

EVALUATION OF CRYPTOCURRENCY TRADING STRATEGIES USING R-MULTIPLE AND MONTE CARLO SIMULATION

Pham Thi Lien, Nguyen Quang Hiep, Tran Quang Quy,
 Nguyen Thi Mai Phuong, Tran Tuan Viet, Le Thu Trang*
 TNU - University of Information and Communication Technology

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	22/3/2026	The cryptocurrency market is highly volatile, with the value of cryptocurrency changing very rapidly in short periods. This makes predicting and evaluating the effectiveness of trading strategies extremely difficult, while creating a high-risk environment for investors. This study evaluates cryptocurrency trading strategies using the R-Multiple method and Monte Carlo simulation. Historical data from Binance is used to analyze the effectiveness of the exponential moving average crossover strategy. The R-Multiple method is applied to measure profit based on risk, while Monte Carlo simulation is implemented to recreate thousands of possible trading scenarios. The results show that the exponential moving average crossover strategy has the potential for long-term profitability but carries a large risk of capital loss (drawdown). Monte Carlo simulation helps assess risk more comprehensively, indicating the probability of losing all investment capital at different risk levels. This research contributes to improving risk management tools for investors in the highly volatile cryptocurrency market.
Revised:	04/6/2026	
Published:	04/6/2026	
KEYWORDS		
Cryptocurrency		
Trading strategy		
R-Multiple		
Monte Carlo		
Risk management		

ĐÁNH GIÁ CÁC CHIẾN LƯỢC GIAO DỊCH TIỀN ĐIỆN TỬ BẰNG PHƯƠNG PHÁP R-MULTIPLE VÀ MÔ PHỎNG MONTE CARLO

Phạm Thị Liên, Nguyễn Quang Hiệp, Trần Quang Quý,
 Nguyễn Thị Mai Phương, Trần Tuấn Việt, Lê Thu Trang*
 Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông - ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	22/3/2026	Thị trường tiền mã hóa có sự biến động mạnh mẽ, giá trị của các đồng tiền có thể thay đổi rất nhanh trong thời gian ngắn. Điều này khiến cho việc dự đoán và đánh giá hiệu quả các chiến lược giao dịch trở nên vô cùng khó khăn, đồng thời tạo ra một môi trường rủi ro lớn cho các nhà đầu tư. Nghiên cứu này đánh giá các chiến lược giao dịch tiền mã hóa bằng phương pháp R-Multiple và mô phỏng Monte Carlo. Dữ liệu lịch sử từ sàn Binance được sử dụng để phân tích hiệu quả của chiến lược giao cắt đường trung bình động hàm mũ. Phương pháp R-Multiple được áp dụng để đo lường lợi nhuận trên cơ sở rủi ro, trong khi mô phỏng Monte Carlo được triển khai nhằm tái hiện hàng nghìn kịch bản giao dịch có thể xảy ra. Kết quả cho thấy chiến lược giao cắt đường trung bình động hàm mũ có khả năng sinh lợi trong dài hạn nhưng tồn tại mức sụt giảm vốn (drawdown) lớn. Mô phỏng Monte Carlo giúp đánh giá rủi ro toàn diện hơn, chỉ ra xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư ở các mức rủi ro khác nhau. Nghiên cứu đóng góp vào việc hoàn thiện công cụ quản lý rủi ro cho nhà đầu tư trong thị trường tiền mã hóa biến động mạnh.
Ngày hoàn thiện:	04/6/2026	
Ngày đăng:	04/6/2026	
TỪ KHÓA		
Tiền mã hóa		
Chiến lược giao dịch		
R-Multiple		
Monte Carlo		
Quản lý rủi ro		

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.15161>

* Corresponding author. Email: lttrang@ictu.edu.vn

1. Giới thiệu

1.1. Bối cảnh thị trường và sự cần thiết của một hệ thống đánh giá chuẩn mực

Thị trường tiền mã hóa, mặc dù mới xuất hiện, đã nhanh chóng trở thành một môi trường thực nghiệm quan trọng cho các lý thuyết tài chính hiện đại. Đặc trưng nổi bật của thị trường này là mức độ biến động cao và hiện tượng lan truyền biến động giữa các tài sản, điều đã được chứng minh thông qua các mô hình MGARCH trong nghiên cứu thực nghiệm [1].

Bên cạnh đó, vai trò của tiền mã hóa trong việc phòng ngừa rủi ro và đa dạng hóa danh mục đầu tư vẫn chưa ổn định, khi hiệu quả của Bitcoin thay đổi đáng kể theo điều kiện thị trường [2]. Ngoài ra, các nghiên cứu cũng chỉ ra rằng lợi suất tiền mã hóa thường có phân phối “đuôi béo” và xuất hiện các cú sốc cực đoan, làm gia tăng rủi ro mà các mô hình truyền thống khó nắm bắt đầy đủ [3]. Thị trường này còn tồn tại nhiều yếu tố phi hiệu quả và thiên lệch hành vi, khiến việc dựa vào trực giác hoặc chỉ báo kỹ thuật riêng lẻ trở nên thiếu tin cậy [4]. Cuối cùng, tính thanh khoản không đồng nhất cùng với đặc điểm giao dịch liên tục 24/7 tiếp tục làm gia tăng độ phức tạp trong việc mô hình hóa và quản trị rủi ro trên thị trường tiền mã hóa [5].

1.2. Phương pháp R-Multiple: Ngôn ngữ chung của lợi nhuận và rủi ro

Ý tưởng cốt lõi của nghiên cứu này bắt nguồn từ khái niệm R-Multiple của Van Tharp [6]. Thay vì đo lường kết quả bằng số tiền tuyệt đối hoặc tỷ lệ phần trăm lợi nhuận, chúng ta đưa mọi lệnh giao dịch về một đơn vị chung: R (Risk) – số tiền rủi ro ban đầu cho mỗi vị thế.

Cách tiếp cận này chuyển đổi kết quả giao dịch thành một phân phối xác suất của các bội số R (ví dụ: một lệnh thắng 3R hoặc một lệnh thua 1R). Trên cơ sở đó, chuỗi các giá trị R-Multiple có thể được xem như một quá trình ngẫu nhiên, phù hợp với các nguyên lý của tài chính ngẫu nhiên (stochastic finance), trong đó hành vi của lợi nhuận được mô hình hóa như một biến ngẫu nhiên theo thời gian [7]-[9]. Hơn nữa, việc chuẩn hóa dữ liệu giao dịch dưới dạng R-Multiple cung cấp một đầu vào phù hợp cho các phương pháp mô phỏng, đặc biệt là các kỹ thuật như Monte Carlo, nhằm đánh giá độ ổn định và rủi ro của chiến lược trong các kịch bản khác nhau [10].

1.3. Mô phỏng Monte Carlo: Cầu nối từ lý thuyết đến thực thi

Nếu R-Multiple cung cấp thông tin về hiệu suất giao dịch trong quá khứ, thì mô phỏng Monte Carlo đóng vai trò như một công cụ định lượng nhằm đánh giá độ bền vững của chiến lược trong các điều kiện thị trường tương lai. Bằng cách xây dựng nhiều kịch bản dựa trên phân phối xác suất của chuỗi R-Multiple, phương pháp này cho phép phân tích các chỉ tiêu như kỳ vọng lợi nhuận, mức sụt giảm và rủi ro tổng thể của chiến lược [11]. Về bản chất, mô phỏng Monte Carlo dựa trên việc sinh các biến ngẫu nhiên và lặp lại nhiều lần để tái hiện các trạng thái thị trường có thể xảy ra, từ đó cung cấp một khung phân tích xác suất cho các quyết định tài chính trong môi trường bất định [12]. Trong các nghiên cứu gần đây, phương pháp này còn được kết hợp với các mô hình hiện đại như học máy hoặc GARCH nhằm nâng cao khả năng mô phỏng và đánh giá rủi ro trong các hệ thống tài chính phức tạp, đặc biệt khi dữ liệu có tính phi tuyến và biến động mạnh [13].

Việc ứng dụng Monte Carlo giúp trả lời những vấn đề mang tính quyết định đối với sự tồn tại của chiến lược mà các phép thử Backtest thông thường không làm được:

- Xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư (Ruins probability) là bao nhiêu nếu thứ tự các lệnh thua xảy ra liên tiếp?
- Mức sụt giảm tài sản lớn nhất (Maximum Drawdown) có thể chịu đựng trong tương lai là bao nhiêu?
- Lợi nhuận kỳ vọng sau 1000 lệnh giao dịch sẽ hội tụ về đâu?

Sự kết hợp này cho phép chúng ta mang những lý thuyết định giá phái sinh phức tạp của John Hull vào việc quản trị danh mục tiền mã hóa, nơi mà rủi ro không chỉ nằm ở biến động giá mà còn ở đòn bẩy và tính thanh khoản.

1.4. Hiện thực hóa thông qua công nghệ và học máy

Trong kỷ nguyên số, các chiến lược giao dịch được triển khai trực tiếp thông qua việc kết nối API của các sàn tiền mã hóa với hệ thống phân tích định lượng. Điều này cho phép tích hợp dữ liệu thị trường theo thời gian thực vào mô hình, từ đó hỗ trợ quá trình ra quyết định một cách linh hoạt và tự động. Nhờ đó, nhà giao dịch có thể thực hiện quản trị rủi ro theo thời gian thực, bao gồm điều chỉnh quy mô vị thế và kiểm soát biến động trong môi trường thị trường động [14]-[16].

Trong các nghiên cứu gần đây, Buse, Gorgen và Schienle [17] đề xuất dự báo Value-at-Risk (VaR) cho thị trường tiền mã hóa bằng generalized random forests theo hướng dự báo phân vị, đồng thời chỉ ra rằng cách tiếp cận này cho kết quả dự báo ngoài mẫu tốt hơn nhiều phương pháp chuẩn như quantile regression, các mô hình GARCH-type và CAViaR, đặc biệt trong giai đoạn thị trường bất ổn. Đây là một hướng nghiên cứu tiềm năng, nhằm giúp mô hình nhận diện được những yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến biến động giá và điều chỉnh cách tính toán rủi ro theo thời gian. Nhờ đó, kết quả phân tích sẽ phản ánh sát thực hơn các cú sốc bất ngờ và cực đoan thường xảy ra trên thị trường tiền mã hóa.

1.5. Đánh giá và đề xuất giải pháp

Ý tưởng "Đánh giá các chiến lược giao dịch tiền mã hóa: Phương pháp R-Multiple và Mô phỏng Monte Carlo" không chỉ là một bài toán kỹ thuật, mà là một hệ thống tư duy toàn diện. Nó kết hợp giữa quản trị tâm lý (Van Tharp), toán học tài chính (Shiryaev, Hull), kỹ thuật mô phỏng (Glasserman, Box-Muller) và công nghệ hiện đại (API).

Mặc dù các nghiên cứu trước đây đã đề cập đến R-Multiple và mô phỏng Monte Carlo, vẫn còn một số hạn chế:

1. Thiếu nghiên cứu áp dụng cụ thể vào thị trường tiền mã hóa:
 - Hầu hết các nghiên cứu tập trung vào cổ phiếu và hàng hóa, ít nghiên cứu nào áp dụng vào tiền mã hóa.
 - Thị trường tiền mã hóa có biến động cao, đòi hỏi các phương pháp quản lý rủi ro phù hợp hơn.
2. Cải thiện mô hình dự báo trong các tình huống thị trường cực đoan:
 - Các phương pháp hiện tại chưa phản ánh chính xác tác động của các cú sốc thị trường.
 - Nghiên cứu này sẽ hướng tới việc xây dựng một mô hình kết hợp R-Multiple, Monte Carlo và AI để đánh giá chiến lược giao dịch hiệu quả hơn trong thị trường tiền mã hóa.

Thị trường tiền mã hóa đang phát triển mạnh mẽ nhưng chứa đựng nhiều rủi ro do đặc tính biến động lớn. Các nhà đầu tư cần những công cụ khoa học để đánh giá hiệu quả và rủi ro của chiến lược giao dịch. Trong nghiên cứu này, tác giả sử dụng phương pháp R-Multiple kết hợp với mô phỏng Monte Carlo để phân tích chiến lược EMA Cross trên dữ liệu BTC/USDT từ sàn Binance. EMA Cross được chọn vì nó cân bằng giữa độ nhạy và độ tin cậy, phù hợp với đặc thù biến động của BTC/USDT, đồng thời đã được cộng đồng kiểm chứng là mang lại tín hiệu giao dịch tương đối hiệu quả. Nghiên cứu đóng góp vào lĩnh vực Fintech bằng việc ứng dụng các mô hình toán học nhằm tối ưu hóa chiến lược và quản lý rủi ro.

2. Phương pháp nghiên cứu

Với sự phát triển của Fintech, các công cụ tài chính thông minh, dựa trên các mô hình toán học và mô phỏng, trở nên cực kỳ quan trọng trong việc giúp các nhà đầu tư đánh giá chiến lược giao dịch. Phương pháp R-Multiple và mô phỏng Monte Carlo là hai công cụ có khả năng phân tích và mô phỏng rất mạnh mẽ, giúp đánh giá độ hiệu quả của chiến lược, dự đoán rủi ro và phân thưởng có thể đạt được.

2.1. Tính toán R-Multiple

R-Multiple là một đại lượng đo lường lợi nhuận hoặc thua lỗ của một giao dịch bằng cách so sánh với rủi ro ban đầu. Công thức chung để tính toán R-Multiple như sau:

$$R\text{-Multiple} = (\text{Lợi nhuận})/(\text{Rủi ro ban đầu}) \quad (1)$$

Trong đó:

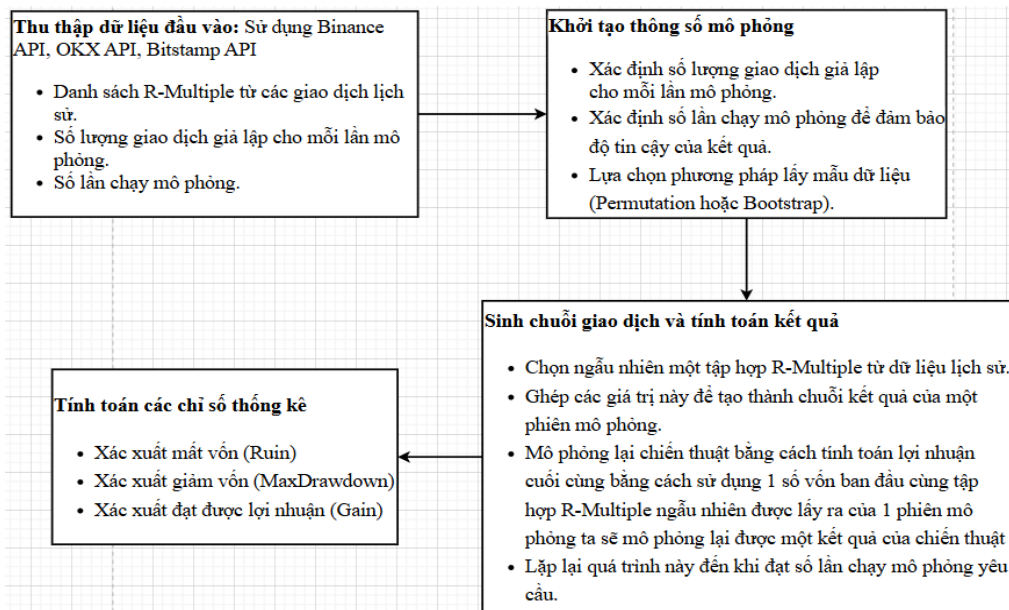
- Lợi nhuận hoặc lỗ trên giao dịch (Profit/Loss): Được tính bằng giá trị vốn chủ sở hữu (equity) sau giao dịch trừ đi vốn ban đầu.
- Rủi ro ban đầu (Initial Risk): Là mức rủi ro được xác định trước cho mỗi lệnh, thông thường dựa trên phần trăm vốn.

2.2. Mô hình mô phỏng Monte Carlo

Monte Carlo sử dụng lấy mẫu ngẫu nhiên để mô phỏng hàng nghìn kịch bản giao dịch, qua đó ước lượng phân phối lợi nhuận, mức sụt giảm vốn và xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư. Quá trình này bao gồm các bước sau (Hình 1):

- Xác định đầu vào: Thu thập dữ liệu lịch sử của chiến lược giao dịch, bao gồm lợi nhuận, thua lỗ, và các yếu tố rủi ro.
- Lấy mẫu ngẫu nhiên: Tạo ra nhiều tập hợp giá trị giả lập dựa trên dữ liệu quá khứ.
- Chạy mô phỏng: Lặp lại quá trình mô phỏng nhiều lần để tạo ra phân phối của lợi nhuận và rủi ro.
- Phân tích kết quả: Đánh giá các chỉ số như kỳ vọng lợi nhuận, rủi ro tối đa, xác suất thua lỗ kéo dài, và mức sụt giảm vốn tối đa.

Bằng cách thực hiện hàng ngàn lần mô phỏng, nhà đầu tư có thể ước lượng được mức độ ổn định của chiến lược giao dịch và khả năng đạt được lợi nhuận trong dài hạn.



Hình 1. Sơ đồ mô hình mô phỏng Monte Carlo

2.3. Chiến lược EMA Cross

Việc thử nghiệm chiến lược giao dịch là một bước quan trọng nhằm đánh giá hiệu quả của hệ thống trước khi áp dụng vào thực tế. Quá trình này giúp nhà đầu tư hiểu rõ hơn về mức độ rủi ro, lợi nhuận kỳ vọng và khả năng thích ứng của chiến lược với điều kiện thị trường.

Trong phần này, chúng tôi sẽ thực hiện kiểm tra một chiến lược giao dịch đơn giản nhưng phổ biến, đó là chiến lược EMA Cross, trên dữ liệu lịch sử của cặp giao dịch BTC/USDT từ sàn Binance Spot.

1. Mô tả các chiến lược được thử nghiệm

Chiến lược được thử nghiệm trong nghiên cứu này là chiến lược EMA Cross, tức là sử dụng hai đường trung bình động hàm mũ (Exponential Moving Average - EMA) để xác định tín hiệu mua và bán. Cụ thể, chiến lược sẽ sử dụng:

- EMA nhanh (fast EMA): 9 chu kỳ
- EMA chậm (slow EMA): 45 chu kỳ
- Tín hiệu mua: Khi đường EMA nhanh cắt lên trên đường EMA chậm.
- Tín hiệu bán: Khi đường EMA nhanh cắt xuống dưới đường EMA chậm.
- Ngoài ra, chiến lược này có một số điều kiện bổ sung:
- Chỉ giao dịch ở vị thế Long (không mở lệnh Short).
- Vốn ban đầu: 100.000 USD.
- Rủi ro ban đầu trên mỗi giao dịch (initial risk): 1% tổng vốn.
- Rủi ro tính theo tổng vốn (equity risk): 50%.
- Slippage (trượt giá): 100% (skid fraction (tỷ lệ trượt) = 1).

Thiết lập Slippage = 100% (skid fraction = 1) được chọn nhằm mô phỏng kịch bản cực đoan nhất, nơi toàn bộ lệnh đều bị khớp ở mức giá bất lợi nhất. Mục đích của lựa chọn này là:

- Kiểm thử độ bền chiến lược: đảm bảo EMA Cross vẫn có thể hoạt động ngay cả khi thị trường trượt giá tối đa.
- Tránh kết quả quá lạc quan: backtest sẽ phản ánh tình huống khắc nghiệt, giúp đánh giá thực tế hơn.

Bằng cách áp dụng các quy tắc này, hệ thống giao dịch sẽ xác định các điểm vào lệnh và thoát lệnh trên dữ liệu lịch sử của thị trường BTC/USDT, từ đó đo lường hiệu suất của chiến lược trong một khoảng thời gian dài.

2. Kết quả thử nghiệm trên dữ liệu lịch sử

Sau khi áp dụng chiến lược EMA Cross trên dữ liệu lịch sử của BTC/USDT từ ngày 17/08/2017 đến 01/01/2025, chúng tôi thu được kết quả như sau:

- Vốn cuối kỳ (Final Equity): 215.333,34 USD
- Lợi nhuận trên vốn đầu tư (ROI): 115,33%
- Tổng số giao dịch thực hiện: 36 giao dịch
- Tỷ lệ thắng (Winrate): 33,33%
- Mức lỗ tối đa trên mỗi giao dịch: -3,857%
- Số giao dịch thua lỗ liên tiếp nhiều nhất: 6 giao dịch
- Chỉ số SQN (System Quality Number): 1,337
- Tốc độ tăng trưởng kép hàng năm (CAGR): 10,959%
- Tỷ lệ MAR (Maximum Adverse Ratio): 0,421

Về mức sụt giảm (drawdown), kết quả được chia thành ba phương pháp tính toán khác nhau:

- Mức sụt giảm lớn nhất theo từng giao dịch:
Mức sụt giảm tối đa: -11,557% (24.527,67 USD)
Thời gian chịu mức sụt giảm: 1.091 ngày (từ 24/04/2021 đến 19/04/2024)
- Mức sụt giảm lớn nhất theo giá đóng cửa:
Mức sụt giảm tối đa: -25,021% (61.731,19 USD)
Thời gian chịu mức sụt giảm: 1.359 ngày (từ 13/04/2021 đến 01/01/2025)
- Mức sụt giảm lớn nhất theo mức giá cao nhất - thấp nhất:
Mức sụt giảm tối đa: -26,041% (65.017,99 USD)
Thời gian chịu mức sụt giảm: 1.358 ngày (từ 14/04/2021 đến 01/01/2025)

Nhìn chung, chiến lược EMA Cross đã giúp tăng trưởng vốn từ 100.000 USD lên hơn 215.000 USD trong khoảng thời gian hơn 7 năm. Tuy nhiên, tỷ lệ thắng của chiến lược chỉ đạt 33,33%, cho thấy rằng phần lớn lợi nhuận đến từ những giao dịch thắng lớn hơn so với mức lỗ từ các giao

dịch thua. Điều này cũng thể hiện rõ qua mức sụt giảm vốn cao, đặc biệt là khi xét theo giá đóng cửa và giá cao/thấp nhất.

Kết quả trên cho thấy chiến lược EMA Cross có tiềm năng sinh lợi nhưng cần được tối ưu hóa thêm để giảm mức độ sụt giảm vốn và tăng tỷ lệ chiến thắng. Các yếu tố như điều chỉnh tham số EMA, tối ưu hóa kích thước vị thế, hoặc áp dụng các bộ lọc xu hướng có thể giúp cải thiện hiệu suất của hệ thống.

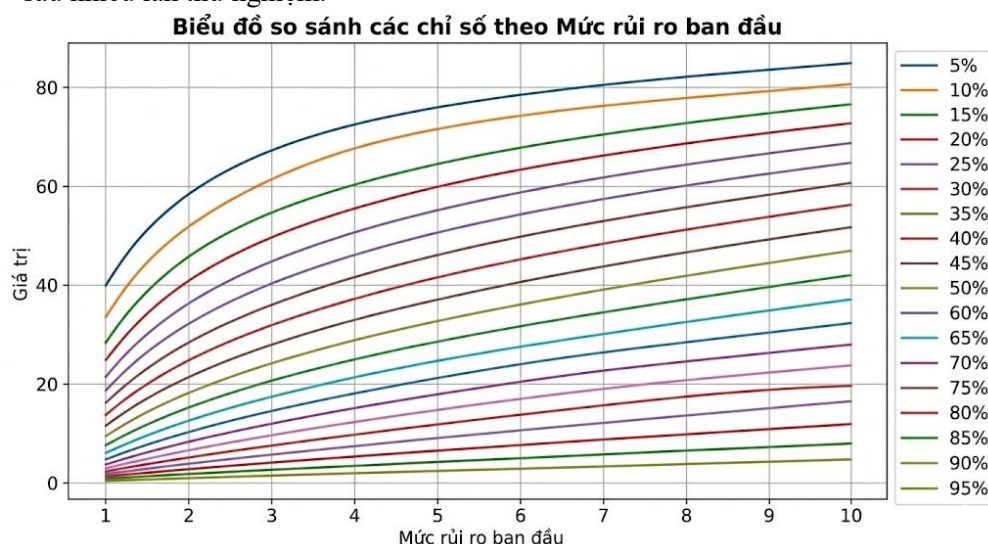
3. Kết quả

Phần này trình bày các kết quả từ mô phỏng Monte Carlo nhằm đánh giá độ bền vững của chiến lược giao dịch EMA Cross. Các kết quả được thể hiện qua bốn bảng chính: Kết quả Xác suất mất vốn, Kết quả Mục tiêu lợi nhuận, Kết quả Mức sụt giảm lớn nhất, và Kết quả phân tích.

Với mô phỏng Monte Carlo ta sẽ tối ưu bằng cách chạy 10,000 mẫu giả lập

Kết quả Xác suất mất vốn (Hình 2) cho thấy tỷ lệ tài khoản bị “cháy” (ruin probability) theo từng mức rủi ro ban đầu (tỷ lệ rủi ro ban đầu tính trên tổng vốn).

- Khi tỷ lệ rủi ro ban đầu tăng, xác suất "mất toàn bộ vốn đầu tư" cũng tăng lên đáng kể.
- Với mức rủi ro ban đầu = 5%, xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư một lần thử nghiệm là 38,92%, nhưng sau 10 lần thử, xác suất này tăng lên 84,182%.
- Khi rủi ro ban đầu cao hơn (30%-35%), tài khoản có khả năng bị cháy gần như chắc chắn sau nhiều lần thử nghiệm.



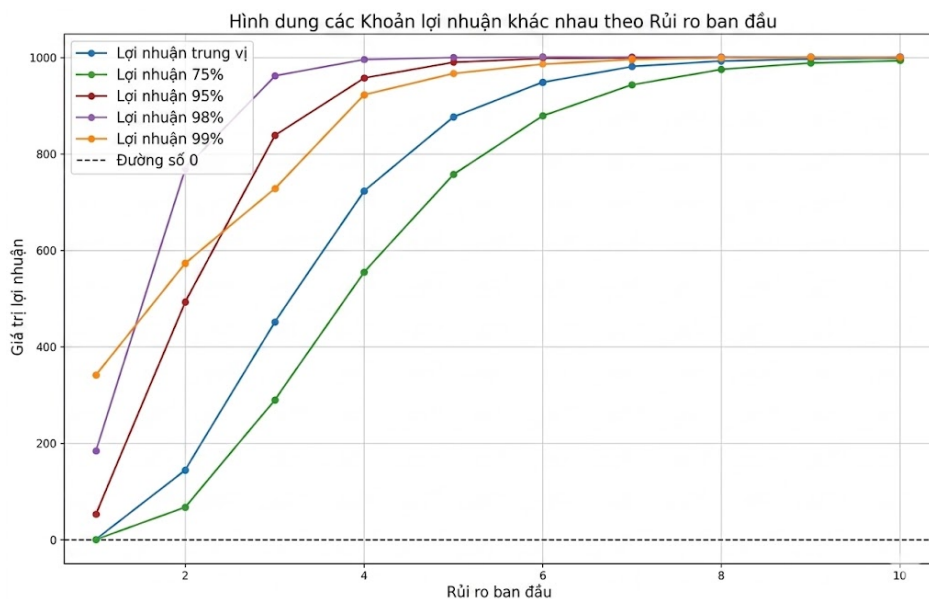
Hình 2. Biểu đồ xác suất mất vốn theo mức rủi ro ban đầu

Kết quả Mục tiêu lợi nhuận (Hình 3) thể hiện lợi nhuận kỳ vọng ở nhiều mức phần trăm khác nhau (Lợi nhuận trung vị, 75% Lợi nhuận, 95% Lợi nhuận, 98% Lợi nhuận, 99% Lợi nhuận) theo từng mức mức rủi ro ban đầu.

• Khi tăng mức rủi ro, lợi nhuận kỳ vọng có xu hướng tăng, nhưng rủi ro lỗ ở mức 95%, 98%, và 99% cũng tăng mạnh.

• Với mức rủi ro ban đầu = 1%, lợi nhuận trung vị là 100,83, nhưng có 5% khả năng bị lỗ trên -3,32%.

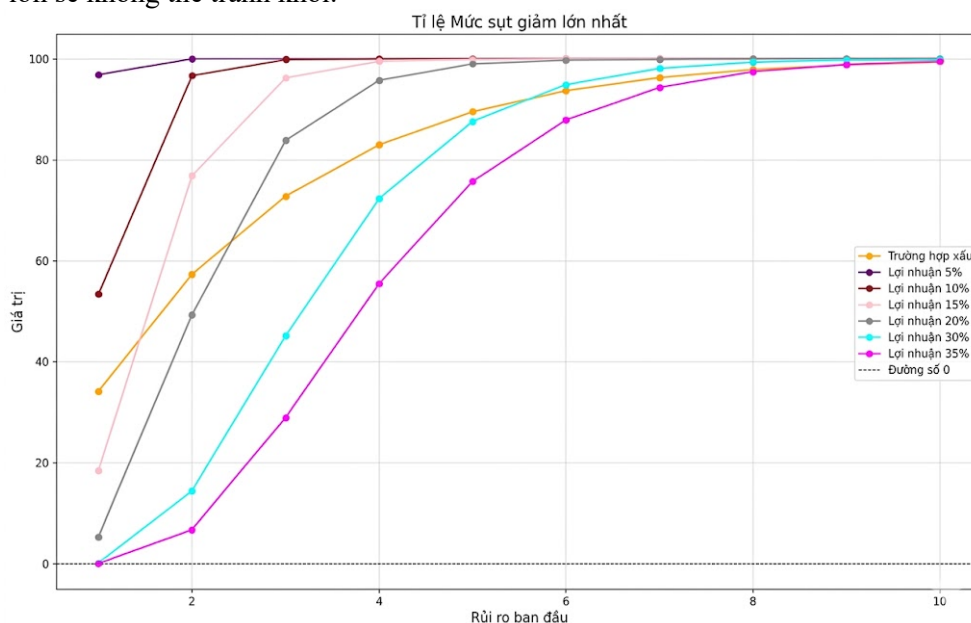
• Khi mức rủi ro ban đầu = 10%, lợi nhuận trung vị tăng lên 1.029,7%, nhưng rủi ro lỗ ở mức 95% là -77,24%, tức là có khả năng lỗ lớn trong một số kịch bản.



Hình 3. Biểu đồ lợi nhuận kỳ vọng theo mức rủi ro ban đầu

Kết quả Mức sụt giảm lớn nhất (Hình 4) hiển thị mức sụt giảm tài khoản lớn nhất trong các tình huống xấu nhất theo mức rủi ro ban đầu.

- Khi mức rủi ro ban đầu thấp (5%), Mức sụt giảm lớn nhất cao nhất là 40,30%, nghĩa là tài khoản có thể giảm 40% tại một thời điểm.
- Với mức rủi ro ban đầu = 30%, Mức sụt giảm lớn nhất tăng mạnh lên 99,83%, tức là tài khoản gần như chắc chắn bị xóa sạch trong trường hợp xấu nhất.
- Điều này nhấn mạnh tầm quan trọng của quản lý rủi ro, vì nếu đặt rủi ro quá cao, khả năng chịu lỗ lớn sẽ không thể tránh khỏi.



Hình 4. Biểu đồ mức sụt giảm tài khoản tối đa theo mức rủi ro ban đầu

Kết quả phân tích (Bảng 1) phân tích tổng hợp các chỉ số quan trọng từ ba kết quả: Xác suất mất vốn, Mục tiêu lợi nhuận, Mức sụt giảm lớn nhất và cung cấp cái nhìn tổng thể về mức độ rủi ro và lợi nhuận của chiến lược.

- Khi chọn mức rủi ro ban đầu = 10%, lợi nhuận trung bình cao (1.029,7%) nhưng xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư cao (63,77%).

- Khi chọn mức rủi ro ban đầu = 1%, lợi nhuận trung bình thấp hơn (100,83%), nhưng xác suất mất toàn bộ vốn đầu tư rất thấp (0,53%), và mức sụt giảm vốn thấp nhất (1,07%).

- Giá trị ORDS (Optimal Risk - Drawdown Score) cho thấy mức rủi ro thấp nhất với tỷ suất lợi nhuận hợp lý nhất ở mức 1% mức rủi ro ban đầu.

Bảng 1. Bảng kết quả phân tích ORDS

Chiến lược	Mức rủi ro ban đầu	Mục tiêu lợi nhuận	Xác suất mất vốn	Mức sụt giảm vốn	ORDS	Lợi nhuận trung bình	Lợi nhuận trung vị	75% Lợi nhuận	95% Lợi nhuận	98% Lợi nhuận	99% Lợi nhuận
Lợi nhuận tối đa	10	83,13	63,77	99,97	0,01	355.419,18	1.029,70	97,31	-77,25	-89,6	-93,61
Lợi nhuận trung vị	10	83,13	63,77	99,97	0,01	355.419,18	1.029,70	97,31	-77,25	-89,6	-93,61
Chiến lược tài chính an toàn	1	93,64	0,53	1,07	92,14	159,99	100,83	40,79	-3,32	-12,78	-17,48
<1% xác suất mất vốn	1	93,64	0,53	1,07	92,14	159,99	100,83	40,79	-3,32	-12,78	-17,48
>0% xác suất mất vốn	1	93,64	0,53	1,07	92,14	159,99	100,83	40,79	-3,32	-12,78	-17,48
Mất vốn ở giai đoạn cuối	1	93,64	0,53	1,07	92,14	159,99	100,83	40,79	-3,32	-12,78	-17,48
ORDS tối đa	1	93,64	0,53	1,07	92,14	159,99	100,83	40,79	-3,32	-12,78	-17,48

Kết quả thử nghiệm trên dữ liệu lịch sử BTC/USDT cho thấy vốn tăng từ 100.000 USD lên 215.333 USD (ROI = 115,3%) sau hơn 7 năm. Tuy nhiên, tỷ lệ thắng chỉ đạt 33,3% và mức sụt giảm vốn lên tới 25%. Phân phối R-Multiple cho thấy đa số giao dịch lỗ nhỏ, trong khi một số ít giao dịch mang lại lợi nhuận rất lớn ($R > 20$). Kết quả mô phỏng Monte Carlo với 10.000 mẫu thử cho thấy nguy cơ mất toàn bộ vốn đầu tư tăng mạnh khi mức rủi ro ban đầu vượt quá 5%. Điều này khẳng định tầm quan trọng của việc tối ưu hóa quản lý vốn.

4. Kết luận

Thông qua việc sử dụng R-multiple, nghiên cứu đã định lượng kết quả giao dịch một cách rõ ràng hơn, không chỉ dựa trên lợi nhuận tuyệt đối mà còn xem xét mức độ rủi ro của từng giao dịch, từ đó giúp nhà giao dịch có cái nhìn thực tế hơn về kỳ vọng lợi nhuận và khả năng kiểm soát rủi ro trong dài hạn. Bên cạnh đó, phương pháp mô phỏng Monte Carlo được áp dụng để kiểm tra sự ổn định của chiến lược trong nhiều điều kiện thị trường khác nhau, qua đó xác định phạm vi biến động lợi nhuận tiềm năng và hỗ trợ xây dựng kế hoạch quản lý vốn cũng như chuẩn bị cho các kịch bản bất lợi. Đặc biệt, nghiên cứu tập trung vào thị trường tiền mã hóa – một thị trường có tính biến động cao – với các thử nghiệm thực tế cho thấy cả ưu điểm lẫn hạn chế của chiến lược EMA Cross, đồng thời chỉ ra những điểm cần tối ưu để phù hợp hơn với đặc thù của thị trường này.

Việc kết hợp R-multiple và mô phỏng Monte Carlo trong đánh giá chiến lược EMA Cross trên thị trường tiền mã hóa đã mang lại một cách tiếp cận toàn diện, vừa định lượng hiệu quả giao dịch, vừa kiểm soát rủi ro, đồng thời cung cấp cơ sở thực tiễn để tối ưu hóa chiến lược trong môi trường biến động mạnh.

Lời cảm ơn

Bài báo là sản phẩm của đề tài có mã số T2025-07-07, được tài trợ bởi kinh phí của trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông – Đại học Thái Nguyên. Nhóm tác giả xin chân thành cảm ơn sự tài trợ của nhà trường.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] P. Katsiampa, S. Corbet, and B. Lucey, “Volatility spillover effects in leading cryptocurrencies: A BEKK-MGARCH analysis,” *Financ. Res. Lett.*, vol. 29, pp. 68-74, 2019.
- [2] S. J. H. Shahzad, E. Bouri, D. Roubaud, and L. Kristoufek, “Safe haven, hedge and diversification for G7 stock markets: Gold versus bitcoin,” *Econ. Model.*, vol. 87, pp. 212-224, 2020.
- [3] D. Koutmos, “Return and volatility spillovers among cryptocurrencies,” *Econ. Lett.*, vol. 173, pp. 122-127, 2018.
- [4] M. Yadav, “Behavioral biases of cryptocurrency investors: a prospect theory model to explain cryptocurrency returns,” *Review of Behavioral Finance*, vol. 16, no. 4, pp. 643-667, 2024.
- [5] D. French, “Exploring household financial strain dynamics,” *International Review of Financial Analysis*, vol. 86, 2023, Art. no. 102469.
- [6] V. K. Tharp, *Trade your way to financial freedom*, 2 ed., New York: McGraw-Hill, 2007.
- [7] R. Cont, “Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues,” *Quant. Finance*, vol. 1, no. 2, pp. 223-236, 2001.
- [8] W. Mensi, A. Sensoy, X. V. Vo, and S. H. Kang, “Impact of COVID-19 outbreak on asymmetric multifractality of gold and oil prices,” *Resources Policy*, vol. 69, 2020, Art. no. 101829.
- [9] Q. Ji, E. Bouri, C. K. M. Lau, and D. Roubaud, “Dynamic connectedness and integration in cryptocurrency markets,” *International Review of Financial Analysis*, vol. 63, pp. 257-272, 2019.
- [10] P. Glasserman and X. Xu, “Robust risk measurement and model risk,” *Quant. Finance*, vol. 14, no. 1, pp. 29-58, 2014.
- [11] T. Xu, “The application of Monte Carlo simulation for risk and behavior analysis in financial markets,” *Highlights in Business, Economics and Management*, vol. 45, pp. 19-24, 2024.
- [12] P. Li and R. Feng, “Nested Monte Carlo simulation in financial reporting: a review and a new hybrid approach,” *Scand. Actuar. J.*, vol. 2021, no. 9, pp. 744-778, 2021.
- [13] A. Deep, “Advanced financial market forecasting: integrating Monte Carlo simulations with ensemble Machine Learning models,” *Quant. Finance Econ.*, vol. 8, no. 2, pp. 286-314, 2024.
- [14] A. Vo and C. Yost-Bremm, “A high-frequency algorithmic trading strategy for cryptocurrency,” *Journal of Computer Information Systems*, vol. 60, no. 6, pp. 555-568, 2020.
- [15] A. Aghamohammadi and H. Dastkhan, “Pair trading with high-frequency data in the cryptocurrency market,” *China Finance Review International*, vol. 16, no. 3, pp. 345-367, 2025.
- [16] I. Makarov and A. Schoar, “Cryptocurrencies and decentralized finance (DeFi),” *Brookings Pap. Econ. Act.*, vol. 2022, no. 1, pp. 141-215, 2022.
- [17] R. Buse, K. Görgen, and M. Schienle, “Predicting value at risk for cryptocurrencies with generalized random forests,” *Int. J. Forecast.*, vol. 41, no. 3, pp. 1199-1222, 2025.