
NGHIÊN CỨU SỰ PHỤ THUỘC LỢI NHUẬN CỦA TIỀN KỸ THUẬT SỐ: TIẾP CẬN PHƯƠNG PHÁP COPULA CÓ ĐIỀU KIỆN

Phan Thị Hằng Nga

Trường Đại học tài chính – Marketing

Email: phannga@ufm.edu.vn

Mã bài: JED-1553

Ngày nhận: 28/12/2023

Ngày nhận bản sửa: 29/02/2024

Ngày duyệt đăng: 12/03/2024

DOI: 10.33301/JED.VI.1553

Tóm tắt:

Bài viết nghiên cứu sự phụ thuộc lợi nhuận của hai đồng tiền điện tử Bitcoin và Ethereum trong 3 giai đoạn: trước dịch COVID-19 từ đầu năm 2018 đến cuối năm 2019, giai đoạn trong COVID-19 từ đầu năm 2020 đến gần cuối năm 2021 và giai đoạn chiến tranh của Nga – Ukraine từ đầu năm 2022 đến đầu năm 2023. Nghiên cứu sử dụng chuỗi dữ liệu thời gian từ tháng 1 năm 2018 đến tháng 1 năm 2023, áp dụng phương pháp Copula có điều kiện để đo lường cấu trúc phụ thuộc của dữ liệu chuỗi thời gian. Kết quả nghiên cứu cho thấy có sự phụ thuộc mạnh của tỷ suất lợi nhuận của 02 đồng tiền kỹ thuật số trong giai đoạn nghiên cứu, từ kết quả này tác giả đề xuất các hàm ý cho nhà đầu tư cũng như hoạch định chính sách trong thời gian tới.

Từ khóa: Tiền kỹ thuật số, Copula có điều kiện, phụ thuộc lợi nhuận.

Mã JEL: C1, E32, G11.

A study on the return dependence of digital currencies: A conditional Copula approach

Abstract:

This study is conducted to investigate the return dependence of two cryptocurrencies Bitcoin and Ethereum in three periods: (i) before the COVID – 19 epidemic from the beginning of 2018 to the end of 2019; (ii) during the COVID – 19 epidemic from the beginning of 2020 to the end of 2021; and (iii) the Russia-Ukraine war period from early 2022 to early 2023. The research used time series data from January 2018 to January 2023 and employed the conditional copula method to measure the dependent structure of time series data. The results reveal that there is a strong dependence in the rates of return of the two digital currencies during the research period. Based on the findings, several managerial implications are proposed.

Keywords: Digital currency, conditional Copula, tail dependence.

JEL Codes: C1, E32, G11.

1. Đặt vấn đề

Việc hiểu biết chính xác cấu trúc phụ thuộc giữa các thị trường tài chính có vai trò rất quan trọng đối với các nhà đầu tư và các nhà hoạch định chính sách trong lĩnh vực tài chính như đa dạng hóa danh mục đầu tư quốc tế, quản lý rủi ro và định giá tài sản. Tuy nhiên, mô hình hóa sự phụ thuộc giữa các chuỗi lợi suất tài sản tài chính là một công việc đầy thách thức. Việc vận dụng hệ số tương quan tuyến tính Pearson để đo lường mối quan hệ phụ thuộc giữa các thị trường tài chính gây ra sự tranh cãi. Hệ số Pearson chỉ đại diện cho mức trung bình của độ lệch chuẩn, bỏ qua sự khác biệt giữa lợi nhuận cực đại và cực tiểu. Do đó, không

thể giải thích chính xác sự phụ thuộc phi tuyến trong tình huống hai thị trường sụp đổ hoặc bùng nổ cùng nhau (Jeon & Furstenberg, 1990; King & Wadhvani, 1990; Zivot & Wang, 2006). Tương quan tuyến tính là thước đo được sử dụng phổ biến, đơn giản trong ước lượng với giả định các chuỗi lợi suất có phân phối chuẩn trong khi thực tế các chuỗi lợi suất tài chính có phân phối với các đặc điểm đuôi dày và bất đối xứng. Do đó, việc sử dụng tương quan tuyến tính để xác định mối tương quan các chuỗi tài sản tài chính có thể dẫn đến sai lệch. Các nghiên cứu khác áp dụng mô hình vectơ tự hồi quy (VAR) và mô hình hiệu chỉnh sai số (VECM) (Bianconi & cộng sự, 2013; Wang, 2013). Tuy nhiên, các mô hình trên được giả định mối tương quan tuyến tính không đổi theo thời gian, do đó không phản ánh chính xác sự phụ thuộc giữa các thị trường.

Để khắc phục nhược điểm này, các nghiên cứu gần đây sử dụng tương quan có điều kiện để xem xét đến tính biến động của các chuỗi lợi suất theo thời gian. Một loạt các nghiên cứu vận dụng mô hình GARCH đa biến để xác định mối tương động giữa các chuỗi lợi suất tài sản tài chính (Thuan, 2011; Gupta & Guidi, 2012; Wang, 2013; Horvath & Petrovski, 2013; Karanasos & cộng sự, 2016; Jin & An, 2016; Luchtenberg & Vu, 2015; Vo & Ellis, 2018). Tuy nhiên, phương pháp này giả định hàm phân phối của các chuỗi lợi suất có dạng phân phối chuẩn Gaussian hoặc phân phối Student. Hậu quả là chưa xem xét đến sự dao động bất đối xứng, đặc điểm đuôi dày của chuỗi, chưa phản ánh chính xác mối quan hệ phi tuyến giữa các chuỗi lợi suất tài sản tài chính. Hiện nay, phương pháp copula dựa vào định lý Sklar (1959) được sử dụng rộng rãi nhằm khắc phục các nhược điểm của tất cả các phương pháp nêu trên. Hàm số copula cho phép mô tả mối quan hệ phụ thuộc giữa các chuỗi dữ liệu với các ưu điểm như không cần giả định chuỗi dữ liệu có phân phối chuẩn, cho phép mô hình hóa cấu trúc phụ thuộc khi thị trường biến động bình thường cũng như khi biến động cực biên. Cụ thể, hàm copula không điều kiện được Jondeau & Rockinger (2006), Yang & cộng sự (2015) vận dụng. Tuy nhiên, một số nghiên cứu cho rằng copula không điều kiện là không thích hợp vì không xem xét đến sự thay đổi theo thời gian của các chuỗi dữ liệu. Do đó, Patton (2006), Jondeau & Rockinger (2006) đi tiên phong trong việc ứng dụng các hàm copula có điều kiện để khắc phục vấn đề trên. Và nghiên cứu này của chúng tôi kỳ vọng sẽ cung cấp thêm các bằng chứng thực nghiệm và các hàm ý về sự phụ thuộc này trong bối cảnh có tác động của dịch bệnh, tác động của chiến tranh bằng mô hình copula có điều kiện với 02 loại tiền điện tử Bitcoin và Ethereum.

2. Cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu trước

Lý thuyết Santos (1970) cho rằng sự phụ thuộc là tình huống nền kinh tế một hay một số quốc gia chịu ảnh hưởng bởi các nước phát triển hay đang phát triển, bao gồm cả chiều hướng tích cực và tiêu cực. Sự phụ thuộc lẫn nhau giữa các thị trường tài chính có nghĩa là sự biến động của một thị trường (hay một nhóm thị trường) này ở một mức độ nào đó có tác động làm cho một thị trường (hay một nhóm thị trường) khác cũng biến động ở một mức độ nhất định.

Theo lý thuyết của Park.R & cộng sự (1972) đã chứng minh trong một xã hội, mọi người có xu hướng tâm lý bất chước và hỗ trợ lẫn nhau. Do đó, những suy nghĩ, thái độ và hành vi như vậy bị ảnh hưởng bởi các thành viên trong nhóm và hành động của cá nhân phản ánh hành động của nhóm. Các thành viên trong một nhóm có thể bị ảnh hưởng bởi một cá nhân và làm theo hành vi của họ một cách bản năng. Bất kỳ người nào có khả năng lãnh đạo, nắm giữ quyền hành của nhóm thì đều có thể tạo nên một “tâm trí tập thể” và “hành vi tập thể”.

Theo Rigobon (2002), Pericoli & Sbracia (2003), Dungey & Tambakis (2005), sự lây lan là sự lan truyền của các cú sốc giữa các thị trường vượt quá sự lan truyền được giải thích bằng các nguyên tắc cơ bản. Các kênh chính giải thích sự lây lan tài chính có thể được chia thành bốn loại lớn theo các loại liên kết hoặc kênh truyền tải bao gồm: liên kết thực, liên kết tài chính, hành vi của nhà đầu tư và dựa trên tính thanh khoản. Các nguyên tắc cơ bản bao gồm liên kết thực và liên kết tài chính giữa hai nền kinh tế. Liên kết thực bao gồm các kênh truyền tải thương mại và các chính sách tiền tệ và tài khóa. Các liên kết tài chính tập trung vào các kênh liên kết với tổ chức và hoạt động của thị trường tài chính. Ví dụ, những ràng buộc pháp lý hiện có có thể dẫn đến việc cho vay xuyên biên giới trở nên khó khăn hơn đáng kể. Các lý thuyết về niềm tin và kỳ vọng của nhà đầu tư và cách chúng thúc đẩy sự lây lan được xếp vào loại lý thuyết hành vi của nhà đầu tư.

Xuất phát từ các lý thuyết trên thì có nhiều học giả đã nghiên cứu các vấn đề có liên quan đến nội hàm sự phụ thuộc cũng như tính lan truyền trong hoạt động của nền kinh tế của quốc gia nói chung và các tổ chức, cá nhân kinh doanh nói riêng, cụ thể:

Nghiên cứu của Rockinger, M., & Jondeau, E. (2001) sử dụng các hàm copula liên kết các phân phối biên để nghiên cứu sự phụ thuộc của đồng nội tệ và đồng đô la Mỹ tại thị trường chứng khoán châu Âu, kết quả nghiên cứu cho thấy bằng chứng mạnh mẽ về sự phụ thuộc dài hạn đối với cả nội tệ và chuỗi mệnh giá đô la Mỹ. Ngoài ra nghiên cứu còn chỉ ra rằng sự phụ thuộc cũng thay đổi theo thời gian. Đối với các thị trường chứng khoán ở châu Âu, sự phụ thuộc tăng lên trong khi nó giảm kể khi có khủng hoảng (như những năm 90 khủng hoảng liên quan đến S&P 500 hoặc Nikkei)

Nghiên cứu của Bouri & cộng sự (2018) phát hiện ra sự phụ thuộc có điều kiện định lượng giữa chỉ số căng thẳng tài chính toàn cầu và lợi nhuận Bitcoin từ ngày 18 tháng 7 năm 2010 đến ngày 29 tháng 12 năm 2017 bằng phương copula có điều kiện.

Nghiên cứu của Jeribi & Fakhfekh (2021) nghiên cứu sự phụ thuộc giữa năm loại tiền điện tử, giá dầu và các chỉ số của Hoa Kỳ. Sử dụng dữ liệu hàng ngày liên quan đến khoảng thời gian từ ngày 04 tháng 1 năm 2016 đến ngày 29 tháng 11 năm 2019, áp dụng phân tích tỷ lệ FIEGARCH-EVT-Copula và Hedge. Kết quả cho thấy bằng chứng về sự phụ thuộc rất yếu giữa tất cả các cặp khác nhau.

Nghiên cứu của Rehman & cộng sự (2023) điều tra sự phụ thuộc và lan tỏa rủi ro giữa Bitcoin và các loại tiền tệ của nền kinh tế BRICS và G7. Kết quả nghiên cứu cho thấy sự phụ thuộc khác nhau theo thời gian giữa Bitcoin và tất cả các loại tiền tệ. Hơn nữa, khi phân tích sự lan tỏa rủi ro từ Bitcoin sang tiền tệ, kết quả cho thấy rằng Bitcoin thực hiện sức mạnh đáng kể đối với hầu hết các loại tiền tệ, với đồng rand Nam Phi và đồng real Brazil lần lượt nắm giữ rủi ro giảm giá và tăng giá cao nhất trước và trong thời kỳ đại dịch COVID-19. Khi xem xét sự lan tỏa rủi ro từ tiền tệ đối với Bitcoin, đồng yên Nhật thể hiện sự lan tỏa giảm giá cao nhất.

Nghiên cứu của Kimani & cộng sự (2023) sử dụng Copula Garch để mô hình hóa giá và đo lường sự phụ thuộc vào tiền điện tử. Giá của bốn loại tiền điện tử (Bitcoin, Binance, Litecoin và Dogecoin), kết quả đã quan sát thấy rằng cặp Litecoin và Bitcoin có sự phụ thuộc đuôi cao nhất trong số các loại tiền điện tử được chọn, điều này ngụ ý rằng sự thay đổi giá của Litecoin sẽ ảnh hưởng đến giá Bitcoin và ngược lại là đúng.

Ngoài ra cũng có khá nhiều nghiên cứu khác nghiên cứu sự phụ thuộc ở cấp độ các thị trường chứng khoán và thị trường tài chính như: Jondeau & Rockinger (2006) đã sử dụng mô hình GARCH-copula với hàm phân phối biên là Skewed Student-t để nghiên cứu cấu trúc phụ thuộc động giữa bốn thị trường chứng khoán lớn gồm Mỹ, Anh, Đức và Pháp tương ứng với 4 chỉ số S&P500, FTSE100 (Financial Times Stock Exchange), DAX và CAC40. Số liệu được sử dụng trong giai đoạn 1980- 2000. Kết quả nghiên cứu cho thấy, hàm phân phối của các chỉ số lợi nhuận được biểu thị tốt bởi hàm phân phối skewed student-t và sự phụ thuộc giữa các thị trường chứng khoán châu Âu thay đổi theo thời gian và tăng lên giữa năm 1980 và năm 1999. Rodriguez (2007) đã sử dụng cách tiếp cận copula kết hợp với phương pháp Regime-Switching Parameters để mô hình hóa sự phụ thuộc giữa năm thị trường chứng khoán mới nổi ở châu Á (Thái Lan, Malaysia, Indonesia, Hàn Quốc và Philippine) trong giai đoạn 1996-1998 và bốn thị trường chứng khoán mới nổi ở Mỹ Latin (Mexico, Argentina, Brazil và Chile) giai đoạn 1993-1995. Tác giả đã cung cấp bằng chứng về sự thay đổi cấu trúc phụ thuộc giữa các chuỗi lợi suất chứng khoán của các quốc gia ở Châu Á và Mỹ La-tinh trong cuộc khủng hoảng tài chính Châu Á và Mexico.

3. Dữ liệu và phương pháp ước lượng mô hình copula có điều kiện

3.1. Dữ liệu thu thập

Dữ liệu nghiên cứu thu thập từ tháng 01 năm 2018 đến tháng 01 năm 2023, toàn bộ dữ liệu nghiên cứu được tác giả lấy từ trang web investing.com.

Các chuỗi tỷ suất lợi nhuận được đo lường như sau:

$$R_t = 100 * \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

trong đó, P_t, P_{t-1} là giá của đồng tiền điện tử tại thời điểm t và $t-1$.

3.2. Các bước ước lượng mức độ phụ thuộc giữa các đồng tiền kỹ thuật số bằng mô hình copula có điều kiện

Mô hình copula có điều kiện được thực hiện thông qua các bước như sau:

Bước 1: Lựa chọn mô hình và ước lượng tham số mô hình biên để xác định các tham số đầu.

Bước 2: kiểm định tính phù hợp của mô hình phân phối biên; từ đó ước lượng tham số mô hình copula.

Bước 3: Lựa chọn mô hình copula phù hợp nhất để hồi quy.

(i) *Xác định mô hình phân phối biên*: Tiến hành kiểm tra sự tồn tại của hiệu ứng ARCH bằng kiểm định Lagrange Multiplier.

(ii) *Kiểm định tính phù hợp của mô hình phân phối biên*: Sử dụng hàm phân phối biên thực nghiệm để chuyển đổi phần dư chuẩn hóa thành dạng xác suất. Có ba loại kiểm định được dùng để xem xét tính phù hợp của hàm phân phối biên của phần dư chuẩn hóa gồm (1) kiểm định Anderson-Darling (A-D); (2) Cramer-von Mises (Cv-M) và (3) kiểm định Kolmogorov-Smornov (K-S).

(iii) *Ước lượng tham số Copula*: Sử dụng hàm suy luận cận biên (Inference Function of Margins - IFM). Để ước lượng tham số của hàm phân phối biên và tham số copula một cách riêng biệt.

(iv) *Lựa chọn dạng hàm Copula phù hợp*

Nghiên cứu sử dụng tiêu chí để xếp hạng và lựa chọn mô hình như: Tiêu chuẩn thông tin Akaike (AIC) và Tiêu chuẩn thông tin Bayesian (BIC). Các tiêu chuẩn thông tin cung cấp cho chúng ta công cụ so sánh các dạng mô tả khác nhau của mô hình và lựa chọn mô hình phù hợp giữa chúng. Cả hai tiêu chí AIC, BIC đều được vận dụng và mô hình copula phù hợp nhất được chọn tương ứng với giá trị thấp nhất của cả hai tiêu chí này. Hai tiêu chuẩn này được sử dụng rộng rãi để chọn copula.

3.3. Mô hình Copula có điều kiện

Mô hình Patton (2006) đã mở rộng và chứng minh tính hợp lệ của Định lý Sklar (1959) đối với chuỗi dữ liệu theo thời gian. Hàm copula có xem xét đến sự thay đổi theo thời gian của các phân phối biên còn được gọi là hàm copula có điều kiện.

Cho Z_1 và Z_2 là 2 biến ngẫu nhiên có phân phối chuẩn, có hàm phân phối biên có điều kiện u và v tức là $F_1(z_1|\Omega_{t-1}) = u, F_2(z_2|\Omega_{t-1}) = v$. Gọi H là hàm phân phối đồng thời có điều kiện có như sau, $H(z_1, z_2|\Omega_{t-1}) = P(Z_1 \leq z_1, Z_2 \leq z_2|\Omega_{t-1})$. Trong đó Ω_{t-1} là tập hợp chứa các thông tin đến thời điểm $t-1$. Khi đó tồn tại duy nhất một hàm Copula có điều kiện $C: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ sao cho:

$$H(z_1, z_2|\Omega_{t-1}) = C(u, v|\Omega_{t-1})$$

Ngược lại nếu C là một copula hai biến có điều kiện và F_1, F_2 là hai hàm phân phối có điều kiện. Khi đó hàm H là một hàm phân phối đồng thời có điều kiện với các hàm phân phối biên có điều kiện lần lượt là $F_1(z_1|\Omega_{t-1}), F_2(z_2|\Omega_{t-1})$.

4. Kết quả nghiên cứu

4.1 Thống kê mô tả và các kiểm định thống kê

Bảng 1: Thống kê mô tả và các kiểm định thống kê

Phần A. Thống kê mô tả							
	Obs.	Min	Max	Mean	St. Dev.	Skewness	Kurtosis
BTC	1855	-48,0904	17,86848	0,028925	3,947055	-1,13004	16,89209
ETH	1855	-58,9639	23,07723	0,039528	5,167154	-1,08686	14,55977
Phần B: Các kiểm định thống kê			ADF	J-B	Q(2)	Q ² (2)	ARCH(2)
BTC			-11,443*	15311,00*	13,545*	9,9933*	9,015977*
ETH			-11,375*	10693,56*	19,556*	25,879*	23,66777*

Chú thích: $Q(2)$ and $Q^2(2)$ lần lượt là kiểm định Ljung-Box Q^2 cho tương quan chuỗi bậc 2 của phần dư và bình phương phần dư của lợi suất. *, ** chỉ mức ý nghĩa thống kê 1%, 5%.

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

4.2. Hệ số tương quan

Phương pháp copula có điều kiện sẽ được áp dụng để xem xét mức độ phụ thuộc và sự phụ thuộc đuôi giữa hai chuỗi lợi suất khi thị trường biến động cực biên. Các hệ số tương quan, gồm tương quan tuyến tính

Pearson, tương quan hạng Spearman và Kendall, giữa chuỗi lợi suất BTC và ETH được thể hiện ở Bảng 2 đáp ứng các điều kiện.

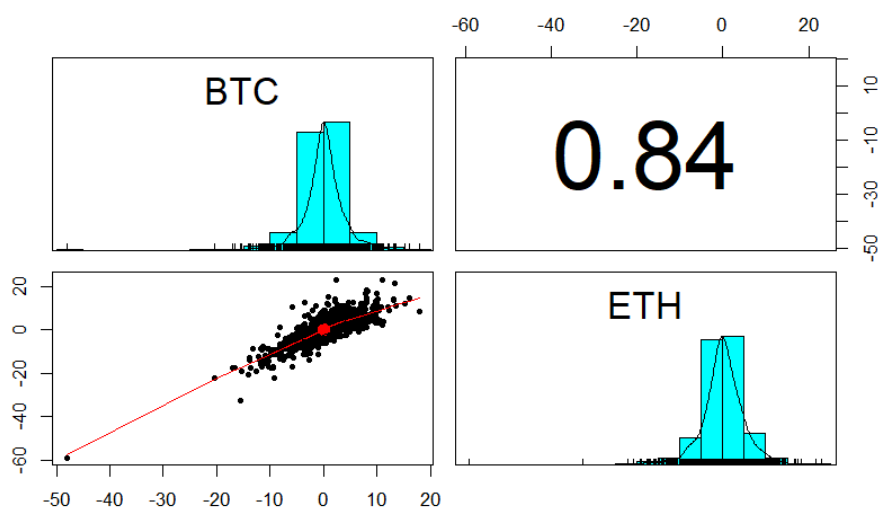
Bảng 2: Hệ số tương quan

Tương quan	Pearson	Spearman	Kendall
BTC-ETH	0,84*	0,82*	0,65*

Ghi chú: * chỉ mức ý nghĩa thống kê 1%.

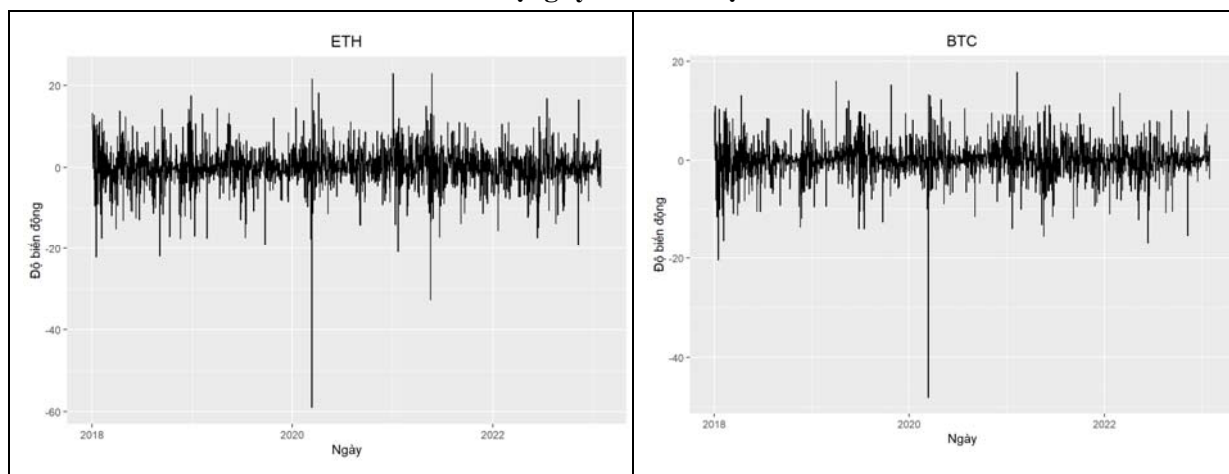
Nguồn: tính toán bằng ngôn ngữ R

Hình 1: Phân phối và hệ số tương quan Pearson giữa thị trường Bitcoin và Ethereum



4.3. Phân tích biến động chuỗi tỷ suất sinh lợi

Hình 2: Biến động tỷ suất sinh lợi 2018 – 2023



Biến động của chuỗi tỷ suất sinh lợi giữa thị trường Bitcoin (BTC) và Ethereum (ETH) trong giai đoạn 2018 – 2023 được trình bày trong Hình 1. Trong giai đoạn nghiên cứu này có hai sự kiện tác động lớn đến thị trường tiền ảo đó là đại dịch COVID – 19 và xung đột giữa Nga – Ukraine. Cụ thể, đầu năm 2020 đại dịch COVID bùng phát mạnh mẽ đã tác động tiêu cực đến nền kinh tế toàn cầu và thị trường tiền ảo không nằm trong ngoại lệ. Bitcoin và Ethereum là hai thị trường tiền ảo có vốn hóa lớn đã có sự biến động cực biên trong cú sốc kinh tế này và kéo theo sự biến động của các thị trường tiền ảo khác. Tiếp theo, trong chiến tranh giữa Nga – Ukraine, tiền ảo được sử dụng như một công cụ thanh toán chủ yếu, do các chính phủ phương Tây thực hiện một số lệnh trừng phạt lên Nga khiến cho hệ thống thanh toán quốc tế của quốc gia này bị ngừng hoạt động và các quốc gia Châu Âu, Mỹ đã viện trợ cho Ukraine trực tiếp bằng tiền điện tử. Trước tình hình phức tạp của chiến tranh vào đầu năm 2022, thị trường tiền ảo đã biến động một cách

đáng kể và sự biến động của các thị trường tiền ảo khá tương đồng nhau điều này cho thấy rằng chúng có mối tương quan chặt chẽ.

4.4. Ước lượng mô hình phân phối biên cho mỗi chuỗi lợi suất

Kiểm tra mô hình phân phối biên phù hợp nhất để mô tả chính xác đặc điểm biến động của từng chuỗi lợi suất tài sản tài chính. Các mô hình phân phối biên của sai số chuẩn hóa của mỗi chuỗi lợi suất là yếu tố đầu vào của copula hai biến. Mô hình biên tổng quát của các chuỗi lợi suất có dạng $ARMA(p,q)$ - GJR - $GARCH(r,m)$. Xác định bậc p, q trong mô hình trung bình di động $ARMA(p,q)$ căn cứ vào giá trị nhỏ nhất của tiêu chuẩn thông tin AIC được ước tính bằng phương pháp ước lượng hợp lý cực đại (Maximum Likelihood Estimation - MLE). Đây là mô hình xác định độ trễ và bước nhảy tối ưu cho chuỗi dữ liệu. Sự tồn tại của hiệu ứng ARCH được tìm thấy ở tất cả các chuỗi lợi suất bằng cách sử dụng kiểm định Lagrange Multiplier (LM). Mô hình biên $ARMA(p,q)$ - GJR - $GARCH(r,m)$ phù hợp nhất được xác định dựa vào một tập hợp gồm 20 mô hình biên khác nhau tương ứng với độ trễ p, q và các kết hợp bậc của tham số r, m với bậc tối đa 2; và 5 dạng hàm phân phối biên của chuỗi phần dư cho mỗi chuỗi lợi suất. Các dạng hàm phân phối của các chuỗi phần dư của mỗi chuỗi lợi suất được đưa vào để lựa chọn gồm phân phối chuẩn (Normal), Student-t, Skewed student-t, phân phối lỗi tổng quát GED (Generalized Error Distribution) và phân phối lỗi tổng quát lệch sGED (Skewed Generalized Error Distribution). Mô hình phân phối biên phù hợp nhất cho mỗi chuỗi lợi suất được lựa chọn dựa vào giá trị nhỏ nhất của tiêu chuẩn thông tin AIC, BIC, SIC và HQIC.

Bảng 3: Mô hình biên phù hợp nhất cho mỗi chuỗi lợi suất

Chuỗi lợi suất	Dạng mô hình phân phối biên
BTC	ARMA(2,1)-GJR-GARCH(2,1)- Student t
ETH	ARMA(2,1)-GJR-GARCH(2,1)- Student t

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

4.5. Kết quả ước lượng tham số mô hình biên của mỗi chuỗi lợi suất

Bảng 4: Kết quả ước lượng tham số mô hình biên của mỗi chuỗi lợi suất

Mô hình ARMA	Mô hình phân phối biên				
	c	φ_1	φ_2	θ_1	θ_2
BTC	0,0945*** (0,0572)	0,1255 (0,5954)	0,0327 (0,0408)	-0,1881 (0,5958)	
ETH	0,1434 0,0971	0,8392* 0,0075	0,099* 0,0211	-0,9329* 0,0224	

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

Kết quả cho thấy rằng lợi suất của thị trường Bitcoin tại thời điểm t không chịu tác động bởi mức độ biến động giá tại thời điểm $t-1$ và $t-2$, cũng không chịu tác động bởi thông tin thị trường tại thời điểm $t-1$ và $t-2$. Tuy nhiên, chuỗi lợi suất của thị trường Ethereum tại thời điểm t lại chịu tác động bởi mức độ biến động của giá tại thời điểm $t-1$ và $t-2$, ngoài ra nó cũng chịu tác động bởi các thông tin trên thị trường tại thời điểm tại thời điểm $t-1$.

Bảng 5: Kết quả ước lượng tham số mô hình biên của mỗi chuỗi lợi suất

Mô hình GJR-GARCH Skewed-t	Mô hình phân phối biên						
	ω	α_1	α_2	β_1	β_2	θ_1	θ_2
BTC	0,1722	0,1667	0,0661**	0,9254*		0,1141***	-0,1324**
	0,1225	0,0295	0,0332	0,0179		0,0617	0,0611
ETH	1,9199*	0,0131	0,1158**	0,8237*		0,1480**	-0,1476**
	0,7382	0,0375	0,0478	0,0442		0,0752	0,0764

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

4.6. Kiểm định tính phù hợp của mô hình phân phối biên

Bảng 6: Kiểm định sự phù hợp của các mô hình phân phối biên

Các kiểm định	A-D	Cv-M	K-S
BTC	√	√	√
ETH	√	√	√

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

Mô hình copula phù hợp

Với các phân phối biên phù hợp đã được xác định, phần này sẽ vận dụng một số hàm copula họ Elip, copula họ Archimedean và một vài copula hỗn hợp để xác định mức độ phụ thuộc giữa BTC và ETH.

Bảng 7: Kết quả ước lượng tham số mô hình copula giữa BTC và ETH

Copula	Hệ số phụ thuộc	λ_U	λ_L	τ	AIC	BIC
Gauss	0,83	-	-	0,63	-2207,12	-2201,59
Student-t	0,85;3,67	0,56	0,56	0,64	-2376,98	-2365,93
Clayton	2,8	-	0,78	0,58	-2216,31	-2210,79
Rot-Clayton	-	-	-	-	2,33	7,86
Gumbel	2,53	0,68	-	0,6	-2008,24	-2002,71
Rot-Gumbel	-1	-	-	-	2,59	8,11
Frank	9,51	-	-	0,65	-2183,5	-2177,98
Joe	2,77	0,72	-	0,49	-1431,6	-1426,07
Rot-Joe	-1	-	-	-	2,33	7,86
BB1	1,26;1,68	49	0,72	0,64	-2417,69	-2406,64
Rot-BB1	0,00;-1	-	-	-	9,83	20,89
BB6	1;2,52	0,68	-	0,6	-2005,84	-1994,79
Rot-BB6	-1,00;-1,00	-	-	-	9,82	20,87
BB7	1,84;2,5	0,54	0,76	0,6	-2349,33	-2338,28
Rot-BB7	-1,00;0,00	-	-	-	8,04	19,1
BB8	6,00;0,78	-	-	0,58	-1921,64	-1910,59
Rot-BB8	-1,00;0,00	-	-	-	4,00	15,05

Ghi chú: Sai số chuẩn được trình bày trong dấu ngoặc đơn. Các hệ số ước lượng trên được trình bày trong phương trình (3,12) - (3,24); τ là hệ số Kendall.

Nguồn: Tính toán bằng ngôn ngữ R

Sự phụ thuộc giữa thị trường Bitcoin và Ethereum trong điều kiện biến động bình thường (ít biến động)

Trong điều kiện thị trường ít biến động, căn cứ vào độ lớn của tham số ước lượng của copula Gauss và Student-t, cho thấy tồn tại mối quan hệ phụ thuộc rất cao (0,83 và 0,85) giữa thị trường Bitcoin và thị trường Ethereum. Trong điều kiện thị trường ổn định và ít biến động, tham số ước lượng của copula Gauss mô tả mối quan hệ phụ thuộc tuyến tính giữa Bitcoin và Ethereum được xem xét, có giá trị dương và cao (0,83) ngụ ý rằng thị trường Bitcoin và thị trường Ethereum có biến động cùng chiều và ở mức độ phụ thuộc rất cao. Hệ số tương quan tuyến tính xác định thông qua copula Gauss có giá trị thấp hơn, tồn tại sự khác biệt nhưng không đáng kể. Copula Student-t mô tả mối quan hệ phụ thuộc khi thị trường ít biến động. Dựa vào độ lớn hệ số phụ thuộc của copula Student-t cho thấy mức độ phụ thuộc rất cao giữa thị trường Bitcoin với Ethereum (0,85). Ngoài ra, tồn tại phụ thuộc đuôi đối xứng rất mạnh (hệ số phụ thuộc đuôi là 0,56) giữa thị trường Bitcoin và Ethereum; điều này ngụ ý rằng, thị trường Bitcoin cực kỳ nhạy cảm với thị trường Ethereum trong cả thời kỳ thị trường tăng giá và giảm giá. Như vậy, khi thị trường biến động bình thường, một trong hai thị trường tăng (sụt giảm) sẽ khiến cho thị trường còn lại tăng (giảm) giá theo với xác suất là

56%. Kết quả trên tương đồng với Boako & cộng sự (2019) cho rằng tồn tại sự phụ thuộc mạnh mẽ giữa các thị trường tiền ảo trước khi thị trường ổn định. Tiếp theo nhóm sử dụng phương pháp chỉ số lan tỏa để đo lường rủi ro biến động giá giữa các thị trường.

Sự phụ thuộc giữa thị trường Bitcoin và Ethereum trong điều kiện thị trường biến động cực biên

Khi thị trường biến động cực biên, cấu trúc phụ thuộc giữa thị trường Bitcoin và Ethereum được biểu thị qua các copula phù hợp nhất được trình bày trong Bảng 7. Tất cả các hệ số phụ thuộc của các hàm copula đều dương. Điều này chỉ ra rằng, thị trường Bitcoin và Ethereum có xu hướng biến động cùng chiều với nhau. Tồn tại sự phụ thuộc đuôi bất đối xứng giữa 2 thị trường này với hệ số phụ thuộc đuôi trên và đuôi dưới rất cao. Điều này chứng tỏ, khi một trong 2 thị trường biến động cực biên, thị trường còn lại biến động theo rất mạnh. Khi thị trường Bitcoin hứng chịu cú sốc âm, thì thị trường Ethereum sẽ biến động giảm theo; tương tự, khi thị trường Bitcoin tăng nóng, thị trường Ethereum cũng tăng nóng theo nhưng với mức độ yếu hơn. Bởi vì hệ số phụ thuộc đuôi dưới ($\gamma_L = 0,72$) cao hơn đuôi trên ($\gamma_U = 0,49$), điều này ngụ ý rằng tác động của Bitcoin lên Ethereum khi thị trường Bitcoin khủng hoảng mạnh hơn đối với khi thị trường Bitcoin bùng nổ. Cụ thể hơn, khả năng hai thị trường có xu hướng sụp đổ cùng nhau cao hơn khả năng hai thị trường bùng nổ cùng nhau, và khả năng xảy ra cực kỳ cao. Khả năng hai thị trường sụp đổ cùng nhau là 72%, trong khi khả năng hai thị trường bùng nổ cùng nhau là 49%. Trong giai đoạn COVID-19, nền kinh tế bị khủng hoảng trầm trọng, GDP sụt giảm, doanh nghiệp phá sản, đóng cửa hàng loạt. Do đó, để khắc phục nền kinh tế, chính phủ các nơi trên thế giới đã thực hiện nới lỏng tiền tệ nhằm thúc đẩy nền kinh tế trở lại trạng thái ổn định. Do đó, lượng tiền được đổ vào nền kinh tế rất lớn tạo thuận lợi cho thị trường tiền ảo phát triển. Lúc này, thị trường Bitcoin tăng nóng, có thời điểm lên đến 70000\$ vào 11/2021, thị trường Ethereum cũng tăng nóng theo. Trong thời điểm xung đột giữa Nga – Ukraine diễn ra vào tháng 2/2022, thị trường tiền ảo bị khủng hoảng. Nguyên nhân là do trước đó tốc độ tăng trưởng nền kinh tế không theo kịp tốc độ tăng trưởng của cung tiền, cộng hưởng việc các hình phạt lẫn nhau từ Nga và phương Tây khiến cho giá nhiên liệu thô tăng mạnh, các quốc gia phải đối mặt với việc nhập khẩu lạm phát. Do đó, Cục dự trữ liên bang Mỹ (FED) liên tục tiến hành những cuộc họp nhằm tăng lãi suất. Lúc này, lượng tiền đổ vào nền kinh tế bị sụt giảm. Và những sự kiện này xảy ra liên tiếp khiến cho lượng tiền rút khỏi nền kinh tế rất mạnh, vốn hóa trên các kênh đầu tư đặc biệt là kênh thị trường tiền ảo giảm sút. Đây là giai đoạn mà thị trường tiền ảo bị khủng hoảng. Do đó, với kết quả thực nghiệm ở trên, sự phụ thuộc đuôi trên và đuôi dưới là rất cao. Đây là bằng chứng thực nghiệm đáng tin cậy cho thấy xác suất hai thị trường bùng nổ cùng nhau hoặc khủng hoảng cùng nhau là rất lớn. Ngoài ra, xác suất hai thị trường khủng hoảng cùng nhau cao hơn. Kết quả này tương tự với nghiên cứu của Hanif & cộng sự (2022), Kakinaka & Umeno (2022) cho thấy tồn tại sự phụ thuộc đuôi bất đối xứng giữa các thị trường tiền ảo trong giai đoạn khủng hoảng.

5. Kết luận và hàm ý chính sách

Tóm lại, biến động tỷ suất sinh lợi của thị trường Bitcoin lên thị trường Ethereum được phản ánh trước và trong cả 2 thời kì biến động. Nhìn chung, thị trường Ethereum rất nhạy cảm đối với sự biến động của thị trường Bitcoin. Cụ thể, trong trường hợp thị trường biến động bình thường, hệ số phụ thuộc giữa hai thị trường rất cao. Điều đó chứng tỏ hai thị trường có sự đồng di chuyển trong thời kì này. Ngoài ra, có sự phụ thuộc đuôi đối xứng giữa 2 thị trường trong thời điểm này với xác suất là 56%. Trong trường hợp thị trường biến động cực biên, khi thị trường Bitcoin hứng chịu cú sốc âm thì khả năng lan tỏa biến động gây ra sự lao dốc đến thị trường Ethereum là cao, với xác suất là 72%; khi thị trường Bitcoin bùng nổ, khả năng lan tỏa biến động gây ra sự tăng nóng cho thị trường Ethereum vẫn cao nhưng thấp trường hợp trên, với xác suất là 49%. Tóm lại, hai hệ số phụ thuộc đuôi đều lớn, ngụ ý rằng thị trường Ethereum rất nhạy cảm với các cú sốc đến từ thị trường Bitcoin. Về mặt kỹ thuật, sự phụ thuộc mạnh bởi vì biến động trên thị trường tiền ảo không có sự giới hạn của biên độ dao động giá. Trong giai đoạn nghiên cứu, biến động tỷ suất sinh lợi lớn nhất của thị trường Bitcoin là (-48%), giảm gần một nửa so với giá ngày hôm trước. Biến động tỷ suất sinh lợi lớn nhất của Ethereum là (-58%), giảm hơn 1 nửa so với giá ngày hôm trước. Kết quả thực nghiệm tương đồng với nghiên cứu của Bakar & cộng sự (2018) cho rằng tồn tại sự tương quan mạnh mẽ giữa Bitcoin và Ethereum.

Căn cứ vào kết quả nghiên cứu này nhóm tác giả đề xuất các hàm ý như sau:

Một là, nhà đầu tư có thể thực hiện quyết định đầu tư vào đồng tiền ảo có giá rẻ hơn (Ethereum) vì chúng

đảm bảo thu được tỷ suất lợi nhuận tương đồng với các đồng tiền ảo có giá đắt hơn trên thị trường (Bitcoin), từ đó kết quả có thể vận dụng cho các hợp đồng hoán đổi trong hoạt động kinh doanh của các doanh nghiệp.

Hai là, nhà đầu tư có thể xây dựng danh mục đầu tư các loại tiền ảo vì kết quả nghiên cứu cho thấy giữa chúng có tác động và phụ thuộc lẫn nhau.

Ba là, khi nền kinh tế có cú sốc thì nhà đầu tư hạn chế đầu tư các đồng tiền ảo vì kết quả nghiên cứu cũng cho thấy khi có cú sốc thì các đồng tiền ảo giảm giá và làm cho tỷ suất lợi nhuận giảm rất mạnh (âm).

Bốn là, hiện nay cũng có quốc gia chấp nhận giao dịch tiền ảo, cũng có quốc gia không chấp nhận giao dịch tiền ảo trong đó có Việt Nam, tuy nhiên thực tế cho thấy nhà đầu tư vẫn triển khai hoạt động đầu tư cho dù được phép hay không được phép, do vậy các quốc gia cần nghiên cứu và xem xét sự tồn tại để có những chính sách quản lý liên quan đến hoạt động đầu tư này đảm bảo thu đúng thu đủ cho ngân sách nhà nước.

Tài liệu tham khảo

- Bakar, N. A., & Rosbi, S. (2018), 'Statistical Diagnostics for Bivariate Correlation and Regression Analysis between Cryptocurrency Exchange Rates of Bitcoin and Ethereum', *International Journal of Economics, Commerce and Management*, 5(2018-4), 1-11.
- Bianconi, M., Yoshino, J. A., & De Sousa, M. O. M. (2013), 'BRIC and the US financial crisis: An empirical investigation of stock and bond markets', *Emerging Markets Review*, 14, 76-109.
- Boako, G., Tiwari, A. K., & Roubaud, D. (2019), 'Vine copula-based dependence and portfolio value-at-risk analysis of the cryptocurrency market', *International Economics*, 158, 77-90.
- Bouri, E., Gupta, R., Lau, C. K. M., Roubaud, D., & Wang, S. (2018), 'Bitcoin and global financial stress: A copula-based approach to dependence and causality in the quantiles', *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69, 297-307.
- Dungey, M., & Tambakis, D. (2005), *Identifying international financial contagion: progress and challenges*, Oxford University Press.
- Gupta, R., & Guidi, F. (2012), 'Cointegration relationship and time varying comovements among Indian and Asian developed stock markets', *International Review of Financial Analysis*, 21, 10-22.
- Hanif, W., Hernandez, J. A., Troster, V., Kang, S. H., & Yoon, S. M. (2022), 'Nonlinear dependence and spillovers between cryptocurrency and global/ regional equity markets', *Pacific-Basin Finance Journal*, 74, 101822.
- Horvath, R., & Petrovski, D. (2013), 'International stock market integration: Central and South Eastern Europe compared', *Economic Systems*, 37(1), 81-91.
- Jeon, B. N., & Von Furstenberg, G. M. (1990), 'Growing international co-movement in stock price indexes', *Quarterly Review of Economics and Business*, 30(3), 15-31.
- Jeribi, A., & Fakhfekh, M. (2021), 'Portfolio management and dependence structure between cryptocurrencies and traditional assets: evidence from FIEGARCH-EVT-Copula', *Journal of Asset Management*, 22(3), 224-239.
- Jin, X., & An, X. (2016), 'Global financial crisis and emerging stock market contagion: A volatility impulse response function approach', *Research in International Business and Finance*, 36, 179-195.
- Jondeau, E., & Rockinger, M. (2006), 'The copula-garch model of conditional dependencies: An international stock market application', *Journal of international money and finance*, 25(5), 827-853.
- Kakinaka, S., & Umeno, K. (2022), 'Asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets on multi-time scales', *Research in International Business and Finance*, 62, 101754.
- Karanasos, M., Yfanti, S., & Karoglou, M. (2016), 'Multivariate FIAPARCH modelling of financial markets with dynamic correlations in times of crisis', *International Review of Financial Analysis*, 45, 332-349.
- Kimani, E. M., Ngunyi, A., & Mungatu, J. K. (2023), 'Modelling Dependence of Cryptocurrencies Using Copula Garch', *Journal of Mathematical Finance*, 13(3), 321-338.

-
- King, M. A., & Wadhvani, S. (1990), 'Transmission of volatility between stock markets', *The Review of Financial Studies*, 3(1), 5-33.
- Luchtenberg, K. F., & Vu, Q. V. (2015), 'The 2008 financial crisis: Stock market contagion and its determinants', *Research in International Business and Finance*, 33, 178-203
- Park, R. E., Elsner, C., & Elsner, H. (1972), 'The Crowd and the Public, and Other Essays. Edited and with an Introduction by Henry Elsner, Jr.... Translated by Charlotte Elsner, Etc', *University of Chicago Press*.
- Patton, A. J. (2006), 'Modelling asymmetric exchange rate dependence', *International Economic Review*, 47, 527-56.
- Pericoli, M., & Sbracia, M. (2003), 'A primer on financial contagion', *Journal of economic surveys*, 17(4), 571-608.
- Rehman, M. U., Katsiampa, P., Zeitun, R., & Vo, X. V. (2023), 'Conditional dependence structure and risk spillovers between bitcoin and fiat currencies', *Emerging Markets Review*, 55, 100966.
- Rigobon, R. (2002), 'Contagion: how to measure it?' In *Preventing currency crises in emerging markets* (pp. 269-334), University of Chicago Press.
- Rockinger, M., & Jondeau, E. (2001), 'Conditional Dependency of Financial Series: An Application of Copulas', *SSRN Electronic Journal*, doi:10.2139/ssrn.1730198.
- Rodriguez, J. C. (2007), 'Measuring financial contagion: A copula approach', *Journal of empirical finance*, 14(3), 401-423.
- Santos, T. D. (1970), 'The structure of dependence', *The american economic review*, 60(2), 231-236.
- Sklar, M. (1959), 'Fonctions de repartition an dimensions et leurs marges', *Publ. inst. statist. univ. Paris*, 8, 229-231.
- Thuan, L. T. (2011), 'The relationship between the United States and Vietnam stock markets', *International Journal of Business and Finance Research*, 5(1), 77-89.
- Vo, X. V., & Ellis, C. (2018), 'International financial integration: Stock return linkages and volatility transmission between Vietnam and advanced countries', *Emerging Markets Review*, 36, 19-27.
- Wang, K. M. (2013), 'Did Vietnam stock market avoid the "contagion risk" from China and the US?, The contagion effect test with dynamic correlation coefficients', *Quality & quantity*, 47(4), 2143-2161.
- Yang, L., Cai, X. J., Li, M., & Hamori, S. (2015), 'Modeling dependence structures among international stock markets: Evidence from hierarchical Archimedean copulas', *Economic Modelling*, 51, 308-314.
- Zivot, E. & Wang, J. (2006), *Modelling Financial Time Series with S- plus*, Springer, New York.