

TÂM LÝ THỊ TRƯỜNG, BẤT ỔN KINH TẾ VÀ BIẾN ĐỘNG TIỀN MÃ HOÁ

Trần Sơn Tùng

Khoa Quản trị kinh doanh và du lịch, Trường Đại học Hà Nội

Email: tungts@hanu.edu.vn

Lại Hoài Phương

Khoa Quản trị kinh doanh và du lịch, Trường Đại học Hà Nội

Email: lhphuong@hanu.edu.vn

Đào Thị Thanh Bình

Khoa Quản trị kinh doanh và du lịch, Trường Đại học Hà Nội

Email: binhdt@hanu.edu.vn

Mã bài: JED-1707

Ngày nhận: 04/04/2024

Ngày nhận bản sửa: 08/07/2024

Ngày duyệt đăng: 24/07/2024

DOI: 10.33301/JED.VI.1707

Tóm tắt:

Tiền mã hóa hiện nay vẫn được xem là khoản đầu tư có tính rủi ro cao, do biên độ dao động lớn và biến động liên tục. Do đó, việc dự báo chính xác và hiểu được các yếu tố quyết định mức độ biến động của tiền mã hoá đặc biệt quan trọng đối với các nhà đầu tư. Nghiên cứu áp dụng mô hình ARIMAX và GARCHX để dự báo độ biến động của tiền mã hoá bằng cách sử dụng các chỉ số tài chính truyền thống, tâm lý thị trường, và bất ổn kinh tế. Nghiên cứu thu thập dữ liệu theo ngày của sáu đồng tiền mã hoá trong giai đoạn 2021-2023. Kết quả cho thấy mô hình GARCHX có hiệu quả vượt trội so với mô hình ARIMAX trong ước lượng biến động tiền mã hoá.

Từ khóa: Bất ổn chính sách, biến động giá, tâm lý thị trường, tiền mã hoá, ARIMAX, GARCHX

Mã JEL: 032, C12, C22, G17, G41

Market sentiment, economic uncertainty and crypto volatility

Abstract:

Cryptocurrencies are high-risk and speculative due to their significant volatility. Therefore, accurate estimation and understanding of the determinants of cryptocurrency volatility are of particular importance to investors. This study uses ARIMAX and GARCHX to forecast cryptocurrency volatility from financial indices, market sentiment, and economic policy uncertainty. Daily data of six cryptocurrencies are collected for the period from 2021 to 2023. Results show that GARCHX outperforms ARIMAX in the forecast of cryptocurrency volatility.

Keywords: Economic policy uncertainty, volatility, sentiment, cryptocurrency, ARIMAX, GARCHX

JEL Codes: 032, C12, C22, G17, G41

1. Giới thiệu

Tiền mã hoá là một loại tài sản kỹ thuật số phi tập trung dựa trên công nghệ chuỗi khối hoặc công nghệ sổ cái phân tán, cho phép thực hiện các giao dịch ngang hàng (P2P), sử dụng mật mã để bảo mật và có thể hoạt động độc lập với các trung gian như các ngân hàng và bộ xử lý thanh toán. Sự ra đời của tiền mã hoá được cho là hệ quả sau sự thất bại của hệ thống tài chính toàn cầu trước khủng hoảng kinh tế - tài chính thế giới năm 2007 - 2008, do nhu cầu của nhà đầu tư về một loại tiền tệ có tính năng vượt trội, không bị kiểm soát và

chi phối bởi bất kỳ tổ chức tài chính truyền thống hay chính phủ nào. Hiện nay, trên thế giới có gần 20.000 loại tiền mã hóa khác nhau với tổng giá trị thị trường khoảng 2 nghìn tỷ đô la Mỹ (Urquhart & Lucey, 2022). Nổi bật nhất vẫn là sản phẩm tiền mã hoá đầu tiên và lớn nhất, Bitcoin, dẫn đầu thị trường với vốn hóa đạt giá trị ngưỡng 2,6 nghìn tỷ đô la vào thời điểm bài nghiên cứu (Coinmarketcap, 19/3/2024).

Thị trường tiền mã hóa là thị trường phi tập trung và thiếu sự hỗ trợ từ chính phủ, do đó, nó phải đối mặt với nguy cơ biến động cao cũng như bong bóng giá (Corbet & cộng sự, 2018). Trên thực tế, mức độ biến động của tiền mã hóa thường cao hơn nhiều so với các loại tiền tệ truyền thống (Yermack, 2015) với biên độ giá trung bình hàng ngày cao gấp đến 10 lần so với thị trường tiền tệ (Liu & Serletis, 2019). Do vậy, tiền mã hoá vẫn được sử dụng nhiều cho mục đích đầu cơ (Blau, 2017).

Nghiên cứu về biến động tiền mã hóa rất quan trọng, vì kết quả nghiên cứu có thể góp phần vào việc hiểu cơ chế dẫn truyền thông tin trên thị trường tiền mã hóa, cung cấp thông tin hữu ích cho các nhà đầu tư (Liu & Serletis, 2019). Dự báo được biến động tiền mã hóa có thể giúp các nhà đầu tư quản lý rủi ro hiệu quả hơn và đưa ra quyết định sáng suốt về việc mua/bán đồng tiền mã hóa. Đối với các nhà phân tích và các bên tham gia thị trường khác, dự báo biến động tiền mã hóa là một phần quan trọng trong đánh giá và phân bổ rủi ro, cũng như định giá phái sinh (Segnon & Bekiros, 2020).

Bài viết này hướng tới dự báo biến động của các đồng tiền mã hóa dựa trên các yếu tố tâm lý thị trường và các yếu tố tài chính - kinh tế, thông qua việc áp dụng các mô hình ARIMAX và GARCHX. Nghiên cứu thu thập dữ liệu theo ngày của sáu đồng tiền mã hóa trong giai đoạn 2021-2023, kết quả cho thấy mô hình GARCHX hiệu quả vượt trội so với mô hình ARIMAX trong ước lượng biến động tiền mã hóa.

2. Tổng quan nghiên cứu

Bất ổn kinh tế (EPU) và biến động tiền mã hoá

Theo Demir & cộng sự (2018), sự ra đời của Bitcoin sau cuộc khủng hoảng tài chính toàn cầu năm 2007-2008 đã đặt ra câu hỏi về tính hiệu quả của tài chính truyền thống và các loại tiền mã hoá là lựa chọn an toàn thay thế cho các loại tiền tệ thông dụng, đặc biệt trong những thời kỳ bất ổn về kinh tế và chính trị. Wang & cộng sự (2019) cũng phát hiện ra rằng trong các giai đoạn khủng hoảng nợ ở châu Âu từ 2010 đến 2013 và khủng hoảng ngân hàng ở Síp từ 2012 đến 2013, nhiều người đã chuyển sang sử dụng Bitcoin như một tài sản trú ẩn hoặc phương tiện phòng tránh rủi ro và những bất ổn trên thị trường. Do đó, sự thay đổi trong chỉ số bất ổn kinh tế được cho là có thể ảnh hưởng đến biến động của Bitcoin (Yu & cộng sự, 2019).

Trên thực tế, một số nghiên cứu đã tập trung tới mối quan hệ giữa biến động tiền mã hoá với bất ổn kinh tế. Nghiên cứu của Fang & cộng sự (2019) về tác động của EPU tới mức độ biến động của Bitcoin và các tài sản truyền thống khác cho thấy EPU có thể dự đoán được sự biến động của Bitcoin. Cheng & Yen (2020) cũng nghiên cứu khả năng dự đoán của EPU đối với biến động của tiền mã hoá. Họ nhận thấy rằng EPU của Trung Quốc có khả năng dự đoán được biến động của tiền mã hoá, nhưng EPU của Mỹ, Nhật Bản và Hàn Quốc lại không có khả năng dự báo. Paule-Vianez & cộng sự (2020) nghiên cứu ảnh hưởng của EPU tới lợi suất và biến động của Bitcoin. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy rằng EPU có ảnh hưởng cùng chiều tới lợi suất và biến động của Bitcoin. Mokni (2021) tiến hành nghiên cứu trên 10 quốc gia có người dùng Bitcoin nhiều nhất đã đưa ra kết luận là EPU chỉ có tác động tới độ biến động của Bitcoin khi thị trường tăng giá.

Tâm lý nhà đầu tư và biến động tiền mã hoá

Các nghiên cứu trước đây chỉ ra rằng tâm lý nhà đầu tư luôn có mối quan hệ gắn liền với giá tài sản, những bất thường và hành vi đầu cơ của thị trường tài chính truyền thống (Da & cộng sự, 2015; Ferreira & Morais, 2023). Với tốc độ tăng trưởng chưa từng có trong lịch sử, thị trường tiền mã hoá đã thu hút sự chú ý của các nhà đầu tư và học giả, trở thành một kênh đầu tư thay thế (Yousaf & cộng sự, 2023). Là một thị trường chứa nhiều rủi ro, thị trường tiền mã hoá có độ nhạy cảm lớn hơn đối với tâm lý của nhà đầu tư, đặc biệt là trong các tình huống cực đoan (Sifat, 2021). Theo Shiller (2020), các loại tiền mã hoá, ví dụ như Bitcoin có giá trị như bây giờ là do sự hào hứng của công chúng. Thực vậy, các nghiên cứu về tâm lý nhà đầu tư dựa trên các nền tảng truyền thông xã hội, như Guégan & Renault (2021), Smuts (2019) và Nasekin & Chen (2020), đã chỉ ra mối quan hệ giữa tâm lý nhà đầu tư và biến động giá tiền mã hoá. Dias & cộng sự (2022) sử dụng hồi quy phân vị trên dữ liệu trong giai đoạn 2017–2021 cho ra kết quả là sự quan tâm và cảm xúc của nhà đầu

tư là yếu tố dự báo quan trọng của lợi nhuận và biến động của Bitcoin. Güler (2023) sử dụng ba chỉ số đo lường tâm lý của nhà đầu tư (khối lượng giao dịch Bitcoin; chỉ số sợ hãi & tham lam về tiền điện tử; chỉ số Hiệp hội các nhà đầu tư cá nhân Mỹ) và áp dụng mô hình EGARCH để nghiên cứu tác động của tâm lý nhà đầu tư đối với lợi tức và biến động của Bitcoin. Kết quả ước lượng cho thấy rằng tâm lý nhà đầu tư có tác động tích cực đến lợi tức và biến động của Bitcoin, đặc biệt là sau khi bùng phát dịch Covid-19.

Thị trường tài chính truyền thống và tiền mã hoá

Ngoài việc bị ảnh hưởng bởi các yếu tố về bất định về kinh tế hay yếu tố tâm lý nhà đầu tư, tiền mã hoá còn có thể có mối liên hệ đến thị trường tài chính truyền thống. Van Wijk (2013) phát hiện ra rằng hầu hết các biến số ảnh hưởng đến giá Bitcoin liên quan đến nền kinh tế Mỹ. Conrad & cộng sự (2018) nhận thấy rằng biến động của S&P 500 có ảnh hưởng tiêu cực và đáng kể tới biến động dài hạn của Bitcoin trong giai đoạn 2013-2017. Do vậy, trong bài viết này, chúng tôi đưa vào mô hình các biến đo lường hiệu quả sinh lời của các chỉ số trên thị trường tài chính truyền thống Mỹ.

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Dữ liệu nghiên cứu

Merton (1980) và Nelson (1992) nhận thấy rằng không cần sử dụng quá nhiều dữ liệu lịch sử để dự báo mức độ biến động, mà chỉ cần một thời kỳ quan sát ngắn là đủ để thực hiện phân tích dự báo và ước lượng biến động chính xác (Poon & Granger, 2003). Bài viết này thu thập dữ liệu theo ngày trong khoảng thời gian 3 năm từ 01/01/2021 đến 01/01/2024.

Nghiên cứu này sử dụng bộ dữ liệu bao gồm bốn thành phần chính như sau: (1) Dữ liệu về biến động giá của sáu đồng tiền mã hóa chính, bao gồm Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Solana (SOL), Ripple (XRP), và Cardano (ADA). Quyết định chọn các đồng tiền này dựa trên vốn hóa thị trường, loại trừ stablecoin và meme coin để đảm bảo tính đại diện và ổn định; (2) Nghiên cứu thu thập dữ liệu về hiệu suất sinh lời của các chỉ số tài chính truyền thống, bao gồm Nasdaq 100, Dow Jones Industrial Average, và Russell 2000, nhằm so sánh và phân tích mối quan hệ giữa thị trường truyền thống và tiền mã hóa; (3) Chỉ số sợ hãi và tham lam của thị trường tiền mã hóa (Crypto Fear & Greed Index) được sử dụng để đo lường tâm lý thị trường, với thang đo từ 0 đến 100. Cuối cùng, nghiên cứu sử dụng các chỉ số bất ổn kinh tế để đo lường mức độ bất ổn, bao gồm chỉ số bất ổn kinh tế Mỹ (Economic Policy Uncertainty) và chỉ số bất ổn tiền tệ Mỹ (Economic Monetary Uncertainty).

3.2. Phương pháp nghiên cứu

Bài viết sử dụng và so sánh mô hình ARIMAX và GARCHX để đánh giá khả năng ước tính độ biến động của tiền mã hoá.

Mô hình ARIMAX

Mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt (ARIMA), được phát triển bởi Box & Jenkins (1970), là một phương pháp phổ biến trong việc dự báo chuỗi thời gian sử dụng dữ liệu quá khứ. Mô hình ARIMAX là phiên bản mở rộng của mô hình ARIMA. Tương tự như ARIMA, mô hình này dựa trên giả định về mối quan hệ tuyến tính giữa giá trị và phương sai trong quá khứ với giá trị hiện tại và sử dụng phương trình hồi quy tuyến tính được suy ra từ mối quan hệ trong quá khứ nhằm dự báo tương lai. Khác với mô hình ARIMA, mô hình ARIMAX có xuất hiện thêm biến độc lập. Về bản chất, ARIMAX giống mô hình hồi quy đa biến nhưng có lợi thế trong dự báo do mô hình này có tính đến yếu tố tự tương quan được biểu diễn trong phần dư của mô hình. Mô hình ARIMAX có dạng như sau:

$$Y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_{t-k} + \epsilon_t$$

Mô hình GARCHX

Mô hình tự hồi quy với phương sai có điều kiện khác nhau (ARCH) được sử dụng để mô hình hóa chuỗi thời gian (Engle, 1982). Mô hình ARCH coi phương sai của chuỗi thời gian hiện tại là một hàm số của các sai số ngẫu nhiên thời gian trước, hay nói cách khác phương sai thay đổi qua thời gian. Tuy nhiên, mô hình ARCH có nhược điểm là đồ thị biểu diễn giống mô hình trung bình di động hơn là mô hình tự hồi quy Engle (1995). Mô hình GARCH, được phát triển độc lập bởi các nhà kinh tế học Bollerslev (1986) và Taylor

(2008), cho phép phương sai có điều kiện phụ thuộc vào độ trễ của chu kỳ trước. Bài viết này sử dụng mô hình GARCHX, một biến thể của mô hình GARCH. Mô hình này cho phép chạy các biến ngoại sinh quan trọng có thể ảnh hưởng đến lợi suất tài sản (Apergis & Apergis, 2022). Mô hình GARCHX tiêu chuẩn bao gồm hai phương trình: một phương trình trung bình có điều kiện và một phương trình phương sai có điều kiện.

Phương trình trung bình với biến ngoại sinh:

$$Y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_i X_{i,t}$$

Phương trình GARCHX(1,1)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \cdot \sigma_{t-1}^2$$

3.3. Mô hình nghiên cứu

Để tiến hành nghiên cứu, bài viết sử dụng các biến đo lường tâm lý thị trường, bất ổn chính sách kinh tế và hiệu quả tài chính trên thị trường tài chính truyền thống làm biến độc lập cùng với biến động tiền mã hoá làm biến phụ thuộc.

Biến động tiền mã hoá đo lường sự biến động trong một chu kỳ 30 ngày và được chuẩn hóa theo năm dựa trên số ngày giao dịch (365 ngày đối với tiền mã hóa).

Biến đo lường tâm lý thị trường được đại diện bằng chỉ số sợ hãi và tham lam. Chỉ số sợ hãi và tham lam của thị trường tiền mã hóa được tính toán dựa trên các tiêu chí bao gồm: biến động giá (25%), khối lượng giao dịch toàn thị trường (25%), đánh giá các nền tảng xã hội (15%), khảo sát (15%), chỉ số thống trị của Bitcoin (10%), và xu hướng tìm kiếm Google (10%).

Các biến đo lường bất ổn chính sách kinh tế bao gồm chỉ số bất ổn chính sách và chỉ số bất ổn tài chính Mỹ. Hai chỉ số này được xây dựng theo phương pháp của Baker & cộng sự (2016) và Husted & cộng sự (2020).

Các chỉ số đo lường hiệu suất sinh lời của các chỉ số chứng khoán đại diện cho thị trường tài chính truyền thống của Mỹ là Russell 2000 (đại diện cho 2000 công ty có vốn hóa nhỏ), Nasdaq 100 (đại diện cho 100 công ty công nghệ và có liên quan trên sàn Nasdaq), và Dow Jones IA (đại diện cho 30 công ty lớn và đa ngành nghề) cũng được đưa vào trong mô hình.

Các biến được sử dụng trong mô hình được trình bày ở Bảng 1.

Bảng 1: Các biến sử dụng trong mô hình

Tên biến	Định nghĩa	Nguồn
Biến phụ thuộc		
V	Biến đo lường biến động tỷ suất sinh lời của từng đồng tiền mã hóa.	Nouir & Hamida (2023)
Biến độc lập		
RNDX, RDJIA, RRUT	Biến đo lường hiệu suất sinh lời trên giá của 4 chỉ số chứng khoán là Nasdaq 100, Dow Jones IA và Russell 2000.	Gong & cộng sự (2023)
EPU, EMU	Các chỉ số đo lường bất ổn chính sách kinh tế của Mỹ (EPU), bất ổn chính sách tiền tệ Mỹ (EMU)	Nouir & Hamida (2023); Baker & cộng sự (2016); Husted & cộng sự (2020)
FNG	Chỉ số sợ hãi và tham lam.	Gong & cộng sự (2023); Güler (2023)

Nguồn: Tác giả tổng hợp.

4. Kết quả và thảo luận

4.1. Thống kê mô tả

Bảng 2 trình bày thống kê mô tả các biến sử dụng trong phạm vi nghiên cứu. Giá trị cao của các biến

Bảng 2: Thống kê mô tả các biến

	VBTC	VETH	VBNB	VSOL	VXRP	VADA	RNDX	RDJIA	RRUT	EPU	EMU	FNG
Quan sát	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096	1096
Trung bình	0,6075	0,7731	0,7854	1,1915	0,9796	0,8998	0,0002	0,0002	0,0000	136,2023	96,3473	44,9790
Độ lệch chuẩn	0,2207	0,3410	0,5187	0,5117	0,5778	0,4053	0,0126	0,0079	0,0123	68,4629	92,3047	21,8208
Thấp nhất	0,1705	0,1543	0,1982	0,4862	0,3042	0,2344	-0,0570	-0,0402	-0,0488	14,6900	7,6000	6
25%	0,4327	0,5220	0,4814	0,8602	0,5458	0,6225	-0,0034	-0,0020	-0,0052	90,1400	34,5475	25
50%	0,5914	0,7483	0,6413	1,0466	0,7537	0,8045	0,0000	0,0000	0,0000	122,2650	69,2600	47
75%	0,7571	0,9635	0,9305	1,4269	1,1952	1,0868	0,0051	0,0029	0,0048	167,0800	127,6825	64
Cao nhất	1,2055	2,0355	2,9594	2,8707	2,7144	2,2472	0,0722	0,0363	0,0593	632,3700	904,6500	95

Nguồn: Tác giả tổng hợp

này, đặc biệt là đối với các đồng tiền mã hóa có vốn hóa thấp như Solana (SOL), Ripple (XRP) và Cardano (ADA), với giá trị trung bình dao động quanh 1. Sự khác biệt giữa giá trị cao nhất và thấp nhất của tỷ suất sinh lời của tiền mã hóa này càng làm nổi bật sự biến động mạnh mẽ trong các loại tiền mã hóa có vốn hóa nhỏ hơn, với độ lệch chuẩn và giá trị biên rộng vượt xa so với Bitcoin (BTC) và Ethereum (ETH).

Tỷ suất sinh lời của các chỉ số thị trường tài chính truyền thống cho thấy chỉ số Nasdaq 100 (NDX) có hiệu suất mạnh mẽ nhất với giá trị cao nhất đạt 7,22% trong một ngày. Sau đó là chỉ số Russell 2000 với biến động cao nhất là 5,9% trong một ngày. Chỉ số bình quân công nghiệp Dow Jones (DJIA) ghi nhận biến động thấp nhất, với độ lệch chuẩn có giá trị là 0,0079 trong thời gian quan sát.

Các chỉ số phản ánh bất ổn kinh tế (EPU) và chỉ số bất ổn tài chính (EMU) cho thấy giai đoạn nhiều biến động của chính sách kinh tế cũng như tài chính của Mỹ. Cả hai chỉ số đều đạt giá trị cao nhất lần lượt là 632 và 904, kèm theo độ lệch chuẩn đáng kể là 68 và 92. Các mốc thời gian đánh dấu biến động trong chính sách kinh tế và chính sách tiền tệ của Mỹ nêu trên tương ứng với các ngày 26/12/2020 – thời điểm bùng nổ đại dịch Covid-19, 22/05/2023 – thỏa thuận gia hạn trần nợ công Mỹ, 15/10/2023 - bùng nổ chiến tranh tại dải Gaza.

Giá trị trung bình và trung vị của chỉ số tham lam và sợ hãi trong thời gian nghiên cứu lần lượt đạt 45 và 47, phản ánh tâm lý thị trường tiền mã hóa không hoàn toàn định hướng theo tích cực hoặc tiêu cực trong giai đoạn này. Tuy nhiên, sự biến động lớn của chỉ số này, với độ lệch chuẩn đáng kể là 21,8 và giá trị biên rộng từ 6 đến 95, cũng cho thấy rằng thị trường trong giai đoạn này đã trải qua những giai đoạn cực đoan trong cả cảm xúc hưng phấn và lo sợ.

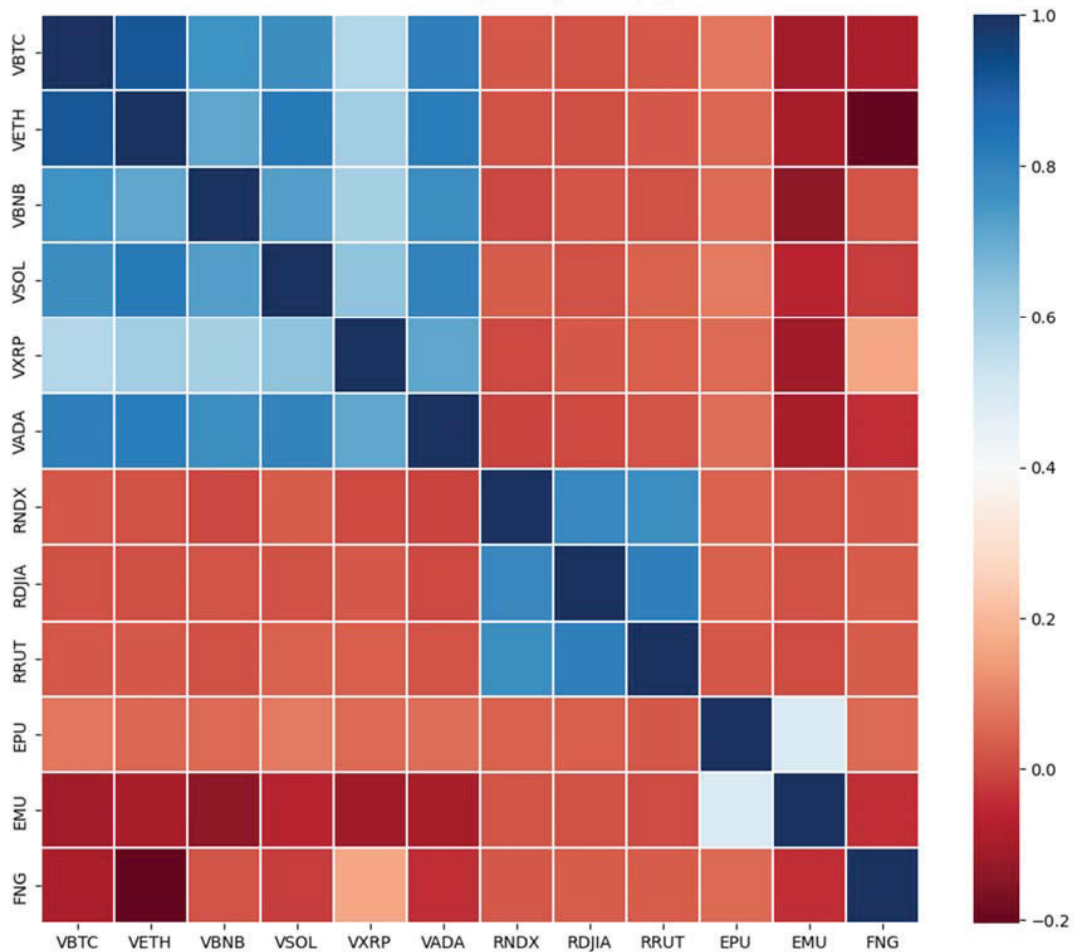
4.2. Ma trận tương quan

Hình 1 thể hiện ma trận tương quan giữa các biến sử dụng trong nghiên cứu. Kết quả cho thấy mối tương quan tích cực giữa biến động của cả 6 đồng tiền mã hóa quan sát, trong đó BTC và ETH có tương quan cao nhất (0,91). Ngược lại, biến động của các đồng tiền mã hóa lại có tương quan nghịch với hiệu suất sinh lời của các chỉ số tài chính truyền thống, bất ổn kinh tế cũng như chỉ số tham lam và sợ hãi. Điều này có thể giải thích rằng, khi các chỉ số thị trường có hiệu suất sinh lời tăng, nền kinh tế Mỹ xảy ra nhiều bất ổn sẽ làm giảm biến động hiệu suất sinh lời tiền mã hóa. Chỉ số tham lam và sợ hãi cũng có mối tương quan nghịch với biến động tiền mã hóa, lý giải rằng, khi thị trường chìm trong sợ hãi, thì đồng tiền mã hóa sẽ có nhiều biến động hơn và ngược lại khi thị trường hưng phấn thì tỷ suất sinh lời tiền mã hóa sẽ ít biến động hơn.

Trong khi đó, đối với các chỉ số thị trường sử dụng trong quan sát thì hiệu suất sinh lời của các chỉ số này có mối tương quan tích cực với giá trị trung bình ở mức 0,75. Đáng lưu ý rằng, hai chỉ số đo lường bất ổn kinh tế của Mỹ chỉ có tương quan tích cực ở mức 0,49 cho thấy bất ổn chính sách tiền tệ và bất ổn kinh tế chuyển động cùng chiều, mặc dù không hoàn toàn tuyệt đối.

4.3. Kiểm định tính dừng cho tỷ suất sinh lời tiền mã hóa

Hình 1: Ma trận nhiệt tương quan biến



Nguồn: Tác giả tổng hợp

Bảng 3: Kiểm định tính dừng chuỗi tỷ suất sinh lời tiền mã hóa

	RBTC	RETH	RBNB	RSOL	RXRP	RADA
ADF	-33,8951 ***	-34,5823 ***	-7,7575 ***	-9,9657 ***	-25,1180 ***	-10,1993 ***
Phillip-Perron	-33,8880 ***	-34,5520 ***	-36,1362 ***	-34,1876 ***	-34,7929 ***	-34,8157 ***

Chú thích: *, **, ***: có ý nghĩa thống kê ở mức 10%, 5% và 1%

Nguồn: Tác giả tổng hợp

Kết quả kiểm định tính dừng bằng phương pháp Augmented Dickey-Fuller và Phillip-Perron cho các chuỗi tỷ suất sinh lời cho thấy các giá trị trung bình và phương sai của chuỗi không thay đổi theo thời gian trong phạm vi quan sát, thích hợp cho xây dựng mô hình và dự báo.

4.4. Kết quả mô hình ARIMAX

Bảng 4 cho thấy kết quả của mô hình auto ARIMA với các bậc AR và MA tương ứng. Kết quả này cho thấy rằng tỷ lệ sinh lời của các chỉ số thị trường tài chính như DJIA và RUT có ý nghĩa ở mức 1% đối với biến động giá của các đồng tiền mã hóa. Chỉ số Nasdaq chỉ có ý nghĩa đối với các đồng tiền mã hóa như ETH, BNB, XRP và ADA. Đáng chú ý, hai chỉ số NDX và DJIA có hệ số âm, cho thấy tác động tiêu cực lên biến động giá của các đồng tiền mã hóa, trong khi hiệu suất sinh lời của chỉ số tài chính Russell 2000 có hệ số dương, cho thấy tác động tích cực lên biến động giá của tất cả các đồng tiền mã hóa trong mô hình.

Hai chỉ số về bất ổn kinh tế là EPU và EMU không cho kết quả có ý nghĩa thống kê cho mô hình. Chỉ số bất ổn kinh tế Mỹ EPU chỉ có ý nghĩa thống kê ở mức 10% đối với mô hình dự đoán biến động giá cho

Bảng 4: Kết quả mô hình ARIMAX

	VBTC	VETH	VBNB	VSOL	VXRP	VADA
Bậc P	3	2	2	3	3	3
Bậc Q	2	2	1	1	0	1
RNDX	-0,8643	-4,7589***	-24,1286***	2,7011	-44,5880***	-19,8377***
RDJIA	-7,7340***	-26,6225***	22,4781***	-54,0396***	20,2238***	-22,2919***
RRUT	2,7602***	18,3110***	4,1146***	31,4494***	31,1150***	24,6064***
EPU	-0,00008494	-0,00007998	0,00008051	0,0002	0,0011*	0,00009273
EMU	-0,00006682	-0,00005499	-0,00001173	0,00004668	0,000003536	0,0001
FNG	-0,0018*	-0,0071***	-0,0129***	-0,0017	-0,0212***	0,0005
AR(1)	0,6108***	0,5819***	0,7682	0,1793	0,9645***	0,1739*
AR(2)	0,9106***	0,4074***	0,2260	0,8598***	0,0536	0,8627***
AR(3)	-0,5280***			-0,0501	-0,0327	-0,0488
MA(1)	0,5358***	0,4175***	0,2394	0,8083		0,7575***
MA(2)	-0,3664***	0,1674***				
Sigma2	0,1194***	0,2231***	0,4063***	0,6755***	1,1570***	0,3518***

Chú thích: *, **, *** có ý nghĩa thống kê ở mức 10%, 5% và 1%

Nguồn: Tác giả tổng hợp

đồng tiền Ripple (XRP).

Chỉ số về sợ hãi và tham lam (FNG) có ý nghĩa thống kê với hầu hết các mô hình, ngoại trừ mô hình biến động giá Solana. Hệ số mang dấu âm cho thấy tác động tiêu cực của chỉ số này lên biến động giá của các đồng tiền mã hóa.

Các hệ số AR và MA có ý nghĩa thống kê trong hầu hết các mô hình, cho thấy sự thành công của mô hình trong việc sử dụng các giá trị biến động giá và sai số trong quá khứ để dự đoán.

4.5. Kết quả mô hình GARCHX

Bảng 5 trình bày kết quả phương trình hồi quy, sử dụng các biến ngoại sinh cho từng đồng tiền mã hóa. Kết quả cho thấy hiệu suất sinh lời của chỉ số Nasdaq và Russell có ý nghĩa thống kê và tác động tích cực đối với tất cả các đồng tiền mã hóa. Mặc dù vậy, chỉ số DJIA không có ý nghĩa thống kê trong tất cả các mô hình. Chỉ số bất ổn kinh tế có ý nghĩa thống kê ở ngưỡng 1% đối với đồng tiền mã hóa Ripple và có tác động tiêu cực, trong khi chỉ số bất ổn tài chính Mỹ có tác động tích cực đến đồng tiền mã hóa của sàn giao dịch Binance ở mức thống kê 1%. Chỉ số sợ hãi và tham lam chỉ có ý nghĩa thống kê với hiệu suất sinh lời của đồng tiền SOL với hệ số dương và mức ý nghĩa thống kê 1%.

Bảng 5: Phương trình trung bình với biến ngoại sinh

	RBTC	RETH	RBNB	RSOL	RXRP	RADA
Const	0,0061549	-0,0139	0,0071391	-0,0689	0,0293	-0,0110
RNDX	5,6428***	6,3112***	4,2108***	9,2723***	9,1237***	7,7690***
RDJIA	-0,8846	-0,8900	-1,2839	-2,7275	-3,8561	-2,0535
RRUT	5,4368***	6,1672***	5,7936***	7,7051***	6,5355***	6,5261***
EPU	-0,00004396	-0,000062251	-0,00012456	-0,00020493	-0,00050756***	-0,00019628
EMU	-0,00009065	0,000076534	0,000175***	0,000037585	0,00005036	0,00012914
FNG	-0,00013952	0,00036363	-0,00010967	0,0026801***	0,00096206	0,00042610

Chú thích: *, **, *** có ý nghĩa thống kê ở mức 10%, 5% và 1%

Nguồn: Tác giả tổng hợp

Bảng 6 trình bày kết quả phương trình GARCHX(1,1). Hằng số Omega của mô hình đo lường biến động giá XRP cho thấy biến động cố định của XRP cao nhất trong các đồng tiền mã hóa (0,069). Giá trị Alpha(1) mang dấu dương và nhỏ hơn 1 tại tất cả các mô hình thỏa mãn điều kiện của mô hình GARCHX với mức ý nghĩa 1%, giá trị lớn nhất của Alpha là 0,71 tại mô hình dự đoán biến động cho XRP cho thấy 71% biến động giá của XRP dựa trên sai số quá khứ. Giá trị Beta(1) mang dấu dương và có giá trị nhỏ hơn 1 thỏa mãn điều kiện của mô hình GARCHX. Hệ số Beta(1) có ý nghĩa thống kê tại tất cả các mô hình minh chứng rằng biến động trong phương sai của các đồng tiền mã hóa được giải thích bởi phương sai tại thời điểm trước đó,

Bảng 6: Kết quả mô hình GARCHX(1,1)

	RBTC	RETH	RBNB	RSOL	RXRP	RADA
Omega	0,0020550	0,0017851	0,0025116	0,0318	0,0692***	0,0097845
Alpha(1)	0,0543***	0,0631***	0,1317***	0,1998	0,7268***	0,1233
Beta(1)	0,9228***	0,9248***	0,8679***	0,7309***	0,2732***	0,8334***

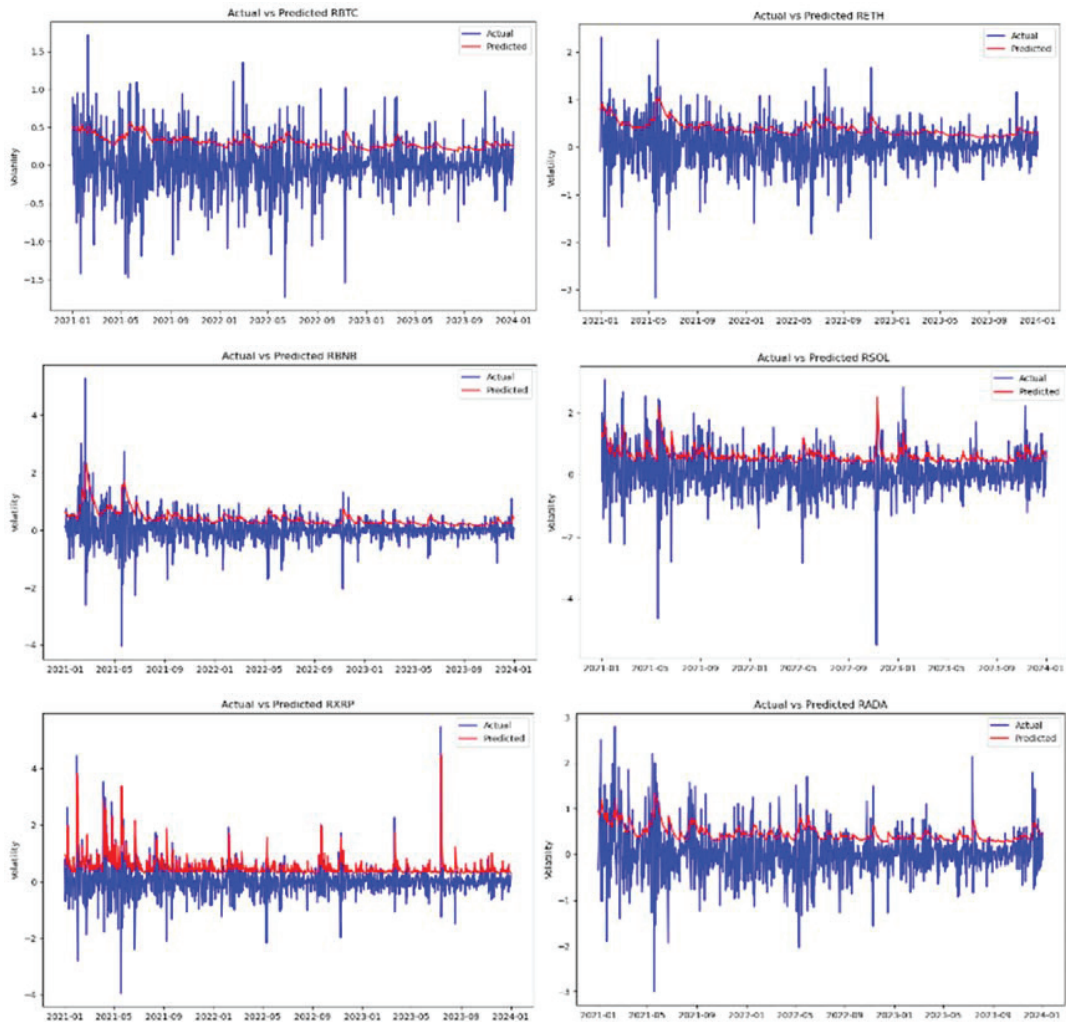
Chú thích: *, **, *** có ý nghĩa thống kê ở mức 10%, 5% và 1%

Nguồn: Tác giả tổng hợp

với tác động lớn cho hầu hết các đồng tiền mã hóa, với tỷ lệ trên 70%.

Hình 2 thể hiện kết quả dự đoán và giá trị thực tế của mô hình GARCHX(1,1). Biểu đồ thể hiện rõ mô hình GARCHX(1,1) thành công trong việc nắm bắt được những cú sốc tăng và giảm trong các đồng tiền mã hóa với kết quả tốt nhất cho đồng tiền của hệ sinh thái Ripple (XRP).

Hình 2: Giá trị thực tế và dự đoán biến động của các mô hình GARCHX(1,1)



Nguồn: Tác giả tổng hợp

4.6. Hiệu suất mô hình ARIMAX và GARCHX(1,1)

Dựa trên kết quả đánh giá hiệu suất của hai mô hình, giá trị log likelihood đánh giá mức độ phù hợp của mô hình với dữ liệu cho ra kết quả tốt hơn tại mô hình GARCHX(1,1). Giá trị thấp hơn cho AIC và BIC tại mô hình GARCHX(1,1) cũng chỉ ra rằng mô hình GARCHX(1,1) phù hợp hơn và không tăng tính phức tạp cho việc dự đoán biến động giá của các đồng tiền mã hóa.

Bảng 7: Hiệu suất mô hình ARIMAX và GARCHX(1,1)

	BTC	ETH	BNB	SOL	XRP	ADA
Mô hình ARIMAX						
Log Likelihood	-377,278	-733,519	-1067,354	-1347,571	-1611,549	-958,137
AIC	778,555	1489,037	2154,708	2717,142	3243,098	1938,275
BIC	838,548	1544,031	2204,702	2772,136	3293,092	1993,269
Mô hình GARCHX(1,1)						
Log Likelihood	-206,264	-444,150	-435,463	-945,990	-750,881	-624,409
AIC	432,528	908,301	890,925	1911,98	1521,76	1268,82
BIC	482,522	958,295	940,920	1961,97	1571,76	1318,81

Nguồn: Tác giả tổng hợp

5. Kết luận và khuyến nghị

Nghiên cứu này tập trung vào phân tích biến động trong tỷ suất sinh lời của các đồng tiền mã hóa có vốn hóa lớn nhất, đại diện cho hơn 70% vốn hóa thị trường tiền mã hóa. Thị trường tiền mã hóa mang các đặc tính như: hoạt động giao dịch 24/7, biên độ dao động không giới hạn và ẩn chứa tính đầu cơ, luôn tiềm ẩn các cú sốc giá bất ngờ theo cả chiều hướng tích cực lẫn tiêu cực. Trong mô hình nghiên cứu của mình, nhóm tác giả sử dụng thêm các biến ngoại sinh bao gồm: bất ổn chính sách kinh tế và tài chính của Mỹ, kết hợp các biến về tỷ suất sinh lời của các chỉ số đại diện cho thị trường tài chính truyền thống và chỉ số đại diện cho tâm lý thị trường - tham lam và sợ hãi với mục đích mang đến một khía cạnh tổng quát hơn về các yếu tố tác động đến biến động trong thị trường này.

Thông qua việc áp dụng hai mô hình phổ thông trong dự đoán giá trị chuỗi theo thời gian là ARIMAX và GARCHX(1,1). Nghiên cứu đạt được các kết luận quan trọng sau:

(i) Các chỉ số thị trường tài chính truyền thống của Mỹ đóng vai trò quan trọng trong việc dự đoán biến động giá của các đồng tiền mã hóa, với chỉ số NDX và RUT có tác động tích cực và chỉ số DJIA mang tác động tiêu cực. Điều này củng cố và mở rộng thêm cho nghiên cứu trước đó của Conrad & cộng sự (2018) khi xem xét các yếu tố thị trường tài chính truyền thống Mỹ tới biến động của tiền mã hóa.

(ii) Biến động giá của thị trường tiền mã hóa không hoàn toàn dự đoán được bởi các bất ổn kinh tế và tài chính của Mỹ, tuy nhiên tại một số đồng tiền như BNB và XRP, các chỉ số này có mang đến tác động cả tiêu cực và tích cực. Điều này đi ngược lại với các nghiên cứu trước đây của Fang & cộng sự (2019), Wu & cộng sự (2021) khi cho rằng yếu tố bất ổn kinh tế có ảnh hưởng và mang tác động ngược chiều đến biến động tiền mã hóa. Tuy nhiên, kết quả của nghiên cứu này đồng tình với quan điểm trong nghiên cứu trước đó của Yu & cộng sự (2019), sử dụng dữ liệu trong giai đoạn 2003-2018, kết luận rằng chỉ số bất ổn kinh tế không ảnh hưởng đáng kể đến thị trường tiền mã hóa.

(iii) Chỉ số sợ hãi và tham lam mang tác động tiêu cực đến tất cả các đồng tiền mã hóa, đặc biệt đến các đồng tiền có vốn hóa lớn như BTC và ETH. Điều này đồng thuận với các nghiên cứu trước đó của Dias & cộng sự (2022), Güler (2023) về chỉ số tham lam và sợ hãi có ý nghĩa cho mô hình dự đoán biến động tỷ suất sinh lời.

(iv) Mô hình GARCHX(1,1) thể hiện sự hiệu quả vượt trội so với mô hình ARIMAX trong việc dự đoán các biến động giá trên thị trường tiền mã hóa. Điều này được lý giải rằng mô hình GARCH với hai biến là sai số và phương sai có điều kiện phù hợp hơn cho tỷ suất sinh lời của các loại tài sản có biến động lớn. Ngoài ra, mô hình GARCHX còn có một số ưu điểm so với các mô hình đo biến động khác như ARCH và GARCH tiêu chuẩn. GARCHX không chỉ tính đến phương sai có điều kiện mà còn tích hợp các biến ngoại sinh vào mô hình, giúp nắm bắt tốt hơn các yếu tố tác động bên ngoài đến sự biến động của tài sản. Điều này đặc biệt hữu ích trong việc dự đoán biến động trên các thị trường tài sản có nhiều yếu tố ảnh hưởng phức tạp như tiền mã hóa. Mô hình GARCHX cũng cho phép phân tích tác động riêng lẻ của từng biến ngoại sinh, từ đó cung cấp cái nhìn chi tiết và toàn diện hơn về các nhân tố gây biến động.

Dựa trên các kết quả đạt được, nghiên cứu cũng đề xuất các khuyến nghị và định hướng phát triển tiếp theo, bao gồm:

Thứ nhất, với đặc tính giao dịch 24/7 của thị trường tiền mã hóa, các nghiên cứu tiếp theo có thể cân nhắc thu thập dữ liệu tại các khung thời gian thấp hơn, như khung 4 giờ và 1 giờ để tăng độ chính xác của mô hình nghiên cứu.

Thứ hai, thị trường tiền mã hóa vẫn chịu ảnh hưởng chính bởi các yếu tố toàn cầu, đặc biệt từ các nền kinh tế lớn như Mỹ và Trung Quốc. Tuy nhiên, với vai trò một nền kinh tế mới nổi cùng với mức độ hội nhập nhanh như Việt Nam, các nghiên cứu tiếp theo có thể xem xét các cách tiếp cận khác, bao gồm: tác động của thị trường tiền mã hóa đến ổn định kinh tế, giải pháp phát triển tài chính toàn diện, cũng như ảnh hưởng của thị trường tiền mã hóa đến thị trường tài chính truyền thống Việt Nam.

Thứ ba, các nghiên cứu tiếp theo cũng cần cân nhắc sử dụng các mô hình dự đoán tiên tiến hơn để xử lý các biến phức tạp hơn cũng như tăng cường độ chính xác, điều này có thể được thực hiện bằng việc áp dụng các mô hình học sâu và học máy.

Tài liệu tham khảo

- Apergis, N., & Apergis, E. (2022), 'The role of Covid-19 for Chinese stock returns: evidence from a GARCHX model', *Asia-Pacific Journal of Accounting & Economics*, 29(5), 1175-1183.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016), 'Measuring economic policy uncertainty', *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), 1593-1636.
- Blau, B. M. (2017), 'Price dynamics and speculative trading in bitcoin', *Research in International Business and Finance*, 41, 493-499.
- Bollerslev, T. (1986), 'Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity', *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, San Francisco: Holden-Day.
- Conrad, C., Custovic, A., & Ghysels, E. (2018), 'Long-and short-term cryptocurrency volatility components: A GARCH-MIDAS analysis', *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 23.
- Corbet, S., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018), 'Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles', *Finance Research Letters*, 26, 81-88.
- Cheng, H.-P., & Yen, K.-C. (2020). 'The relationship between the economic policy uncertainty and the cryptocurrency market'. *Finance Research Letters*, 35, 101308.
- Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2015), 'The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices', *The Review of Financial Studies*, 28(1), 1-32.
- Demir, E., Gozgor, G., Lau, C. K. M., & Vigne, S. A. (2018), 'Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation', *Finance Research Letters*, 26, 145-149.
- Dias, I. K., Fernando, J. M. R., & Fernando, P. N. D. (2022), 'Does investor sentiment predict bitcoin return and volatility? A quantile regression approach', *International Review of Financial Analysis*, 84, 102383.
- Engle, R. (1995), *ARCH: Selected readings*, Oxford University Press.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Fang, L., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019), 'Does global economic uncertainty matter for the volatility and hedging effectiveness of Bitcoin?', *International Review of Financial Analysis*, 61, 29-36.
- Ferreira, J., & Morais, F. (2023), 'Predict or to be predicted? A transfer entropy view between adaptive green markets, structural shocks and sentiment index', *Finance Research Letters*, 56, 104100.
- Gong, J., Wang, G.-J., Zhou, Y., Zhu, Y., Xie, C., & Foglia, M. (2023), 'Spreading of cross-market volatility information: Evidence from multiplex network analysis of volatility spillovers', *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 83, 101733.
- Guégan, D., & Renault, T. (2021), 'Does investor sentiment on social media provide robust information for Bitcoin returns predictability?', *Finance Research Letters*, 38, 101494.

-
- Güler, D. (2023), 'The Impact of investor sentiment on bitcoin returns and conditional volatilities during the era of Covid-19', *Journal of Behavioral Finance*, 24(3), 276-289.
- Husted, L., Rogers, J., & Sun, B. (2020), 'Monetary policy uncertainty', *Journal of Monetary Economics*, 115, 20-36.
- Liu, J., & Serletis, A. (2019), 'Volatility in the cryptocurrency market', *Open Economies Review*, 30(4), 779-811.
- Merton, R. C. (1980), 'On estimating the expected return on the market: An exploratory investigation', *Journal of Financial Economics*, 8(4), 323-361.
- Mokni, K. (2021), 'When, where, and how economic policy uncertainty predicts Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based analysis', *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, 65-73.
- Nasekin, S., & Chen, C. Y. H. (2020), 'Deep learning-based cryptocurrency sentiment construction', *Digital Finance*, 2(1), 39-67.
- Nelson, D. B. (1992), 'Filtering and forecasting with misspecified ARCH models I: Getting the right variance with the wrong model', *Journal of Econometrics*, 52(1-2), 61-90.
- Nouir, J. B., & Hamida, H. B. H. (2023), 'How do economic policy uncertainty and geopolitical risk drive Bitcoin volatility?', *Research in International Business and Finance*, 64, 101809.
- Paule-Vianez, J., Prado-Román, C., & Gómez-Martínez, R. (2020), 'Economic policy uncertainty and Bitcoin. Is Bitcoin a safe-haven asset?', *European Journal of Management and Business Economics*, 29(3), 347-363.
- Poon, S. H., & Granger, C. W. J. (2003), 'Forecasting volatility in financial markets: A review', *Journal of Economic Literature*, 41(2), 478-539.
- Segnon, M., & Bekiros, S. (2020), 'Forecasting volatility in bitcoin market', *Annals of Finance*, 16(3), 435-462.
- Shiller, R. J. (2020), *Narrative Economics: How Stories Go Viral and Drive Major Economic Events*, Princeton University Press.
- Sifat, I. (2021), 'On cryptocurrencies as an independent asset class: Long-horizon and COVID-19 pandemic era decoupling from global sentiments', *Finance Research Letters*, 43, 102013.
- Smuts, N. (2019), 'What drives cryptocurrency prices? An investigation of Google trends and telegram sentiment', *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, 46(3), 131-134.
- Taylor, S. J. (2008), *Modelling financial time series*, World Scientific.
- Urquhart, A., & Lucey, B. (2022), 'Crypto and digital currencies—nine research priorities', *Nature*, 604(7904), 36-39.
- Van Wijk, D. (2013), *What can be expected from the BitCoin*, Erasmus Universiteit Rotterdam, 18.
- Wang, G.-J., Xie, C., Wen, D., & Zhao, L. (2019), 'When Bitcoin meets economic policy uncertainty (EPU): Measuring risk spillover effect from EPU to Bitcoin', *Finance Research Letters*, 31, 101431.
- Wu, W., Tiwari, A. K., Gozgor, G., & Leping, H. (2021), 'Does economic policy uncertainty affect cryptocurrency markets? Evidence from Twitter-based uncertainty measures', *Research in International Business and Finance*, 58, 101478.
- Yen, K.-C., & Cheng, H.-P. (2020). Economic policy uncertainty and cryptocurrency volatility. *Finance Research Letters*, 34, 101428.
- Yermack, D. (2015), 'Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal', *In Handbook of digital currency* (pp. 31-43), Academic Press.
- Yousaf, I., Riaz, Y., & Goodell, J. W. (2023), 'The impact of the SVB collapse on global financial markets: Substantial but narrow', *Finance Research Letters*, 55(Part B), 103948.
- Yu, M., Gao, R., Su, X., Jin, X., Zhang, H., & Song, J. (2019), 'Forecasting Bitcoin volatility: The role of leverage effect and uncertainty', *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 533, 120707.