

NARDL Yönteminin Kripto Para Birimlerine Yönelik Bir Monte Carlo Simülasyon Analizi*

A Monte Carlo Simulation Analysis of the NARDL Method with Regard to Cryptocurrencies

Abdülşamet Aça¹ , Kemal Dinçer Dineç² 

¹(Doktora Öğrencisi), Gebze Teknik Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği, Kocaeli, Türkiye

²(Dr. Öğretim Üyesi), Gebze Teknik Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği, Kocaeli, Türkiye

*Bu çalışma ICONDATA'22 sempozyumunda özet bildiri olarak sunulmuş ve Gebze Teknik Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü Yüksek Lisans programında kabul edilmiş olan “Time Series Modelling and Cryptocurrencies” isimli tezden üretilmiştir.

ÖZ

Doğrusal olmayan ARDL (NARDL) yöntemi ekonomik ve finansal değişkenlerin incelenmesinde kullanılan doğrusal olmayan ekonometrik yöntemlerden biridir. Kripto paralar ile ekonomik ve finansal değişkenler arasındaki asimetric ilişkileri inceleme imkânı sunan NARDL yöntemi bu çalışmanın odak noktasını oluşturmaktadır. NARDL metodunun ilk geliştirilme aşamasında, tahmin edicilerin sonlu örnek özelliklerini araştırmak için basit veri üretme süreci kullanılarak ve normal dağılım varsayımı altında Monte Carlo deneyleri yapılmıştır. Bu çalışmada ise NARDL yönteminin güvenilirliği normal olmayan dağılımlar altında incelenmektedir. Kripto para birimlerinin getiri dağılımları normal dağılımından farklı ve de ağır kuyruklu olduğu için bu önemli bir araştırma problemidir. Bu çalışmada, NARDL modeli normal dağılım ve farklı ağır kuyruklu dağılımlar (Student t-dağılımı ve Skew-t dağılımı) altında simüle edilmiştir. Literatürde, bildiğimiz kadarıyla, normal olmayan zaman serileri için NARDL yönteminin sonlu örnek özellikleri üzerine bir çalışma bulunmamaktadır. Bu açıdan çalışmamızın sonuçları, kripto para birimlerinin ekonomi ve finans üzerindeki etkileri hakkında yapılan değerlendirmelerin doğruluğu üzerine çıkarımlar yapılmasında yol gösterici olacaktır.

ABSTRACT

One of the nonlinear techniques utilized in the analysis of economic and financial variables is the nonlinear autoregressive distributed lag (NARDL) method. This study primarily focuses on the NARDL approach, which offers the chance to assess the asymmetric relationships between cryptocurrencies and economic and financial variables. Monte Carlo experiments were carried out while developing the NARDL method for the purpose of investigating the finite sample properties of estimators under the premise of normal distribution for a simple data generation procedure. This study examines the NARDL method's dependability for non-normal distributions. The return distributions of cryptocurrencies are obviously non-normal and heavy-tailed, making this a significant research challenge. This study simulates the NARDL model using both several heavy-tailed distributions as well as a normal distribution. To the best of our knowledge, no research has yet occurred on the NARDL method's finite sample qualities for time series with non-normality. The findings from this study could have a significant impact on how accurately predictions are made regarding the impact cryptocurrencies have on the economy and finance.

Anahtar Kelimeler: Monte Carlo simülasyonu, doğrusal olmayan ARDL, kripto paralar

Keywords: Monte Carlo simulation, nonlinear ARDL, cryptocurrencies

EXTENDED SUMMARY

Investor interest in cryptocurrencies increased after Nakatomo's (2008) suggestion of Bitcoin. The presence and usefulness of cryptocurrencies in economic and financial systems are continually growing, and this has drawn attention from academicians. Several studies on cryptocurrencies have been carried out in recent years. Between 2013 and 2019, Corbet et al. (2019) conducted

Corresponding Author: Abdülşamet Aça E-mail: abdulşametaca@gtu.edu.tr

Submitted: 28.07.2023 • Accepted: 13.09.2023



This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

a thorough assessment of quantitative and non-quantitative studies on cryptocurrencies. Quantitative studies have investigated the relationships among numerous variables (e.g., Bitcoin returns, altcoin investments, gold prices, oil prices, etc.) using a variety of approaches such as regression models, vector error correction models, generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH), autoregressive distributive lag (ARDL), and correlation analyses. The studies conducted prior to 2020 used linear methods to explore the relationships among variables, while some studies since 2020 have also used nonlinear methods. This study uses Student's t-distribution and skewed t-distributions, as well as a normal distribution, to simulate the nonlinear ARDL [NARDL] model. The return distributions of cryptocurrencies are obviously non-normal and heavy-tailed, making this a significant research problem. Shanaev and Ghimire (2021) applied the Cramer-von Mises, Anderson-Darling, Kuiper, Kolmogorov-Smirnov, and chi-squared goodness-of-fit tests for 22 different theoretical distributions to determine the distributions for 772 different cryptocurrencies. In addition to a normal distribution, they found cryptocurrencies to have non-normal distributions such as Student's t-distribution, skewed-t distribution, Johnson SU distribution, and asymmetric power function distribution.

Developed by Shin et al. (2014), the NARDL model is an enhanced version of the ARDL model. Developed by Pesaran et al. (2001), the ARDL model is a cointegration analysis that is used to detect long- and short-term causality relationships between non-stationary series at different levels. One important feature of this cointegration analysis is that it does not require the series to have the same order. The purpose of creating the NARDL model is to develop a simple flexible nonlinear dynamic framework that can simultaneously and consistently model both long-term relationships among variables as well as the asymmetries in dynamic fit models. The NARDL approach constitutes a nonlinear modeling technique that is employed to examine economic and financial factors. The present study focuses on employing the ARDL technique, which offers a means of examining the non-reciprocal associations cryptocurrencies have with economic and financial variables. In order to investigate the finite sample properties of estimators for the simple data generation process, Shin et al. (2014) used Monte Carlo simulation experiments. To the best of our knowledge, no scholarly publication has been encountered that has conducted an investigation into the finite sample properties of the NARDL method when applied to time series data with non-normal distribution. During the Monte Carlo simulation experiments, hypothesis tests were conducted for the finite sample properties of the estimators, as well as for long-term asymmetric relationships, short-term asymmetric relationships, and non-asymmetric cointegration. The size and powers of the hypothesis theses have been examined under normal and non-normal distributions.

The default parameter values for the Monte Carlo simulation experiments under normal distribution were taken as excerpts from Shin et al. (2014), while we created the default values for the Student's t-distribution and the skewed-t distribution. The Monte Carlo simulation experiments were performed by utilizing Shin et al.'s error correction model. The Monte Carlo simulation experiments were conducted using the software programs STATA and R.

The results from the Monte Carlo simulations show the size of the NARDL model for the normal distribution and for the Student's t-distribution to decrease and its power to increase as the number of samples increases. The study has also revealed that a variable with a skewed-t distribution possessing a skewness value of -2, 2.1 degrees of freedom, and a correlation value of -0.5 would not accurately show the short-term asymmetric relationship if its relationship with other variables is examined using NARDL. When the degrees of freedom are increased to 3, or 10 for the mentioned skewed-t distribution, the Wald test has moderate power over the short term.

In this respect, the results from our study shows the studies that have used the NARDL model for evaluating the effects of cryptocurrencies on economics and finance to be predominantly reliable and accurate. Only one contrary finding was found where the skewed-t distribution possessed a very high kurtosis value and a high positive skewness value. For this case, the Wald test was observed to have very low power regarding the short-term asymmetric relationship.

Giriş

Kripto paralar, blok zincir teknolojik altyapısını kullanan ve internet tabanlı bir değişim aracı olarak kullanılan parasal bir sistemdir. Kripto paraların kabul görmesinin ve popüler olmasının temelinde sahip oldukları şu üç özellik yatmaktadır: Adem-i merkezilik, şeffaflık ve değişmezlik (Lin ve An, 2021). En bilinen kripto para Nakatomo (2008) tarafından tasarlanmış olan Bitcoin'dir. Ağustos 2022 itibari ile Bitcoin'in coinmarketcap'daki piyasa değeri yaklaşık olarak \$456 milyar değerindedir (Coinmarketcap, 2022). Bu hacimdeki bir kripto para piyasasının ekonomi, finans ve insanların gündelik hayatını etkilemesi kaçınılmazdır. Bitcoin'in hacminin hızla artması ve blok zincir teknolojisinin dünya üzerinde yaygınlaşmasıyla beraber akademisyenler ve araştırmacılar tarafından kripto paralar ile ekonomik ve finansal değişkenler arasındaki ilişkilerin incelenmesi hız kazanmıştır. Bu ilişkiler incelenirken doğrusal regresyon modeli (Leirvik, 2022), korelasyon analizi (Baur ve diğerleri, 2018) ve farklı eş bütünleşme yöntemleri olan VECM (Li ve Wang, 2017), GARCH (Dyhrberg, 2016), ARDL (Ciaian ve diğerleri, 2018) gibi doğrusal olan metotlar kullanılmıştır. Yapılan çalışmalarda doğrusal nedensellik veya eş bütünleşme testleri yaygın olarak kullanılsa da özellikle ekonometrik yöntemlerin gelişmesiyle son dönemlerde kripto paralar ile ekonomik ve finansal değişkenler arasındaki ilişkilerde asimetri veya doğrusal dışılık olup olmadığı konusu araştırılmaya başlanmıştır.

Doğrusal olmayan ARDL modeli, ARDL modelinin geliştirilmiş bir halidir. Pesaran ve diğerleri (2001) tarafından geliştirilen

ARDL modeli, seviyelerinde durağan olmayan seriler arasındaki uzun ve kısa dönem nedensellik ilişkilerini tespit etmeye yarayan eş bütünleşme analizlerinden bir tanesidir. Bu eş bütünleşme analizinin önemli bir özelliği serilerin aynı dereceden olma şartını aramamasıdır. Shin ve diğerleri (2014) tarafından geliştirilen doğrusal olmayan ARDL (NARDL) modelinin oluşturulmasındaki amaç hem değişkenler arasındaki uzun vadeli ilişkileri hem de dinamik uyum modellerindeki asimetrisi eşzamanlı ve tutarlı bir şekilde modelleyebilen basit ve esnek doğrusal olmayan dinamik bir çerçeve geliştirmektir. Bu çerçeve değişkenlere yönelik pozitif ve negatif şokları takiben oluşan asimetrik etkileri izlememize izin veren teorik bir zemin sunmaktadır ve oluşturulmuş bu teorik çerçevenin esnekliği sayesinde, uzun ve kısa vadeli asimetrinin farklı genel kombinasyonları ele alınabilmektedir. Shin ve diğerleri (2014) NARDL modeli oluşturulurken tahmincilerin sonlu örnek özelliklerini araştırmak için basit veri üretme sürecine dayalı bir dizi Monte Carlo deneyi yapmışlardır. Veriler üretilirken normal dağılım baz alınmış ve normal dağılım altında tahmincilerin sonlu örnek özellikleri araştırılmıştır.

Shanaev ve Ghimire (2021) 772 farklı kripto paranın sahip oldukları dağılımları tespit etmek amacıyla 22 farklı teorik dağılım için Cramer-von Mises, Anderson-Darling, Kuiper, Kolmogorov-Smirnov, ve Chi-squared uyum iyiliği testlerini uygulamışlardır. Kripto paraların normal dağılım dışında student-t, skew-t Johnson SU ya da asimetrik güç fonksiyonu dağılımı gibi normal olmayan dağılımlara sahip olduklarını tespit etmişlerdir. Bu çalışmanın motivasyonunu oluşturan araştırma problemi bu noktada ortaya çıkmaktadır. Normal olmayan dağılımlara sahip değişkenlerin birbirleri ile olan ilişkilerini incelerken NARDL metodu ile yapılacak olan analizlerin güvenilir olup olmadıkları ele aldığımız temel araştırma sorusudur. Bu çalışmada normal dağılıma sahip olmayan kripto paralar ile diğer değişkenler arasındaki uzun ve kısa dönemli asimetrik ilişkileri gösteren NARDL modelinin farklı ağır kuyruklu dağılımlar (Student t-dağılımı ve Skew-t dağılımı) altında güvenilirliğinin test edilmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmamızın ikinci bölümde kripto paraların diğer değişkenler (altın, benzin, doğal gaz fiyatları vb.) ile ilişkilerini NARDL modeli kullanarak inceleyen çalışmalar hakkında bir literatür taraması yapılmıştır. Bölüm 3’de Monte Carlo simülasyon deneyleri için basit veri üretim sürecinin ve simülasyonun nasıl yapıldığı açıklanmış ve dördüncü bölümde simülasyon sonuçları değerlendirilmiştir. Bölüm 5’de sonuç kısmı verilmiştir.

Literatür Taraması

Literatürde kripto paralar üzerine yapılan çok sayıda nicel ve nitel çalışmalar bulunmaktadır. Kripto para piyasalarının hızla gelişmesi ve kripto paraların toplum temelinde hızla popülerite kazanmasının akabinde akademik çevrelerde de önemli bir araştırma alanı oluşmuştur. Nakamoto (2008) tarafından Bitcoin’in önerilmesinin sonrasında yapılan akademik çalışmaları Corbet ve diğerleri (2019) sistematik bir şekilde inceleyerek detaylı bir literatür çalışması hazırlamışlardır. Bu çalışmada kripto paralar ile ilgili 2019 yılına kadar yapılan neredeyse bütün çalışmalar nicel ve nitel olarak iki sınıf altında incelenmiştir. Bu çalışma kapsamında yapılmış olan literatür çalışması için 2019 yılına kadar olan kripto paralar ile ilgili nicel çalışmalarda Corbet ve diğerleri (2019)’nin literatür çalışması baz alınmıştır. Corbet vd. (2019)’nin yapmış olduğu incelemede literatürdeki nicel çalışmaların bağımlı ve kontrol değişkenleri, seçilen metodolojileri, çalışmaların yapılma nedenleri, kullanılan verilerin hangi sıklıkta olduğu (günlük, aylık vb.), hangi siteden alındığı ve verinin büyüklüğü hakkında bilgiler verilmiştir. Tarafımızca yapılan literatür taramasında ise 2017’den başlayarak günümüze kadar yapılan çalışmalarda kullanılan değişkenler ve seçilen metodolojiler sunulmaktadır (özellikle NARDL ve ARDL kullanılarak yapılanlar çalışmaları araştırılmıştır.) Tablo 1’de çalışmalarda kullanılan yazılım veya program türleri gösterilmiştir. Yapılan çalışmaların birçoğunda analizler için kullanılan programın adı veya versiyonu hakkında bir bilgiye ulaşılamamıştır.

Yapılan literatür çalışmasında görülmüştür ki literatürdeki çalışmaların fiyat dinamikleri, piyasa hacmi, kripto paralar ve diğer değişkenler arasındaki ilişkileri tespit etmeye yöneliktir. Literatürde incelediğimiz çalışmalarda seçilen metodolojiler ve modellerin güvenilirliği konusunda herhangi bir araştırmaya rastlanılmamıştır. Shanaev ve Ghimire (2021) 772 farklı kripto paranın sahip oldukları dağılımları tespit etmek için 22 farklı teorik dağılım fonksiyonlarını Cramer-von Mises, Anderson-Darling, Kuiper, Kolmogorov-Smirnov ve Chi-squared uyum iyiliği testleri kullanarak uyum analizlerini yapmışlardır. Shanaev ve Ghimire (2021) kripto paraların normal olmayan dağılımlara sahip olduğunu tespitinden sonra normal dağılım altında geliştirilen NARDL modelinin güvenilirliği varsayımını inceleyen bu çalışma literatüre önemli bir katkı sunmaktadır.

Tablo 1. Literatür Taraması

| Yazarlar | Çalışma İsmi | Değişkenler | Metot/Model | Kullanılan Yazılım |
|--|--|--|--|--------------------|
| Ghorbel ve diğerleri, 2022 | Kripto para birimleri ve borsalar arasındaki asimetrik doğrusal olmayan kısa ve uzun vadeli ilişkilerin test edilmesi | 6 kripto para (Bitcoin, Litecoin, Bitcoin gold, Dash, Maker, ve Ethereum) ve yedi borsa (S&P500, CAC40, DAX30, NIKKEI, FTSE, FTSEMIB, ve SPTSX) | NARDL | STATA |
| Jareño ve diğerleri, 2022 | Kripto para ve emtia piyasaları arasındaki asimetrik karşılıklı bağımlılıklar: COVID-19 pandemisinin etkisi | Bitcoin, Ethereum, Cardano, Tether ve emtia iadeleri | NARDL | Belirtilmemiş |
| Sayed ve diğerleri, 2022 | Ekonomik Politika Belirsizliği, Kripto Para Birimleri ve Küresel Yeşil Tahviller Arasında Asimetrik Bir İlişki Var mı? Amerika Birleşik Devletleri'nden Kanıtlar | Yeşil tahviller, ABD ekonomik politikası belirsizliği (EPU) ve bitcoinler | NARDL | Belirtilmemiş |
| Lin ve An, 2021 | Bitcoin ve kaynak emtia vadeli işlemleri arasındaki ilişki: NARDL yaklaşımından kanıtlar | Bitcoin fiyatı ve kaynak emtia vadeli işlemleri fiyatı | NARDL | Belirtilmemiş |
| Moussa ve diğerleri, 2021 | Bitcoin ve emtialar arasındaki dinamik ilişkiyi keşfetmek: STECM modeli aracılığıyla yeni anlayışlar | Bitcoin, Petrol, Doğal Gaz, Altın ve Kömür | Smooth Transition Error Correction Model (STECM) | Belirtilmemiş |
| Jareño ve diğerleri, 2021 | Kripto para birimleri ve petrol fiyatı şokları: COVID-19 pandemisinde bir NARDL analizi | Petrol fiyatları ve kripto para birimi | NARDL | Belirtilmemiş |
| Gaies ve diğerleri, 2021 | Bitcoin güvene dayanıyor mu? – Küreselleşen dijital para birimlerinin belirleyicilerini çözmek | Bitcoin | ARDL ve NARDL | Belirtilmemiş |
| Long ve diğerleri, 2021 | Hem Bitcoin hem de altın güvenli liman varlıkları olarak hizmet edebilir mi? — NARDL modeline dayalı karşılaştırmalı bir analiz | Bitcoin, altın ve küresel ekonomik politika belirsizliği (GEPUI), ABD borsa oynaklık endeksi (VIX) ve CBOE ham petrol ETF oynaklık endeksi (OVX) | NARDL | Belirtilmemiş |
| Çaşkur ve Arslan, 2021 | Blockchain Teknolojisi, Kripto Para ve Finansal Bağlılık: Türkiye Üzerine Bir Analiz | Finansal Derinlik, Kripto Para Birimi Hacmi, Kıymetli Madenler Hesabı, Hisse Senedi | ARDL ve NARDL | Belirtilmemiş |
| Contuk, 2021 | Covid -19 Sürecinde Altın ve Petrol Fiyatlarının Bitcoin Üzerindeki Asimetrik Etkileri | Bitcoin, Altın, Brent Petrol | NARDL | Belirtilmemiş |
| Demir ve diğerleri, 2020 | Bitcoin'in altcoinler üzerindeki asimetrik etkisi: doğrusal olmayan otoregresif dağıtılmış gecikme (NARDL) modelinden kanıtlar | Bitcoin ve altcoinler, yani Ethereum (ETH), Ripple (XRP) ve Litecoin (LTC) | NARDL | Belirtilmemiş |
| Jeribi ve diğerleri, 2021 | Kripto para birimleri, covid-19 kaynaklı bir finansal krizde borsa için bir dayanak mı? Nardl yaklaşımından kanıtlar | BRICS borsaları için ilk beş kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum, Dash, Monero ve Ripple) ve altın | NARDL | Belirtilmemiş |
| Jareño ve diğerleri, 2020 | Bitcoin ve altın fiyat getirileri: Niceliksel bir regresyon ve NARDL analizi | Bitcoin İadeleri ve Altın Fiyatı İadeleri | NARDL ve Quantile Regression Approach | Eview |
| De la O González ve diğerleri, 2020 | Doğrusal Olmayan Otoregresif Dağıtılmış Gecikme Yaklaşımı: Bitcoin İadeleri ile Diğer On En Alakalı Kripto Para Birimi İadesi Arasındaki Bağlantı Üzerine Bir Uygulama | Bitcoin iadeleri ve on ek kripto para biriminin getirisi | NARDL | Belirtilmemiş |
| Bouri ve diğerleri, 2018 | Bitcoin, toplam emtia ve altın fiyatları arasındaki asimetrik doğrusal olmayan kısa ve uzun vadeli ilişkilerin test edilmesi | Bitcoin fiyatındaki toplam emtia endeksi ve altın fiyatları | NARDL ve Quantile ARDL | Belirtilmemiş |
| Ciaian ve diğerleri, 2018 | Sanal ilişkiler: BitCoin ve altcoin piyasalarından kısa ve uzun vadeli kanıtlar | Bitcoins ve altı altcoins | ARDL | Belirtilmemiş |
| Canoz ve Dirican, 2017 | Bitcoin fiyatları ve dünya hisse senedi endeksleri arasındaki Eşbütünleşme İlişkisi: ARDL modeli yaklaşımıyla bir analiz | Bitcoin, BIST100, FTSE100 ve NIKKEI225 | ARDL | Eview 9.0 |

Yöntem

Doğrusal olmayan ARDL modelinin normal olmayan dağılıma sahip değişkenler için kullanıldığında güvenilir olup olmadığını incelemek için, NARDL modeli ilk oluşturulurken Shin ve diğerleri (2014) tarafından tasarlanmış olan NARDL hata doğrulama modeli kullanılarak Monte Carlo simülasyon deneyleri yapılmıştır. Tablo 2’de modeldeki parametrelerin açıklamaları verilmiştir.

Tablo 2. Parametre Açıklaması

| Parametreler | Parametre Açıklaması |
|--------------|--|
| y_t | Bağımlı değişken |
| x_t | Bağımsız değişken |
| α | Sabit terim |
| ρ | Hata Düzeltme Parametresi |
| β^+ | Pozitif Asimetrik uzun dönem parametresi |
| β^- | Negatif Asimetrik uzun dönem parametresi |
| φ^+ | Pozitif Asimetrik kısa dönem parametresi |
| φ^- | Negatif Asimetrik kısa dönem parametresi |
| x_t^+ | x_t Pozitif değişimler |
| x_t^- | x_t Negatif değişimler |
| u_t | Hata terimi |
| ω | Korelasyon parametresi |

Monte Carlo simülasyon deneylerinde aşağıdaki NARDL hata düzeltme modeli kullanılarak bağımlı ve bağımsız değişkenler için veri üretme süreci gerçekleştirilmiştir.

$$\Delta y_t = \alpha + \rho(y_{t-1} - \beta^+ x_{t-1}^+ - \beta^- x_{t-1}^-) + \varphi^+ \Delta x_t^+ + \varphi^- \Delta x_t^- + u_t$$

Buradaki $\Delta x_t = \varepsilon_t$ ve (u_t, ε_t) seri olarak ilişkisizdir ve aşağıdaki iki değişkenli dağılıma göre üretilmiştir.

$$u_t = \omega z_1 + \sqrt{1 - \omega^2} z_2$$

$$\Delta x_t = \varepsilon_t = z_1$$

Normal dağılımı esas alan standart modelde, z_1 ve z_2 standart normal dağılım altında türetilmiş sıfır ortalamalı ve birim standart sapmalı bağımsız rastgele değerlerdir.

x_t^+ ve x_t^- , x_t 'de meydana gelen pozitif ve negatif değişikliklerin kısmi toplam sürecini ifade etmektedir.

$$x_t^+ = \sum_{i=1}^t \Delta x_i^+ = \sum_{i=1}^t \max(\Delta x_i, 0)$$

$$x_t^- = \sum_{i=1}^t \Delta x_i^- = \sum_{i=1}^t \min(\Delta x_i, 0)$$

$\omega \neq 0$ ise denklem (1) aşağıdaki şekilde tahmin edilmiştir:

$$\Delta y_t = \alpha + \rho * y_{t-1} + \theta^+ x_{t-1}^+ + \theta^- x_{t-1}^- + \pi^+ \Delta x_t^+ + \pi^- \Delta x_t^- + e_t$$

Denklem (6)'daki $\pi^+ = \varphi^+ + \omega$ ve $\pi^- = \varphi^- + \omega$ iken uzun dönemli ilişkileri gösteren parametreler $\beta^+ = \frac{-\theta^+}{\rho}$ ve $\beta^- = \frac{-\theta^-}{\rho}$ şeklindedir.

Bağımlı ve bağımsız değişkenler için basit veri üretme süreci gerçekleştirilirken Tablo 3'teki Shin, Yu ve Greenwood (2014) tarafından varsayılan parametre değerleri kullanılarak NARDL hata düzeltme modeli için simülasyon işlemleri yapılmıştır.

Tablo 3. Varsayım Tablosu

| Parametre Açıklaması | Parametreler | Değer |
|--|------------------|------------------------------|
| Sabit terim | α | 0 |
| Hata Düzeltme Parametresi | ρ | -0.2 |
| Pozitif Asimetrik uzun dönem parametresi | β^+ | 0.5 |
| Negatif Asimetrik uzun dönem parametresi | β^- | $\beta^+ + \delta_\beta$ |
| Negatif Asimetrik uzun dönem delta parametresi | δ_β | 0.5 |
| Pozitif Asimetrik kısa dönem parametresi | φ^+ | 0.5 |
| Negatif Asimetrik kısa dönem parametresi | φ^- | $\varphi^+ + \delta_\varphi$ |
| Negatif Asimetrik kısa dönem delta parametresi | δ_φ | 0.5 |
| Örneklem Büyüklüğü | T | 100,200,400 |
| Tekrar sayısı | N | 3000 |
| Korelasyon parametresi | ω | -0.5,0,0.5 |
| Serbestlik Derecesi | v ya da df | 2.1,3,10 |

Çalışma kapsamında normal olmayan dağılımlardan Student-t dağılımı ve Skew-t dağılımı kullanılmıştır. Student-t dağılımları altında yapılan Monte Carlo simülasyon deneyinde u_t ve $\Delta x_t = \varepsilon_t$ parametreleri aşağıdaki şekilde üretilmiştir.

$$u_t = \omega z_1 + \sqrt{1 - \omega^2} z_2$$

$$\Delta x_t = \varepsilon_t = z_1$$

$$z_1, z_2 \sim \sqrt{\frac{v-2}{v}} rt$$

rt student-t dağılımı altında üretilmiş rastgele değerlerdir. Bu değerlerin $\sqrt{\frac{v-2}{v}}$ ile çarpılmasının sebebi z_1 ve z_2 'nin birim varyansa sahip olmalarını sağlamaktır. Tablo 4'te Student-t dağılımı için varsayılan serbestlik dereceleri verilmiştir.

Tablo 4. Student-t Dağılımı için Varsayım Tablosu

| Parametre Açıklaması | Parametreler | Değer |
|----------------------|----------------|----------|
| Serbestlik Derecesi | v ya da df | 2.1,3,10 |

Kullanılacak olan diğer normal olmayan dağılım Skew-t dağılımıdır. Bu dağılım altında yapılan Monte Carlo simülasyon deneyinde u_t ve $\Delta x_t = \varepsilon_t$ parametreleri aşağıdaki şekilde üretilmiştir.

$$u_t = \omega z_1 + \sqrt{1 - \omega^2} z_2$$

$$\Delta x_t = \varepsilon_t = z_1$$

$$z_1, z_2 \sim \frac{rst - \mu}{\sigma}$$

rst skew-t dağılımı altında türetilmiş rastgele değerlerdir. z_1 ve z_2 'nin sıfır ortalama ve birim standart sapmaya sahip olmalarının sağlanması için türetilen rastgele değerler standardize edilmiştir. Skew-t dağılımının ortalama μ ve varyans σ^2 değerlerini hesaplamak için Azzalini ve Capitanio'nun (2014) önerdiği formüller kullanılmıştır. Yazarlar Y rassal değişkeninin Skew-t dağılımına sahip olduğu varsayıldığında şu şekilde yazılacağını belirtmiştir;

$$Y \sim ST(\xi, \omega_{skew}^2, \alpha_{skew}, v)$$

ξ konum parametresini, ω_{skew} ölçek parametresini, α_{skew} çarpıklık parametresini ve v serbestlik derecesini ifade etmektedir. Y değişkeninin sahip olduğu ortalama ve değişkenlik formülü aşağıdaki şekildedir.

$$\mu = \xi + \omega_{skew} b_v \delta, \quad \text{eğer } v > 1 \text{ ise}$$

$$\sigma^2 = \omega_{skew}^2 \left[\frac{v}{v-2} - (b_v \delta)^2 \right], \quad \text{eğer } v > 2 \text{ ise}$$

$$b_v = \frac{\sqrt{v} \Gamma(\frac{1}{2}(v-1))}{\sqrt{\pi} \Gamma(\frac{1}{2}v)}, \quad \text{eğer } v > 1 \text{ ise}$$

$$\delta = \frac{\alpha_{skew}}{\sqrt{1 + \alpha_{skew}^2}}$$

Tablo 5'de Skew-t dağılım için basit veri üretimi yapılırken kullanılan parametrelerin varsayılan değerleri gösterilmiştir.

Tablo 5. Skew-t Dağılımı için Varsayım Tablosu

| Parametre Açıklaması | Parametreler | Değer |
|-----------------------|-----------------|-----------|
| Serbestlik Derecesi | v ya da df | 2,1,3,10 |
| Konum parametresi | ξ | 0 |
| Ölçek parametresi | ω_{skew} | 1 |
| Çarpıklık parametresi | α_{skew} | -2,-1,1,2 |

Monte Carlo simülasyon deneyleri yapılırken yukarıda bahsedilen her bir dağılım için tahmin edicilerin sonlu örnek özellikleri ile aşağıdaki hipotezler için Wald İstatistik ve PSS Sınır testlerinin güçleri araştırılmıştır.

$$H_{LR}^S : \beta^+ = \beta^- \text{ (Uzun dönem simetri için boş hipotez)}$$

$$\Delta y_t = \alpha + \rho(y_{t-1} - \beta x_{t-1}) + \varphi^+ \Delta x_t^+ + \varphi^- \Delta x_t^- + u_t$$

$$H_{SR}^S : \varphi^+ = \varphi^- \text{ (Kısa dönem simetri için boş hipotez)}$$

$$\Delta y_t = \alpha + \rho(y_{t-1} - \beta^+ x_{t-1}^+ - \beta^- x_{t-1}^-) + \varphi^+ \Delta x_t^+ + \varphi^- \Delta x_t^- + u_t$$

$$H_{PSS} : \rho = \beta^+ = \beta^- = 0 \text{ (Asimetrik olmayan eşbütünleşme için boş hipotez)}$$

$$\Delta y_t = \alpha + \varphi^+ \Delta x_t^+ + \varphi^- \Delta x_t^- + u_t$$

Monte Carlo simülasyon deneyleri sürecinde basit veri üretim süreci R versiyon 4.1.3 (R Core Team, 2022) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Student-t dağılımı için üretilen rastgele değerleri (Becker ve diğerleri, 1988) ve (Johnson ve diğerleri, 1995) kaynaklarını referans alan fonksiyon kullanılarak türetilmiştir. Skew-t dağılım ise (Azzalini ve Capitanio, 2014) kitabı referans alınarak oluşturulan fonksiyon kullanılmıştır. Basit veri üretim sürecinin sonrasında Marco Sunder (n.d.) tarafından STATA için geliştirilen NARDL paketi kullanılmıştır. STATA’da elde edilen sonuçlar R’da analiz edilmiştir.

Tablo 6. Normal Dağılım için Monte Carlo Simülasyon Sonuçları: Wald ve PSS Testlerinin “Size” ve Gücü

| Normal Distribution | | | | | | | | | |
|---------------------|-----------|-------|---------|-----------|-------|---------|-----------|-------|-------|
| T = 100 | | | T = 200 | | | T = 400 | | | |
| | Test | Power | Size | Test | Power | Size | Test | Power | Size |
| $\omega = -0.5$ | W_{LR} | 0.995 | 0.128 | W_{LR} | 1.000 | 0.098 | W_{LR} | 1.000 | 0.075 |
| | W_{SR} | 0.196 | 0.054 | W_{SR} | 0.363 | 0.050 | W_{SR} | 0.661 | 0.053 |
| | F_{PSS} | 0.604 | 0.079 | F_{PSS} | 0.995 | 0.075 | F_{PSS} | 1.000 | 0.070 |
| $\omega = 0$ | W_{LR} | 0.989 | 0.132 | W_{LR} | 1.000 | 0.098 | W_{LR} | 1.000 | 0.072 |
| | W_{SR} | 0.163 | 0.048 | W_{SR} | 0.299 | 0.054 | W_{SR} | 0.521 | 0.049 |
| | F_{PSS} | 0.430 | 0.075 | F_{PSS} | 0.959 | 0.067 | F_{PSS} | 1.000 | 0.066 |
| $\omega = 0.5$ | W_{LR} | 0.993 | 0.120 | W_{LR} | 1.000 | 0.083 | W_{LR} | 1.000 | 0.061 |
| | W_{SR} | 0.196 | 0.050 | W_{SR} | 0.375 | 0.048 | W_{SR} | 0.655 | 0.042 |
| | F_{PSS} | 0.585 | 0.076 | F_{PSS} | 0.995 | 0.071 | F_{PSS} | 1.000 | 0.075 |

Monte Carlo Simülasyon Sonuçları

Bu bölümde Monte Carlo simülasyonu ile elde ettiğimiz sonuçlar gösterilmiştir. Tablo 6-7-8’deki W_{LR} , W_{SR} ve F_{PSS} sırasıyla uzun dönemli Wald İstatistik Testi, kısa dönemli Wald İstatistik Testi ve Asimetrik Eş bütünleşme için PSS Sınır Testini ifade etmektedir. Normal, student-t ve skew-t dağılımları için sonlu örnek özellikleri ile denklem (18), (19) ve (20)’deki hipotezler için Wald İstatistik ve PSS Sınır testlerinin birinci tip hata olasılığı (“size”) ve güçlerine ilişkin sonuçlar gösterilmiştir. Tablo 3, 4 ve 5’te varsayılan değerler için yapılan deneylerin normal, student-t ve skew-t dağılımları $a_{skew} = 2$ ve $a_{skew} = -2$ için için bir kısım sonuçlar verilmiştir.¹ Tablo 6-7-8’deki değerler %5’lik anlamlılık değeri alınarak yapılan simülasyon deneylerinin sonuçlarını özetlemektedir. T = 100 için, uzun süreli Wald testi çok yüksek güce sahip iken kısa süreli Wald testi orta-düşük ve PSS testleri orta güce sahiptir, ancak bu güçlerin, örneklem sayısı (T) arttığında hızla iyileştiği görülmüştür. T = 400 olduğunda, tüm testler %100’e yakın güce ulaşmaktadır. Skew-t dağılımında a_{skew} her değerinde serbestlik derecesinin 10’a yaklaştığı zamanlarda değerlerin artması beklenirken düşük serbestlik dereceleri ile yüksek serbestlik dereceleri arasında çok büyük farklılıklar görülmemiştir. Her serbestlik derecesinde örneklem sayısı arttığında Wald ve PSS testlerinin güçlerinin arttığı gözlemlenmiştir. Normal dağılımda olduğu gibi student-t ve skew-t dağılımında da kısa süreli Wald testinin T değeri arttıkça iyileştiği görülmektedir. Son olarak fark edilen en önemli çıkarım Tablo 8’de $\omega = -0.5$, $a_{skew} = 2$ ve T=400 olduğunda kısa süreli Wald Testinin diğer durumlar ile kıyaslandığında oldukça düşük bir güce sahip olduğudur. Bunun anlamı NARDL modelinin yukarıda belirtilen dağılıma uyan bir değişken için kullanıldığında kısa dönemli asimetrik ilişkiyi doğru bir şekilde göstermeyebileceğidir.

¹ Simülasyon sonuçlarının tamamı için yazarlar ile iletişime geçiniz.

Tablo 7. Student-t Dağılım için Monte Carlo Simülasyon Sonuçları: Wald ve PSS Testlerinin “Size” ve Gücü

| Student-t Distribution | | | | | | | | | | |
|------------------------|---------|-----------|---------|-------|-----------|---------|-------|-----------|-------|-------|
| T = 100 | | | T = 200 | | | T = 400 | | | | |
| | Test | Power | Size | Test | Power | Size | Test | Power | Size | |
| $\omega = -0.5$ | df= 2.1 | | 0.950 | | 0.997 | 0.095 | | 1.000 | 0.084 | |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.980 | 0.117 | W_{LR} | 1.000 | 0.100 | W_{LR} | 1.000 | 0.073 |
| | df=10 | | 0.991 | 0.133 | | 1.000 | 0.110 | | 1.000 | 0.075 |
| | df= 2.1 | | 0.304 | 0.054 | | 0.512 | 0.056 | | 0.789 | 0.054 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.261 | 0.061 | W_{SR} | 0.496 | 0.043 | W_{SR} | 0.794 | 0.052 |
| | df=10 | | 0.198 | 0.049 | | 0.410 | 0.060 | | 0.695 | 0.060 |
| | df= 2.1 | | 0.604 | 0.088 | | 0.993 | 0.079 | | 1.000 | 0.073 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.596 | 0.082 | F_{PSS} | 0.989 | 0.065 | F_{PSS} | 1.000 | 0.073 |
| | df=10 | | 0.595 | 0.083 | | 0.992 | 0.070 | | 1.000 | 0.072 |
| $\omega = 0$ | df= 2.1 | | 0.932 | 0.128 | | 0.996 | 0.087 | | 1.000 | 0.067 |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.976 | 0.132 | W_{LR} | 0.999 | 0.096 | W_{LR} | 1.000 | 0.077 |
| | df=10 | | 0.990 | 0.134 | | 1.000 | 0.104 | | 1.000 | 0.066 |
| | df= 2.1 | | 0.226 | 0.053 | | 0.425 | 0.062 | | 0.688 | 0.058 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.208 | 0.058 | W_{SR} | 0.389 | 0.047 | W_{SR} | 0.682 | 0.049 |
| | df=10 | | 0.171 | 0.053 | | 0.316 | 0.051 | | 0.573 | 0.054 |
| | df= 2.1 | | 0.400 | 0.080 | | 0.964 | 0.080 | | 1.000 | 0.075 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.414 | 0.081 | F_{PSS} | 0.963 | 0.073 | F_{PSS} | 1.000 | 0.069 |
| | df=10 | | 0.421 | 0.071 | | 0.958 | 0.074 | | 1.000 | 0.078 |
| $\omega = 0.5$ | df= 2.1 | | 0.945 | 0.104 | | 0.999 | 0.079 | | 1.000 | 0.062 |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.978 | 0.110 | W_{LR} | 1.000 | 0.087 | W_{LR} | 1.000 | 0.073 |
| | df=10 | | 0.990 | 0.121 | | 1.000 | 0.086 | | 1.000 | 0.061 |
| | df= 2.1 | | 0.298 | 0.055 | | 0.525 | 0.052 | | 0.796 | 0.055 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.259 | 0.056 | W_{SR} | 0.485 | 0.051 | W_{SR} | 0.790 | 0.053 |
| | df=10 | | 0.209 | 0.052 | | 0.403 | 0.050 | | 0.689 | 0.051 |
| | df= 2.1 | | 0.628 | 0.085 | | 0.993 | 0.077 | | 1.000 | 0.075 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.602 | 0.078 | F_{PSS} | 0.992 | 0.073 | F_{PSS} | 1.000 | 0.075 |
| | df=10 | | 0.576 | 0.077 | | 0.995 | 0.071 | | 1.000 | 0.070 |

Tablo 8. *Skew-t Dağılımı için Monte Carlo Simülasyon Sonuçları: Wald ve PSS Testlerinin “Size” ve Gücü ($a_{skew} = 2$)*

| Skew-t Distribution | | | | | | | | | | |
|---------------------------------|---------|-----------|---------|-------|-----------|---------|-------|-----------|-------|-------|
| T = 100 | | | T = 200 | | | T = 400 | | | | |
| | Test | Power | Size | Test | Power | Size | Test | Power | Size | |
| $\omega = -0.5$ $a_{skew}=2$ | df= 2.1 | | 0.931 | 0.123 | | 0.996 | 0.084 | | 0.997 | 0.072 |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.978 | 0.111 | W_{LR} | 0.999 | 0.098 | W_{LR} | 1.000 | 0.062 |
| | df=10 | | 0.988 | 0.119 | | 1.000 | 0.093 | | 1.000 | 0.084 |
| | df= 2.1 | | 0.192 | 0.054 | | 0.338 | 0.045 | | 0.380 | 0.045 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.214 | 0.056 | W_{SR} | 0.374 | 0.060 | W_{SR} | 0.622 | 0.053 |
| | df=10 | | 0.202 | 0.054 | | 0.367 | 0.048 | | 0.669 | 0.051 |
| | df= 2.1 | | 0.610 | 0.082 | | 0.989 | 0.071 | | 0.993 | 0.075 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.602 | 0.081 | F_{PSS} | 0.989 | 0.073 | F_{PSS} | 1.000 | 0.070 |
| | df=10 | | 0.590 | 0.078 | | 0.992 | 0.079 | | 1.000 | 0.079 |
| $\omega = 0$ $a_{skew}=2$ | df= 2.1 | | 0.924 | 0.125 | | 0.993 | 0.093 | | 0.999 | 0.087 |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.954 | 0.128 | W_{LR} | 1.000 | 0.094 | W_{LR} | 1.000 | 0.075 |
| | df=10 | | 0.985 | 0.128 | | 1.000 | 0.096 | | 1.000 | 0.077 |
| | df= 2.1 | | 0.153 | 0.053 | | 0.272 | 0.052 | | 0.461 | 0.046 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.167 | 0.063 | W_{SR} | 0.296 | 0.056 | W_{SR} | 0.509 | 0.056 |
| | df=10 | | 0.160 | 0.049 | | 0.295 | 0.042 | | 0.546 | 0.054 |
| | df= 2.1 | | 0.414 | 0.071 | | 0.962 | 0.063 | | 1.000 | 0.070 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.420 | 0.077 | F_{PSS} | 0.961 | 0.079 | F_{PSS} | 1.000 | 0.071 |
| | df=10 | | 0.423 | 0.083 | | 0.953 | 0.082 | | 1.000 | 0.067 |
| $\omega = 0.5$ $a_{skew}=2$ | df= 2.1 | | 0.940 | 0.110 | | 0.994 | 0.088 | | 0.999 | 0.067 |
| | df= 3 | W_{LR} | 0.975 | 0.113 | W_{LR} | 1.000 | 0.083 | W_{LR} | 1.000 | 0.075 |
| | df=10 | | 0.976 | 0.126 | | 1.000 | 0.087 | | 1.000 | 0.064 |
| | df= 2.1 | | 0.182 | 0.059 | | 0.336 | 0.055 | | 0.553 | 0.049 |
| | df= 3 | W_{SR} | 0.200 | 0.051 | W_{SR} | 0.372 | 0.051 | W_{SR} | 0.617 | 0.051 |
| | df=10 | | 0.201 | 0.054 | | 0.373 | 0.055 | | 0.620 | 0.049 |
| | df= 2.1 | | 0.620 | 0.076 | | 0.991 | 0.069 | | 1.000 | 0.077 |
| | df= 3 | F_{PSS} | 0.616 | 0.082 | F_{PSS} | 0.993 | 0.073 | F_{PSS} | 1.000 | 0.075 |
| | df=10 | | 0.618 | 0.075 | | 0.992 | 0.073 | | 1.000 | 0.066 |

Sonuç

Bu çalışmada normal olmayan dağılımlardan student-t ve skew-t dağılımları altında yapılan simülasyonlar sonucu, Shin ve diğerleri (2014) tarafından geliştirilen NARDL modelinin kripto paralar gibi normal dağılıma sahip olmayan dağılımlara sahip zaman serileri için kullanıldığında elde edilen istatistiksel çıkarımların çoğunlukla güvenilir olduğu gösterilmiştir. Dolayısıyla, NARDL modeli kullanılarak kripto para birimlerinin ekonomi ve finans üzerindeki etkileri hakkında yapılan çalışmaların çoğunlukla doğru ve güvenilir olduğu sonucuna varılmıştır. Tersi bir bulguya sadece skew-t dağılımı çok yüksek basıklık ve pozitif yüksek çarpıklığa sahip olduğunda ulaşılmıştır. Bu durumlarda kısa dönemli asimetrik ilişkiyi gösteren test oldukça düşük güce sahip olmaktadır. Shanaev ve Ghimire (2021)'de ifade edildiği üzere bir kısım kripto paraların pozitif skew-t dağılıma sahip olduğu bilinmekte olup altın, gümüş, hisse fiyatları ve diğer değişkenler ile ilişkileri incelenirken NARDL kullanılması durumunda kısa dönemli asimetrik ilişkilerin dikkatle incelenmesi gerektiği ortaya çıkmıştır.

Gelecek çalışmalarda farklı normal olmayan dağılımlara (student-t ve skew-t haricindeki) sahip değişkenler için NARDL modelinin güvenilirliği incelenebilir. Ayrıca NARDL modeli için kullanılan açık kodlu yazılım ve programların güvenilirliklerinin incelenmesi de gelecek çalışmalar için önemli bir araştırma konusudur.

Hakem Değerlendirmesi: Dış bağımsız.

Çıkar Çatışması: Yazarlar çıkar çatışması beyan etmemişlerdir.

Finansal Destek: Yazarlar finansal destek beyan etmemişlerdir.

Yazar Katkısı: : Çalışma Konsepti/Tasarımı: A.A., K.D.D.; Veri Toplama: A.A.; Veri Analizi /Yorumlama: A.A., K.D.D.; Yazı Taslağı: A.A., K.D.D.; İçeriğin Eleştirel İncelemesi: A.A., K.D.D.; Son Onay ve Sorumluluk: A.A., K.D.D.

Peer Review: Externally peer-reviewed

Conflict of Interest: The authors have no conflict of interest to declare.

Grant Support: The authors declared that this study has received no financial support.

Author Contributions: Conception/Design of study: A.A., K.D.D.; Data Acquisition: A.A.; Data Analysis/Interpretation: A.A., K.D.D.; Drafting Manuscript: A.A., K.D.D.; Critical Revision of Manuscript: A.A., K.D.D.; Final Approval and Accountability: A.A., K.D.D.

ORCID:

Abdülşamet Aça 0000-0001-8956-5064

Kemal Dinçer Dinceç 0000-0002-5216-4651

KAYNAKLAR / REFERENCES

- Azzalini, A., & Capitanio, A. (2014). *The Skew-Normal and Related Families (First)*. Cambridge University Press.
- Baur, D. G., Hong, K. H., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Becker, R. A., Chambers, J. M., & Wilks, A. R. (1988). *The New S Language*. Wadsworth & Brooks/Cole.
- Bouri, E., Gupta, R., Lahiani, A., & Shahbaz, M. (2018). Testing for asymmetric nonlinear short- and long-run relationships between bitcoin, aggregate commodity and gold prices. *Resources Policy*, 57, 224–235. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.03.008>
- Canoz, I., & Dirican, C. (2017). The Cointegration Relationship Between Bitcoin Prices and Major World Stock Indices: An Analysis with ARDL Model Approach. *Press academia*, 4(4), 377–392. <https://doi.org/10.17261/pressacademia.2017.748>
- Çaşkurlu, E., & Arslan, C. B. (2021). Blockchain Technology, Cryptocurrency and Financial Dependence: An Analysis on Turkey. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 28, 97–124.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, d'Artis. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173–195. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
- Coinmarketcap. (2022, August 29). <https://coinmarketcap.com/tr/currencies/bitcoin/>
- Contuk, F. Y. (2021). Covid-19 Sürecinde Altın ve Petrol Fiyatlarının Bitcoin Üzerindeki Asimetrik Etkisi. *Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(3), 911–926.
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182–199.
- De la O González, M., Jareño, F., & Skinner, F. S. (2020). Nonlinear autoregressive distributed lag approach: An application on the connectedness between bitcoin returns and the other ten most relevant cryptocurrency returns. *Mathematics*, 8(5).

- Demir, E., Simonyan, S., García-Gómez, C. D., & Lau, C. K. M. (2020). The asymmetric effect of bitcoin on altcoins: evidence from the nonlinear autoregressive distributed lag (NARDL) model. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101754>
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar - A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Gaies, B., Nakhli, M. S., Sahut, J. M., & Guesmi, K. (2021). Is Bitcoin rooted in confidence? – Unraveling the determinants of globalized digital currencies. *Technological Forecasting and Social Change*, 172. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121038>
- Ghorbel, A., Frikha, W., & Manzli, Y. S. (2022). Testing for asymmetric non-linear short- and long-run relationships between crypto-currencies and stock markets. *Eurasian Economic Review*. <https://doi.org/10.1007/s40822-022-00206-8>
- Jareño, F., de la O González, M., & Belmonte, P. (2022). Asymmetric interdependencies between cryptocurrency and commodity markets: the COVID-19 pandemic impact. *Quantitative Finance and Economics*, 6(1), 83–112. <https://doi.org/10.3934/qfe.2022004>
- Jareño, F., González, M. de la O., López, R., & Ramos, A. R. (2021). Cryptocurrencies and oil price shocks: A NARDL analysis in the COVID-19 pandemic. *Resources Policy*, 74. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102281>
- Jareño, F., González, M. de la O., Tolentino, M., & Sierra, K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67.
- Jeribi, A., Jena, S. K., & Lahiani, A. (2021). Are cryptocurrencies a backstop for the stock market in a covid-19-led financial crisis? Evidence from the nardl approach. *International Journal of Financial Studies*, 9(3). <https://doi.org/10.3390/ijfs9030033>
- Johnson, N. L., Kotz, S., & Balakrishnan, N. (1995). Continuous Univariate Distributions. In *Continuous Univariate Distributions (Vol. 2)*. Wiley.
- Leirvik, T. (2022). Cryptocurrency returns and the volatility of liquidity. *Finance Research Letters*, 44. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102031>
- Li, X., & Wang, C. A. (2017). The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin. *Decision Support Systems*, 95, 49–60.
- Lin, M. Y., & An, C. L. (2021). The relationship between Bitcoin and resource commodity futures: Evidence from NARDL approach. *Resources Policy*, 74.
- Lin, M. Y., & An, C. L. (2021). The relationship between Bitcoin and resource commodity futures: Evidence from NARDL approach. *Resources Policy*, 74.
- Moussa, W., Mgadmi, N., Béjaoui, A., & Regaieg, R. (2021). Exploring the dynamic relationship between Bitcoin and commodities: New insights through STECM model. *Resources Policy*, 74. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102416>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. www.bitcoin.org
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289–326.
- R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Shanaev, S., & Ghimire, B. (2021). A fitting return to fitting returns: Cryptocurrency distributions revisited. <https://ssrn.com/abstract=3847351>
- Shin, Y., Yu, B., & Greenwood-Nimmo, M. (2014). Modelling Asymmetric Cointegration and Dynamic Multipliers in a Nonlinear ARDL Framework. In R. C. Sickles & W. C. Horrace (Eds.), *Festschrift in Honor of Peter Schmidt; Econometric Methods and Applications*. (pp. 281–314). Springer.
- Sunder, M. (n.d.). STATA NARDL Package.
- Sayed, A. A., Ahmed, F., Kamal, M. A., Ullah, A., & Ramos-Requena, J. P. (2022). Is There an Asymmetric Relationship between Economic Policy Uncertainty, Cryptocurrencies, and Global Green Bonds? Evidence from the United States of America. *Mathematics*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/math10050720>

Atıf Biçimi / How cite this article

Aça, A. & Dengeç, K. D. (2023). NARDL yönteminin kripto para birimlerine yönelik bir Monte Carlo simülasyon analizi. *EKOIST Journal of Econometrics and Statistics*, 39, 37–48.. <https://doi.org/10.26650/ekoist.2023.39.1334288>