
ĐỘ HIỆU QUẢ THÔNG TIN CỦA THỊ TRƯỜNG CHỨNG KHOÁN VIỆT NAM SO VỚI CÁC NƯỚC ASEAN TRƯỚC VÀ TỪ KHI CÓ COVID-19

Mai Cẩm Tú

Khoa Toán kinh tế, Trường Đại học Kinh tế Quốc dân

Email: tumc@neu.edu.vn

Bùi Dương Hải

Khoa Toán kinh tế, Trường Đại học Kinh tế Quốc dân

Email: haibd@neu.edu.vn

Mã bài: JED-1720

Ngày nhận: 09/04/2024

Ngày nhận bản sửa: 15/07/2024

Ngày duyệt đăng: 24/07/2024

Mã DOI: 10.33301/JED.VI.1720

Tóm tắt:

Bài viết này áp dụng công thức tính chỉ số hiệu quả thông tin thị trường do Kristoufek và Vosvra đề xuất năm 2014 để tính toán chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán của các nước trong ASEAN-6. Việc tính toán được thực hiện với chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán của Indonesia, Malaysia, Philippines, Singapore, Thái Lan và Việt Nam cho hai giai đoạn: trước COVID-19 (2016 - 2019) và từ khi có COVID-19 (2020 - 2023). Kết quả cho thấy mức độ hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán Philippines, Singapore, Thái Lan và Việt Nam được cải thiện qua hai giai đoạn trong khi thị trường Indonesia và Malaysia ở giai đoạn sau kém hiệu quả thông tin hơn giai đoạn trước. Ngoài ra, xếp hạng dựa vào chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán Việt Nam cũng được cải thiện cho thấy mức độ phản ánh thông tin sẵn có của giá chứng khoán tại thị trường Việt Nam được cải thiện tốt hơn so với các nước khác trong ASEAN-6.

Từ khóa: Chỉ số hiệu quả thông tin, entropy xấp xỉ, giá trị fractal dimension, số mũ Hurst, ASEAN-6.

Mã JEL: C00, C10.

The information efficiency of Vietnam's stock market compared to ASEAN countries before and since COVID-19

Abstract:

This study applies the market information efficiency index formula proposed by Kristoufek & Vosvra in 2014 for calculating the information efficiency index of the stock markets of ASEAN-6 countries. The calculation is performed with the return series of the main stock indices of Indonesia, Malaysia, the Philippines, Singapore, Thailand, and Vietnam for two periods: (i) before COVID-19 (2016 - 2019), and (ii) since COVID-19 (2020-2023). The results reveal that the information efficiency index of the stock markets of the Philippines, Singapore, Thailand, and Vietnam improved over the two periods while Indonesia's market and Malaysian's market in the later period were less information efficient than in the previous period. In addition, Vietnam's improvement in market ranking based on the information efficiency index shows that the ability to reflect stock prices' available information in Vietnam's market is more effective than that of other countries in ASEAN-6.

Keywords: Information efficiency index, approximate entropy, fractal dimension, Hurst exponent, ASEAN-6.

JEL Codes: C00, C10.

1. Giới thiệu

Thị trường hiệu quả là khái niệm được sử dụng rộng rãi trong lý thuyết tài chính từ giữa thế kỉ XX. Từ những năm 1960, Fama đã trình bày khái niệm “thị trường hiệu quả” trong luận văn tiến sĩ của mình, sau đó ông và nhiều nhà khoa học khác đã tiếp tục nghiên cứu và phát triển khái niệm này thành lý thuyết thị trường hiệu quả. Đến năm 1970, Fama cho rằng thị trường hiệu quả là thị trường mà tại đó giá luôn phản ánh đầy đủ những thông tin sẵn có (Fama, 1970). Tại thị trường hiệu quả, các thông tin liên quan đến giá được xử lý hoàn toàn theo cơ chế thị trường, các nhà đầu tư không thể dự đoán được lợi nhuận của chuỗi giá trị dựa vào các thông tin đã công khai để từ đó thu được lợi nhuận vượt trội trên thị trường.

Trong lý thuyết thị trường hiệu quả, có ba giả thuyết thị trường hiệu quả là thị trường hiệu quả dạng yếu, thị trường hiệu quả dạng trung bình và thị trường hiệu quả dạng mạnh. Thị trường là hiệu quả dạng yếu nếu giá của tài sản phản ánh đầy đủ thông tin về giá đã công khai trong quá khứ mà các nhà đầu tư có thể dễ dàng tiếp cận. Thị trường là hiệu quả dạng trung bình nếu giá của tài sản phản ánh đầy đủ thông tin về giá đã công khai trong quá khứ và cả các thông tin vừa công bố xong, nhà đầu tư không thể dựa vào thông tin quá khứ và thông tin vừa công bố để mua rẻ bán đắt trên thị trường. Thị trường là hiệu quả dạng mạnh nếu giá của tài sản phản ánh đầy đủ thông tin về giá đã công khai trong quá khứ, thông tin vừa công bố và thông tin nội bộ, nhà đầu tư biết thông tin nội bộ sẽ ngay lập tức mua bán trên thị trường làm cho giá tài sản thay đổi và họ không còn kiếm lợi được nữa.

Trong vài năm gần đây có khá nhiều nghiên cứu về thị trường hiệu quả đối với thị trường chứng khoán các nước ASEAN. Chẳng hạn, các bài viết của Trần Thị Tuấn Anh (2018) đã sử dụng entropy xấp xỉ để chỉ ra rằng thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6 đều không đạt hiệu quả dạng yếu. Nguyễn Thị Huyền Mỹ & Trương Đông Lộc (2022) đã ước lượng số mũ Hurst cho chuỗi lợi suất của chỉ số VN30 của Việt Nam trước và sau COVID-19 và kết luận rằng thị trường chứng khoán Việt Nam ở cả hai giai đoạn đều không đạt thị trường hiệu quả dạng yếu. Pontoh & Budiarso (2022) đã kiểm định giả thuyết thị trường hiệu quả bằng cách sử dụng lý thuyết bước ngẫu nhiên và chỉ ra rằng vào năm 2020 và 2021, chỉ có thị trường Singapore năm 2021 đạt điều kiện hiệu quả dạng yếu. Tuy vậy, chưa có bài viết nào ước lượng và so sánh chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường các nước ASEAN-6 theo công thức của Kristoufek & Vosvra (2014). Bài viết này sẽ dựa trên khái niệm thị trường hiệu quả dạng yếu để ước lượng chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6 theo công thức của Kristoufek & Vosvra (2014), từ đó xếp hạng tính hiệu quả thông tin trên thị trường chứng khoán của các nước này trong hai giai đoạn: trước COVID-19 và từ khi có COVID-19.

2. Tổng quan nghiên cứu

Theo mục 1, tại thị trường hiệu quả dạng yếu, mọi nhà đầu tư đều không có lợi thế trong việc dự báo lợi nhuận của chỉ số chứng khoán dựa vào dữ liệu lịch sử của chỉ số đó. Theo Kristoufek & Vosvra (2014) nếu một chuỗi giá có tính chất nhớ dài hạn, có xu thế ngắn hạn hoặc có mức độ ngẫu nhiên thấp thì nhà đầu tư có thể dự báo lợi nhuận của chuỗi và có thể thu được lợi nhuận vượt trội từ việc dự báo này. Như vậy, nếu một chuỗi chỉ số chứng khoán đại diện cho thị trường nào đó có các tính chất vừa nêu thì có thể nói thị trường đó không phải là thị trường hiệu quả. Do đó, việc nghiên cứu tính chất nhớ dài hạn, xu thế ngắn hạn và đo lường mức độ ngẫu nhiên của các chuỗi chỉ số chứng khoán là một trong các cách để kiểm định giả thuyết thị trường hiệu quả.

Một chuỗi giá có tính chất nhớ dài hạn nếu những cú sốc rất xa trong quá khứ vẫn có ảnh hưởng đến giá hiện tại. Trong nhiều nghiên cứu gần đây, các nhà khoa học dùng số mũ Hurst để đặc trưng cho tính chất nhớ dài hạn của chuỗi giá. Chẳng hạn, Cajueiro & Tabak (2005) đã dùng số mũ Hurst để xếp hạng mức độ hiệu quả của thị trường chứng khoán 13 nước và kết luận rằng thị trường chứng khoán các nước châu Á hiệu quả hơn các nước Mỹ La tinh. Eom & cộng sự (2008) đã ước lượng số mũ Hurst cho 60 chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán ở nhiều nước khác nhau và chỉ ra rằng số mũ Hurst là hữu ích cho việc dự đoán sự thay đổi giá trong tương lai. Sensoy (2013) đã phân tích số mũ Hurst của 15 chuỗi chỉ số chứng khoán của các nước khác nhau và chỉ ra rằng các thị trường này đều có tính chất nhớ dài hạn đồng thời tính chất này thay đổi theo thời gian. Nguyễn Thị Huyền Mỹ & Trương Đông Lộc (2022) đã ước lượng số mũ Hurst của chuỗi lợi suất của chỉ số VN30 giai đoạn trước và sau đại dịch COVID-19, kết luận rút ra là cả hai giai đoạn đều có số mũ *Hurst* lớn hơn 0,5, nghĩa là thị trường ở cả hai giai đoạn đều không phải là thị trường hiệu quả.

Với các chuỗi giá có xu thế ngắn hạn thì nhà đầu tư có thể dự báo lợi nhuận của chuỗi trong ngắn hạn. Xu thế ngắn hạn của chuỗi dữ liệu sẽ làm cho bề mặt chuỗi trở nên gồ ghề (roughness). Để đặc trưng cho sự gồ ghề của bề mặt chuỗi người ta sử dụng giá trị fractal dimension. Gneiting & cộng sự (2012) đã tổng hợp nhiều phương pháp để ước lượng giá trị fractal dimension cho một chuỗi thời gian và giới thiệu gói lệnh fractaldim để ước lượng giá trị này. Bhatt & cộng sự (2015) đã ước lượng giá trị fractal dimension cho các chuỗi như CPI, giá vàng, chỉ số Dow Jones, ... và chỉ ra rằng giá trị này có thể dùng để dự báo các chuỗi đó. Machado (2020) đã phân tích đồ thị của giá trị fractal dimension của chỉ số Dow Jones qua nhiều thời kỳ và kết luận về tính chất phức tạp của chuỗi giá trị này.

Để đo lường tính ngẫu nhiên của chuỗi thời gian, bài viết này sử dụng entropy xấp xỉ. Entropy xấp xỉ được dùng trong các nghiên cứu về y học, viễn thông, kinh tế và khoa học Trái Đất. Bonal & Marshak (2019) đã giải thích lý thuyết liên quan đến entropy xấp xỉ, kỹ thuật tính toán và mã nguồn để ước lượng giá trị này. Assaf & cộng sự (2022) đã ước lượng entropy xấp xỉ của các chuỗi giá tiền số trong giai đoạn trước và giai đoạn sau đại dịch COVID-19, kết quả cho thấy có sự gia tăng tính ngẫu nhiên của các chuỗi giá trong giai đoạn sau đại dịch COVID-19. Trần Thị Tuấn Anh (2018) đã tính entropy xấp xỉ cho các chuỗi chỉ số chứng khoán và chuỗi tỉ suất sinh lời của các chỉ số đó của các nước ASEAN-6 và kết luận rằng chuỗi tỉ suất sinh lời có tính ngẫu nhiên cao hơn bản thân chuỗi chỉ số chứng khoán. Ngoài ra, chuỗi chỉ số của Singapore có tính ngẫu nhiên cao nhất và chuỗi chỉ số của Indonesia có tính ngẫu nhiên thấp nhất.

Trong các nghiên cứu ở trên, số mũ Hurst, giá trị fractal dimension và entropy xấp xỉ được nghiên cứu riêng để đánh giá mức độ hiệu quả của thị trường. Do mỗi chỉ số chỉ thể hiện được một mặt nào đó của chuỗi số liệu nên Kristoufek & Vosvra (2014) đã đề xuất công thức tính toán chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường dựa vào cả ba giá trị đề cập ở trên. Sau khi tính toán chỉ số hiệu quả thị trường của thị trường chứng khoán 38 nước, Kristoufek đã xếp hạng các thị trường này và kết luận rằng Hà Lan là nước có thị trường chứng khoán hiệu quả nhất. Mai Cẩm Tú (2019) đã áp dụng công thức chỉ số hiệu quả thông tin thị trường của Kristoufek & Vosvra (2014) để tính chỉ số hiệu quả của chuỗi VN Index và HNX Index của Việt Nam trong 3 giai đoạn (2000 - 2008, 2009 - 2012 và 2013 - 2019) và kết luận rằng thị trường chứng khoán Việt Nam ở giai đoạn sau kém hiệu quả hơn giai đoạn trước.

Bài viết này sẽ tính toán chỉ số hiệu quả thông tin cho thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6 ở hai giai đoạn là trước COVID-19 (từ ngày 1 tháng 1 năm 2016 đến ngày 31 tháng 12 năm 2019) và từ khi có COVID-19 (từ ngày 1 tháng 1 năm 2020 đến ngày 31 tháng 12 năm 2023). Dựa vào giá trị chỉ số hiệu quả thông tin thị trường tính được có thể xếp hạng độ hiệu quả thông tin của thị trường sáu nước và so sánh Việt Nam với các nước còn lại, từ đó đưa ra một số ý kiến đề xuất cho nhà đầu tư và nhà quản lí thị trường.

3. Cơ sở lý thuyết và phương pháp ước lượng

3.1. Phương pháp ước lượng số mũ Hurst

Có nhiều phương pháp để ước lượng số mũ Hurst như phương pháp tỉ lệ R/S (*rescaled range*), phương pháp phân tích xu hướng biến động (DFA – *detrended fluctuation analysis*), phương pháp trung bình động giảm dần (DMA – *detrending moving average*), phương pháp ước lượng Whittle, phương pháp ước lượng GPH, ... Phần mềm R cung cấp các gói lệnh để ước lượng số mũ Hurst theo các phương pháp vừa nêu. Các kết quả ước lượng được theo từng phương pháp có thể bị sai lệch, do đó bài viết này ước lượng số mũ Hurst theo hai cách là phương pháp phân tích tỉ lệ R/S và phương pháp phân tích xu hướng biến động DFA. Số mũ Hurst sẽ được tính là trung bình cộng của hai kết quả ước lượng ở trên.

Phương pháp phân tích tỉ lệ R/S do Hurst (1951) đề xuất. Theo phương pháp này, để tìm số mũ Hurst của chuỗi dừng x_1, x_2, \dots, x_T thì cần tìm trung bình của chuỗi là \bar{x} , và độ lệch chuẩn của chuỗi là $S = \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2 / T}$. Sau đó tính giá trị:

$$R = \max_{1 \leq t \leq T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x}) - \min_{1 \leq t \leq T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x}). \quad (1)$$

Số mũ Hurst được ước tính dựa vào công thức $\frac{R}{S} = \left(\frac{T}{2}\right)^H$.

Phương pháp phân tích xu hướng biến động DFA do Peng & cộng sự (1994a, 1994b) giới thiệu và ứng

dụng khi phân tích chuỗi DNA. Năm 2013, khi ước lượng số mũ *Hurst* của các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán, Kristoufek & Vosvra đã trình bày phương pháp DFA như sau: từ chuỗi thời gian dừng x_1, x_2, \dots, x_T tính chuỗi $y_t = \sum_{k=1}^t (x_k - \bar{x})$, $t = 1, T$. Sau đó chuỗi y_1, y_2, \dots, y_T được chia thành các hộp nhỏ không chồng lên nhau có độ rộng bằng nhau là h và ước lượng đa thức bậc hai phù hợp trên hộp thứ j kí hiệu là $y_j(t)$. Hàm biến động được tính theo công thức:

$$F_{DFA}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [y_t - y_j(t)]^2. \quad (2)$$

Quá trình trên được thực hiện lặp đi lặp lại nhiều lần với các giá trị h lần lượt từ 5 đến phần nguyên của $T/5$. Cuối cùng, ước lượng mô hình hồi quy tuyến tính đơn với biến phụ thuộc là $\ln(F_{DFA}^2)$ và biến độc lập là $\ln(h)$, hệ số góc ước lượng được chính là số mũ *Hurst* cần tìm.

3.2. Phương pháp ước lượng giá trị fractal dimension

Gneiting & cộng sự (2012) đã tổng hợp từ nhiều tài liệu và nêu ra nhiều phương pháp ước lượng giá trị *fractal dimension* như phương pháp đếm hộp (*Box-counting method*), phương pháp ước lượng Genton, phương pháp ước lượng Hall-Wood, phương pháp ước lượng biến thiên, ... Trong phần mềm R, có thể sử dụng gói lệnh *fractaldim* để ước lượng giá trị *fractal dimension* theo các phương pháp vừa nêu. Bài viết này sẽ ước lượng giá trị *fractal dimension* theo phương pháp đếm hộp và phương pháp Genton. Kết quả ước lượng giá trị *fractal dimension* là trung bình cộng của hai giá trị ước lượng được ở trên.

Phương pháp đếm hộp được phát triển bởi Achard & Coeurjolly (2010). Đến năm 2012, Gneiting & cộng sự (2012) đã trình bày ý tưởng của phương pháp đếm hộp như sau: ban đầu đồ thị chuỗi thời gian được bao phủ bởi 1 hộp lớn, sau đó chia hộp đó thành 4 hộp bằng nhau và đếm số hộp cần thiết để bao phủ hết chuỗi; tiếp tục chia mỗi hộp nhỏ thành 4 hộp bằng nhau (như vậy có tổng số 16 hộp) và tiếp tục đếm số hộp cần thiết để bao phủ hết chuỗi dữ liệu; quá trình chia hộp và đếm được lặp đi lặp lại nhiều lần. Với hộp có chiều rộng là h nào đó thì cần đến $N(h)$ hộp để phủ kín được chuỗi dữ liệu. Ước lượng mô hình hồi quy tuyến tính đơn với biến phụ thuộc là $\ln(N(h))$ và biến độc lập là $\ln(h)$, hệ số góc ước lượng được chính là giá trị *fractal dimension* cần tìm.

Phương pháp Genton do Genton (1998) đề xuất năm 1998, là phương pháp ước lượng moment dựa trên giá trị *variogram* và phương pháp đếm hộp. Chuỗi thời gian dừng x_1, x_2, \dots, x_T được chia thành các hộp có chiều rộng $h = l/T$ với $l = 1, 2, \dots$ và tính toán giá trị *variogram* theo công thức $V\left(\frac{l}{T}\right) = \frac{1}{2(T-l)} \sum_{i=1}^n (x_{i/T} - x_{(i-l)/T})^2$. Từ đó ước tính giá trị *fractal dimension* theo công thức:

$$\hat{D} = 2 - \frac{1}{2} \cdot \frac{\left[\ln V\left(\frac{2}{T}\right) - \ln V\left(\frac{1}{T}\right) \right]}{\ln(2)}. \quad (3)$$

3.3. Entropy xấp xỉ

Công thức tính entropy xấp xỉ do Pincus (1991) giới thiệu. Với chuỗi thời gian x_1, x_2, \dots, x_T cố định giá trị m là một số nguyên và tính các khoảng cách $d[i, j] = \max_{k=1, 2, \dots, m} |x_{i+k-1} - x_{j+k-1}|$. Khi đó hàm $\mathbf{1}_{d[i, j] \leq r}$ là hàm nhận giá trị 1 nếu điều kiện $d[i, j] \leq r$ được thỏa mãn, và nhận giá trị 0 trong trường hợp ngược lại. Sau đó tính các giá trị:

$$\phi^m(r) = \frac{1}{T - m + 1} \log \left(\frac{\sum_{j=1}^{T-m+1} \mathbf{1}_{d[i, j] \leq r}}{T - m + 1} \right). \quad (4)$$

Giá trị entropy xấp xỉ được tính theo công thức:

$$ApEn(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r) \quad (5)$$

Bài viết này chọn $m = 2$ và $r = 0,2s$, với s là độ lệch chuẩn mẫu của chuỗi ban đầu để tính toán entropy xấp xỉ cho các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán và kí hiệu giá trị entropy xấp xỉ tính được là $ApEn$.

3.4. Chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường

Như đã trình bày ở mục 2, Kristoufek & Vosvra (2014) đã giới thiệu công thức tính chỉ số hiệu quả thông tin thị trường dựa trên cả ba giá trị là số mũ *Hurst*, giá trị *fractal dimension* và entropy xấp xỉ. Công thức đó như sau:

$$EI = \sqrt{\left(\frac{H - 0,5}{1}\right)^2 + \left(\frac{D - 1,5}{1}\right)^2 + \left(\frac{ApEn - 1}{2}\right)^2}, \quad (6)$$

trong đó, EI là chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường, H là số mũ *Hurst*, D là giá trị *fractal dimension* và $ApEn$ là *entropy* xấp xỉ của chuỗi thời gian.

Các nghiên cứu của Alessio & cộng sự (2002), Carbone & cộng sự (2004), Matteo & cộng sự (2005) đều chỉ ra rằng số mũ *Hurst* nhận giá trị trong khoảng từ 0 đến 1 và có kì vọng toán bằng 0,5. Nếu một chuỗi có số mũ *Hurst* lớn hơn 0,5 thì có thể nói chuỗi đó có trí nhớ dài hạn dương, nghĩa là sau một sự tăng lên của giá trị trong chuỗi thường sẽ là một sự tăng lên khác và ngược lại. Nếu chuỗi có số mũ *Hurst* nhỏ hơn 0,5 thì nói rằng chuỗi có trí nhớ dài hạn âm, nghĩa là có sự đan xen giữa sự tăng lên và sự giảm xuống của các giá trị trong chuỗi. Nếu chuỗi có số mũ *Hurst* bằng 0,5 thì có thể nói chuỗi đó không có trí nhớ dài hạn. Việc tính chính xác số mũ *Hurst* là khó khăn nên các nghiên cứu thường ước lượng giá trị này theo các phương pháp đã trình bày trong mục 3.1, giá trị ước lượng được kí hiệu là \hat{H} .

Tương tự như số mũ *Hurst*, các nghiên cứu của Gneiting & cộng sự (2012), Bhatt & cộng sự (2015) cũng chỉ ra rằng giá trị *fractal dimension* của chuỗi thời gian sẽ thuộc khoảng từ 1 đến 2 và có kì vọng toán bằng 1,5. Giá trị *fractal dimension* đặc trưng cho độ gồ ghề của chuỗi. Nếu chuỗi có giá trị *fractal dimension* lớn hơn 1,5 thì có thể nói chuỗi có độ gồ ghề lớn, trong ngắn hạn thường xuất hiện sự tăng hoặc giảm đột ngột của các giá trị của chuỗi. Nếu chuỗi có giá trị *fractal dimension* nhỏ hơn 1,5 thì nói rằng bề mặt chuỗi khá mịn, không có hoặc ít có sự bùng nổ giá trị của chuỗi trong ngắn hạn. Nếu chuỗi có giá trị *fractal dimension* bằng 1,5 thì có thể nói chuỗi là ngẫu nhiên, không có xu thế ngắn hạn. Một số phương pháp ước lượng giá trị *fractal dimension* được trình bày ở mục 3.2 ở trên và giá trị ước lượng được kí hiệu là \hat{D} .

Giá trị *entropy* xấp xỉ được dùng để đo lường tính ngẫu nhiên của chuỗi thời gian. Pincus (1991) đã giới thiệu công thức tính *entropy* xấp xỉ $ApEn$ là chứng minh một số định lý về các tính chất của giá trị này. Cả Pincus (1991) và Trần Thị Tuấn Anh (2018) cùng khẳng định rằng một chuỗi có *entropy* xấp xỉ càng nhỏ thì chuỗi càng ngẫu nhiên, ngược lại chuỗi có *entropy* xấp xỉ lớn thì có độ ngẫu nhiên càng kém. Cách tính *entropy* xấp xỉ được trình bày trong mục 3.3 của bài viết này.

Như vậy, không tính chính xác được chỉ số hiệu quả thông tin của một chuỗi nhưng có thể ước lượng giá trị đó theo công thức sau:

$$\hat{EI} = \sqrt{\left(\frac{\hat{H} - 0,5}{1}\right)^2 + \left(\frac{\hat{D} - 1,5}{1}\right)^2 + \left(\frac{ApEn - 1}{2}\right)^2}. \quad (7)$$

4. Kết quả ước lượng và thảo luận

4.1. Dữ liệu

Bài viết chọn nghiên cứu các chỉ số là Jakarta Stock Exchange Composite Index (JKSE) của Indonesia, FTSE Malaysia KLCI (KLSE) của Malaysia, PSEi Composite (PSI) của Philippines, FTSE Straits Times Singapore (STI) của Singapore, SET Index (SETI) của Thái Lan và VN Index (VNI) của Việt Nam. Các chuỗi giá đóng cửa hàng ngày của các chỉ số chứng khoán trên được tải từ trang [investing.com](https://www.investing.com), thời gian từ ngày 1 tháng 1 năm 2016 đến ngày 31 tháng 12 năm 2023. Với mỗi chuỗi giá đóng cửa hàng ngày, chuỗi lợi suất được tính theo công thức $R(i)_t = \ln\left(\frac{P_{it}}{P_{it-1}}\right)$, trong đó i biểu thị chuỗi chỉ số chứng khoán đang dùng để tính lợi suất, P_{it} là giá trị của chuỗi chỉ số chứng khoán tương ứng tại thời điểm đóng cửa của ngày thứ t . Bảng 1 liệt kê một số giá trị thống kê mô tả và kết quả kiểm định tính dừng của các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán giai đoạn trước COVID-19 (2016 - 2019) và giai đoạn từ khi có COVID -19 (2020 - 2023).

Dựa vào kết quả của Bảng 1, có thể thấy trong giai đoạn trước COVID -19, giá trị lợi suất hàng ngày của các chuỗi chỉ số chứng khoán đang xét có trung bình và trung vị đều dương (trừ KLSE của Malaysia có trung bình âm) và hệ số bất đối xứng âm (trừ lợi suất của PSI của Phillipines có hệ số bất đối xứng dương và gần bằng 0). Điều này cho thấy ở Philippines, số ngày có tỉ suất lợi nhuận chứng khoán dương và số ngày có tỉ suất lợi nhuận âm là ngang bằng nhau, trong khi ở năm nước còn lại số ngày có lợi suất dương chiếm tỉ lệ cao trong mẫu.

Bảng 1: Một số giá trị thống kê mô tả và kết quả kiểm định tính dừng của các chuỗi lợi suất

	R(JKSE) Indonesia	R(KLSE) Malaysia	R(PSI) Philippines	R(STI) Singapore	R(SETI) Thái Lan	R(VNI) Việt Nam
Giai đoạn trước COVID-19 (2016 - 2019)						
Số quan sát	969	977	977	1020	977	1000
Trung bình	0,00033	-0,00006	0,00012	0,00011	0,00021	0,00051
Trung vị	0,00075	0,00005	0,00013	0,00000	0,00047	0,00097
Nhỏ nhất	-0,04089	-0,03237	-0,04466	-0,03043	-0,03196	-0,05232
Lớn nhất	0,02813	0,02015	0,03576	0,02656	0,04484	0,03778
Độ lệch chuẩn	0,00806	0,00532	0,01010	0,00737	0,00689	0,00950
Hệ số bất đối xứng	-0,37121	-0,58397	0,01690	-0,12977	-0,15352	-0,65365
Tính dừng:						
Thống kê ADF	-15,4537	-13,5950	-14,6755	-12,8747	-14,2095	-13,3271
Giá trị tới hạn mức 1%	-3,4399	-3,4398	-3,4398	-3,4395	-3,4398	-3,4397
Kết luận	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng
Giai đoạn từ khi có COVID-19 (2020 - 2023)						
Số quan sát	869	980	988	867	968	1000
Trung bình	0,00011	-0,00009	-0,00019	0,00001	-0,00011	0,00016
Trung vị	0,00034	-0,00019	0,00021	0,00028	0,00018	0,00157
Nhỏ nhất	-0,06805	-0,05405	-0,14322	-0,07637	-0,11428	-0,06908
Lớn nhất	0,09704	0,06626	0,07172	0,08717	0,07653	0,04860
Độ lệch chuẩn	0,01119	0,00837	0,01443	0,00991	0,01148	0,01373
Hệ số bất đối xứng	-0,05322	-0,02539	-1,50310	0,04655	-1,92746	-0,99838
Tính dừng:						
Thống kê ADF	-11,2621	-12,7475	-13,6800	-11,0133	-11,1654	-13,13552
Giá trị tới hạn mức 1%	-3,4406	-3,4398	-3,4397	-3,4406	-3,4399	-3,4397
Kết luận	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng	Chuỗi dừng

Nguồn: Các tác giả tự tính toán, sử dụng phần mềm Eviews.

Giai đoạn từ khi có COVID-19, các chuỗi lợi suất của chỉ số chứng khoán Indonesia và Việt Nam đều có trung bình và trung vị dương, hệ số bất đối xứng âm, cho thấy số ngày có lợi suất dương chiếm tỉ lệ cao trong mẫu. Lợi suất của chỉ số KLSE (Malaysia) có hệ số bất đối xứng âm nhưng rất gần với 0, trong khi trung bình và trung vị đều âm, cho thấy những ngày có lợi suất âm chiếm tỉ lệ cao trong mẫu. Lợi suất của các chỉ số chứng khoán của Philippines và Thái Lan có hệ số bất đối xứng âm đồng thời trung bình âm, trung vị dương, cho thấy tỉ lệ những ngày có lợi suất dương lớn trong mẫu nhưng không quá lớn so với tỉ lệ những ngày có lợi suất âm. Riêng lợi suất của chỉ số chứng khoán Singapore có hệ số bất đối xứng dương và gần bằng 0 với trung bình xấp xỉ bằng 0 và trung vị dương, điều này cho thấy tỉ lệ ngày có lợi suất dương và tỉ lệ ngày có lợi suất âm là ngang bằng nhau. Ngoài ra, so sánh độ lệch chuẩn của các chuỗi lợi suất ở hai giai đoạn thì có thể kết luận tất cả các chuỗi lợi suất ở giai đoạn từ khi có COVID-19 đều có độ lệch chuẩn lớn hơn giai đoạn trước COVID-19, nghĩa là các chuỗi lợi suất ở giai đoạn sau đều biến động mạnh hơn ở giai đoạn trước. Mặt khác, ở cả hai giai đoạn, căn cứ và độ lệch chuẩn của các chuỗi lợi suất thì có thể cho rằng chuỗi lợi suất của chỉ số PSI (Philippines) biến động mạnh nhất và chuỗi lợi suất của chỉ số KLSE (Malaysia) là ổn định nhất.

Để kiểm định tính dừng của các chuỗi lợi suất, bài viết này sử dụng kiểm định ADF (Augmented Dickey-Fuller). Dựa vào kết quả ở Bảng 1, có thể kết luận tất cả các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán ở hai giai đoạn đều là chuỗi dừng. Khi đó, có thể thực hiện ước lượng số mũ Hurst, ước lượng giá trị fractal dimension, tính entropy xấp xỉ, từ đó có thể tìm chỉ số hiệu quả thông tin của các chuỗi lợi suất chứng khoán theo công thức (7).

4.2. Kết quả và thảo luận

Theo kết quả từ mục 4.1, các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán đang xét đều là chuỗi dừng nên có thể ước lượng các thành phần của công thức (7), từ đó tính được chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6. Kết quả ước lượng và tính toán được trình bày trong Bảng 2.

Qua kết quả ước lượng số mũ *Hurst* ở cả hai giai đoạn ta thấy chỉ có lợi suất của chỉ số chứng khoán Indonesia giai đoạn trước COVID-19 có $\hat{H} < 0,5$. Như vậy, trong giai đoạn trước đại dịch COVID-19, các giá trị chuỗi lợi suất của chỉ số chứng khoán Indonesia có sự đan xen của hiện tượng tăng lên và giảm xuống trong chuỗi. Các trường hợp khác đều có $\hat{H} < 0,5$, cho thấy các chuỗi đều có trí nhớ dài hạn dương và do đó nhà đầu tư có thể dự báo giá trị của chuỗi dựa vào dữ liệu lịch sử của chuỗi. Kết quả ước lượng giá trị *fractal dimension* của các chuỗi lợi suất ở cả hai giai đoạn đều lớn hơn 1,5 (dao động xung quanh 1,8)

cho thấy các chuỗi đều có độ gồ ghề lớn, trong ngắn hạn thường xuất hiện sự tăng hoặc giảm đột ngột của các giá trị của chuỗi. Các giá trị *entropy* xấp xỉ tính được đều dao động xung quanh 1,5, là khá lớn, cho thấy các chuỗi lợi suất của các chỉ số chứng khoán đều có tính ngẫu nhiên thấp. Trần Thị Tuấn Anh (2018) cũng tính toán *entropy* xấp xỉ với $m = 2$ cho các chuỗi lợi suất của chỉ số chứng khoán các nước ASEAN-6, giai đoạn từ năm 2008 đến năm 2016, và thu được các kết quả *entropy* xấp xỉ đều thuộc khoảng (1,55; 1,6). Như vậy kết quả tính toán *entropy* xấp xỉ cho giai đoạn trước COVID-19 trong bài viết này và trong nghiên cứu của Trần Thị Tuấn Anh (2018) là gần giống nhau cho thấy trong giai đoạn trước COVID-19, các chuỗi lợi suất đang xét đều có tính ngẫu nhiên thấp.

Từ Bảng 2 có thể thấy trước COVID-19, chỉ số hiệu quả thông tin của các chuỗi lợi suất đều thuộc khoảng từ 0,375 đến 0,439, còn chỉ số hiệu quả thông tin tương ứng của giai đoạn từ khi có COVID-19 đều thuộc khoảng 0,379 đến 0,450. Các giá trị chỉ số hiệu quả thông tin tính được đều khá lớn cho thấy thị trường chứng khoán ở các nước ASEAN-6 đều chưa phải là thị trường hiệu quả. Kết luận này tương tự với kết luận của Pontoh & Budiarto (2022) đã đề cập ở cuối mục 1 của bài viết này. Từ Bảng 2, có thể thấy chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường Indonesia và thị trường Malaysia qua hai giai đoạn đều tăng lên, nghĩa là mức độ hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán của hai nước này ở giai đoạn sau kém hơn giai đoạn trước. Chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường các nước Philippines, Singapore, Thái Lan và Việt Nam qua hai giai đoạn đều giảm xuống, cho thấy thị trường chứng khoán của các nước này ở giai đoạn sau hiệu quả về mặt thông tin hơn giai đoạn trước. Ngoài ra xếp hạng các thị trường dựa vào chỉ số hiệu quả thông tin của Philippines, Singapore, Thái Lan và Việt Nam ở giai đoạn sau cũng tốt hơn giai đoạn trước, trong đó Việt Nam là nước tăng hạng tốt nhất (từ hạng 6 đã tăng thành hạng 3) cho thấy Việt Nam có chỉ số hiệu quả thông tin được cải thiện đáng kể nhất.

5. Kết luận

Đo lường mức độ hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán là chủ đề đã và đang được các nhà đầu tư và các nhà quản lý thị trường quan tâm. Có nhiều nghiên cứu đã sử dụng riêng lẻ số mũ Hurst, giá trị fractal dimension và entropy xấp xỉ để đánh giá mức độ hiệu quả thông tin của các thị trường khác nhau trên thế giới. Bài viết này sử dụng kết hợp cả ba giá trị vừa nêu để tính chỉ số hiệu quả thông tin theo công thức của Kristoufek & Vosvra (2014) nhằm đo lường mức độ hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6. Dựa vào kết quả ở Bảng 2, ở cả hai giai đoạn nghiên cứu, chuỗi lợi suất của thị trường chứng khoán các nước ASEAN-6 đều có số mũ Hurst lớn hơn 0,5 (trừ chỉ số JKSE của Indonesia ở giai đoạn trước COVID-19), có giá trị fractal dimension lớn hơn 1,5 và có giá trị entropy xấp xỉ khá lớn cho thấy các thị trường chứng khoán của sáu nước đều có trí nhớ dài hạn dương, có xu thế ngắn hạn và tính ngẫu nhiên thấp. Do đó, các nhà đầu tư có thể căn cứ vào giá quá khứ để dự báo chuỗi lợi suất trong tương lai, từ đó có thể thu được lợi nhuận vượt trội trên thị trường.

Kết quả tính toán cho thấy chỉ số hiệu quả thông tin của cả sáu nước đều khá lớn nên có thể nói thị trường chứng khoán của cả sáu nước đều chưa phải là thị trường hiệu quả. So sánh qua hai giai đoạn nghiên cứu thì thị trường chứng khoán của Indonesia và Malaysia ở giai đoạn sau kém hiệu quả thông tin hơn giai đoạn trước, trong khi thị trường chứng khoán của Philippines, Singapore, Thái Lan và Việt Nam ở giai đoạn sau hiệu quả thông tin hơn giai đoạn trước đó. Nguyên nhân có thể do từ khi bắt đầu đại dịch COVID-19, cơ sở hạ tầng về công nghệ thông tin của các nước đều phát triển vượt bậc so với trước kia làm cho thông tin dễ dàng được lan truyền hơn, nhà đầu tư dễ dàng tiếp cận thông tin hơn, do đó chỉ số hiệu quả thông tin thị trường cũng được cải thiện. Tuy nhiên, Indonesia và Malaysia đã không tận dụng được điều này để gia tăng mức độ hiệu quả thông tin của thị trường chứng khoán.

So sánh thị trường chứng khoán Việt Nam và thị trường các nước khác trong ASEAN-6, ở giai đoạn trước COVID-19, chỉ số hiệu quả thông tin thị trường của Việt Nam là kém nhất trong sáu nước. Ở giai đoạn từ khi có COVID-19, chỉ số hiệu quả thông tin của thị trường Việt Nam đã được cải thiện, đồng thời thứ hạng cũng được cải thiện nhiều. Điều này cho thấy Việt Nam đã tận dụng khá tốt sự phát triển của hạ tầng công nghệ thông tin để cải thiện mức độ hiệu quả của thị trường chứng khoán.

Theo kết luận ở trên, thị trường chứng khoán Việt Nam ở cả hai giai đoạn nghiên cứu đều chưa phải là thị trường hiệu quả nên các nhà đầu tư có thể dự báo lợi nhuận của các chuỗi giá và từ đó có thể thu được lợi nhuận vượt trội từ thị trường. Mặt khác, thị trường chứng khoán Việt Nam ở giai đoạn từ khi có COVID-19 là hiệu quả thông tin hơn giai đoạn trước COVID-19 cho thấy các nhà quản lý thị trường cần tiếp tục tăng

cường các biện pháp quản lý nhằm tăng tính minh bạch của thị trường. Mặt khác, các nhà quản lý cũng cần tiếp tục nâng cấp hệ thống công nghệ thông tin để các giao dịch trên thị trường được thực hiện nhanh hơn, dễ dàng hơn. Ngoài ra, cần hoàn thiện các quy định về công bố thông tin để các nhà đầu tư có thể dễ dàng tiếp cận các thông tin cũ và mới của các công ty niêm yết, từ đó có thể nhanh chóng đưa ra các quyết định mua, bán trên thị trường.

Tài liệu tham khảo

- Achard, S. & Coeurjolly, J. F. (2010), 'Discrete variations of the fractional Brownian motion in the presence of outliers and an additive noise', *Statistics Surveys*, 4 117–147, DOI: 10.1214/09-SS059.
- Alessio, E., Carbone, A., Castelli, G. & Frappietro, V. (2002), 'Second-order moving average and scaling of stochastic time series', *The European Physical Journal B*, 27, 197-200, DOI: 10.1140/epjb/e20020150.
- Assaf, A., Charif, H. & Demir, E. (2022), 'Information sharing among cryptocurrencies: Evidence from mutual information and approximate entropy during COVID-19', *Finance Research Letters*, 47 (A), DOI: 10.1016/j.frl.2021.102556.
- Bhatt, S. J., Dedania, H. V. & Shah, V. R. (2015), 'Fractal Dimensional Analysis in Financial Time Series', *International Journal of Financial Management*, 5 (3), 46-52, DOI: 10.21863/ijfm/2015.5.3.016.
- Bonal, A. D. & Marshak, A. (2019), 'Approximate entropy and sample entropy: a comprehensive tutorial', *Entropy*, 21 (5), 541-578, DOI: 10.3390/e21060541.
- Cajueiro, D. & Tabak, B. (2005), 'Ranking efficiency for emerging equity markets II', *Chaos, Solution and Fractals*, 23, 671-675, DOI: 10.1016/j.chaos.2004.05.009.
- Carbone, A., Castelli, G. & Stanley, H. E. (2004), 'Time-dependent Hurst exponent in financial time series', *Physica A*, 344, 267-271, DOI: 10.1016/j.physa.2004.06.130.
- Eom, C., Choi, S., Oh, G. & Jung, W. S. (2008), 'Hurst exponent and prediction based on weak-form efficient market hypothesis of stock markets', *Physica A*, 387, 4630-4636, DOI: 10.48550/arXiv.0712.1624.
- Fama, E. F. (1970), 'Efficient capital markets: a review of theory and empirical work', *Journal of Finance*, 25 (2), 383-417, DOI: 10.2307/2325486.
- Genton, M. (1998), 'Highly robust variogram estimation', *Mathematical Geology*, 30, 213 – 221, DOI: 10.4236/pos.2010.11004.
- Gneiting, T., Sevcikova, H. & Percival, D. B. (2012), 'Estimators of fractal dimension: Assessing the roughness of time series and spatial data', *Statistical Science*, 27 (2), 247-277, DOI: 10.1214/11-STS370.
- Hurst, H. E. (1951), "Long-Term Storage Capacity of Reservoirs", *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 116 (1), 770–799, DOI: 10.1061/TACEAT.0006518.
- Kristoufek, L. & Vosvra, M. (2014), 'Measuring capital market efficiency: long-term memory, fractal dimension and approximate entropy', *The European Physical Journal B*, 87, 162-170, DOI: 10.1140/epjb/e2014-50113-6.
- Machado, J. A. T. (2020), 'Fractal and entropy analysis of the Dow Jones Index using multidimensional scaling', *Entropy*, 22 (10), 1138-1156, DOI: 10.3390/e22101138.
- Mai Cẩm Tú (2019), 'Ước lượng và phân tích mức độ hiệu quả của thị trường chứng khoán Việt Nam sử dụng phương pháp Kristoufek', *Tạp chí Ứng dụng Toán học*, 17 (1), 99-114.
- Matteo, T. D., Aste, T. & Dacorogna, M. (2005), 'Long-term memories of developed and emerging markets: using the scaling analysis to characterize their stage of development', *Journal of Banking & Finance*, 29, 827-851, DOI: 10.48550/arXiv.cond-mat/0403681.
- Nguyễn Thị Huyền Mỹ & Trương Đông Lộc (2022), 'Ảnh hưởng của đại dịch Covid-19 đến hiệu quả của thị trường chứng khoán Việt Nam', *Tạp chí Khoa học Trường đại học Cần Thơ*, 58(6D), 208-216, DOI: 10.22144/ctu.jvn.2022.260.
- Peng, C., Buldyrev, S., Goldberger, A., Havlin, S., Simons, M. & Stanley, H. (1994), "Finite-size effects on long-range

-
- correlations: implications for analyzing DNA sequences”, *Physical Review E*, 47 (5), 3730–3733, DOI: 10.1103/Physre.47.3730.
- Peng, C., Buldyrev, S., Goldberger, A., Havlin, S., Simons, M., Stanley, H. & Goldberger, A. L. (1994), “Mosaic organization of DNA nucleotides”, *Physical Review E*, 49 (2), 1685-1689, DOI: 10.1103/Physre.49.1685.
- Pincus, S. M. (1991), ‘Approximate entropy as a measure of system complexity’, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 88, 2297-2301, DOI: 10.1073/pnas.88.6.2297.
- Pontoh, W & Budiarto, N. S. (2022), “Efficient market and the COVID-19 pandemic: Case of ASEAN-5”, *The Contrarian: Finance, Accounting, and Business Research*, , 1 (1), 23-29, DOI: 10.58784/cfabr.7.
- Sensoy, A. (2013), ‘Generalized Hurst exponent approach to efficiency in MENA markets’, *Physica A*, 392, 5019-5026, DOI: 10.1016/j.physa.2013.06.041.
- Trần Thị Tuấn Anh (2018), ‘Sử dụng entropy xấp xỉ để so sánh tính ngẫu nhiên của các chuỗi dữ liệu trên thị trường chứng khoán các nước ASEAN’, *Tạp chí phát triển khoa học và công nghệ*, 2 (4), 5-13.