
KHẢO SÁT HIỆU ỨNG BẤT ĐỐI XỨNG TRONG BIẾN ĐỘNG TỶ SUẤT SINH LỢI CỦA CÁC CHUỖI TIỀN ĐIỆN TỬ

Nguyễn Lý Kiều Chinh

Trường Đại học Kinh tế Thành phố Hồ Chí Minh - Phân Hiệu Vĩnh Long

Email: chinhnlk@ueh.edu.vn

Trần Thị Tuấn Anh

Trường Đại học Kinh tế Thành phố Hồ Chí Minh

Email: anhttt@ueh.edu.vn

Mã bài: JED-1337

Ngày nhận bài: 11/08/2023

Ngày nhận bài sửa: 11/10/2023

Ngày duyệt đăng: 18/11/2023

DOI: 10.33301/JED.VI.1337

Tóm tắt

Nghiên cứu này sử dụng các mô hình GARCH, bao gồm EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), TGARCH(1,1) và APARCH(1,1) để khảo sát sự bất đối xứng trong biến động tỷ suất sinh lợi của các chuỗi tiền điện tử như Bitcoin, Ethereum, Ripple (XRP), Binance Coin (BNB) và DigiByte (DGB) trong khoảng thời gian từ ngày 01 tháng 01 năm 2018 đến ngày 31 tháng 5 năm 2023. Kết quả cho thấy mô hình EGARCH(1,1) là mô hình tốt nhất để mô tả hiệu ứng bất đối xứng trong biến động tỷ suất sinh lợi của các chuỗi tiền điện tử. Sự biến động tăng nhiều hơn trong phản ứng với cú sốc tích cực hơn là cú sốc tiêu cực, hàm ý một hiệu ứng bất đối xứng khác với hiệu ứng thường thấy trên thị trường chứng khoán. Kết quả nghiên cứu giúp nhà đầu tư và nhà quản lý rủi ro trong thị trường tiền điện tử hiểu rõ hơn về sự biến động tỷ suất sinh lợi, nhận biết, đánh giá rủi ro một cách chính xác hơn và đưa ra các chiến lược đầu tư phù hợp.

Từ khóa: Hiệu ứng bất đối xứng, Mô hình GARCH, tiền điện tử.

JEL code: G15, G17, Q02

Investigating the asymmetric effects in the volatility of cryptocurrencies

Abstract

This research uses GARCH models, including EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), TGARCH(1,1), and APARCH(1,1), to investigate asymmetry in variables. Returns movements of cryptocurrencies such as Bitcoin, Ethereum, Ripple (XRP), Binance Coin (BNB), and DigiByte (DGB) between January 1, 2018 and May 31, 2023. The results show that the EGARCH(1,1) model is the best model to describe the asymmetric effect in the return volatility of cryptocurrency chains. Volatility increases more in response to positive shocks than adverse shocks, implying an asymmetric effect different from that typically observed in stock markets. Research results help investors and risk managers in the cryptocurrency market better understand the volatility of returns, identify and assess risks more accurately, and develop appropriate investment strategies.

Keywords: Asymmetric effect, GARCH model, cryptocurrency.

JEL code: G15, G17, Q02

1. Giới thiệu

Theo CoinMarketCap, hơn 25.000 dự án tiền điện tử được giao dịch trên thị trường hiện nay. Nhưng ngay cả khi có hàng ngàn loại tiền điện tử, thị trường vẫn bị thống trị bởi tiền điện tử đầu tiên Bitcoin và Ethereum. Vốn hóa thị trường của Ethereum và Bitcoin chiếm gần 70% thị trường tiền điện tử trị giá khoảng 1,2 nghìn tỷ USD (Ashmore & Powell, 2023). Tiền điện tử có sự khác biệt đáng kể so với các tài sản tài

chính khác trên thị trường tài chính và do đó mang lại cơ hội hấp dẫn cho các nhà đầu tư và người tham gia thị trường về phân tích danh mục đầu tư, quản lý rủi ro và thậm chí phân tích tâm lý người tiêu dùng (Dyhrberg, 2016b). Tuy nhiên, tiền điện tử là một nguồn tài chính bất ổn tiềm ẩn, do thiếu sự quy định, sự thiếu tin cậy, rủi ro công nghệ và đặc biệt là tác động của tin tức và thị trường. Thị trường tiền điện tử rất nhạy cảm với các tin tức và sự kiện liên quan đến tiền điện tử như chính sách chính phủ và tâm lý thị trường. Một thông tin tích cực hoặc tiêu cực có thể gây ra sự biến động mạnh trong giá trị tiền điện tử, khiến cho thị trường trở nên không ổn định và khó dự đoán. Do đó, các nhà đầu tư quan tâm đến việc ước lượng một cách chính xác biến động của các chuỗi tiền tệ này.

Phát hiện từ một số nghiên cứu cho thấy có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trên thị trường chứng khoán Trung Quốc (Wan & cộng sự, 2014) và trên thị trường vàng (Baur, 2012) nhưng vẫn chưa có nhiều nghiên cứu trên thị trường tiền điện tử. Baur & cộng sự (2018) tìm thấy sự tồn tại của sự biến động bất đối xứng tích cực đối với phần lớn tiền điện tử trong mẫu từ năm 2013 đến 2018. Trong khi đó, Bouri & cộng sự (2017), nghiên cứu sự tồn tại của bất đối xứng từ 2011 đến 2013 nhưng không tìm thấy kết quả thống kê có ý nghĩa trong khung thời gian từ 2013 đến 2016. Các kết quả khác nhau từ các nghiên cứu này là lý do để khảo sát hiệu ứng bất đối xứng trong biến động tỷ suất sinh lợi của chuỗi tiền điện tử gồm có Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB. Đây là những loại tiền điện tử phổ biến nhất đang lưu hành hiện nay, có vốn hóa thị trường cao nhất và được dự báo là những loại tiền được chú ý nhất, đáng được đầu tư nhất từ năm 2021 đến tháng 6/2023 (HACOM, 2021; Lưu Khánh Quyền, 2022; Vũ Hero, 2023). Ngoài ra, theo tìm hiểu của tác giả thì chưa có nghiên cứu nào về khảo sát hiệu ứng bất đối xứng trong biến động tỷ suất sinh lợi của chuỗi tiền điện tử BNB, DGB.

Vì vậy, trong bài báo này sử dụng các mô hình GARCH bất đối xứng (Asymmetric Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) như mô hình EGARCH của Nelson (1991), mô hình GJR-GARCH của Glosten & cộng sự (1993), mô hình T-GARCH của Glosten & cộng sự (1993) và Zakoian (1994) và mô hình APARCH của Ding & cộng sự (1993) để khảo sát hiệu ứng bất đối xứng trong sự biến động về giá của 5 loại tiền điện tử gồm Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB. Các hàm ý quản trị từ bài báo này, dựa trên các kết quả và diễn giải của mô hình họ GARCH bất đối xứng, sẽ giúp các nhà đầu tư xây dựng chiến lược và lựa chọn đầu tư phù hợp. Các phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Mục 2 trình bày tổng quan tài liệu trong khi Mục 3 mô tả phương pháp luận được sử dụng. Dữ liệu và kết quả nghiên cứu được trình bày trong Mục 4. Kết luận và các khuyến nghị được trình bày trong Mục 5.

2. Tổng quan lý thuyết

Sự hiện diện của hiệu ứng bất đối xứng trong quá trình biến động trước những cú sốc không lường trước được là một đặc điểm nổi bật của chuỗi thời gian thị trường tài chính. Hiện tượng biến động bất đối xứng được phát triển lần đầu tiên bởi Black (1976), đề cập đến thực tế là tỷ suất sinh lợi của chứng khoán và độ biến động có điều kiện của nó có mối tương quan nghịch. Christie (1982) giải thích hiệu ứng biến động bất đối xứng bằng giả thuyết tác động đòn bẩy. Nếu một cổ phiếu ghi nhận lợi suất âm, điều này tăng đòn bẩy tài chính, từ đó làm tăng biến động của cổ phiếu do rủi ro cao hơn. Campbell & Hentschel (1992) cho rằng biến động bất đối xứng vì tác động của cú sốc tích cực không mạnh như cú sốc tiêu cực. Trong chuỗi thời gian của thị trường tài chính, sự bất đối xứng trong quá trình biến động trước các cú sốc là rất đáng chú ý (Ibrahim, 2020).

Theo Black (1976) và Christie (1982), hiệu ứng bất đối xứng trong thị trường tài chính được định nghĩa là sự khác biệt trong độ biến động của giá tài sản giữa các giai đoạn tăng và giảm. Nghĩa là, khi giá tài sản tăng, độ biến động có thể tăng lên mạnh hơn so với khi giá tài sản giảm. Hiệu ứng này cho thấy rằng thị trường có xu hướng phản ứng mạnh hơn và nhanh chóng hơn đối với các thông tin tích cực so với các thông tin tiêu cực.

Với sự phổ biến ngày càng tăng của các loại tiền điện tử, trong những năm gần đây, ngày càng có nhiều tài liệu phân tích sự giống nhau về đặc tính biến động giữa tiền điện tử và các tài sản tài chính khác (Baur & cộng sự, 2018; Dyhrberg, 2016a; Bouri & cộng sự, 2017; Klein & cộng sự, 2018). Nghiên cứu sự biến động của tiền điện tử rất quan trọng đối với nhà đầu tư tài chính vì có thể phòng ngừa rủi ro hoặc định giá trong đầu tư tài chính. Do đó, những kết quả này sẽ đặc biệt hữu ích về quản lý rủi ro và danh mục đầu tư, đồng thời có thể giúp họ đưa ra quyết định sáng suốt hơn về đầu tư tài chính cũng như những lợi ích và cạm bẫy

tiềm ẩn của việc sử dụng tiền điện tử (Chu & cộng sự, 2017).

Nghiên cứu của Baur & Dimpfl (2018) khảo sát hiệu ứng bất đối xứng của 20 loại tiền điện tử lớn nhất thế giới dựa trên vốn hóa thị trường, kết quả cho thấy những cú sốc tích cực làm tăng mức độ biến động nhiều hơn những cú sốc tiêu cực với phần lớn trong số 20 loại tiền điện tử nhưng chỉ có bằng chứng yếu cho hai loại tiền điện tử lớn nhất Bitcoin và Ethereum cho thấy rằng hai loại tiền điện tử này không bị chi phối bởi các nhà đầu tư thiếu hiểu biết.

Nghiên cứu của Cheikh & cộng sự (2020) tập trung vào nghiên cứu biến động bất đối xứng trong thị trường tiền điện tử (Bitcoin, Ethereum, XRP, and Litecoin). Nghiên cứu sử dụng mô hình ST-GARCH mang lại sự linh hoạt hơn trong việc nắm bắt tác động khác biệt của các cú sốc tích cực so với các cú sốc tiêu cực. Ngoài ra, nghiên cứu tìm thấy bằng chứng mạnh mẽ về phản ứng bất đối xứng ngược đối với tiền điện tử Bitcoin, XRP, Litecoin. Tuy nhiên, không có hiệu ứng bất đối xứng nào được phát hiện đối với tiền điện tử Ethereum bằng mô hình EGARCH, GRJ-GARCH, ZARCH, ST-GARCH. Katsiampa (2017) sử dụng các biến thể của mô hình GARCH bao gồm GARCH, EGARCH và TGARCH để ước lượng biến động của Bitcoin. Họ so sánh các mô hình này dựa trên các tiêu chí như khả năng dự báo, hiệu suất và sự phù hợp với dữ liệu thực tế. Kết quả nghiên cứu cho thấy rằng mô hình GARCH có thể được sử dụng để ước lượng biến động của Bitcoin. Tuy nhiên, các biến thể của mô hình GARCH, như EGARCH và TGARCH, có thể cung cấp một ước lượng tốt hơn về biến động và khả năng dự báo.

Nghiên cứu của Eroğlu Sevinç & Yüce Akıncı (2021) cho thấy lợi suất của Bitcoin bị ảnh hưởng bởi các cú sốc trong quá khứ và các cú sốc biến động của các giai đoạn trước có thể tồn tại lâu dài trong hiện tại. Ngoài ra, các cú sốc trong quá khứ có tác động hiệu ứng bất đối xứng với giai đoạn hiện tại và thông tin tiêu cực đã được phát hiện là ảnh hưởng đến sự biến động của lợi suất Bitcoin nhiều hơn thông tin tích cực, phản ánh sự tồn tại của hiệu ứng đòn bẩy đối với lợi suất của Bitcoin.

Nghiên cứu của Kakinaka & Umeno (2022) cho rằng cấu trúc phụ thuộc vào quy mô của hiệu ứng biến động bất đối xứng trong 6 loại tiền điện tử tiêu biểu gồm có Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin, Monero và Dash. Bằng cách phát triển phương pháp tiếp cận động của phân tích hồi quy Fractal dựa trên DFA, cho thấy rằng hiện tượng biến động bất đối xứng thay đổi theo quy mô, tiền điện tử và cấu trúc thay đổi theo thời gian. Trái ngược với những gì thường thấy trên thị trường chứng khoán, các loại tiền tệ nhỏ cho thấy hiệu ứng biến động bất đối xứng “nghịch đảo” ở quy mô tương đối lớn, trong đó các cú sốc tích cực có tác động lớn hơn đến sự biến động so với các cú sốc tiêu cực.

Nghiên cứu của Gherghina & Simionescu (2023) tìm hiểu về hiệu ứng bất đối xứng của tin tức về đại dịch COVID-19 đối với thị trường tiền điện tử, bằng cách sử dụng phương pháp hồi quy phi tuyến tính tự hồi quy và phân tích tần số để xác định mối quan hệ nguyên nhân giữa tin tức về COVID-19 và thị trường tiền điện tử cho thấy tin tức về COVID-19 có tác động bất đối xứng đến thị trường tiền điện tử. Cụ thể, tin tức tiêu cực về đại dịch có tác động lớn hơn và kéo dài hơn đến biến động giá trong thị trường tiền điện tử so với tin tức tích cực. Nghiên cứu cũng chỉ ra rằng tác động này không chỉ xuất hiện ngay lập tức mà còn kéo dài trong thời gian dài sau khi tin tức được công bố.

Nghiên cứu của Altunöz (2023), EGARCH được xác định là mô hình tốt nhất cho Bitcoin và TGARCH cho Ethereum và XRP, kết quả thu được các hệ số âm đối với Bitcoin chỉ ra rằng các cú sốc tiêu cực sẽ làm tăng sự biến động nhiều hơn so với các cú sốc tích cực. Điều này có nghĩa là Bitcoin có hiệu ứng đòn bẩy. Không tìm thấy hiệu ứng đòn bẩy nào đối với Ethereum hoặc XRP, và do đó những cú sốc tích cực được hiểu là làm tăng tính biến động của chúng so với những cú sốc tiêu cực. Mô hình E-GARCH đã được áp dụng cho bộ dữ liệu từ ngày 8 tháng 3 năm 2019 đến ngày 30 tháng 11 năm 2022 về 5 loại tiền điện tử Bitcoin, BNB, Ethereum, Dogecoin và XRP phát hiện ra rằng giá trị của hệ số quy mô đối với tất cả các loại tiền tệ là có ý nghĩa thống kê, tin tức tác động đáng kể đến sự biến động. Hơn nữa, sự biến động liên tục trong tất cả các loại tiền điện tử được cho là rất cao và có ý nghĩa thống kê (Bhatnagar & cộng sự, 2023).

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Mô hình ARCH

Năm 1982, Engle đề xuất mô hình ARCH, đưa ra cơ sở lý thuyết để mô hình hóa rủi ro. Mô hình ARCH (m) có dạng:

$$r_t = \mu_t + u_t \quad (1)$$

Trong đó $u_t = \sigma_t \varepsilon_t$; ε_t là biến ngẫu nhiên độc lập có cùng phân bố với kỳ vọng bằng 0 và phương sai bằng 1

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 \quad (2)$$

$$\alpha_0 > 0; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m \geq 0$$

3.2. Mô hình GARCH

Bollerslev (1986) đã mở rộng mô hình ARCH và đặt tên là mô hình ARCH tổng quát (GARCH). Mô hình GARCH (m,s) có dạng:

$$r_t = \mu_t + u_t$$

Trong đó $u_t = \sigma_t \varepsilon_t$; ε_t : biến ngẫu nhiên độc lập, phân bố đồng nhất (iid)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

$$\alpha_0 > 0; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m \geq 0; \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s \geq 0 \text{ và } \sum_{i=1}^m \alpha_i + \sum_{j=1}^s \beta_j < 1$$

m là số bậc trễ của u_{t-i}^2 ; s là số bậc trễ của σ_{t-j}^2 ;

3.3. Mô hình GARCH bất đối xứng

Mô hình GARCH tiêu chuẩn giả định rằng các số hạng sai số dương và âm có tác động đối xứng lên độ biến động. Tuy nhiên, trong thực tế chuỗi thời gian tài chính với cùng một độ lớn tăng hoặc giảm thì độ biến động khi chỉ số suy giảm cao hơn khi chỉ số tăng. Điều này có nghĩa là tác động của thông tin tiêu cực đối với biến động có điều kiện có thể tồn tại lâu hơn tác động của thông tin tích cực. Do đó, một số phần mở rộng được tham số hóa của mô hình GARCH tiêu chuẩn đã được đề xuất.

3.3.1 Mô hình E-GARCH

Mô hình EGARCH (m,s) được đề xuất bởi Nelson (1991) có dạng:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \alpha \left(\left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + \gamma_i \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) \quad (4)$$

Trong đó: γ biểu thị các hiệu ứng đòn bẩy giải thích cho sự bất đối xứng của mô hình. Nếu $\gamma < 0$ nghĩa là thông tin tiêu cực gây ra nhiều biến động hơn những thông tin tích cực. Nếu $\gamma > 0$ có nghĩa là thông tin tích cực gây ra nhiều biến động hơn thông tin tiêu cực. Nếu $\gamma = 0$ cho thấy mô hình đối xứng.

3.3.2 Mô hình GJR-GARCH

Mô hình GJR-GARCH được đề xuất bởi Glosten & cộng sự (1993) có dạng:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i u_{t-i}^2 + \gamma_i I_t u_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

Trong đó $I=1$ đối với $u_{t-1} \leq 0$ và $I=0$ đối với $u_{t-1} > 0$

Tác động của phần dư âm là $(\alpha_i + \gamma_i)$; tác động của phần dư dương là α_i

3.3.3 Mô hình T-GARCH

Dạng tổng quát của mô hình TGARCH (m,s) được tác giả Glosten & cộng sự (1993) và Zakoian (1994) trình bày như sau:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \gamma_i d_{t-i}) u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6)$$

$$d_{t-i} = \begin{cases} 1 & \text{nếu } u_{t-i} < 0 \\ 0 & \text{nếu } u_{t-i} \geq 0 \end{cases}$$

Trong đó $\alpha_i, \gamma_i, \beta_j (\forall i = (1, m); \forall j = (1, s))$: là các tham số không âm, thỏa mãn các giả thuyết của mô hình GARCH. Những thông tin tích cực ($u_{t-i} > 0$) và những thông tin tiêu cực ($u_{t-i} < 0$) có ảnh hưởng khác nhau đến phương sai có điều kiện. Nếu có những thông tin tích cực thì những thông tin tích cực có ảnh hưởng là α_i đến phương sai có điều kiện. Nếu có những thông tin tiêu cực thì những thông tin tiêu cực có ảnh hưởng là $\sum (\alpha_i + \gamma_i)$ đến phương sai có điều kiện. Nếu $\gamma_i > 0$ thì sẽ có hiệu ứng bất đối xứng và thông tin tiêu cực gây ra biến động nhiều hơn thông tin tích cực.

3.3.4 Mô hình APARCH

Ding & cộng sự (1993) đã đưa ra APARCH (Asymmetric Power ARCH)

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i |u_{t-i}| - \gamma_i u_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^\delta \quad (7)$$

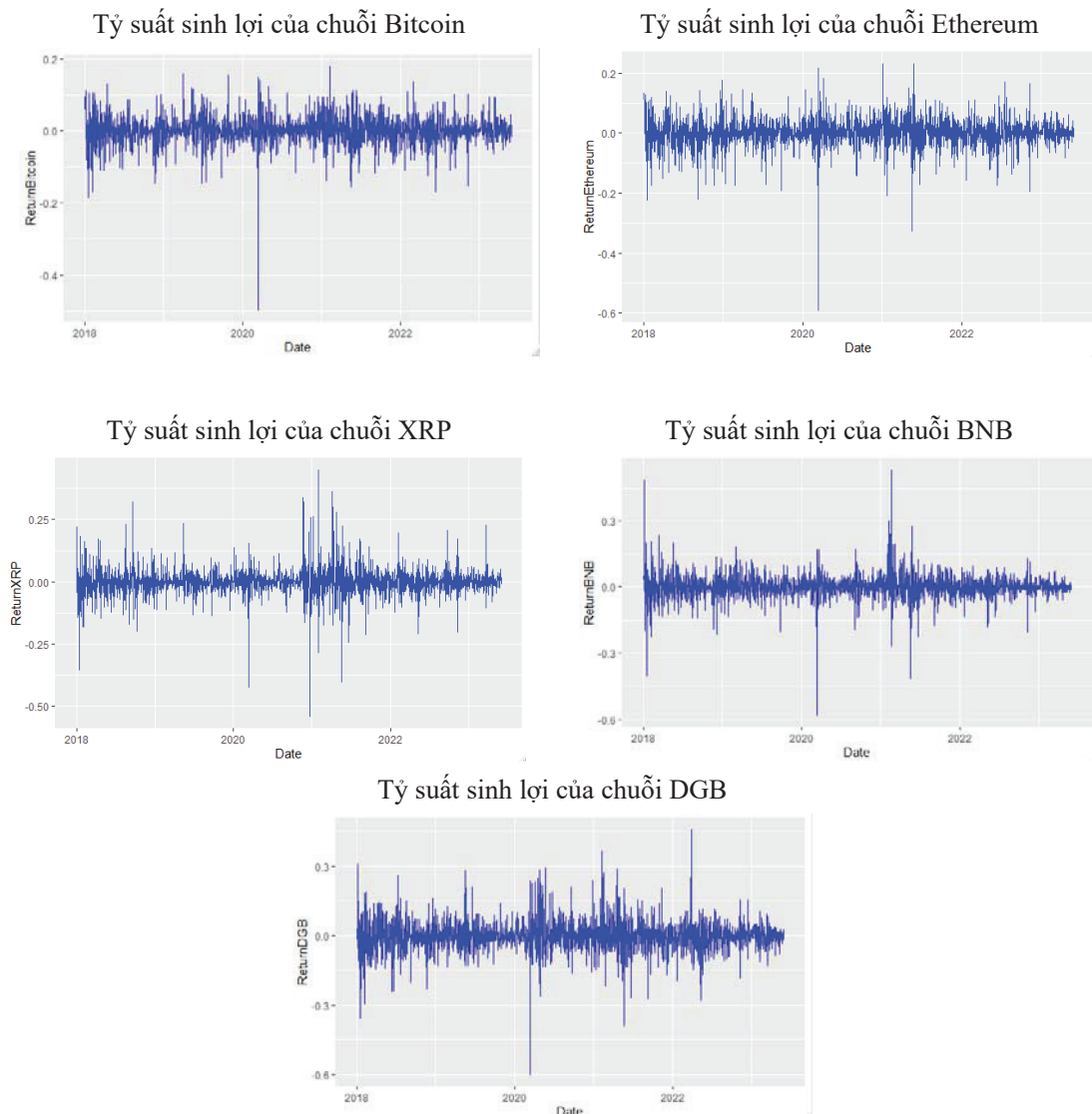
Trong đó: γ là tham số bất đối xứng và δ là tham số thuật ngữ lũy thừa.

Có thể phù hợp với nhiều mô hình loại GARCH trong mô hình APARCH bằng cách gán các giá trị nhất định cho α, β, γ và δ .

Đặc biệt, APARCH sẽ được rút gọn thành mô hình GARCH, nếu α, β tự do, $\delta = 2$ và $\gamma = 0$.

4. Dữ liệu và kết quả nghiên cứu

Hình 1: Giá thực tế và tỷ suất sinh lợi của chuỗi tiền điện tử Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB



4.1. Dữ liệu

Bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này là giá hàng ngày tính bằng USD được thu thập từ www.investing.com trong khoảng thời gian từ ngày 01 tháng 01 năm 2018 đến ngày 31 tháng 5 năm 2023. Nghiên cứu tập trung vào 5 loại tiền điện tử phổ biến có vốn hóa cao trong giai đoạn từ năm 2021 đến năm 2023 gồm có Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB để lập mô hình biến động tỷ suất sinh lợi. Nghiên cứu sử dụng biến phụ thuộc là tỷ suất sinh lợi của tiền điện tử R_t . Biến phụ thuộc R_t được đo lường bởi phần trăm thay đổi của giá hàng ngày hiện hành so với giá hàng ngày của ngày giao dịch liền kề trước đó. Cụ thể:

$$R_t = \ln(P_t / P_{t-1}) \quad (8)$$

R_t là tỷ suất sinh lợi của các loại tiền điện tử vào thời điểm t ; P_t , P_{t-1} lần lượt là giá của các loại tiền điện tử thời điểm t và $t - 1$. Hình 1 tỷ suất sinh lợi của các loại tiền tệ đang được xem xét.

4.2. Kết quả nghiên cứu

Mỗi loại tiền điện tử (Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB) trong chuỗi R_t có 1976 quan sát với giá trị trung bình lần lượt là 0,0004; 0,0005; -0,0007; 0,0018 và -0,0011. Tỷ suất sinh lợi trung bình cao nhất được tìm thấy đối với BNB và DGB thể hiện tỷ suất sinh lợi trung bình thấp nhất trong chuỗi tiền tệ đang nghiên cứu. Bảng 1 báo cáo số liệu thống kê mô tả của dữ liệu. Dựa vào hệ số Skewness và hệ số Kurtosis của tỷ suất lợi nhuận 5 loại tiền điện tử đều có đuôi tương đối to với độ nhọn đáng kể so với phân phối bình thường. Ngoài ra, dùng kiểm định Jarque-Bera, chứng tỏ dữ liệu không có phân phối chuẩn. Kết quả kiểm định ARCH LM ở Bảng 1 cho thấy rằng chuỗi này có hiệu ứng ARCH đối với phần dư, ngụ ý rằng phương sai của tỷ suất sinh lợi của chuỗi 5 loại tiền là thay đổi. Vì phần dư có hiệu ứng ARCH nên nhóm tác giả sử

Bảng 1: Thống kê mô tả của chuỗi tiền tệ điện tử

	Bitcoin	Ethereum	XRP	BNB	DGB
Minimum	-0,4973	-0,5896	-0,5410	-0,5812	-0,5961
Maximum	0,1774	0,2308	0,4490	0,5306	0,4629
Mean	0,0004	0,0005	-0,0007	0,0018	-0,0011
Median	0,0005	0,0010	0,0001	0,0012	-0,0016
Stdev	0,0388	0,0505	0,0583	0,0561	0,0688
Skewness	-1,1912	-1,0948	0,0007	0,049	-0,0211
Kurtosis	15,7415	11,9954	12,8580	18,7033	6,9817
Jarque Bera	20919***	12272***	13646***	28870***	4025,1000***
ARCH LM-test	0,0135	0,0003	0,0000	0,0000	0,0005

Ghi chú: *, **, *** biểu thị mức ý nghĩa tương ứng 10%, 5%, 1%

dùng mô hình GARCH để mô hình hóa phương sai thay đổi có điều kiện.

Áp dụng kiểm định nghiệm đơn vị Augmented Dickey-Fuller (Dickey & Fuller, 1981) thông thường và kiểm định nghiệm đơn vị Phillips-Perron (Phillips & Perron, 1988), kết quả trình bày trong Bảng 2, cả hai kết quả kiểm định cho thấy tỷ suất sinh lợi của chuỗi tiền điện tử là chuỗi dừng, tránh được kết quả hồi quy giả mạo trong phân tích chuỗi thời gian. Ngoài ra, dùng kiểm định Ljung-Box, kết quả cho thấy tồn tại hiện tượng tự tương quan đối với biến động của chuỗi lợi suất tiền điện tử. Điều này cho thấy biến động thời kỳ

Bảng 2: Kiểm định tính dừng và tương quan chuỗi

	Bitcoin	Ethereum	XRP	BNB	DGB
ADF test statistic	-11,657***	-11,752***	-12,456***	-11,657***	-11,576***
(p-value)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,01)
PP test statistic	-47,094***	-47,886***	-46,099***	-47,094***	-49,335***
(p-value)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,01)
Ljung-Box	(0,0046)	(0,0007)	(0,0996)	(0,0072)	(0,0000)
(p-value)					

Ghi chú: *, **, *** biểu thị mức ý nghĩa tương ứng 10%, 5%, 1%

sau phụ thuộc vào biến động các thời kỳ trước đó.

Sử dụng các tiêu chí thông tin khác nhau, cụ thể là tiêu chí thông tin Akaike (AIC) và tiêu chí thông tin Bayes (BIC) với các giá trị càng nhỏ tương ứng với sự phù hợp tốt hơn. Kết quả ở Bảng 3 xác định bậc p

Bảng 3: Lựa chọn mô hình ARIMA phù hợp

	Bitcoin	Ethereum	XRP	BNB	DGB
ARIMA (p,d,q)	(0,0,2)	(2,0,1)	(0,0,0)	(1,0,1)	(1,0,0)
AIC	-7238,8	-6207,5	-5622,64	-5786,02	-4991,45
BIC	-7222,03	-6185,15	-5617,05	-5763,66	-4980,28

Bảng 4: Kết quả đánh giá hiệu ứng bất đối xứng của chuỗi tiền điện tử gồm Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB

Hệ số	EGARCH (1,1)	GJR- GARCH (1,1)	T- GARCH (1,1)	APARCH (1,1)
Bitcoin				
γ	0,1990*** (0,0000)	-0,0123 (0,5366)	-0,06291 (0,2954)	-0,0261 (0,7358)
AIC	-4,0171	-4,0072	-4,0146	-4,0140
BIC	-3,9944	-3,9846	-3,9920	-3,9885
Kết quả: Có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình EGARCH (1,1)				
Ethereum				
γ	0,2147*** (0,0000)	-0,0038 (0,9142)	-0,0152 (0,8301)	0,0182 (0,8340)
AIC	-3,4081	-3,4035	-3,4087	-3,4049
BIC	-3,3827	-3,3780	-3,3833	-3,3766
Kết quả: Không có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình TGARCH (1,1) nhưng có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình EGARCH (1,1)				
XRP				
γ	0,3882*** (0,0000)	0,0112 (0,8106)	0,0142 (0,7992)	0,0134 (0,8234)
AIC	-3,4024	-3,4019	-3,4021	-3,4015
BIC	-3,3854	-3,3849	-3,3852	-3,3817
Kết quả: Có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình EGARCH (1,1)				
BNB				
γ	0,3882*** (0,0000)	0,0112 (0,8106)	0,0142 (0,7992)	0,0134 (0,8234)
AIC	-3,4024	-3,4019	-3,4021	-3,4015
BIC	-3,3854	-3,3849	-3,3852	-3,3817
Kết quả: Có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình EGARCH (1,1)				
DGB				
γ	0,1594*** (0,0000)	-0,0058 (0,6966)	-0,0276 (0,6833)	-0,0392 (0,6069)
AIC	-2,8677	-2,8656	-2,8662	-2,8655
BIC	-2,8479	-2,8458	-2,8464	-2,8429
Kết quả: Có sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng trong mô hình EGARCH (1,1)				

Ghi chú: *, **, *** biểu thị mức ý nghĩa tương ứng 10%, 5%, 1%

của chuỗi tự hồi qui AR (Auto regression) và bậc q của chuỗi trung bình trượt MA (Moving average) cho chuỗi tiền tệ điện tử.

Bởi vì dữ liệu không có phân phối chuẩn nên phân phối Student được dùng để ước lượng trong các mô

hình. Phương trình phương sai của các mô hình GARCH bất đối xứng trong chuỗi tiền điện tử của nghiên cứu này gồm có EGARCH(1,1), GJR- GARCH(1,1), TGARCH(1,1) và APARCH(1,1). Sau khi các mô hình loại GARCH khác nhau được ước tính, các thử nghiệm chuẩn đoán cho phần dư bình phương được thực hiện để đánh giá mức độ phù hợp của các mô hình được lựa chọn. Ngoài ra, để so sánh lựa chọn giữa các mô hình GARCH khác nhau, tiêu chí lựa chọn thông tin được sử dụng, cụ thể là AIC và BIC, trong đó các giá trị càng nhỏ tương ứng với sự phù hợp tốt hơn. Kết quả được trình bày trong Bảng 4 và đồ thị thể hiện phần dư chuẩn hóa của mô hình cho thấy mô hình E-GARCH là mô hình tốt nhất thể hiện sự biến động về giá của chuỗi tiền tệ Bitcoin, XRP, BNB, DGB. Tuy nhiên, sự biến động về giá của chuỗi tiền tệ Ethereum lại được thể hiện tốt nhất qua mô hình T- GARCH.

Kết quả Bảng 4 cho thấy mô hình phù hợp nhất thể hiện tồn tại hiệu ứng bất đối xứng của chuỗi tiền điện tử gồm Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB là mô hình EGARCH (1,1). Hệ số bất đối xứng của chuỗi tiền điện tử tương ứng lần lượt là 0,1990; 0,2147; 0,3882; 0,2586; 0,1594 (lớn hơn 0) và có ý nghĩa thống kê. Từ đó, chứng tỏ cú sốc thông tin tích cực gây ra nhiều biến động hơn những cú sốc thông tin tiêu cực.

Đối với tiền điện tử Bitcoin, kết quả nghiên cứu này phù hợp với nghiên cứu của Cheikh & cộng sự (2020); đảo ngược với nghiên cứu của Eroğlu Sevinç & Yüce Akıncı (2021) và Altunöz (2023), có hệ số bất đối xứng âm, khẳng định cú sốc thông tin tiêu cực ảnh hưởng đến lợi suất của Bitcoin nhiều so với cú sốc thông tin tích cực. Đối với tiền điện tử Ethereum, mô hình T-GARCH là mô hình phù hợp nhất để mô tả sự biến động của chuỗi Ethereum. Tuy nhiên hệ số bất đối xứng γ trong mô hình T-GARCH có giá trị là -0,0152 và không có ý nghĩa thống kê, tức là cho biết thực sự không có sự khác biệt giữa cú sốc âm và cú sốc dương đối với phương sai, kết quả này mâu thuẫn với nghiên cứu của Altunöz (2023) về TGARCH là mô hình tốt cho Ethereum. Do đó, kết quả mô hình tốt nhất thể hiện tồn tại hiệu ứng bất đối xứng của Ethereum là mô hình EGARCH (1,1). Kết quả này không phù hợp với nghiên cứu của Cheikh & cộng sự (2020) không có hiệu ứng bất đối xứng nào được phát hiện trên các mô hình loại GARCH khác nhau EGARCH, GRJ-GARCH, ZARCH, ST-GARCH. Lý giải điều này là do dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu về Ethereum khá ngắn (từ năm 2015 đến năm 2018) nên không đủ để thể hiện hiệu ứng bất đối xứng. Đối với tiền điện tử XRP, kết quả nghiên cứu này phù hợp với nghiên cứu của Cheikh & cộng sự (2020). Trong khi đó, hệ số bất đối xứng γ trong mô hình T-GARCH không có ý nghĩa thống kê, kết quả này mâu thuẫn với nghiên cứu của Altunöz (2023) về TGARCH là mô hình tốt cho XRP. Đối với tiền điện tử BNB, kết quả này đã làm sáng tỏ cú sốc nào đã làm tăng độ biến động hơn, điều mà nghiên cứu của Bhatnagar & cộng sự (2023) chưa thể hiện. Đối với tiền điện tử DGB, kết quả này lần đầu tiên được tìm thấy đây vì chưa có nhà nghiên cứu nào đã nghiên cứu trước đó.

Trong nghiên cứu này, sự biến động tăng lên nhiều khi phản ứng với những cú sốc tích cực hơn là những cú sốc tiêu cực đối với chuỗi tiền điện tử Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB, DGB. Hiệu ứng bầy đàn của các nhà đầu tư thiếu hiểu biết có thể là nguyên nhân dẫn đến sự gia tăng biến động, vốn được hiểu là phản ứng trước những cú sốc tích cực (Fakhfekh & Jeribi, 2020). Trong 5 loại tiền điện tử được nghiên cứu, XRP là loại tiền điện tử chịu sự biến động mạnh nhất trước các cú sốc thông tin tích cực (hệ số bất đối xứng bằng 0,3882), có lẽ do XRP là một trong những tiền điện tử hàng đầu thế giới và cũng là một trong những loại tiền điện tử hấp dẫn nhất. DGB là loại tiền điện tử chịu sự biến động yếu nhất trước các cú sốc thông tin tích cực (hệ số bất đối xứng bằng 0,1594), mặc dù công nghệ DGB tốt hơn nhiều so với công nghệ của các loại tiền điện tử khác nhưng dường như ít ai biết về điều đó (Aaron, 2023). Ngoài ra, kết quả nghiên cứu này được thực hiện trong khoảng thời gian gần với hiện tại hơn (từ năm 2018 đến năm 2023) khi mà tình hình dịch Covid-19 đã không còn bùng phát mạnh và lợi suất của chuỗi tiền tệ điện tử không phải chịu ảnh hưởng bởi sự sụp đổ của thị trường tài chính năm 2013 nên cú sốc thông tin tiêu cực không gây ra nhiều biến động hơn những cú sốc thông tin tích cực.

5. Kết luận

Nghiên cứu này tập trung vào việc sử dụng các mô hình GARCH bất đối xứng, bao gồm EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), TGARCH(1,1) và APARCH(1,1), để phân tích sự biến động tỷ suất sinh lợi của các loại tiền điện tử như Bitcoin, Ethereum, XRP, BNB và DGB trong khoảng thời gian từ ngày 01 tháng 01 năm 2018 đến ngày 31 tháng 5 năm 2023. Bằng cách sử dụng tiêu chí AIC và BIC, nghiên cứu đã lựa chọn mô hình phù hợp nhất để mô tả sự biến động tỷ suất sinh lợi của các loại tiền điện tử. Kết quả cho thấy mô hình

EGARCH(1,1) là mô hình phù hợp nhất để mô tả sự biến động tỷ suất sinh lợi của Bitcoin, XRP, BNB và DGB. Điều này cho thấy sự tồn tại của hiệu ứng bất đối xứng đối với các loại tiền điện tử này, kết quả nghiên cứu của bài báo ngụ ý sự tồn tại của mối quan hệ biến động lợi suất tích cực trong thị trường tiền điện tử, thị trường tiền điện tử dường như thể hiện sự biến động lớn hơn khi có cú sốc tích cực hơn là cú sốc tiêu cực. Biến động gia tăng để đối phó với những cú sốc tích cực có thể được giải thích với nhà đầu tư thiếu hiểu biết, mua do lo sợ bỏ lỡ việc định giá tiền điện tử đang tăng lên, bơm và bán phá giá. Tuy nhiên, đối với Ethereum, mô hình tốt nhất để mô tả sự biến động tỷ suất sinh lợi là T-GARCH(1,1). Mặc dù đã tìm thấy mô hình phù hợp nhưng không có hiệu ứng bất đối xứng đáng kể đối với Ethereum. Điều này cho thấy rằng các sự kiện tiêu cực và tích cực có tác động tương đối đối xứng đến biến động tỷ suất sinh lợi của Ethereum.

Kết quả nghiên cứu này giúp nhà đầu tư và nhà quản lý rủi ro trong thị trường tiền điện tử hiểu rõ hơn về sự biến động tỷ suất sinh lợi, nhận biết, đánh giá rủi ro một cách cẩn thận và xem xét khả năng mất mát trong trường hợp xảy ra cú sốc tích cực. Đa dạng hóa danh mục đầu tư là một cách để giảm thiểu rủi ro trong trường hợp xảy ra biến động không mong muốn. Đầu tư vào nhiều loại tiền tệ và tài sản khác nhau có thể giúp giảm thiểu tác động của hiệu ứng bất đối xứng. Ngoài ra, các nhà đầu tư và người làm chính sách cần theo dõi và phân tích thông tin kỹ lưỡng để đưa ra quyết định đầu tư và chính sách hợp lý, hiểu rõ các yếu tố có thể gây ra cú sốc thông tin và tác động của chúng là quan trọng để đưa ra dự đoán và định giá chính xác, từ đó có thể điều chỉnh chiến lược đầu tư của mình sao cho khả năng sinh lợi tối ưu và khả năng xảy ra rủi ro là ít nhất.

Tài liệu tham khảo

- Aaron, S. (2023), *Digibyte Price Prediction 2023 and Beyond: Tendencies*, retrieved on July 24, 2023, from <<https://www.bitdegree.org/crypto/tutorials/digibyte-price-prediction>>.
- Altunöz, U. (2023), 'Analyzing the Volatility Dynamics of Crypto Currency and the Occurrence of Speculative Bubbles: The Examples of Bitcoin, Ethereum, and XRP', *Istanbul Journal of Economics*, 73(1), 615-644. DOI: <https://doi.org/10.26650/ISTJECON2023-1021393>.
- Ashmore, D. & Powell, F. (2023), *Top 10 cryptocurrencies of July 2023*, retrieved on August 7, 2023, from <<https://www.usatoday.com/money/blueprint/investing/cryptocurrency/top-10-cryptocurrencies/>>.
- Baur, D. G. (2012), 'Asymmetric Volatility in the Gold Market', *Journal of Alternative Investments*, 14(4), 26-38. DOI: <https://doi.org/10.3905/jai.2012.14.4.026>.
- Baur, D. G. & Dimpfl, T. (2018), 'Asymmetric volatility in cryptocurrencies', *Economics Letters*, 173, 148-151.
- Baur, D. G., Dimpfl, T. & Kuck, K. (2018), 'Bitcoin, Gold and the US Dollar—A Replication and Extension', *Finance Research Letters*, 25, 103-110. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.10.012>.
- Bhatnagar, Mukul, Taneja, Sanjay & Rupeika-Apoga, Ramona (2023), 'Demystifying the Effect of the News (Shocks) on Crypto Market Volatility', *Journal of Risk and Financial Management*, 16(2). DOI: 10.3390/jrfm16020136.
- Black, F. (1976), 'Studies of stock market volatility changes', *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section*, American Statistical Association, Washington DC., 177-181.
- Bollerslev, T. (1986), 'Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity', *Journal of Econometrics*, 31, 307-327. DOI: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1).
- Bouri, E., Azzi, G., & Dyhrberg, A.H. (2017), 'On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013', *Economics E-Journal*, 11(2), 1-16.
- Campbell, J. Y., & Hentschel, L. (1992), 'No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns', *Journal of Financial Economics*, 31(3), 281-318.
- Cheikh, N. B., Zaied, Y. B. & Chevallier, J. (2020), 'Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: new evidence from smooth transition GARCH models', *Finance Research Letters*, 35, 101293. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.09.008>.

- Christie, A. A. (1982), 'The stochastic behavior of common stock variances', *Journal of Financial Economics*, 10, 407-432.
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S. & Osterrieder, J. (2017), 'GARCH Modelling of Cryptocurrencies', *Journal of Risk Financial Management*, 10(17), 1-15.
- Dickey, D. A. & Fuller, W. A. (1981), 'Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with Unit Root', *Econometrica*, 49, 1057-1072. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/1912517>.
- Ding, Z., Engle, R. & Granger, C. (1993), 'Long Memory Properties of Stock Market Returns and a New Model', *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106. DOI: [https://doi.org/10.1016/0927-5398\(93\)90006-D](https://doi.org/10.1016/0927-5398(93)90006-D).
- Dyhrberg, A. H. (2016a), 'Bitcoin, gold, and the dollar - a GARCH volatility analysis', *Finance Research Letters*, 16(C), 85-92.
- Dyhrberg, A. H. (2016b), 'Hedging Capabilities of Bitcoin. Is It the Virtual Gold?', *Finance Research Letters*, 16, 139-144. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>.
- Engle, R. F. (1982), 'Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation', *Econometrica*, 50, 987-1007. DOI: <https://doi.org/10.2307/1912773>.
- Eroğlu Sevinç, D. & Yüce Akıncı, G. (2021), 'Modeling the Volatility of Bitcoin Returns Using EGARCH Method', *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 16(62), 787-800. DOI: 10.19168/jyasar.861308.
- Fakhfekh, Mohamed & Jeribi, Ahmed (2020), 'Volatility Dynamics of Crypto "Currencies" Returns: Evidence from Asymmetric and Long Memory GARCH Models', *Research in International Business and Finance*, 51, 101075. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101075>.
- Gherghina, Ş. C. & Simionescu, L. N. (2023), 'Exploring the asymmetric effect of COVID-19 pandemic news on the cryptocurrency market: evidence from nonlinear autoregressive distributed lag approach and frequency domain causality', *Financial Innovation*, 9. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00430-w>.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. (1993), 'On the relation between the expected values and the volatility of the nominal excess return on stocks', *The Journal of Finance*, 48, 1779-1801. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>.
- HACOM (2021), *Top 10 đồng tiền điện tử được chú ý nhất hiện nay*, truy cập ngày 25/9/2021, từ <<https://hacom.vn/top-10-dong-tien-dien-tu-duoc-chu-y-nhat-hien-nay>>.
- Ibrahim, Yousef (2020), 'Spillover of COVID-19: Impact on Stock Market Volatility', *International Journal of Psychosocial Rehabilitation*, 24(6), 18069-18081. DOI: 10.37200/V24I6/34211.
- Kakinaka, Shinji & Umeno, Ken (2022), 'Asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets on multi-time scales', *Research in International Business and Finance*, 62(C). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101754>.
- Katsiampa, P. (2017), 'Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of Garch Models', *Economics Letters*, 158, 3-6. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>.
- Klein, T., Thu, H. P., & Walther, T., (2018), 'Bitcoin is not the New Gold – A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance', *International Review of Financial Analysis*, 59, 105-116.
- Lưu Khánh Huyền (2022), *TOP 5 các đồng tiền ảo nên đầu tư nhất vì độ HOT của chúng chưa bao giờ dừng*, truy cập ngày 06/6/2022, từ <<https://infina.vn/blog/danh-sach-cac-dong-tien-ao-nen-dau-tu-nhat/>>.
- Nelson, D. (1991), 'Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach', *Econometrica*, 59(2), 347-370. DOI: <https://doi.org/10.2307/2938260>.
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988), 'Testing for a unit root in time series regression', *Biometrika*, 75(2), 335-346. DOI: <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>.
- Vũ Hero (2023), *Top 10 đồng tiền ảo phổ biến đáng để đầu tư nhất hiện nay 2023*, truy cập ngày 16/6/2023, từ <<https://nganhangviet.org/dong-tien-ao-pho-bien-hien-nay/>>.
- Wan, D., Cheng, K., & Yang, X. (2014), 'The reverse volatility asymmetry in Chinese financial market', *Applied Financial Economics*, 24(1), 1555-1575. DOI: 10.1080/09603107.2013.818208.
- Zakoian, J. (1994), 'Threshold Heteroskedastic Models', *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931-955. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0165-1889\(94\)90039-6](http://dx.doi.org/10.1016/0165-1889(94)90039-6).