

PHÁT TRIỂN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO CÓ TRÁCH NHIỆM VÀ SỰ BẤT ỔN TRÊN THỊ TRƯỜNG NĂNG LƯỢNG: MỘT PHÂN TÍCH ĐỘNG SỬ DỤNG MÔ HÌNH TVP-VAR

Lê Thanh Hà*

Khoa Kinh tế học, Đại học Kinh tế Quốc dân

Email: lethanhha@neu.edu.vn

Bùi Thị Minh Anh

NCS Đại học Kinh tế Quốc dân

Email: TS4449KH@st.neu.edu.vn

Mã bài: JED-2860

Ngày nhận: 22/01/2026

Ngày nhận bản sửa: 16/03/2026; 26/03/2026

Ngày duyệt đăng: 27/03/2026

DOI: 10.33301/JED.VI.2860

Tóm tắt:

Nghiên cứu sử dụng mô hình TVP-VAR để xem xét mối quan hệ giữa trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm và bất ổn trên thị trường năng lượng từ ngày 11 tháng 2 năm 2018 đến ngày 11 tháng 2 năm 2025. Nghiên cứu chứng minh sự thay đổi theo thời gian của mức độ lan truyền rủi ro khi bùng phát COVID-19 và khủng hoảng Nga-Ukraine. Kết nối ròng cho thấy trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm chủ yếu đóng vai trò truyền sóc ròng từ giữa 2019 đến hết 2023. Ngược lại, chỉ số này chuyển sang ròng sóc ròng nửa đầu năm 2019 và từ năm 2024 trở đi. Năng lượng tái tạo giữ vai trò truyền sóc ròng trong toàn bộ mẫu, đặc biệt từ 2022 trở đi. Kết nối theo cặp cho thấy trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm chủ yếu chi phối năng lượng tái tạo giai đoạn 2020–2021 và giữa 2022–2023. Nói cách khác, trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm đã đóng vai trò quan trọng trong việc ổn định biến động năng lượng trong ngắn hạn cũng như trong dài hạn, tối ưu hóa tài nguyên và dự báo giá cả. Sự mở rộng của trí tuệ nhân tạo đòi hỏi sự giám sát quy định chặt chẽ hơn, các chính sách thúc đẩy việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo một cách có đạo đức, cũng như các can thiệp thị trường nhằm tăng cường an ninh năng lượng.

Từ khóa: TVP-VAR, trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm, biến động thị trường năng lượng tái tạo, biến động toàn cầu.

Mã JEL: C22, H1.

Responsible AI development and energy market volatility: A dynamic analysis using the TVP-VAR model

Abstract

This study employs the Time-Varying Parameter Vector Autoregression (TVP-VAR) model to assess the influence of Responsible Artificial Intelligence on energy market, using data from February 11, 2018, to February 11, 2025. The research demonstrates the time-varying nature of risk spillovers, which intensified during the outbreak of the COVID-19 pandemic and the Russia-Ukraine crisis. The net-connectedness analysis indicates that Responsible Artificial Intelligence primarily acted as a net shock transmitter from mid-2019 to the end of 2023. In contrast, it transitioned to a net shock receiver during the first half of 2019 and from 2024 onwards. Notably, renewable energy consistently served as a net shock transmitter throughout the entire sample period, with this role becoming particularly pronounced from 2022 onwards. Pairwise connectedness reveals that Responsible Artificial Intelligence exerted a dominant influence on the renewable energy indices, especially during the 2020–2021 and mid-2022 to mid-2023 periods. In other words, these findings suggest that Responsible AI has played a crucial role in stabilizing energy volatility in both the short and long term. Looking forward, Artificial Intelligence is poised to be a key instrument for resource optimization and price forecasting. The expansion of Artificial Intelligence necessitates stricter regulatory oversight, policies that promote the ethical application of Artificial Intelligence aimed at enhancing energy security.

Keywords: TVP-VAR, Responsible artificial intelligence, Energy market instability, Global uncertainty.

JEL Codes: C22, H1

1. Giới thiệu

Trong bối cảnh khủng hoảng khí hậu và bất ổn địa chính trị ngày càng gia tăng, quá trình chuyển dịch sang năng lượng tái tạo đã vượt qua mục tiêu môi trường đơn thuần để trở thành một mệnh lệnh chiến lược đối với an ninh và kinh tế toàn cầu. Trong khi đó, xung đột Nga-Ukraine là một minh chứng rõ nét, khi sự gián đoạn nguồn cung đã bộc lộ mức độ tổn thương năng lượng nghiêm trọng của châu Âu, buộc các quốc gia phải cấp tốc đa dạng hóa và đẩy nhanh quá trình chuyển đổi xanh không chỉ vì khí hậu mà còn vì an ninh quốc gia (Chen & cộng sự, 2024). Vì vậy, các chiến lược chuyển đổi xanh hiện đại phải được thiết kế một cách hiệu quả, không chỉ nhằm tăng cường sản lượng năng lượng sạch mà còn phải xác định và tháo gỡ các rào cản, đồng thời củng cố các động lực để giảm thiểu bất ổn (Dong & cộng sự, 2024).

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang trở thành một tác nhân quan trọng trong quá trình chuyển đổi của ngành năng lượng, vượt ra khỏi vai trò của một công cụ công nghệ đơn thuần để trở thành nền tảng hỗ trợ hình thành các mô hình thị trường năng lượng mới. Nhờ khả năng phân tích dữ liệu lớn và học máy, trí tuệ nhân tạo giúp tối ưu hóa chuỗi cung ứng năng lượng, dự báo nhu cầu với độ chính xác cao và quản lý hiệu quả tính biến động của các nguồn năng lượng tái tạo (Ahmad & cộng sự, 2021). Bên cạnh đó, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong điều phối lưới điện thông minh và tích hợp các nguồn năng lượng phân tán góp phần nâng cao hiệu quả vận hành của hệ thống năng lượng. Từ góc độ tài chính, trí tuệ nhân tạo còn hỗ trợ dự báo biến động giá và gián đoạn nguồn cung, qua đó cải thiện khả năng quản trị rủi ro và thu hút đầu tư cho các dự án năng lượng xanh (Olson, 2024; Qiu & Zhao, 2024).

Giao điểm giữa trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm (REAI) và chuyển dịch năng lượng tái tạo ngày càng trở nên quan trọng đối với an ninh năng lượng và phát triển bền vững. Tuy nhiên, việc triển khai hai lĩnh vực này vẫn đối mặt với nhiều thách thức như vấn đề chất lượng dữ liệu, tính minh bạch của các thuật toán “hộp đen” và sự phân mảnh trong quản trị năng lượng. Trong bối cảnh đó, nghiên cứu này định lượng tác động của REAI đối với quá trình chuyển dịch năng lượng tái tạo. Sử dụng các phương pháp kinh tế lượng trên bộ dữ liệu giai đoạn 2018–2025, nghiên cứu phân tích các mối liên kết và sự lan truyền biến động giữa hai lĩnh vực, qua đó cung cấp bằng chứng thực nghiệm hỗ trợ việc xây dựng các chính sách thúc đẩy chuyển đổi số và chuyển đổi năng lượng một cách hiệu quả.

Nghiên cứu đóng góp cho tài liệu hiện có theo ba hướng chính. Thứ nhất, nghiên cứu xem xét mối liên hệ giữa REAI và sự bất ổn trên thị trường năng lượng tái tạo. Thứ hai, nghiên cứu xây dựng một khung phân tích phù hợp để đánh giá các mối liên kết biến động giữa REAI và thị trường năng lượng thông qua việc áp dụng phương pháp đo lường kết nối tiên tiến. Thứ ba, nghiên cứu phân tích tác động của các cú sốc bất ngờ, như khủng hoảng kinh tế hoặc năng lượng, đối với mối quan hệ giữa REAI và sự bất ổn của thị trường năng lượng. Cách tiếp cận này giúp làm rõ các kênh lan truyền biến động trong cả ngắn hạn và dài hạn, từ đó cung cấp những hàm ý quan trọng cho các nhà hoạch định chính sách trong việc thiết kế các chính sách kinh tế và năng lượng bền vững.

Nội dung nghiên cứu như sau: Phần 2 trình bày cơ sở lý luận. Phần 3 trình bày về dữ liệu và phương pháp nghiên cứu. Phần 4 là kết quả. Phần 5 tóm tắt kết luận và đưa ra các khuyến nghị chính sách.

2. Cơ sở lý luận

2.1. Khái niệm và sự phát triển khái niệm về trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm

2.1.1. Khái niệm

REAI là cách tiếp cận trong việc thiết kế, phát triển và triển khai các hệ thống trí tuệ nhân tạo bảo đảm rằng các hệ thống này hoạt động phù hợp với các giá trị đạo đức, chuẩn mực xã hội và các quy định pháp lý. Theo Dignum (2019), REAI nhấn mạnh rằng việc phát triển các hệ thống trí tuệ nhân tạo không chỉ tập trung vào hiệu quả kỹ thuật mà còn phải xem xét các yếu tố như tính minh bạch, công bằng, khả năng giải thích và trách nhiệm giải trình của hệ thống. Cách tiếp cận này yêu cầu các tổ chức và nhà phát triển tích hợp các nguyên tắc đạo đức vào toàn bộ vòng đời của hệ thống trí tuệ nhân tạo, từ giai đoạn thiết kế, phát triển,

triển khai cho đến giám sát và đánh giá sau khi áp dụng.

Bên cạnh đó, Floridi & cộng sự (2018) cho rằng REAI là khuôn khổ nhằm bảo đảm rằng việc phát triển và sử dụng các hệ thống trí tuệ nhân tạo mang lại lợi ích cho con người và xã hội, đồng thời giảm thiểu các rủi ro tiềm ẩn như thiên lệch thuật toán, vi phạm quyền riêng tư và các tác động tiêu cực khác. Theo quan điểm này, REAI không chỉ liên quan đến khía cạnh kỹ thuật mà còn bao gồm các yếu tố quản trị, đạo đức và trách nhiệm xã hội của các tổ chức phát triển và ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Vì vậy, cách tiếp cận này được xem là nền tảng quan trọng để xây dựng các hệ thống trí tuệ nhân tạo đáng tin cậy, minh bạch và phục vụ lợi ích chung của xã hội.

2.1.2. Sự phát triển khái niệm về trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm

Việc tích hợp trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm (REAI) vào lĩnh vực năng lượng tạo ra cả cơ hội tối ưu hóa và nhiều thách thức về đạo đức, quản trị và tính bền vững. Một vấn đề quan trọng là sự đánh đổi giữa nhu cầu sử dụng dữ liệu lớn để nâng cao hiệu quả thuật toán và yêu cầu bảo vệ quyền riêng tư cũng như an ninh dữ liệu. Thách thức này càng rõ rệt do tính “hộp đen” của nhiều hệ thống trí tuệ nhân tạo và sự phân mảnh trong quản trị ngành năng lượng, khiến việc thiết lập cơ chế trách nhiệm trở nên khó khăn. Ngoài ra, năng lực tính toán lớn của REAI có thể làm gia tăng tiêu thụ năng lượng và phát thải carbon. Do đó, để REAI thực sự phát huy vai trò tích cực, cần một cách tiếp cận chủ động nhằm tái cấu trúc hệ sinh thái năng lượng và tích hợp trí tuệ nhân tạo theo hướng minh bạch, có trách nhiệm và hỗ trợ các mục tiêu như an ninh năng lượng và công bằng xã hội.

2.2. Trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm và thị trường năng lượng

Trí tuệ nhân tạo đang ngày càng được công nhận là một tác nhân xúc tác quan trọng trong quá trình chuyển dịch hướng tới các hệ thống năng lượng bền vững. Bằng cách tối ưu hóa quy trình sản xuất, quản lý tài nguyên và tự động hóa các chuỗi cung ứng phức tạp, trí tuệ nhân tạo mang lại tiềm năng to lớn trong việc nâng cao hiệu quả và giảm thiểu lãng phí năng lượng, qua đó đóng góp trực tiếp vào các mục tiêu giảm phát thải carbon (Olson, 2024; Zhu & cộng sự, 2025). Các bằng chứng thực tiễn cho thấy công nghệ này có thể cắt giảm đáng kể mức tiêu thụ năng lượng, củng cố vai trò của nó như một trụ cột trong các chiến lược an ninh năng lượng và giảm thiểu biến đổi khí hậu (Olson, 2024; Qiu & Zhao, 2024). Tuy nhiên, các nghiên cứu học thuật gần đây đã vượt qua góc nhìn ban đầu về một mối quan hệ tích cực và tuyến tính đơn thuần. Hầu hết các nghiên cứu này phát hiện ra rằng việc triển khai trí tuệ nhân tạo có tác động tích cực và tuyến tính đối với các hệ thống năng lượng. Chẳng hạn, nghiên cứu đã chứng minh rằng trí tuệ nhân tạo có thể thúc đẩy đáng kể sự phát triển của năng lượng sạch (Zhao & cộng sự, 2024), giảm mức tiêu thụ năng lượng (Liu & cộng sự, 2021), tăng hiệu quả (Song & cộng sự, 2024), giảm cường độ năng lượng (Liu & cộng sự, 2021), giảm tình trạng thiếu hụt năng lượng (Ding & cộng sự, 2024) và tăng cường độ bền của chuỗi cung ứng năng lượng sạch (Song & cộng sự, 2024). Hơn nữa, các nghiên cứu chỉ ra rằng tác động của trí tuệ nhân tạo đối với các hệ thống năng lượng không phải là tuyến tính. Ví dụ, Lee & Yan (2024) phát hiện rằng trí tuệ nhân tạo có mối quan hệ phi tuyến với sự phát triển của năng lượng sạch dựa trên dữ liệu từ Trung Quốc. Theo Tian & cộng sự (2024), trí tuệ nhân tạo tác động không đồng đều đến việc sử dụng năng lượng sạch.

Theo Gatto & Busato (2020), chỉ số tổn thương năng lượng (EVI) đo lường mức độ nhạy cảm của một quốc gia trước các thay đổi về chính sách điện, biến động giá và gián đoạn nguồn cung năng lượng, đồng thời phản ánh tác động của các cú sốc năng lượng đối với hệ thống kinh tế – xã hội. Các nghiên cứu về EVI chủ yếu tập trung theo hai hướng. Hướng thứ nhất đánh giá và xây dựng chỉ số EVI, coi đây là một chỉ số đa chiều phản ánh mức độ dễ bị tổn thương của hệ thống năng lượng (Liu & Sheng, 2024). Ngoài ra, các nghiên cứu khác thường sử dụng các chỉ tiêu như cường độ năng lượng, mức tiêu thụ năng lượng, khả năng tiếp cận năng lượng, hiệu quả năng lượng và an ninh năng lượng để đo lường EVI ở nhiều cấp độ của hệ thống năng lượng (Dong & cộng sự, 2024).

Mục tiêu chính của nhóm nghiên cứu thứ hai là xem xét các biến số ảnh hưởng đến chỉ số EVI. Trong

số này, chỉ một vài nghiên cứu đã trực tiếp xem xét các yếu tố tác động đến EVI, chẳng hạn như nền kinh tế dựa trên internet (Dong & cộng sự, 2024) và tài chính khí hậu (Njangang & cộng sự, 2024). Hầu hết các nghiên cứu tập trung vào việc phân tích các biến số ảnh hưởng đến các chỉ số phụ của EVI. Các tài liệu hiện có chủ yếu được trình bày ở cấp độ công nghệ và đổi mới sáng tạo, vì trí tuệ nhân tạo là trọng tâm của nghiên cứu này. Các nghiên cứu đã xem xét tác động của công nghệ số, tiến bộ trong công nghệ thông tin và truyền thông (ICT), và phát triển kỹ thuật (Xu & cộng sự, 2024) đối với việc sử dụng năng lượng và cường độ sử dụng năng lượng. Ngoài ra, các nghiên cứu đã chỉ ra rằng các ứng dụng ICT và đổi mới kỹ thuật có thể giảm mức tiêu thụ năng lượng tổng thể (Zheng & cộng sự, 2022) và hỗ trợ phát triển năng lượng sạch (Ebaidalla, 2024).

Mặc dù các nghiên cứu trước đây đã xem xét tác động của tiến bộ công nghệ đối với các hệ thống năng lượng, chúng chủ yếu tập trung vào một khía cạnh của EVI: sử dụng năng lượng và hiệu quả năng lượng. Tuy nhiên, các tài liệu lý thuyết và thực nghiệm về mối liên hệ giữa trí tuệ nhân tạo và tính dễ bị tổn thương của toàn bộ hệ thống năng lượng vẫn còn thiếu. Để xem xét kỹ lưỡng hơn vai trò và rủi ro của trí tuệ nhân tạo trong ngành năng lượng, cần tăng cường nghiên cứu về các tác động tiềm tàng của trí tuệ nhân tạo đối với tính dễ bị tổn thương năng lượng, đặc biệt trong bối cảnh các hệ thống năng lượng ngày càng trở nên phức tạp và phụ thuộc vào công nghệ.

2.3. Mục tiêu và giả thuyết nghiên cứu

Dựa trên các lập luận lý thuyết và các nghiên cứu trước đây về mối quan hệ giữa trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm (REAI) và thị trường năng lượng, nghiên cứu này hướng tới mục tiêu phân tích sự lan truyền biến động giữa hai lĩnh vực này. Cụ thể, nghiên cứu xem xét vai trò của REAI trong việc ổn định thị trường năng lượng, cũng như phản ứng của lĩnh vực trí tuệ nhân tạo trước các cú sốc năng lượng. Từ đó, nghiên cứu đề xuất hai giả thuyết sau:

H1: Sự phát triển của REAI làm giảm bất ổn xảy ra trên thị trường năng lượng.

H2: Sự gia tăng bất ổn trên thị trường năng lượng dẫn đến việc tăng cường áp dụng trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm.

3. Mô hình và số liệu

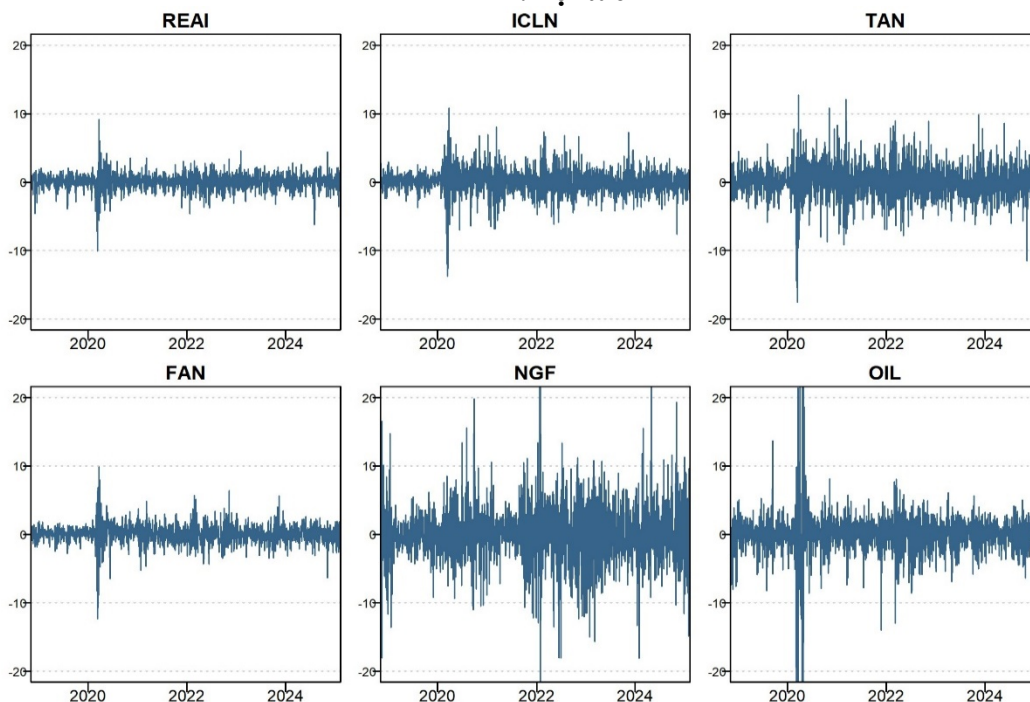
3.1. Mô tả số liệu

Nghiên cứu sử dụng dữ liệu theo ngày, trong đó Amundi MSCI Robotics & AI ESG Screened UCITS ETF (REAI) đại diện cho biến REAI. iShares Global Clean Energy ETF (ICLN), Invesco Solar ETF (TAN), First Trust Global Wind Energy ETF (FAN), Natural Gas Mar 25 (NGF), và Crude Oil Mar 25 (OIL) lần lượt đại diện cho các biến là năng lượng sạch, năng lượng mặt trời, năng lượng gió, khí tự nhiên và dầu thô từ ngày 11 tháng 2 năm 2018 đến ngày 11 tháng 2 năm 2025. Các chỉ số ETF và hợp đồng tương lai này phản ánh biến động giá và kỳ vọng của nhà đầu tư đối với các ngành năng lượng tương ứng trên thị trường tài chính. Khi có các cú sốc kinh tế, địa chính trị hoặc thay đổi chính sách năng lượng, giá của các tài sản này thường biến động mạnh, qua đó phản ánh mức độ bất ổn của thị trường năng lượng. Cụ thể, ICLN theo dõi hiệu suất của các công ty năng lượng sạch trên toàn cầu, do đó phản ánh mức độ biến động của lĩnh vực năng lượng tái tạo nói chung. TAN tập trung vào các doanh nghiệp hoạt động trong ngành năng lượng mặt trời, vì vậy sự thay đổi giá của ETF này thể hiện những biến động trong thị trường điện mặt trời. FAN đại diện cho các công ty liên quan đến năng lượng gió, giúp phản ánh sự thay đổi và rủi ro trong lĩnh vực điện gió toàn cầu. Trong khi đó, NGF (hợp đồng tương lai khí tự nhiên) và OIL (hợp đồng tương lai dầu thô) đại diện cho các nguồn năng lượng hóa thạch quan trọng nhất trên thị trường năng lượng toàn cầu. Giá của các hợp đồng này thường chịu ảnh hưởng mạnh bởi các yếu tố như cung – cầu năng lượng, xung đột địa chính trị, chính sách năng lượng và điều kiện kinh tế vĩ mô. Do đó, biến động của chúng thường được sử dụng để đo lường mức độ bất ổn của thị trường năng lượng.

Hình 1 minh họa biến động lợi tức. Sự biến động của REAI cao nhất vào năm 2020, do các đợt phong

tỏa kéo dài của đại dịch COVID-19 đã tác động tiêu cực đến quá trình phát triển công nghệ, đặc biệt là trí tuệ nhân tạo (Mandal, 2021). Dầu thô có xu hướng tương tự với mức tăng mạnh trong quý I năm 2020. Xu hướng tương tự cũng xuất hiện ở nhóm năng lượng tái tạo, gồm ICLN (năng lượng sạch), TAN (năng lượng mặt trời) và FAN (năng lượng gió), đều cho thấy sự sụt giảm lợi suất rõ rệt vào năm 2020 do bối cảnh khủng hoảng toàn cầu. Sau đó, các chỉ số này dần hồi phục và duy trì biên độ dao động ổn định, ngoại trừ một số biến động nhỏ vào nửa cuối năm 2024. Ngược lại, năng lượng hóa thạch thể hiện biến động mạnh hơn. OIL (dầu thô) ghi nhận cú sốc lớn vào đầu năm 2022 do xung đột Nga–Ukraine, vốn đã làm gia tăng tình trạng bất ổn giá cả trên diện rộng đối với các loại hàng hóa liên quan đến năng lượng và gây gián đoạn các hoạt động kinh tế toàn cầu (Chen & cộng sự, 2023).

Hình 1. Lợi tức



Bảng 1 cho thấy lợi tức trung bình tất cả các chuỗi đều dương. Các biến đều có phân phối phi chuẩn và có tính dừng, được xác nhận lần lượt bởi kiểm định Jarque–Bera (Jarque & Bera, 1980) và kiểm định nghiệm đơn vị ERS (Elliott & cộng sự, 1996). Ngoài ra, các biến đều xuất hiện hiện tượng tương quan ở lợi suất gốc và lợi suất bình phương, được khẳng định thông qua kiểm định weighted portmanteau (Fisher & Gallagher, 2012). Từ đó, phương pháp nghiên cứu đảm bảo sự hợp lý và tạo cơ sở vững chắc cho việc sử dụng TVP-VAR nhằm khám phá mối quan hệ giữa REAI và năng lượng tái tạo.

3.2. Phương pháp mô hình

Nghiên cứu áp dụng mô hình TVP-VAR (Vector Autoregression with Time-Varying Parameters) do Diebold & Yilmaz (2012) phát triển. Mô hình TVP-VAR trong nghiên cứu được ước lượng với độ trễ bậc một, theo tiêu chí lựa chọn mô hình Bayesian Information Criterion (BIC).

$$y_t = \mathcal{Q}_t y_{t-1} + \psi_t \quad \epsilon_t \sim N(0, S_t) \quad (1)$$

$$oneec(\mathcal{Q}_t) = vec(\mathcal{Q}_{t-1}) + u_t \quad u_t \sim N(0, R_t) \quad (2)$$

trong đó, \mathcal{Q}_t và S_t là các ma trận có kích thước $\mathcal{J} \times \mathcal{J}$, trong khi các vector y_t , $y(t-1)$ và ψ_t có kích thước $\mathcal{J} \times 1$. Ma trận R_t có kích thước $\mathcal{J}^2 \times \mathcal{J}^2$, còn các vector $vec(\mathcal{Q}_t)$ và u_t có kích thước $\mathcal{J}^2 \times 1$. Phương pháp này xem xét sự biến động của (\mathcal{Q}_t) theo thời gian và liên kết giữa các biến. Bên cạnh đó, các ma trận phương sai–hiệp phương sai S_t và R_t cũng thay đổi theo thời gian cho thấy bản chất động của thị trường và

tỷ lệ rủi ro.

Tiếp đó, chuyển đổi mô hình TVP-VAR sang mô hình TVP-VMA thông qua phương trình sau:

$$y_t = \sum_{h=0}^{\infty} N_{h,t} \psi_{t-1}; \text{ trong đó } N_0 = I_Z.$$

Ở đây, ψ_t được giả định là một vector các cú sốc có ma trận hiệp phương sai đối xứng (nhưng không nhất thiết là trực giao) với kích thước $\mathcal{P} \times \mathcal{P}$, ký hiệu là $E(\psi_t \psi_t') = S_t$, và có thể biến đổi theo thời gian. Hệ quả là, sai số dự báo tại bước h được biểu diễn như sau:

$$\begin{aligned} \mathfrak{b}_t(h) &= y_{t+h} - E(y_{t+h} | y_t, y_{t-1}, \dots) \quad (3) \\ &= \sum_{l=0}^{h-1} N_{l,t} \psi_{t+h-l} \quad (4) \end{aligned}$$

có ma trận hiệp phương sai cho lỗi dự báo được đưa ra bởi:

$$E(\mathfrak{b}_t(h) \mathfrak{b}_t(h)') = N_{l,t} S_t N_{l,t}' \quad (5)$$

Phân rã phương sai sai số dự báo tổng quát (GFEVD), được ký hiệu là $qd_{ij,t}$, là mức độ ảnh hưởng của một cú sốc từ yếu tố j đối với yếu tố i :

$$\mathfrak{b}_{ij,t}^{gen}(\Omega) = \frac{E(\mathfrak{b}_{i,t}^2(\Omega)) - E(\mathfrak{b}_{i,t}(\Omega)) - E(\mathfrak{b}_{i,t}(\Omega)) | \psi_{j,t+1}, \dots, \psi_{j,t+1}|^2}{E(\mathfrak{b}_{i,t}^2(\Omega))} \quad (6)$$

$$= \frac{\sum_{i=0}^{h-1} (e_i' N_{i,t} S_t e_j)^2}{(e_j' S_t e_j) \cdot \sum_{i=0}^{h-1} (e_i' N_{i,t} S_t N_{i,t}' e_i)} \quad (7)$$

$$= \frac{\mathfrak{b}_{ij,t}^{gen}(\Omega)}{\sum_{j=1}^{\mathcal{P}} \mathfrak{b}_{ij,t}^{gen}(\Omega)} \quad (8)$$

Trong phương trình, e_i biểu thị một vector chọn vị trí bằng không có kích thước $\mathcal{P} \times 1$, trong đó vị trí thứ i được gán giá trị bằng một. Trong khi đó, $\mathfrak{b}_{ij,t}^{gen}(\Omega)$ thể hiện mức giảm phương sai của sai số dự báo tại bước h của biến chỉ báo i , do ảnh hưởng của việc triệt tiêu các cú sốc từ biến chỉ báo j .

Chỉ số kết nối tổng thể (Total Connectedness Index - TCI) phản ánh mức trung bình của các chỉ số lan tỏa có hướng tổng thể, từ hoặc đến các yếu tố khác trong hệ thống:

$$qd_{\mathcal{Z}} = \frac{1}{\mathcal{P}} \sum_{i=1}^{\mathcal{P}} \mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{gen, from} = \frac{1}{\mathcal{P}} \sum_{i=1}^{\mathcal{P}} \mathcal{G}_{i \rightarrow \cdot, t}^{gen, to} \quad (9)$$

Cần xác lập quan hệ của chỉ số lan tỏa $qd_{ij,t}$ với chỉ số liên kết chung $jd_{ij,t}$:

$$\mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{jnt, from} = \sum_{j=1, j \neq i}^{\mathcal{P}} jd_{ij,t} \quad (10)$$

$$\mathcal{G}_{\leftarrow i, t}^{jnt, to} = \sum_{j=1, j \neq i}^{\mathcal{P}} jd_{ji,t} \quad (11)$$

$$jd_{\mathcal{Z}i} = \frac{1}{\mathcal{Z}} \sum_{i=1}^{\mathcal{P}} \mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{jnt, from} = \frac{1}{\mathcal{P}} \sum_{i=1}^{\mathcal{P}} \mathcal{G}_{i \rightarrow \cdot, t}^{jnt, to} \quad (12)$$

Theo Lastrapes & Wiesen (2021), các thành phần đường chéo chính của bảng liên kết chung cần phải không thay đổi, bởi vì tổng của mỗi hàng phải bằng 1. Do đó, hệ số điều chỉnh (scaling factor) sẽ khác nhau đối với từng hàng:

$$\eta_i = \frac{\mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{jnt, from}}{\mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{gen, from}} \quad (13)$$

$$\eta = \frac{1}{\mathcal{P}} \sum_{i=1}^{\mathcal{P}} \eta_i \quad (14)$$

$$jd_{ij,t} = \eta_i qd_{ij,t} \quad (15)$$

$$jd_{ii,t} = 1 - \mathcal{G}_{i \leftarrow \cdot, t}^{jnt, from} \quad (16)$$

$$\mathcal{G}_{i \rightarrow \cdot, t}^{jnt, to} = \sum_{j=1, j \neq i}^{\mathcal{P}} jd_{ij,t} \quad (17)$$

Cuối cùng, các chỉ số liên kết có hướng theo từng cặp và tổng giá trị ròng có thể được ước lượng thông qua việc hiệu chỉnh tham số theo từng hàng:

$$G_{i,t}^{jnt,net} = G_{i \rightarrow \cdot, t}^{jnt,to} - G_{i \leftarrow \cdot, t}^{jnt,from} \quad (18)$$

$$G_{ij,t}^{jnt,net} = qdZ_{ji,t} - qdZ_{ij,t} \quad (19)$$

Để phân tích mối quan hệ động và sự lan truyền biến động giữa các phân khúc của thị trường năng lượng, nghiên cứu này sử dụng mô hình Vector tự hồi quy với tham số thay đổi theo thời gian (Time-Varying Parameter Vector Autoregression – TVP-VAR). Khác với mô hình VAR truyền thống giả định các hệ số cố định theo thời gian, mô hình TVP-VAR cho phép các tham số của mô hình thay đổi theo thời gian, qua đó phản ánh tốt hơn những thay đổi trong cấu trúc thị trường do các cú sốc kinh tế, tài chính hoặc địa chính trị.

Vector biến nội sinh của mô hình được xác định như sau:

$$Y_t = (ICLN_t, TAN_t, FAN_t, NGF_t, OIL_t)'$$

trong đó CLN_t, TAN_t, FAN_t, NGF_t và OIL_t lần lượt đại diện cho các phân khúc năng lượng sạch, năng lượng mặt trời, năng lượng gió, khí tự nhiên và dầu thô tại thời điểm t.

Mô hình TVP-VAR bậc p được biểu diễn dưới dạng:

$$Y_t = c_t + B_{1,t}Y_{t-1} + B_{2,t}Y_{t-2} + \dots + B_{p,t}Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

trong đó Y_t là vector các biến nội sinh, c_t là vector hằng số thay đổi theo thời gian, B_{i,t} là các ma trận hệ số thay đổi theo thời gian và ε_t là vector sai số ngẫu nhiên với phân phối:

$$\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t)$$

trong đó Σ_t là ma trận hiệp phương sai của sai số tại thời điểm t.

Trong mô hình TVP-VAR, các tham số của mô hình được giả định thay đổi theo thời gian theo quá trình bước ngẫu nhiên, được mô tả như sau:

$$\beta_t = \beta_{t-1} + u_t$$

trong đó β_t là vector chứa các tham số của mô hình tại thời điểm t, và u_t là nhiễu trạng thái với $u_t \sim N(0, Q)$.

Cấu trúc này cho phép các mối quan hệ giữa các biến trong hệ thống thay đổi linh hoạt theo thời gian.

Việc sử dụng mô hình TVP-VAR giúp nắm bắt tốt hơn sự thay đổi trong mức độ tương tác giữa các phân khúc khác nhau của thị trường năng lượng, đặc biệt trong bối cảnh thị trường thường xuyên chịu ảnh hưởng bởi các cú sốc kinh tế vĩ mô, biến động địa chính trị và các thay đổi trong chính sách năng lượng toàn cầu.

4. Kết quả

4.1. Mức độ liên kết tổng thể thay đổi theo thời gian

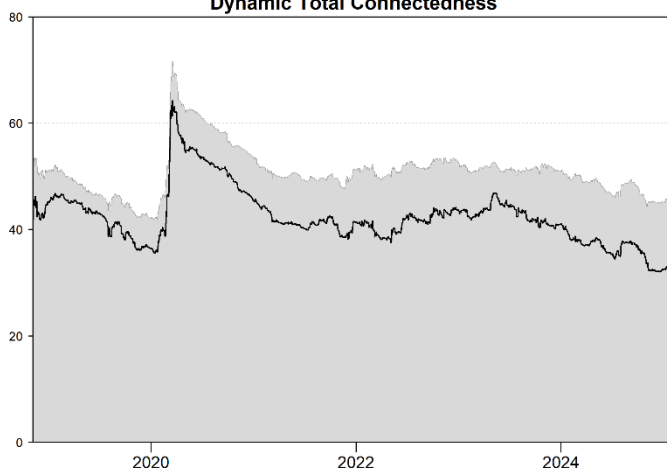
Kết quả cho thấy chỉ số TCI biến động mạnh trong năm 2020, đạt đỉnh gần 70% vào thời điểm khủng hoảng y tế toàn cầu bùng phát. Giá trị TCI cao phản ánh mức độ liên kết chặt chẽ hơn giữa các chỉ số, cho thấy sự lan tỏa đồng thời của các cú sốc thị trường.

Sau giai đoạn đỉnh điểm, TCI giảm dần và duy trì quanh mức 45–50% trong giai đoạn 2021–2024, thể hiện xu hướng ổn định tương đối nhưng vẫn ở mức cao so với thời kỳ trước khủng hoảng. Đáng chú ý, cuối giai đoạn nghiên cứu, TCI có xu hướng giảm nhẹ, dưới 45% cho thấy mức độ lan tỏa rủi ro giảm dần. TCI đạt đỉnh vào năm 2021 do sự gia tăng mạnh của quá trình chuyển đổi số và ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực năng lượng sau đại dịch COVID-19. Trong giai đoạn này, nhu cầu sử dụng các công nghệ trí tuệ nhân tạo trong dự báo nhu cầu điện, tối ưu hóa hệ thống năng lượng và quản lý lưới điện thông minh tăng nhanh. Đồng thời, sự phục hồi kinh tế toàn cầu cũng làm gia tăng biến động trên thị trường năng lượng.

4.2. Mức độ liên kết ròng thay đổi theo thời gian

Hình 3 cho thấy sự thay đổi vai trò linh hoạt của các chỉ số. Trong các kết quả dưới đây, REAI đại diện

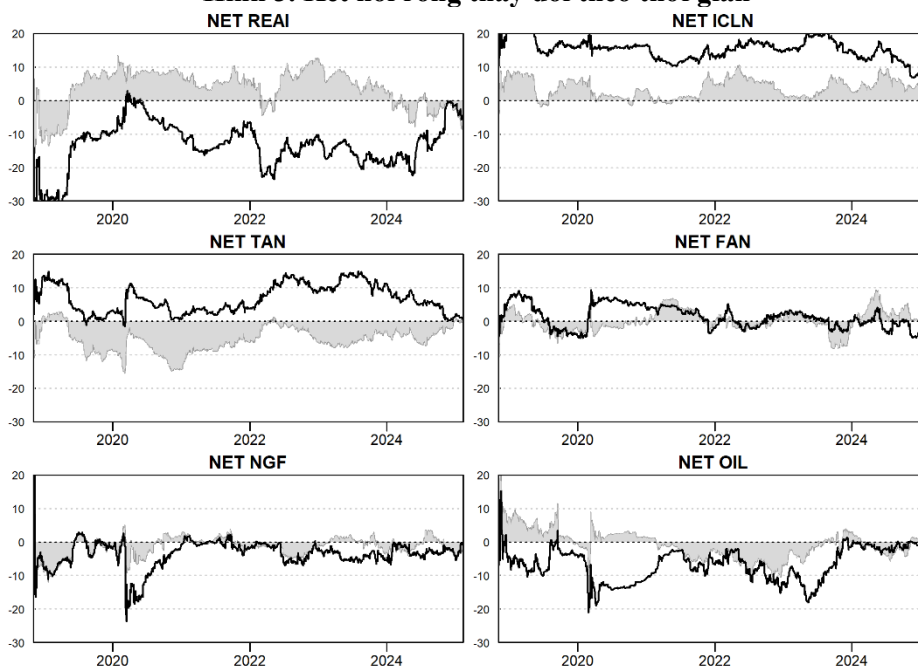
Hình 2. Mức độ liên kết tổng thể động
Dynamic Total Connectedness



Chú thích: Đường màu đen là kết quả của mô hình của Diebold & Yilmaz (2012) trong khi phần miền màu xám là mô hình Lastrapes & Wiesen (2021)

cho REAI, còn ICLN, FAN, TAN, OIL, NGF lần lượt là năng lượng sạch, năng lượng gió, năng lượng mặt trời, dầu thô và khí tự nhiên. Cụ thể, REAI chủ yếu đóng vai trò truyền sóc ròng từ giữa 2019 đến hết 2023. Ngược lại, REAI chuyển sang nhận sóc ròng nửa đầu năm 2019 và từ năm 2024 trở đi. Trước năm 2024, trí tuệ nhân tạo bùng nổ và được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt là năng lượng, tài chính và công nghệ. Quá trình chuyển đổi số cùng với việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong quản lý năng lượng, tối ưu hóa hệ thống điện và dự báo nhu cầu năng lượng đã làm gia tăng ảnh hưởng của lĩnh vực này đối với thị trường năng lượng. Tuy nhiên, từ năm 2024 trở đi, thị trường trí tuệ nhân tạo trở nên nhạy cảm hơn với các biến động từ thị trường năng lượng do sự gia tăng nhu cầu điện cho các trung tâm dữ liệu và hệ thống tính toán phục vụ trí tuệ nhân tạo. Đồng thời, các quy định quản lý chặt chẽ hơn đối với công nghệ này cùng với biến động chi phí năng lượng khiến lĩnh vực trí tuệ nhân tạo chịu tác động mạnh hơn từ các cú sóc năng

Hình 3. Kết nối ròng thay đổi theo thời gian

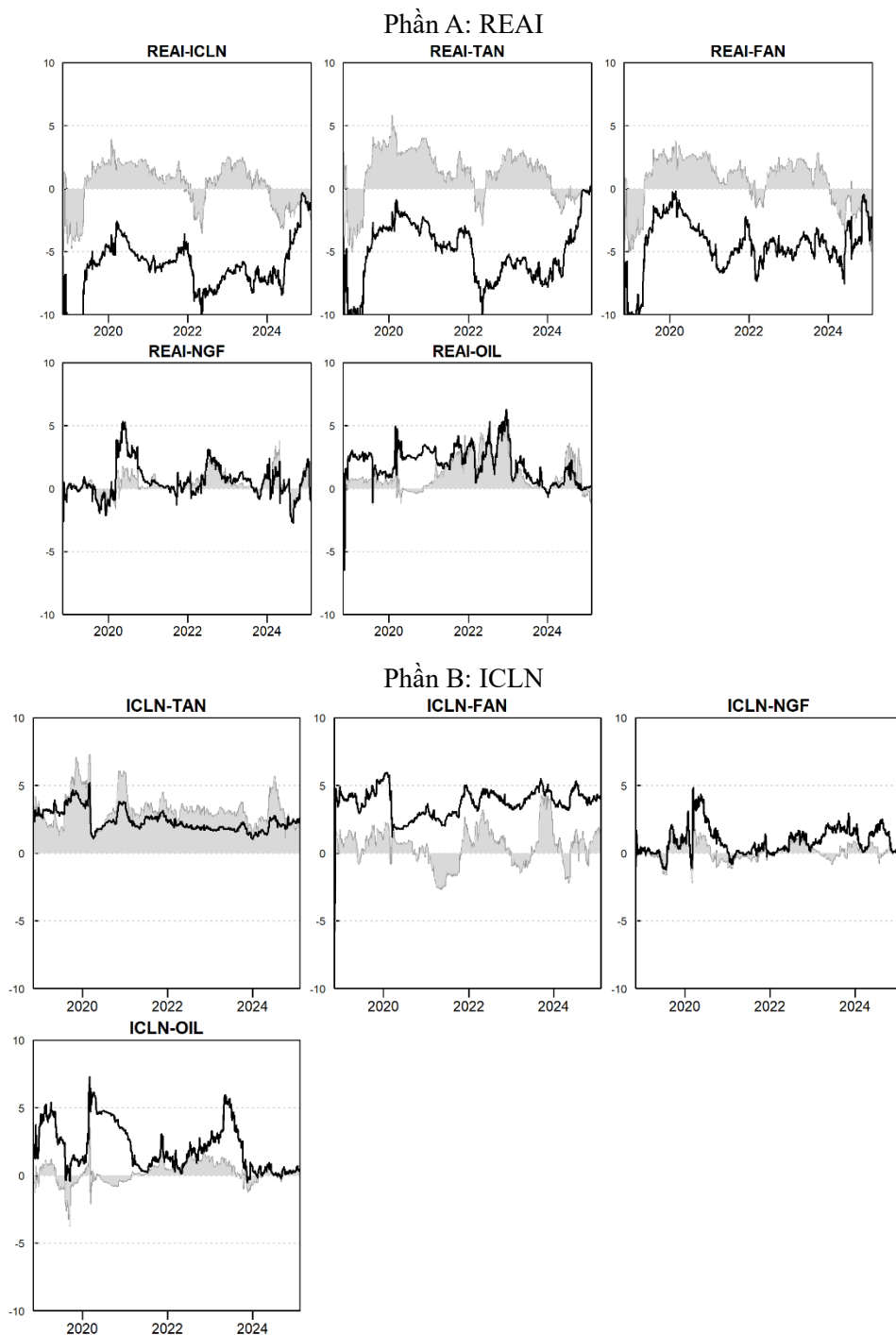


Chú thích: Đường màu đen là kết quả của mô hình của Diebold & Yilmaz (2012) trong khi phần miền màu xám là mô hình Lastrapes & Wiesen (2021)

lượng. ICLN giữ vai trò truyền sốc ròng trong toàn bộ mẫu, đặc biệt từ 2022 trở đi. Trong khi đó, TAN đóng vai trò đối lập so với ICLN. FAN và NGF nhận sốc ròng trong giai đoạn 2019 đến giữa 2020, và 2022-2024 và chuyển sang truyền sốc ròng giai đoạn 2020-2021 và từ 2024 trở đi. Trong khi đó, OIL ghi nhận biến động mạnh, với vai trò nhận sốc ròng rõ rệt giai đoạn 2020–2021 nhưng nhanh chóng trở lại truyền sốc ròng từ 2022 trở đi.

4.3. Kết nối theo cặp ròng thay đổi theo thời gian

Hình 4. Kết nối theo cặp ròng thay đổi theo thời gian



Chú thích: Đường màu đen là kết quả của mô hình của Diebold & Yilmaz (2012) trong khi phần miền màu xám là mô hình Lastrapes & Wiesen (2021)

Hình 4 trình bày kết quả kết nối rỗng theo cặp nhằm xác định vai trò then chốt của REAI và năng lượng tái tạo.

Kết quả Phần A cho thấy REAI chủ yếu chi phối ICLN, TAN, FAN giai đoạn 2020-2021 và giữa 2022-2023. Kết quả này phù hợp với giả thuyết H1 rằng sự phát triển của REAI làm giảm bất ổn xảy ra trên thị trường năng lượng. Tuy nhiên, ở các thời điểm đầu năm 2020, năm 2022 và 2024, REAI lại chịu tác động ngược từ các thị trường năng lượng. Kết quả này cung cấp bằng chứng ủng hộ giả thuyết H2, theo đó sự gia tăng bất ổn trên thị trường năng lượng có thể thúc đẩy việc đẩy mạnh áp dụng REAI nhằm giảm thiểu rủi ro, ổn định hệ thống năng lượng và tăng cường khả năng chống chịu trước các cú sốc thị trường. Sự thay đổi này gắn với khủng hoảng COVID-19 làm gián đoạn kinh tế toàn cầu, với bất ổn địa chính trị cùng biến động giá dầu khí trong năm 2022, và với sự điều chỉnh thị trường cũng như xu thế gia tăng vai trò của năng lượng tái tạo vào năm 2024. Còn đối với năng lượng hóa thạch, REAI chi phối mạnh mẽ biến động của NGF và OIL.

Trong khi đó, Phần B là kết nối rỗng theo cặp giữa ICLN và các nguồn năng lượng khác. ICLN chi phối TAN trong toàn bộ giai đoạn nghiên cứu với mức ảnh hưởng ổn định, phản ánh mối liên kết chặt chẽ giữa hai thị trường năng lượng tái tạo. Về phía FAN đối với NGF và ICLN, chủ yếu giữ vai trò chi phối, tuy nhiên vào các năm 2022 và 2024 ảnh hưởng đảo chiều khi hai biến này tác động mạnh hơn đến ICLN, điều này có thể xuất phát từ các cú sốc năng lượng toàn cầu và sự gia tăng nhu cầu khí tự nhiên cũng như điện gió trong bối cảnh bất ổn địa chính trị. Với dầu thô, ICLN bị chi phối trong hầu hết các giai đoạn, nhưng giai đoạn 2022-2024, ICLN giữ vai trò chi phối ngược lại, cho thấy xu hướng dịch chuyển ảnh hưởng từ năng lượng truyền thống sang năng lượng tái tạo trong giai đoạn biến động giá dầu và đẩy mạnh chuyển đổi năng lượng.

5. Kết luận

Nghiên cứu sử dụng mô hình TVP-VAR xem xét mối quan hệ giữa trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm và bất ổn trên thị trường năng lượng từ ngày 11 tháng 2 năm 2018 đến ngày 11 tháng 2 năm 2025. Nghiên cứu chứng minh sự thay đổi theo thời gian của mức độ lan truyền rủi ro khi bùng phát COVID-19 và khủng hoảng Nga-Ukraine. Kết nối rỗng cho thấy trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm chủ yếu đóng vai trò truyền sốc rỗng từ giữa 2019 đến hết 2023. Ngược lại, chỉ số này chuyển sang nhận sốc rỗng nửa đầu năm 2019 và từ năm 2024 trở đi. Năng lượng tái tạo giữ vai trò truyền sốc rỗng trong toàn bộ mẫu, đặc biệt từ 2022 trở đi. Kết nối theo cặp cho thấy trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm chủ yếu chi phối ICLN, TAN, FAN giai đoạn 2020-2021 và giữa 2022-2023. Nói cách khác, trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm đã đóng vai trò quan trọng trong việc ổn định biến động năng lượng trong cả ngắn hạn cũng như dài hạn, tối ưu hóa tài nguyên và dự báo giá cả. Sự mở rộng của trí tuệ nhân tạo đòi hỏi sự giám sát quy định chặt chẽ hơn, các chính sách thúc đẩy việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo một cách có đạo đức, cũng như các can thiệp thị trường dựa trên trí tuệ nhân tạo nhằm tăng cường an ninh năng lượng.

Dựa trên bằng chứng thực nghiệm về vai trò kép của trí tuệ nhân tạo có trách nhiệm trong việc vừa ổn định thị trường vừa có khả năng truyền sốc, nhóm tác giả đề xuất một chiến lược chính sách tích hợp. Trước hết, cần thúc đẩy đổi mới thông qua các cơ chế khuyến khích tài chính và phát triển hạ tầng dữ liệu quốc gia, tạo điều kiện cho các ứng dụng trí tuệ nhân tạo tối ưu hóa nguồn lực và dự báo giá cả. Song song đó, việc xây dựng một khung pháp lý vững chắc là tối quan trọng để quản lý rủi ro hệ thống. Điều này bao gồm việc triển khai mô hình thử nghiệm pháp lý (regulatory sandbox), ban hành tiêu chuẩn đạo đức và yêu cầu kiểm toán thuật toán nhằm đảm bảo tính minh bạch và công bằng. Cuối cùng, cần tận dụng sức mạnh của trí tuệ nhân tạo để nâng cao an ninh năng lượng, đặc biệt là trong việc quản lý khủng hoảng và tích hợp hiệu quả nguồn năng lượng tái tạo vốn có tính biến động cao. Cách tiếp cận cân bằng giữa thúc đẩy và giám sát này sẽ giúp khai thác tối đa lợi ích của trí tuệ nhân tạo đồng thời giảm thiểu các rủi ro tiềm ẩn, hướng tới một thị trường năng lượng bền vững và ổn định.

Tài liệu tham khảo

- Ahmad, T., Zhang, D., Huang, C., Zhang, H., Dai, N.-Y., Song, Y., & Chen, H. (2021). Artificial Intelligence in Sustainable Energy Industry: Status Quo, Challenges and Opportunities. *Journal of Cleaner Production*, 125834. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834>
- Chen, S. C., Xu, X., & Own, C.-M. (2024). The Impact of Green Finance and Technological Innovation on Corporate Environmental Performance: Driving Sustainable Energy Transitions. *Energies*, 17(23), Article 23. <https://doi.org/10.3390/en17235959>
- Chen, S., Bouteska, A., Sharif, T., & Abedin, M. Z. (2023). The Russia–Ukraine war and energy market volatility: A novel application of the volatility ratio in the context of natural gas. *Resources Policy*, 85, 103792. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301420723005032>
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting, Special Section 1: The Predictability of Financial Markets*, 28(1), 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>
- Dignum, V. (2019). *Responsible Artificial Intelligence: How to Develop and Use AI in a Responsible Way*. Springer.
- Ding, T., Li, H., Liu, L., & Feng, K. (2024). An inquiry into the nexus between artificial intelligence and energy poverty in the light of global evidence. *Energy Economics*, 136, 107748. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107748>
- Dong, K., Liu, Y., Wang, J., & Dong, X. (2024). Is the digital economy an effective tool for decreasing energy vulnerability? A global case. *Ecological Economics*, 216, 108028. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2023.108028>
- Ebaidalla, E. M. (2024). The impact of taxation, technological innovation and trade openness on renewable energy investment: Evidence from the top renewable energy producing countries. *Energy*, 306, 132539. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.132539>
- Elliott, G., Rothenberg, T. J., & Stock, J. H. (1996). Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root. *Econometrica*, 64(4), 813–836. <https://doi.org/10.2307/2171846>
- Fisher, T. J., & Gallagher, C. M. (2012). New Weighted Portmanteau Statistics for Time Series Goodness of Fit Testing. *Journal of the American Statistical Association*, 107(498), 777–787. <https://doi.org/10.1080/01621459.2012.688465>
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2018). AI4People—An Ethical Framework for a Good AI Society: Opportunities, Risks, Principles, and Recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- Gatto, A., & Busato, F. (2020). Energy vulnerability around the world: The global energy vulnerability index (GEVI). *Journal of Cleaner Production*, 253, 118691. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118691>
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics Letters*, 6(3), 255–259. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(80\)90024-5](https://doi.org/10.1016/0165-1765(80)90024-5)
- Lastrapes, W. D., & Wiesen, T. F. P. (2021). The joint spillover index. *Economic Modelling*, 94(C), 681–691.
- Lee, C.-C., & Yan, J. (2024). Will artificial intelligence make energy cleaner? Evidence of nonlinearity. *Applied Energy*, 363, 123081. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123081>
- Liu, L., & Sheng, J. (2024). Energy quota trading and energy vulnerability: China’s energy quota trading pilot. *Energy Policy*, 184, 113869. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2023.113869>
- Liu, L., Yang, K., Fujii, H., & Liu, J. (2021). Artificial intelligence and energy intensity in China’s industrial sector: Effect and transmission channel. *Economic Analysis and Policy*, 70, 276–293. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.03.002>
- Mandal, R. (2021). A Contrasting of the Pernicious and the Salubrious: An Assessment of the Global Impact of the Covid 19 Pandemic on Technology and Information. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 25(4), 7230–7240. <https://doi.org/10.34140/bjbv7n1-071>

-
- Njangang, H., Padhan, H., & Tiwari, A. K. (2024). From aid to resilience: Assessing the impact of climate finance on energy vulnerability in developing countries. *Energy Economics*, 134, 107595. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107595>
- Olson, E. (2024). Digital Transformation and Artificial Intelligence in Energy Systems: Applications, Challenges, and the Path Forward. Trong T. Lynn, P. Rosati, D. Kreps, & K. Conboy (B.t.v), *Digital Sustainability: Leveraging Digital Technology to Combat Climate Change* (tr 63–79). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-61749-2_4
- Qiu, K., & Zhao, K. (2024). The integration of green energy and artificial intelligence in next-generation energy supply chain: An analysis of economic, social, and environmental impacts. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 64, 103660. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2024.103660>
- Song, M., Pan, H., Shen, Z., & Tamayo-Verleene, K. (2024). Assessing the influence of artificial intelligence on the energy efficiency for sustainable ecological products value. *Energy Economics*, 131, 107392. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107392>
- Tian, Y., Chen, S., & Dai, L. (2024). How climate risk drives corporate green innovation: Evidence from China. *Finance Research Letters*, 59, 104762. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104762>
- Xu, C., Zhu, Q., Li, X., Wu, L., & Deng, P. (2024). Determinants of global carbon emission and aggregate carbon intensity: A multi-region input–output approach. *Economic Analysis and Policy*, 81, 418–435. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2023.12.002>
- Zhao, Q., Wang, L., Stan, S.-E., & Mirza, N. (2024). Can artificial intelligence help accelerate the transition to renewable energy? *Energy Economics*, 134, 107584. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107584>
- Zheng, L., Abbasi, K. R., Salem, S., Irfan, M., Alvarado, R., & Lv, K. (2022). How technological innovation and institutional quality affect sectoral energy consumption in Pakistan? Fresh policy insights from novel econometric approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 183, 121900. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121900>
- Zhu, Q., Sun, C., Xu, C., & Geng, Q. (2025). The impact of artificial intelligence on global energy vulnerability. *Economic Analysis and Policy*, 85, 15–27. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2024.11.021>

***Tác giả liên hệ: Lê Thanh Hà. Email: lethanhha@neu.edu.vn**