

**Bitcoin ve Euro Arasındaki Volatilite Etkileşiminin Analizi**

***Analysis of Volatility Spillovers Between Bitcoin and Euro***

**Süreyya İMRE**

*Ars. Gör., İstanbul Gelişim Üniversitesi, İİBF, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, simre@gelisim.edu.tr*

**MAKALE BİLGİSİ**

**Makale Geçmişi:**

Geliş 23 Eylül 2021

Düzeltilme Geliş 17 Kasım 2021

Kabul 21 Kasım 2021

**Anahtar Kelimeler:**

*Volatilite Etkileşimi, Bitcoin, Euro, BEKK-GARCH Modeli*

© 2021 PESA Tüm hakları saklıdır

**ÖZET**

*Bu çalışmada, popülerliği son yıllarda artan kripto paralar sınıfında değerlendirilen Bitcoin ile Euro getirileri arasındaki volatilite etkileşimini incelemek için 02.02.2014-28.02.2021 dönemine ait günlük veriler kullanılmıştır. Değişkenlere ait getirilerin zaman içindeki hareketini incelemek için oluşturulan grafiklerden volatilite kümelenmesi tespit edilmiş ve analiz için “Çok Değişkenli GARCH Modelleri” kullanılmıştır. Modellerden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve log-olabilirlik değeri mutlak değerce en büyük bulunan “BEKK-GARCH Modeli” uygun model kabul edilmiştir. Bulgular incelendiğinde, Euro ile Bitcoin arasında çift yönlü volatilite etkileşimi bulunmuştur. Ayrıca DCC-GARCH modeli sonuçlarına göre ise iki getiri arasında asimetri ilişkisi ve pozitif, güçlü bir dinamik korelasyon tespit edilmiştir*

**ARTICLE INFO**

**Article History:**

Received 23 Sep 2021

Received in revised form 17 Nov 2021

Accepted 21 Nov 2021

**Keywords:**

*Volatility Spillovers, Bitcoin, Euro, BEKK-GARCH Model*

© 2021 PESA All rights reserved

**ABSTRACT**

*In this study, daily data for the period 02.02.2014-28.02.2021 were used to examine the volatility interaction between Bitcoin and Euro returns, which are evaluated in the class of cryptocurrencies whose popularity has increased in recent years. Volatility clustering was determined from the graphs created to examine the movement of the returns of the variables over time and “Multivariate GARCH Models” were used for analysis. The results obtained from the models were compared and the “BEKK-GARCH Model” with the lowest log-likelihood value in absolute value was accepted as the appropriate model. When the findings were examined, a two way volatility interaction was found between Euro and Bitcoin. In addition, according to the results of the DCC-GARCH model, an asymmetry relationship and a positive and strong dynamic correlation were determined between the two returns.*

## GİRİŞ

Kripto para birimleri ilk olarak 1998 yılında Wei Dai tarafından ortaya atılmıştır. Satoshi Nakamoto, 2008 yılında “Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System” adlı makalesini yayınlamasıyla kripto paralara zemin hazırlamıştır. Dijital olarak üretilen kripto paralar devlet kontrolüne ihtiyaç duymadıkları gibi kullanımı için de herhangi bir finans kurumuna gerek duymamaktadır. Kripto paralara Blockchain teknolojisi kullanılarak bir alt yapı oluşturulmaktadır. Üretimi ise madenci adı verilen kişiler tarafından ağ aracılığıyla zaten internette var olan bir zincire yeni halkalar ekleyerek yapılmakta ve karşılığında da kripto para kazanılmaktadır(Tuncel ve Gürsoy,2020).

Bitcoin’in bir para birimi olarak değerlendirilmesi hususunda, paranın fonksiyonlarına bakılarak karar verilir. Bitcoin kısa sürede farklı ülkelerde tanınmış, çeşitli ticari faaliyetlerde kullanılmaya başlanmıştır. İşte bu durum Bitcoin’in bir mübadele aracı olma özelliğine sahip olduğunu göstermektedir. Ancak ekonomide çok yaygınlaşmadığı için diğer para birimleri karşısında bu mübadele aracı fonksiyonunun zayıf kaldığı söylenebilir. Bitcoin’in son yıllarda popüler olmasının en önemli nedeni, değerinin zamanla artarak satın alma gücüne olumlu katkı sağlayacağı düşüncesidir. Bu özelliği Bitcoin’in değer saklama aracı özelliği kazanmasını sağlamıştır.

Bitcoin bir para birimi olarak kullanılmak istense de gerçek para birimlerinden oldukça farklıdır ve döviz kurlarına göre yüksek bir oynaklığa sahiptir. Bitcoin değerlerinde görülen ani ve büyük hareketler onun istikrarlı bir yapıya sahip olmasını zorlaştırmaktadır. Bitcoin getirilerinden elde edilen aylık ortalama volatiliteye bakıldığında, Bitcoin getirilerinin yabancı para birimlerinin getirilerinden daha yüksek olduğu görülmektedir (Dwyer,2015). Kısacası Bitcoin’in oldukça dalgalı bir yapıya sahip olması onun bir para birimi gibi değerlendirilmesini zorlaştırmaktadır (Baur ve Dimpfl,2017).

Yatırımcıların karar alırken dikkat ettikleri en önemli göstergelerden biri finansal araçların volatilitesidir. Küreselleşmenin artmasıyla birlikte birbirleriyle ilişkili piyasalarda oluşan volatiliteden tüm piyasalar etkilenmektedir. Bu bağlamda yatırımcılar sadece ulusal piyasadaki volatiliteyi değil uluslararası piyasadaki volatiliteyi de takip ederek yatırım kararı alırlar. Günümüzde kullanımı her geçen gün artan ve gittikçe yaygınlaşan kripto paralar grubunda değerlendirilen Bitcoin, fiyatında oluşan değişikliklerden dolayı yatırımcılar tarafından sıkı takip edilmektedir.

Son yıllarda Bitcoin gibi dijital para birimlerinin popülerliğinin artması, Bitcoin’in döviz kurlarını etkileyeceği yönünde endişeler uyandırmaktadır. Böyle bir etkinin oluşmasının, döviz kurlarında ve ulusal para birimlerinde önemli kırılmaları ortaya çıkaracağı düşünülmektedir. Bu bağlamda Bitcoin gibi dijital paraların, döviz kurları ve finansal piyasalar ile olan ilişkisinin doğru analizi burada büyük bir önem teşkil etmektedir.

Kripto para birimlerine yönelik literatürde birçok çalışma bulunmaktadır ancak Bitcoin’in para birimleri ile ilişkisi üzerine yapılan çalışmalar sınırlı sayıdadır. Ayrıca literatür incelendiğinde Euro ile Bitcoin getirileri arasındaki volatilite etkileşimini analiz eden fazla sayıda bir çalışmaya rastlanmamıştır. Kısacası, popülerliği gün geçtikçe artan ve çeşitli tartışmaların odağında bulunan Bitcoin ile ilgili olarak bu tür bir çalışmanın literatüre faydalı olacağı düşünülmektedir.

Bu amaç doğrultusunda birinci bölümde, bitcoin ile ilgili bilgiler verilmiştir. Çalışmanın ikinci bölümünde geniş bir literatür taraması yapılarak volatilite etkileşimi ile ilgili ele alınan çalışmalara yer verilmiştir. Üçüncü bölümde çok değişkenli GARCH modellerinin (DVEC-GARCH, BEKK GARCH, CCC-GARCH, DCC GARCH) teorisi anlatılmıştır. Dördüncü bölümde analizde kullanılan veriler hakkında bilgiler verilerek elde edilen bulgular yorumlanmıştır. Son bölümde ise bu bulgular neticesinde bazı değerlendirmeler yapılmıştır.

## 1. Literatür Taraması

Literatürde çoğu çalışmada volatilité etkileşimini incelemek için çok değişkenli GARCH modelleri yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu bölümde bu çalışmalara yer verilmektedir.

Wang ve Moore (2008) yaptıkları çalışmada, dinamik koşullu korelasyonu kullanarak, gelişmekte olan üç Orta Doğu Avrupa hisse senedi piyasasının, 1994-2006 yılları arasındaki örneklem dönemi boyunca toplam Avro bölgesi piyasası ile arasındaki volatilité etkileşimini araştırmıştır. Asya ve Rusya krizlerinden sonraki dönemde ve Avrupa Birliği'ne giriş sonrası dönemde borsa korelasyonunun daha yüksek seviyede olduğu görülmüştür.

Savva (2009), ABD ve Avrupa piyasaları arasındaki volatilité aktarımının varlığını “Çok Değişkenli GARCH Modelleri” ile araştırmış ve piyasalar arasında karşılıklı ilişkinin var olduğu sonucuna ulaşmıştır. Ayrıca, sadece her iki pazardaki olumsuz şoklar arasında değil, piyasalar arasındaki korelasyonun büyüklüğünün de oldukça yüksek olduğunu tespit etmiştir.

Lahrech & Sylwester (2011), 30 Aralık 1988 ile 26 Mart 2004 tarihleri arasında Arjantin, Brezilya, Şili, Meksika ve Latin Amerika hisse senedi piyasalarının ABD hisse senedi piyasası ile aralarındaki volatilité aktarımını incelemiştir. Burada, DCC-GARCH modeli kullanılarak her bir pazar ile ABD piyasası arasındaki dinamik koşullu korelasyon vasıtasıyla volatilité etkileşimini ampirik olarak ölçmek amaçlanmıştır. Sonuç olarak Şili piyasası dışında, ABD piyasasından diğer tüm piyasalara doğru tek yönlü volatilité etkileşimi tespit edilmiştir.

Dajčman ve Festić (2015), “Sloven ve Avrupa borsaları arasında zamanla değişen korelasyon var mı? Avrupa ve Slovenya borsaları arasında getiri ve volatilité yayımları var mı? Nisan 1997'den Mayıs 2010'a kadar olan dönemde yaşanan mali krizlerin, incelenen hisse senedi piyasaları arasındaki değişim üzerinde nasıl bir etkisi oldu?” gibi soruların cevapları için Nisan 1997 ile Mayıs 2010 yılına kadar olan dönemde dinamik koşullu korelasyon GARCH (DCC-GARCH) analizi ile Sloven ve İngiltere, Almanya, Fransa, Avusturya, Macaristan ve Çek hisse senedi piyasası getirileri arasındaki değişim ve aktarım dinamiklerini incelemiştir. DCC-GARCH analizinin sonuçları, Slovenya ve Avrupa borsaları arasındaki volatilitenin zamana göre değiştiğini ve borsalar arasında önemli getiri yayımları olduğunu göstermektedir. Slovenya ile Avrupa piyasaları arasında karşılıklı volatilité etkileşimi ve güçlü dinamik korelasyon ilişkisi tespit edilmiştir.

Goeij ve Marquering (2009) çalışmasında, S&P 500 endeksi günlük getirilerini ve 10 yıllık Hazine bonosunu kullanarak koşullu oynaklıkta seviye etkileri ve asimetrikleri olan çok değişkenli GARCH model kullanarak hisse senedi ve tahvil getirileri arasındaki dinamik etkileşimi modellemeyi amaçlamıştır. Tahvil getirilerinde koşullu oynaklıkta ve seviye etkisinde önemli asimetriklere dair kanıt bulunmuştur.

Harman (2017), petrol getirilerindeki volatilitenin doğalgaz getirilerindeki volatilitéyi etkileyip etkilemediğini incelemek için “DCC GARCH, VECH GARCH ve BEKK GARCH” modellerini kullanarak analizler yapmıştır. Yapılan analizler sonucunda petrol getirilerindeki volatilité ile doğalgaz getirilerindeki volatilité arasında çift yönlü etkileşim bulunmuştur.

Çoşkun (2011), 1985 Ocak ile 2010 Ekim dönemi için Almanya'nın, Fransa'nın, Hollanda'nın ve İngiltere'nin turist sayılarının logaritmik birinci farklarına dayalı olarak VECH-GARCH, BEKK-GARCH ve CCC-GARCH modellerini kullanmış, en düşük AIC, SIC ve HQ değerlerini veren “CCC-GARCH (1,1) Modeli” en uygun model olarak seçilmiştir. Sonuçta, seçilen ülkeler arasında karşılıklı etkileşimin varlığı ortaya konulmuştur.

Sadorsky (2012), 1 Ocak 2001- 31 Aralık 2010 günlük borsa kapanış fiyatları ile petrol fiyatları ve temiz enerji şirketleri ile teknoloji şirketlerinin hisse senedi fiyatları arasındaki volatilité etkileşimini ve koşullu korelasyonları modellemek için BEKK, DVECH-GARCH, CCC-GARCH ve DCC-GARCH modellerini kullanarak sonuçları karşılaştırmıştır. DCC-GARCH modelinin uygun model olduğu tespit edilmiştir ve temiz enerji şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının teknoloji şirketlerinin hisse senedi fiyatları ile daha fazla ilişkili olduğu bulunmuştur.

Sattary (2014), 2 Ocak 2002-31 Aralık 2012 dönemi günlük verileri kullanılarak Brent ham petrol fiyat getirileri ile BIST 100 endeksi ve BIST sektörleri arasında volatilite etkileşimini araştırmıştır. Bu amaçla VAR-GARCH, CCC-GARCH, DCC-GARCH ve BEKK-GARCH modelleri için tahmin yapılmıştır. Petrol fiyatları ile BIST sektörleri arasında zayıf da olsa volatilite etkileşimi bulunmuştur.

Song (2016) çalışmasında, seçilen gelişmekte olan ekonomilerde Bitcoin fiyatı, döviz kuru ve borsa endeksi arasındaki ortak entegrasyon ilişkisini araştırmıştır. Bitcoin fiyatının, döviz kurları ve borsa endeksleri üzerindeki etkisini sırasıyla Johansen Eşbütünleşme, Vektör Hata Düzeltme (VECM) ve Etki - Tepki Fonksiyonunu kullanarak göstermiştir. Analiz sonucunda borsa endeksleri ile Bitcoin fiyatı arasında pozitif ilişki ve döviz kurları ile Bitcoin fiyatı arasında uzun dönemli eşbütünleşme ilişkisi tespit edilmiştir.

Koçoğlu vd. (2016) çalışmasında bitcoin piyasasını analize tabi tutarak piyasanın etkinliğini ve volatilitelerini incelemiştir. Sonuç olarak, Bitcoin'in volatilitelerinin çok yüksek olduğu ve bu sebepten henüz para birimi olarak kullanılamayacağı tespit edilmiştir.

Bouri vd. (2016) Bitcoin piyasasındaki fiyat getirileri ile volatilite değişiklikleri arasındaki ilişkiyi çeşitli para birimleriyle ifade edilen günlük veriler kullanarak incelemiştir. Tüm dönem için elde edilen sonuçlara göre, Bitcoin piyasasında asimetrik bir getiri-volatilite ilişkisine dair hiçbir kanıt bulunamamıştır. Bu bulgu, Aralık 2013'teki fiyat düşüşünden önce pozitif şokların koşullu oynaklığı negatif şoklardan daha fazla artırdığını göstermektedir.

Dirican ve Canoz (2017) Bitcoin fiyatı ile dünya pay senedi piyasaları arasındaki uzun dönemli koentegrasyon ilişkisini tespit etmek için "ARDL sınır testi" yöntemini kullanmışlardır. İnceleme sonucunda, Bitcoin fiyatları ile önde gelen ABD ve Çin borsa endeksleri arasında eşbütünleşme ilişkisi gözlenmiştir. BIST100, FTSE100 ve NIKKEI225 endeksleri arasında herhangi bir ilişki bulunamamıştır.

## 2. Ekonometrik Yöntem

Engle (1982) tarafından önerilen "Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) Modeli" ve Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen "Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) Modeli" tek değişkenli yapılar için volatiliteleri modellemede kullanılan modellerdir. Birden fazla finansal varlığın volatilitelerinin modellenmesinde, özellikle çeşitli ülkelerin piyasalarının karşılıklı etkileşim halinde olduğu düşünüldüğünde ARCH ve GARCH modelleri yetersiz kalmaktadır. Bu bağlamda birden fazla serinin volatilite ve volatilite etkileşim süreçlerinin modellenmesi için "Çok Değişkenli GARCH Modelleri" ortaya atılmıştır. Tek değişkenli ARCH/GARCH modellerde koşullu varyansların elde edilmesi yeterliyken, çok değişkenli ARCH/GARCH modellerde koşullu varyanslara ek olarak kovaryanslara da gereksinim duyulmaktadır. Bu modeller ile birden çok değişkenin koşullu volatilitesi eşanlı tahmin edilirken, bir değişkenin volatilitesi üzerinde hem ilgili değişkenin kendi gecikmeli şoklarının ve volatilitelerinin, hem de diğer değişkenin şok ve volatilitelerinin etkilerinin incelenmesi mümkün hale gelmiştir.

### 2.1. Diagonal Vektörel GARCH Modeli (VEC-GARCH)

VEC-GARCH modeli yani koşullu varyans matrisinin genel gösterimi Bollerslev (1988) tarafından önerilmiştir. Vektörel GARCH modelinin gösterimi aşağıdaki gibidir:

$$vech(H_t) = C_0 + \sum_{j=1}^q A_j vech(\varepsilon_{t-j} \varepsilon'_{t-j}) + \sum_{i=1}^p B_i vech(H_{t-i})$$

$$H_t = C_0 + \sum_{j=1}^q A_j \square \varepsilon_{t-j} \varepsilon'_{t-j} + \sum_{i=1}^p B_i \square H_{t-i}$$

$H_t$ , birden fazla getiriye ait varyansı ifade etmektedir. Bu modelde n boyutlu varyans - kovaryans matrisi oluşturulmaktadır. Matris formunda iki değişkenli DVEC-GARCH(1,1) modeli, aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Engle,1995):

$$\begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{21,t} & h_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11,0} & \\ c_{21,0} & c_{22,0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_{11,1} & \\ A_{21,1} & A_{22,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 & \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} & \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} B_{11,1} & \\ B_{21,1} & B_{22,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{21,t-1} & h_{22,t-1} \end{bmatrix}$$

$$h_{11,t} = c_{11,0} + A_{11,1}\varepsilon_{1,t-1}^2 + B_{11,1}h_{11,t-1}$$

$$h_{21,t} = c_{21,0} + A_{21,1}\varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} + B_{21,1}h_{21,t-1}$$

$$h_{22,t} = c_{22,0} + A_{22,1}\varepsilon_{2,t-1}^2 + B_{22,1}h_{22,t-1}$$

Burada  $h_{11,t}$  birinci finansal varlığın,  $h_{22,t}$  ikinci finansal varlığın kendi volatilitelerini göstermektedir.  $h_{21,t}$  ise birinci ve ikinci finansal varlığa ait koşullu varyansı (kovaryans) göstermektedir.

$A_{11}$  ve  $A_{22}$  parametreleri birinci ve ikinci finansal varlığa ait ARCH parametrelerini,  $B_{11}$  ve  $B_{22}$  ise GARCH parametrelerini göstermektedir.  $C_{11}$  ve  $C_{22}$  ise sabit parametreler iken,  $A_{21}$  ve  $B_{21}$  ise volatilitate etkileşimini veren parametrelerdir.

Bu modelin dezavantajlarından biri  $H_t$  'nin yani koşullu varyans matrisinin negatif değer alabilmesi iken, diğeri ise tahmin edilmesi gereken parametre sayısının çok fazla olmasıdır. Bu nedenle alternatif modeller geliştirilmiştir.

## 2.2. BEKK-GARCH Modeli

1995 yılında Baba, Engle, Kraft ve Kroner tarafından VEC-GARCH modeline alternatif olarak geliştirilen BEKK-GARCH modelinde, koşullu varyans matrisinin pozitif olması garantilenmektedir. Bu model, volatilitate etkileşimini veren ilk model olarak anılmaktadır.

$$H_t = C_0' C_0 + \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^q A_{kj}' \varepsilon_{t-j} \varepsilon_{t-j}' A_{kj} + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^p B_{ki}' H_{t-i} B_{ki}$$

$$H_t = C_0' C_0 + A_1' \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A_1 + B_1' H_{t-1} B_1$$

$C_0 C_0' > 0$  olduğu için  $H_0$  matrisi pozitif ise  $H_t$  matrisi de pozitif işaretli olacaktır. Matris formunda BEKK-GARCH(1,1) modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$\begin{bmatrix} h_{11,t} & h_{12,t} \\ h_{21,t} & h_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11,0} & c_{12,0} \\ c_{21,0} & c_{22,0} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} c_{11,0} & c_{12,0} \\ c_{21,0} & c_{22,0} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} A_{11,1} & A_{12,1} \\ A_{21,1} & A_{22,1} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 & \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} & \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11,1} & A_{12,1} \\ A_{21,1} & A_{22,1} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} B_{11,1} & B_{12,1} \\ B_{21,1} & B_{22,1} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} h_{11,t-1} & h_{12,t-1} \\ h_{21,t-1} & h_{22,t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{11,1} & B_{12,1} \\ B_{21,1} & B_{22,1} \end{bmatrix}$$

Bu gösterim yardımıyla koşullu varyans matrisi pozitif olmayı sağlayacak şekilde geliştirilmiştir.

VEC-GARCH ve BEKK-GARCH modellerinde koşullu kovaryans ve varyans değerleri tahmini yapılmaktadır ancak bu modeller, çapraz ilişki dinamikleri açısından son derece kısıtlayıcı modellerdir.  $H_t$  matrisinin pozitifliği sağlanmış olsa bile, BEKK-GARCH modelinin tahmin edilmesi yapısı gereği zor olmaya devam edecektir.

### 2.3. CCC-GARCH Modeli (Constant Conditional Correlation GARCH)

Koşullu kovaryans matrisinin koşullu standart sapmalar ve korelasyonlar olarak ayrıştırılması üzerine kurulan modeller “Koşullu Korelasyon GARCH Modelleri” olarak bilinir. Bu modellerden biri Bollerslev (1990) tarafından ortaya atılan “Sabit Koşullu Korelasyon GARCH (CCC - GARCH)” modelidir. Model, değişkenler arasındaki korelasyonları tahmin etmeye imkan sağlamakta ve burada koşullu korelasyon matrisinin sabit olduğu varsayılmaktadır. VECH-BEKK modellerinde koşullu kovaryans ve varyans değerleri tahmini yapılmakta iken CCC-GARCH modelinde ise ayrıca değişkenler arasındaki koşullu korelasyonlar tahmin edilebilmektedir (Erdoğan ve Bozkurt,2009). Sabit Koşullu Korelasyon GARCH (CCC- GARCH) modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$y_{A,t} = \sqrt{h_{A,t}} \varepsilon_{A,t}$$

$$y_{B,t} = \sqrt{h_{B,t}} \varepsilon_{B,t}$$

$$\rho_t = \text{COV}(\varepsilon_{A,t}, \varepsilon_{B,t})$$

$$\begin{bmatrix} h_{A,t} \\ h_{B,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{A,t-1}^2 \\ y_{B,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} \\ \delta_{21} & \delta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{A,t-1} \\ h_{B,t-1} \end{bmatrix}$$

CCC-GARCH modelindeki sabit koşullu korelasyon varlığının çok gerçekçi bir varsayım olmaması sebebiyle model, koşullu korelasyon matrisinin zamana bağlı olarak değişebileceği bir yapıya izin verecek şekilde geliştirilmiştir.

### 2.4. DCC-GARCH Modeli (Dynamic Conditional Correlation GARCH)

Tse ve Tsui (2002) ve Engle (2002) “Dinamik Koşullu Korelasyonlar” parametrisasyonunu kullanarak “DCC-GARCH Modeli”ni ortaya çıkarmışlardır. Dinamik Koşullu Korelasyon GARCH (DCC-GARCH) modelinde pozitif tanımlı koşullu korelasyon matrisi aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$r_t = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta r_{t-i} + y_t$$

$$y_{A,t} = \sqrt{h_{A,t}} \varepsilon_{A,t}$$

$$y_{B,t} = \sqrt{h_{B,t}} \varepsilon_{B,t}$$

$$\rho_t = \text{COV}(\varepsilon_{A,t}, \varepsilon_{B,t}) = (1 - \theta_1 - \theta_2) \rho + \theta_1 \rho_{t-1} + \theta_2 \psi_{t-1}$$

$$\begin{bmatrix} h_{A,t} \\ h_{B,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{A,t-1}^2 \\ y_{B,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} \\ \delta_{21} & \delta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{A,t-1} \\ h_{B,t-1} \end{bmatrix}$$

Yukarıda yer alan  $r_t$  denklemi k'nci dereceden vektör otoregresif süreç izleyen ortalama modelidir.

$\rho_t$ , dinamik korelasyon katsayısıdır.  $\rho$ ,  $N \times N$  boyutlu pozitif matristir ve pozitif değerli olabilmesi için  $\theta_1 \leq 0$ ,  $\theta_2 < 1$  ve  $\theta_1 + \theta_2 \leq 1$  koşullarının sağlanması gerekmektedir.  $\psi_{t-1}$  ise elemanları  $y_t$  değişkenin önceki dönem değerlerinden oluşan ve  $N \times N$  boyutlu bir matristir (Tse ve Tsui, 2002).

Yukarıdaki denklem sisteminde yer alan  $h_{A,t}$  ve  $h_{B,t}$ , A ve B değişkenleri için volatilitiyi,  $rt = (r_{A,t}, r_{B,t})'$  ile  $yt = (y_{A,t}, y_{B,t})'$  ise çok değişkenli GARCH model yapısını göstermektedir (Hepsağ ve Yaşar, 2016). Bu noktada iki kavram ön plana çıkmaktadır. Bunlardan biri volatilité kalıcılığı diğeri ise volatilité aktarımıdır. Volatilité kalıcılığı, şokların incelenen değişkenin volatilitesi üzerindeki etkilerinin tespit edilmesi, volatilité aktarımı ise, finansal piyasalarda meydana gelen bir şokun diğeri piyasalarda yayılması ve etkinliğini arttırması demektir. (Koutmos ve Booth,1995).

En Çok Benzerlik Yöntemi ile tahmin edilen Dinamik Koşullu Korelasyon GARCH (DCC-GARCH) modeli zaman içinde değişen koşullu korelasyona izin verdiği için Sabit Koşullu Korelasyon GARCH (CCC-GARCH) modeline göre daha gerçekçi bir model olarak nitelendirilmektedir. Bu model, Ele alınan finansal değişkenler arasındaki volatilité etkileşimini ve bu değişkenlerin getirileri arasındaki korelasyonların zaman içindeki değişimiyle ilgili bilgiyi vermesi açısından araştırmacılar tarafından en çok tercih edilen modeldir.

### 3. Veri ve Bulgular

Literatürde incelenen çalışmalarda Euro ile Bitcoin getirileri arasında uzun ve kısa dönemli ilişkilerin varlığı tespit edilmiş ve bu düşünceden yola çıkılarak iki değişken arasındaki volatilité etkileşimi araştırılmak istenmiştir. Çalışmada kullanılan veriler 03.02.2014-28.02.2021 dönemine ait olup günlük frekanstadır. Veriler “www.investing.com” sitesinden derlenmiştir. Grafikler ve tanımlayıcı istatistikler Eviews 9 paket programı ile analizler ise WinRATS programı ile yapılmıştır.

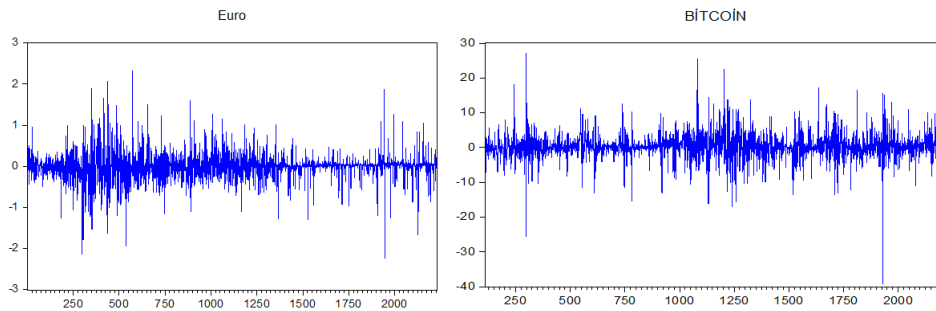
Çalışmada getiri serileri kullanılmıştır. Getiri serisini elde etmek için  $(P_t - P_{t-1}) / P_{t-1} * 100$  formülü kullanılmıştır. Getiri serileri için oluşturulan grafikler ve tanımlayıcı istatistikler aşağıda sırasıyla Şekil 1 ve Tablo 1’de sunulmuştur.

**Tablo 1: Özet İstatistikler**

	EURO	BİTCOİN
<b>Ortalama</b>	0.003871	0.315739
<b>Medyan</b>	0.020809	0.153237
<b>Maksimum</b>	2.333450	336.7452
<b>Minimum</b>	-2.236674	-57.20841
<b>Std.Sapma</b>	0.337555	8.394630
<b>Çarpıklık</b>	-0.044605	28.61506
<b>Basıklık</b>	10.75629	1158.883
<b>Jarque-Bera</b>	5595.626	1.25E+08
<b>Olasılık</b>	0.000000	0.000000
<b>Gözlem Değeri</b>	2232	2232

Euro ve Bitcoin getirilerine ait özet istatistiklere bakıldığında getiri serilerinin ortalamaları standart sapmalarından daha küçük bir değer almıştır. Böylece, finansal zaman serilerinin tesadüfi yürüyüş sürecine sahip olduğu görülmektedir (Ding ve Vo,2012). Getiri serilerinin basıklık değerlerine bakıldığında getiri dağılımlarının normal dağılıma göre daha sivri olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testinde bilindiği üzere sıfır hipotezi “Değişken normal dağılmaktadır.” alternatif hipotez ise “Değişken normal dağılmamaktadır.” olarak oluşturulmaktadır. Jarque - Bera test istatistiğinin olasılık değeri incelendiğinde, getiri serilerine ait dağılımın normal olmadığı anlaşılmaktadır.

### Şekil 1: Değişkenlere Ait Getirilerin Zaman İçindeki Hareketi



Euro ve Bitcoin getiri serilerinin grafikleri incelendiğinde volatilite kümelenmesi göze çarpmaktadır. Getiri serilerinin bu özellikleri dikkate alındığında Euro ve Bitcoin getiri serilerinin finansal zaman serileri özelliklerine sahip olduğu söylenebilir.

Euro ve Bitcoin arasındaki volatilite yayılım ilişkisinin çok değişkenli GARCH modelleri ile araştırıldığı bu çalışmada, ilk olarak uygun mertebeli Vektör Otoregresif (VAR) modeller tahmin edilmiş ve uygun VAR modeli en küçük Akaike değerine göre VAR(5) olarak bulunmuştur. VAR(5) modelinden elde edilen artıklar kullanılarak çok değişkenli GARCH modelleri tahmin edilmiştir.

İlk olarak Euro ve Bitcoin arasındaki volatilite etkileşimini görmek için DVEC-GARCH modeli tahmin edilmiştir.

**Tablo 2: Euro ve Bitcoin Değişkenlerine Ait DVEC-GARCH Modeli Sonuçları**

	Katsayılar	Standart Hatalar	t-İstatistikleri	Olasılık Değerleri
$\gamma_{11}$	0.000541298	0.000116833	4.63309	0.00000360
$\gamma_{22}$	1.008266997	0.148384355	6.79497	0.00000000
$\gamma_{21}$	0.002413251	0.003222967	0.74877	0.45399771
$\phi_{11}$	0.029179662	0.005136918	5.68038	0.00000001
$\phi_{22}$	0.153337390	0.022241654	6.89415	0.00000000
$\phi_{21}$	-0.024303099	0.016328534	-1.48838	0.13665014
$\delta_{11}$	0.949605724	0.003539004	273.97701	0.00000000
$\delta_{22}$	0.751840786	0.015614947	48.14879	0.00000000
$\delta_{21}$	0.920280620	0.071542828	12.86335	0.00000000
$\omega_{11}$	-0.006836923	0.006355887	-1.07568	0.28206877
$\omega_{21}$	0.007790924	0.017113718	0.45524	0.64893342
$\omega_{22}$	0.201371237	0.035772646	5.62920	0.00000002

**Not:** \*Log olabilirlik değeri : -6655.2430

$\gamma_{11}$ ,  $\gamma_{22}$  ve  $\gamma_{21}$ , modelin sabit parametreleridir.  $\phi_{11}$  birinci finansal varlığın yani Euro'nun ARCH parametresi,  $\phi_{22}$  ise ikinci finansal varlık olan Bitcoin' in ARCH parametresidir. Aynı şekilde  $\delta_{11}$  birinci finansal varlığın GARCH parametresi,  $\delta_{22}$  ikinci finansal varlığın GARCH parametresidir.  $\gamma_{21}$  ve  $\delta_{21}$  ise etkileşim parametreleridir. Bu parametrelerle birinci finansal varlığın ikinci finansal varlık üzerindeki volatilite etkisi ölçülmektedir.

ARCH ve GARCH parametreleri istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif olmalıdır. Buna göre  $\phi_{11}$  ve  $\delta_{11}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı ve sırasıyla 0.029179662 ve 0.949605724 değerini almıştır. İki parametre değerinin toplamı 1'e oldukça yakın (0.978785386) bulunmuştur. Buna göre Euro getirisinde volatilite kümelenmelerinin olduğu ve volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu görülmektedir.  $\phi_{22}$  ve  $\delta_{22}$  parametreleri de istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. İkinci finansal varlığa ait bu parametrelerin değerleri sırasıyla 0.153337390 ve 0.751840786'dır ve toplamları 0.905178176 olarak bulunmuştur. Bitcoin getiri serisi için de volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu sonucu çıkarılabilir.

$\phi_{21}$  ve  $\delta_{21}$  parametreleri birinci finansal varlığın ikinci finansal varlık üzerindeki volatilite etkisini ölçen etkileşim parametreleridir ve bu parametreler negatif değer alabilir.  $\phi_{21}$  istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur. Bu durumda istatistiksel olarak anlamlı bulunan  $\delta_{21}$  parametresi yorumlanmalıdır. Euro'nun volatilitesinde Bitcoin'in volatilitesine doğru anlamlı bir volatilite etkileşimi vardır. Euro volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilite şoku, bir sonraki işlem günü Bitcoin'in volatilitelerini %0.92 arttıracaktır.

$\omega_{11}$ ,  $\omega_{21}$  ve  $\omega_{22}$  asimetrik etkiyi ortaya koyan parametrelerdir.  $\omega_{11}$  ve  $\omega_{21}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur. Euro'nun kendi üzerinde asimetrik etkisi ile Euro'nun Bitcoin üzerinde asimetrik etkisi bulunmamaktadır.  $\omega_{22}$  parametresi yani Bitcoin'in asimetrik etkisi anlamlı bulunmuştur. Buna göre Bitcoin'de meydana gelen olumsuz haberler volatiliteleri olumlu haberlere göre daha fazla etkilemektedir.



**Tablo 3: Euro ve Bitcoin Değişkenlerine Ait BEKK-GARCH Modeli Sonuçları**

	Katsayılar	Standart Hatalar	t-İstatistikleri	Olasılık Değerleri
$\gamma_1$	0.12092358	0.00985816	12.26635	0.00000000
$\gamma_2$	-0.00000097	0.28371846	-3.40641e-006	0.99999728
$\gamma_{21}$	0.35572324	0.21137031	1.68294	0.09238700
$\phi_{11}$	0.32384773	0.01749387	18.51207	0.00000000
$\phi_{12}$	-0.00506805	0.35954066	-0.01410	0.98875347
$\phi_{22}$	0.21033363	0.02908031	7.23285	0.00000000
$\phi_{21}$	-0.02944072	0.00156427	-18.82079	0.00000000
$\delta_{11}$	0.37437587	0.02255120	16.60115	0.00000000
$\delta_{12}$	-10.85595543	0.27457822	-39.53684	0.00000000
$\delta_{22}$	0.47434877	0.02170155	21.85783	0.00000000
$\delta_{21}$	0.05792481	0.00163382	35.45371	0.00000000

**Not:** \* Log olabilirlik değeri : -7040.9248

$\phi_{11}$  ve  $\delta_{11}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bulunmuştur, parametreler sırasıyla 0.32384773 ve 0.37437587 değerini almıştır. İki parametre değerinin toplamı 0.6982236 olarak bulunmuştur. Buna göre Euro getiri serisinde volatilitate kümelenmeleri ve bu volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu görülmektedir.

$\phi_{22}$  ve  $\delta_{22}$  parametreleri de pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. İkinci finansal varlık olan Bitcoin'e ait bu parametrelerin değerleri sırasıyla 0.21033363 ve 0.47434877'dir ve toplamları 0.6982236'dır. Bitcoin'de volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu sonucu çıkarılabilir.

$\phi_{21}$  ve  $\delta_{21}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı bulunduğu için yorumlanmalıdır. Euro getiri serisinin volatilitesinde Bitcoin getiri serisinin volatilitesine doğru anlamlı bir volatilitate etkileşimi vardır. Euro volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilitate şoku, bir sonraki iş günü Bitcoin'in volatilitesini %0.03 oranında arttıracaktır.  $\phi_{12}$  ve  $\delta_{12}$  parametreleri ikinci finansal varlığın birinci finansal varlık üzerindeki volatilitate etkisini ölçen etkileşim parametreleridir.  $\phi_{12}$  istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur. İstatistiksel olarak anlamlı olan  $\delta_{12}$  parametresi yorumlanabilir. Bitcoin'in volatilitesinde Euro'nun volatilitesine doğru anlamlı bir volatilitate etkileşimi vardır. Bitcoin volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilitate şoku, bir sonraki iş günü Euro'nun volatilitesini %10,85 oranında azaltacaktır.

**Tablo 4: Euro ve Bitcoin Değişkenlerine Ait CCC-GARCH Modeli Sonuçları**

	Katsayılar	Standart Hatalar	t-İstatistikleri	Olasılık Değerleri
$\gamma_1$	0.00048961	0.00000208	235.81941	0.00000000
$\gamma_2$	1.33635569	0.03238048	41.27041	0.00000000
$\phi_{11}$	0.02000733	0.00029728	67.30068	0.00000000
$\phi_{12}$	0.02454600	0.00018851	13.02113	0.00000000
$\phi_{22}$	0.15449937	0.00425122	36.34236	0.00000000
$\phi_{21}$	0.35819198	0.14597738	2.45375	0.01413752
$\delta_{11}$	0.96301823	0.00024364	4.34.7730	0.00000000
$\delta_{12}$	-0.01187070	0.00045676	-25.98892	0.00000000
$\delta_{22}$	0.77151824	0.00265180	290.94175	0.00000000
$\delta_{21}$	-0.17470684	1.10715421	-16.14473	0.00000000
$\omega_{11}$	-0.00742712	0.00050804	-14.61905	0.00000000
$\omega_{22}$	0.19291016	0.00618644	31.18276	0.00000000
$\sigma_{21}$	0.30078438	0.00109666	28.07101	0.00000000

**Not:** \*Log olabilirlik değeri : -6633.7854

$\phi_{11}$  ve  $\delta_{11}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif, sırasıyla 0.02000733 ve 0.96301823 değerini almıştır. İki parametre değerinin toplamı 0.98302556 olarak bulunmuştur. Buna göre Euro'da volatilite kümelenmelerinin varlığı ve volatilitenin kalıcı olduğu görülmektedir.

$\phi_{22}$  ve  $\delta_{22}$  parametreleri de istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bulunmuştur. İkinci finansal varlığa ait bu parametrelerin değerleri sırasıyla 0.15449937 ve 0.77151824'dür ve toplamı 0.92601761'dir. Böylece Bitcoin'de volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu sonucu çıkarılabilir.

$\phi_{21}$  ve  $\delta_{21}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Euro'nun volatilitesinden Bitcoin'in volatilitesine doğru anlamlı bir volatilite etkileşimi vardır. Euro volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilite şoku, Bitcoin'in volatilitesini %0.18 oranında arttıracaktır.  $\phi_{12}$  ve  $\delta_{12}$  parametreleri istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bitcoin'in volatilitesinden Euro'nun volatilitesine doğru anlamlı bir volatilite etkileşimi vardır. Bitcoin volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilite şoku, Euro'nun volatilitesini %0.01 oranında arttıracaktır.

$\omega_{11}$  ve  $\omega_{22}$  asimetrik etkiyi ortaya koyan parametrelerdir.  $\omega_{11}$  ve  $\omega_{22}$  parametreleri yani Euro ve Bitcoin'in asimetrik etkisi istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bitcoin ve Euro getiri serilerinde meydana gelen olumsuz haberler volatiliteyi olumlu haberlere göre daha fazla etkilemektedir.

$\sigma_{21}$  parametresi iki getiri arasındaki sabit korelasyon katsayısıdır. Bu katsayı, İstatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Euro ile Bitcoin getirileri arasında 0.30 değerinde pozitif ancak kuvvetli olmayan bir ilişki söz konusudur.

**Tablo 5: Euro ve Bitcoin Değişkenlerine Ait DCC-GARCH Modeli Sonuçları**

	Katsayılar	Standart Hatalar	t-İstatistikleri	Olasılık Değerleri
$\gamma_1$	0.000217208	0.000069159	3.14072	0.00168533
$\gamma_2$	0.994668391	0.060115396	16.54598	0.00000000
$\phi_{11}$	0.018665149	0.003975739	4.69476	0.00000267
$\phi_{12}$	-0.000316211	0.000432955	-0.73035	0.46517330
$\phi_{22}$	0.159380677	0.009888202	16.11827	0.00000000
$\phi_{21}$	0.763477284	0.318194632	2.39940	0.01642181
$\delta_{11}$	0.966768931	0.002685852	363.67187	0.00000000
$\delta_{12}$	0.020414364	0.004319860	4.72570	0.00000229
$\delta_{22}$	0.757849471	0.007495106	101.11258	0.00000000
$\delta_{21}$	-4.947405433	3.868639233	-1.27885	0.20095023
$\omega_{11}$	-0.003700286	0.003831952	-0.96564	0.33422443
$\omega_{22}$	0.191971460	0.014584606	13.16261	0.00000000
$\varphi_1$	0.040526642	0.015184558	2.66894	0.00760915
$\varphi_2$	0.767684660	0.083489938	9.19494	0.00000000

Not: \* Log olabilirlik değeri: -6636.8549

$\phi_{11}$  ve  $\delta_{11}$  parametreleri sırasıyla 0.018665149 ve 0.966768931 değerini almıştır. İki parametre değeri 0.98543408'dir. Buna göre Euro'da volatilite varlığı ve volatilitenin kalıcı olduğu görülmektedir.

$\phi_{22}$  ve  $\delta_{22}$  parametreleri de istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bulunmuştur. İkinci finansal varlığa ait parametrelerin değerleri sırasıyla 0.159380677 ve 0.757849471'dir ve toplamı 0.917230148'dir. Bitcoin getirisinde de volatilitenin kalıcı etkilere sahip olduğu sonucu çıkarılabilir.

$\phi_{21}$  parametresi istatistiksel olarak anlamlı,  $\delta_{21}$  ise anlamsız bulunmuştur. Euro'nun volatilitesinden Bitcoin'in volatilitesine doğru anlamlı bir volatilite etkileşimi vardır. Euro

volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilitite şoku, Bitcoin'in volatilitesini %0.76 oranında arttıracaktır.  $\phi_{12}$  istatistiksel olarak anlamsız ve  $\delta_{12}$  ise anlamlı bulunmuştur. Anlamlı olan parametre yorumlanacaktır. Buna göre Bitcoin'in volatilitesinden Euro'nun volatilitesine doğru anlamlı bir volatilitite etkileşimi vardır. Bitcoin volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilitite şoku, Euro'nun volatilitesini %0.02 kadar arttıracaktır.

Euro'nun asimetric etkisi ( $\omega_{11}$ ) istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur. Bitcoin'de ise asimetric etki ( $\omega_{22}$ ) bulunmuştur. Buna göre Bitcoin'de oluşan olumsuz haberler volatilititeyi olumlu haberlere göre daha fazla etkilemektedir.

$\phi_1$  ve  $\phi_2$  parametreleri ise dinamik korelasyonu ortaya koyan parametrelerdir. Bitcoin ve Euro arasındaki dinamik korelasyon istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bitcoin ve Euro getirileri arasında 0.80 dolaylarında pozitif yönlü ve çok kuvvetli dinamik, zamana bağlı olarak değişen bir korelasyon ilişkisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

## SONUÇ

Euro ve Bitcoin getirileri için elde edilen tanımlayıcı istatistiklere göre iki getiri serisinin de tipik finansal zaman serileri özellikleri taşıdığı görülmüştür.

Çok değişkenli GARCH Modelleri tahminine geçmeden önce Vektör Otoregresif (VAR) modeller tahmin edilmiş ve uygun VAR modeli VAR(5) olarak bulunmuştur. VAR(5) modelinden elde edilen kalıntılar kullanılarak çok değişkenli GARCH modelleri tahmin edilmiştir. Analiz sonucu Euro ve Bitcoin'de volatilitite kümelenmelerinin varlığı ve volatilitenin kalıcı olduğu tespit edilmiştir.

Elde edilen çok değişkenli GARCH Modellerinin log olabilirlik değerleri karşılaştırılarak mutlak değerce en büyük değere sahip olan model "BEKK-GARCH Modeli" olmuştur. Bu modelden elde edilen sonuçlara göre Euro ve Bitcoin getirileri arasında çift yönlü volatilitite etkileşimi tespit edilmiştir. Euro volatilitesinde meydana gelecek %1'lik volatilitite şoku, bir sonraki işlem günü Bitcoin'in volatilitesini %0.03 artırırken, Bitcoin volatilitesinde oluşacak %1'lik volatilitite şoku ise, Euro'nun volatilitesini %10,85 azaltacaktır.

DCC-GARCH Modeli sonuçlarına göre Bitcoin ve Euro getirileri arasında pozitif yönlü, kuvvetli ve dinamik bir korelasyon; CCC-GARCH Modeli sonuçlarına göre ise Euro ile Bitcoin getirileri arasında pozitif ancak kuvvetli olmayan sabit bir korelasyon tespit edilmiştir.

DCC-GARCH modeline göre Bitcoin ve Euro getirilerinde asimetri etkisi bulunmuştur. İki getiri serisinde meydana gelen olumsuz haberler volatilititeyi olumlu haberlere göre daha fazla etkileyecektir. CCC-GARCH modeline göre ise Euro'nun asimetric etkisi istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur. Bu sonuca göre, Bitcoin'de oluşan olumsuz haberlerin volatilititeyi olumlu haberlere göre daha fazla etkileyeceği sonucunu çıkarmak mümkündür.

DCC-GARCH modelinin log olabilirlik değeri mutlak değerce CCC-GARCH modeline göre daha büyük bulunduğu için DCC-GARCH modelindeki korelasyonun ve asimetri ilişkisinin doğruluğunu kabul etmek daha doğru bir yaklaşım olacaktır. Buna göre Bitcoin ve Euro getirilerinin zamana bağlı olarak birlikte hareket ettikleri ve olumsuz haberlerin volatilitite üzerinde olumlu haberlere göre daha etkili olduğu sonucu çıkarılabilmektedir. Yatırım stratejileri açısından bu bulguların literatüre farklı bir bakış açısı kazandıracağı düşünülmektedir.

## KAYNAKÇA

- Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2017, January). *Realized Bitcoin Volatility*. Researchgate: [https://www.researchgate.net/publication/317994265\\_Realized\\_Bitcoin\\_Volatility](https://www.researchgate.net/publication/317994265_Realized_Bitcoin_Volatility)
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 307-327.
- Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model. *Review of Economics and Statistics*, 498-505.

- Bollerslev, T. R. (1988). A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances. *The Journal of Political Economy*, 116-131.
- Bouri, E., Azzi, G., & Dyrberg, A. H. (2016). On the Return-volatility Relationship in the Bitcoin Market Around the Price Crash of 2013. *Economic Discussion Paper*.
- Coşkun, İ. O. (2011). Türkiye Turizm Endüstrisinde Talep Oynaklıklarının Çok Değişkenliği GARCH (MGARCH) Modelleri ile Analizi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü*, Doktora Tezi.
- Dajčman, S., & Festić, M. (2015). Interdependence between the Slovenian and European Stock Markets – A DCC-Garch Analysis. *Economic research-Ekonomska istraživanja*, 379-395.
- Ding, L., & Vo, M. (2012). Exchange rates and oil prices: A multivariate stochastic volatility analysis. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 15-37.
- Dirican, C., & Canoz, İ. (2017). The Cointegration Relationship Between Bitcoin Prices And Major World Stock Indices: An Analysis With ARDL Model Approach. *Journal of Economics, Finance and Accounting*, 377-392.
- Dwyer, G. (2015). The economics of Bitcoin and similar private digital currencies. *Journal of Financial Stability*, 81-91.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 987-1007.
- Engle, R. F. (1995). Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. *Econometric Theory*, 122-150.
- Engle, R. F. (2002). Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business and Economic*, 339-350.
- Erdoğan, S., & Bozkurt, H. (2009). Türkiye’de cari açığın belirleyicileri: MGARCH modelleri ile bir inceleme. *Maliye ve Finans Yazıları*, 135-172.
- Goeij, P. d., & Marquering, W. (2009). Stock and bond market interactions with level and asymmetry dynamics: An out-of-sample application. *Journal of Empirical Finance*, 318-329.
- Gök, İ. Y., & Kalaycı, Ş. (2013). Türkiye ve ABD Pay Piyasaları Arasında Getiri ve Volatilite Yayılımı: Çok Değişkenli GARCH Analizi ile Ampirik Bir Araştırma. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 39-58.
- Harman, B. (2017). Petrol Fiyatlarındaki Oynaklığın Doğalgaz Fiyatları Üzerindeki Etkilerinin Çok Değişkenli GARCH Analizi İle İncelenmesi. *Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler*, Yüksek Lisans Tezi.
- Hepsağ, A., & Yaşar Akçalı, B. (2016). Analysis of Volatility Spillovers Between the Bank Stocks Traded In Istanbul Stock Exchange and New York Stock Exchange. *Eurasian Econometrics, Statistics & Empirical Economics Journal*, 54-72.
- Koçoğlu, Ş., Çevik, Y. E., & Tanrıöven, C. (2016). Bitcoin Piyasalarının Etkinliği, Likiditesi ve Oynaklığı. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 77-97.
- Koutmos, G., & Booth, G. G. (1995). Asymmetric Volatility Transmission in International Stock Markets. *Journal of International Money and Finance*, 747-762.
- Lahrech, A., & Sylwester, K. (2011). U.S. and Latin American stock market linkages. *Journal of International Money and Finance*, 1341-1357.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. Çevrimiçi: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

- Plassaras, N. A. (2013). Regulating Digital Currencies: Bringing Bitcoin within the Reach of the IMF. *Chicago Journal of International Law*, 377-407.
- Sadorsky, P. (2012). Correlations and Volatility Spillovers Between Oil Prices and The Stock Prices of Clean Energy and Technology Companies. *Energy Economics*, 248-255.
- Sattary, A. (2014). Petrol Fiyatları İle Hisse Senedi Getirileri Arasında Oynaklık Geçişkenliğinin Analizi Ve Portföy Yönetimine Yansımaları. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Yayınlanmamış Doktora Tezi.
- Savva, C. S. (2009). International stock markets interactions and conditional correlations. *Journal of International Financial Markets*, 645-661.
- Song, Y. (2016). "A Study of Bitcoin Price's Relationship With Local Currency Exchange Rate and Stock Market Index in Emerging Economies Using VECM. ETD Collection for Fordham: <https://fordham.bepress.com/dissertations/AAI10246887>
- Tse, Yiu Kuen, Tsui, Albert K. C. (2002). A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model with Time-Varying Correlations. *Journal of Business and Economic Statistics* , 351-362.
- Tuncel, M. B., & Gürsoy, S. (2020). Korku Endeksi (VIX), Bitcoin Fiyatları ve Bist100 Endeksi Arasındaki Nedensellik İlişkisi Üzerine Ampirik Bir Uygulama. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 1999-2011.
- Wang, P., & Moore, T. (2008). Stock Market Integration For The Transition Economies: Time-Varying Conditional Correlation Approach. *The Manchester School*, 116-133.