hoặc $p=1$ hoặc $q=1$, thành lập nên mô hình $\text{ARIMA}(1, 0, 0) + \text{Xu thế}$ hoặc mô hình $\text{ARIMA}(0, 0, 1) + \text{Xu thế}$. Khi lấy sai phân bậc 1 của chuỗi $\ln(\text{GDP})$ thì 2 đồ thị ACF và PACF (hai hình cuối) chỉ ra rằng chuỗi sai

phân không tự tương quan với chính nó, tức là $p=0$ và $q=0$, ta có mô hình $\text{ARIMA}(0, 1, 0)$.

• *Ước lượng mô hình*

Bảng 3 minh họa kết quả ước lượng từ ba mô hình $\text{ARIMA}(1, 0, 0) + \text{Xu thế}$, $\text{ARIMA}(0, 0, 1) + \text{Xu thế}$ và $\text{ARIMA}(0, 1, 0)$. Mô hình được chọn là mô hình có log-likelihood lớn nhất và AIC và BIC nhỏ nhất.

BẢNG 3: Kết quả ước lượng mô hình

Mô hình	ARIMA(1, 0, 0) + Xu thế	ARIMA(0, 0, 1) + Xu thế	ARIMA(0, 1, 0)
Ln(GDP)			
Biến t	0,0625*** (0,00230)	0,0641*** (0,000997)	
Hệ số chặn	32,76*** (0,0378)	32,71*** (0,0190)	0,0604*** (0,00571)
ARMA			
L.ar	0,846*** (0,0994)		
L.ma		0,648*** (0,158)	
Sigma		0,0434***	
Hệ số chặn	0,0360*** (0,00298)	(0,00432)	0,0373*** (0,00289)
Số quan sát	45	45	44
AIC	-162,2	-146,2	-160,5
BIC	-155,0	-139,0	-156,9
LI	85,10	77,09	82,25

Ghi chú: Sai số chuẩn trong ngoặc đơn

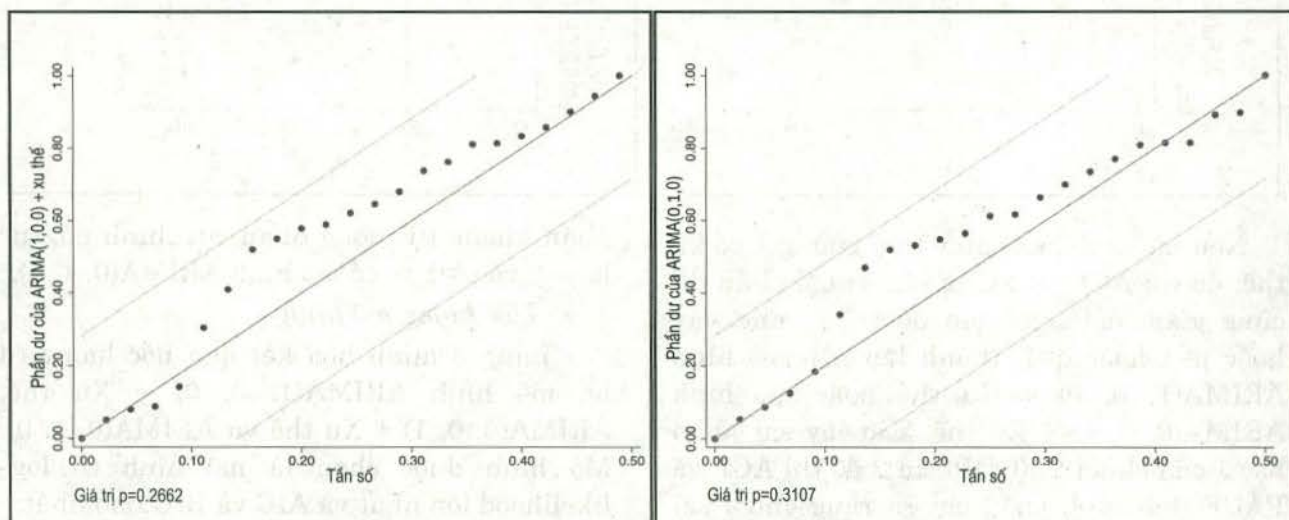
*, ** và *** chỉ ý nghĩa thống kê lần lượt ở mức 10%, 5% và 1%

Từ kết quả trong bảng, mô hình ARIMA(1, 0, 0) + Xu thế được chọn nếu xét theo tiêu chuẩn AIC và LL, trong khi đó mô hình ARIMA(0, 1, 0) có khả năng được chọn nếu xét theo tiêu chuẩn BIC. Hệ số ước lượng của cả hai mô hình đều có ý nghĩa thống kê ở mức 1% nên cả hai mô hình không có sự khác biệt nhiều và đều phù hợp để dự báo.

• Kiểm định mô hình

Bước tiếp theo trong công tác dự báo là xem phần dư có phải nhiễu trắng hay không dựa trên kiểm định Ljung – Box. Giả thuyết H_0 là chuỗi thời gian của sai số có phân phối độc lập (nhiều trắng). Nếu p-value có giá trị lớn hơn 0,05 thì ta không thể bác bỏ giả thuyết H_0 và sai số là nhiễu trắng.

HÌNH 5: Phân bố phần dư

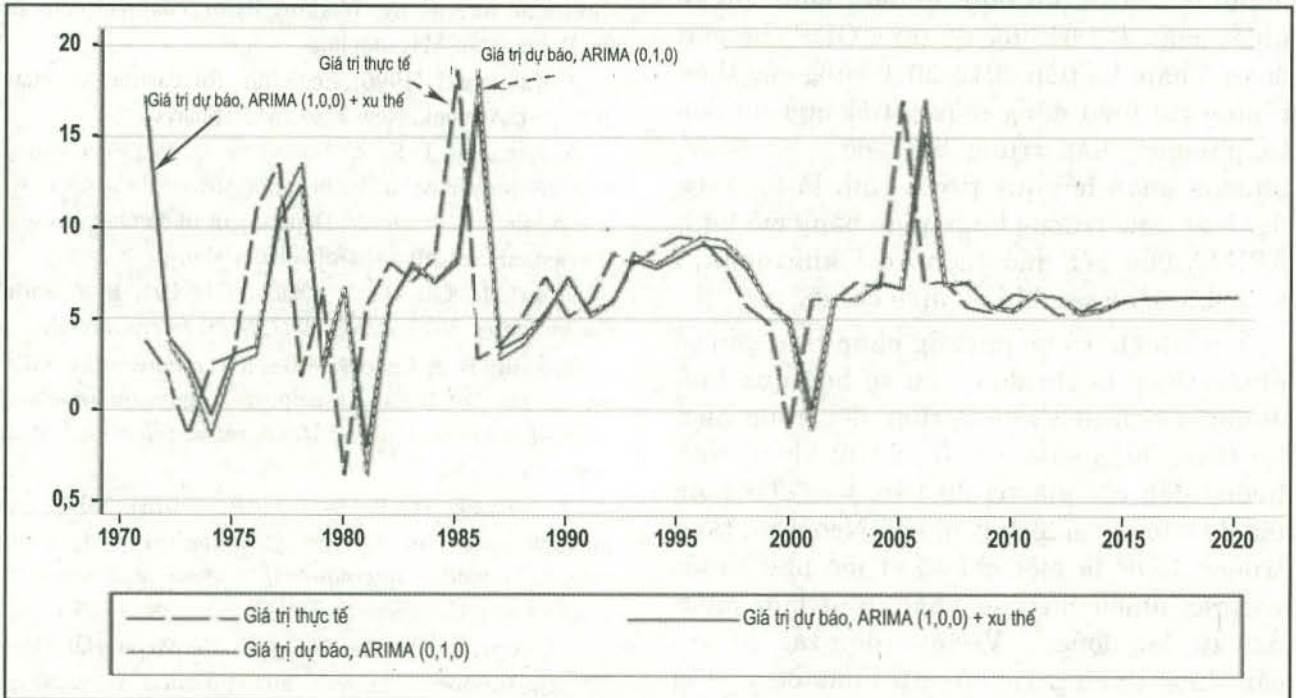


Ở cả hai mô hình, giá trị kiểm định Ljung – Box đều cho giá trị p-value lớn hơn 0,05, giả thuyết H_0 không bị bác bỏ, ngầm định rằng sai số là nhiễu trắng. Như vậy, cả hai mô hình ARIMA đề cập ở trên đều phù hợp cho dự báo.

- Dự báo từ mô hình

Từ mô hình ước lượng, dự báo tăng trưởng GDP cho Việt Nam giai đoạn 2016-2020 được thể hiện trong hình 6. Có thể thấy rằng kết quả ước lượng trễ một năm so với số liệu thực tế, nhưng nhìn chung hai mô hình ARIMA cho kết quả ước lượng và dự báo tương đối giống nhau.

HÌNH 6: Tăng trưởng GDP thực tế và dự báo bằng ARIMA



Tuy nhiên, tốc độ tăng trưởng GDP thực tế năm 2015 là 6,68%, cao hơn 0,6 điểm phần trăm so với giá trị ước lượng được trong mô hình ARIMA(1, 0, 0)+Xu thế và hơn 0,7 điểm phần trăm trong mô hình ARIMA(0, 1, 0). Để cải thiện kết quả dự báo của mô hình, điều chỉnh hệ số chặn sẽ được thực hiện theo gợi ý của Clements và Hendry (2003) sao cho sai số dự báo ở quan sát cuối cùng bằng 0. Như vậy, toàn bộ các giá trị dự báo sẽ được cộng thêm 0,6 điểm phần trăm trong mô hình thứ nhất và 0,7 điểm phần trăm trong mô hình thứ hai (bảng 4). Với các kết quả đã được điều chỉnh, bình quân tăng trưởng GDP trong giai đoạn 2016-2020 ở mô hình ARIMA(1, 0, 0) + Xu thế là 6,82%/năm còn mô hình ARIMA(0, 1, 0) là 6,88%. Như vậy, hai mô hình này đều cho kết quả tương tự.

BẢNG 4: Kết quả dự báo tăng trưởng GDP điều chỉnh giai đoạn 2016 – 2020 (%)

Năm	ARIMA(1, 0, 0) + Xu thế	ARIMA(0, 1, 0)
2015	6,68	6,68
2016	6,74	6,92
2017	6,78	6,92
2018	6,82	6,92
2019	6,86	6,92
2020	6,89	6,92
Tăng trưởng bình quân	6,82	6,88

3. Kết luận

Bài viết đã phân tích và dự báo tăng trưởng GDP cho Việt Nam giai đoạn 2016-

2020 dựa trên số liệu quan sát từ năm 1970 đến năm 2014. Nhìn chung, GDP của Việt Nam luôn tăng dần qua các năm, mặc dù tăng trưởng GDP có thấp ở một số thời kỳ như khủng hoảng tài chính Châu Á năm 1997 và khủng hoảng kinh tế thế giới năm 2008. Trong một vài năm trở lại đây, nền kinh tế Việt Nam đang trên đà phục hồi mạnh mẽ và đạt được nhiều thành tựu về nhiều mặt. Dự báo tốc độ tăng GDP cho giai đoạn 5 năm kế tiếp 2016-2020 cũng cho thấy những tín hiệu đáng mừng. Kết quả dự báo từ phương pháp trung bình động là 6,2%, phương pháp hồi quy tuyến tính là 6,4% và đặc biệt tăng trưởng bình quân bằng mô hình ARIMA cho kết quả tương đối khả quan ở mức 6,8-6,9% sau khi đã điều chỉnh.

Tuy nhiên, cả ba phương pháp trên đều có nhược điểm là chỉ dựa trên số liệu quá khứ để phân tích nên những thay đổi trong hiện tại (năm 2015 và đầu năm 2016) không ảnh hưởng đến các giá trị dự báo, làm cho công tác dự báo bị sai lệch ít nhiều. Ngoài ra, tăng trưởng GDP là một chỉ số vĩ mô phụ thuộc vào rất nhiều biến số khác, như lạm phát, đầu tư, lao động,... Vì vậy, công tác dự báo cần được thường xuyên cập nhật để có thể đưa ra kết quả chính xác hơn, giúp cho những nhà hoạch định chính sách và nhà đầu tư có những quyết định đúng đắn./.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Box G.E.P. and G.M. Jenkins (1976), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Revised Edition, Holden Day, San Francisco.
2. Clements Michael P. và Hendry David F. (2003), Economic forecasting: some lessons from recent research, *Economic Modelling*, Vol. 20, No. 2, pp. 301-329.
3. Dritsaki C. (2015), Forecasting real GDP rate through econometric models: An empirical study from Greece, *Journal of International Business and Economics*, Vol. 3, No. 1, pp. 13-19.
3. Hà Quỳnh Hoa (2014), Dự báo tăng trưởng và lạm phát năm 2014 và 2015, Tạp chí Tài chính, ra ngày 23-04-2014, tại <http://tapchitaichinh.vn/kinh-te-dau-tu/du-bao-tang-truong-va-lam-phat-nam-2014-va-2015/48266.tctc>
4. Jovanovic B. & Petrovska M. (2010), Forecasting Macedonian GDP: Evaluation of different models for short-term forecasting, Working Paper, National Bank of the Republic of Macedonia.
5. Kacapyr E. (1996), *Economic forecasting: the state of the art*, Armonk, New York: M.E. Sharpe.
6. Kanyama I. K. & Thobejane B. M., *Forecasting macroeconomic variables in South Africa: Parametric v.s non-parametric methods*, Department of Economics and Econometrics, University of Johannesburg.
7. Li M., Liu G., & Zhao Y. (2007), In *Natural Computation, 2007, ICNC 2007, Third International*.
8. Maity B. & Chatterjee B. (2012), Forecasting GDP growth rates of India: An empirical study, *International Journal of Economics and Management Sciences*, Vol. 1, No. 9, pp. 52-58.
9. Mbarek M. B. & Feki R. (2013), GDP and unemployment rate in Turkey: Empirical study using Neural Networks, *International Journal of Economics, Finance and Management*, Vol. 2, No. 1, pp. 154 - 159.
10. Nguyễn Thị Thu Hằng và Vũ Phạm Hải Đăng (2012), Economic Growth and Inflation Forecast in Vietnam: Bayesian Vector Autoregression (BVAR), *Socio-Economic Development: a Social Science Review*, No. 70, June 2012.
11. Shahini L. & Haderi S. (2013), Short term Albanian GDP forecast: One quarter to one year ahead, *European Scientific Journal*, Vol. 9, No. 34, pp. 198 - 208.
12. Tkacz G. & Hu S. (1999), Forecasting GDP growth using artificial neural networks, *Bank of Canada Working Paper* 99-3.
13. Zakai M. (2014), A time series modeling on GDP of Pakistan, *Journal of Contemporary Issues in Business Research*, Vol. 3, No. 4, pp. 200-210.