

ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

DOI: 10.52122/nisantasisbd.1808314

BİTCOİN MADENCİLİĞİ VE KARBON EMİSYONU ARASINDAKİ DİNAMİK İLİŞKİ: TVP-VAR YÖNTEMİYLE BAĞLANTILILIK ANALİZİ¹

Prof. Dr. Mehmet ÇINAR

Bursa Uludağ Üniversitesi, Ekonometri Bölümü.


e-posta: mcinar@uludag.edu.tr

 0000-0001-8441-243X

Araş. Gör. Özge ÖZBEK

Bursa Uludağ Üniversitesi, Ekonometri Bölümü.

e-posta: ozgeozbek@uludag.edu.tr

 0000-0002-2951-7631

ÖZ

En yüksek işlem hacmine sahip kripto varlık olan Bitcoin'deki işlem yoğunluğunun artması, ağ üzerindeki işlem ücretlerini yükselterek madenciliği daha kârlı hâle getirmektedir. Madenciliğin kârlılığındaki bu artış yeni madencilerin ağa katılımını teşvik etmekte ve buna bağlı olarak enerji tüketimi ile karbon emisyonu düzeylerini artırmaktadır. Bu çalışmada, Şubat 2017–Kasım 2024 döneminde Bitcoin madenciliği ile karbon emisyonu arasındaki bağlantılılık incelenmiştir. Bitcoin madenciliğini temsilen hash oranı, karbon emisyonu, elektrik tüketimi ve enerji tüketimi değişkenleri kullanılmıştır. Sabit parametrelili Diebold–Yılmaz yayılım endeksi ile zamanla değişen parametreleri dikkate alan TVP-VAR yöntemlerinin birlikte kullanıldığı analizler, Bitcoin madencilik faaliyetlerinin karbon emisyonları üzerinde belirgin bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Özellikle hash oranındaki artış daha fazla donanım kullanımına ve dolayısıyla elektrik tüketimine yol açmakta; artan enerji talebi de karbon emisyonlarını yükseltmektedir. Bu nedenle politika yapıcıların temiz enerji kullanımının teşvik edilmesi, karbon vergisi uygulanması ve yeşil blok zinciri teknolojilerinin geliştirilmesi gibi sürdürülebilir stratejilere yönelmesi önem arz etmektedir.

Anahtar Kelimeler: Diebold-Yılmaz, TVP-VAR, Bitcoin, Karbon Emisyonu, Bağlantılılık,

THE DYNAMIC RELATIONSHIP BETWEEN BITCOIN MINING AND CARBON EMISSIONS: CONNECTEDNESS ANALYSIS USING THE TVP-VAR METHOD

ABSTRACT

Bitcoin, the cryptocurrency with the highest transaction volume, experiences rising network activity that increases transaction fees and makes mining activities more profitable. The growing profitability of mining encourages additional miners to join the network, which in turn raises overall energy consumption and carbon emissions. This study examines the connectedness between Bitcoin mining and carbon emissions over the period from February 2017 to November 2024. Hash rate, carbon emissions, electricity consumption, and energy consumption are employed as indicators of Bitcoin mining activity. Using both the static Diebold–Yılmaz spillover index and the time-varying parameter TVP-VAR framework, the analysis reveals that Bitcoin mining significantly influences carbon emission levels. In particular, increases in the hash rate require more computational power, leading to higher electricity consumption and consequently greater carbon emissions. These findings highlight the need for policymakers in the fields of energy and environmental economics to develop sustainable strategies, including the transition to clean energy in mining, the implementation of carbon taxation, and the promotion of green blockchain solutions.

Keywords: Diebold-Yılmaz, TVP-VAR, Bitcoin, Carbon Emission, Connectedness

Geliş Tarihi/Received: 22.10.2025

Kabul Tarihi/Accepted: 27.12.2025

Yayın Tarihi/Printed Date: 31.12.2025

Kaynak Gösterme: Çınar, M., ve Özbeke, Ö. (2025). "Bitcoin Madenciliği ve Karbon Emisyonu Arasındaki Dinamik İlişki: TVP-VAR Yöntemiyle Bağlantılılık Analizi". *İstanbul Nişantaşı Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(Özel Sayı) 205-218.

¹ IERFM2025 kongresinde sunulan bildirinin gözden geçirilmiş ve düzenlenmiş halidir.

GİRİŞ

2009 yılında Satoshi Nakamoto takma ismiyle bir kişi ya da grup tarafından geliştirilen Bitcoin, merkezi olmayan bir kripto para birimidir (Nakamoto, 2008; Zheng vd., 2023). Bitcoin, günümüzde yaygınlaşarak mevcut para birimlerinde olduğu gibi erişilebilirlik ve kullanılabilirlik düzeyine ulaşmıştır (Wang vd, 2020). Günümüzdeki para birimleriyle kıyaslandığında Bitcoin'in en önemli karakteristik özelliği merkezi otoriteye bağlı olmaması, yazılım algoritması tarafından kontrol edilmesidir (Ciaian vd., 2016). Toplam kripto para piyasa değeri 2 Mayıs 2025 tarihinde yaklaşık 3 trilyon dolar iken Bitcoin'in ise piyasa değeri yaklaşık 1,92 trilyon dolardır. Bitcoin toplam kripto para piyasasının yaklaşık %63,8'ini oluşturmaktadır (Forbes, 2025; CoinGecko, 2025). Bu durum yatırımcıların Bitcoin ekosistemine karşı güvenini göstermektedir. Bitcoin, 2009'dan bu yana artan değeri ve oluşturduğu güvenle birlikte geleneksel para birimlerinde olduğu gibi para transfer işlemleri gerçekleştirmektedir (Nerurkar vd., 2021).

Bitcoin aynı zamanda blok zincir sistemini kuran ilk dijital paradır (Parino vd, 2018; Fauzi vd., 2020). Blok zincir, kullanıcıların işlem bilgilerini kaydeden, doğrulanabilir güvenlik sunan, işlemler için kriptografi ya da eşler arası elektronik sistem kullanan halka açık bir defter olarak ifade edilebilir (Yang vd., 2020; Gatabazi vd., 2022). 2009 yılında Bitcoin'in mucidi olan Nakamoto, Kriptograf arkadaşı Hal Finney'e 50 BTC göndermesiyle blok zincirine kaydedilen ilk gerçek Bitcoin transferini gerçekleştirmiştir (Blockchain.com, 2009; Antonopoulos, 2014). Günümüzde iş kolu olarak gelişen bu uygulama, madencilerin blok zincir ağını oluşturmak amacıyla "hash" olarak bilinen karmaşık matematiksel işlemleri gerçekleştirmesiyle devam etmektedir. Bitcoin madenciliği bireylerin birbirlerine BTC göndermesiyle başlamakta ve bu işlem bir havuzda depolanmaktadır. Bu işlemler blok olarak adlandırılan gruplar halinde bir araya getirilmektedir. Madencilerin görevi bu aşamada başlamaktadır. Bir bloğu zincire eklemek zorlu bir matematiksel işlem gerektirmektedir. Bu matematiksel işleme "kriptografik özet" bulma diğer bir ifadeyle "hash" bulma denmektedir. Yapılan işlemler yüksek işlem gücü diğer bir ifadeyle "iş" gerektirdiği için Bitcoin madenciliği Proof-of-Work denilen "İş Kanıtı" (PoW) algoritmasına dayanmaktadır (Bajra vd., 2024). Bu algoritma işlemlerin güvenliği ve doğrulanmasında önemli rol oynamaktadır (Howson, 2019). PoW algoritması ağ güvenliği için çok yüksek işlem gücü gerektiren matematiksel problem çözme sistemine dayanmaktadır. Madenci SHA-256 hash fonksiyonu kullanılarak doğru hash'ı bulmaya çalışmakta ve bu işlem binlerce belki milyonlarca deneme yanılma yöntemiyle devam etmektedir. Hash belirli sayıda sıfırla başlayan özel bir sayı gerektirmektedir (Khosravi ve Saamaki, 2023). Madenciler deneme yanılma yoluyla karmaşık matematiksel işlem olan hash'ı başarıyla çözdüklerinde, işlem bloğunu ağa yayarlar ve hash değeri doğrulandığında Bitcoin ödülü kazanırlar (Papp vd, 2023).

Madenciler zorlu hesaplamaları gerçekleştirmek için güçlü donanımlara sahip bilgisayar kullanırlar (Zhang vd, 2023). Bu bilgisayarlar her bir blok için yüksek düzeyde elektrik tüketmektedir. Bitcoin fiyatlarındaki artış, daha fazla madenci çalışmasını teşvik etmekte bu durum da daha fazla elektrik tüketimine yol açmaktadır. Bitcoin madenciliğinin PoW algoritmalarınınca gerçekleştiği ve bu algoritmanın yüksek düzeyde enerji tüketmesi çevresel endişelerin artmasına ve madencilik sürecinin temiz ve kirli kategorilere ayrılmasına neden olmaktadır (Yousaf vd., 2023; Ren ve Lucey, 2022; Jirou vd, 2025; Dias vd., 2023). Ethereum gibi kripto paralar temiz enerji tüketimine geçerken, Bitcoin ise hala PoW algoritmasında kalmaya devam etmektedir.

Bitcoin'in dayandığı İş kanıtı (PoW) yüksek enerji tüketimine sahip olduğu ve madenciler bu işlemleri gerçekleştirirken CPU, GPU, FPGA ve ASIC gibi donanımlara sahip özel cihazlar kullandığı için karmaşık "hash" bulmacalarını çözmek isteyen madenciler genellikle daha fazla cihaz çalıştırırlar (Ghosh ve Bouri, 2022; Sharif vd, 2023). Madencilerin kullandığı cihazlar elektrik enerjisine dayanmakta ve bu enerjinin kaynağı kömür, doğalgaz gibi fosil yakıtlar olabilmektedir. Bu bağlamda kullanılan cihazlar yüksek oranda ısı ve emisyon yayılımı yapmaktadır (Dogan vd, 2022; Khosravi ve Saamaki, 2023). Bu süreç karbon ayak izinin yükselmesine neden olabilmektedir. Cambridge Bitcoin Elektrik Tüketim Endeksi (CBECI) verilerine göre Bitcoin madenciliği yılda 91,4 MtCo2 civarında sera gazı salınımı gerçekleştirmektedir. Buna ilaveten bu değer bazı orta ölçekli ülkelerle eşdeğer niteliktedir. CBECI verilerine göre Ekvador yılda 98,7 MtCo2, Paraguay yılda 96,6 MtCo2, Zambiya yılda 91,4 MtCo2, Fas ise yılda 92,2 MtCo2 değerinde salınım gerçekleştirmektedir (Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index, 2025). Bitcoin madenciliğinin sera gazı salınımı altın madenciliği ile karşılaştırıldığında ise altın madenciliği yılda 100,4 MtCo2 değerinde sera gazı salınımına sahiptir. Bu değerlerden de anlaşılacağı gibi Bitcoin madenciliği küresel ısınmaya neden olan tetikleyiciler arasında yer almaktadır. Keza Mora vd. (2019) Bitcoin madenciliğinin 2050 yılına kadar küresel sıcaklıkta 2 santigrat artışa neden olacağını ifade etmektedir. Bu nedenle çalışmanın amacı Bitcoin madenciliğinin Şubat 2017 ile Kasım 2024 dönemi arasında karbon emisyonuna yönelik bir bağlantılılık olup olmadığını belirlemektir. Bitcoin madenciliğini temsilen Bitcoin'e ilişkin; hash oranı, karbon emisyonu, elektrik tüketimi, elektronik atık ve enerji tüketimi değişkenleri kullanılmıştır. Literatürde Bitcoin ile karbon emisyonu arasındaki ilişkiyi inceleyen sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Ancak bu ilişkiyi spesifik olarak madencilik üzerinde inceleyen çalışmaya rastlanılmamaktadır. Bu nedenle çalışma bu yönü ile literatüre katkı sağlamaktadır. Çalışmada, Bitcoin madenciliği ve karbon emisyonu arasındaki bağlantılılığı incelemek amacıyla sabit parametrelili Diebold-Yılmaz ve zamanla değişen parametrelere izin veren TVP-VAR yöntemleri kullanılmaktadır. Çalışma şu şekilde kurgulanmıştır. Giriş bölümü sonrasında ikinci bölümde ilgili literatür üzerinde durulmaktadır. Üçüncü bölümde veri ve yöntem açıklanmaktadır. Dördüncü bölümde bulgular yorumlanmakta ve çalışma sonuç bölümü ile tamamlanmaktadır.

1. Literatür

Bu bölümde Bitcoin madenciliği ile karbon emisyonu arasındaki ilişkiyi inceleyen sınırlı sayıda çalışmaya yer verilmektedir.

Bitcoin'in enerji ve çevre ile olan etkileşimini Granger nedensellik yöntemi ile inceleyen Dogan vd. (2022) çalışmasında günlük veriler kullanmıştır. Yazarlar Bitcoin getirisi ve hacimlerinden temiz enerji tüketimi ve karbon izlerine doğru zamanla değişen nedensellik olduğunu öne sürmektedir. Benzer şekilde Bitcoin piyasası ve enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi zamanla değişen TVP-VAR yöntemi ile inceleyen Yuan vd. (2022), Bitcoin fiyatı, hash oranı, madencilik zorluğu ve enerji tüketimi arasında zamanla değişen bağlantılılık olduğunu ifade etmektedir. Bitcoin madenciliği, karbon emisyonu, enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi Kantil Granger Nedensellik yöntemi ile inceleyen Zhang vd. (2023) nedensellik ilişkisinin üst kantillerde yoğunlaştığını ifade etmektedir. Dinamik bağlantılılık incelemek amacıyla yapılan Diebold-Yılmaz analiz sonucuna göre hash oranı Bitcoin enerji tüketimi ve karbon emisyonlarına doğru en büyük yayılımı sağlayan değişken olduğu ifade edilmektedir. Bitcoin fiyatı, Bitcoin elektrik tüketimi ve kripto para volatilitesi arasındaki ilişkiyi Diebold-Yılmaz yöntemi ve VAR modeline dayalı Granger Nedensellik analizi ile inceleyen Sapa vd. (2024), Bitcoin fiyatlarının enerji tüketimini Granger nedensellik ile etkilediği aynı zamanda Bitcoin fiyatları ile enerji tüketimi ve volatilité arasında da çift yönlü nedensellik olduğu ifade edilmektedir. Diebold-Yılmaz bağlantılılık sonuçlarına göre Bitcoin fiyatları ağıdaki net yayıcı, Bitcoin enerji tüketimi ve Bitcoin volatilitesi ise net alıcı konumundadır. Pham vd. (2023) çalışmasında kripto para birimleri, yeşil yatırımlar ve fosil yakıt yatırımları arasındaki zamana bağlı ve asimetric ilişkiyi TVP-VAR yöntemi ile incelemektedir. Çalışma sonucunda yeşil tahviller şokları alan taraf iken fosil yakıtlar ve kripto paralar şokları yayan taraftır. Diğer yandan negatif getirilerin yayılımının pozitif getirili yayılımına göre daha fazla olduğu ifade edilmektedir. Long vd. (2023) çalışmasında Bitcoin fiyatları, Bitcoin karbon salınımı, Avrupa karbon izni vadeli işlemleri, Brent ham petrol vadeli işlem fiyatı, MSCI dünya endeksi, ABD dolar endeksi verileri haftalık olarak elde edilmekte ve aralarındaki ilişki Diebold ve Yılmaz (2014) yöntemi ile incelenmektedir. Çalışma bulgularına göre Bitcoin fiyatları net yayıcı olarak öne çıkarken karbon emisyonlarına en büyük yayılım BTC fiyatlarından gelmektedir. Kohli vd. (2023) Bitcoin karbon ayak izinin Ethereum kripto para birimine göre daha fazla olduğu ve Visa'nın Bitcoin ve Ethereum'a kıyasla daha düşük enerji ve karbon ayak izine sahip olduğu gözlemlenmektedir. Çalışma sonucuna göre ise PoW yerine PoS konsensüs mekanizmalarının kullanılması gerektiği ASIC cihazları gibi daha verimli madencilik ekipmanlarının kullanılması gerektiği ve yenilebilir enerji kaynaklarının kullanılması gerektiğine ulaşılmaktadır. Attarzade ve Balcılar (2022) çalışmasında Bitcoin fiyatı, temiz hisse senetleri, petrol fiyatları ve S&P 500 borsa endeksi arasındaki ilişkiyi TVP-VAR yöntemi incelemektedir. Çalışma bulgularına göre temiz hisse senedi ve S&P 500 Borsa Endeksi, Bitcoin ve petrol fiyatlarına net getiri yayılımı iletilirken, Bitcoin ve WTI Ham Petrol Endeksi bu şokların alıcısı konumundadır. ABD, Avrupa ve Asya pazarları için yeşil ekonomi endeksleri, beş kirli ve beş temiz kripto para birimi arasındaki ilişkiyi inceleyen Sharif vd. (2023) yeni bir yaklaşım olan kantil yayılım yöntemini kullanmaktadır. Yazarlar yeşil ekonomi endeksleri ile temiz kripto paralar arasındaki bağlantının kirli kripto paralara kıyasla daha güçlü olduğunu ifade etmektedir. Covid-19 pandemisi ve Rusya-Ukrayna savaşının etkilerini de dikkate alan yazarlar bu şokların yeşil ekonomi ile kripto paralar arasındaki yayılımı arttırdığını ifade etmektedir. Benzer şekilde temiz enerji endekslerinin temiz ve kirli kripto paralar için korunma ve güvenli liman olup olmadığını inceleyen Ren ve Lucey (2022); DCC-GARCH, Diebold ve Yılmaz yöntemlerini kullanmaktadır. Çalışma bulgularına göre temiz enerji kripto paralar için doğrudan bir koruma aracı olmadığı ve aralarındaki bağlantının zayıf olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Kirli kripto paralar için ise zayıf bir güvenli liman işlevi gördüğü sonucuna ulaşılmaktadır.

TVP-VAR analizi zamanla değişen dinamik yapıları inceleyebilmek amacıyla finansal zaman serileri literatüründe yeni gelişen bir yöntemdir. Bu model, Bitcoin ile finansal faktörlerin ve aynı zamanda makroekonomik faktörlerin zamanla nasıl değiştiğini modelleyebilmek amacıyla kullanılmaktadır. Nitekim literatür çalışmaları incelendiğinde, yayılımın modellenmesinde ağırlıklı olarak TVP-VAR analizinin kullanıldığı görülmektedir. Bu bağlamda çalışmamızda da TVP-VAR analizi Bitcoin madenciliği çerçevesinde kullanılmaktadır.

2. Veri Seti ve Yöntem

Bitcoin madenciliği ve Karbon emisyonu arasında bağlantılılık incelemek amacıyla Şubat 2017 ile Kasım 2024 dönemi aylık veriler kullanılmaktadır. Çalışmada bağlantılılık incelemek için sabit parametrelili Diebold-Yılmaz ve zamanla değişen parametrelere izin veren TVP-VAR yöntemleri kullanılmaktadır. Bitcoin madenciliğini temsilen Bitcoin'e ilişkin; hash oranı (Coinmetrics), karbon emisyonu (Cambridge Bitcoin Elektrik Tüketim Endeksi, CBECI), elektrik tüketimi (Cambridge Bitcoin Elektrik Tüketim Endeksi, CBECI), enerji tüketimi (Digiconomist) ve elektronik atık (Digiconomist) değişkenleri kullanılmıştır. karbon emisyonuna ait veriler ise National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) elde edilmektedir.

Değişkenler arasındaki bağlantılılık belirlemek için Diebold ve Yılmaz (2009, 2012, 2014) tarafından önerilen bağlantılılık yaklaşımı; aykırı değer duyarlılığı, kişisel olarak seçilen yuvarlanan pencere yaklaşımı, gözlem kaybı ve düşük frekanslı verileri analiz edememe gibi problemlere sahiptir (Gabauer ve Gupta, 2020). Bu problemlerin üstesinden gelmek amacıyla Antonakakis ve Gabauer (2017), Antonakakis vd. (2020) tarafından önerilen zamanla değişen TVP-VAR algoritması kullanılmaktadır. Yöntem VAR model parametrelerinin çok değişkenli Kalman filtresi ile zaman içinde değişmesine olanak tanımaktadır. Kalman filtresi modeli aykırı değerlere karşı korumaktadır. Bayes Bilgi Kriterine (BIC) göre TVP-VAR bir gecikme değerli olarak aşağıdaki gibi formüle edilmektedir:

$$y_t = \beta_t y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (1)$$

$$\text{vec}(\beta_t) = \text{vec}(\beta_{t-1}) + u_t \quad u_t \sim N(0, R_t) \quad (2)$$

Eşitlik 1'de y_t , y_{t-1} ve ε_t $k \times 1$ boyutlu vektördür, β_t ve Σ_t $k \times k$ boyutlu matristir. $\text{vec}(\beta_t)$ ve u_t $k^2 \times 1$ boyutlu vektör iken R_t ise $k^2 \times k^2$ boyutlu matristir.

Zamanla değişen parametreler ve hata varyansları, Koop vd. (1996) ve Pesaran ve Shin (1998) tarafından geliştirilen genelleştirilmiş etki-tepki fonksiyonları (GIRF- generalized impulse response functions) ve genelleştirilmiş tahmin hata varyans ayrıştırmasının (GFEVD-generalized forecast error) temel faktörleridir ve bağlantılık yaklaşımı Diebold Yılmaz (2014) bu faktörlere dayanmaktadır. Koop vd. (1996) ve Pesaran ve Shin (1998) VAR modelini vektör hareketli ortalamaya (VMA) dönüştürmektedir. Bağlantılık ölçümleri zaman içinde bir değişkenden gelen şokun diğer değişkene yayılımını göstermektedir. VMA'dan elde edilen etki-tepki katsayılarına dayanmaktadır. Bu dönüştürme Wold temsil teorisi dikkate alınarak yapılmaktadır:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \beta_{it} y_{t-i} + \varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} A_{jt} \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Elde edilen dönüşüm VAR modeli ile elde edilen etkileşimlerin zaman içinde şoklara nasıl yayıldığını göstermektedir. Bir sonraki aşamada TVP-VMA katsayıları dinamik bağlantılılık çerçevesinde üzerine eklendiği GFEVD hesaplamak amacıyla çıkarılır. Ölçeklendirilmemiş GFEVD, $\phi_{ij,t}^g(J)$ j'den i'ye çift taraflı bağlantıyı göstermektedir. Değişken j'den gelen şokların i değişkeni üzerindeki J dönemlik tahmin hata varyansına katkısını ifade etmektedir:

$$\phi_{ij,t}^g(J) = \frac{\sum_{i,t}^{-1} \sum_{t=1}^{J-1} (l_i' A_t \Sigma_t l_j)^2}{\sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{J-1} (l_i' A_t \Sigma_t A_t' l_j)^2} \quad (4)$$

Ölçeklendirilmiş GFEVD:

$$\tilde{\phi}_{ij,t}^g(J) = \frac{\phi_{ij,t}^g(J)}{\sum_{j=1}^N \phi_{ij,t}^g(J)} \quad (5)$$

$\sum_{j=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(J) = 1$ ve $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(J) = N$, bu kısımda J tahmin ufkunu ve l_i , i'inci konumda 1 ve diğer durumlarda 0 olan bir seçim vektörünü ifade etmektedir. GFEVD kullanılarak toplam bağlantılık endeksi (TCI):

$$C_t^g(J) = 1 - N^{-1} \sum_{i=1}^N \tilde{\phi}_{ii,t}^g(J) \quad (6)$$

Toplam bağlantılık endeksi, bir değişkenden gelen şokun diğer değişkenlere nasıl sıçradığını ifade etmektedir. Bu formülde TCI değeri 0 olursa ağdaki tüm değişkenler sadece kendisinden etkilenmekte, TCI değeri 1'e yaklaşırsa sistem tam anlamıyla bağlantılı diğer bir deyişle şoklar yayılmaktadır.

Diğerlerine (To others) toplam yönlü bağlılık diğer bir ifadeyle i değişkeninin J dönem ufkunda ağda yer alan diğer tüm j değişkenlerine ilettiği etki, toplam yönlü bağlılık,

$$C_{i \rightarrow j,t}^g(J) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\phi}_{ji,t}^g(J) \quad (7)$$

şeklinde formülize edilir. Değişken j'nin değişken i'den kaynaklanan şoklardan etkilenme oranını ifade etmektedir. Diğer değişkenlerden (From other) alınan toplam yönlü bağlılık, i değişkeni, ağdaki diğer j değişkenlerinden ne kadar etkilendiğini ifade etmektedir

$$C_{i \leftarrow j,t}^g(J) = \sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(J) \quad (8)$$

formülü kullanılır ve i 'nin varyansında meydana gelen hataların, j değişkeninden gelen şoklarla ne kadar açıklandığını ifade etmektedir. Değişken i 'nin diğerlerine olan toplam yönlü bağıllığı diğerlerinden aldığı bağıllık ile çıkartıldığında (TO-FROM) net toplam yönlü bağıllık:

$$C_{i,t}^g = C_{i \rightarrow j,t}^g(J) - C_{i \leftarrow j,t}^g(J) \quad (9)$$

formülüyle elde edilir. Değişken i 'nin net toplam etkisi sıfırdan büyük değer alıyorsa değişken i 'nin ağdan etkilenmekten çok ağı etkilediği (yayıcı) anlamına gelir. Buna karşın, net toplam yönsel bağıllık negatif ise, değişken i 'nin ağ tarafından yönlendirildiği yani diğerlerinden daha çok etkilendiği (alıcı) anlamına gelir.

Net toplam yönlü bağıllık ise birleştirilmiş bir ölçü olduğundan önemli alt dinamikleri gizleyebilir. Değişken i ve j arasındaki net çift yönlü bağıllıkla (NPDC) ilgilenilmek avantaj sağlamaktadır. Bu ölçü bize i ve j değişkenleri arasındaki ikili yayılım süreci hakkında bilgi sağlar:

$$NPDC_{ij}(J) = \tilde{\phi}_{ji,t}(J) - \tilde{\phi}_{ij,t}(J) \quad (10)$$

Eğer $NPDC_{ij}(J) > 0$ ise değişken i , değişken j 'yi etkiliyor. Eğer $NPDC_{ij}(J) < 0$ ise değişken i , değişken j 'den etkilenmektedir (Antonakakis vd., 2020). Böylece değişkenler arası toplam etkiyi değil bireysel etkiler incelenmektedir.

Diebold–Yılmaz (DY) yayılım yaklaşımı ile TVP-VAR bağlantılılık analizleri teorik olarak benzer bir çerçeveye dayansa da yöntemsel açıdan önemli farklılıklar göstermektedir. DY yöntemi, sabit parametrelili geleneksel VAR modeli üzerine kurulmakta ve bağlantılılık ölçümlerini genelleştirilmiş FEVD sonuçlarına dayanarak hesaplamaktadır; bu yaklaşımda zaman içi değişim çoğunlukla yuvarlanan pencereler aracılığıyla takip edilebilmektedir. Buna karşılık TVP-VAR modeli, hem katsayıların hem de hata terimi varyanslarının zamanla değişmesine olanak tanıyan esnek yapısıyla ekonomik ilişkilerdeki kırılma, rejim değişimi ve volatilité dalgalanmalarını doğrudan yakalayabilmektedir. DY yöntemi uygulama kolaylığı ve düşük hesaplama maliyetiyle avantaj sağlarken, sabit parametre varsayımı nedeniyle ani rejim değişiklikleri ve kısa dönemli dinamikleri sınırlı biçimde ortaya koymaktadır. TVP-VAR yaklaşımı ise Bayesyen yöntemler ve Kalman filtresi gibi daha yoğun hesaplama gerektiren tekniklere dayansa da, değişen ekonomik etkileşimlerin zaman-çözünür bir şekilde izlenmesine ve politika analizlerinde daha ayrıntılı sonuçlar elde edilmesine imkân tanımaktadır (Diebold ve Yılmaz, 2012; Antonakakis ve Gabauer, 2017; Antonakakis vd., 2020).

3. Ampirik Bulgular

TVP-VAR analiz bulgularına geçmeden önce değişkenlerin durağanlık mertebesi belirlenmektedir. Tablo 1'de Augmented-Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testleri yer almaktadır. ADF birim kök testi sonuçlarına göre, Inco2 (karbondioksit) değişkeni %5 anlamlılık seviyesinde durağan değil iken birinci farkı alınan seri %5 anlamlılık seviyesinde durağan hale gelmektedir. Inbtcco2 (Bitcoin karbon emisyonu) serisi %5 anlamlılık seviyesinde durağan değil iken birinci farkı alınan seri %5 anlamlılık seviyesinde durağanlaşmıştır. Aynı şekilde Inbtcew (BTC-Elektronik Atık) serisi de %5 anlamlılık seviyesinde ADF birim kök testinde durağa-dışı iken birinci farkı alınan seri %5 anlamlılık seviyesinde durağanlaşmıştır. Inbtchr (Bitcoin hash oranı), Inbtcet (Bitcoin elektrik tüketimi) ve Inbtcent (Bitcoin enerji tüketimi) değişkenleri ise %5 anlamlılık seviyesinde durağan olduğu bulunmuştur.

PP birim kök testi sonuçlarına göre ise Inbtcco2 ve Inbtcew serileri %5 anlamlılık seviyesinde düzeyde durağan değil iken, birinci farkı alınan serilerin durağanlaştığı görülmektedir. Aynı zamanda Inbtchr, Inbtcet ve Inbtcent serileri %5 anlamlılık seviyesinde düzeyde durağan olarak elde edilmektedir. Inco2 değişkeni, PP birim kök testinde birinci farkı alındığında %5 anlamlılık düzeyinde sınırda yer almakla birlikte, %10 anlamlılık düzeyinde durağan kabul edilmektedir. ADF testi, potansiyel otokorelasyon sorununu gidermek amacıyla modele hata teriminin gecikmeleri dahil eden bir yöntem iken; PP testi, hata terimindeki otokorelasyon ve heteroskedastisite yapısını Newey–West düzeltmesi aracılığıyla gideren alternatif bir yaklaşımdır. Küçük örneklem yapısında ADF ve PP gibi birim kök testlerinin istatistiksel gücünün sınırlı olabileceği bilinmektedir. Bu nedenle, ilgili değişkenin durağanlık düzeyinin %10 anlamlılık seviyesinde sağlanması, uygulamalı çalışmalarda kabul edilebilir görülmektedir. Bu çerçevede, Inco2 serisi sınırda olmakla birlikte birinci farkında durağan olarak değerlendirilmiş ve analizler serinin birinci farkı üzerinden yürütülmüştür.

Tablo 1: ADF ve PP Birim Kök Testi Sonuçları

Değişkenler	Inco2	Inbtcco2	Inbtcew	Inbtchr	Inbtcet	Inbtcent	
	I(0)	0,7783[8]	-2,763933[1]	-2,6544[8]	-3,08175[1]*	-3,3613[0]*	-3,7716[0]*
ADF	(0,9931)	(0,0675)	(0,0863)	(0,0314)	(0,0149)	(0,0045)	

	I(1)	-12,2132[8]* (0,0001)	-6,7009[0]* (0,0000)	3,9548[7]* (0,0026)			
	I(0)	-1,2430[2] (0,6529)	-2,7973[3] (0,0625)	-2,5663[8] (0,1037)	-3,4531[3]* (0,0115)	-3,1372[2]* (0,0272)	-2,9588[5]* (0,0426)
PP	I(1)	-2,8524[16] (0,0551)	-6,6979[2]* (0,0000)	-7,9029[8]* (0,0000)			

Not: * ifadesi değişkenlerin %5 anlamlılık seviyesinde durağan olduğunu göstermektedir. Köşeli parantez içinde yer alan değerler gecikme uzunluğunu vermektedir. Uygun gecikme uzunluğu BIC bilgi kriteri baz alınarak tespit edilmektedir. Yuvarlak parantez içinde yer alan değerler ise olasılık (prob.) değerlerini vermektedir.

TVP-VAR analizine başlamadan önce geleneksel VAR modeli kurulmakta ve uygun gecikme sayısı, AIC, HQ ve FPE bilgi kriterleri ile serilerin ekonomik ve dinamik özellikleri birlikte dikkate alınarak belirlenmektedir. Gecikme uzunluğunun gereğinden fazla seçilmesi, modelde aşırı parametreleşmeye yol açarak tahmin etkinliğini düşürmekte ve model kararlılığını olumsuz etkileyebilmektedir. Ayrıca TVP-VAR modellerinde gecikme sayısındaki artış, parametre sayısının hızla büyümesine neden olduğundan özellikle küçük örneklerde tahmin belirsizliğini önemli ölçüde artırmaktadır. Bu nedenlerle, hem bilgi kriterleriyle uyumlu hem de ekonomik teori tarafından desteklenen uygun gecikme sayısı 2 olarak belirlenmiştir. Finansal zaman serileri literatürü, bu tür serilerin genellikle kısa etkileşim yapısına sahip olduğunu ve etkilerin çoğunlukla düşük gecikmelerde sönümlendiğini göstermektedir; bu da seçilen gecikme sayısının literatürle uyumlu olduğunu teyit etmektedir. Ayrıca, çalışmada TVP-VAR modeli kapsamında tahmin hata varyans ayrıştırması (FEVD) yapılırken 10 dönemlik bir tahmin ufku kullanılmaktadır. Bağlantılılık literatüründe IRF ve FEVD hesaplamalarının çoğunlukla orta vadeli bir tahmin ufkuna dayandırıldığı görülmektedir. Bunun temel nedeni, seriler durağan olduğunda sisteme uygulanan rassal şokların etkilerinin geçici nitelik taşıması ve belirli bir dönem sonunda ortadan kalkmasıdır.

Tablo 2'de hem sabit parametrelili VAR üzerine kurulu olan Diebold-Yılmaz bağlantılılık modeli hem de parametrelerin zamana göre değişimine izin veren TVP-VAR bağlantılılık model sonuçları yer almaktadır. Diebold-Yılmaz sistemde yer alan değişkenler arasındaki bağlantılılığı sabit varsayımlar altında ölçerken TVP-VAR yayılım modeli ise Kalman filtresi ve Bayesian süreçleriyle tahmin edilen zamanla değişen varyans yöntemiyle ölçmektedir. Bu bağlamda Diebold-Yılmaz yönteminde tüm analiz dönemi boyunca geçerli tek bir bağlantı yapısı ve sabit parametre varken TVP-VAR modelinde ise şokların etkisi tüm zaman dönemi boyunca değerlendirilmektedir. Tablo 2'de TVP-VAR modelinden türetilen dinamik varyans ayrışım matrisinin son dönem gözlemleri kullanılarak iki yaklaşım arasındaki farklılıklar incelenmektedir.

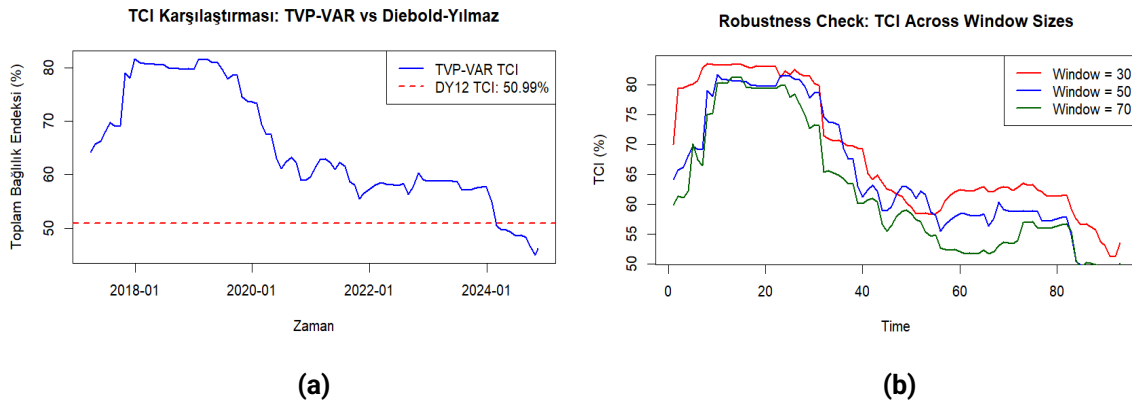
Tablo 2: Diebold-Yılmaz ve TVP-VAR Bağlantılılık Sonuçları

Diebold-Yılmaz							
	Inco2	Inbtcco2	Inbtcew	Inbtchr	Inbtcet	Inbtcent	From (Diğerlerinden)
Inco2	60,1	15,1	3,3	9,1	9,8	2,6	39,9
Inbtcco2	2,4	40,5	1,4	14,8	3,01	10,9	59,5
Inbtcew	5,3	5,3	73,6	7,8	5,8	2,3	26,4
Inbtchr	1,0	1,4	3,3	5,17	18,1	11,8	48,3
Inbtcet	1,7	2,75	2,0	2,58	27,5	15,6	72,5
Inbtcent	1,2	18,5	1,6	1,6	22,1	40,6	59,4
To (Diğerlerine)	11,5	80,4	11,6	73,4	85,8	43,2	305,3
Net Bağlantılılık	-28,4	20,9	-14,8	25,1	13,3	-16,2	Bağlantılılık Endeksi: %50,9
TVP-VAR							
	Inco2	Inbtcco2	Inbtcew	Inbtchr	Inbtcet	Inbtcent	From (Diğerlerinden)
Inco2	46,93	6,20	4,59	15,81	10,83	15,63	53,07
Inbtcco2	4,82	31,90	8,29	15,38	22,40	17,22	68,10
Inbtcew	4,39	8,21	30,83	21,30	18,74	16,53	69,17
Inbtchr	3,06	4,51	5,48	37,96	22,48	26,52	62,04
Inbtcet	2,62	7,85	6,09	29,49	26,59	27,36	73,41
Inbtcent	2,48	5,00	5,16	27,68	23,51	36,17	63,83
To (Diğerlerine)	17,36	31,76	29,62	109,66	97,96	103,26	389,62
Net Bağlantılılık	-35,71	-36,34	-39,56	47,62	24,55	39,44	Bağlantılılık Endeksi: %64,94

Not: Tablo 2’de yer alan “FROM” ifadesi bir değişkenin diğer değişkenlerden yayılımı ne kadar aldığını ifade ederken, “TO” ifadesi ise bir değişkenin diğer değişkenlere ne kadar yayıldığını ifade etmektedir. “Net Yayılım” ifadesi ise “TO-FROM” değerlerinin farkıyla oluşturulan net yayılım durumunu göstermektedir.

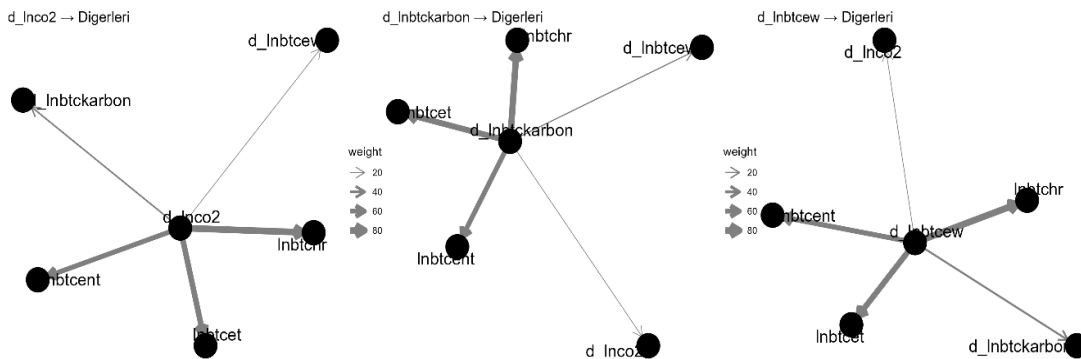
Tablo 2’de sunulan Diebold–Yılmaz (2012) sonuçlarına göre sistemin tahmin hata varyansının %50,9’u değişkenler arası yayılımla açıklanmaktadır. Diğer değişkenlere en düşük etkide bulunan değişken %11,5 ile karbon emisyonu iken, en yüksek etkiyi %85,8 oranıyla Bitcoin elektrik tüketimi göstermektedir. Diğer değişkenlerden en fazla yayılımı alan değişken %72,5 ile yine Bitcoin elektrik tüketimi, en az yayılımı alan ise %26,4 ile Bitcoin elektronik atığıdır. Net yayılım ölçütleri, Bitcoin hash oranının %25,1 ile net yayıcı; karbon emisyonunun ise -%28,4 ile net alıcı konumunda olduğunu göstermektedir. TVP-VAR sonuçları incelendiğinde, sistemdeki yayılım oranının %64,94’e yükseldiği görülmektedir. Bu modelde diğer değişkenlere en yüksek şok gönderimi %109,66 ile Bitcoin hash oranı tarafından yapılırken, en düşük yayılım %17,36 ile karbon emisyonuna aittir. Diğer değişkenlerden en fazla şok alan değişken %73,41 ile Bitcoin elektrik tüketimi, en az şok alan ise %53,07 ile karbon emisyonudur. Net yayılım ölçütleri ise Bitcoin hash oranının %47,62 ile güçlü bir net yayıcı, Bitcoin elektronik atığının ise -%39,56 ile net alıcı olduğunu ortaya koymaktadır. Her iki model birlikte değerlendirildiğinde; karbon emisyonunun sistemde en düşük volatilité yayılımına sahip olduğu, Bitcoin elektrik tüketiminin diğer değişkenlerden en yüksek şok alıcı konumunda bulunduğu ve Bitcoin hash oranının her iki modelde de net şok yayıcı olarak öne çıktığı görülmektedir.

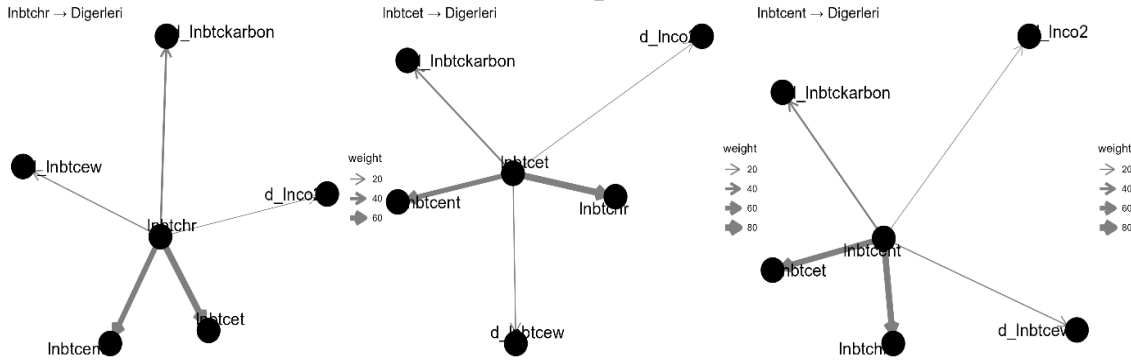
Şekil 1 (a)’da TVP-VAR modeli ve Diebold-Yılmaz (2012) modeli toplam bağlantılılık yapısı karşılaştırılmaktadır. Kırmızı kesik çizgiler Diebold-Yılmaz modelinden elde edilen toplam bağlantılılık endeksinin her zaman dönemi boyunca sabit olduğunu göstermektedir. Mavi çizgi ise TVP-VAR yöntemi ile elde edilen zamanla değişen toplam bağlantılılık endeksini ifade etmektedir.



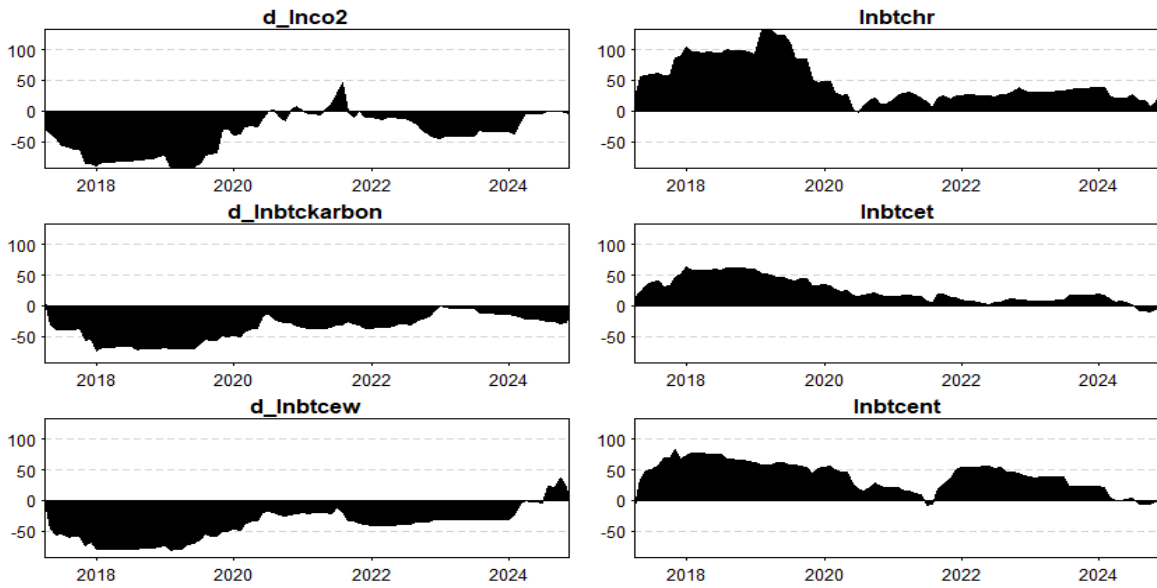
Şekil 1: TVP-VAR ve Diebold-Yılmaz TCI Karşılaştırması ve TVP-VAR Sağlamlık Kontrolü TCI Çapraz Pencere Genişliği

Şekil 1 (a)’da da görüleceği gibi Diebold-Yılmaz (2012) bağlantılılık endeksi (TCI) tüm zaman dönemi boyunca aynı kalmaktadır. TVP-VAR modeli ise zamanla değişen parametrelere izin veren yapısı sayesinde şokların dinamik etkilerini esnek bir biçimde yansıtmaktadır. TVP VAR bulgularına göre toplam bağlılık endeksi 2018-2020 dönemi arasında %80’e kadar yükselmiş 2021 sonrasında ise giderek azalan bir seyirle %50’nin altına düşmüştür. 2018-2020 dönemi arasındaki yüksek bağlılık Bitcoin madenciliği değişkenleri ve karbon emisyonu değişkenlerinin birbirine yoğun bir biçimde etki ettiği bir dönem olarak görülmektedir. Şekil 1 (b)’de ise yuvarlanan pencere genişliğinin seçimine göre sonuçların sağlamlığı değerlendirilmektedir. Özellikle farklı yuvarlanan pencere uzunlukları $w=70$, $w=50$, $w=30$ için yeniden üretilerek, üç pencere boyutu da detaylarda farklılık olsa da benzer bir eğilim izlemektedir. TCI’nın genel eğilimi farklı pencere boyutlarında tutarlı olmaktadır. Bu bağlamda zamanla değişen parametrik yapıdan dolayı TVP-VAR modeli Diebold-Yılmaz modeline göre daha fazla bilgi sunmaktadır.



**Şekil 2: Değişkenler Arası Ağ Grafiği**

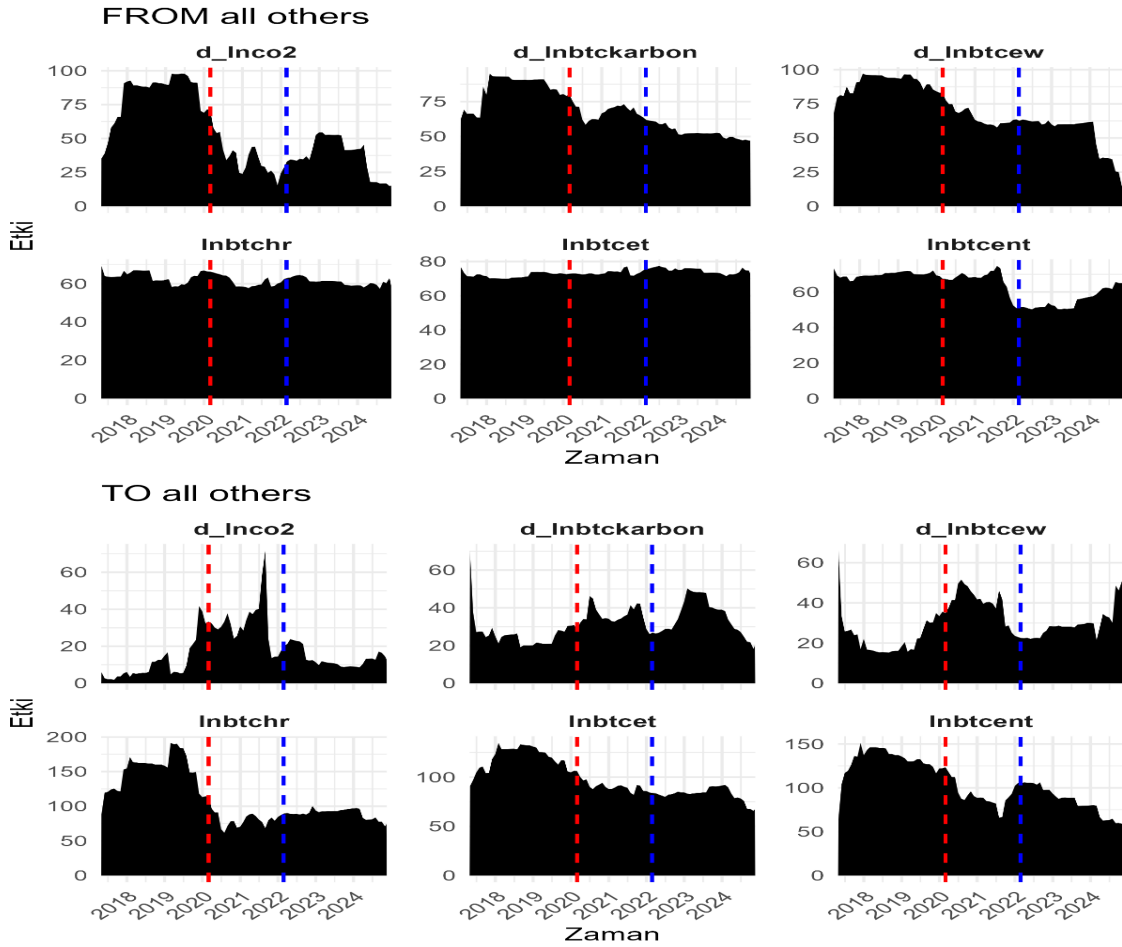
Şekil 2'de değişkenler arası bağlantılılık daha net bir şekilde görülmekte ve kalın oklar bağlantılılığın büyüklüğünü ifade etmektedir. Buna göre Bitcoin karbondioksit değişkeninden Bitcoin hash oranı, Bitcoin elektrik tüketimi ve Bitcoin enerji tüketimine doğru diğer değişkenlere göre yüksek bir yayılım mevcuttur. Bitcoin elektronik atık değişkeninden Bitcoin hash oranı, Bitcoin enerji tüketimi ve Bitcoin elektrik tüketimine doğru diğer değişkenlere göre yüksek yayılım görülmektedir. Bitcoin hash oranından Bitcoin elektrik tüketimi ve Bitcoin enerji tüketimine doğru diğer değişkenlere göre yüksek bir yayılım görülmektedir. Bitcoin enerji tüketiminden Bitcoin elektrik tüketimi ve Bitcoin hash oranı değişkenine doğru yüksek bir yayılım görülmektedir. Bitcoin enerji tüketiminden ise Bitcoin hash oranı ve Bitcoin enerji tüketimine doğru bir yayılım görülmektedir.

**Şekil 3: Net Toplam Bağlantılılık**

Şekil 3'te yer alan net bağlantılılık grafiği incelendiğinde karbon emisyonu değişkeni 2017-2020 yılları arasında net alıcı konumundadır. Diğer bir ifadeyle karbon emisyonu verileri Bitcoin ekosisteminden volatilité yayılımı almaktadır. Karbon emisyonu değişkeni 2020 yılından sonra net alıcı konumundan dengeye ulaştığını zaman zaman yayıcı konumuna dönerek tekrar alıcı konumuna geldiği görülmektedir. Bitcoin karbon emisyonları grafiği incelendiğinde tüm dönemler için net volatilité alıcı konumundadır. Bitcoin karbon emisyonu sistemden etkilenmekte fakat sistemin geneline şok yaymamaktadır. Bitcoin elektronik atık grafiği incelendiğinde 2017-2024 dönemleri arasında alıcı konumunda iken 2024 sonrasında ise belirgin bir şekilde yayıcı konumuna geçmiştir. Bitcoin hash oranı incelendiğinde 2017-2019 dönemi arası çok güçlü yayıcı iken bu etki 2020 yılı sonrası azalıyor fakat yine de pozitif konumdadır. Bitcoin elektrik tüketimi değişkeni genellikle yayıcı konumunda ve sabit aralıktadır. Bitcoin enerji tüketimi 2018-2021 yılları arasında yayılımı yüksek iken daha sonra dengeye ulaşıyor ve 2022 sonrası belirgin bir düşüş yaşıyor. Son olarak Bitcoin hash oranı, elektrik tüketimi ve elektronik atık değişkenleri yayıcı konumunda iken karbon emisyonu ve Bitcoin karbon emisyonu ise alıcı konumundadır.

Karbon emisyonunun net şok alıcı konumunda olması Bitcoin madenciliğinden kaynaklanabilmektedir. Özellikle madencilik yapılırken hash oranlarında artış meydana gelmesi ve kullanılan cihazların enerji tüketimi gibi durumlar karbon emisyonunun sistemde yer alan diğer değişkenlerden şok yayılımı almasına neden olabilmektedir. Diğer yandan elektronik atık değişkeninin 2024 yılı sonrasında şok yayıcı konumuna geçmesi ASIC gibi madencilikte kullanılan cihazların ömrünün kısa olması ve düşük verimli cihazların devre dışı bırakılması gibi nedenler elektronik atık

üretimine artmasına sebep olmaktadır. Bu durum da elektronik atığın sistemdeki diğer değişkenlere doğru şok yayıcı konumuna geçmesine neden olabilmektedir. Bitcoin'in enerji ve elektrik tüketimi net yayıcı konumunda olma nedeni ise madencilik faaliyetlerinin yüksek elektrik ve enerji tüketimine neden olmasından kaynaklanabilmektedir.



Şekil 3: To ve From Net Bağlantılılık

Şekil 4'te From ifadesi bir değişkenin sistemdeki diğer değişkenlerden aldığı net etkiyi zaman boyunca göstermektedir. Diğer değişkenlerden karbon emisyonuna gelen etkiler incelendiğinde 2019 başı ve 2020 sonunda yayılım etkisi düşmektedir. Bu düşüşün nedeni pandemi döneminde üretimin ve ulaşım sektörünün durmasından ve karbon salınımının düşmesinden kaynaklı olabilmektedir. 2022 Rusya Ukrayna savaşı sonrası ise küçük toparlanmalarla birlikte diğer değişkenlerden gelen etki yükselmektedir. Bitcoin karbon emisyonu değişkenine diğerlerinden gelen etkiler incelendiğinde Covid-19 döneminde azalma meydana gelmektedir. 2020 yılında Rusya Ukrayna savaşı ile birlikte hafif düşüş yaşanmaktadır. Benzer etki Bitcoin elektronik atık değişkeninde de görülmektedir. Bitcoin elektronik atık değişkenine diğerlerinden gelen yayılım incelendiğinde Covid-19 dönemi bu yayılım azalmakta ve Rusya Ukrayna savaşı sonrasında ise hafif azalan bir yayılım görülmektedir. Bu durum üretimin azalmasından kaynaklı atıkların da azaldığını göstermektedir. Bitcoin hash oranına diğer değişkenlerden gelen yayılım incelendiğinde Covid-19 döneminde artan ve azalan bir yayılım var iken genel olarak sabit bir yayılım görülmektedir. Bitcoin elektrik tüketimine doğru yayılım dikkate alındığında yayılım etkisinin stabil olduğu görülmekte ve savaş sonrasında hafif bir değişim izlenmektedir. Bu durum savaş dolayısıyla enerji fiyatları ve arzın kısa bir süreliğine etkilenmiş olabileceğini göstermektedir. Son olarak Bitcoin enerji tüketiminin diğerlerinden aldığı etki incelendiğinde Covid-19 dönemi sabit bir yayılım varken 2020 yılından sonra diğerlerinden gelen yayılımda düşüş görülmektedir. Bu durum fiyat dalgalanmalarının veya madencilik maliyetlerinin etkisinden kaynaklı olabilir.

Şekil 4'te To ifadesi ilgili değişkenin diğerlerine olan yayılımını ifade etmektedir. Karbon emisyonunun ağıdaki diğer değişkenlere olan yayılımı incelendiğinde pandemi öncesinde yayılım etkisi sabit iken pandemi sonrası bu etki bir anda artmaktadır. 2022 savaş döneminden sonra ise bu etki azalmaktadır. Bitcoin karbon emisyonunun diğerlerine yayılımı zaman içinde incelendiğinde pandemi dönemi bu yayılım artarken savaş dönemi sonrasında azalmakta 2023 yılından sonra ise diğerlerine yayılım tekrar artış göstermektedir. Bitcoin elektronik atık değişkeninin diğerlerine yayılımı pandemi dönemi artmaktadır. Bitcoin hash oranından diğer değişkenlere yayılımda pandemi dönemi ciddi bir düşüş yaşanmış ve savaş sonrası bu yayılım yükselmektedir. Bitcoin elektrik tüketiminden diğer değişkenlere yayılım incelendiğinde pandemi dönemi düşüş yaşanmaktadır. Benzer bir durumda olan Bitcoin enerji tüketimi ise pandemi dönemi diğer değişkenlere ciddi bir yayılım yapmakta ve savaş sonrası bu yayılım azalmaktadır. Genel olarak bakıldığında pandemi

döneminin hem karbon emisyonu hem de Bitcoin madenciliği üzerindeki etkisi yüksektir. Rusya Ukrayna savaşının ise özellikle enerji ve elektrik tüketimi değişkenleri üzerinde etkisi yüksektir.

SONUÇ VE TARTIŞMA

Çalışmada Şubat 2017 ile Kasım 2024 dönemi arasında Bitcoin madenciliği ile karbon emisyonu arasında bir bağlantılılık olup olmama durumunu incelemektedir. Bitcoin madenciliğini temsilen Bitcoine ilişkin; hash oranı, karbon emisyonu, elektrik tüketimi, elektronik atık ve enerji tüketimi değişkenleri kullanılmıştır. Sabit parametrelili Diebold-Yılmaz ve zamanla değişen parametrelere izin veren TVP-VAR yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada öncelikle değişkenlerin durağanlık yapısı incelenmektedir. Buna göre karbon emisyonu, Bitcoin kaynaklı karbon emisyonu ve Bitcoin elektronik atık değişkenleri durağan dışı olarak elde edilmiş ve farkı alınarak modele dahil edilmiştir. Diebold-Yılmaz ve TVP-VAR analizi için uygun gecikme sayısı 2 ve tahmin hata varyans ayrıştırması için uygun dönem 10 olarak belirlenmektedir. Diebold-Yılmaz (2012) ve TVP-VAR modeli karşılaştırıldığında TVP-VAR modelinin tahmin hata varyansı %64,94 olarak elde edilmekte Diebold-Yılmaz modelinde ise tahmin hata varyansı %50,99 olarak belirlenmektedir. TVP-VAR için farklı pencere uzunlukları kıyaslandığında tutarlı sonuçlar elde edilmektedir. Zamanla değişen etkileri gösteren TVP-VAR analizi bulgularına göre Bitcoin madenciliğinin faktörleri modelde net şok yayıcı konumundadır. Bitcoin hash oranı, Bitcoin elektrik tüketimi ve Bitcoin enerji tüketimi değişkenleri diğer değişkenlere volatilité yayıcı olarak öne çıkmaktadır. Diğer yandan net şok alıcılar ise karbon emisyonu, Bitcoin kaynaklı karbon emisyonu ve Bitcoin elektronik atık değişkenleridir. Değişkenler arasında karbon emisyonuna yönelik yayılımlar incelendiğinde ise Bitcoin hash oranı, Bitcoin enerji tüketimi ve Bitcoin elektrik tüketimi karbon emisyonuna doğru yayılımı en yüksek olan değişkenlerdir.

Pandemiden önce karbon emisyonu ağıdaki diğer değişkenlerden yüksek seviyede şok yayılımı almaktadır. Fakat pandemiden önce başladığı tarihten itibaren uygulanan karantınalar ve ekonomik durgunluk nedeniyle karbon emisyonunda ciddi bir azalma görülmektedir. Bu bağlamda uygulanan TVP-VAR analizi sonucunda karbon emisyonuna diğer değişkenlerden gelen yayılım ciddi oranda düşmektedir. Bu durum karbon emisyonunun pandemi zamanı ağıdaki diğer değişkenlerden gelen yayılımı açıklama gücünün zayıf kaldığı ve sadece kendi şokunu yakalamasına neden olmaktadır. Bitcoin madenciliği de pandemiyle birlikte yara almaktadır. Özellikle pandemi dönemi karantinayla birlikte ulaşımın durması, ekonomik faaliyetlerin aksaması gibi nedenlerle çetin geçmiştir. Bu durum finansal piyasaları da etkilemiş ve Bitcoin fiyatlarında ani düşüşe neden olmuştur. Bitcoin fiyatlarındaki ani düşüş madencilik karlılığını da düşürmüştür. Böylece madencilik faaliyetinin azalması Bitcoin hash oranı, Bitcoin enerji tüketimi ve dolayısıyla Bitcoin karbon emisyonunun diğerlerinden gelen yayılımını azalmaktadır. Finansal piyasalar pandemi şokunu üzerinden attıktan sonra Bitcoin fiyatları tekrar yükselişe geçmiş ve madenciler blok üretmeye devam etmiştir. Bu durum 2021 yılının ortalarına kadar devam etmekte ve böylece karbon emisyonuna diğer Bitcoin madenciliğinden yayılım artış göstermektedir. Fakat bu artış uzun sürmemiş ve 2021 yılında Çin hükümetinin ülkedeki Bitcoin madenciliğini yasaklamasıyla birlikte madenciler kullandıkları cihazları kapatmak zorunda kalmışlardır. Bu durumda tüm madencilik faaliyetleri durmuş ve hash oranı, Bitcoin kaynaklı elektrik ve enerji tüketiminin ağıdaki diğer değişkenlere yayılımı azalmıştır.

TVP-VAR analizi bulgularımız, Bajra vd. (2024), Yuan vd. (2022), Zhang vd. (2023), Papp vd. (2023), Attarzadeh ve Balcılar (2022) tarafından elde edilen bulgulara benzemektedir. Bajra vd. (2024), Bitcoin işleminin karbon emisyonunu arttıracak ve madenciliğin enerji tüketimi üzerinde önemli bir problem oluşturduğunu ifade etmektedir. Yuan vd. (2022) Bitcoin fiyatı, enerji tüketimi ve madencilik zorluğu arasındaki yayılımı zaman içinde incelemiş ve hash oranı ile enerji tüketiminin yayılımın ana kaynağı olduğu sonucuna ulaşmıştır. Granger nedensellik ve dinamik bağlantı analizi ile Bitcoin madenciliği ve karbon emisyonu arasında güçlü bir nedensellik bulan Zhang vd.(2023), Bitcoin madenciliğinin karbon emisyonlarına katkısının zamanla arttığını ileri sürmektedir. Bitcoin fiyatındaki değişimlerin karbon emisyonuna etkisini inceleyen Papp vd. (2023) Bitcoin fiyatındaki artışların karbon emisyonunu arttırdığı sonucuna ulaşmaktadır. Attarzadeh ve Balcılar (2022) Bitcoin'in yüksek enerji tüketimi ve karbon ayak izi etkisinin çevresel sürdürülebilirlik için tehdit oluşturduğu sonucuna ulaşmaktadır. Bu bulgular çalışmamızda elde ettiğimiz Bitcoin madenciliğinin karbon emisyonuna olan yayılım etkisiyle örtüşmektedir. Böylece çalışmamızda elde ettiğimiz bulgular zaman boyutunda dinamik bir perspektif ile desteklenmektedir. Bulgular sonucunda Bitcoin madenciliğinin karbon emisyonuna yayılımı dikkate alındığında Bitcoin'in Ethereum gibi PoS enerji verimli algoritmalara geçmesi önerilmektedir. Madencilikte kullanılan cihazların yenilenebilir enerji ile çalışmaları ve enerji verimliliğiyle ilgili daha az elektrik tüketen cihazlar geliştirilmelidir.

KAYNAKÇA

- Antonakakis, N. ve Gabauer, D. (2017). Refined measures of dynamic connectedness based on TVP-VAR. *MPRA Paper No. 78282*. Munich Personal RePEc Archive. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/78282/>
- Antonakakis, N., Gabauer, D. ve Gupta, R. (2019). International monetary policy spillovers: Evidence from a time-varying parameter vector autoregression. *International Review of Financial Analysis*, 65, 101382. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.101382>
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I. ve Gabauer, D. (2020) Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregression. *Risk and Financial Management*, 13(4), 84. <https://doi.org/10.3390/jrfm13040084>
- Antonopoulos, A. M. (2014). *Mastering Bitcoin: Unlocking digital cryptocurrencies*. O'Reilly Media.
- Attarzadeh, A. ve Balcilar, M. (2022). On the dynamic return and volatility connectedness of cryptocurrency, crude oil, clean energy, and stock markets: A time-varying analysis. *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 65185–65196. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20115-2>
- Bajra, U. Q., Rogova, E. ve Avdiaj, S. (2024). Cryptocurrency blockchain and its carbon footprint: Anticipating future challenges. *Technology in Society*, 77, 102571. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102571>
- Blockchain.com. (2009, January 12). Bitcoin block 170. Retrieved April 19, 2025, from <https://www.blockchain.com/explorer/blocks/btc/170>
- Cambridge Centre for Alternative Finance. (2025). CBECI: Comparisons. *Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index*. Retrieved May 2, 2025, from <https://ccaf.io/cbnsi/cbeci/comparisons>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M. ve Kancs, D. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799–1815. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- CoinGecko, (2025). Bitcoin Price: BTC Live Price Chart, Market Cap & News Today. *CoinGecko*. Retrieved May 2, 2025, from <https://www.coingecko.com/en/coins/bitcoin>
- Dias, R., Alexandre, P., Teixeira, N. ve Chambino, M. (2023). Clean energy stocks: Resilient safe havens in the volatility of dirty cryptocurrencies. *Energies*, 16(13), 5232. <https://doi.org/10.3390/en16135232>
- Dogan, E., Majeed, M. T. ve Luni, T. (2022). Are clean energy and carbon emission allowances caused by Bitcoin? A novel time-varying method. *Journal of Cleaner Production*, 347, 131089. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131089>
- Engle, R. F. (2020). The econometrics of ultra-high-frequency data. *Econometrica*, 68(1), 1-22.
- Fauzi, M. A., Paiman, N. ve Othman, Z. (2020). Bitcoin and cryptocurrency: Challenges, opportunities and future works. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(8), 695–704. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no8.695>
- Forbes. (2025). Cryptocurrency Prices, Market Cap and Charts. *Forbes*. Retrieved May 2, 2025, from <https://www.forbes.com/digital-assets/crypto-prices/>
- Gabauer, D. ve Gupta, R. (2018). On the transmission mechanism of country-specific and international economic uncertainty spillovers: Evidence from a TVP-VAR connectedness decomposition approach. *Economics Letters*, 171, 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.007>
- Gabauer, D. ve Gupta, R. (2020). Spillovers across macroeconomic, financial and real estate uncertainties: A time-varying approach. *Structural Change and Economic Dynamics*, 52, 167–173. <https://doi.org/10.1016/j.strueco.2019.09.009>
- Gatabazi, P., Kabera, G., Mba, J. C., Pindza, E. ve Melesse, S. F. (2022). Cryptocurrencies and tokens lifetime analysis from 2009 to 2021. *Economies*, 10(3), 60. <https://doi.org/10.3390/economies10030060>
- Ghosh, B. ve Bouri, E. (2022). Is Bitcoin's carbon footprint persistent? Multifractal evidence and policy implications. *Entropy*, 24(5), 647. <https://doi.org/10.3390/e24050647>
- Howson, P. (2019). Tackling climate change with blockchain. *Nature Climate Change*, 9(9), 644–645. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0567-9>

- Jirou, I., Jebabli, I. ve Lahiani, A. (2025). A hybrid deep learning model for cryptocurrency returns forecasting: Comparison of the performance of financial markets and impact of external variables. *Research in International Business and Finance*, 73, 102575. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102575>
- Khosravi, A. ve Säämäki, F. (2023). Beyond Bitcoin: Evaluating energy consumption and environmental impact across cryptocurrency projects. *Energies*, 16(18), 6610. <https://doi.org/10.3390/en16186610>
- Kohli, V., Chakravarty, S., Chamola, V., Sangwan, K. S. ve Zeadally, S. (2023). An analysis of energy consumption and carbon footprints of cryptocurrencies and possible solutions. *Digital Communications and Networks*, 9(1), 79–89. <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.06.017>
- Koop, G., Pesaran, M. H. ve Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1), 119–147. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01753-4](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4)
- Long, S. (C.), Lucey, B., Zhang, D. ve Zhang, Z. (2023). Negative elements of cryptocurrencies: Exploring the drivers of Bitcoin carbon footprints. *Finance Research Letters*, 58, 104031. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104031>
- Mora, C., Rollins, R. L., Taladay, K., Kantar, M. B., Chock, M. K., Shimada, M. ve Franklin, E. C. (2019). Response to critiques of 'Bitcoin emissions alone could push global warming above 2 °C'. *Nature Climate Change*, 9(9), 658–659. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0538-1>
- Nakamoto, S. (2009). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Nerurkar, P., Patel, D., Busnel, Y., Ludinard, R., Kumari, S. ve Khan, M. K. (2021). Dissecting bitcoin blockchain: Empirical analysis of bitcoin network (2009–2020). *Journal of Network and Computer Applications*, 177, 102940. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102940>
- Papp, A., Almond, D. ve Zhang, S. (2023). Bitcoin and carbon dioxide emissions: Evidence from daily production decisions. *Journal of Public Economics*, 227, 105003. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2023.105003>
- Parino, F., Beiró, M. G. ve Gauvin, L. (2018). Analysis of the Bitcoin blockchain: Socio-economic factors behind the adoption. *EPJ Data Science*, 7(1), 38. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-018-0170-8>
- Pesaran, M. H. ve Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58(1), 17–29. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0)
- Pham, L., Huynh, T. L. D. ve Hanif, W. (2023). Time-varying asymmetric spillovers among cryptocurrency, green and fossil-fuel investments. *Global Finance Journal*, 58, 100891. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2023.100891>
- Ren, B. ve Lucey, B. (2022). A clean, green haven? Examining the relationship between clean energy, clean and dirty cryptocurrencies. *Energy Economics*, 109, 105951. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.105951>
- Sapra, N., Shaikh, I., Roubaud, D., Asadi, M. ve Grebnevych, O. (2024). Uncovering Bitcoin's electricity consumption relationships with volatility and price: Environmental repercussions. *Journal of Environmental Management*, 356, 120528. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120528>
- Yang, B., Sun, Y. ve Wang, S. (2020). A novel two-stage approach for cryptocurrency analysis. *International Review of Financial Analysis*, 72, 101567. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101567>
- Yousaf, I., Riaz, Y. ve Goodell, J. W. (2023). Energy cryptocurrencies: Assessing connectedness with other asset classes. *Finance Research Letters*, 52, 103389. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103389>
- Yuan, X., Su, C.-W. ve Dumitrescu Peculea, A. (2022). Dynamic linkage of the bitcoin market and energy consumption: An analysis across time. *Energy Strategy Reviews*, 44, 100976. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100976>
- Zhang, D., Chen, X. H., Lau, C. K. M. ve Xu, B. (2023). Implications of cryptocurrency energy usage on climate change. *Technological Forecasting and Social Change*, 187, 122219. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122219>
- Zheng, P., Luo, X. ve Zheng, Z. (2023). BSHUNTER: Detecting and tracing defects of Bitcoin scripts. In *Proceedings of the 2023 IEEE/ACM 45th International Conference on Software Engineering (ICSE)* (pp. 307–316). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSE48619.2023.00037>

EXTENDED ABSTRACT**GENİŞLETİLMİŞ ÖZET****THE DYNAMIC RELATIONSHIP BETWEEN BITCOIN MINING AND CARBON EMISSIONS: CONNECTEDNESS ANALYSIS USING THE TVP-VAR METHOD**

The high transaction volume of Bitcoin, currently the most traded crypto asset, increases transaction fees, making network mining more profitable. This leads to new miners joining the network, which in turn increases energy consumption and carbon emissions. This study examines the connectedness between Bitcoin mining and carbon emissions between February 2017 and November 2024. Bitcoin's hash rate, carbon emissions, electricity consumption, and energy consumption variables are used to represent Bitcoin mining. The study utilizes the fixed-parameter Diebold-Yılmaz and time-varying TVP-VAR methods. Accordingly, the carbon emission, Bitcoin-related carbon emissions, and Bitcoin e-waste variables are obtained as non-stationary and incorporated into the model by taking their differences. The appropriate lag number for Diebold-Yılmaz and TVP-VAR analyses is 2, and the appropriate period for forecast error-variance decomposition is 10. When comparing the Diebold-Yılmaz (2012) and TVP-VAR models, the TVP-VAR model's forecast error variance is 64.94%, while the Diebold-Yılmaz model's forecast error variance is 50.99%. Consistent results are obtained when comparing different window lengths for TVP-VAR. According to the TVP-VAR analysis, which shows time-varying effects, Bitcoin mining factors are net shock transmitters in the model. Bitcoin hash rate, Bitcoin electricity consumption, and Bitcoin energy consumption variables stand out as volatility transmitters to other variables. Meanwhile, net shock absorbers are carbon emissions, Bitcoin-related carbon emissions, and Bitcoin e-waste variables. When examining the connectedness towards carbon emissions among the variables, Bitcoin hash rate, Bitcoin energy consumption, and Bitcoin electricity consumption have the highest transmitters towards carbon emissions.

Prior to the pandemic, carbon emissions experienced a high level of shock transmission from other variables in the network. However, since the onset of the pandemic, lockdowns and economic stagnation have led to a significant decrease in carbon emissions. In this context, the TVP-VAR analysis shows that the transmission of carbon emissions from other variables has decreased significantly. This situation means that the explanatory power of carbon emissions' shock to the spillovers from other variables in the network during the pandemic remains weak, causing it to capture only its own shock. Bitcoin mining has also been affected by the pandemic. The pandemic period has been particularly difficult due to reasons such as the halt in transportation and disruption of economic activities alongside the lockdown. This situation has also affected financial markets and caused a sharp drop in Bitcoin prices. The sudden drop in Bitcoin prices has also reduced mining profitability. Thus, the decline in mining activity reduces the Bitcoin hash rate, Bitcoin energy consumption and, consequently, the spread of Bitcoin carbon emissions from other sources. After financial markets recovered from the pandemic shock, Bitcoin prices rose again and miners continued to produce blocks. This situation continued until mid-2021, thus increasing carbon emissions from other Bitcoin mining. However, this increase did not last long, and in 2021, with the Chinese government banning Bitcoin mining in the country, miners were forced to shut down their equipment. In this case, all mining activities ceased, and the hash rate, the spread of Bitcoin-related electricity and energy consumption to other variables on the network decreased. Thus, the findings obtained in our study are supported by a dynamic perspective over time. Considering the spread of Bitcoin mining's carbon emissions, the findings suggest that Bitcoin should transition to energy-efficient PoS algorithms, such as Ethereum. Mining equipment should be powered by renewable energy, and more energy-efficient devices that consume less electricity should be developed.

KATKI ORANI BEYANI VE ÇIKAR ÇATIŞMASI BİLDİRİMİ

Sorumlu Yazar <i>Responsible/Corresponding Author</i>	Özge ÖZBEK			
Makalenin Başlığı <i>Title of Manuscript</i>	BİTCOİN MADENCİLİĞİ VE KARBON EMİSYONU ARASINDAKİ DİNAMİK İLİŞKİ: TVP-VAR YÖNTEMİYLE BAĞLANTILILIK ANALİZİ			
Tarih <i>Date</i>	27.12.2025			
Makalenin türü (Araştırma makalesi, Derleme vb.) <i>Manuscript Type</i> (Research Article, Review etc.)	Araştırma Makalesi			
Yazarların Listesi / List of Authors				
Sıra No	Adı-Soyadı <i>Name - Surname</i>	Katkı Oranı <i>Author Contributions</i>	Çıkar Çatışması <i>Conflicts of Interest</i>	Destek ve Teşekkür (Varsa) <i>Support and Acknowledgment</i>
1	Mehmet Çınar	%50	YOKTUR	-
2	Özge Özbek	%50	YOKTUR	-