

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH KẾT HỢP ARIMA-GARCH ĐỂ DỰ BÁO CHỈ SỐ VN-INDEX

FORECASTING VIETNAM STOCK INDEX USING HYBRID ARIMA-GARCH MODEL

Nguyễn Thanh Hương, Bùi Quang Trung

Trường Đại học Kinh tế, Đại học Đà Nẵng; nth1183@gmail.com; qtrung8x@gmail.com

Tóm tắt - Sự biến động không ngừng của giá chứng khoán theo thời gian khiến hoạt động đầu tư chứng khoán luôn tiềm ẩn nhiều rủi ro. Dự đoán, dự báo chỉ số chứng khoán vì thế đã trở thành một trong những chủ đề nhận được sự quan tâm của đông đảo các nhà đầu tư và nhà nghiên cứu trong nước và quốc tế. Bài báo này nhằm mục đích giới thiệu với người đọc mô hình kết hợp ARIMA-GARCH hiện đang được sử dụng khá phổ biến bên cạnh các mô hình đơn lẻ là ARIMA và GARCH trong việc dự báo các chuỗi thời gian; đồng thời ứng dụng mô hình này để dự báo chỉ số VN-Index trong thực tiễn thị trường chứng khoán Việt Nam. Kết quả so sánh giữa 3 mô hình cho thấy mô hình kết hợp ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,1) cho kết quả dự báo tốt hơn hai mô hình đơn lẻ ARIMA(1,1,1) và GARCH(1,1).

Từ khóa - mô hình ARIMA; mô hình GARCH; mô hình kết hợp ARIMA-GARCH; dự báo chỉ số chứng khoán; VN-Index

Abstract - Stock investment contains many potential risks because of the volatility of stock price. Therefore, forecasting the stock index has become one of the most favorite research topics of investors and researchers all over the world. This paper aims to introduce the hybrid ARIMA-GARCH model, which is commonly used beside the single ARIMA and GARCH models for forecasting the time series; and apply it to predict the VN-Index in Vietnam's stock market. The comparison among the three models shows that the hybrid ARIMA(1,1,1)-GARCH (1,1) model provides better predictions than the two single models including ARIMA (1,1,1) and GARCH (1,1).

Key words - ARIMA Model; GARCH Model; Hybrid ARIMA-GARCH Model; stock index forecasting; VN-Index.

1. Đặt vấn đề

Ra đời vào đầu năm 2000, thị trường chứng khoán Việt Nam đã trở thành một trong những kênh đầu tư hấp dẫn đối với các nhà đầu tư tổ chức và cá nhân. Tuy nhiên, bên cạnh mức sinh lợi cao, đây cũng là hoạt động luôn tồn tại nhiều rủi ro tiềm ẩn, bởi nhà đầu tư không phải lúc nào cũng dự đoán được chính xác xu hướng biến động của giá cổ phiếu trong tương lai. Tại Việt Nam, rủi ro thị trường được phản ánh thông qua sự thay đổi của chỉ số VN-Index, vì vậy, việc nghiên cứu dự báo xu hướng biến động của VN-Index là cực kỳ cần thiết nhằm giúp các nhà đầu tư nhận biết chiều hướng biến động giá của các cổ phiếu trên thị trường này.

Trong khuôn khổ bài nghiên cứu, chúng tôi đề xuất sử dụng mô hình kết hợp ARIMA-GARCH để dự báo chỉ số VN-Index căn cứ vào chuỗi dữ liệu quá khứ. Đây là mô hình kết hợp từ hai mô hình đơn lẻ là mô hình ARIMA và mô hình GARCH, được sử dụng để phân tích và dự báo chuỗi thời gian. Kết quả dự báo từ mô hình kết hợp ARIMA-GARCH sẽ được so sánh với kết quả dự báo từ hai mô hình đơn lẻ là ARIMA và GARCH để kiểm chứng hiệu quả dự báo của các mô hình này.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Giới thiệu mô hình ARIMA, mô hình GARCH và mô hình kết hợp ARIMA-GARCH

2.1.1. Mô hình ARIMA

Trong thống kê và kinh tế lượng, đặc biệt trong phân tích chuỗi thời gian, mô hình ARIMA thường được sử dụng để dự báo các giá trị tương lai của chuỗi. Thông thường ARIMA được áp dụng đối với các chuỗi dữ liệu không dừng, thông qua việc lấy sai phân chuỗi dữ liệu gốc một hoặc nhiều lần để tạo ra chuỗi dữ liệu mới đảm bảo tính dừng, phục vụ cho việc dự báo.

Chuỗi thời gian ARIMA(p,d,q) là chuỗi thời gian trung bình trượt kết hợp với tự hồi quy, với p biểu thị bậc tự hồi

quy, d biểu thị số lần chuỗi thời gian được tính sai phân cho đến khi có tính dừng và q là bậc trung bình trượt. Mô hình ARIMA(p,d,q) tổng quát sẽ có dạng như sau:

$$\Phi_p(B) (1-B)^d (Y_t - \mu) = \theta_q(B) \varepsilon_t$$

$$\text{Với } \Phi_p(B) = 1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$$

Trong đó: B là hệ số độ trễ theo đó $B^i Y_t = Y_{t-i}$ và $B^i \varepsilon_t = \varepsilon_{t-i}$; $(1-B)^d$ là sai phân bậc d, μ phản ánh giá trị trung bình của Y_t và ε_t là nhiễu trắng ở thời điểm t.

Box-Jenkin (1976) đề xuất sử dụng mô hình ARIMA để dự báo cho các chuỗi thời gian dừng, gồm 4 bước cơ bản như sau:

- Bước 1: Nhận dạng mô hình, tìm các giá trị thích hợp của p, d, q. Các công cụ chủ yếu để nhận dạng là hàm tự tương quan (ACF), hàm tự tương quan riêng phần (PACF).

- Bước 2: Ước lượng mô hình, ước lượng các thông số của các số hạng tự hồi quy và trung bình trượt trong mô hình bằng phương pháp bình phương bé nhất.

- Bước 3: Kiểm định mô hình, xem xét liệu các mô hình phù hợp với các dữ liệu hay không bằng cách sử dụng biểu đồ tương quan của phần dư và các kiểm định Box-Pierce và Ljung-Box. Trong trường hợp có nhiều mô hình phù hợp, cần sử dụng các tiêu chuẩn Akaike's Information Criterion (AIC) và Schwarz's Information Criterion (SIC) để lựa chọn. Mô hình có các tiêu chuẩn AIC và SIC bé nhất sẽ là mô hình phù hợp nhất.

- Bước 4: Sử dụng mô hình ARIMA phù hợp để dự báo cho chuỗi thời gian gốc.

2.1.2. Mô hình GARCH

Mô hình ARIMA ở trên được xây dựng dựa trên giả định về bước đi ngẫu nhiên (tính thay đổi đột ngột) của chuỗi thời gian. Tuy nhiên trên thực tế, các chuỗi thời gian trong kinh tế và tài chính như giá chứng khoán, tỷ giá hối

đoái, lạm phát hay GDP thường có hiện tượng biến động nhóm (volatility clustering), làm cho phương sai của chuỗi thời gian sẽ biến đổi theo thời gian.

Trong mô hình GARCH, giá trị phương sai thay đổi có điều kiện không chỉ phụ thuộc vào độ lớn nhiễu và còn phụ thuộc vào giá trị của chính nó ở các điểm thời gian trước. Mô hình GARCH (p,q) có dạng như sau:

$$Y_t = \mu_t + a_t \text{ với } a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i^2 \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

Trong đó:

- p là thứ tự của quá trình GARCH và q là thứ tự của quá trình ARCH,

- μ_t là giá trị trung bình có điều kiện của Y_t , a_t là số tại thời điểm t , và $\varepsilon_t \sim iid N(0,1)$,

- σ_t^2 là phương sai có điều kiện của Y_t .

Để áp dụng mô hình GARCH, đầu tiên phải xem xét phần dư ước lượng của mô hình ước lượng theo phương pháp OLS có tồn tại phương sai thay đổi hay không bằng cách sử dụng kiểm định ARCH-LM, tiếp đó sử dụng phương pháp ước lượng hợp lý cực đại (Maximum Likelihood Estimation - MLE) để ước lượng các hệ số của mô hình GARCH.

2.1.3. Mô hình kết hợp ARIMA-GARCH

Mô hình ARIMA-GARCH được tạo nên bằng cách kết hợp mô hình ARIMA và mô hình GARCH. Trong mô hình kết hợp này, thành phần ARIMA đóng vai trò mô tả thuộc tính trung bình của chuỗi thời gian gốc, còn mô hình GARCH sẽ mô hình hóa phương sai của phần dư ước lượng được từ mô hình ARIMA. Mô hình kết hợp ARIMA-GARCH sẽ có dạng tổng quát như sau:

$$\Phi_p(B) (1-B)^d (Y_t - \mu) = \theta_q(B) \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i^2 \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

Với $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim iid N(0,1)$, α_i, β_i là các hệ số ước lượng từ mô hình GARCH

Mô hình ARIMA-GARCH được thiết kế dựa trên cơ sở xây dựng các mô hình đơn lẻ ARIMA và GARCH. Cụ thể, đầu tiên sẽ xây dựng mô hình ARIMA và tìm ra mô hình phù hợp nhất với chuỗi dữ liệu thời gian. Sau đó, phần dư ước lượng từ mô hình ARIMA phù hợp nhất sẽ được mô hình hóa bằng GARCH. Cuối cùng, mô hình ARIMA-GARCH sẽ được sử dụng để dự báo cho chuỗi dữ liệu ban đầu.

2.2. Đánh giá khả năng dự báo của các mô hình ARIMA, GARCH và ARIMA-GARCH

Bài viết sử dụng 3 chỉ tiêu cơ bản để đánh giá khả năng dự báo của các mô hình, đó là Sai số dự báo bình phương trung bình (Root Mean Squared Error – RMSE), Sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Error – MAE) và Sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Percentage Error – MAPE).

- Sai số dự báo bình phương trung bình (RMSE): là căn bậc hai của giá trị trung bình các bình phương chênh lệch giữa các giá trị dự báo của mô hình với giá trị dữ liệu thực tế.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

- Sai số tuyệt đối trung bình (MAE): là giá trị trung bình chênh lệch tuyệt đối giữa giá trị dự báo và kết quả thực tế.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\hat{Y}_t - Y_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

- Sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE): cho biết tỷ lệ % chênh lệch trung bình giữa giá trị dự báo và giá trị thực tế.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{Y}_t - Y_t}{Y_t} \right|$$

Trong đó: n là số quan sát của mô hình, Y_t là giá trị thực tế của biến phụ thuộc ở thời điểm t , $\hat{Y}_t$ là giá trị ước lượng của biến phụ thuộc tại thời điểm t .

Các giá trị RMSE, MAE và MAPE càng nhỏ thì sai số dự báo càng nhỏ và năng lực dự báo chuỗi thời gian gốc của mô hình càng tốt.

3. Xây dựng mô hình ARIMA-GARCH cho chuỗi chỉ số VN-Index

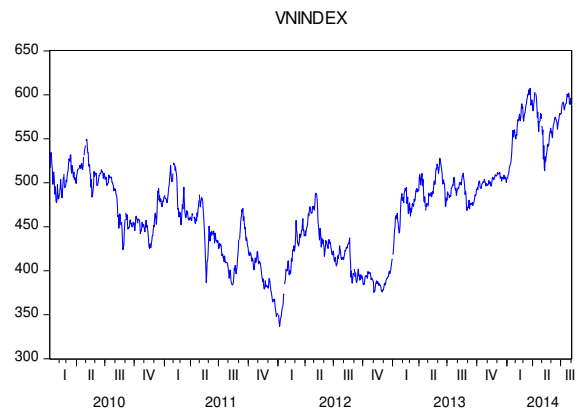
3.1. Dữ liệu nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng dữ liệu quá khứ của chỉ số VN-Index đóng cửa điều chỉnh từ ngày 04/01/2010 tới ngày 21/11/2014. Chuỗi dữ liệu gồm 1139 quan sát được chia làm 2 phần: Phần thứ nhất gồm chuỗi dữ liệu từ ngày 04/01/2010 tới ngày 01/08/2014, được sử dụng để xây dựng mô hình ARIMA-GARCH phù hợp cho chỉ số VN-Index; phần thứ hai gồm chuỗi dữ liệu từ ngày 04/08/2014 tới ngày 21/11/2014, được sử dụng để so sánh với giá trị dự báo có được từ mô hình ARIMA-GARCH vừa xây dựng, từ đó đánh giá khả năng dự báo của mô hình. Tuy nhiên kiểm định ADF cho thấy Vn-Index không phải là chuỗi dừng.

Chuỗi dữ liệu mới là chuỗi lợi tức của chỉ số VN-Index được tạo ra từ chuỗi dữ liệu Vn-Index gốc, bằng cách lấy sai phân bậc nhất của logarit tự nhiên giá trị chỉ số.

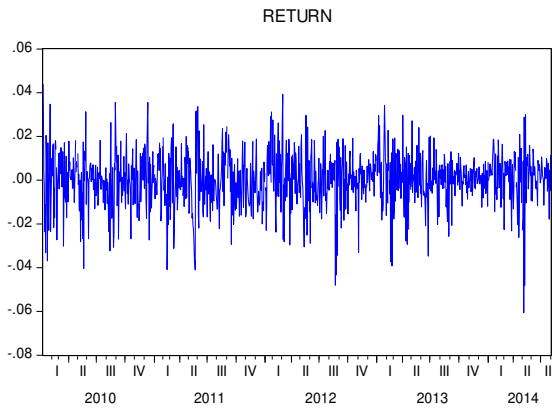
$$\text{Lợi tức ngày } t = \ln(Y_t) - \ln(Y_{t-1}) = \ln(Y_t/Y_{t-1})$$

Đồ thị chuỗi giá trị VN-Index và chuỗi lợi tức của VN-Index được trình bày ở Hình 1 và Hình 2.



Hình 1. Chuỗi VN-Index

Từ Hình 2 và kết quả kiểm định Dickey – Fuller với p-value < 0,05 cho thấy chuỗi lợi tức của VN-Index là chuỗi dừng.



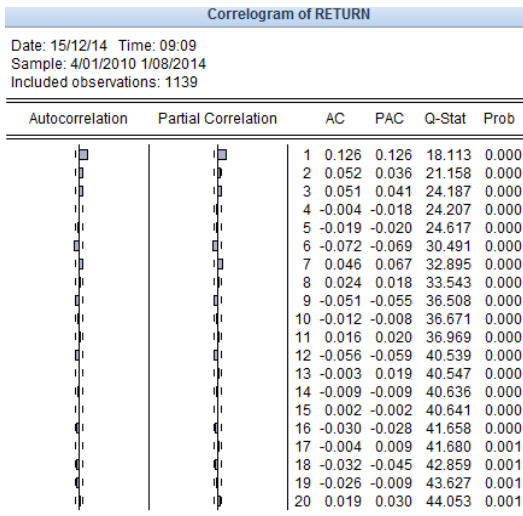
Hình 2. Chuỗi lợi tức VN-Index

Bảng 1. Kiểm định ADF cho chuỗi lợi tức VN-Index

	t-Statistic	p-value
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-29,7181	0,0000
Test critical values:		
1% level	-3,43587	
5% level	-2,86386	
10% level	-2,56806	

3.2. Xây dựng mô hình ARIMA

Lúc này mô hình ARIMA đối với chuỗi lợi tức VN-Index sẽ có dạng ARIMA(p,0,q). Theo Hình 3, tại k = 1, giá trị của hàm ACF và PACF đạt cực đại 0,126 và sau đó giảm mạnh. Do đó p và q ở đây đều nhận giá trị là 1, mô hình ARIMA (1,0,1) được chọn.



Hình 3. Đồ thị tương quan của chuỗi lợi tức VN-Index

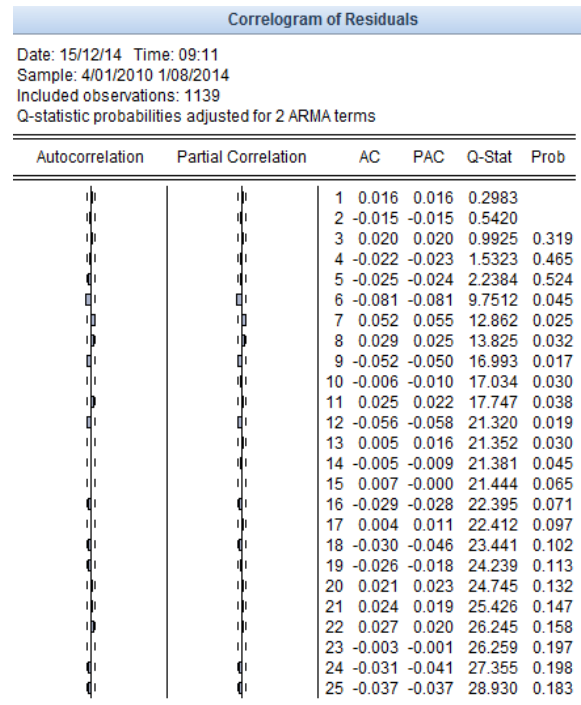
Tiếp tục dùng phương pháp bình phương bé nhất để ước lượng các tham số của mô hình, Bảng 2 cho thấy mô hình ARIMA(1,0,1) có phương trình như sau:

$$Y_t = 0,0001 + 0,5973 Y_{t-1} - 0,4949 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Bảng 2. Kết quả ước lượng mô hình ARIMA(1,0,1) cho chuỗi lợi tức VN-Index

Variable	Coefficient	t-Statistic	p-value
C	0,000107	0,2325	0,816
AR(1)	0,597332	4,2562	0,000
MA(1)	-0,494958	-3,253	0,001

Bên cạnh đó, các giá trị của các hàm tự tương quan và hàm tự tương quan riêng phần đều rất bé, xấp xỉ bằng 0, chứng tỏ mô hình ARIMA(1,0,1) ước lượng ở trên là mô hình phù hợp để dự báo cho chuỗi lợi tức VN-Index (xem Hình 4).



Hình 4. Đồ thị tự tương quan của phương sai phần dư mô hình ARIMA(1,0,1)

3.3. Xây dựng mô hình GARCH

Trước khi xây dựng mô hình GARCH cho chuỗi lợi tức VN-Index, việc đầu tiên là cần kiểm tra xem phương sai của phần dư của mô hình ARIMA(1,0,1) ở trên có tính ARCH hay không bằng cách sử dụng kiểm định ARCH-LM (xem Bảng 3). Kết quả kiểm định cho thấy giá trị của trị kiểm định ARCH-LM là 58,55099 với p-value xấp xỉ bằng 0; giá trị p-value của Chi bình phương cũng xấp xỉ bằng 0. Giả thuyết H_0 (phần dư không tồn tại hiện tượng phương sai thay đổi) bị bác bỏ; nói cách khác, phần dư của mô hình ARIMA(1,0,1) có tính ARCH.

Bảng 3. Kiểm định ARCH-LM cho phần dư của mô hình ARIMA(1,0,1)

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	58,55099	Prob. F(1,1136)	0,0000
Obs*R-squared	55,77914	Prob. Chi-Square(1)	0,0000
F-statistic	58,55099	Prob. F(1,1136)	0,0000

Nhiều nghiên cứu đã chỉ ra rằng GARCH (1,1) cung cấp các kết quả dự báo tốt nhất và phù hợp với chuỗi lợi tức hàng ngày của cổ phiếu (Sadorsky, 2006; Ashley và Patterson, 2010). Vì vậy GARCH(1,1) cũng sẽ được sử dụng để dự báo lợi tức của VN-Index trong nghiên cứu này. Các hệ số của phương trình trung bình và phương sai có điều kiện được xác định bằng phương pháp MLE (xem Bảng 4). Phương sai thay đổi có điều kiện của ε_t được biểu diễn như sau:

$$\sigma_t^2 = 0,000012 + 0,1581 \sigma_{t-1}^2 + 0,7604 \varepsilon_{t-1}^2$$

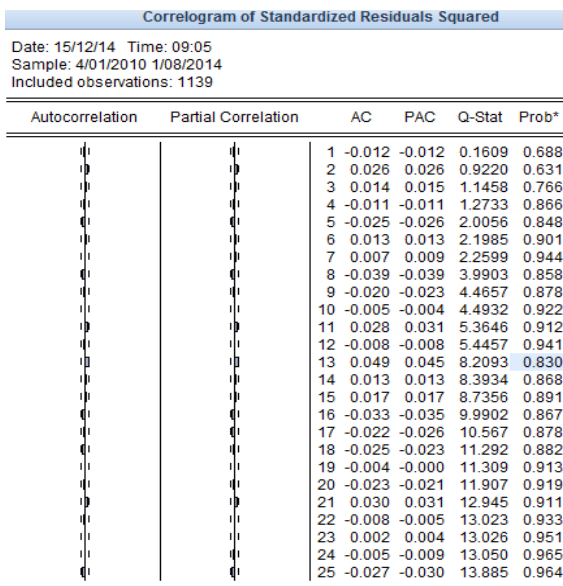
Đồ thị tương quan ở Hình 5 cho thấy các giá trị hàm tự tương quan và tự tương quan riêng phần của bình phương phần dư chuẩn lượng bởi mô hình xấp xỉ bằng 0. Bên cạnh đó, trị thống kê Q và p-value có giá trị nhỏ, cho thấy sự phù hợp của mô hình GARCH(1,1) đối với chuỗi lợi tức VN-Index.

Bảng 4. Kết quả ước lượng của mô hình GARCH(1,1)

Variable	Coefficient	z-Statistic	p-value
C	0,000291	0,89601	0,3702
Variance Equation			
C	1,26E-05	4,84740	0,0000
RESID(-1)^2	0,158124	6,05577	0,0000
GARCH(-1)	0,760404	21,6054	0,0000

Kiểm định ARCH-LM cũng được thực hiện để xác định phần dư của mô hình GARCH(1,1) có còn tính ARCH hay không. Kết quả kiểm định cho thấy p-value của Chi bình phương và trị thống kê F đều lớn hơn 0.05 (Bảng 5). Do đó, giả thiết H_0 (phần dư không tồn tại hiện tượng phương sai thay đổi) được chấp nhận. Điều này có nghĩa là mô hình GARCH(1,1) đã mô hình hóa được toàn bộ hiện tượng phương sai thay đổi của chuỗi lợi tức VN-Index.

Như vậy, mô hình ARIMA (1,0,1) và mô hình GARCH (1,1) sẽ là các mô hình thành phần được sử dụng để xây dựng mô hình kết hợp ARIMA-GARCH cho chuỗi lợi tức VN-Index.



Hình 5. Đồ thị tương quan của bình phương phần dư chuẩn mô hình GARCH(1,1)

Bảng 5. Kiểm định ARCH-LM cho mô hình GARCH(1,1)

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0,163015	Prob. F(1,1136)	0,6865
Obs*R-squared	0,163279	Prob. Chi-Square(1)	0,6862

3.4. Xây dựng mô hình ARIMA-GARCH

Mô hình kết hợp ARIMA-GARCH ở đây có dạng ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1).

$$Y_t = \mu - \Phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \sigma_0^2 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Kết quả ước lượng các hệ số của mô hình ARIMA(1,0,1)-

GARCH(1,1) được trình bày ở Bảng 6, trong đó, phần phía trên trình bày các hệ số của ARIMA(1,0,1) và phần phía dưới là các hệ số của mô hình GARCH(1,1).

Bảng 6. Kết quả ước các tham số của lượng mô hình GARCH(1,1)

Variable	Coefficient	z-Statistic	Prob.
C	0,000221	0,565591	0,5717
AR(1)	0,332284	1,542786	0,1229
MA(1)	-0,204598	-0,90065	0,3678
Variance Equation			
C	1,24E-05	4,657170	0,0000
RESID(-1)^2	0,155333	5,542471	0,0000
GARCH(-1)	0,762826	20,19740	0,0000

Như vậy, mô hình ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1) cho chuỗi lợi tức VN-Index được miêu tả như sau:

$$Y_t = 0,00022 + 0,33228 Y_{t-1} - 0,02046 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = 0,000012 + 0,15533 \sigma_{t-1}^2 + 0,76283 \sigma_{t-1}^2$$

4. Đánh giá khả năng dự báo chỉ số VN-Index của mô hình kết hợp ARIMA-GARCH

4.1. Dự báo chỉ số VN-Index bằng mô hình kết hợp ARIMA-GARCH

Trong phần này, mô hình ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1) được xây dựng ở trên sẽ được sử dụng để dự báo lợi tức VN-Index từ ngày 04/08/2014 đến ngày 21/11/2014, cụ thể:

$$VN-Index_t = VN-Index_{t-1}(1 + R_F)$$

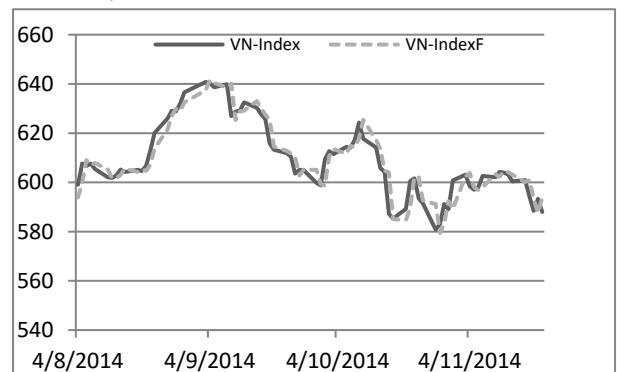
Trong đó:

$VN-Index_t$ là giá trị dự báo của VN-Index ngày hôm sau

$VN-Index_{t-1}$ là giá trị thực tế của VN-Index ngày hôm nay

R_F là giá trị lợi tức dự báo của VN-Index ngày hôm sau

Giá trị dự báo lợi tức của VN-Index từ ngày 04/08/2014 đến ngày 21/11/2014 được tập hợp thành chuỗi $VN-Index_F$ (xem Hình 6).



Hình 6. Kết quả dự báo VN-INDEX từ ngày 04/08/2014 đến ngày 21/11/2014

Như đã đề cập ở trên, các giá trị thực tế của VN-Index từ ngày 04/08/2014 tới ngày 21/11/2014 được sử dụng làm căn cứ so sánh với các giá trị dự báo. Hình 6 cho thấy chuỗi $VN-Index_F$ (đường nét đứt) tương đối khớp với chuỗi $VN-Index$ thực tế (đường nét liền). Nói cách khác, kết quả dự báo chỉ số VN-Index được thực hiện bởi mô hình ARIMA-GARCH là rất tốt. Tuy nhiên để kết luận mô hình ARIMA(1,0,1)-

GARCH(1,1) có phải là mô hình dự báo tốt nhất cho chỉ số VN-Index hay không thì còn cần phải so sánh với các chỉ tiêu dự báo của các mô hình khác.

4.2. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1)

4.2.1. So sánh độ phù hợp của các mô hình với chỉ số VN-Index

Từ Bảng 7 cho thấy, chỉ số AIC và SIC của mô hình ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1) là nhỏ nhất. Do đó, có thể kết luận rằng mô hình kết hợp này là phù hợp hơn so với các mô hình đơn lẻ ARIMA(1,0,1) và GARCH(1,1) trong việc mô hình hóa chỉ số VN-Index.

Bảng 7. Tổng hợp các chỉ tiêu đánh giá sự phù hợp của các mô hình

Model	AIC	SIC
ARIMA(1,0,1)	-5,94649	-5,93322
GARCH(1,1)	-6,06043	-6,04274
ARIMA(1,0,1) – GARCH(1,1)	-6,07187	-6,04533

4.2.2. Đánh giá khả năng dự báo của các mô hình với chỉ số VN-Index

Các chỉ tiêu đánh giá RMSE, MAE và MAPE được tổng hợp trong Bảng 8 như sau:

Bảng 8. Tổng hợp các chỉ tiêu đánh giá khả năng dự báo

Model	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(1,0,1)	0,0084	0,0061	111,6911
GARCH(1,1)	0,0085	0,0062	105,5539
ARIMA(1,0,1)– GARCH(1,1)	0,0083	0,0061	111,1225

Có thể thấy rằng ngoại trừ MAPE, các chỉ số còn lại là RMSE và MAE của mô hình kết hợp ARIMA(1,0,1)-GARCH(1,1) đều nhận giá trị bé nhất. Do đó có thể kết luận rằng kết quả dự báo VN-Index từ mô hình kết hợp này là chuẩn xác hơn so với hai mô hình còn lại, hay nói cách khác, khả năng dự báo của mô hình kết hợp ARIMA-GARCH cho VN-Index là vượt trội hơn hai mô hình đơn lẻ ARIMA và GARCH.

5. Khuyến nghị khi sử dụng mô hình ARIMA-GARCH trong công tác dự báo chỉ số chứng khoán

Mô hình ARIMA-GARCH với ý nghĩa mô phỏng lại hành vi diễn biến trong quá khứ, từ đó làm cơ sở cho dự báo kế tiếp là một trong những công cụ dự báo mạnh và được sử dụng phổ biến trên thế giới trong thời gian gần đây. Tuy nhiên, mô hình này thường phải kèm theo giả định là kịch bản của tương lai sẽ hoàn toàn giống như những gì mô hình mô phỏng quá khứ. Vì vậy, mô hình kết hợp ARIMA-GARCH chỉ phù hợp với công tác dự báo các điểm tương lai rất gần với thời điểm cuối cùng của chuỗi dữ liệu, thể hiện đặc điểm về tính dự báo ngắn hạn. Bên cạnh đó, do việc định dạng mô hình ARIMA trong mô hình kết hợp

ARIMA-GARCH ảnh hưởng rất lớn đến kết quả dự báo, người sử dụng mô hình cần phải linh hoạt để tránh tình trạng bỏ sót các mô hình có ý nghĩa khác.

Ngoài ra, khi sử dụng mô hình ARIMA-GARCH để dự đoán chỉ số VN-Index cần phải lưu ý thêm một số nội dung như sau:

- Sự biến động của VN-Index còn chịu ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố vĩ mô như tăng trưởng GDP, lãi suất, sự biến động của thị trường chứng khoán thế giới... trong khi mô hình kết hợp ARIMA-GARCH chưa đề cập và đo lường được tác động của các nhân tố này.

- Thị trường chứng khoán Việt Nam hiện nay đang thực hiện thanh toán T+3, trong khi việc dự báo theo mô hình chỉ dừng lại ở việc thu được chỉ số VN-Index ngày hôm sau (T+1). Do đó, kết quả dự báo vẫn chưa phù hợp với nhu cầu của các nhà đầu tư ngắn hạn.

- Cuối cùng, kết quả của bài viết chỉ dừng ở việc so sánh đánh giá khả năng dự báo của mô hình kết hợp ARIMA-GARCH với hai mô hình thành phần của nó mà chưa so sánh với các mô hình dự báo chuỗi thời gian khác. Do đó, cần có những nghiên cứu sâu hơn và cụ thể hơn để tìm ra mô hình tốt nhất để dự báo cho chuỗi VN-Index

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Anderson Assis, K., Amran, A., Remali, Y. & Affendy, H., “A comparison of Univariate Time Series Methods for Forecasting Cocoa Bean Prices”, *Trends in Agricultural Economics*, vol. 3(4), 2010, pp. 207-215.
- [2] Ashley, R.A. and Patterson, D.M., “A Test of the GARCH(1,1) Specification for Daily Stock Returns”, *Macroeconomic Dynamics*, vol. 14(1), 2010, pp. 137-144.
- [3] Bollerslev, T. “Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity”, *Journal of Econometrics*, vol 31(3), 1986, pp. 307-327.
- [4] Box, G. E. P, Jenkins, G. M., *Time series analysis forecasting and control*, 1st edition, Wiley, 1976.
- [5] Chen, C., Hu, J., Meng, Q. & Zhang, Y., “Short-time traffic flow prediction with ARIMA-GARCH model”, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Baden-Baden, Germany, June 5-9-. 2011.
- [6] Edwards, S., “Interest Rate Volatility, Capital Controls, and Contagion”, *NBER Working Paper*, No. W6756, 1998.
- [7] Fahimifard, S.M., Homayounifar, M. Sabouhi, M. and Moghaddamnia, A.R., “Comparison of ANFIS, ANN, GARCH and ARIMA techniques to exchange rate forecasting”, *Journal of Applied Sciences*, vol. 9(20), 2009, pp. 3641-3651.
- [8] Fadhillah, Y., Ibrahim, L. K., Zulkifli Y. “Hybrid of ARIMA-GARCH Modeling in Rainfall Time Series”, *Jurnal Teknologi*, vol 63(2), 2013, pp. 27-34.
- [9] Kumar, M. S., “The Forecasting Accuracy of Crude Oil Futures Prices”, *staff papers - International Monetary Fund*, vol 39(2), 1992, pp. 432-461.
- [10] Sadorsky, P., “Modeling and Forecasting Petroleum Futures Volatility”, *Energy Economics*, vol. 28(4), 2006, pp. 467-488.
- [11] Shabri, A., Samsudin, R. and Ismail, Z., “Forecasting of the rice yields time series forecasting using artificial neural network and statistical model”, *Journal of Applied Sciences*, vol 9(23), 2009, pp. 4168-4173.
- [12] Tan, Z., Zhang, J., Wang, J. & Xu, J., “Day-ahead electricity price forecasting using wavelet transform combined with ARIMA and GARCH models”, *Applied Energy*, vol. 87, 2010, pp. 3603-3610.