

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**KRİPTO PARA PİYASASINDA VOLATİLİTENİN MODELLENMESİ: BEKK VE DCC
GARCH MODELLERİ**

DOKTORA TEZİ

Nada SARSOUR

NİSAN-2023

TRABZON

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**KRİPTO PARA PİYASASINDA VOLATİLİTENİN MODELLENMESİ: BEKK VE DCC
GARCH MODELLERİ**

DOKTORA TEZİ

Nada SARSOUR

Tez Danışman: Prof. Dr. Hüseyin DAĞLI

NİSAN-2023

TRABZON

ONAY

Nada SARSOUR tarafından hazırlanan "Kripto Para Piyasasında Volatilitenin Modellenmesi: BEKK ve DCC GARCH Modelleri" adlı bu Çalışma 12.05.2023 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oybirliği/oyçokluğu ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından İşletme Anabilim Dalı Doktora Programı'nda **doktora tezi** olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesi		Karar		İmza
Unvanı - Adı ve Soyadı	Görevi	Kabul	Ret	
Prof. Dr. Hüseyin DAĞLI	Başkan			
Prof. Dr. Ahmet KURTARAN	Üye			
Prof. Dr. Murat Can GENÇ	Üye			
Prof. Dr. Ekrem CENGİZ	Üye			
Doç. Dr. Aykut EKİNCİ	Üye			

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduklarını onaylarım.

Prof. Dr. Tülay İLHAN NAS

Enstitü Müdürü

BİLDİRİM

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca KTÜ- Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kılavuzu'na uygun olarak hazırlanan bu çalışmada yararlanılan kaynakların tümüne eksiksiz atıf yapıldığını, aksinin ortaya çıkması durumunda her tür yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

Nada SARSOUR

15.04.2023

ÖNSÖZ

2000'li yılların başında açılan kripto para piyasası yatırımcılar tarafından büyük ilgiyle karşılanmıştır. Böylece kripto paraya dayalı farklı yatırım modelleri ve portföylerin oluşturulmasına imkan sağlanmıştır. Bu bağlamda çalışmanın amacı kripto para, altın ve hisse senedi piyasalarının volatilitelerini ve aralarındaki volatilitite yayılımını araştırmak ve etkin risk ve tahminleme modelleri önermektir. Böylece, risk yönetiminde yatırımcılar ile portföy yöneticilerinin kripto para yatırımlarından da sağlayabilecekleri fayda araştırılmıştır.

Doktora programım sürecisince sağladığı destek ve kolaylıklarıyla yol gösteren, içten ve sabırlı tutumuyla her zaman yanımda olan danışmanım Prof. Dr. Hüseyin DAĞLI 'ye saygı ve teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, Prof. Dr. Ahmet KURTARAN ve Prof. Dr. Murat Can GENÇ değerli katıklarından dolayı teşekkür borcu bilirim.

NİSAN, 2023

Nada SARSOOR

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	VIII
ABSTRACT	IX
TABLolar LİSTESİ.....	X
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XI
KISALTMALAR LİSTESİ	XII

GİRİŞ	1-4
-------------	-----

BİRİNCİ BÖLÜM

1. PARANIN KAVRAMSAL BOYUTU	5-14
1.1. Para Kavramı ve Gelişimi	5
1.2. Paranın İşlevleri	6
1.3. Paranın Özellikleri	7
1.4. Para Çeşitleri.....	7
1.4.1. Mal Para.....	7
1.4.2. Temsili Para.....	8
1.4.3. Elektronik Para	9
1.4.4. Kripto Para.....	9
1.4.4.1. Kripto Paranın Özellikleri	10
1.4.4.2. Blok Zinciri	11
1.5. Kripto Para Birimleri	11
1.5.1. Bitcoin	12
1.5.2. Ethereum.....	12
1.5.3. Binance	13
1.5.4. Tether.....	13
1.5.5. Ripple	13
1.5.6. Dogecoin.....	13
1.5.7. Cardano.....	14
1.5.8. Diğerleri.....	14

İKİNCİ BÖLÜM

2. VOLATİLİTENİN KAVRAMSAL BOYUTU VE ÖLÇÜM YÖNTEMLERİ	15-28
2.1. Volatilite ve Risk Kavramı	15
2.2. Finansal Zaman Serilerinin Özellikleri	17
2.3. Volatilitenin Ölçüm Yöntemleri	17
2.3.1. Tanımlayıcı Testler.....	18
2.3.1.1. Ortalama Getiri.....	18
2.3.1.2. Varyasyon Katsayısı.....	19
2.3.1.3. Çarpıklık.....	19
2.3.1.4. Basıklık	19
2.3.1.5. Jarque-Bera Testi	20
2.3.2. Çoklu Bağlantı ve Durağanlık Testleri.....	20
2.3.2.1. Çoklu Bağlantı	20
2.3.2.2. Durağanlık Testleri.....	21
2.3.2.2.1. Genişletilmiş Dickey Fuller Testi	21
2.3.2.2.2. Phillips Perron Testi.....	22
2.3.3. ARCH Modeli	22
2.3.4. GARCH Modeli.....	24
2.3.5. Çok Değişkenli GARCH Modelleri	25
2.3.5.1. Vektör Hata Düzeltmesi GARCH Modeli	25
2.3.5.2. Baba, Engle, Kraft, Kroner GARCH Modeli	26
2.3.5.3. Sabit Koşullu Korelasyon GARCH Modeli	27
2.3.5.4. Dinamik Koşullu Korelasyon GARCH Modeli	28

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. LİTERATÜR TARAMASI	29-40
------------------------------------	--------------

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. KİPTO PARA ENDEKSİ, ALTIN VE HİSSE SENEDİ PİYASALARININ VOLATİLİTE ANALİZİ.....	41-69
4.1. Çalışmanın Metodolojisi.....	41
4.1.1. Çalışmanın Amacı	41
4.1.2. Çalışmanın Kapsamı.....	41
4.1.3. Çalışmanın Özgün Değeri	42
4.1.4. Çalışmanın Veri Seti.....	42
4.1.4.1. Kullanılan Kripto Para Birimleri.....	43

4.1.4.2. Kripto Para Endeksi Oluşturulması.....	46
4.1.4.3. Altın.....	47
4.1.4.4. Standard and Poor's 500 Endeksi.....	48
4.2. Çalışmanın Analizi ve Bulguları.....	49
4.2.1. Uygulamada Kullanılan Veri İstatistiksel Testler.....	49
4.2.2. Çoklu Bağlantı Testi.....	52
4.2.3. Birim Kök Testi.....	52
4.2.4. ARCH Testi.....	53
4.2.5. Diagonal Baba-Engle-Kraft-Korner (BEKK) GARCH Modeli	54
4.2.5.1. Normal Dağılım Diagonal BEKK GARCH Modeli.....	54
4.2.5.2. Student-t Dağılım Diagonal BEKK GARCH Modeli	56
4.2.5.3. Diagonal BEKK GARCH Modellerin Karşılaştırılması	58
4.2.6. DCC-GARCH Modeli	61
4.2.6.1. Normal Dağılım DCC-GARCH Modeli.....	61
4.2.6.2. Student-t Dağılım DCC-GARCH modeli.....	64
4.2.6.3. DCC GARCH Modellerin Karşılaştırılması	66
4.3. Modellerin Performans Değerlendirmesi.....	67
4.4. Kripto Para Endeksi'nin Portföy Performans Değerlendirmesi	67
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	70
KAYNAKÇA	73
EKLER.....	88
ÖZGEÇMİŞ.....	106

ÖZET

Kripto paraların ortaya çıkmasıyla yatırımcılar, iş, medya ve akademisyenler gibi farklı insanlardan büyük ilgi görmüştür. Ayrıca, kripto paranın ana özelliklerinden olan volatilité, risk kaynağı olmasına rağmen yatırımcılara çeşitlendirme, riskten korunma ve değişim aracı olarak farklı fırsatlar sunmaktadır. Bunun için kripto paranın volatilité analizi ve portföydeki performansının izlenmesi önem kazanmıştır. Kripto para volatilitésinin bağımsız olarak analiz edilmesi doğru sonuca ulaştıramayabilir. Bunun için dünyada en önemli rezerv varlıklarından biri olan altın ve en etkili hisse senedi piyasası olan Standard and Poor's 500 endeksi değerlendirmeye dahil edilmiştir. Dolayısıyla çalışmanın amacı, kripto para piyasasının volatilitésini ve kripto para piyasası ile ons altın ve S&P 500 endeks varlıkları aralarındaki volatilité yayılımını analiz etmektir. Bu amaçla ilk olarak, Kripto Para Endeksi (KPE) geliştirilmiştir. KPE hesaplamasında piyasa değerinin %71'ni temsil eden Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin ve Ripple kripto para birimleri dahil edilmiştir. Daha sonra KPE, ons altın ve S&P 500 endeksinin volatilité ve volatilité etkisini, BEKK GARCH ve DCC GARCH modelleri ile analiz edilmiştir. Çalışma 02 Ocak 2018 ile 31 Ağustos 2022 dönemlerinde uygulanmıştır. Son olarak, KPE'nin portföyün riskine ve getirisine olan etkisini analiz etmek amacıyla minimum varyans sınırı uygulamaları kullanılmıştır.

Çalışma sonuçlarına göre KPE en yüksek, altın ise en düşük volatilitéye sahip zaman serileridir. Ayrıca, piyasalar arası çok değişkenli volatilité etkisinin, her bir piyasanın kendi içinde volatilité etkisinden daha güçlü ve zaman serileri arasında zamanla değişmekte olan bir kovaryans olduğu sonucuna varılmıştır. Diğer taraftan, modellerin tahmin yeteneğine göre Student-t DCC GARCH modelinin en iyi model olduğu sonuca varılmıştır. İlaveten, minimum varyans sınırı uygulama sonucuna göre kripto para yatırımlarının portföye dahil edilmesi anlamlı düzeyde risk seviyesini azaltmaktadır. Çalışmada son olarak yatırımcılar, portföy yöneticileri ve gelecek çalışmalar için farklı önerilerde bulunulmuştur.

Anahtar Sözcükler: Kripto Para Piyasası, Kripto Para Endeksi, Altın, S&P 500, BEKK GARCH, DCC GARCH, Volatilité Analizi, Portföy Analizi.

ABSTRACT

With the emergence of cryptocurrencies, it has received an extreme attention from different associations such as investors, businessmen, media and academic people. However, the prominent feature of cryptocurrency is being a source of risk and high volatile investment. Thus, many professional investors found it an opportunity for diversification, hedging and exchange tool. Therefore, the cryptocurrency volatility analysis and its performance in the portfolio has obtained significant considerations. Analyzing the volatility of cryptocurrency independently may not lead to accurate results. For this reason, gold, which is one of the most precious reserve assets in the world, and the Standard and Poor's 500 index, which is the most effective stock market, have been included in the evaluation. Therefore, the aim of this study is to analyze the volatility of the cryptocurrency market and the volatility spillover between cryptocurrency market, onus gold and S&P 500 index. For this purpose, the Cryptocurrency Index (KPE) has been developed. The KPE includes Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin, and Ripple, which represent 71% of the market value in the calculation. Then, the volatility and volatility effects of the KPE, ouns gold, and S&P 500 index have been analyzed using BEKK GARCH and DCC GARCH models. The study was conducted between January 2, 2018, and August 31, 2022. Finally, minimum variance frontier applications were used to analyze the impact of the KPE on portfolio risk and return.

According to the study results, the KPE has the highest and gold has the lowest volatility. Additionally, it has been concluded that the multivariate volatility effect between markets is stronger than each market's own volatility effect, and there is a covariance that changes over time between time series. On the other hand, according to the predictive ability of the models, it has been concluded that the Student-t DCC GARCH model is the best model. Furthermore, according to the results of the minimum variance frontier technique, including cryptocurrency investments in the portfolio significantly reduces the risk level given a specific level of return or effectively optimizes return in a specific level of risk. Finally, various recommendations have been made for investors, portfolio managers, and for future studies.

Keywords: Cryptocurrency Market, Cryptocurrency Index, Gold, S&P 500, BEKK GARCH, DCC GARCH, Volatility Analysis, Portfolio Analysis.

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo Nr.	Tablo Adı	Sayfa Nr.
1	Kripto Para Birimleri.....	12
2	Kripto Para İle İlgili Literatür Taraması.....	30
3	Kripto Para Birimlerin Tanımlayıcı İstatistikleri	44
4	KPE Değerlerinin Özet İstatistiği.....	47
5	KPE, Ons Altın ve S&P 500 Endeksi Getirilerinin Özet İstatistiği	50
6	Korelasyon Sonuçları	52
7	VIF Sonuçları	52
8	PP Birim Kök Test Sonuçları	53
9	ADF Birim Kök Test Sonuçları	53
10	ARCH LM Sonuçları	54
11	Normal Dağılım Diagonal BEKK (1,1) Sonuçları	55
12	Normal Dağılımı Diagonal BEKK (1,1) Portmanteau Test Sonuçları	56
13	Student-t Dağılım Diagonal BEKK (1,1) Sonuçları.....	57
14	Student-t Diagonal BEKK (1,1) Portmanteau Test Sonuçları.....	57
15	Diagonal BEKK GARCH Modellerin Seçim Kriterleri.....	58
16	Normal Dağılım DCC-GARCH (1,1) Model Sonuçları.....	62
17	Student-t Dağılım DCC-GARCH (1,1) Model Sonuçları	64
18	DCC GARCH Modellerin Seçim Kriterleri	66
19	HKO ve MHO Değerleri	67
20	Ons Altın ve S&P 500 Portföyün Değerleri	68
21	KPE, Ons Altın ve S&P 500 Portföyün Değerleri	68

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil Nr.	Şekil Adı	Sayfa Nr.
1	Sistematiik ve Sistematiik Olmayan Riskler	16
2	Çalışmada Dahil Edilen Kripto Para Birimleri..... Error! Bookmark not defined.	
3	Kripto Para Birimlerin Günlük Fiyatları ve Sapmaları	44
4	KPE, Ons Altın ve S&P 500 Serilerin Dağılımı ve Özet İstatistiğı	50
5	KPE, Ons Altın ve S&P 500 Fiyat ve Sapmaları	51
6	Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Kovaryans.....	59
7	Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Varyans.....	60
8	Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Korelasyon.....	61
9	KPE Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH	62
10	Ons Altın Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH	63
11	S&P 500 Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH	63
12	Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH.....	63
13	KPE Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH.....	65
14	Ons Altın Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH	65
15	S&P 500 Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH.....	65
16	Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH	66
17	Minimum Varyans Sınırları	68

KISALTMALAR LİSTESİ

ABD	: Amerika Bileşik Devleti
KPE	: Kripto Para Endeksi
S&P 500	: Standard and Poor's 500 Endeksi
ARCH	: Otoregresif Koşullu Değişen Varyans - Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
GARCH	: Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
BEKK	: Baba, Engle, Kraft, Kroner Modeli
CCC	: Sabit Koşullu Korelasyon Modeli- Constant Conditional Correlation
DCC	: Dinamik Koşullu Korelasyon Modeli- Dynamic Conditional Correlation
MHO	: Minimum Hatalar Ortalamasına
MKO	: Mutlak Kareler Ortalaması
FVFM	: Finansal Varlık Fiyatlandırma Modeli
TCMB	: Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
NYSE	: NewYork Stock Exchange
NASDAQ	: National Association of Securities Dealers Automated Quotations

GİRİŞ

Kripto para birimleri, bilgi teknolojisi gelişiminin bir parçası olarak ortaya çıkan dijital finansal araçlardır. Son yıllarda, kripto para birimleri araştırmacıların yoğun ilgisini çeken, finansçılar ve yatırımcılar için fırsatlar yaratan bir finansal varlık haline gelmiştir. Kripto para birimleri 2009 yılında Bitcoin kripto para birimi ile ortaya çıkmış olup, 2022 yılında kripto para birimlerinin sayısı 9 bini aşmıştır (Yahoo Finance, 2022). Kripto para birimlerinin popülerliği, özel borsalarda alınıp satılmaları, blok zinciri teknolojisinin entegre veri güvenliği ve işlem şeffaflığıyla birlikte elektronik ticaret (e-ticaret) ve finansal teknolojilerde önemli bir rol oynamalarından kaynaklanmaktadır (Polasik vd., 2015: 9; Klein vd., 2018: 105; Yin vd., 2021: 233). Ayrıca, COVID-19 salgınının yayılmasıyla birlikte artan e-ticaret hacmi ve işlemleri, insanların internet üzerinden alışveriş, ödeme ve yatırım işlemlerini yapmasını gündeme getirmiştir.

Kripto paranın gündeme gelmesi ve buna bağlı yatırımların artması, yatırımcıların ve hükümetlerin ilgisini çekmektedir. Kripto para, örneğin Avustralya ve Japonya gibi bazı ülkelerde yasallaştırılmıştır (Zykova ve Lobach, 2020). Ancak, dünya genelinde farklı ülkelerin kripto para yasaları hakkında da bilgi vermek mümkündür. Almanya’da 2013 yılında kripto paralar, özel fon olarak kabul edilmiştir (Chornous vd., 2019: 3). Ayrıca İsviçre, Arjantin, İsveç ve İspanya gibi farklı ülkelerde resmi ödeme aracı olarak kullanılmaktadır (Drozd vd., 2017; Konyagina, 2020; Shovkhalov ve Idrisov, 2021). Amerika Bileşik Devletleri (ABD) ve Kanada gibi bazı ülkelerde yasallaştırılmamasına rağmen, vergi amacıyla değerli yatırım aracı olarak algılanmaktadır (Zykova ve Lobach, 2020). Türkiye’de ise, kripto paraların Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası (TCMB) tarafından ödemelerde doğrudan veya dolaylı şekilde kullanılamayacağı ve buna yönelik hizmet sunulamayacağı belirtilmiştir (TCMB, 2021: 13). Buna rağmen, yatırım aracı olarak kullanılmasına yönelik herhangi bir yasak getirilmemiştir.

Kripto para birimi, sahtecilikten korunan sanal evrenin para birimi olarak tanımlanabilir. Kripto para işlemleri, merkezi olmayan kriptografi platformları aracılığıyla onaylanmakta ve kaydedilmektedir. İşlemlere ait veriler, şifrelenerek blok zincirinde saklanmaktadır (Inshyn vd., 2018: 170). Kripto para, açık kaynaklı bir sistem olup taraflar arasında aracı kurum olmadan gerçekleştirilebilmektedir. İtibari paralardan farklı olarak, kripto para herhangi bir hükümet veya kuruluş tarafından ihraç edilmemiştir. Bu durum, kripto para işlemlerine daha fazla serbestlik sağlamaktadır (Sapovadia, 2015: 254). Kripto para işlemleri, kişisel veri paylaşımı gerektirmediği için güvenli bir ödeme aracıdır (Sapovadia, 2015: 255). Ayrıca kripto para işlemleri, online olarak gerçekleştirildiği için coğrafi sınırlardan veya hükümetlerin kısıtlamalarından uzak kılmaktadır.

Kripto para piyasasının son yıllarda hızla genişlediği görülmekte ve gelecek yıllarda daha fazla büyüme göstereceği öngörülmektedir. Bitcoin ilk satışa sunulduğunda 0,001 ABD doları ile tedavül edilmiş (Shovkhalov ve Idrisov, 2021: 1) ve 10 Kasım 2021 tarihinde o zamana kadarki en yüksek seviye olan 68.789,63 ABD doları seviyesine ulaşmıştır (Coinmarketcap, 2023). Bu tarihte kripto para piyasasının toplam piyasa değeri 2,9 milyar ABD dolarına ulaşmış bulunmaktadır ve 2030 yılında 11,71 milyar ABD doları piyasa değerine ulaşacağı öngörülmektedir (Yahoo Finance, 2022).

Kripto para fiyatlarının en önemli özelliği yüksek volatilitesidir. Literatürde yapılan volatilité analizine göre kripto para volatilitésinin, altından ve diğér finansal varlıklardan daha yüksek olduđu saptanmıştır (Klein vd., 2018; Okorie ve Lin, 2020; Yen ve Cheng, 2021). Bu volatilitenin en önemli etkenleri toplam kripto para dolaşımı, Google trendleri, tüketici güven endeksi, Standard and Poor's 500 (S&P 500) endeksinin değérleri ve mali düzenleme politikalarıdır (Bakas vd., 2022; Tong vd., 2022; Raza vd., 2023). Kripto paranın yüksek volatilitesi bir risk kaynağı olarak görülmekle birlikte birçok yatırımcı tarafından fırsat olarak değérlendirilmektedir. Bu bağlamda kripto para çeşitlendirme aracı, riskten korunma ve değışim aracı olarak kullanılabilir (Dyhrberg, 2016; Al-Yahyaee vd., 2019; Huang vd., 2023). Ayrıca diğér finansal varlıklarla negatif korelasyonlu ilişkisinin bulunması, daha etkin model oluşturulmasını ve portföyün risk seviyesini azaltıcı etki göstermesini sağlamaktadır (Bouri vd., 2017; Conrad vd., 2018; Fang vd., 2020; Yen and Cheng, 2021).

Kripto para piyasasının spekülâtif özelliğinin çekiciliğı, yatırımcıya sağlayabileceğı fırsatları ile yüksek volatilitesi, bu piyasanın volatilitésinin analiz edilmesi gerektirmektedir. Kripto para volatilitesi dikkate alınırken bazı araştırmacılar sadece Bitcoin kripto para birimini dikkate almıştır (Bouri vd., 2017: 14; Conrad vd., 2018: 10; Kleina vd., 2018; Bao vd., 2022). Diğér taraftan, birden fazla kripto para biriminin analize dahil edildiğı durumlarda, her biri ayrı olarak değérlendirilmiştir (Aggarwal, 2022; Panagiotidis vd., 2022; Kakinaka ve Ken, 2022; Okorie ve Lin, 2023; De Pace ve Rao, 2023). Literatürdeki bu eksikliğı gidermek amacıyla, çalışmada Kripto Para Endeksi (KPE) oluşturulmuştur. Bulunan bu KPE değérinde sistematik olmayan risk, en düşük seviyede tutularak kripto para piyasanın volatilitesi ele alınmaktadır. Dolayısıyla, çalışmanın önemli bir katkısı KPE'dir. KPE hesaplamak için S&P 500 endeks hesaplama yöntemi olan kapitalizasyon ağırlıklandırma yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca KPE hesaplamasına, kripto para piyasasının %71'ini temsil eden en büyük yedi kripto para birimi dahil edilmiştir. Bunlar Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin ve Ripple kripto para birimleridir.

Portföy volatilitesi yalnızca portföye dahil edilen varlık birimlerinin birincil volatilitésine değil, varlıklar arasındaki korelasyona da bağlıdır (Ergün ve Göksu, 2013: 250). Buna göre kripto para volatilitésinin bağımsız olarak analiz edilmesi, yatırımcıyı doğru sonuca ulaştırmayabilir. Dünyadaki en önemli rezerv varlıklardan biri olan altın, yıllar itibarıyla diğér yatırım araçlarına kıyasla istikrarlı fiyat hareketleriyle yatırımcının güvenini kazanmıştır. Ayrıca, aşırı enflasyon

dalgalanmalarına karşı en dayanıklı varlık olarak değerlendirilmektedir (Oxford Economics, 2011; WGC, 2019). Dolayısıyla altın, portföyde çeşitlendirme ve risk azaltma faktörü olarak çok sık kullanılan bir varlıktır (Beckmann ve Czudaj, 2013: 209; Chai vd., 2021: 136). Diğer taraftan Theodossiou ve Lee (1993)'e göre ABD hisse senedi piyasası, finansal piyasalardaki volatilitenin en önemli etkenidir. ABD hisse senedi piyasasında piyasa değeri en büyük kısmı temsil eden S&P 500 endeksi, dünyada en etkili hisse senedi piyasası endekslerinden biridir (Kim ve Sun, 2017: 310). Bu sebeple literatürde volatilité analizinde en sık kullanılan hisse senedi piyasası endeksi, S&P 500 endeksidir (Kim vd., 2015; Bhuyan vd., 2016; Bataineh, 2022). Bataineh (2022: 109)'in çalışmasında belirttiği gibi S&P 500 endeksi, diğer hisse senedi piyasalarına önemli bir volatilité yayılımı sağlıyor oluşuyla ve diğer piyasalardan anlamlı bir şekilde etkilenmemesi sonucuyla, portföylerde en sık kullanılan varlık konumundadır. Bu bağlamda çalışmada kripto para volatilitesi, altın ve S&P 500 piyasaları ile birlikte dikkate alınmıştır.

Çok varlıklı portföy birimlerinin volatilitelerini değerlendirmek amacıyla literatürde farklı modeller kullanılmaktadır. Bunlar Baba, Engle, Kraft, Kroner (BEKK) ve Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) GARCH modelleridir. Engle ve Kroner (1995) tarafından geliştirilen BEKK GARCH modeli, tüm değişkenlerin koşullu varyans ve kovaryans matrislerini dikkat alarak volatilitéyi analiz etmektedir. Daha fazla işlem ve hesaplama gerektirmesiyle birlikte, volatilitéyi detaylı bir şekilde inceleyerek başarılı sonuç sağlamaktadır. Bu özellikleriyle BEKK GARCH modeli, kripto para volatilitesi, hedge performansı, volatilité yayılımı ve global portföy çeşitlendirmesi gibi birçok alanda kullanılmıştır (Pätäri vd., 2019; Wang vd., 2019; Alkan ve Çiçek, 2020; Nguyena vd., 2020; Caporale vd., 2021). Diğer taraftan DCC GARCH modeli, çok değişkenli GARCH modellerinin karmaşıklığından arındırılmış olup, tek değişkenli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) modelinin esnekliğini sağlamaktadır (Engle, 2002: 339). DCC GARCH modeli sabit koşullu korelasyon varsayımına ihtiyaç duymamakta, piyasalar arası volatilité şoklarını ve volatilité yayılımını ele almaktadır (Ampountolas, 2022). Bu sebeple DCC GARCH modeli en çok kullanılan volatilité değerlendirme yöntemlerinden bir tanesidir. Ayrıca literatürde, kripto para piyasası volatilitesi, hedge performansı, volatilité yayılımı ve Bitcoin ve para dolaşımı gibi birçok alanda kullanılmıştır (Lai, 2019; Kejia vd., 2022; Mandacı ve Kırkpınar, 2022; Bao vd., 2022).

Uluslararası olayların neden olduğu dışsal riskler, küresel bağımlılık nedeniyle finansal borsaları ve piyasa katılımcılarının davranışlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Örneğin COVID-19 krizi yalnızca sağlık ve sosyal yaşamı değil, yatırımcıların gelecekteki finansal piyasa değerlerine yönelik beklentilerini de değiştirerek küresel ekonomiyi etkilemiştir (Hsu, 2022: 2). Bu olaylar yatırımcıyı, kripto para piyasası gibi yeni yatırımlar yapmasına teşvik etmektedir. Bu bağlamda çalışmanın amacı, kripto para piyasasının volatilitesini ve kripto para piyasası ile altın ve hisse senedi piyasaların varlıkları aralarındaki volatilité yayılımını analiz etmektir. Bu amaçla ilk olarak, kripto para piyasasının en büyük piyasa değerini temsil eden KPE geliştirilmiştir. Daha sonra KPE, altın ve

hisse senedi piyasalarının volatilit  ve volatilit  yayılımı, BEKK GARCH ve DCC GARCH modelleri ile analiz edilmiřtir. alıřma 02 Ocak 2018 ile 31 Aėustos 2022 d nemlerinde uygulanmıřtır. 02 Ocak 2018 ile 31 Aralık 2021arası analiz d nemi olarak; 01 Ocak 2022 ile 31 Aėustos 2022 arası ise tahmin d nemi olarak ele alınmıřtır. Kullanılan modellerin tahmin performansını deėerlendirmek iin Minimum Hatalar Ortalaması (MHO) ve Mutlak Kareler Ortalaması (MKO) kullanılmıřtır. Son olarak, KPE'nin portf y n riskine ve getirisine olan etkisini analiz etmek amacıyla minimum varyans sınırı uygulamaları kullanılmıřtır.

alıřmanın kapsamı gereėi birinci b l mde paranın kavramsal boyutunu ele alınmıřtır. Ardından ikinci b l mde volatilit  kavramı,  lme y ntemleri ve finansal zaman serilerinin  zeliklerine yer verilmiřtir.   nc  b l mde, literat r taramasına yer verilmiřtir. D rd nc  b l mde, KPE, ons altın ve S&P 500 volatilit  analizi kapsamlı bir řekilde ele alınarak incelenmiřtir. Bununla birlikte, KPE'nin oluřturulması, modellerin tahminlenmesinde kullanılan istatistikler ve model seim kriterleri bu b l mde ele alınmıřtır. Son olarak, minimum varyans sınırının sonuları ve elde edilen bulgular,  neriler ve kısıtlar hakkında bilgi verilmiřtir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. PARANIN KAVRAMSAL BOYUTU

1.1. Para Kavramı ve Gelişimi

Paranın kendine ait, gerçek bir değeri yoktur. Para bir kabuk, metal veya kağıt parçası olabilir. Öte yandan paranın sembolik değeri, insanların ona verdiği önemden kaynaklanmaktadır. Tarih boyunca paranın şekli, bedeli ve değeri değişerek bugünkü haline gelmiştir. Paranın değişim aracı olması, hesap birimi olması, tasarruf aracı olması ve ertelenen borçları ödeme aracı olması gibi birçok işlevi bulunmaktadır (Ateş, 2016: 351). Klasik iktisatçılara göre para tek başına bir mal veya hizmet olarak algılanmamalı, insanların ihtiyaçlarını karşılamak üzere kullanılan bir araç olarak algılanmalıdır. Ekonominin gelişmesiyle birlikte mevcut durumda para, araç olmasının yanı sıra vazgeçilmez yoğunlukta talep gören bir ekonomi unsuru haline gelmiştir. Ayrıca tasarruf, yatırım ve spekülasyon gibi stratejilerle de kullanılmaktadır.

Galbraith (1990)'a göre para, “insanların para olarak kullanmak üzere kabul edeceği her şey” olarak tanımlanmıştır. İktisatçılar parayı, mal ve hizmetin karşılama bedeli veya borç geri ödemesi olarak kullanılan araç olarak tanımlamaktadır (Turan, 2018: 2). İktisat bilimi açısından paranın fonksiyonlarını yerine getirebilecek herhangi bir enstrüman, para olarak kabul edilmektedir (Demirkol, 2019: 165). Diğer taraftan paranın değerinin, para yapımında kullanılan materyalin değerinden kaynaklandığı düşünülmektedir. Buna karşın bazı iktisatçılara göre paranın değeri, hukuksal metin veya üzerine işaret edilen simgeden kaynaklanmaktadır. Tarih boyunca para farklı şekil, rol, işlev ve fonksiyon değişimlerine uğramıştır. Bu nedenle para, tek bir tanıma sahip değildir. (Öztürk ve Asuman, 2006: 209). Bu bağlamda, gelişen medeniyet ve devamlı geliştirilen teknolojiler neticesinde çeşitli para birimleri ortaya çıkartılmıştır ve bu para birimleri, farklı dönemlere uyarlanarak geliştirilmeye devam edilmektedir.

Medeniyetten önce, özellikle avcı-toplayıcı dönemlerinde insanların paraya ihtiyacı yoktu. Bu dönemde, insanların birbirleriyle iletişim kurmaları ve hediye paylaşımları ile takas sistemi ortaya çıkmıştır. O dönemde takas sistemi oldukça basittir. Bu işlemde, öncelikle taraflar arasında ürünlerin değeri müzakere edilmekte ve ardından mübadele gerçekleştirilmektedir. Eski çağlarda insanlar günlük ihtiyaçlarını sağlamak, ticaret ve alışveriş yapmak için takas işlemlerini kullanmışlardır. Trampa ekonomisi olarak da adlandırılan takas işlemlerinde, mal ve metallerin değeri eşleşerek işlemler gerçekleştirilmiştir. Bu dönemde insanlar ihtiyaçlarını takas yoluyla sağlamak mecburiyetindeydi (Demirkol, 2019: 165).

Paranın ilk ve asli fonksiyonu, onun mübadele aracı olarak kullanılmasıdır. Takas sistemi yüzyıllar boyunca insanın mal, hizmet ve benzeri unsurları mübadele ederek kendi ihtiyaçlarını karşılaması amacıyla kullanılmıştır. Günümüzde ise takas sistemi aynı işlevde fakat farklı şekillerde, kredi kartı veya çek gibi araçlarla kullanılmaya devam edilmektedir (Turan, 2018: 1). Bu bağlamda kişisel, ticari, ulusal ve uluslararası düzeylerde de takas sisteminin uygulanmasının vazgeçilmez olduğu görülmektedir. Zaman içinde insanların ihtiyaçlarının gelişmesi ve dönüşmesiyle takas sistemi, bu ihtiyaçları karşılamada yetersiz kalmıştır. Takas sisteminin uygulanmasında çeşitli zorluklar bulunmaktadır. Bu zorluklardan ilki, bir ürüne ihtiyaç duyan bir kişinin, o ürünü elinde bulunduran bir başka kişinin ihtiyacını karşılayacak ürünü elinde bulunduruyor olmasının gerekiyor oluşudur. Örnek olarak, fazla yumurtası olan Ahmet'in kumaşa ihtiyacı varken, kumaşa sahip olan kişinin yumurtaya ihtiyacı olması gerekir. Takas sistemin ikinci zayıf noktası ise değer eşleşmemesidir. Aynı örnekten devam edecek olursak, kumaş ile yumurta aynı değere sahip ürünler değildir. Ayrıca, Ahmet'in kumaş değerinde yumurta fazlalığı olmasına rağmen kumaş sahibinin, kumaş değerinde yumurtaya ihtiyacı olmayabilir. Takas sisteminin diğer zorlukları ödeme geciktirme imkanının olmaması, emtianın bölünmez olması ve değer saklanamaz olmasıdır. Bu zorluklar, takas sisteminin gelişmesine ve paranın ortaya çıkmasına neden olmuştur.

İnsanlık tarihi ilerledikçe farklı mübadele araçları ortaya çıkmıştır. Bu bağlamda çeşitli emtialar ve mallar, para olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bunları mısır, soya fasulyesi ve tahıl gibi bakliyatlar ve sonrasında sığır, koyun, inek gibi hayvanlar olarak örnekleyebiliriz. İlerleyen dönemlerde altın, gümüş, bronz ve bakır madenleri kullanılmıştır. Sonraki dönemlerde kendi değeri olmayan veya değeri çok düşük olan madenler, para olarak kullanılmaya başlanmıştır (Ateş, 2016: 351). Madeni paralar kullanılmaya başlandığında, tartılarak mübadele aracı olarak kullanılmıştır (Serin, 1987). Daha sonra, maden ve kağıttan yapılan itibari para ortaya çıkmıştır. İtibari para, yapımında kullanılan unsurun değeri, üzerine yazılan değer veya onu ihraç eden kurum veya devletin gücü üzerinden değerini kazanmış ve değişim aracı olarak kullanılmıştır (Ateş, 2016: 353). İnternet ve teknolojinin gelişmesiyle sanal ortamda para transferi başlamıştır. Sanal ortamda gerçekleşen para transferinin gerçek para transferinden tek farkı, temassız olmasıdır. Gelişen teknoloji ile, normal paranın regülasyon ve koşullarından uzak durmak amacıyla kripto para ortaya çıkmıştır. Paranın işlevleri, özellikleri ve çeşitleri bölümün devamında açıklanmıştır.

1.2. Paranın İşlevleri

Bir varlık ya da malın para sayılabilmesi için, bazı işlevleri yerine getirebilmesi gerekir. Paranın temel işlevleri aşağıda sıralanmıştır (Şıklar, 2009: 5):

1. Hesap birimi (değer ölçüsü); para kullanılarak mal veya hizmetin ekonomik değeri ölçülmektedir.
2. Değişim (mübadele) aracı; para, mal ve hizmetin alım, satım ve değiştirilmesinde kullanılan bir araçtır.

3. Değer saklama aracı; harcanmayan para, değer koruma ve tasarruf amacıyla kullanılan bir nesnedir.
4. Ödeme aracı, günümüzde en çok kullanılan fonksiyonudur.
5. Ertelenmiş ödeme özelliği.

1.3. Paranın Özellikleri

Paranın değişim aracı fonksiyonunu yerine getirebilmesi için, bazı niteliklere sahip olması gerekmektedir (Şıklar, 2009: 5):

1. Taşınabilir olmalı; para, hacim ve ağırlık açısından uygun olmalı.
2. Bölünebilir olmalı; para, değişik miktarlarda ödemelerin yapılmasına imkan sağlayabilmeli.
3. Dayanıklı olmalı; para, uzun süre kullanılabilme özelliğine sahip ve dış etkilere (nemden aşınma, yıpranma veya bozulma) karşı dayanıklı olmalı.
4. Standart ve homojen olmalı; para, türdeş olmalı.
5. Genel kabul görmeli; paranın, ülkedeki ve diğer ülkelerdeki değeri kolayca öğrenilebilmeli.

Paranın özellikleri, ortaya çıkan yeni paraların (kripto para gibi) değerlendirilmesi için oldukça önemlidir. Bu bağlamda kripto paranın bazı türleri taşınabilme, bölünebilme, dayanabilme ve standart olma özelliklerini sağlamaktadır. Kripto paralar yaygın olarak kullanılmaktadır fakat hala tam olarak kabul görmemişlerdir. Ayrıca kripto para değerlerinde ani ve büyük değişimler görülebilmektedir. Kripto para, merkezileşmemiş sistem üzerinde ortaya çıkarılmakta ve fiyatlarının oynaklığı hiçbir otoriteye bağlı olmamaktadır (Şahin ve Özkan, 2018: 246). Buna göre kripto paranın değerinin korunması söz konusu değildir. Ayrıca bireyler arasında hala şüphe duyulan ve güvenilmeyen para olarak algılanmaktadır.

1.4. Para Çeşitleri

Para yaklaşık olarak 4000 yıl önce ortaya çıkmış olup, günümüze kadar sosyal ve ekonomik toplumların gelişmesiyle farklı aşamalardan geçmiştir. Çeşitli niteliklerin eklenip çıkarılmasıyla, farklı para çeşitleri ortaya çıkmıştır. Bunlar mal para, temsili para (altın ve gümüş sertifikaları, banknot, kağıt para, bozuk para), kaydı para, elektronik para ve kripto para olarak sıralanabilir.

1.4.1. Mal Para

Paranın icat edilmesinden önceki dönemlerde farklı mallar, değerli madenler, değerli olmayan madenler, bakliyatlar, sığır gibi hayvanlar ve baharat gibi mallar, para gibi işlem görmüştür. Daha sonraları ise değişim vasıtasıyla kullanılan ve diğer madenlerden üretilen para, mal para olarak adlandırılmıştır (Şıklar, 2009: 10). Bununla birlikte, değerini yapıldığı malzemeden alan somut

paraya, mal para veya emtia para denmektedir. Emtia para olarak adlandırılan kimi para araçları, bazı para özelliklerine sahip değildir. Mesela emtia para olarak kullanılan gıda ürünlerinin, dayanıklılığı yoktur ya da çok azdır. Bu sebeple, madeni paralar takas aracı olarak kullanılmaya başlanmıştır (Doğan, 2018: 229).

Madeni paralar tartılarak, uzun yıllar takas aracı olarak kullanılmıştır. Ayrıca altın ve gümüş gibi değerli madenler de takas aracı olarak uzun süre kullanılmıştır. Dünya Altın Konseyi (2021) istatistiklerine göre tarih boyunca çıkarılan altın yaklaşık 197,576 tondur ve bu miktarın yaklaşık üçte ikisi ise 1950’den bu yana çıkarılmıştır. Dünya nüfusunun yaklaşık 7,9 milyar kişi (World Maters, 2021) olması, kişi başı yaklaşık 25 gram altın bulunduğu anlamına gelmektedir. Altın rezervlerinin çok sınırlı olması, bu madenin para olarak kullanılmasını zorlaştırmış ve alternatif para arayışlarına neden olmuştur.

1.4.2. Temsili Para

Madeni paranın taşınma zorluğu ve özellikle altın ve gümüş paranın korunma maliyeti zorluklarını ortadan kaldırmak amacıyla, temsili para ortaya çıkmıştır. Temsili paranın farklı türleri vardır. Bunlar altın ve gümüş sertifikaları, altın karşılığı olan banknot, kâğıt para ve bozuk para olarak sıralanabilir.

Altın ve Gümüş Sertifikaları: Altın ve gümüşün taşınma zorluğu ile bu madenlerin korunma gereksinimi, altın ve gümüş sertifikaları adlı temsili paranın çıkarılmasına neden olmuştur. Buna göre altın veya gümüş bankaya emanet olarak yatırılmakta, karşılığında bankadan altın veya gümüş sertifikası alınmaktadır. Sertifikanın üzerine yazılan karşılık değeri, ödeme bedeli olarak kabul edilmektedir. Bankanın çıkarmış olduğu altın veya gümüş sertifikasına yazılan miktar, belgeyi ibraz edene %100 ödenmektedir (Çetinkaya, 2018: 12; Doğan, 2018: 232). %100 altın veya gümüş ile karşılanmayan altın veya gümüş sertifikaları, resmî veya özel kurumlar tarafından kredi olarak çıkartılmaktadır.

Kâğıt Para: Değerli madenlerin “değer” desteği olmayan, devlet tarafından çıkartılan ve yasal ödeme aracı olarak kâğıttan basılan para türüdür (Şıklar, 2009: 11). Banknot, ya da kullanımdaki diğer adıyla kâğıt para 1661’de Avrupa’da Stockholm Bankası tarafından basılmaya başlanmış (Yıldırım, 2015: 83) olan, günümüze kadar çok kullanılan ve kabul gören ödeme aracıdır (Çetinkaya, 2018: 12). Kâğıt paranın satın alma gücü ve değeri, basımında kullanılan mürekkep ve basım masraflarından daha yüksektir.

Bozuk Para: Küçük miktartlı ödemeleri kolayca gerçekleştirebilmek amacıyla, değeri az veya çok kimi madenler kullanılarak, madeni para olarak bilinen bozuk para çıkartılmıştır. Günümüzde

para kelimesiyle, kâğıt veya bozuk para kastedilmektedir. Bozuk para ve kâğıt paranın basımı ve idaresi, merkez bankasının sorumluluğundadır.

1.4.3. Elektronik Para

Elektronik para olarak da adlandırılan dijital nakit veya elektronik nakit (e-nakit), 1983 yılında kriptocu David Chaum tarafından kripto grafiği sistemi esas alınarak ortaya çıkarılmış olup, dijital paranın hikayesini başlatmıştır. Buna karşın ilk gizli ve güvenli kripto grafiği kullanan ekonomik işlem yapısı, 1996 yılında ortaya çıkmıştır (Bholane, 2021: 72). Basel Bankacılık Gözetim ve Denetim Komitesi (1998) elektronik parayı, "bir değerin satış noktası terminalleri vasıtasıyla, iki cihaz arasında doğrudan transferi veya internet gibi açık bilgisayar ağları üzerinden ödemelerde bulunmak için değeri önceden ödenmiş ödeme mekanizmaları" olarak tanımlamaktadır. Bir başka ifadeyle elektronik para online alışveriş, para transferleri ve internet bankacılığında kullanılan mekanizmadır. Bu sebeple bazı kaynaklarda elektronik para, temsili para olarak sınıflandırılmaktadır. Bu bağlamda, elektronik para için internet ve bilişim teknolojileri en önemli altyapı unsurlarıdır (Öztürk ve Asuman, 2006).

Elektronik para, finansal veya finansal olmayan kurumlarca ihraç edilmektedir (Öztürk ve Asuman, 2006). Elektronik parayla yapılan ödemelerin bazıları internet üzerinden yapılırken bazıları internet bağlantısı olmaksızın yapılmaktadır. Elektronik paranın kullanıldığı araçlar kredi kartı, elektronik kredi kartı, sanal kredi kartı, akıllı kart, elektronik nakit veya çek, mail order, Paypal, PcPay, elektronik cüzdan, eşler arası (peer to peer) ödeme, mobil ödeme olarak sıralanabilir (Yüksel, 2015: 193). Bu araçlara ilaveten EFT¹ yöntemi ilk kez Amerikalı bankalar tarafından, 19. yüzyılın ikinci yarısında kullanılmıştır. Daha sonra farklı yöntemler kullanılmaya başlanmış ve internetin yaygınlaşması ile birlikte dünyada kullanımı hızla artmıştır. EFT, tüm ödemelerin elektronik iletişim olanaklarının kullanılması ile gerçekleştirildiği fon transferi sistemidir (Şıklar, 2009).

1.4.4. Kripto Para

Kripto para birimi çeşitli cihazlarda saklanılmakta olup, kullanıcının cüzdanı veya bulutundan başkalarına aktararak ilgili değeri transfer etmektedir. Kripto para, farklı ve resmi olmayan kuruluşlar tarafından piyasaya arz edilmekte ve merkezileşmemiş sistem içerisinde hareket etmektedir.

Kripto para, elektronik para türü olarak kabul edilmektedir. Kripto para, elektronikleşen temsili para ile karıştırılmamalıdır. Kripto para ve elektronik para arasında bazı farklar vardır. Kripto para

¹ EFT: Elektronik Fon Transferi kısaltmasıdır.

merkezi bir otorite tarafından piyasaya ihraç edilmediği için gayri resmi bir statüye sahiptir. Kripto para transferi, taraflar arasındaki teknolojiyi kullanarak ve herhangi bir aracıya ihtiyaç duyulmadan yürütülmektedir. Buna karşın elektronik para merkez bankaları tarafından ihraç edilir ve resmi bir sistem üzerinde, taraflar arasında gerçekleşir. Herhangi bir işlem başlatıldığında, merkezi sisteme bağlayarak takas tamamlanmaktadır (Çetinkaya, 2018: 12).

Son yıllarda ortaya çıkan ve hızla kullanıma giren kripto paralar, en önemli sanal para türüdür. Türkçe’de kripto para¹, şifreli para anlamına gelmektedir. Şifreli para olarak tanımlanan kripto para ismini, sanal cüzdan ile yapılan işlemlerin şifre ile gerçekleşmesinden almıştır (Turan, 2018: 2). Kripto para, dünyada yaşanan finansal krizlerden ve merkezi sistemin baskısı ve denetiminden kurtulmak için ortaya çıkarılmıştır.

1 Kasım 2008 yılında Satoshi Nakamoto (Pseudonym-Mahlas) isimdeki bir kişi ya da grup tarafından kripto paranın işleyiş mekanizması, sistemi, blok zinciri ve bütün teorik altyapısı, “Bitcoin: Kişiden kişiye elektronik nakit sistemi” adlı manifestoda yayınlanmıştır. Kripto para, yenilikçi teknolojisiyle geleneksel yapıya alternatif olma iddiasındadır (Nakamoto, 2008). Geleneksel paranın fonksiyonlarından yatırım ve tasarruf aracı olma özelliğini taşıyan Bitcoin’i, bir araştırmacı grubu para olarak kabul ederken bir başka araştırmacı grubu bu konu üzerinde hala tartışmalarını sürdürmektedir (Karaağaç ve Altınırnak, 2018).

Kabul seviyesi gittikçe artan kripto paralar, son zamanlarda farklı sektörlerde ödeme aracı olarak kullanılmaktadır. 2012 yılının sonunda Bitcoin, Paypal ve kredi kartı kısıtlamalarının üstesinden gelmek amacıyla WordPress² tarafından ödeme aracı olarak kabul edilmeye başlanmıştır (Skelton, 2012). Bununla birlikte, bazı büyük şirketler kendi kripto para birimlerini üretmeye başlamıştır. Ülke düzeyinde ise 2021 yılında El Salvador devleti Bitcoin’i yasalara uygun para olarak kabul eden ilk ülke olmuştur (Bholane, 2021: 73).

1.4.4.1. Kripto Paranın Özellikleri

Kripto para birimlerinin temel özellikleri aşağıdaki gibi sıralanabilir:

Dağıtık olması: Kripto paranın en temel özelliği, dağıtık sistem üzerinde kurulmuş olmasıdır. Kripto para piyasası merkezileşmemiş bir otoriteye sahip olup, herhangi bir devlete veya bir kuruluşun yasa ve kurallarına tabi değildir. Buna göre kripto paranın üretilmesi, alım ve satım işlemleri ve bilgilerin doğrulanması herhangi bir aracı kuruma ihtiyaç duyulmadan uygulanmaktadır (Günay ve Kargi, 2018: 62).

¹ Literatürde sanal para veya kripto para olarak tanımlanmıştır, çalışmanın geriye kalan bölümlerde kripto para olarak kullanılmaktadır.

² Dünyada önde gelen içerik platformlarından biridir.

Kullanıcı adı: Kripto para sisteminde, işlemleri yapabilmek için sadece kullanıcı adına ihtiyaç duyulmaktadır. Başka herhangi bir şahsi veya özel veri paylaşma zorunluluğu yoktur.

Sanal varlık: Kripto para, bilgisayar algoritmalarıyla sanal ortamda üretilerek tedavül edilmektedir. Dolayısıyla klasik para da olan fiziksel karşılık özelliğine sahip değildir. Ayrıca alım satım işlemlerinde, fiziki işleme ihtiyaç duyulmamaktadır (Günay ve Kargi, 2018: 63). Bu sebeplerle işlem maliyeti, zamanı ve prosedürü daha etkin bir şekilde yürütülmektedir.

Eşler arası (Peer-to-Peer): Kripto para işlemleri iki taraf arasında gerçekleşebilir ve aracı kurum veya banka ve PayPal gibi transfer kuruluşlarına ihtiyaç duyulmadan yapılır (Amsyar vd., 2020: 155)

Küresel: Kripto paralar, küresel olma özelliğine sahiptir. Buna göre ülke ve kıta gibi sınırlardan etkilenmemekte ve sanal ortamda kolay bir şekilde dünyanın her yanına gönderilebilmektedir.

Şifrelenmiş: Kripto paralar, isminde de olduğu gibi şifreleme teknolojileri ile korunmaktadır. Kriptografi sistemi kullanılarak, şahsi veriler korunmaktadır. Kriptografi, bilgi, para üretimi ve transfer işlemlerinin gizli ve güvenli bir şekilde yerine getirilmesini sağlayan matematiksel tekniklerdir (Szczepanski, 2014: 2). Ayrıca kriptografi, işlemlerin denetlenmesi, arzın yükseltilmesi ve sahteciliğin engellenmesi için kullanılmaktadır.

1.4.4.2. Blok Zinciri

Blok zinciri (Blockchain), Satoshi Nakamoto tarafından kripto paranın hayata girmesini sağlayan ve sistemini teşkil eden teknolojidir (Amsyar vd., 2020: 155). Blok zinciri teknolojisi, kriptoloji olarak adlandırılan bir şifreleme sistemi ile gizlilik, güvenlik ve bütünlüğü sağlamaktadır. Blok zinciri, kripto para cinsinin üretilmesini ve kriptoloji ile şifrelenmesini sağlayan dijital bir kayıt sistemidir. Blok zinciri sayesinde kripto para transferleri güvenli bir şekilde yapılmakta ve kayıt altına alınmaktadır (Günay ve Kargi, 2018: 62). Blok zinciri matematiksel teknolojilere, bu teknolojinin alıcı ve satıcı taraflarca kullanımına dayanır. Bu sayede alıcı ve satıcı taraf, aralarında herhangi bir aracı kuruma ihtiyaç duymadan kripto para transferleri gerçekleştirebilir. Böylelikle işlemlerde ortaya çıkabilecek güvensizlik problemleri en düşük seviyede tutulmaktadır (Şamiloğlu ve Kahraman, 2019: 180).

1.5. Kripto Para Birimleri

Kripto para piyasası, Bitcoin kripto para birimi ile başlamıştır. Daha sonra artan istek ve talep neticesinde, gördüğü yüksek rağbet sonucu farklı kripto para birimleri farklı kuruluşlar tarafından çıkarılmıştır. Kripto para piyasası, çeşitli dezavantajlara sahip olmasına rağmen yüksek talep ve

kabul görmektedir. 2022 yılı Temmuz ayı itibariyle 20.000’den fazla kripto para birimi ihraç edilmiş olup bunlardan 11.000’den fazlası aktif olarak işlem görmektedir. Kripto para kullanıcı sayısı 300 milyon kişi civarındadır (investing.com, 2022; explodingtopics.com; 2022; Coinmarketcap.com, 2023).

31 Temmuz 2022 tarihi itibariyle, kripto para piyasasının toplam değeri Coinmarketcap'e göre 1,098 milyar ABD dolarıdır. Bu bölümde kripto para birimleri hakkında bilgi verilmektedir. 31 Aralık 2021 tarihinde en yüksek piyasa değerine sahip 7 kripto para birimi Tablo 1'de gösterilmiştir (Coinmarketcap, 2023).

Tablo 1: Kripto Para Birimleri

Para Birimi	Simge	Hacmi	Piyasa Değeri (\$)	Piyasa Değeri (%)
Bitcoin	BTC	36.974.172.400	875.939.356.679	%39
Ethereum	ETH	14.157.285.268	438.128.003.491	%20
Binance	BNB	1.386.778.184	85.353.536.222	%4
Tether	USDT	57.299.598.140	78.351.698.940	%3
Ripple	XRP	1.266.538.239	39.510.117.215	%2
Cardano	ADA	1.271.633.462	43.873.068.347	%2
Dogecoin	DOGE	644.416.694	22.619.859.307	%1

Kaynak: Coinmarketcap.com, 26.03.2023

1.5.1. Bitcoin

Elektronik paranın 1980li yıllarda ortaya çıkmasına karşın kripto paralar 2009 yılında Bitcoin’in tanıtılmasıyla ortaya çıkmıştır. Merkezileşmemiş ilk kripto para türü olan Bitcoin (BTC), Satoshi Nakamoto¹ takma isimli geliştirici tarafından ortaya çıkarılmıştır. Bitcoin’in ortaya çıkarılmasının en önemli nedenlerinden biri, kuruluşlardan ve merkez bankasından bağımsız kalmaktır. Buna göre yapılan işlem yalnızca şifre sahibi kullanıcı tarafından takip edilmektedir. Bitcoin’in çıkması ile birlikte, dijital para için yeni bir çağ başlamıştır. Bununla beraber, piyasanın %39’unu temsil eden Bitcoin hala en yüksek talep ve ilgi gören kripto para birimidir (Farell, 2015: 4; Amsyar vd., 2020: 156; Bholane, 2021: 74). Ayrıca Bitcoin, iki temel parasal işlevi yerine getirmekte olup bunlar değer saklama ve işlem gerçekleştirme işlevleridir (Nakov vd., 2020: 1).

1.5.2. Ethereum

Ethereum (ETH) bir blok zinciri olmasıyla birlikte, bir platformdur. ETH, iş ispatı (Proof of Work; PoW²) mekanizması ve akıllı sözleşme (smart contracts) teknolojisiyle 2015 yılında

¹ Gerçek kimliği hala bilinmemektedir.

² İş İspatı (PoW) blok zinciri ağında işlemlerinde kullanılan konsensüs mekanizmalarından biridir. PoW mekanizmasında kullanıcılar birbirleriyle rekabet ederek gelir sağlamaktadır.

üretilmeye başlanmıştır (Nakamoto, 2008: 4). İkinci en fazla işlem gören kripto para birimi olan ETH, kripto para piyasası hacminin %20'sini temsil etmektedir. Bitcoin birim sayısı sınırlı olmasına karşın, ETH birim sayısı sınırlı değildir.

1.5.3. Binance

Binance kripto para birimi, dünyanın en büyük kripto para borsası olan Binance Borsası tarafından 2017 yılında üretilmeye başlanmıştır. Piyasa hacminin %4'ünü temsil eden BNB, 2021'den beri çok yoğun işlem görmekte olup, fiyatlarında ciddi artış görülmektedir. Bunun en önemli nedenlerinden biri alt-coin yatırımları ve kripto işlemlerinin desteklenmesidir. BNB kripto para birimi, özel bir altyapı modeli ile hizmet vermektedir. Gerçekleşebilecek bazı kayıp durumlarında BNB, BNB Öncü Yakım Programı aracılığıyla geri ödeme avantajı sağlayabilmektedir (Binance, 2022).

1.5.4. Tether

Tether (USDT) kripto para birimi, Tether Anonim Şirketi tarafından ihraç edilmiştir. USDT para birimi ABD dolarıyla bire bir ilişkilidir ve tüm işlemleri ABD dolarıyla uygulanmaktadır. USDT para biriminin karşılığı 1.00 ABD doları olarak rezerve edilmektedir. ABD dolarına bağlanmasıyla USDT para birimi, en istikrarlı para birimi haline getirmiştir. Her bir USDT para birimi, BTC'nin blok zincirini kullanmaktadır (Watorek vd., 2021: 15; Tether, 2022).

1.5.5. Ripple

En eski dijital ödeme ağlarından olan Ripple ekosistemi, Ripple Labs tarafından geliştirilmiştir. Ripple ekosisteminde yerel kripto para birimi olan XRP, özel blok zinciri olan 'XRP Defteri'ni kullanmaktadır. XRP kripto para biriminin en önemli özelliklerden biri, işlemlerin hızlıca onaylanmasıdır. Diğer kripto para birimlerinde yapılan işlemlerin onaylanması bir saate kadar zaman alırken, XRP işlemleri saniyeler içinde onaylanmaktadır. XRP defteri, özel ağ kullanılması ve hızlı işlem onaylanması ile XRP'nin maliyeti de azalmaktadır (Bholane, 2021: 75; Ripple, 2022).

1.5.6. Dogecoin

2013 yılında Jackson Palmer ve Shibetoshi Nakamoto tarafından geliştirilen Dogecoin (DOGE), hem ödeme hem de eğlence sistemi olarak tasarlanmıştır. DOGE para birimi, yoğun ilgi görmesi ile piyasada en yüksek dolaşıma sahip kripto para birimlerinin başında gelmektedir (Yahoo Finance, 2022; Dogecoin, 2022). BTC ve ETH kripto para birimlerinde olduğu gibi DOGE kripto para birimi de, iş ispatı sistemini kullanmaktadır (Bholane, 2021: 75).

1.5.7. Cardano

Cardano (ADA) para birimi, hisse kanıtı (Proof of Stake) blok zinciri mekanizmasıyla IOHK firması tarafından geliştirilmiştir. ADA madenciliği, diğer çoğu kripto para biriminin aksine özel cihazlarla yapılmamakta ve aşırı elektrik tüketimine ihtiyaç duymamaktadır. Bu bağlamda ADA, sürdürülebilirlik açısından çok önemlidir (Cardano, 2022).

1.5.8. Diğerleri

Piyasadaki kripto para birimleri sayısı binlerceye ulaşmıştır ve her geçen gün yeni birimler piyasaya sürülmektedir. Bunların çoğu küçük bir topluluk veya geliştirici ekibi tarafından yaratılmıştır ve bazıları diğerlerine göre daha büyük bir topluluk tarafından desteklenmektedir.

Monero gibi bazı kripto para birimleri, daha fazla anonimlik ve gizlilik sağlamak için özel olarak tasarlanmıştır. Monero, işlem hacmi ve adreslerin bilinmezliği gibi özellikleri sayesinde işlemleri anonim hale getirir. Diğer bir örnek ise Zcash'dir. Zcash, işlemleri gizleyen bir teknoloji olan Zero-Knowledge Proof'u kullanarak, kullanıcıların kimliklerini ve işlemlerini anonim hale getirir. Bu özellikleri sayesinde, kullanıcıların kişisel bilgilerinin ifşa edilmesini engeller (Shen ve Yu, 2018).

Her geçen gün yeni kripto para birimleri piyasaya sürülmektedir ve bunların çoğu henüz önemli bir piyasa payına sahip değildir. Kripto para birimleri piyasası hızlı bir şekilde geliştiği için, en önemli 20 kripto para birimi sürekli olarak değişebilir. Ancak, 2023 yılı itibarıyla yapılan bir değerlendirme, Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin ve Ripple gibi kripto para birimlerinin dışında Solana, Polkadot, USD Coin, Avalanche, Chainlink, Terra, Algorand, Shiba Inu, Cosmos, Uniswap, Polygon, Litecoin, Bitcoin Cash, Elrond, The Graph, SushiSwap, THORChain, Helium, Serum ve Curve DAO Token gibi diğer önemli kripto para birimlerini içeriyor. Ancak, değişen piyasa koşullarıyla bu listede dahil edilen birimler değişebilir. "Coin Market Cap" sitesinde 28 Mart 2023 tarihinde yer alan ilk 2000 kripto para birimi Ek 1'de listelenmektedir.

İKİNCİ BÖLÜM

2. VOLATİLİTENİN KAVRAMSAL BOYUTU VE ÖLÇÜM YÖNTEMLERİ

2.1. Volatilite ve Risk Kavramı

Yatırımcının kararı yapılacak yatırımdan beklenen getiriye dayanır. Buna rağmen, beklenen getiri tahmini olup rastgele değişken özelliğine sahiptir. Getiri ve finansal zaman serilerindeki belirsizliğe volatilite¹ denir. Volatilite, bir yatırımdan beklenen getiri ile gerçekleşen getiri arasındaki dalgalanmayı kıyaslayan bir kavramdır (Poon, 2005: 13). Volatilite, menkul kıymetlerin fiyatlandırılması ve getirisinin tahmin edilmesindeki en önemli değişkendir (Poon ve Granger, 2003: 478). Bunun için bir yatırım kararının ilk aşaması fiyattaki volatilite değerlendirmesidir. Zaman serilerindeki volatilite ortadan kaldırılamazken, volatilite ölçme yöntemleri ile belirli bir güven aralığında fiyattaki volatilite tahmin edilebilir. Böylece, yatırımcı risk ve getiri tercihlerine göre daha sağlam bir yatırım kararı alabilir.

Finansal uygulamalarda, finansal getiri dağılımını açıklamak için farklı araçlar bulunmasına rağmen, en temel girdi aracı olarak volatilite kullanılmaktadır. Volatilite, portföy oluşturulması, finansal varlıkların değerlendirilmesi, finansal türevlerin fiyatlandırılması, yatırım seçenekleri, hedg stratejileri, risk yönetimi ve devlet düzenleme politikasında kullanılmaktadır (Andersen vd.,1999: 458; Poon, 2005: 2; Yang vd., 2020: 452).

Volatilite kaynakları farklı araştırmacılardan ele alınmıştır. Buna göre, makroekonomi faktörleri olarak enflasyon, faiz oranı, döviz kuru ve endüstri büyümesi ile politik durumu, kurumsal sorunlar, risk yönetimi etkinliği ve yatırımcı davranışlarından ortaya çıkmaktadır (Poon, 2005: 2; Gerlach vd., 2006: 78; Albulescu, 2021: 1).

Finansal piyasalarda, varlığın değeri ile tahmin edilen değer arasında oluşan farklar ve neticesinde meydana gelen belirsizlikler volatilite riski olarak tanımlanmaktadır. Finansal varlığın getirisi ile riski arasındaki korelasyonun değerlendirilmesiyle volatilite endeksleri oluşturulmuştur. 1993 yılında, Chicago Opsiyon Borsası, volatilite endeksi VIX oluşturmuştur (Telçeken vd., 2019: 204). Sonraki yıllarda birçok ülkede volatilite endeksleri türev borsalar tarafından oluşturulmuştur. Bunlardan bazıları 1994 yılında Alman DAX endeksi, 1997 yılında Fransa MONEP endeksi, 2000 yılında ABD NDX endeksidir. Günümüzde, farklı hesaplama yöntemleri ve opsiyonlarına dayanarak

¹ Literatürde "volatilite" ve "oynaklık" terimleri eş anlamlı olarak kullanılmaktadır. Ancak, bu çalışmada "volatilite" terimi tercih edilmiştir.

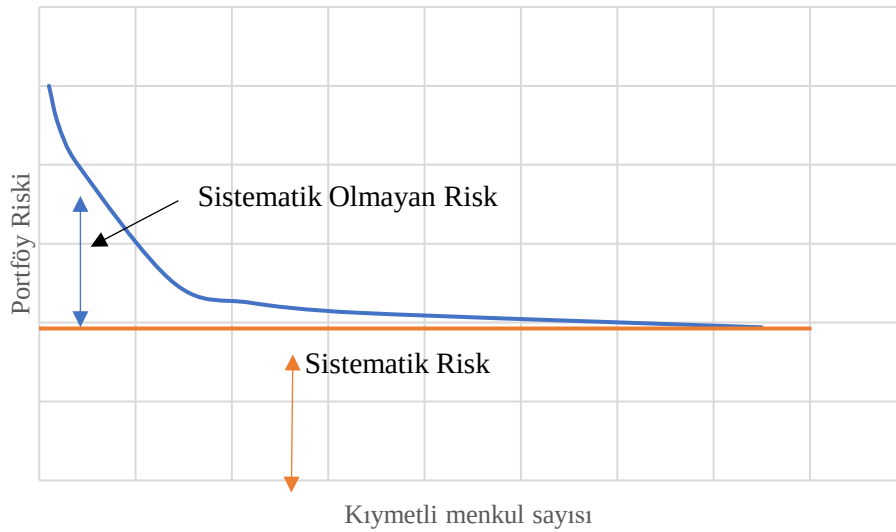
pek çok sınıflandırılmış volatilité endeksleri kullanılmaktadır (Başarır, 2018: 177; Telçeken vd., 2019: 210).

Menkul kıymetlerin volatilité hareketleri değérlendirilirken farklı yaklaşımlar kullanılmaktadır. En önemli yaklaşımlardan bir tanesi sistematik ve sistematik olmayan risk yaklaşımıdır (Hammoudeh vd., 2010: 2). Sistematik ve sistematik olmayan risk yaklaşımı, finansal varlık fiyatlandırma modeli (FVFM) Sharpe (1964: 3) kapsamında geliştirilmiştir.

Sistematik risk: Piyasadaki getiri dalgalanmalarını yansıtan kavramdır. Sistematik risk, piyasanın bütünlüğünü etkileyen faktörlerden ortaya çıkmaktadır. Bu faktörler faiz oranı, satın alma gücü ve piyasa riskleri olarak sıralanabilir (Dağlı, 2018: 298).

Sistematik olmayan risk: Menkul kıymetine bağlı olan olumsuzluklardan kaynaklanmaktadır (Dağlı, 2018: 298). Sistematik ve sistematik olmayan riskleri Şekil 1 ile gösterilmektedir.

Şekil 1: Sistematik ve Sistematik Olmayan Riskler



Kaynak: Dağlı, 2018: 290

Şekil 1'den anlaşıldığı gibi, bir portföydeki yatırım çeşitlerinin sayısı artırılarak sistematik olmayan riskler azaltılabilir. Dolayısıyla, çeşitlendirme, volatilité azaltma yöntemlerinden bir tanesi olarak değérlendirilebilir. Çalışma kapsamında çeşitlendirme etkisi, volatilité analizinde ele alınmaktadır. Bu bağlamda, kripto para piyasanın volatilité analizinde tek kripto para birimi kullanmak yerine piyasanın %71'ini temsil eden 7 kripto para birimi kullanılmıştır. Buna göre kripto para sistematik olmayan riski en düşük seviyede tutulmaya çalışılmıştır. Ayrıca, kripto para piyasası, ons altın ve S&P 500 endeksi aynı portföye dahil edilerek volatilité etkisi ve portföy getirisi ile risk arasındaki değışimleri dikkate alınmıştır. Kullanılan modelleri açıklamadan önce finansal zaman serilerinin genel özelliklerinden bahsedilmiştir.

2.2. Finansal Zaman Serilerinin Özellikleri

Finansal zaman serileri, fiyat üzerine kurulmaktadır. Ayrıca finansal zaman serileri, fiyat dinamikliği, hareketi ve volatilitelerini açıklamaktadır. Bunun için Taylor (2008: 1) fiyat ve dinamikliği açıklayan zaman serilerini finansal zaman serileri olarak tanımlamıştır. Ekonomik zaman serilerine göre Finansal zaman serileri, finansal piyasanın mikro yapısından kaynaklanan farklı özelliklere sahiptir. Finansal zaman serilerinin en önemli özellikleri bireysel değerlerin yüksek frekansı ve zaman içerisinde değişen yüksek volatilitesidir (Arlt ve Arltová, 2001: 1). Genel olarak finansal zaman serilerinin en önemli özellikleri aşağıdaki gibi açıklanabilir (Jondeau vd., 2007: 3; Özdemir, 2020: 28):

1. Kalın kuyruk: Finansal zaman serilerinin dağılımı normal dağılımlı serilere göre daha kalın kuyruğa sahiptir.
2. Asimetrik: Aşırı negatif getiriler aşırı pozitif getirilerden daha sık görüldüğü için getirinin dağılımı sola çarpıktır.
3. Topluca normallik: Getiri serilerin frekansını uzatarak normal dağılımı yakalama şansını artırır.
4. Volatilité kümelenmesi: Getiri serilerindeki küçük (büyük) getirileri küçük (büyük) getiriler takip etmektedir.
5. Seri korelasyonu: Getiri serilerin kaldıraç etkisi özelliğine sahiptir. Buna göre serilerde ortaya çıkan negatif şoklar pozitif şoklardan daha etkilidir.
6. Zaman içerisinde değişen korelasyon: Getiri serilerin volatilitesi yükselirken getiri serisindeki korelasyon eğilimi de artar.

2.3. Volatilitenin Ölçüm Yöntemleri

Volatilité ölçümü, fiyat ölçümü ile aynı değildir. Fiyat akıcı değişken olup herhangi bir anda ölçülebilir iken, volatilité ise stok değişken olup belirli zaman aralığında kendisini gösterebilmektedir (Poon, 2005: 13; Sinclair, 2008: 6). Volatilité ile risk ve belirsizlik kavramları arasında çok ince bir fark vardır. Belirsizlik, birden fazla ihtimali olan ve bu ihtimallerin olasılıklarının belirlenemediği durumdur. Risk ise, olasılıkları farklı sonuçlara atama durumudur. Buna bağlı olarak volatilité, bir ekonomik değişkenin işlevlerindeki olası varyasyonun ölçülmesiyle ve risk ile bağlıdır (Aizenman ve Pinto, 2005: 16). Ayrıca, risk olumsuz veya küçük sonuçlarla alakalı iken, volatilité belirli bir yatırım aracının fiyatını ortalamadan olumlu veya olumsuz hareketleri ile alakalıdır (Poon ve Granger, 2003: 480).

Varyansın (σ^2) karekökü olan standart sapma (σ), volatilité ölçmesinde kullanılan en önemli araçlardan bir tanesidir. Standart sapma, varyanstan daha güvenilir ve uyumlu bir karşılaştırma aracıdır. Çünkü ortalama ve standart sapmada, volatilité değerlendirilmesinde aynı ölçme birimi

Türk lirası (TL) kullanılırken, varyans kare ölçme birimi (TL^2) kullanılmaktadır. Varyans Denklem 1, ve standart sapma Denklem 2 ile hesaplanmaktadır (Granger ve Poon, 2001: 5);

$$\sigma^2 = \frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n-1} \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n-1}} \quad (2)$$

σ^2 : Varyans

σ : Standart sapma

x : Getiri

$\bar{x}$: Getiri ortalaması

n : Dönemler

Standart sapma, normal dağılım özelliğine sahip finansal serinin dağılımının ölçülmesinde uygun bir araç sayılırken diğer dağılım türleri için uygun bulunmamaktadır. Gerçek finansal zaman serinin standart sapması zaman içerisinde sabit olmadığından yola çıkarak, koşullu volatilité kavramı ortaya çıkmıştır. Koşullu volatilitenin tahmin edilebilmesi amacıyla geliştirilen Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) modeline ilk defa çalışmasında yer veren isim 1982 yılında Nobel Ödülü kazanan Engle olmuştur (Pati vd., 2018: 2252).

FVFM'e göre bir portföyün genel volatilitesi, yalnızca bireysel finansal varlıkların volatilitesinin ölçülmesiyle kalmaz, aynı zamanda portföyde yer alan bütün varlıkların arasındaki korelasyonu da dikkate alır (Ergün ve Göksu, 2013: 250). Literatürde pek çok volatilité modeli, ARCH modeline dayanarak geliştirilmiştir.

2.3.1. Tanımlayıcı Testler

Bu bölümde, finansal zaman serilerinin volatilitesi ele alınmadan önce incelenmesi gereken ana tanımlayıcı test istatistiklerden bahsedilmiştir.

2.3.1.1. Ortalama Getiri

Ortalama getiri, zaman içerisinde gerçekleşen getiri değerlerinin matematiksel ortalamasıdır. Ortalama getiri en önemli getiri ölçümlerinden bir tanesidir. Çünkü bir yatırımdan beklenen getiri tahmininde en önemli faktör zaman içerisinde gerçekleşen getirinin ortalamasıdır. Ortalama getiri Denklem 3 ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Ortalama getiri } \bar{x}_t = \frac{\text{Toplam getiri } \sum_{i=1}^n x_i}{\text{Dönem sayısı } n} \quad (3)$$

2.3.1.2. Varyasyon Katsayısı

Varyasyon katsayısı (değişkenlik katsayısı), finansal zaman serilerinin analizinde ve karşılaştırılmasında en çok kullanılan araçlardan bir tanesidir. Çünkü varyans ve standart sapmayla bir yatırımın riski mutlak değerler ile ifade edilir ve iki yatırımın standart sapmasını karşılaştıramaz. Bu bağlamda, yatırımlar arasında karşılaştırma yapmak için standart sapmanın ortalama getiriye oranlanmasıyla hesaplanan varyasyon katsayısı kullanılmaktadır. Varyasyon katsayısı Denklem 4 ile hesaplanmaktadır (Dağlı, 2018: 261).

$$\text{Varyasyon katsayısı (VK)} = \frac{\sigma}{\bar{x}_t} \quad (4)$$

2.3.1.3. Çarpıklık

Çarpıklık (skewness), verinin dağılım şeklinin ortalama değerin etrafında ne kadar saptığını gösteren istatistiki bir terimdir. Çarpıklık değerinin tanımlanması için Denklem 5 ve aşağıdaki kurallar kullanılmaktadır (Kaffashbashi ve Damchi, 2023: 3).

$$\text{Çarpıklık (S)} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n-1) \cdot \sigma^3} \quad (5)$$

Buna göre,

- Normal çarpıklık (=0), dağılımın ortalamasının etrafında simetrik olduğu anlamına gelir.
- Pozitif çarpıklık (> 0), serinin ortalamasından daha yüksek değerlere ve uzun bir sağ kuyruğa sahip olduğu anlamına gelir.
- Negatif çarpıklık (<0) ise, serinin ortalamasından daha düşük değerlere ve uzun sol kuyruğa sahip olduğu anlamına gelir.

2.3.1.4. Basıklık

Basıklık (Kurtosis) verinin dağılım kuyruğunun kalınlığını gösterilmektedir. Veri dağılımının sivrililiği veya basıklığı özelliğinin belirlenmesi için Denklem 6 ve aşağıdaki kurallar kullanılmaktadır (Nanda vd., 2023: 5).

$$\text{Basıklık (B)} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \right)^2} \quad (6)$$

Buna göre,

- Mesokurtik dağılım, basıklık değeri (= 3) serinin normal dağılımı takip ettiği anlamına gelir.
- Leptokurtik dağılım, basıklık değeri (>3) ise, serinin pozitif basıklık (doruk eğrisi) olduğu ve normal dağılımdan daha sivri (dik) olduğu anlamına gelir.
- Platykurtik dağılım, basıklık değeri (<3) ise, serinin ortalamasının etrafında daha dağınık olduğu ve normal dağılımdan daha basık olduğu anlamına gelir.

2.3.1.5. Jarque-Bera Testi

Jarque-Bera testi verilerin normal dağılımı takip edip etmediğini araştırmak için Jarque ve Bera, 1980 tarafından geliştirilmiştir. Diğer normal dağılım testlerine göre Jarque-Bera testi, özellikle orta veya uzun kuyruklu ve hafif çarpık dağılımlar için daha başarılı sonuç sağlamaktadır. Jarque-Bera test istatistiği Denklem 7 yardımıyla hesaplanmaktadır (Thadewald ve Büning, 2007).

$$\text{Jarque-Bera (JB)} = \frac{n}{6} * \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right) \quad (7)$$

n: Dönem sayısı.

S: Verinin çarpıklık değeri.

K: Verinin basıklık değeridir.

Jarque-Bera testinin sıfır hipotezi $JB = 0$ 'dır. Bu değerın sağlanması için çarpıklık değeri (S) 0, ve basıklık değeri (K) 3 olması gerekir. Buna göre, verinin ortalamasının etrafında normal dağılımı takip ettiği anlamına gelmektedir. Çarpıklık değeri $\neq 0$ ve/veya basıklık değeri $\neq 3$ ise, JB değerinin sıfıra eşitlenmeyeceği ve verinin normal dağılımı takip etmeyeceği sonucuna varılmaktadır.

2.3.2. Çoklu Bağlantı ve Durağanlık Testleri

2.3.2.1. Çoklu Bağlantı

Finansal varlık fiyatlandırma teorisine göre finansal varlıkların getirisinin tahmin edilebilmesi için getiri serilerinin arasında otokorelasyon¹ olmaması ya da çok zayıf olması gerekmektedir. Otokorelasyonun yokluğu etkin piyasanın varlığı anlamına gelmektedir. Finansal zaman serilerinin arasında yüksek düzeyde otokorelasyon olduğunda, model tahminin standart hatalarını artırmaktadır (Thompson vd., 2017: 2). Getiri tahmininde, bir dönemde gözlemlenen getiri ile önceki dönemlerde kaydedilen getiri seviyeleri arasındaki ilişkinin araştırılması için önce otokorelasyonun var olup olmadığı araştırılır. Buna göre analizin nasıl devam edileceği belirlenmektedir. Otokorelasyonun

¹ Otokorelasyon, belirli bir fiyatı veya değişkenin ile değişkenin önceki gecikmeli veya ardışık dönemlerdeki fiyatlar arasındaki ilişkiyi ifade etmek için analistler tarafından yaygın olarak kullanılan bir testtir.

varlığını ve güçlüğünü araştırmak için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bunlar, Otokorelasyon matrisleri ve Varyans Enflasyon Faktörü (VIF) testleridir.

Otokorelasyon matrislerinde, her iki finansal zaman serileri arasındaki ikili korelasyon test edilerek aralarındaki bağlantı seviyesi araştırılmaktadır. Eğer ikili korelasyon değeri 0,9'dan daha yüksekse, güçlü otokorelasyon olduğu anlamına gelmektedir. Otokorelasyon matrislerinin en zayıf yönü her iki finansal zaman serilerini ayrı olarak değerlendirmesidir. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için çoklu korelasyon VIF testi kullanılmaktadır. VIF testinde, otokorelasyon testinde olduğu gibi finansal zaman serilerinin arasında çoklu bağlantı olup olmadığı değerlendirilmektedir. Buna rağmen VIF testinin en önemli özelliği ikiden fazla değişken olması durumunda, tüm değişkenleri birlikte dikkate almakta ve böylelikle daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. VIF test değerinin 2'den daha büyük olması modelin değişkenleri-arasında otokorelasyon olduğu anlamına gelmektedir (Thompson vd., 2017: 3; Aghalibayli, 2019: 58).

2.3.2.2. Durağanlık Testleri

Volatilite modeli oluşturulmadan önce, finansal zaman serilerinin durağanlık özeliğine sahip olup olmadığı test edilmektedir. Durağanlık zaman serilerinin incelenmesi için olağan zaman serisi analiz yöntemleri daha uygundur. Durağanlık olmayan finansal zaman serileri vektör hata korelasyonu veya otoregresif modelleri ile incelenmesi daha iyi sonuçlara ulaştırmaktadır (Tsay, 2005: 30; Aghalibayli, 2019: 55). Zaman serilerinin durağanlık olabilmesi için sabit ortalama μ , sabit varyans σ^2 ve serinin kovaryansı zamandan bağımsız olması gerekir (Engle, 1982; Engle vd., 1984; Engle, 2002; Aghalibayli, 2019: 57; Özdemir, 2020: 29). Finansal zaman serileri durağanlık olup olmadığı değerlendirilmesinde en çok kullanılan testler Genişletilmiş Dickey Fuller ve Phillips Perron birim kök testleridir. Birim kökü varlığının tespit edilmesi, finansal zaman serisinin durağan olmadığını kanıtlamaktadır.

2.3.2.2.1. Genişletilmiş Dickey Fuller Testi

Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF¹) testi, Dickey-Fuller (DF) testinin bir genişletmesidir ve zaman serilerinin durağanlığını test etmek için kullanılır. Finansal zaman serileri arasında otokorelasyon varsa DF testi ile yanıltıcı sonuçlar elde edilebilir. Bu bağlamda, DF testine gecikmeli farklar birim kök test denklemi ilave edilerek ADF testi geliştirilmiştir. (Aghalibayli, 2019: 56).

ADF testi Denklem 9 yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$\Delta y_t = \beta_1 y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p=m} \alpha \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (9)$$

¹ ADF, Augmented Dickey-Fuller'in kısaltmasıdır.

$$t = 1, \dots, T$$

H_0 : y_t serisi birim köklüdür.

2.3.2.2. Phillips Perron Testi

ADF birim kök testi, DF birim kök testinin bazı zayıf yönlerini gidermesine rağmen, bazı durumlarda her iki test ile güvenilir sonuçlara ulaşılamayabilir. Bu sebeple, Phillips ve Perron (1988) tarafından PP birim kök testi geliştirilmiştir (Leybourne ve Newbold, 1999). En Küçük Kareler Yöntemi (OLS¹)'ne dayanılarak geliştirilen PP birim kök testi Denklem 10 ve 11 ile hesaplanmaktadır (Arltová ve Fedorová, 2016: 48).

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (10)$$

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 \times trend + \sum_{i=1}^m \alpha \Delta y_{t-i} \quad (11)$$

Durağanlık testlerinin hipotezleri:

$H_0 : \beta_1 = 0$, değişkenin birim kökü vardır. (Değişkende durağanlık olmadığını göstermektedir).

$H_0 : \beta_1 < 0$, değişkenin birim kökü yoktur. (Değişkende durağanlık olduğunu göstermektedir).

2.3.3. ARCH Modeli

ARCH modeli 1982 yılında Engle tarafından geliştirilmiştir. ARCH modeli, zaman serilerini açıklamak amacıyla önceki dönemde var olan hata terimlerini, gelecek dönemin değerlerinin bir fonksiyonu olarak analize dahil etmektedir. Ayrıca, ARCH testi, finansal zaman serilerinde varyansının sabit veya değişken olup olmadığını belirlemede kullanılmaktadır.

ARCH modeli aşağıdaki denklemler yardımıyla hesaplanmaktadır (Engle, 1982; Tsay, 2005).

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (12)$$

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (13)$$

$$\varepsilon_t = h_t^{\frac{1}{2}} z_t \quad (14)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (15)$$

¹ OLS, Ordinary Least Squares modelinin kısaltmasıdır.

$$h_t = V(\varepsilon_t^2 | \psi_{t-1}) = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (16)$$

$$\{\alpha_0 > 0, \alpha_1 > 0\}$$

Ayrıca, varyans fonksiyonu daha genel olarak şu şekilde ifade edilebilir:

$$h_t = h(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}, \alpha) \quad (17)$$

Burada;

r: Getiri serisi

μ : Getiri ortalaması

ε : Hata terimi

t: Zaman artıkları

h: Koşullu varyansı

ψ_{t-1} : Dönemde var olan bilgiler seti

z: Bağımsız değişken

p: ARCH sürecinin sırası

α : Sabit katsayı

Denklem 15'te, geçmiş dönemdeki aralıkların bir fonksiyonu olan koşullu varyans sabit ve zamandan bağımsızdır (Engle, 1982: 988; Tsay, 2005: 115). Rassal değişken z_t 'nin zaman artığı ε_{t-1} bağlı olmaması sebebiyle koşullu ve koşulsuz ortalaması sifıra eşittir. Ayrıca, bilinmeyen parametreler α_0 ve α_i pozitif olmalıdır (Engle, Hendry ve Richard, 1983: 288).

ARCH modelin uygulanabilmesi için aşağıdaki koşullar sağlanmalıdır (Özdemir, 2020).

Birincisi, otoregresif koşuludur. Buna göre $E(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1})$ denkleminin sifıra eşit olması gerekir. Dolayısıyla:

$$E(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}) = 0 \text{ 'dir.} \quad (18)$$

İkincisi, getiri serilerindeki artıkların koşullu korelasyonunun sifıra eşit olması gerekir. Buna göre, herhangi bir gecikme değeri için cari dönemin artıkları ile gelecek dönem değerleri arasında bir korelasyon olmamalıdır.

Dolayısıyla:

$$Cov[(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}) | \varepsilon_{t-1}] = 0 \quad (19)$$

$i, k > 0$ ve tam sayı

Üçüncüsü, ikinci ve dördüncü dereceden momentleri elde edebilmesi için ε_t hata sürecinin koşullu normal dağılımı özeliğine sahip olduğu farz edilmektedir.

İkinci dereceden momentler:

$$E(\varepsilon_t^2) = \frac{\alpha_0}{1-\alpha_1} \quad [\alpha_1 < 1] \quad (20)$$

Dördüncü dereceden momentler:

$$E(\varepsilon_t^4) = \frac{3\alpha_0^2}{(1-\alpha_1)^2} \frac{1-\alpha_1^2}{1-3\alpha_1^2} \quad [3\alpha_1^2 < 1] \quad (21)$$

ARCH modeli, finansal zaman serilerinin tahmin edilmesinde büyük ve küçük hataların kümelenmesiyle uygun sonuçlar üretir. Buna rağmen, finansal varlıklar üzerinde oluşan farklı talep seviyeleri nedeniyle finansal varlığın ortalama ve varyansının değişken olmasına sebep olmaktadır (Engle, 1982: 989; Tsay, 2005: 119). Bu durumda, sabit ortalama ve varyans varsayımıyla uygulanan ARCH modeli ile sağlam sonuç elde edilemez. Diğer taraftan, dinamik piyasalarda negatif getiri şoklarının pozitif getiri şoklardan daha fazla etkili olduğu bilinmektedir. Buna rağmen ARCH modelinde, negatif ve pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin eşit olduğu varsayılmaktadır (Tsay, 2005: 119; Su vd., 2010: 8; Lee ve Ryu, 2013: 2). Bununla birlikte, finansal zaman serilerinin değişkenlik kaynağı analiz edilirken ARCH modeli yeni bir bakış açısı sağlayamaz (Tsay, 2005: 119).

2.3.4. GARCH Modeli

GARCH modeli, ARCH modelinin dezavantajlarından yola çıkıp ARCH modelini geliştirerek Bollerslev (1986) tarafından ortaya çıkarılmıştır. GARCH modeli, ARCH modeline hareketli ortalama yapısı dahil ederek daha fazla geçmiş dönem etkisini dikkate almaktadır (Tsay, 2005: 134; Özdemir, 2020: 32). GARCH modelinin hata terimi, geçmiş hata terimleri ve geçmiş koşullu varyans değerleri ile bağlıdır. Buna göre geçmiş dönem hata ve koşullu varyansını dikkate almaktadır (Engle, 2001: 160).

GARCH (p,q) modelinin genel yapısı (Su vd., 2010: 5):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \dots + \beta_p h_{t-p} \quad (22)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (23)$$

Sıfır ortalama ve pozitif koşullu varyans sağlayabilmesi için aşağıdaki koşullar yerine getirilmelidir:

$$\alpha_0 > 0$$

$$\alpha_i \geq 0$$

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 < 1$$

$$i = 1, 2, \dots, q$$

$$\sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} < 1$$

$$\beta \geq 0$$

$$j = 1, 2, \dots, p$$

Ayrıca, $\sum_{i=1}^{q,p} (\alpha_i + \beta_i) < 1$ denklemi sağlanması, modelin durağanlık özelliğine sahip olduğu anlamına gelmektedir. $\alpha_i + \beta_i$ değerlerinin 1'e yaklaşmasıyla cari dönemin geçmiş dönemde yaşanan şoklardan etkilenmesi ihtimalinin daha yüksek olduğu anlamına gelmektedir (Bollerslev, 1986: 310; Engle, 2001).

Hata terimi ε_t 'nin gecikmeli değerlerinin küçük olması cari dönemdeki ε_t değerinin küçük olmasına neden olur. Benzer şekilde, hata terimi ε_t 'nin gecikmeli değerlerinin büyük olması cari dönemdeki ε_t değerinin büyük olmasına neden olmaktadır. Dolayısıyla, cari dönemde meydana gelen küçük şoklar geçmiş dönemde yaşanan küçük şokların devamıdır. Ayrıca, geçmiş dönemde meydana gelen büyük şoklar cari dönemdeki büyük şokların ortaya çıkmasına neden olur.

GARCH modeli, hareketli ortalama yapısının dahil edilmesiyle ARCH modeline üstünlük sağlamaktadır. Buna rağmen, ARCH modelinde olduğu gibi GARCH modeli, pozitif ve negatif şokların etkisini ayırt etmemektedir (Bollerslev vd., 1992; Bollerslev vd., 1994; Tsay, 2005: 134).

2.3.5. Çok Değişkenli GARCH Modelleri

Portföyün volatilitesi optimum getiri ve risk seviyesini, portföye dahil edilen varlıkların aralarındaki kovaryansa dayandırmaktadır (Belasri ve Ellaia, 2017: 2). Ayrıca, piyasalar ve varlıkların fiyatlarında yaşanan volatilité, diğer piyasalar veya varlıklara yayılabilir. Bu tür volatilité analizi ve yayılımı GARCH modeli ile tespit edilememektedir. Bu sebeple araştırmacılar farklı çok değişkenli GARCH modelleri önermiştir. Bu bölümde, Vektör hata düzeltmesi (VECH), BEKK ve DCC GARCH modelleri açıklanmıştır.

2.3.5.1. Vektör Hata Düzeltmesi GARCH Modeli

Bollerslev vd. (1988) tarafından geliştirilen VECH GARCH modeli, literatürdeki ilk çok varlıklı GARCH modeli olarak bilinmektedir. VECH GARCH modeli, Denklem 24 yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$\begin{aligned}
y_t &= b + \delta H_t w_{t-1} + \varepsilon_t, \\
VECH(H_t) &= C + \sum_{j=1}^q A_j vech(\varepsilon_{t-j} \varepsilon'_{t-j}) + \sum_{j=1}^p B_j vech(H_{t-j}) \\
\varepsilon_t | \psi_{t-1} &\sim N(0, H_t),
\end{aligned} \tag{24}$$

Burada;

C : Sabit katsayısı,

A_i ve B_j : Katsayıların matrisleridir.

VECH GARCH modeli, varyans ve kovaryans değerlerinin pozitif olduğu varsayımı ile farklı varyans ve kovaryanslar arasındaki etkileşimlerin tahminini sınırlamaktadır. Dolayısıyla model, finansal zaman serilerinin arasındaki dinamik bağlantıları dikkate almaz ve yanlış sonuçlara sebep olabilir (Tsay, 2005: 538). Bunun için çalışmada VECH GARCH modeli uygulanmamıştır.

2.3.5.2. Baba, Engle, Kraft, Kroner GARCH Modeli

BEKK GARCH modeli, dinamik bağlantıların analize dahil edilmesi için Engle ve Kroner (1995) tarafından geliştirilmiştir. BEKK GARCH modelinin ana formülü Denklem 25'te yer almaktadır.

$$H_t = C' C + \sum_{j=1}^q \sum_{k=1}^K (\alpha'_{kj} \times \alpha_{kj} \times \varepsilon_{t-j} \varepsilon'_{t-j}) + \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^K (\beta'_{kj} \times h_{qk,t-j} \times \beta_{kj}) \tag{25}$$

Burada, C , α_{kj} ve β_{kj} $n \times n$ parametre matrisidir.

BEKK modelinde çok matris transpozisyonuna dayanması sebebiyle çok sayıda hesaplamalar gerektirmektedir (Su vd., 2010: 12; Belasri ve Ellaia, 2017: 3).

Diagonal BEKK modeli, BEKK modeline benzer ancak kovaryans matrisinin köşegen elemanlarına (diagonal) dayanır. Bu model, farklı değişkenler arasındaki geçmiş bağımlılık seviyelerine bağlı olarak kovaryans matrisinin farklı elemanlarını modeller. BEKK ve diagonal BEKK modelinde hesaplanması gereken parametre sayısı Denklem 26 ve 27'de yer almaktadır (Özdemir, 2020: 43-44). Diagonal BEKK modelinde parametre sayısı BEKK modeline göre daha az olsa da diğer çoklu GARCH modellerine göre daha çok hesaplama gerektirmektedir.

$$(p + q)KN^2 + (N(N + 1)) / 2 \tag{26}$$

$$(p + q)KN + (N(N + 1)) / 2 \tag{27}$$

İki varlıklı BEKK GARCH modelinin volatilité analizi Denklem 28 yardımıyla açıklanmaktadır:

$$H_t = C_0^* C_0^* + \begin{bmatrix} a_{11}^* & a_{12}^* \\ a_{21}^* & a_{22}^* \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \epsilon_{1,t-1}^2 & \epsilon_{1,t-1} \epsilon_{2,t-1} \\ \epsilon_{2,t-1} \epsilon_{1,t-1} & \epsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11}^* & a_{12}^* \\ a_{21}^* & a_{22}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{11}^* & g_{12}^* \\ g_{21}^* & g_{22}^* \end{bmatrix}' H_{t-1} \begin{bmatrix} g_{11}^* & g_{12}^* \\ g_{21}^* & g_{22}^* \end{bmatrix} \quad (28)$$

Buna göre,

$$h_{11} = c_{11} + a_{11}^{*2} \epsilon_1^2 + 2a_{11}^* a_{21}^* \epsilon_1 \epsilon_2 + a_{21}^{*2} \epsilon_2^2 \quad (29)$$

$$h_{12} = c_{12} + a_{11}^* a_{12}^* \epsilon_1^2 + (a_{21}^* a_{11}^* + a_{11}^* a_{22}^*) \epsilon_1 \epsilon_2 + a_{21}^* a_{22}^* \epsilon_2^2 \quad (30)$$

$$h_{22} = c_{22} + a_{12}^{*2} \epsilon_1^2 + 2a_{12}^* a_{22}^* \epsilon_1 \epsilon_2 + a_{22}^{*2} \epsilon_2^2 \quad (31)$$

Denklem 29, 30 ve 31'de gösterilen BEKK GARCH modelleri kullanılarak volatilité analizi, yayılımı ve gelecek fiyat tahmini yapılmaktadır.

BEKK GARCH modelinin en önemli özelliği modelin otomatik olarak pozitif koşullu kovaryans sağlamasıdır (Huang vd., 2010). Buna rağmen, çoğu zaman BEKK modeli ile istatistiksel olarak anlamlı olmayan değerler elde edilmektedir (Tsay, 2010: 513-516).

2.3.5.3. Sabit Koşullu Korelasyon GARCH Modeli

Sabit Koşullu Korelasyon (CCC¹) GARCH modeli, Bollerslev (1990) tarafından geliştirilmiştir. Kosullu kovaryans matrisinin modellenebilmesi için koşullu korelasyon matrisini kullanmaktadır. Denklem 32'de CCC modeli yer almaktadır (Bollerslev, 1990: 499).

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (32)$$

D değişkeni, $n \times n$ stokastik diyagonal matrisi, R_t ise, $\rho_{ij} \sqrt{(\omega_i \omega_j)}$ elemanlara sahip zamanla değişmeyen $n \times n$ koşullu korelasyon matrisidir. Dolayısıyla, CCC modelinde, koşullu varyansın değişken olduğu ve koşullu korelasyonun sabit olduğu kabul edilmektedir. Buna göre modelin uygulaması daha kolay olmasına rağmen model, gerçek finansal zaman serilerinin analizinde zayıf kalmaktadır (Huang vd., 2010: 102).

¹ CCC, Constant Conditional Correlation Model'in kısaltmasıdır.

2.3.5.4. Dinamik Koşullu Korelasyon GARCH Modeli

DCC GARCH modeli, doğrusal olmayan tek değişkenli GARCH ve CCC modelleri birleştirilerek Engle (2002) tarafından geliştirilmiştir.

DCC GARCH modeli, tek değişkenli GARCH ve CCC GARCH modellerinde koşullu korelasyonun sabit olduğu ve zamanla değişmemekte olduğu varsayımlarına ihtiyaç duyulmadan uygulanmaktadır (Huang vd., 2010: 102). Buna göre, Denklem 32’de yer alan koşullu varyansı D_t ile koşullu korelasyon R_t terimi zamanla değişen olmasına izin vermesi bakımından farklılık göstermektedir. Buna göre,

$$R_t = \text{diag} \left(q_{11,t}^{-1/2}, \dots, q_{NN,t}^{-1/2} \right) Q_t \text{diag} (q_{11,t}^{-1/2}, \dots, q_{NN,t}^{-1/2}) \quad (33)$$

$$Q_t = q_{ii,t} = S(1 - \alpha - \beta) + \alpha \varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1} + \beta Q_{t-1} \quad (34)$$

$$\alpha > 0, \beta > 0$$

Q_t : $N \times N$ pozitif tanımlı matrisidir.

S : ε_t 'nin $N \times N$ koşulsuz varyans matrisidir

DCC GARCH modelin durağanlık olabilmesi için $\alpha + \beta < 1$ şartı sağlanmalıdır.

DCC GARCH modelinin en önemli avantajı tahmin edilen parametre sayısı BEKK GARCH modelinden daha azdır. DCC GARCH modeli iki aşamada uygulanır. İlk aşamada, tek değişkenli GARCH modeli ile koşullu varyansı tahmin edilir. İkinci aşamada, zamanla birlikte kovaryans matrisi pozitif hale getirilerek koşullu korelasyon parametreleri tahmin edilmektedir (Huang vd., 2010: 102).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. LİTERATÜR TARAMASI

Kripto paraların ortaya çıkışı, 2008 yılında Bitcoin kripto para biriminin ortaya çıkması ve 2009 yılında belgelendirilmesi ile gerçekleşmiş ve iş adamları, yatırımcılar, medya ve akademisyenler gibi farklı yatırımcılar tarafından büyük ilgi görmüştür. Bu ilginin en önemli nedenleri kripto paraların özel borsalarda ticaretinin olması, yatırım varlıkları haline gelmesi (Yin, vd., 2021: 233), e-ticaret ve finansal teknolojilerde önemli rol oynaması (Polasik vd., 2015: 9; Klein vd., 2018: 105) ile çeşitli hükümetler tarafından kripto para birimleri ve borsaları hakkında çeşitli regülasyonlarda bulunulmasıdır. Bu bağlamda kripto paralar Avustralya ve Japonya gibi bazı ülkeler tarafından yasallaştırılmıştır (Zykova ve Lobach, 2020). Almanya’da 2013 yılında kripto paralar özel fon olarak kabul edilmiştir (Chornous vd., 2019: 3). Kripto paralar İsviçre, İsveç, Arjantin ve İspanya gibi farklı ülkelerde resmi ödeme aracı olarak kullanılmaktadır (Drozd vd., 2017: 222; Konyagina, 2020; Shovkhalov ve Idrisov, 2021). Buna karşın kripto paralar, ABD ve Kanada gibi bazı ülkelerde vergi amacıyla değerli yatırım aracı olarak algılanmalarına rağmen hala yasallaşmamıştır (Zykova ve Lobach, 2020). Türkiye’de ise, TCMB Nisan 2021 tarihinde Resmi Gazete’de yayımladığı ‘Ödemelerde Kripto Varlıkların Kullanılmamasına Dair Yönetmelik’ kapsamında kripto para birimlerinin kullanılmasına çeşitli kısıtlamalar getirmiştir. İlgili yönetmelikte kripto varlıkların, ödemelerde doğrudan veya dolaylı şekilde kullanılamayacağı ve buna yönelik hizmet sunulamayacağı belirtilmiştir (TCMB, 2021: 13). Bu yönetmelikte kripto paranın ödeme aracı olarak kullanılması yasaklanmış olup, ticari amaçlı ve yatırım aracı olarak kullanılmasına yönelik herhangi bir yasaklama getirilmemiştir.

Kripto paralar ile ilgili pek çok araştırma yapılmış olmasına rağmen literatür bu konuda hala yetersiz kalmaktadır ve konu hakkında daha fazla araştırma yapılmasına ihtiyaç duyulmaktadır (Koerhuis vd., 2020). Bugüne kadar yapılan çalışmalarda kripto paralar, farklı açılardan ele alınmıştır. Bu araştırmalarda kripto paralar döviz kuru etkinliği (Kececi, 2020), hukuk (Yurtçiçek, 2015; Yüksel, 2015; Ateş, 2016; Alkış, 2018; Dogan, 2018; Kaplanhan, 2018) vergi ve muhasebe (Ateş, 2016; Dizkırıncı ve Gökgöz, 2018; Günay ve Kargı, 2018; Serçemeli, 2018), blok zinciri (Dogan, 2018; Turan, 2018), petrol, dolar veya altın (Dyhrberg, 2016; Turan, 2018; Karaağaç ve Altınırnak, 2018), kripto para piyasası (Sönmez, 2014; Gültekin ve Bulut, 2016; Urquhart, 2016; Fry ve Cheah, 2016; Dyhrberg, 2016; Bouri, Roubaud ve Shahzad, 2019), kripto para volatilitesi ve karşılıklı etkisi (Dyhrberg, 2016; Karaağaç ve Altınırnak, 2018; Abar, 2020) bağlamlarında incelenmiştir. Kripto paralar ile ilgili yapılan literatür taraması Tablo 2’de özetlenmiştir. Tablo 2’de en sık kullanılan modeller ve analize dahil edilen zaman serileri gösterilmiştir.

Tablo 2: Kripto Para İle İlgili Literatür Taraması

Çalışma	Kullanılan Model	Veri Serisi	İlgili Alan
Dyhrberg (2016)	Üstel GARCH (exponential GARCH) modeli	Bitcoin, Altın ve ABD doları	Volatilite Analizi
Bukovina ve Marticek (2016)	AR modeli	Bitcoin	Volatilite Duyarlılığı
Katsiampa (2017)	GARCH modelleri	Bitcoin	Fiyat ve Volatilite Tahmini
Baur ve Dimpfl (2017)	VAR modeli	Bitcoin	Volatilite Analizi
Chu vd. (2017)	GARCH modelleri	Bitcoin, Dash, Dogecoin, Litecoin, Maidsafecoin, Monero ve Ripple	Volatilite Analizi
Klein vd. (2018)	BEKK GARCH modeli	Bitcoin ve Altın	Volatilite ve Korelasyon Analizi
Conrad vd. (2018)	GARCH-MIDAS modeli	Bitcoin, ABD Dolar ve S&P 500	Kısa ve Uzun Dönem Volatilitesi
Aghalibayli (2019)	VAR ve Granger nedensellik testi	Bitcoin, Altın, Petrol ve Euro/Dolar	Volatilite Analizi ve Yayılımı
Ardia vd. (2019)	GARCH ve VAR modeli	Bitcoin	Volatilite Analizi
Fang vd. (2019)	GARCH-MIDAS ve DCC MIDAS modeli	Bitcoin ve EPU	Volatilite Analizi ve Yayılımı
Katsiampa (2019)	BEKK GARCH modeli	Bitcoin ve Ether	Volatilite Yayılımı ve Ortak Hareketleri
Wang vd. (2019)	VAR-GARCH-BEKK modeli	Bitcoin ve Altı Finansal Varlıklar	Riskten Kuruma Aracı Olması
AL-Yahyaee vd. (2019)	DCC-GARCH modeli	Bitcoin, Altın, Petrol ve S&PGSCI Endeksi	Volatilite Analizi, Tahmini ve Portföy Yönetimi
Gyamerah (2019)	GARCH modelleri	Bitcoin	Volatilite Analizi
Walther vd. (2019)	GARCH-MIDAS modeli	Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple ve Stellar	Volatilite Analizi ve Kaynakları
Kim vd. (2020)	DCC-GARCH modeli	Bitcoin, Altın ve S&P 500 Endeksi	Volatilite Yayılımı ve Korelasyon Analizi
Okorie ve Lin (2020)	DCC-GARCH modeli	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin cash, Litecoin ve Petrol	Volatilite Yayılımı
Al-Yahyaee vd. (2020)	Multifraktal Eğilimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi	Bitcoin, Ethereum, Monero, Dash, Litecoin ve Ripple	Etkin Piyasa Belirleyiciler

Tablo 2 (Devam)

Çalışma	Kullanılan Model	Veri Serisi	İlgili Alan
Ahmed ve Al Mafrachi (2020)	Kantil Regresyon (Quantile Regression)	Bitcoin, Ethereum ve Ripple	Volatilite Analizi ve Duyarlılığı
Yin vd. (2020)	GARCH modeli	Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Petrol	Uzun Dönem Volatilite Etkileyiciler
Caporale vd. (2021)	BEKK GARCH modeli	Bitcoin, Litecoin ve Ethereum	Volatilite Yayılımı ve Siber Saldırıların Etkisi
Yen ve Cheng (2021)	Stokastik oynaklık modeli	Bitcoin, Litecoin ve EPU	EPU'nun Kripto Para Volatilitesine Etkisi.
Panagiotidis vd. (2022)	GARCH ve Markov-GARCH modeli	292 kripto para birimi	Volatilite Analizi
Kejia vd. (2022)	DCC-GARCH modeli	Bitcoin, Ethereum, Tether, Ripple, Litecoin, Bitcoin Cash, Stellar, Monero, EOS ve NEO	COVID-19'un Volatiliteye Etkisi
Ampountolas (2022)	GARCH ve DCC GARCH modeli	Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple	Volatilite Analizi
Aggarwal (2022)	BEKK GARCH modeli	Litecoin, Stellar ve Ripple	Volatilite Analizi
Özdemir (2022)	DCC GARCH ve Wavelet analizi	Bitcoin, Ethereum, Stellar, Ripple, Tether, Cardano, Litecoin, ve Eos	Volatilite Analizi
Bao vd. (2022)	DCC-GARCH modeli	Bitcoin ile 20 MSCI endeksi	Bitcoin'nin Para Dolaşımına Etkisi
Catania ve Grassi (2022)	GARCH modeli	Bitcoin	Bitcoin Fiyat Oluşumu
De Pace ve Rao (2023)	GARCH ve DCC GARCH modeli	Bitcoin, Ripple, Ethereum, Bitcoin Cash, Stellar, EOS, Litecoin, Cardano, ve Monero	Ortak Hareketleri ve İstikrarsızlık Seviyeleri

Bitcoin kripto para piyasasının açılmasından bu yana, en yüksek piyasa değerine sahip kripto para birimi olmuştur. Bitcoin'in piyasa değeri, toplam kripto para piyasasının %40'ını temsil etmektedir (Coinmarketcap, 2023). Bu sebeple araştırmacılar kripto para yatırımını ve volatilitelerini değerlendirmek istediklerinde, Bitcoin'i dikkate almışlardır. Bukovina ve Marticek (2016) çalışmalarında, Bitcoin'in volatilite duyarlılığını incelemişlerdir. Katsiampa (2017) çalışmasında, Bitcoin'in kısa ve uzun dönem volatilitelerini incelemiştir. Bitcoin'in fiyat getirisi ile volatilitesi arasındaki ilişki, Bouri vd. (2017) ve Gyamerah (2019) tarafından incelenmiştir. Bitcoin'in gerçek ve dinamik volatilitesi, Baur ve Dimpfl (2017), Pichl ve Kaizoji (2017) ve Ardia vd. (2019) tarafından incelenmiştir. Catania ve Grassi (2022) çalışmalarında, Bitcoin'in finansal zaman serisinin performansı tahmin edilmiştir.

Son dönemde kolay kullanımı ve daha az maliyetli olması yönleriyle kripto paralar, ödeme aracı olarak kullanılmaya başlanmıştır (Glser vd., 2014: 2). Kripto paraların geleneksel ödeme

araçlarına kıyasla bazı farklılıkları bulunmaktadır. Kripto para birimleri ile geleneksel para birimleri arasındaki temel fark, kripto para birimlerinin içsel değerlerinin (intrinsic value¹) olmaması ve buna bağlı olarak kripto paraların, spekülative balonlar olarak görülmeleridir (Chuen vd., 2018: 17). Bu duruma ek olarak kripto paralar, yatırımcının güvenini kazanamamış olmaları, hükümet baskıları, teknik sorunlar gibi sebeplerle özellikle enflasyon dönemlerinde aşırı dalgalanmalar gösterebilmektedirler (Grinberg, 2011: 175; Cheah ve Fry, 2015: 32). David vd. (2017: 17)’ne göre kripto paralar, diğer elektronik ödeme araçlarında olduğu gibi herhangi bir rezerv veya teminata bağlanmamaktadırlar. Bu özellikler geleneksel para araçları ile kıyaslandığında kripto para birimlerini, büyük fiyat dalgalanmalarına ve yüksek volatilité seviyelerine maruz bırakmaktadır (Grinberg, 2011: 174; Chu vd., 2017: 1; Katsiampa, 2017: 3; Walther vd., 2017: 1). Yatırımcılar ise kripto paraları, yüksek volatiliteleri ve sağlayabileceği getiri seviyelerine göre spekülative yatırım aracı olarak da kullanılmaktadırlar (Baur vd., 2018: 178). Naeem vd. (2022) çalışmalarında kripto paralarının yüksek volatilité, devamlı ve gizli işlemlerde kullanılabilirliği, manipülasyona maruz kalma, siber suçluluk ve fiyat balonu potansiyellerine sahip olma özelliklerinin, en belirgin kripto para özellikleri olduğunu vurgulamışlardır.

Merkezi otoritenin olmaması ve yeni para birimi çıkartma işlemleri, herhangi bir banka veya kuruluştan kontrol edilmemesi, piyasanın kontrol edilmesini zorlaştırmaktadır. Ayrıca kripto paralarda açık dağıtılmış defterlerin kullanılması, çift harcama işlemlerine yol açabilmektedir (David vd., 2017: 17).

Kripto para alımının temel amacı, alım satım işlemleri yaparak getiri elde etmektir. Bu bağlamda kripto paralar finansal varlık olarak değerlendirilir (Glser vd., 2014: 2; Dyhrberg, 2016: 86). David vd. (2017: 18) kripto paraları geleneksel finans bakış açısıyla değerlendirmişler ve kripto paraları, kriptografi platformunu kullanan bir değer aktarma fonu olarak değerlendirmişlerdir (David vd., 2017: 18).

Likidite açısından değerlendirildiğinde, piyasada kripto para birimi işleminin gerçekleşmesi 60 dakika kadar sürebilmektedir. Bu yönüyle kripto paranın, geleneksel paralara benzerliği azalmakta ve emtiaya benzerliği artmaktadır. Brauneis vd., (2022) ise, Bitcoin’in likiditesinin hisse senedi yatırımının likiditesinden daha yüksek olduğunu göstermiştir.

Kripto parayı yatırım varlığı olarak değerlendiren bazı kuruluşlar², kripto paraya özellikle de Bitcoin’e “yeni altın” ismini vermişlerdir. Bu bağlamda bazı araştırmacılar, kripto para ve altının ortak özelliklerden bahsetmiştir. Kripto para ve altın, her ikisi de baskın olarak merkezi değildir, sınırlı sayıda bulunurlar, madencilik faaliyetleri sonucu ortaya çıkarılırlar (bu durum bir rekabet

¹ İçsel değer, bir varlığın finansal performansına göre gerçek değerini göstermektedir.

² Örnek olarak Bloomberg (<https://cutt.ly/t4WEOFa>), Forbes(<https://cutt.ly/G4WEDEh>), ve CNN (<https://cutt.ly/O4WEGFX>) incelenebilir.

yaratmakta ve bu rekabet fiyat ve performansı etkilemektedir), riskten korunma stratejilerinde bir değer deposu olarak kullanılırlar ve her ikisine olan talep, gelecekteki değerın yükseleceđi beklentisinden etkilenmektedir (Ciaian vd., 2016: 1802; Baur vd., 2018: 179). Buna karřın kripto para ile altın arasındaki farklar, Bitcoin'in "yeni altın" olarak algılanmasını anlamsız kılmaktadır.

Kripto para yatırımları ele alındığında, kripto paranın özellikleri ve yatırım amacı öne çıkmaktadır. Bu bağlamda kripto paraların, özellikle hızlı kazanç arayan yatırımcıların başvurduğu bir yatırım aracı olduğu savunulmuştur. Kripto para yatırımcıları ile kumar bağımlılığı ve yüksek riskli hisse senedi yatırımcıları arasında ortak demografik ve kişisel özellikler olduğu tartışılmıştır (Johnson vd., 2022).

Öte yandan kripto para volatilité kaynakları dikkate alan farklı çalışmalar vardır. Bitcoin para biriminin volatilitésinin sebepleri ve bunları etkileyen faktörler Bakas vd., (2022) tarafından araştırılmıştır. Çalışmada 22 farklı faktör dikkate alınmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Bitcoin para biriminin volatilitésindeki en önemli etkenler Google trendleri, toplam Bitcoin dolařımı, ABD tüketici güveni ve S&P 500 endeksi olarak görölmüştür. Benzer şekilde Tong vd., (2022) yaptıkları çalışmada Google trendlerin 24 kripto para birimine olan etkisini incelemiştir. Çalışma sonucunda kuyruk olayların, merkez gözlemlerden daha fazla bilgi barındırdığı görölmüştür.

Walther vd. (2019) çalışmalarında, dış kaynaklı volatilité etkenlerini incelemiştir. GARCH-MIDAS modeli ile elde edilen sonuçlara göre global reel ekonomik aktivite faktörünün, volatilité tahmininde en iyi sonuçları verdiği görölmüştür. Yin vd. (2020)'e göre petrol piyasası şokları, kripto para volatilitésinin en önemli etkenlerinden biridir. Raza vd. (2023) yaptıkları çalışmada mali düzenleme politikasındaki belirsizliğin, kripto para volatilitésine olan etkisini araştırmışlardır. Çalışma sonucunda mali düzenleme politikasındaki belirsizlik ile kripto para volatilitésini arasında ters yönlü bir ilişki olduğu görölmüş, belirsizliğin artmasıyla volatilitenin düşebileceđi sonucuna varılmıştır.

Literatür incelendiğinde kripto paraların en büyük sorununun, yüksek volatilité seviyeleri olduğu görölmektedir. Aniden ve yüksek oranlarda gerçekleşen fiyat değışimleri, bazı yatırımcılar tarafından yatırım fırsatı olarak değerlendirilmektedir. Bu özelliđi ile Bitcoin, menkul kıymetler portföyüne eklenmesi ile aynı gelir seviyesindeki sistematik riski azaltmaktadır (Bouri vd., 2017: 14). Conrad vd. (2018: 10)'e göre Bitcoin ve S&P 500 endeksinin volatilité seviyeleri birbirleriyle çelişkili ilişkili ve S&P 500 endeksinin risk primi, Bitcoin uzun vadeli volatilité seviyelerini olumlu yönde etkilemektedir.

Farklı zaman dilimlerindeki getiri dalgalanmalarının kripto para fiyatlarına olan etkisi (Kakinaka ve Ken, 2022) tarafından incelenmiştir. Çalışmada, ölçeđe bađlı asimetric volatilité değeri ile altı kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Monero ve Dash) ele

alınmıştır. Çalışma sonucunda kripto para volatilité değérlerinin zamanla değışen özelliğı sahip olduğı, Bitcoin ve Ethereum para birimlerinin negatif fiyat şoklarında güçlü asimetrik volatilité etkisi olduğı, Ripple ve Dash gibi küçük para birimlerinin pozitif fiyat şoklarında güçlü asimetrik volatilité etkisi olduğı görülmüştür (Kakinaka ve Ken, 2022: 14).

Okorie ve Lin (2023) yaptıkları COVID-19 öncesi ve sonrası kripto para volatilitesi değérlendirmesinde, 20 farklı kripto para birimi kullanmışlardır. Elde edilen bulaşma analizi sonuçlarına göre COVID-19 dönemi, kripto para getirisinden daha fazla kripto para volatilitesini etkilemiştir.

Fang vd., (2020) çalışmalarında, belirsizlik durumlarında kripto paralar ve finansal varlıklar arasında negatif volatilité ilişkisi bulunduğunu göstermişlerdir. Çalışmada kripto paraların hedge aracı olarak kullanılabildiğı, bu durumun mevcut riski azaltma gibi farklı avantajlar sağladığı görülmüştür.

Yen ve Cheng (2021: 7) çalışmalarında, kripto paralar ile ekonomi politikasındaki belirsizlik (EPU¹) arasında negatif korelasyon ilişkisinin olduğunu ve kripto paraların, riske karşı hedge aracı olarak kullanılabileceğı sonucunu elde etmişlerdir.

Literatürde, genel olarak, kripto paralar ile finansal varlıklar arasında negatif korelasyonlu bir ilişki olduğı görülmüştür (Bouri, vd., 2017; Conrad, vd., 2018; Fang, vd., 2020; Yen ve Cheng, 2021). Bu bağlamda çalışmada, kripto para volatilitesinin değérlendirilmesi amacıyla S&P 500 endeksinin kullanılması sonucu daha etkin model oluşturulması sağlanmakta ve portföyün risk seviyesini azaltıcı etki yaratması beklenmektedir.

Kripto para işlemlerinin online ve gizli yapılması sonucu, karşı taraf riski yüksek olmaktadır. Ciaian vd. (2016: 1802)'e göre kripto para arzı egzojen² (dışsal) arzdır, altın arzı endojen (içsel) arzdır. Altının içsel değeri (intrinsic value) olmasına karşın, kripto paranın içsel değeri bulunmamaktadır (Baur vd., 2018: 178).

Al-Yahyaee vd. (2019: 119) çalışmalarında Bitcoin ve altının, S&P 500 endeksi ve ham petrolün risklerine karşı korunma özelliklerine sahip olduklarını göstermişlerdir. Dyhrberg (2016) çalışmasında altın, ABD doları ve Bitcoin volatilitelerini birlikte değérlendirmiştir. Buna göre üç yatırım fonunda, riskten korunma ve değışim aracı olarak kullanılmalarında ortak özelliklere sahip

¹ Ekonomik politika belirsizliğı (economic policy uncertainty-EPU) endeksidir. Piyasa, haberler ve ekonomi faktörleri dikkate alınarak ekonominin belirsizliğini gösteren endekstir (Al-Thaqeb ve Algharabali, 2019: 3).

² Egzojen (Exogenous) arz, piyasa talebi ve faktörlerinden bağımsız arz türüdür.

oldukları görülmüştür. Benzer şekilde, Kim vd. (2020) Bitcoin, altın ve S&P 500 endeksinin volatilité ilişkilerini incelemişlerdir.

Bitcoin, özellikle riskten kaçınan yatırımcılar için, piyasada olumsuz şok beklentisi olduğunda risk yönetiminde avantaj sağlayabilmektedir. Bitcoin, ABD dolarının salt değişim aracı olma özelliğini ve altının salt değer deposu olma özelliğini bir arada sunmaktadır (Dyhrberg, 2016).

Diğer kripto para birimlerine de araştırmacılar tarafından ilgi gösterilmiştir. Chu vd. (2017) çalışmalarında Bitcoin, Dash, Dogecoin, Litecoin, Maidsafecoin, Monero ve Ripple kripto para birimlerinin volatilitelerini incelemişlerdir. Walther vd. (2019) çalışmalarında, kripto para piyasasının dışsal volatilité etkilerini değerlendirmek amacıyla Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, ve Stellar kripto para birimlerini kullanmışlardır.

ABD, Çin, Japonya ve Kore'nin ekonomik politika belirsizliği ile Bitcoin ve Litecoin aylık fiyatlarının volatiliteleri arasındaki ilişki, Yen ve Cheng (2021) tarafından incelenmiştir. Okorie ve Lin (2020) kripto paralar ile ham petrol spot fiyatları arasındaki volatilité ilişkisini değerlendirirken Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin cash ve Litecoin kripto para birimlerini dikkate almıştır. Genel bir değerlendirme ile kripto para volatilitésinin, altın ve diğer finansal varlıkların volatilité değerlerinden daha yüksek olduğu görülmüştür (Klein vd., 2018: 106).

Finansal portföyün temelinde yatırımın çeşitlendirilmesi yer alır. Bu sayede riskin dağıtılması, getirilerin artırılması ve potansiyel kayıpların etkisinin azaltılması mümkün hale gelir. Portföy işlemlerinde varlığın seçimi, dağıtımı ve optimizasyonu oldukça önemlidir. Zolfani vd. (2022) getiri tahminine dayanarak, çok kriterli karar verme yöntemleri ile kripto para birimlerinin portföylere dahil edilmelerini incelemişlerdir. Bu amaçla çalışmalarında 9 kripto para birimi kullanılmışlardır. Bunlar Bitcoin, Dash, Ethereum Classic, Ethereum, Litecoin, Monero, Neo, Stellar ve Ripple kripto para birimleridir. Çalışma kapsamında oluşturulan portföylerde, en çok varlık yüzdesi Bitcoin, Litecoin ve Stellar kripto para birimlerindedir. Dolayısıyla en iyi getiri, risk seviyesi ve piyasa değeri kombinasyonuna sahip kripto para birimleri sırasıyla Bitcoin, Litecoin ve Stellar kripto para birimleridir (Zolfani vd., 2022: 13).

Cui vd. (2023) portföy yatırımlarında kripto para birimleri kullanılmasını, koşullu riske maruz değer (CVaR)¹ kavramına dayanan yeni risk yönetim modeli ile incelemişlerdir. Çalışmada Bitcoin, Ripple, Litecoin, Ethereum, Tether ve Dash kripto para birimleri kullanılmıştır. Önerilen yöntemle oluşturulan ortalama-CVaR etkin sınırının, ortalama-varyans etkin sınırıyla büyük ölçüde uyduğu sonucuna varılmıştır (Cui vd., 2023: 8).

¹ CVaR, Conditional Value at Risk'nin kısaltmasıdır ve finansal risk yönetiminde kullanılan bir ölçüttür.

Shang vd. (2022) çalışmalarında kripto paranın altın getirisini tahmin etme yeteneğini araştırılmıştır. Çalışma sonucunda, oluşturulan kripto para politikasının altının haftalık getirisini tahmin etmede güçlü bir yöntem olduğu ve diğer yöntemlere göre üstünlük sağladığı görülmüştür. Huang vd. (2023)'e göre Bitcoin yatırımları ile COVID-19'dan sonra yeşil varlık yatırımlarının koruma özelliği geliştirilmiş ve genişletilmiştir.

Çevresel etki, kripto para yatırımları ele alındığında en önemli hususlardan bir tanesidir. Çünkü kripto para madenciliği ve buna bağlı olan iş ispatı ve hisse ispatı algoritmaları, aşırı kaynak kullanımına neden olmaktadır. Bu bağlamda Wendl vd. (2023: 1) çalışmalarında iş ispatı ve hisse ispatı algoritmalarını, çevresel riskleri açısından değerlendirmişlerdir. Çalışmanın sonucuna göre Bitcoin gibi iş ispatlı algoritmalara dayanan kripto paralar yerine yeni politikalar getirilmesi durumunda, madencilğe teşvik kaybı yaşanabilir. Buna karşın hisse ispatı algoritmalarına dayanan kripto paralar, iş ispatlı kripto paralara göre daha fazla çevresel sürdürülebilir olma özelliğine sahiptir. Zhang vd., (2023: 1) çalışmalarında, Bitcoin para birimi ile enerji kullanımını ve karbondioksit (CO₂) emisyonlarını incelemişlerdir. Çalışma sonucunda değişkenler arasında heterojen bir ilişki olduğu ortaya koyulmuştur. Ayrıca, özellikle Bitcoin madenciliğinde yeni teknoloji geliştirilmesine ihtiyaç olduğu vurgulanmıştır. (Jones vd., 2022) çalışmalarında, Bitcoin madenciliğinin çevresel zararı incelenmiştir. Çalışma, üç farklı sürdürülebilir kritere göre değerlendirilmiştir. Çalışmada, 2016-2020 yılları arasında Bitcoin madenciliği sonucu üretilen para başına düşen çevresel zararların arttığı sonucuna varılmıştır. Hatta bazı dönemlerde sebep olunan çevresel zararın, elde edilen Bitcoin değerinden daha fazla olduğu görülmüştür (Jones vd., 2022: 1).

Literatürde finansal varlıkların zaman serilerindeki volatilitésinin değerlendirilmesi amacıyla farklı modeller oluşturulması yoluna da gidilmiştir. Önceki yöntemlerin en önemli kısıtı, tek dönemli varyansın sabit kabul edilmesi varsayımdır. Bu sebeple, ARCH modeli Engle (1982) tarafından geliştirilmiştir. ARCH modelinde, geçmiş dönem hata terimleri dikkate alınmaktadır. Engle'nin önerdiği ARCH modeli, geçmiş yöntemlere göre daha başarılı sonuç vermiştir. ARCH modeli geçmiş dönemlerdeki hataları dikkate alarak koşullu varyansın değişmesini sağlamakta, koşullu olmayan varyansı ise sabit tutmaktadır. Bollerslev (1986) çalışmasında otoregresif yapı ile hareketli ortalama yapısını birleştirerek, GARCH modelini önermiştir. GARCH modeli araştırmacılar tarafından farklı alanlarda kullanılmıştır. Bu alanlar enerji hisse senedi volatilitésini (Virginia vd., 2018: 131), elektrik fiyat tahmini (Li ve Zhang, 2007), altın fiyat volatilitésini (Kristjanpoller ve Minutolo, 2015), Bitcoin, altın ve dolar volatiliteleri (Dyhrberg, 2016), hisse senedi opsiyonu değerlendirilmesi (Christoffersen ve Jacobs, 2004), buğday (Čermák vd., 2017) ve makine performanslarının (Pham ve Yang, 2010) değerlendirmeleridir.

Panagiotidis vd. (2022: 1-3) çalışmalarında, 292 kripto para birimini geleneksel GARCH ve Markov-GARCH modelleri ile değerlendirmişlerdir. Farklı birimler kullanıldığı için farklı zaman serileri ve farklı gözlem sayıları kullanılmış olup, getiri üzerinde uygulanan volatilité analizi

logaritmik olarak hesaplanmıştır. Çalışma sonucunda GARCH ve eşik GARCH¹ modelleri ile, diğer modellere kıyasla daha iyi sonuçlar elde edilmiştir (Panagiotidis vd., 2022: 12).

Kripto paraların ortak hareketleri ve istikrarsızlık seviyeleri De Pace ve Rao (2023) tarafından değerlendirilmiştir. Çalışmada 9 kripto para birimi ele alınmıştır. Bu kripto para birimleri Bitcoin, Ripple, Ethereum, Bitcoin Cash, Stellar, EOS, Litecoin, Cardano, ve Monero'dur. Kripto para birimlerinin volatiliteleri, tek ve çok değişkenli (DCC GARCH) modelleri ile değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda bazı kripto para birimlerinin 2016'ya kadar zayıf bir hedge aracı olarak görülmesine rağmen, sonraki dönemlerde daha iyi bir hedge aracı değerlendirilebileceği görülmüştür. Ayrıca 2018 yılında kripto para birimlerinde belirgin bir kargaşa durumunun görüldüğü ve 2019 yılının ikinci yarısında yaygın sıkıntı gösterdiği sonuçlarına varılmıştır (De Pace ve Rao, 2023: 198).

Literatür taramasının devamında, yaygın olarak kullanılan çok değişkenli volatilité değerlendirme modelleri incelenmiştir. Bu modeller arasında, VEC, BEKK ve DCC GARCH modelleri bulunmaktadır. GARCH modeli volatilité değerlendirmesinde, daha düşük MHO ve MKO değerlerine ulaşılmasını sağlamaktadır. Buna karşın, çok varlıklı portföyün risk seviyesini ve varlıklar arasındaki korelasyonu dikkate almamaktadır. Bu sebeple FVFM kapsamında yapılan portföy analizleri dikkat alınarak, ilk çok değişkenli GARCH modeli Bollerslev vd. (1988) tarafından ortaya çıkarılmıştır. Vektör hata düzeltmesi modeli (Vector Error Correction Model-VEC) veya Vektör-GARCH olarak adlandırılan bu yöntemin uygulama sonuçlarında, kovaryansın zamanla değiştiği ve tahmin edilebileceği bulunmuştur. VEC modelinin farklı alanlarda kullanılabilmesine karşın, en önemli dezavantajı zaman serileri arasındaki dinamik korelasyonu dikkate almamasıdır. VEC modeli yeşil ve gri enerjiler arasındaki volatilité yayılımı (Abbas Rizvi vd., 2022), eşbütünleşme dinamikleri (Li ve Liu, 2021), dönemler arası fiyat keşfi (Sifat vd., 2021), ham petrol fiyat ve volatilitesi (He vd., 2021), gıda ürünlerinin fiyatları ve bu fiyatları etkileyen faktörler (Crespo Cuaresma vd., 2021; Ahmed, 2021), volatilité yayılımı (Joseph vd., 2021; Mishra vd., 2022) ve hedge performansı (Kharbanda ve Singh, 2020) gibi farklı alanlarda kullanılmıştır.

Bir diğer çoklu varlıklı volatilité değerlendirme yöntemi ise BEKK modelidir. BEKK modeli öncelikle Baba, Engle, Kraft ve Kroner tarafından önerilmiş olup, daha sonra söz konusu çalışma Engle ve Kroner (1995) tarafından düzeltilmiş ve yeniden yayınlanmıştır. BEKK modelinde volatilité analizi, tüm değişkenlerin koşullu varyans ve kovaryans matrislerine dayanmaktadır. Buna karşın BEKK modelinin değerlendirme aşamalarında, her çift zaman serilerinin aralarındaki koşullu kovaryans matrisleri dikkate alınmaktadır. Dolayısıyla diğer çoklu volatilité değerlendirme yöntemlerine göre, daha fazla hesaplama işlemi gerektirmektedir (Su vd., 2010: 12; Belasri ve Ellaia, 2017: 3). BEKK modeli farklı alanlarda kullanılmıştır. Bunlar kripto para volatilitesi (Aggarwal,

¹ T-GARCH, Threshold GARCH'ın kısaltmasıdır.

2021; Caporale vd., 2021), hedge performansı (Wang vd., 2019; Lai, 2019), volatilité yayılımı (Alkan ve Çiçek, 2020; Nguyena vd., 2020; Niyitegeka ve Tewari, 2020; Mandacı ve Kırkpınar, 2022; Rao vd., 2022), altın, ham petrol, döviz kuru ve hisse senedi fiyatlarının koşullu volatiliteleri (Siddiqui ve Roy, 2019), riske maruz değér tahmini (Su ve Hung, 2018), yeşil ve gri enerjiler arasındaki volatilité yayılımı (Abbas Rizvi vd., 2022), global portföy çeşitlendirmesi (Pätäri vd., 2019) ve Bitcoin ile altının zaman serilerinin özelliklerinin araştırılması (Kleina vd., 2018) alanlarıdır.

Kripto para volatilitésini değérlendirmek amacıyla Aggarwal (2022), ucuz kripto para birimlerinin volatilitésini ve getirisini incelemiştir. Çalışmada Litecoin, Stellar ve Ripple para birimleri BEKK GARCH modeli ile analiz edilmiştir. Çalışmanın sonuçlarına göre, kripto para biriminin volatilitesi geçmiş dönemdeki volatiliteden etkilenmektedir. Çalışmada ayrıca Ripple ve Litecoin'in, Stellar'a uzun ve kısa dönem volatilité yayılım etkisi yarattığı görülmüştür.

Caporale vd. (2021) çalışmalarında Bitcoin, Litecoin ve Ethereum kripto para birimleri arasındaki ortalama, volatilité yayılımı ve siber saldırıların etkilerini incelemişlerdir. Çalışmada BEKK GARCH modeli, 12 Ağustos 2015-15 Ocak 2020 dönemleri için uygulanmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre siber saldırı, kripto para birimlerinin getirileri ve volatiliteleri arasındaki yayılım mekanizmasını etkilemektedir. Buna göre siber saldırının çapraz piyasa bağlantılarını güçlendirdiği, kripto para birimlerinin yatırımcı portföylerindeki çeşitlendirme etkisini azaltmakta olduğu sonuçlarına varılmıştır.

Mart 2018 tarihinde Bitcoin ve Ether kripto para birimleri, en büyük piyasa değérine sahip kripto para birimleri olarak değérlendirilmiştir. Bu sebeple Katsiampa (2019) çalışmasında Bitcoin ve Ether'in ortak hareketlerini ve volatilitelerini, BEKK GARCH modeli ile değérlendirmiştir. Çalışmada, her iki kripto para birimi arasında karşılıklı volatilité ilişkisinin bulunduğu ve önemli haberlere duyarlı oldukları görülmüştür. Bitcoin'in daha önemli bir hedge aracı olmasına karşın Ether'in, Bitcoin için bir hedge aracı olarak kullanılabileceği de gösterilmiştir.

Bitcoin'in hedge aracı olarak performansını araştırmak amacıyla VAR-GARCH-BEKK modeli, Wang vd. (2019) tarafından kullanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre, para piyasasının Bitcoin üzerinde ortalama etkisinin olduğu ve Bitcoin'in altın üzerinde volatilité etkisinin olduğu görülmüştür. Ayrıca Bitcoin'in hisse senedi, tahvil ve para piyasası yatırımları için iyi bir hedge aracı olduğu sonucuna varılmıştır.

Bitcoin'in “yeni altın” olarak adlandırılması, araştırmacıların dikkatini çekmiştir. Bu bağlamda (Kleina vd., 2018) çalışmalarında Bitcoin ve altının zaman serilerinin volatilitelerini, korelasyonunu ve portföy performanslarını araştırmak amacıyla, BEKK GARCH modelini kullanmışlardır. Elde

edilen sonuçlara göre Bitcoin ve altının özelliklerinin farklı olduğu ve Bitcoin'in aşağı yönlü piyasalar ile pozitif korelasyonda olduğu görülmüştür.

DCC GARCH modeli, Engle (2002) tarafından geliştirilmiştir. DCC GARCH modeli, tek değişkenli GARCH ve CCC GARCH modellerinin zamanla değişmeyen sabit koşullu korelasyon varsayımına ihtiyaç duyulmadan uygulanmasıdır (Huang vd., 2010: 102). DCC GARCH modeli, diğer çok değişkenli GARCH modellerinin karmaşıklığından arındırılmış olup tek değişkenli GARCH modelinin esnekliğini sağlamaktadır (Engle, 2002: 339). DCC GARCH modeli farklı alanlarda kullanılmıştır. Bunlar kripto para piyasası volatilitesi (Özdemir, 2022; Kejia vd., 2022; Ampountolas, 2022), hedge performansı (Lai, 2019), volatilitate yayılımı (Niyitegeka ve Tewari, 2020; Mandacı ve Kırkpınar, 2022; Rao vd., 2022), altına dayalı yatırımların rolü ve piyasa bağlantıları (Madhavan ve Sreejith, 2022), kripto para çevresel ilgi endeksi ile yeşil varlıkların arasındaki asimetrik bağlantısı (Kamal ve Hassan, 2022), Bitcoin ve para dolaşımı (Bao vd., 2022), altın, ham petrol, döviz kuru ve hisse senedi fiyatlarının koşullu volatilitesi (Siddiqui ve Roy, 2019), fasulyenin gelecek fiyat endeksi (Wu ve Wang, 2022) ve riske maruz değer tahminidir (Su ve Hung, 2018).

Özdemir (2022) çalışmasında COVID-19 dönemindeki kripto para piyasasının volatilitisini değerlendirmek için DCC GARCH ve Wavelet (dalgacık) analizini kullanmıştır. Çalışmada 17 Kasım 2019-25 Ocak 2021 dönemi ele alınmış olup Bitcoin, Ethereum, Stellar, Ripple, Tether, Cardano, Litecoin, ve Eos olmak üzere toplam 8 kripto para birimi çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışma sonucunda Bitcoin, Ethereum ve Litecoin kripto para birimlerinin yüksek volatiliteye sahip oldukları görülmüştür. Ayrıca COVID-19'un, kripto para piyasasını daha entegre hale getirdiği ve finansal yatırımcıları bu piyasada yatırım yapmaya teşvik ettiği sonucuna ulaşılmıştır.

COVID-19'un kripto para volatilitesine olan etkisini araştırmak için DCC GARCH modeli Kejia vd. (2022) tarafından kullanılmıştır. Çalışmaya Bitcoin, Ethereum, Tether, Ripple, Litecoin, Bitcoin Cash, Stellar, Monero, EOS ve NEO olmak üzere toplam 10 kripto para birimi dahil edilmiştir. Çalışmada COVID-19 salgınının, kripto para getirisi üzerine olumlu etki yarattığı sonucuna ulaşılmıştır. Çalışmada ayrıca, COVID-19'dan sonra kripto para birimleri arasındaki korelasyonun yüksek olduğu görülmüştür.

Ampountolas (2022) Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple kripto para birimlerinin volatilitelerini, tek değişkenli GARCH ve DCC GARCH modelleri ile değerlendirmiştir. Uygulanan modellerin değerlendirilmesinde OHK ve MHK değerleri kullanılmıştır. Buna göre, GJR-GARCH¹ modeli ile daha başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

¹ Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH modeli, tek değişkenli GARCH modellerinden bir tanesidir.

Ham petrol ve Borsa İstanbul BIST100 endeksinde yer alan firmaların hisse senedi fiyatları arasındaki volatilité yayılımı, Mandacı ve Kırkpınar (2022) tarafından araştırılmıştır. Bu amaçla BEKK GARCH ve DCC GARCH yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda ham petrol ve hisse senedi fiyatları arasında anlamlı volatilité yayılımı olduğu görülmüştür.

Kripto paranın merkezi otoritesinin olmaması, yasal olmayan işlemlerde kullanılmasına sebebiyet verebilmektedir. Bu amaçla Bao vd. (2022), Bitcoin'in para dolaşımına etkisini araştırmışlardır. Çalışma kapsamında Bitcoin ile 20 MSCI¹ endeksinin ortak hareketleri, DCC GARCH modeli ile değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda Bitcoin ile yerel borsalar arasında olumlu bir ilişki olduğu görülmüştür. Ayrıca Bitcoin'in, ülkeler arası para transferi amacıyla kullanıldığı sonuca ulaşılmıştır.



¹ Morgan Stanley Capital International: Ülkelerin borsa performansını gösteren endekstir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. KİPTO PARA ENDEKSİ, ALTIN VE HİSSE SENEDİ PİYASALARININ VOLATİLİTE ANALİZİ

Bu bölümde, çalışmanın amacı, kapsamı ve özgün değeri anlatılmıştır. Ayrıca, KPE, Altın ve hisse senedi piyasalarının getiri serilerinin volatilitesi, çok değişkenli modeller kullanılarak analiz edilmiştir. Verilerin tanımlanması ve uygulamanın sonuçları, modellerin karşılaştırılması da bu bölümde yer almaktadır. Ayrıca, KPE'nin portföyünün performansına etkisi ele alınmıştır.

4.1. Çalışmanın Metodolojisi

4.1.1. Çalışmanın Amacı

Yatırımcının temel amacı, en düşük risk seviyesinde en yüksek getiriye elde etmektir. Ancak, yatırımların ve bu yatırımlara bağlı risklerin tahmin edilebilmesi, kullanılan tahmin ve spekülasyon yönteminin önemini artırır. Ayrıca, 2000'li yıllarda kripto para piyasasının açılması ve yatırımcılara sunduğu farklı avantajlar nedeniyle, piyasa büyük ilgi görmektedir. Bu nedenle, daha fazla yatırım modeli ve farklı portföyler oluşturma imkanı ortaya çıkmaktadır. Bu bağlamda, çalışmanın amacı, kripto para, altın ve hisse senedi piyasalarının volatilitelerini ve aralarındaki volatilitate yayılımını araştırmaktır. Ayrıca, daha etkin risk ve volatilitate tahmin modeli önermek hedeflenmektedir. Buna ek olarak, yatırımcı ve portföy yöneticilerinin risk yönetiminde kripto para yatırımlarının dahil edilmesinin sağlayabileceği fayda araştırılmıştır. Bu amaçla, kripto para piyasasını temsil eden KPE oluşturulmuştur. Daha sonra, BEKK ve DCC GARCH modelleri kullanılarak KPE, altın ve hisse senedi piyasaları arasındaki volatilitenin normal ve Student-t dağılımı altında incelenmesi ve çalışma kapsamında ortaya konulacak modellerin sonuçları karşılaştırılarak en uygun modelin belirlenmesi amaçlanmıştır.

4.1.2. Çalışmanın Kapsamı

Çeşitlendirme, en iyi yatırım stratejilerden biridir. Çünkü bir portföyde farklı yatırım fonları kullanılarak daha az risk ile aynı gelir seviyesine ulaşılması mümkündür. Bu amaçla, çalışmanın kapsamında yatırımcının kripto para yatırımları ile çeşitlendirme yapmasının ne kadar avantaj sağlayabileceği araştırılmaktadır. Kripto para ile birlikte kıymetli madenlerden 'Ons altın' ve hisse senedi borsasından 'S&P 500 endeksi' çalışmaya dahil edilmiştir. Türkiye ve dünyada yatırımcılar tarafından güvenli bir liman aracı olarak tercih edilen altın kullanılmıştır. Diğer taraftan, S&P 500

endeksi dünyada en büyük piyasa değerine ve en iyi performansa sahip endeks listelerinin başında olmasından dolayı tercih edilmiştir. Ayrıca, üç piyasanın dolarla işlem görmesi değerlendirme için uyum sağlamak ve döviz kuru hesaplamasından kaynaklanabilecek hatalardan kaçınılmış olmaktadır.

Kripto para volatilité analizinde tek bir kripto para varlığının kullanılması yetersiz kalmakta ve sistematik olmayan riski artırmaktadır. Bunun için bütünsel bir kripto para değerlendirme modeli sunmak amacıyla KPE önerilmiştir. Çalışmada kripto para piyasasını daha iyi analiz etmek için en uzun süre ve en fazla kripto para birimi dahil edilmeye çalışılmıştır. Bunun için kripto para verileri araştırılmış ve en yüksek piyasa değeri ve en uzun analiz süresi belirlenmiştir. Dolayısıyla, kripto para piyasasının %71'ini temsil eden 7 kripto para birimi 02 Ocak 2018 ile 31 Ağustos 2022 döneminde çalışmaya dahil edilmiştir. Böylece, Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin ve Ripple olmak üzere 7 kripto para birimine dayanarak KPE oluşturulmuştur. KPE, ons altın ve S&P 500 endeksi verilerinin 02 Ocak 2018 ile 31 Aralık 2021 arası değerlendirme dönemi ve 01 Ocak 2022 ile 31 Ağustos 2022 arası tahmin dönemi olarak kullanılmıştır.

4.1.3. Çalışmanın Özgün Değeri

Kripto para piyasasının volatilité analizinde bazı araştırmacılar sadece Bitcoin kripto para birimini dikkate almıştır (Bouri vd., 2017: 14; Conrad vd., 2018: 10; Kleina vd., 2018; Bao vd., 2022). Diğer bir çok çalışmada birden fazla kripto para birimi analize dahil edilerek, her birimin ayrı olarak değerlendirilmiştir (Aggarwal, 2022; Panagiotidis vd., 2022; Kakinaka ve Ken, 2022; Okorie ve Lin, 2023; De Pace ve Rao, 2023). Bu bağlamda, kripto para piyasasını bir bütün olarak değerlendiren herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Literatürdeki bu boşluğu gidermek için çalışmada KPE oluşturulmuştur. Buna göre, sistematik olmayan risk en düşük seviyede tutularak kripto para piyasanın volatilitesi ele alınmaktadır. Dolayısıyla, çalışmanın önemli bir katkısı KPE'dir. Diğer açıdan portföy oluşturulmasında, portföye dahil edilen birimlerin dikkatlice seçilmesi ve piyasanın değişik koşullara karşı daha fazla getiri ve daha az risk seviyesine maruz kalması ön plandadır. Bu bağlamda çalışmaya KPE ile birlikte, diğer yatırım araçlarına kıyasen istikrarlı fiyatlı olan altın (WGC, 2019) ve dünyada en etkili hisse senedi piyasası endekslerinden biri olan S&P 500 endeksi (Kim ve Sun, 2017: 310) dahil edilmiştir. Ayrıca KPE, ons altın ve S&P 500 volatilité analizinde farklı modeller önerilmiştir. Önerilen bu modeller, yatırımcı ve portföy yöneticilerin daha verimli bir yatırım yapmalarına ve daha etkin bir portföy oluşturulmalarına yardımcı olacaktır.

4.1.4. Çalışmanın Veri Seti

Kripto para piyasasının volatilitésini analiz etmek için en uzun süre ve en fazla kripto para birimi dahil edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla, KPE, ons altın ve S&P 500 endekslerinin zaman

serilerinin volatilitesi, 02 Ocak 2018 ile 31 Ağustos 2022 tarihleri arasında incelenmek üzere toplanmıştır. Günlük veriler hafta sonları ve resmi tatiller hariç ‘YahooFinance.com’ ve ‘Coinmarketcap.com’ veri tabanından ABD Doları cinsinde elde edilmiştir. Altın fiyatları ons altın fiyatı olarak kullanılmıştır. 02 Ocak 2018 ile 31 Aralık 2021 arası model oluşturma dönemi, 01 Ocak 2022 ile 31 Ağustos 2022 arası tahmin dönemi olarak belirlenmiştir. Veri analizinde Eviews 10 programı kullanılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan getiri değerleri R_{it} denklem 35 yardımıyla hesaplanmıştır.

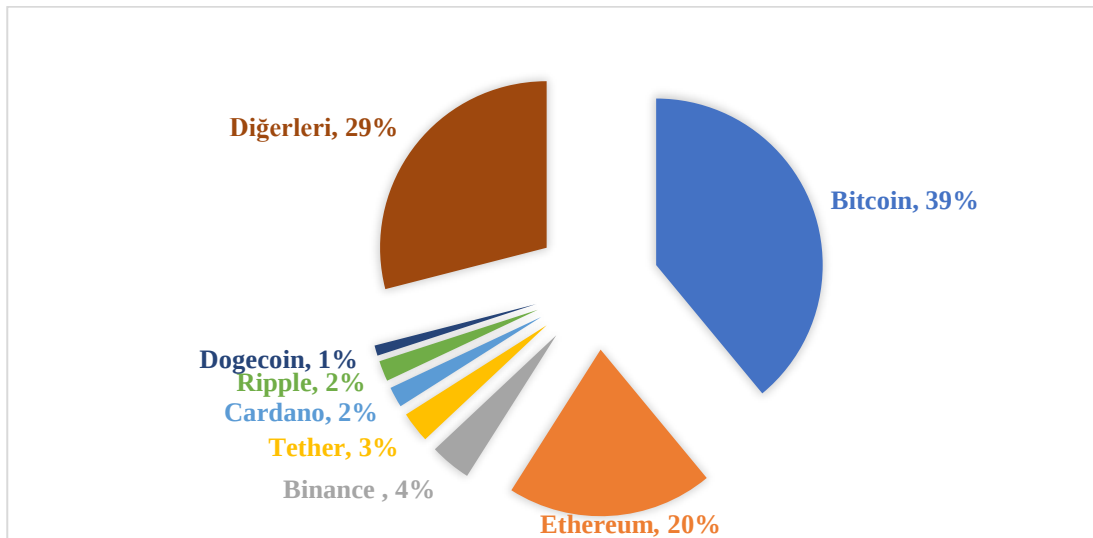
$$R_{it} = 100 \times \left(\frac{\ln(P_{it})}{\ln(P_{it-1})} \right) \quad (35)$$

P_{it} : İlgili yatırım aracının t tarihindeki kapanış fiyatıdır.

4.1.4.1. Kullanılan Kripto Para Birimleri

Kripto para endeksi oluşturmak amacıyla en yüksek piyasa hacimli kripto para birimleri değerlendirilmiştir. Yapılan değerlendirme sonucunda kripto para piyasasının %71’ini temsil eden 7 kripto para birimi analize dahil edilmiştir. Bunlar; Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance, Cardano, Dogecoin ve Ripple kripto para birimleridir. Aralık 2021 sonundaki kripto para birimleri ve yüzdesel piyasa değerleri Şekil 2’de gösterilmiştir. KPE hesaplamasında kullanılan kripto para birimlerinin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 3’te gösterilmektedir.

Şekil 2: Çalışmada Dahil Edilen Kripto Para Birimleri



Merkezi eğilim değerlerine bakıldığında Bitcoin en yüksek ve Dogecoin en düşük ortalamaya sahip birimleridir. Söz konusu uygulama döneminde Tether dışındaki tüm birimlerin hareket aralığının geniş olduğu söylenebilir. Varyasyon katsayısına göre genel olarak kripto para birimlerinin

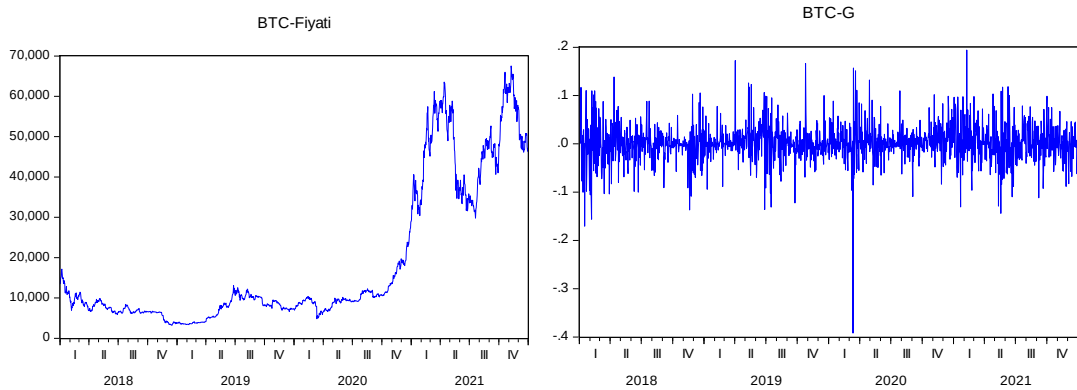
yüksek dalgalanmaya sahip olduğu söylenebilir¹. En yüksek varyasyon katsayısına sahip birim Binance ve Ethereum birimleridir. Tether birimi dışında kalan birimler pozitif çarpıklık katsayısı ile sola çarpık dağılıma sahiptir. Tether ise, negatif çarpıklık katsayısına sahip ve sağa çarpık dağılmaktadır. Diğer taraftan, tüm birimler pozitif basıklık katsayısı ve sivri dağılım özelliğine sahiptir.

Tablo 3: Kripto Para Birimlerin Tanımlayıcı İstatistikleri

	Bitcoin	Ethereum	Tether	Binance	Cardano	Dogecoin	Ripple
Ortalama	18.356,65	936,3225	1,000171	107,6465	0,461848	0,053560	0,521887
Medyan	9.454,800	346,5100	1,000500	19,71000	0,101300	0,003159	0,362100
Maksimum	67.527,90	4.808,380	1,030000	676,5600	2,965200	0,684800	2,780000
Minimum	3.228,700	83,81000	0,950600	4,520000	0,023200	0,001537	0,136040
Std. Sapma	1.7754,76	1196,162	0,006119	177,7325	0,682792	0,107778	0,376543
Varyasyon Katsayısı	0,967211	1,651076	1,478391	2,012285	1,277511	0,006118	0,721503
Çarpıklık	1,303022	1,649939	-2,714283	1,725548	1,691402	2,256999	1,920416
Basıklık	3,151140	4,501415	20,89165	4,500780	4,744290	7,934657	7,978667
Jarque-Bera	414,8210	800,1070	21.280,71	862,1366	881,8294	2.722,757	2.406,943
Sig.	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000

Jarque – Bera testi² verilerin normal dağılıma uygun olup olmadığı test etmek için kullanılmaktadır. Elde edilen test değerleri, tüm kripto para birimleri verilerinin normal dağılıma uygun olmadığını göstermektedir. Kripto para birimlerinin günlük fiyatları ve sapmaları Şekil 3’te gösterilmiştir.

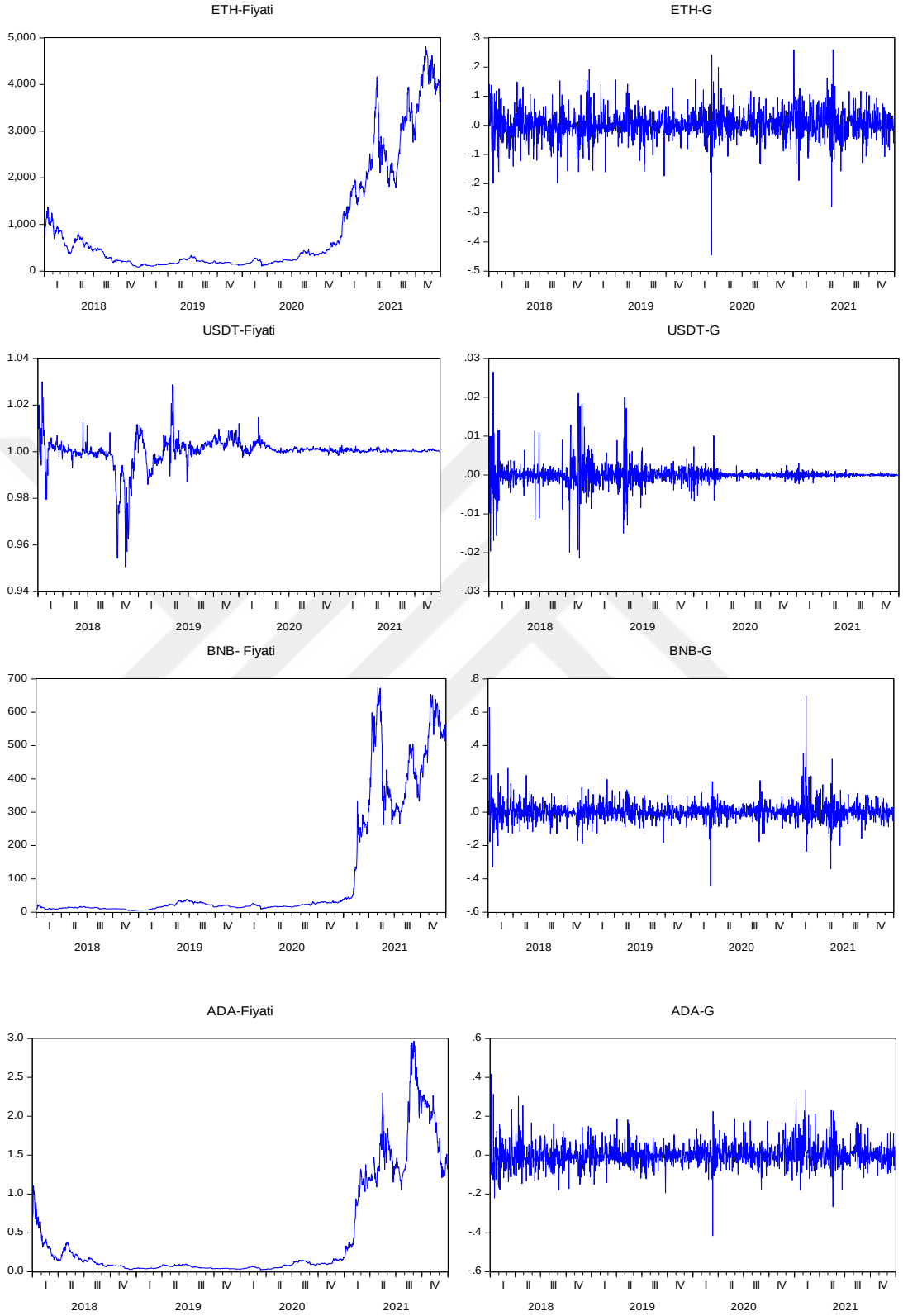
Şekil 3: Kripto Para Birimlerin Günlük Fiyatları ve Sapmaları



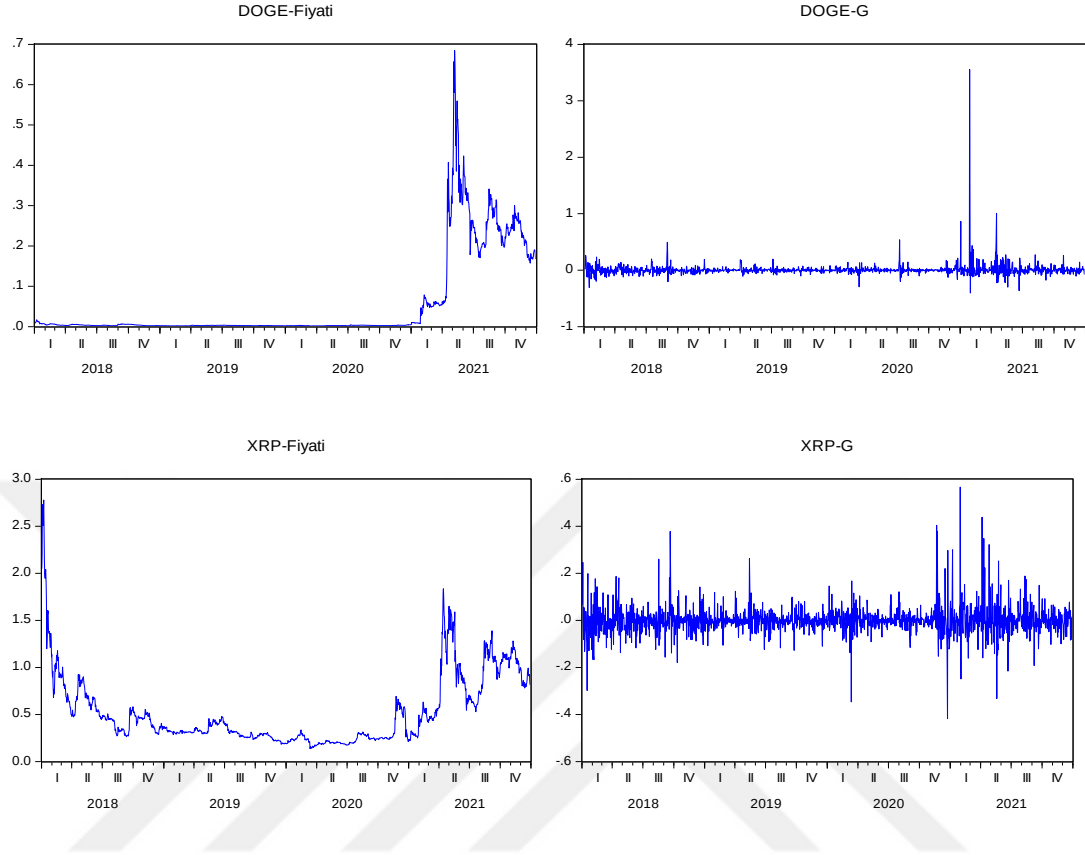
¹ Dağı (2018: 261)'e göre farklı varlık türleri arasındaki risk seviyesini değerlendirilebilmesi için varyasyon katsayısı daha üstündür. Çünkü varyasyon katsayısı göreceli karşılaştırılabilir değerler sağlar.

² Tablodaki Jarque-Bera istatistiğinin test sonuçlarını %95 güven düzeyinde sıfır hipotezinin (H0) reddedildiğini göstermektedir.

Şekil 3 (Devam)



Şekil 3 (Devam)



4.1.4.2. Kripto Para Endeksi Oluşturulması

Kripto para yatırımlarının portföyde kullanılması ile yatırımcılara ne tür fırsatlar sağlayabileceği araştırılmaktadır. Bunun için tek bir kripto para biriminin kullanılması, bu kripto para birimi ve buna bağlı sistematik olmayan riski etkilemektedir. Kripto para biriminin sistematik olmayan riskini en düşük seviyede tutabilmek için KPE oluşturulmuştur. Çalışmada S&P 500 hisse senedi endeksi kullanıldığı için, KPE'nin hesaplamasında S&P 500 endeks hesaplama yöntemi olan kapitalizasyon ağırlıklandırma yönteminin kullanılması daha uygun bulunmuştur. Kapitalizasyon ağırlıklandırma yöntemi Denklem 8 ile gösterilmiştir.

$$KPE_t = \frac{\sum_1^n p_{it} * ph_{it}}{\sum_1^n p_{i1} * ph_{i1}} \quad (8)$$

KPE_t : t tarihinde kripto para endeks değeri,

p_{it} : t tarihinde i kripto para biriminin piyasa değeri, ve

ph_{it} : t tarihinde i kripto para biriminin piyasa hacmidir.

$i = 1, 2, 3, \dots, n$

Kapitalizasyon ağırlıklandırma endeks hesaplama yönteminde her bir kripto para biriminin cari fiyatı ile ihraç edilen birim sayısı kullanılmaktadır. Endeks değeri çok yüksek olduğunda, ilk hesaplanan endeks değeri bölen olarak kullanılmaktadır. Böylelikle endeks değerleri yönetilebilir ve raporlanabilir bir seviyeye indirilebilmektedir. Dolayısıyla, toplam piyasa değeri baz dönemindeki piyasa değerine oranlanıp baz değerle çarpılması suretiyle endeksin değeri bulunur (Dağlı, 2018: 83).

KPE hesaplanmış olup değerleri EK 2’de verilmiştir. Ayrıca, KPE değerlerinin özet istatistiği Tablo 4’te gösterilmiştir.

Tablo 4: KPE Değerlerinin Özet İstatistiği

Gösterge	Değer
Ortalama	125,4451
Medyan	54,2959
Maksimum	524,1587
Minimum	19,2311
Std. Sapma	135,0523
Çarpıklık	1,3774
Basıklık	3,3609
Jarque-Bera	323,8911
Sig.	0,0000

KPE özet istatistik değerlerine bakıldığında maksimum ile minimum değerler arasında yüksek fark var olduğu görülmektedir. Çarpıklık değeri ($S = 1,3774 > 0$) olması, KPE’nin pozitif çarpıklık ve serinin uzun bir sağ kuyruğa sahip olduğunu göstermektedir (Kaffashbashi ve Damchi, 2023: 3).

Basıklık değerinin ($B = 3,3609 > 3$) olması, serinin Leptokurtik dağıldığını, pozitif basıklık (doruk eğrisi) olduğunu ve normal dağılımdan daha sivri (dik) olduğunu göstermektedir (Nanda vd.,2023: 5).

Çarpıklık değeri $\neq 0$ ve basıklık değeri $\neq 3$ ise, JB değerinin sıfıra eşitlenmemesine neden olmuştur. JB testi sonuçlarına göre JB testinin sıfır hipotezi reddedilmiş ve KPE serisinin normal dağılımı takip etmediği sonucuna varılmıştır (Thadewald ve Büning, 2007).

4.1.4.3. Altın

Altın, kıymetli madenlerin en önemlilerindendir. Altının yüksek değeri, dünya üzerinde kısıtlı miktarda bulunması (dolayısıyla arzın talebi karşılamaması) ve maliyetli çıkartma işlemlerinden kaynaklanmaktadır. Çoğu ülkede, kağıt paranın kullanılmasından önce altın para kullanılmıştır. İlk altın para milattan önce 550 yılında Lidya kralı Kroisos’un emriyle basılmıştır. O tarihten bugüne

altının değeri ve önemi artmakta, uluslararası para sistemlerinde önemli bir rol oynamaktadır. 19. yüzyılın başlarında klasik altın standardı sistemine istinaden bütün ülkeler, paranın değerini belirli ağırlıktaki altına bağlamıştır. Buna göre para arzı, altın rezervi ile sınırlandırılmıştır.

Klasik altın standardına göre, ülkelerin merkez bankaları, itibari para biriminin sabit fiyattan altına dönüştürülebilmesini sağlamak zorundadır. Çünkü bu fiyat, altın piyasasını etkilemektedir. 2021 yılının sonunda merkez bankalarında bulunan altın rezervleri 31.695 ton seviyesindedir. Bu miktar dünyada bulunan altının yaklaşık beşte biridir. 2022 yılı Aralık ayı itibarıyla en yüksek altın rezervi (yaklaşık 8.133,5 ton altın) ABD Merkez Bankası tarafından muhafaza edilmektedir (WGC, 2022).

Altının değeri yıllar itibarıyla artmaktadır. World Gold Council (WGC)'e göre 1970 yılında bir ons altının fiyatı 35,17 dolar iken 2021 yılının sonunda bu fiyat 1.798,89 dolar olmuştur (WGC, 2022). Altının fiyatı diğer emtialarda olduğu gibi spot fiyatlara göre belirlenmesinden ziyade, LBMA¹ altın fiyat karşılaştırması ile belirlenir. Diğer emtialar ile kıyaslandığında altının çok farklı özellikleri vardır. Bu özellikler altının homojen, dayanıklı, yok edilmez, kolayca doğrulanabilir ve en önemlisi herkes tarafından ulaşılabilir ve kabul edilebilir olmasıdır (Worthington ve Pahlavani, 2007: 260; Beckmann ve Czudaj, 2013: 209). Bunlara ek olarak altın, çok yüksek likiditeye sahiptir (Lawrence, 2003: 2). Beklenmeyen yüksek talep olması durumunda altın fiyatı, aşırı baskı olmaksızın yukarıya hareket etmektedir (Lawrence, 2003: 4).

Yatırım varlığı olarak değerlendirildiğinde altın, dünya üzerinde dolaşımda olan en önemli rezerv varlıklardan birisidir. Yıllar itibarıyla diğer yatırım araçlarına kıyaslandığında, istikrarlı fiyat hareketleriyle yatırımcının güvenini kazanmıştır. Bununla birlikte aşırı enflasyon dalgalanmalarına karşı en dayanıklı varlık olarak değerlendirilmektedir (Oxford Economics, 2011; WGC, 2019). Bu sebeplerle altın, çok avantajlı bir hedge aracı olarak kullanılmaktadır (Beckmann ve Czudaj, 2013: 209; Chai vd., 2021: 136). Altın fiyatının çok oynak olmaması onu, güvenli bir yatırım aracı haline getirmektedir. Altın yatırımları çok yüksek getiri sağlamamalarına karşın, portföyde çeşitlendirme ve risk azaltma faktörü olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Bu sebeple çalışmada, kripto para birimlerinin volatilitelerini değerlendirirken S&P 500 endeksi ile birlikte altın kullanılmıştır.

4.1.4.4. Standard and Poor's 500 Endeksi

S&P 500 endeksi, ABD'ndeki en yüksek piyasa değerine sahip 500 firmayı temsil etmektedir. Bu firmalar, NewYork Stock Exchange (NYSE) veya (National Association of Securities Dealers Automated Quotations) NASDAQ borsalarında işlem görmekte ve piyasa değeri en büyük kısmını temsil etmektedir (Abdulkadir vd., 2018: 27). S&P 500 endeksinde yer alan firmaların %80'i sanayi,

¹ London Bullion Market Association (LBMA): Londra Külçe Piyasası Birliğidir.

%8'i finans kurumu, %8'i kamu hizmeti kuruluđu ve geri kalan %4'ü taşımacılık firmalarıdır (Kawaller vd., 1987: 1310). 2020 yılı başında S&P 500 endeksinin toplam piyasa değeri yaklaşık 40,15 trilyon dolar olarak değeriendirilmiştir. Bu tarih itibarıyla endekste yer alan firmalar, ABD piyasasının %80'ini temsil etmektedir. Endekste yer alan en büyük on firma (endekste yer alan firmaların sayısının %2'si), endeksin toplam piyasa değeriinin %27'sini temsil etmektedir. Bunlar Apple Inc., Microsoft Corp, Amazon.com Inc, Tesla, Inc, Alphabet Inc A, Alphabet Inc B, Berkshire Hathaway B, United Health Group Inc, Johnson & Johnson ve Exxon Mobil Corp. firmalarıdır (S&P Global, 2022: 4).

S&P 500 endeksi, 1957 yılında kredi derecelendirme kuruluđu Standard & Poor's (S&P)¹ tarafından ortaya çıkarılmıştır (Zupan, 2022.s.16). S&P kuruluđu tarafından farklı endeksler ortaya koyulmaktadır. Bunlar S&P MidCap 400 endeksi (MID), S&P SmallCap 600 Growth (SP600G), S&P 900 (SP900), ve S&P 1000 (SP1000) endeksleridir (Zupan, 2022: 16). Buna rağmen S&P 500 endeksi, dünyada en yaygın kıyaslama endeksi olarak kullanılmaktadır (Dash, 2002). S&P komitesi, S&P 500 endeksinde yer alan firmaların iflas, birleşme veya piyasadan çıkma gibi durumlarını olağan toplantılarda dikkate alarak, endeks ve endekste yer alan firmaları korumaktadırlar (Peterson, 2004: 4).

Theodossiou ve Lee (1993)'e göre ABD hisse senedi piyasası, dünya finans piyasalarındaki volatilitenin en önemli etkenidir. ABD'deki hisse senedi piyasasının en büyük kısmını temsil eden S&P 500 endeksi, dünyada en etkili hisse senedi piyasası endekslerinden biridir (Kim ve Sun, 2017: 310). Ayrıca S&P 500 endeksi, diğer hisse senedi piyasalarına önemli bir volatilitite yayılımı sağlaması ve diğer piyasalardan anlamlı bir şekilde etkilenmemesi (Bataineh, 2022: 109) özellikleriyle portföylerde en sık kullanılan varlıktır. Bununla birlikte dünyada menkul kıymetler borsası denildiği zaman akla ilk gelen endeks, S&P 500 endeksidir (Kim vd., 2015; Bhuyan vd., 2016; Bataineh, 2022). Bu bağlamda kripto para piyasası volatilitite değeriendirilmesinde, S&P 500 endeksi kullanılmıştır. S&P 500 endeksi ve kripto para birimlerinin dolarla işlem görmesi sayesinde, döviz kuru kullanılmasına gerek kalmayacaktır.

4.2. Çalışmanın Analizi ve Bulguları

4.2.1. Uygulamada Kullanılan Veri İstatistiksel Testler

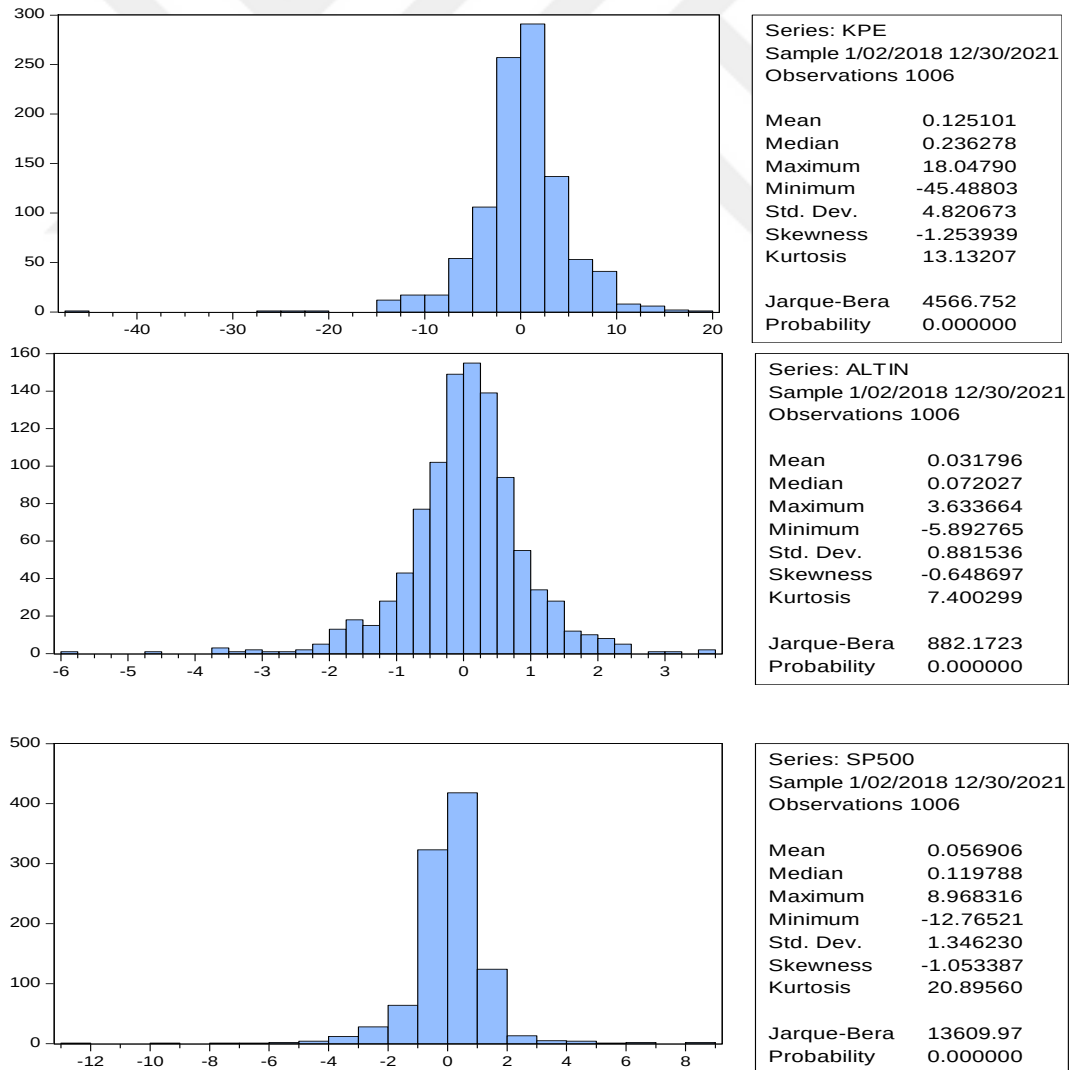
Bu bölümde, uygulamada kullanılan KPE, altın ve S&P 500 endeksinin logaritmik getiri verilerinin özet istatistiği hazırlanmış ve Tablo 5'te gösterilmiştir.

¹ Standard & Poor's (S&P) 1941 yılında kurulan endeks, veri paylaşımı ve kredi derecelendirme firmasıdır.

Tablo 5: KPE, Ons Altın ve S&P 500 Endeksi Getirilerinin Özet İstatistiği

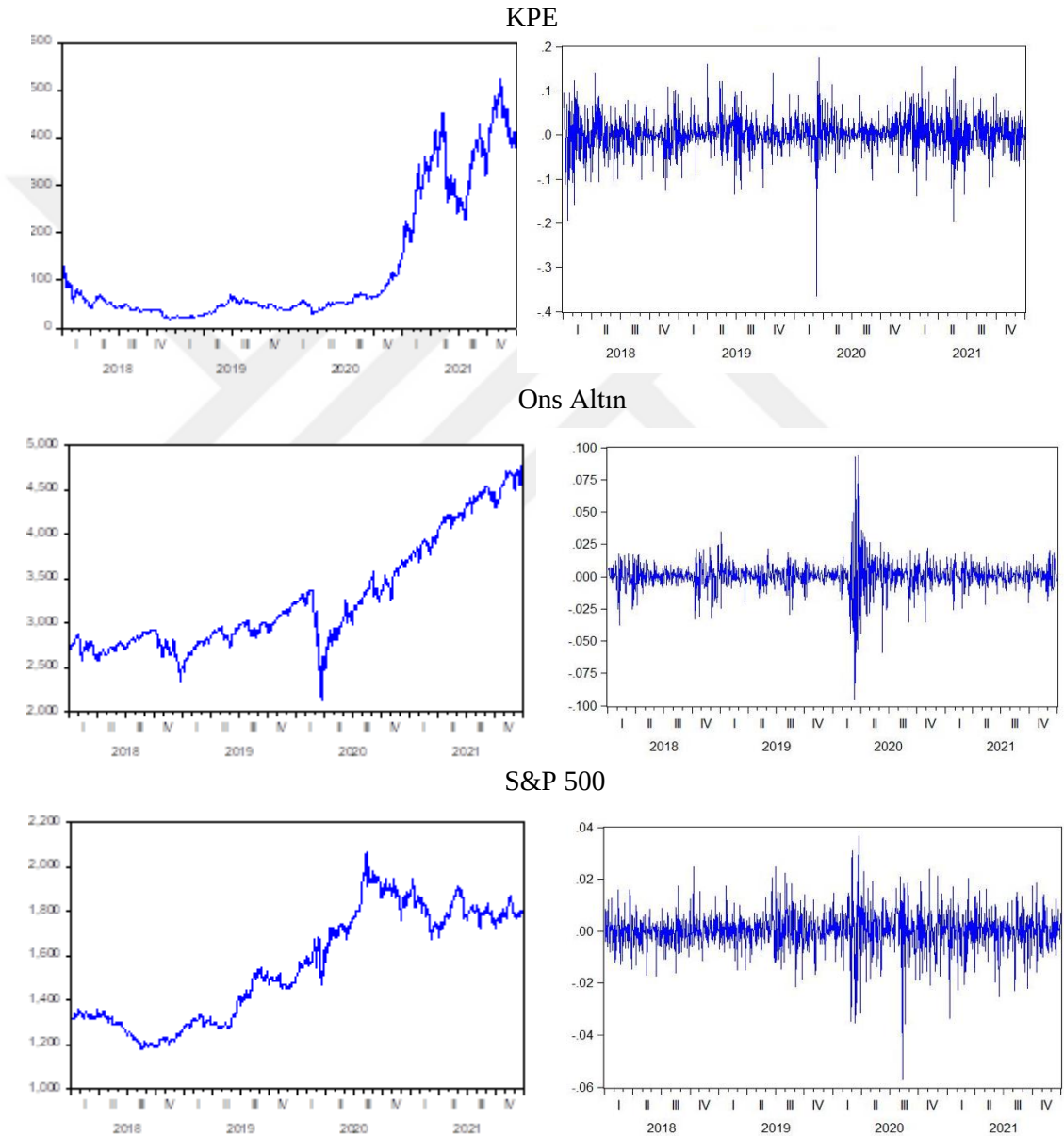
Gösterge	KPE	Ons Altın	S&P 500
Ortalama	0,125101	0,031796	0,056906
Medyan	0,236278	0,072027	0,119788
Maksimum	18,0479	3,633664	8,968316
Minimum	-45,48803	-5,892765	-12,76521
Std. Sapma	4,820673	0,881536	1,34623
Varyasyon Katsayısı	38,53425	27,72475	23,6571
Çarpıklık	-1,253939	-0,648697	-1,053387
Basıklık	13,13207	7,400299	20,8956
Jarque-Bera	4.566,752	882,1723	13.609,97
Sig.	0,000	0,000	0,000

Tablo 5’te gösterilen özet istatistiklerine göre KPE en yüksek; ons altın ise en düşük merkezi eğilim değerlerine sahiptir. Bu değerlere göre kripto para yatırımlarının genel olarak daha riskli ve aynı zamanda daha yüksek getirili olduğu söylenebilir.

Şekil 4: KPE, Ons Altın ve S&P 500 Serilerin Dağılımı ve Özet İstatistiği

KPE, ons altın ve S&P 500 endeksi negatif çarpıklık katsayısına sahip ve sola çarpık dağılmaktadır. Diğer taraftan, tüm serilerin pozitif yüksek basıklık katsayısı ve sivri dağılım özelliğine sahip olduğu görülmektedir. JB testi sonuçları verilerin normal dağılıma uygun olmadığını göstermektedir. Genel olarak KPE, ons altın ve S&P 500 endeksi getirilerinin normal dağılıma uygun olmadığı, sağa dayalı olduğu ve normal dağılımından daha yüksek bir tepeye sahip olduğu görülmüştür. Şekil 4'te verilerin dağılımı ve özet istatistiği gösterilmiştir.

Şekil 5: KPE, Ons Altın ve S&P 500 Fiyat ve Sapmaları



Verilerin durağanlığından bahsedebilmek için Şekil 5'te geçmiş günlük fiyatlar ve sapmalar gösterilmektedir. Genel olarak fiyatlar, küresel ekonomik ve politik gelişmelere bağlı olarak bazı dönemlerde aşağı ve yukarı dalgalanmalara paralel olarak yukarı yönlü bir artış eğilimi

göstermektedir. 2020 yılında ve salgının yayılması ile karantina eylemleri ve ulusal ve uluslararası seyahat kısıtlaması, fiyatlara negatif etki yaratmıştır (Hatmanu ve Cautisanu, 2021). Buna karşın, Kripto para yatırımları daha yüksek rağbet görmeye başlamış ve fiyatları yeni seviyelere ulaşmıştır.

4.2.2. Çoklu Bağlantı Testi

Çoklu bağlantı, değişkenlerin arasında yüksek derecede korelasyon olma durumudur. Değişkenler arasında çoklu bağlantı olması durumu tek ve çok değişkenli volatilité modellerini uygulanamaz hala getirmektedir (Ergün ve Göksu, 2013: 113). Bu bağlamda KPE, ons altın ve S&P 500 değişkenler arasında korelasyon test uygulanmış olup Tablo 6’da gösterilmiştir. Korelasyon sonuçlarına göre herhangi bir ikili değişken arasında çoklu bağlantı durumu bulunmamaktadır¹.

Tablo 6: Korelasyon Sonuçları

	KPE	Ons Altın	S&P 500
KPE	1,000000	0,106244	0,197740
Ons Altın	0,106244	1,000000	0,048762
S&P 500	0,197740	0,048762	1,000000

Bir diğer çoklu bağlantı testi ise, VIF testidir. VIF testi uygulanmış olup sonuçları Tablo 7’de gösterilmiştir. VIF sonuçlarına göre tüm değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmadığı görülmektedir².

Tablo 7: VIF Sonuçları

Değişken	Varyans	VIF
KPE	0,452787	1,051735
Ons Altın	1,292715	1,012575
S&P 500	6,033911	1,042193

4.2.3. Birim Kök Testi

Zaman serisi içerisindeki durağanlık birim kök testleri ile değerlendirilir. Bu analizde zaman serisinin içerisinde bir kayma ve istatistiksel değerleri zaman içerisinde sabit olup olmadığı test edilir. Bunun için verinin durağanlığı PP ve ADF ile test edilmiş ve sonuçları Tablo 8 ve 9’da gösterilmiştir.

Tablo 8 ve 9’da gösterilen PP ve ADF test sonuçları test kritik değerlerinden daha büyük olduğu için KPE, ons altın ve S&P 500 endeks verisinin durağan olduğuna karar verilmiştir. Buna göre, sıfır hipotezi (birim kök içerir) reddedilmiştir.

¹ 0,5 korelasyon olduğunda orta güçlü 1 olduğunda tam pozitif bağlantılı

² VIF değeri ≥ 2 olduğunda çoklu bağlantı yüksek olduğu işaret etmektedir.

Tablo 8: PP Birim Kök Test Sonuçları

Değişken	Yöntem	Sabit		Sabit ve Trendli	
		t-Stat	Sig.	t-Stat	Sig.
KPE	PP Test İstatistiği ¹	-33,738	0,0000	-33,937	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	
Ons Altın	PP Test İstatistiği	-30,437	0,0000	-30,419	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	
S&P 500	PP Test İstatistiği	-39,728	0,0000	-39,772	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	

Not: PP testinde bant genişliği Newey-West'e göre belirlenmiştir.

Tablo 9: ADF Birim Kök Test Sonuçları

Değişken	Yöntem	Sabit		Sabit ve Trendli	
		t-Stat	Sig.	t-Stat	Sig.
KPE	ADF Test İstatistiği ²	-33,811 (0)	0,0000	-33,983	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	
Ons Altın	ADF Test İstatistiği	-30,274 (0)	0,0000	-30,259	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	
S&P 500	ADF Test İstatistiği	-9,428 (0)	0,0000	-9,484	0,0000
	%1	-3,437		-3,967	
	%5	-2,864		-3,414	
	%10	-2,568		-3,129	

Not: Parantez içindeki değerler SIC kriterine göre belirlenen optimal gecikme uzunluğunu göstermektedir.

4.2.4. ARCH Testi

ARCH testi veride değişen varyans sorunu olup olmadığını belirlemektedir. Bunun için Engel ARCH LM (Engle, 1982) testi uygulanmış ve test sonuçları Tablo 10'da gösterilmiştir. Elde edilen ARCH LM sonuçlarına göre KPE, ons altın ve S&P 500 endeks verisi tüm gecikmelerde %5 önem düzeyinde ARCH etkisinin var olduğunu göstermektedir. Varyansın değişen olması ve verinin durağan olması çok değişkenli otoregresif koşullu değişen varyans modellerinin uygulanmasının daha uygun olduğunu göstermektedir.

¹ Bant genişliğinin belirlenmesinde Newey-West Bandwidth kriteri kullanılmıştır.

² Uygun gecikme uzunluğunda Schwarz Bilgi kriteri kullanılmıştır.

Tablo 10: ARCH LM Sonuçları¹

Zaman serisi	Gecikme Sayısı	Heteroskedasticity - ARCH test F- istatistiği	R ²
KPE	1	6,3502 (0,0118)	6,3313 (0,0119)
	5	6,0976 (0,0000)	29,9830 (0,0000)
	10	6,4180 (0,0000)	61,9076 (0,0000)
Ons Altın	1	6,3072 (0,0000)	6,0537 (0,0000)
	5	14,9419 (0,0000)	71,3383 (0,0000)
	10	18,1653 (0,0000)	162,5135 (0,0000)
S&P 500	1	371,2513 (0,0000)	296,1877 (0,0000)
	5	169,3277 (0,0000)	536,3382 (0,0000)
	10	98,8735 (0,0000)	590,2080 (0,0000)

4.2.5. Diagonal Baba-Engle-Kraft-Korner (BEKK) GARCH Modeli

Çoklu bağlantı, birim kök ve ARCH testlerinden elde edilen değerlere göre çok değişkenli otoregresif koşullu değişen varyans modellerinin kullanılmasının daha başarılı sonuç sağlayacağını göstermektedir. Bunun için bu bölümde diagonal BEKK GARCH modeli normal ve Student-t dağılımı altında kullanılarak KPE, ons altın ve S&P 500 endeks getiri volatilité ve aralarındaki volatilité yayılımı analiz edilmiştir. Analizde oluşturulan modellerde, VAR testine göre gecikme uzunluğu 1 olarak Kullanılmıştır.

4.2.5.1. Normal Dağılım Diagonal BEKK GARCH Modeli

Normal dağılımı altında tahmin edilen diagonal BEKK GARCH (1,1) modelinin sonuçları Tablo 11’de yer almaktadır.

Tablo 11’de C değişkenleri sabit parametreyi, α_i değişkenleri ARCH etkisini (piyasanın kısa dönem gecikmeli şokların etkisi), β_i değişkeni ise GARCH etkisini (uzun dönem kalıcılığını) göstermektedir. Bu bağlamda diagonal BEKK (1,1) modelin sonuçları aşağıdaki denklemlerle özetlenmektedir.

¹ Parantez içerisindeki değerler prob. değerleridir.

Tablo 11: Normal Dağılım Diagonal BEKK (1,1) Sonuçları

Parametre	Katsayı	Std. Hata	t İstatistiği	Prob. Değeri
C (1,1)	1,352256	0,224175	6,032133	0,0000
C (1,2)	0,019972	0,008638	2,312128	0,0208
C (1,3)	0,046173	0,017862	2,584909	0,0097
C (2,2)	0,009164	0,002705	3,387215	0,0007
C (2,3)	0,000948	0,00297	0,319274	0,7495
C (3,3)	0,052044	0,007905	6,583404	0,0000
$\alpha_1(1,1)$	0,228436	0,012726	17,95026	0,0000
$\alpha_1(2,2)$	0,197528	0,01324	14,91934	0,0000
$\alpha_1(3,3)$	0,459212	0,027092	16,95013	0,0000
$\beta_1(1,1)$	0,942854	0,007584	124,3284	0,0000
$\beta_1(2,2)$	0,974819	0,003269	298,1626	0,0000
$\beta_1(3,3)$	0,875002	0,013812	63,34859	0,0000
AIC	11,06078			
SC	11,1487			
HQ	11,09418			

Note: (1) KPE, (2) Altın ve (3) S&P 500 Endeksi'ni işaret etmektedir.

Ana denklem:

$$H_t = C'C + \sum_{j=1}^q \sum_{K=1}^K (\alpha'_{kj} \times \alpha_{kj} \times \varepsilon_{t-j} \varepsilon'_{t-j}) + \sum_{j=1}^p \sum_{K=1}^K (\beta'_{kj} \times h_{qk,t-j} \times \beta_{kj})$$

Buna göre, normal dağılımı altında diagonal BEKK (1,1) modelin sonuçları aşağıdaki denklemlerle özetlenmektedir.

$$h_{11,t} = 1.352256 + 0,052183 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0,888974 h_{11,t-1}$$

$$h_{12,t} = 0.019972 + 0,045123 \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} + 0,919112 h_{12,t-1}$$

$$h_{13,t} = 0.046173 + 0.104901 \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{3,t-1} + 0.825 h_{13,t-1}$$

$$h_{22,t} = 0.009164 + 0.03902 \varepsilon_{2,t-1}^2 + 0.95027 h_{22,t-1}$$

$$h_{23,t} = 0.000948 + 0.090707 \varepsilon_{2,t-1} \varepsilon_{3,t-1} + 0.85297 h_{23,t-1}$$

$$h_{33,t} = 0.052044 + 0.210876 \varepsilon_{3,t-1}^2 + 0.76563 h_{33,t-1}$$

Modelin geçerliliğini değerlendirmek için $\alpha + \beta$ denklemini çözümleyerek kovaryansın doğrusallığı ve durağan olup olmadığı test edilir. Buna göre, matrislerin mutlak öz değerleri birden küçük olduğunda modelin kovaryansı durağandır (Tsay, 2005).

$$K = \begin{bmatrix} 0.228436 & 0 & 0 \\ 0 & 0.197528 & 0 \\ 0 & 0 & 0.459212 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.228436 & 0 & 0 \\ 0 & 0.197528 & 0 \\ 0 & 0 & 0.459212 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.942854 & 0 & 0 \\ 0 & 0.974819 & 0 \\ 0 & 0 & 0.875002 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.942854 & 0 & 0 \\ 0 & 0.974819 & 0 \\ 0 & 0 & 0.875002 \end{bmatrix}$$

$$K = [0.941156671, \quad 0.989289394, \quad 0.976504161]$$

Elde edilen K matrisinin öz değerlerinin 1'den küçük olması ($\alpha + \beta$) < 1, modelin kovaryansı durağan olduğunu ve geçerliliğini kanıtlamaktadır. Buna rağmen, modelin değişen varyansını ve değişkenlerin aralarındaki otokorelasyonu test etmek için Portmanteau testi uygulanmış olup sonuçları Tablo 12'de yer almaktadır.

Tablo 12: Normal Dağılımı Diagonal BEKK (1,1) Portmanteau Test Sonuçları

Gecikme	Q İstatistiği	Prob.	Düzeltilmiş Q İstatistiği	Prob.	df
1	4.49	0.8761	4.50	0.8758	9
5	54.66	0.1534	54.85	0.1492	45
10	101.99	0.1825	102.56	0.1723	90
15	151.88	0.1521	153.12	0.1364	135
20	191.76	0.2605	193.73	0.2294	180
25	227.01	0.4500	229.79	0.3992	225
30	277.06	0.3707	281.28	0.3060	270
35	315.40	0.4830	320.91	0.3973	315
40	351.94	0.6094	358.86	0.5071	360
45	404.32	0.5001	413.56	0.3737	405
50	451.51	0.4711	463.06	0.3251	450

Portmanteau test sonuçlarına göre sıfır hipotezi (otokorelasyon sorunu yoktur) kabul ederek değişkenler arasında otokorelasyon sorunu veya değişen varyans sorunu olmadığı görülmektedir.

4.2.5.2. Student-t Dağılımı Diagonal BEKK GARCH Modeli

KPE, ons altın ve S&P 500 zaman serileri değerlendirildiğinde verinin sağa çarpık ve sivri dağılım özelliğine sahip olmasından dolayı veriler Student-t Dağılımı altında test edilmiştir. Student-t dağılımı altında tahmin edilen diagonal BEKK GARCH (1,1) modelinin sonuçları Tablo 13'te yer almaktadır.

Tablo (13)'de C değişkenleri sabit parametre, α_i değişkenleri ARCH etkisi, β_i değişkeni ise GARCH etkisini göstermektedir. Buna göre Student-t dağılımı altında diagonal BEKK (1,1) modelin sonuçları aşağıdaki denklemlerle özetlenmektedir.

$$\begin{aligned}
 h_{11,t} &= 0.50724 + 0.03948 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.93312 h_{11,t-1} \\
 h_{12,t} &= 0.00468 + 0.03895 \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} + 0.94117 h_{12,t-1} \\
 h_{13,t} &= 0.02384 + 0.08282 \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{3,t-1} + 0.87250 h_{13,t-1} \\
 h_{22,t} &= 0.01170 + 0.03843 \varepsilon_{2,t-1}^2 + 0.94929 h_{22,t-1} \\
 h_{23,t} &= 0.00136 + 0.08171 \varepsilon_{2,t-1} \varepsilon_{3,t-1} + 0.88002 h_{23,t-1} \\
 h_{33,t} &= 0.03746 + 0.17375 \varepsilon_{3,t-1}^2 + 0.81581 h_{33,t-1}
 \end{aligned}$$

Tablo 13: Student-t Dağılım Diagonal BEKK (1,1) Sonuçları

Parametre	Katsayı	Std. Hata	t İstatistiği	Prob. Değeri
C (1,1)	0,507243	0,169849	2,986437	0,0028
C (1,2)	0,004678	0,007696	0,607843	0,5433
C (1,3)	0,02384	0,017181	1,387567	0,1653
C (2,2)	0,011702	0,005094	2,297158	0,0216
C (2,3)	0,001361	0,002957	0,460205	0,6454
C (3,3)	0,037459	0,009935	3,770622	0,0002
$\alpha_1(1,1)$	0,198688	0,020183	9,8443	0,0000
$\alpha_1(2,2)$	0,196027	0,022676	8,644815	0,0000
$\alpha_1(3,3)$	0,416834	0,035938	11,59875	0,0000
$\beta_1(1,1)$	0,965982	0,006874	140,5268	0,0000
$\beta_1(2,2)$	0,974317	0,006086	160,0825	0,0000
$\beta_1(3,3)$	0,903221	0,014359	62,90445	0,0000
AIC	10,72014			
SC	10,81294			
HQ	10,7554			

Normal Dağılımın altında olduğu gibi Student-t dağılımının altında modelin geçerliliği değerlendirilmiştir. Buna göre, kovaryans matrisi:

$$K = \begin{bmatrix} 0.198688 & 0 & 0 \\ 0 & 0.196027 & 0 \\ 0 & 0 & 0.416834 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.198688 & 0 & 0 \\ 0 & 0.196027 & 0 \\ 0 & 0 & 0.416834 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.965982 & 0 & 0 \\ 0 & 0.974317 & 0 \\ 0 & 0 & 0.903221 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.965982 & 0 & 0 \\ 0 & 0.974317 & 0 \\ 0 & 0 & 0.903221 \end{bmatrix}$$

$$K = [0.972598146, \quad 0.987720201, \quad 0.989558758]$$

Elde edilen K matrisinin öz değerlerinin 1'den küçük olması, modelin kovaryansı durağan olduğunu ve geçerliliğini kanıtlamaktadır.

Tablo 14: Student-t Diagonal BEKK (1,1) Portmanteau Test Sonuçları

Gecikme	Q İstatistiği	Prob.	Düzeltilmiş Q İstatistiği	Prob.	df
1	4.17	0.9001	4.17	0.8998	9
5	55.69	0.1320	55.88	0.1282	45
10	102.56	0.1724	103.13	0.1626	90
15	153.64	0.1301	154.89	0.1159	135
20	193.00	0.2407	194.97	0.2110	180
25	226.67	0.4563	229.41	0.4059	225
30	278.78	0.3437	283.02	0.2809	270
35	317.35	0.4523	322.88	0.3677	315
40	352.01	0.6084	358.88	0.5067	360
45	402.41	0.5271	411.51	0.4009	405
50	448.90	0.5057	460.30	0.3583	450

Ayrıca, modelin değişen varyans ve değişkenlerin aralarındaki otokorelasyon test etmek için Portmanteau testi uygulanmış olup sonuçları Tablo 14'te yer almaktadır. Portmanteau test sonuçlarına göre değişkenler arasında otokorelasyon sorunu veya değişen varyans sorununun olmadığı görülmektedir.

4.2.5.3. Diagonal BEKK GARCH Modellerin Karşılaştırılması

Normal ve Student-t dağılımı altında elde edilen diagonal BEKK GARCH modelleri karşılaştırılarak en uygun model seçilmiştir. Bu amaçla Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Criterion (SC) ve Hannan-Quinn Criterion (HQ) testleri uygulanmış olup sonuçları Tablo 15'te yer almaktadır.

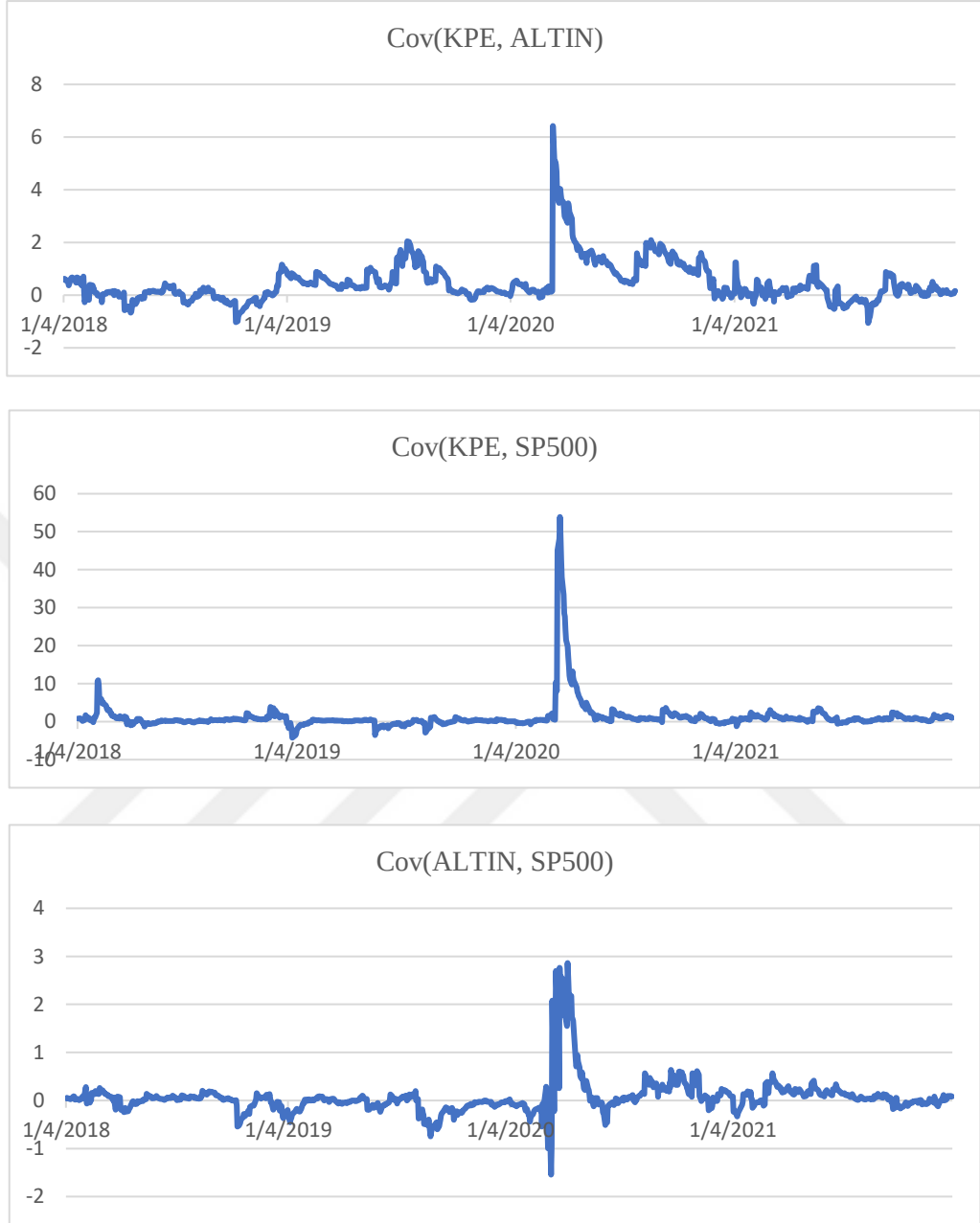
Tablo 15: Diagonal BEKK GARCH Modellerin Seçim Kriterleri

Test	Normal Dağılım	Student-t Dağılım
AIC	11,061	10,720
SC	11,149	10,813
HQ	11,094	10,755

Modellerin seçilme kriterleri değerlendirildiğinde AIC, SC ve HQ sonuçlarına göre Student-t dağılımı altında BEKK GARCH (1,1) modelinin daha başarılı olduğu görülmektedir. Her iki modelin β değerlerinin α değerlerinden daha yüksek olması, GARCH etkisinin ARCH etkisinden daha güçlü olduğunu göstermektedir. Bir başka ifade ile, piyasalar arası çok değişkenli volatilité etkisi, her bir piyasanın kendi içinde volatilité etkisinden daha güçlüdür. Ayrıca, β değerlerinin pozitif olması piyasalar arasında pozitif koşullu kovaryans etkisini işaret etmektedir. Elde edilen bu sonuçlar Efe (2019)'nin sonuçları ile uyumludur. Koşullu kovaryans etkisi Şekil 6'da gösterilmektedir.

Student-t diagonal BEKK (1,1) modelinde, ϵ 'nin sabit değerleri sırasıyla 0,03948, 0,03843 ve 0,17375 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, KPE, ons altın ve S&P 500 zaman serilerindeki volatilité şoklarının etkisini (ARCH etkisi) göstermektedir. Ayrıca, geçmiş dönemdeki şokların üç zaman serisinin arasındaki karşılıklı volatilité yayılım etkisi; S&P 500 ve KPE zaman serilerindeki şokların 0,08282, S&P 500 ve ons altın zaman serilerindeki şokların 0,08171 ve ons altın ve KPE zaman serilerindeki şokların 0,03895 katsayılı karşılıklı etkiye sahiptir. Bir başka ifade ile, S&P 500 piyasasındaki şoklar hem kendi içinde hem diğer piyasaların gelecek volatilitésinde en yüksek ARCH etkiye sahiptir.

Şekil 6: Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Kovaryans

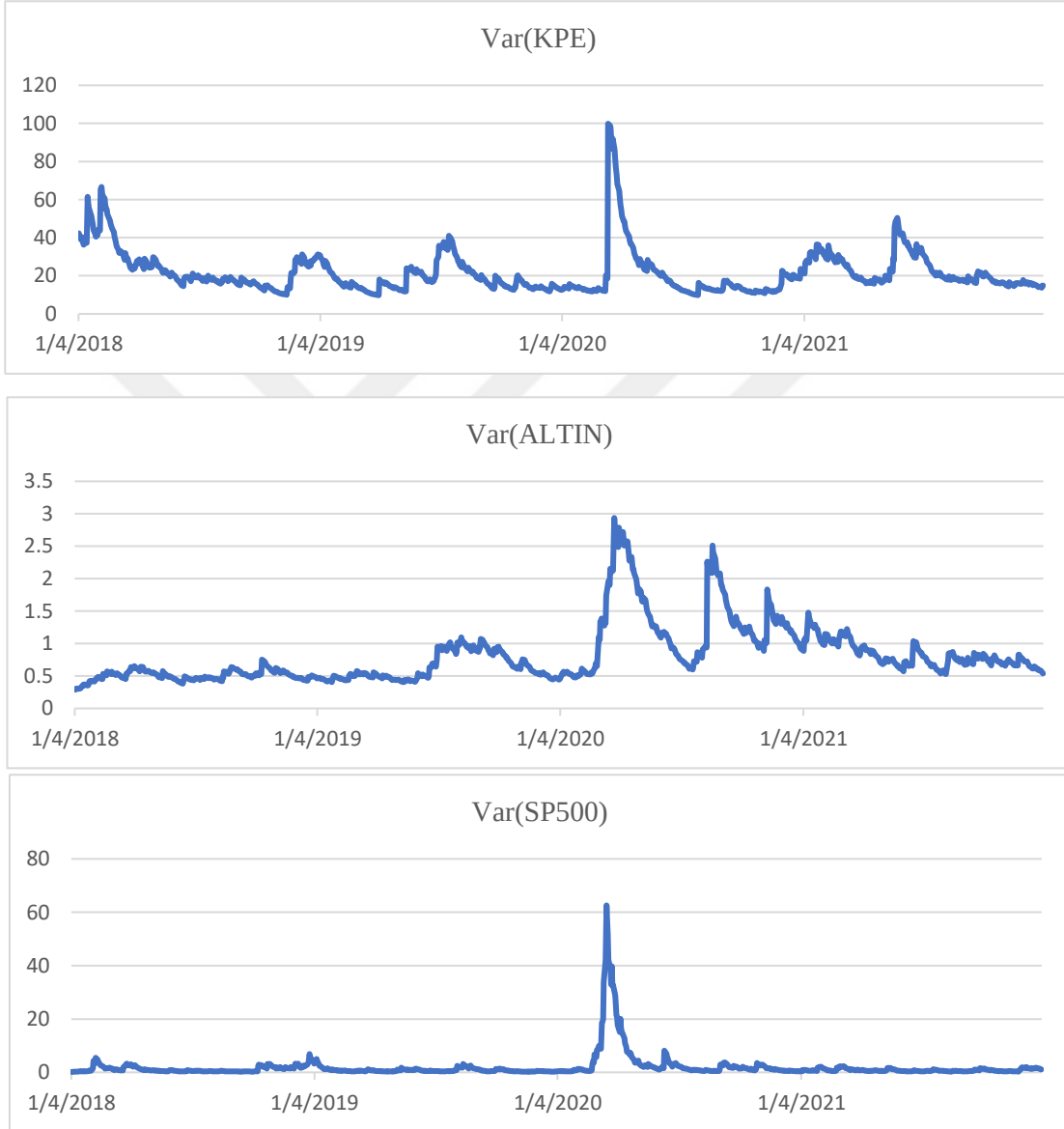


Gecikmeli volatilité kalıcılığı (GARCH etkisi- h) ele alındığında altının 0,94929, KPE'nin 0,93312 ve S&P 500 endeksinin 0,81581 katsayılarına sahip olduğu görülmektedir. Genel bir değerlendirme ile KPE ile ons altın ve S&P 500 piyasalarında ARCH ve GARCH etkisinin var olduğu görülmektedir. Ayrıca, piyasalar arasında oluşturulan BEKK GARCH denklemlerine göre bir piyasadaki volatilité değışikliğı diğer piyasalara yayılabilmektedir.

Şekil 7'de koşullu varyans grafikleri incelendiğinde KPE, ons altın ve S&P 500 serilerinde benzer yükselişler görülmektedir. Örnek olarak 2020 yılının ilk yarısında üç seride yükseliş şokuyla karşı karşıya kalınmıştır. Buna rağmen KPE endeksinin koşullu varyansının daha yüksek olduğu

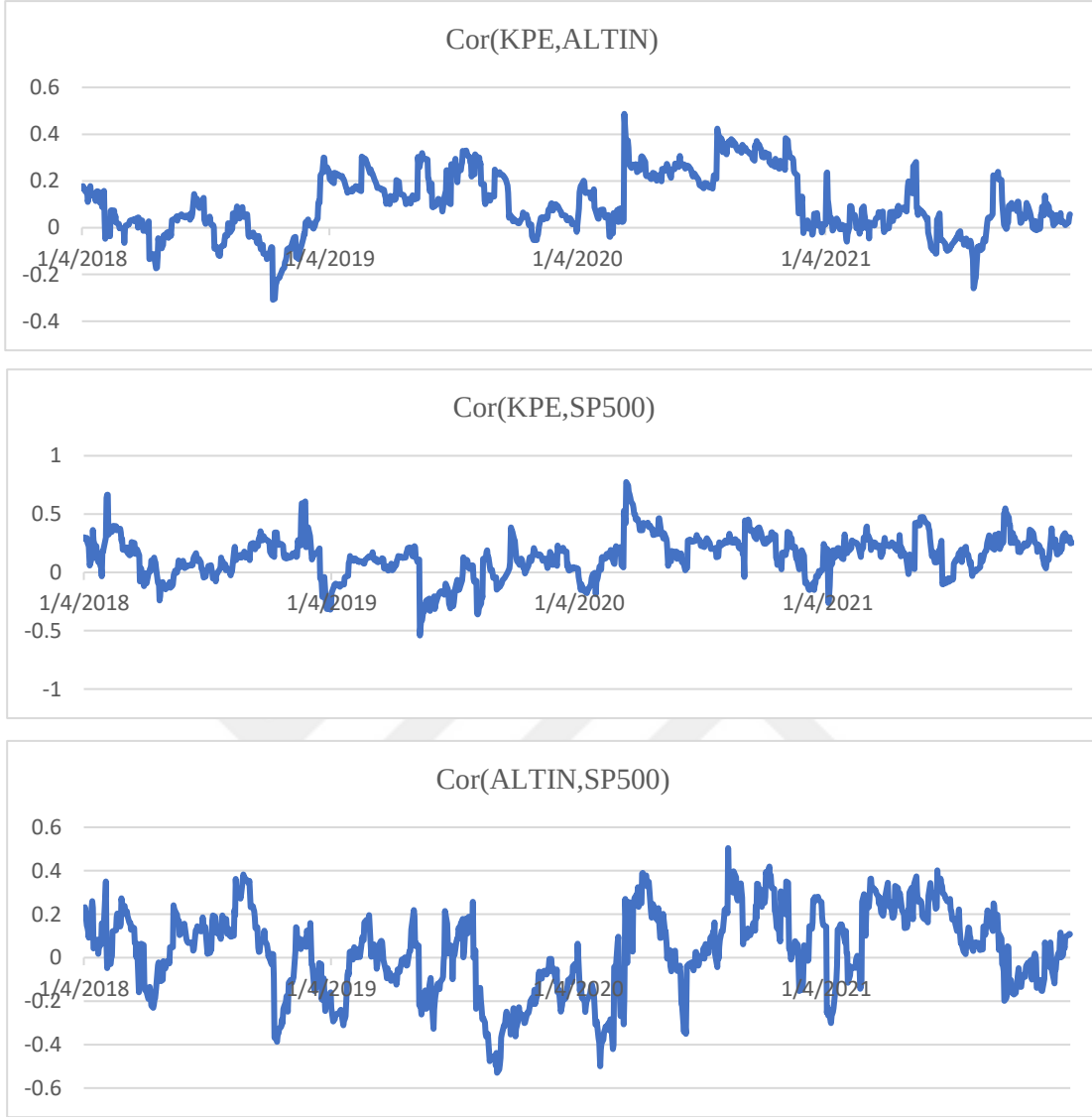
görülmektedir. Serilerin varyanslarındaki şoklar yatırımın getiri ve riski ile uyumludur. Buna göre altının en az riskli ve getirili varlık olduğu, KPE'nin en yüksek riskli ve getirili seri olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlar, Bitcoin ve altının tamamen farklı davrandığını gösteren Klein vd. (2018:18) ile uyumludur.

Şekil 7: Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Varyans



Şekil 8'de koşullu korelasyon grafikleri incelendiğinde piyasalar arası çok değişken korelasyon görülmektedir. Dolayısıyla KPE, altın ve S&P 500 piyasalarının koşulu korelasyon yöntemlerin kullanılması daha başarılı ve yatırım açısından çeşitlendirme ile avantaj sağlayabileceğini göstermektedir.

Şekil 8: Student-t Diagonal BEKK (1,1) Modelin Koşullu Korelasyon



4.2.6. DCC-GARCH Modeli

Değişkenler arasında koşullu korelasyonların dinamik yapısını test etmek amacıyla DCC-GARCH (1,1) modeli kullanılmıştır. Normal dağılım ve Student-t dağılımı altında tahmin edilen model Sonuçları Tablo 16 ve 17’de gösterilmiştir.

4.2.6.1. Normal Dağılım DCC-GARCH Modeli

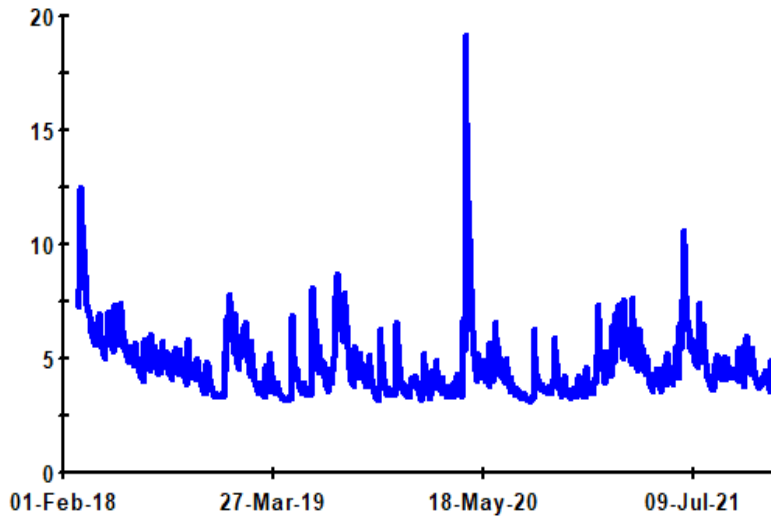
Normal Dağılım DCC-GARCH modelin durağanlık koşulu (stabilize koşulu) olan $a + b < 1$ sağlanmıştır. P değeri 0,05 olan ve normal dağılım altında tahmin edilen DCC-GARCH (1,1) modeli sonuçlarına göre, tüm katsayılar %5 önem düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır (Tablo 16).

Tablo 16: Normal Dağılım DCC-GARCH (1,1) Model Sonuçları

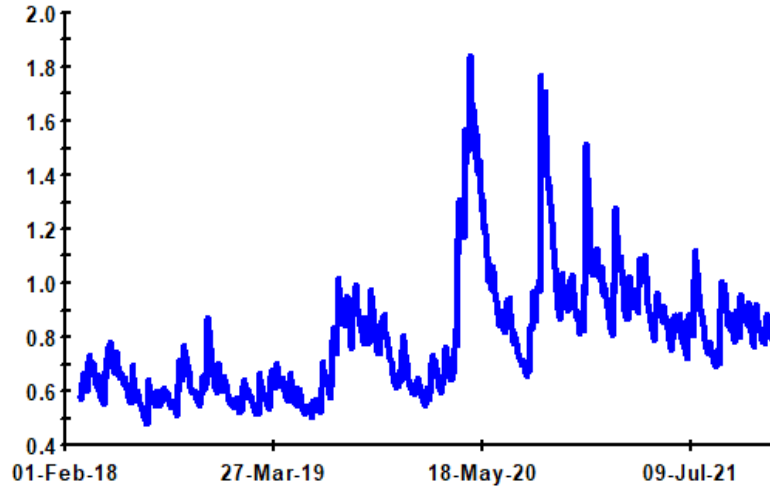
Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	Anlamlılık Değeri
C(1)	0,51341	0,24008	2,13855	0,03247
C(2)	0,03131	0,00929	3,36837	0,00076
C(3)	0,01329	0,00631	2,10694	0,03512
A(1)	0,07261	0,0178	4,0795	0,00005
A(2)	0,12167	0,03419	6,34004	0,00000
A(3)	0,05086	0,01277	3,98266	0,00007
B(1)	0,89936	0,02493	36,07234	0,00000
B(2)	0,8011	0,0259	30,93177	0,00000
B(3)	0,93572	0,01604	58,35455	0,00000
DCC(A)	0,02682	0,00595	4,50732	0,00001
DCC(B)	0,96767	0,00786	123,07035	0,00000
Shape (t degrees)	5,41227	0,4818	11,23341	0,00000
SC		11,11087		
HQ		11,06544		

Not: (C) sabit parametreyi, (A) ARCH etkisini, (B) GARCH etkisini ifade etmektedir.

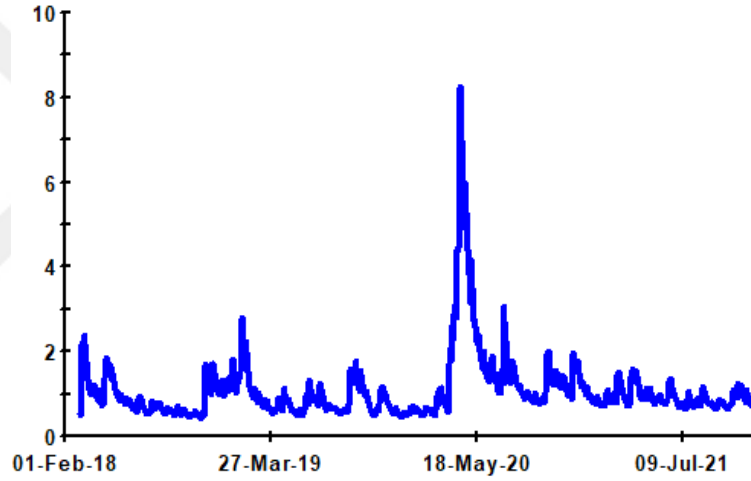
Buna bağlı olarak, KPE, ons altın ve S&P 500 endeksinin aralarında zamanla değişmekte olan bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Ayrıca, elde edilen bu model değerlerine göre KPE'nin diğer yatırım fonları ile çeşitlendirmede kullanılması portföyün risk seviyesini azaltmasına yardımcı olabilir. DCC GARCH (1,1) modeline ait grafikler Şekil 9, 10, 11 ve 12'de yer almaktadır. Şekillerde Aralık, 2021 tarihine kadar modelin ölçme değerleri ile Ocak-Ağustos, 2022 dönemin tahmin edilmiş değerleri de gösterilmektedir.

Şekil 9: KPE Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH

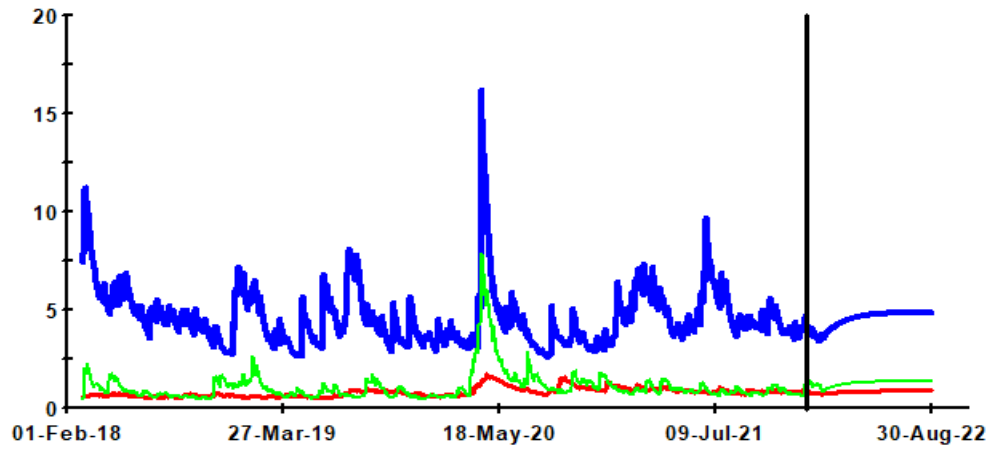
Şekil 10: Ons Altın Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH



Şekil 11: S&P 500 Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH



Şekil 12: Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Normal Dağılım DCC-GARCH



Not: Mavi: KPE, Kırmızı: Ons Altın, Yeşil: S&P 500.

Dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde KPE, ons altın ve S&P 500 serilerinin uzun dönemde zaman içinde pozitif korelasyonda hareket ettiği ve her üç zaman serisinin de oldukça volatil olduğu görülmektedir. Fakat, kısa döneme bakıldığında, fonların belirli aralarda bağımsız olarak hareket ettiği görülmektedir. Genel anlamda, DCC-GARCH modelinden elde edilen koşullu korelasyonların dinamik bir yapıya sahip oldukları görülmektedir.

4.2.6.2. Student-t Dağılım DCC-GARCH modeli

Tablo 17: Student-t Dağılım DCC-GARCH (1,1) Model Sonuçları

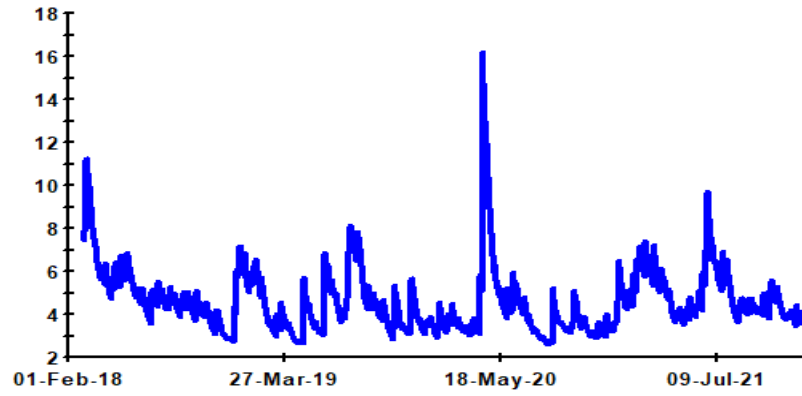
Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	Anlamlılık Değeri
C(1)	0,71238	0,37276	1,91109	0,05599
C(2)	0,04183	0,01199	3,48908	0,00048
C(3)	0,01399	0,00697	2,00786	0,04466
A(1)	0,09133	0,0262	3,48527	0,00049
A(2)	0,24414	0,04271	5,71646	0,00000
A(3)	0,05223	0,01401	3,72891	0,00019
B(1)	0,87659	0,03627	24,16932	0,00000
B(2)	0,76186	0,03319	22,95521	0,00000
B(3)	0,93186	0,01888	49,34837	0,00000
DCC(A)	0,027	0,00745	3,62246	0,00029
DCC(B)	0,96746	0,00977	99,05699	0,00000
Shape(t degrees)	5,26539	0,48578	10,83908	0
SC		10,81555		
HQ		10,7671		

Not: (C) sabit parametreyi, (A) ARCH etkisini, (B) GARCH etkisini ifade etmektedir.

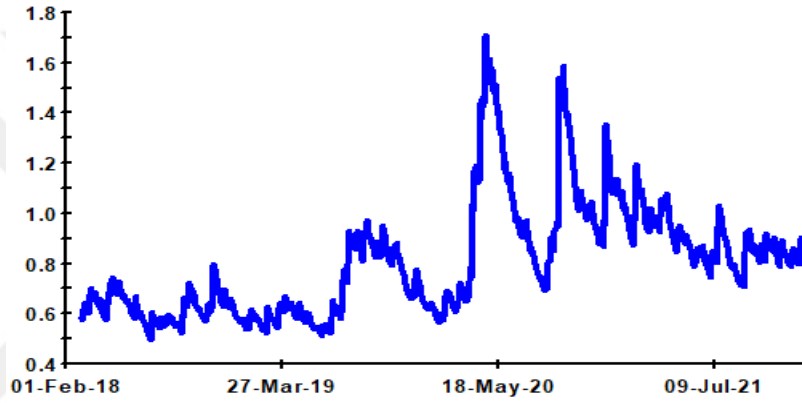
Student-t dağılım DCC-GARCH modelin durağanlık koşulu olan $a + b < 1$ sağlanmıştır. P değeri 0,05, Student-t dağılımı altında tahmin edilen DCC-GARCH (1,1) model sonuçlarına göre C1 hariç diğer tüm değişkenler istatistiksel olarak anlamlıdır.

Buna bağlı olarak, KPE, ons altın ve S&P 500 serileri aralarında zamanla değişmekte olan bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Kim vd. (2020:13) bulgularıyla uyumlu olarak, kripto para piyasası, altın piyasası ve ABD hisse senedi piyasası arasında zamanla değişen bir ilişkinin olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca, elde edilen bu model değerlerine göre KPE'nin diğer yatırım fonları ile çeşitlendirmede kullanılması durumunda portföyün risk seviyesini azaltması mümkündür. DCC GARCH (1,1) modelin tahminlerine ait grafikler Şekil 13, 14, 15 ve 16'da yer almaktadır. Şekillerde Aralık, 2021 tarihine kadar modelin ölçme değerleri ile Ocak-Ağustos, 2022 dönemin tahmin edilmiş değerleri de gösterilmektedir.

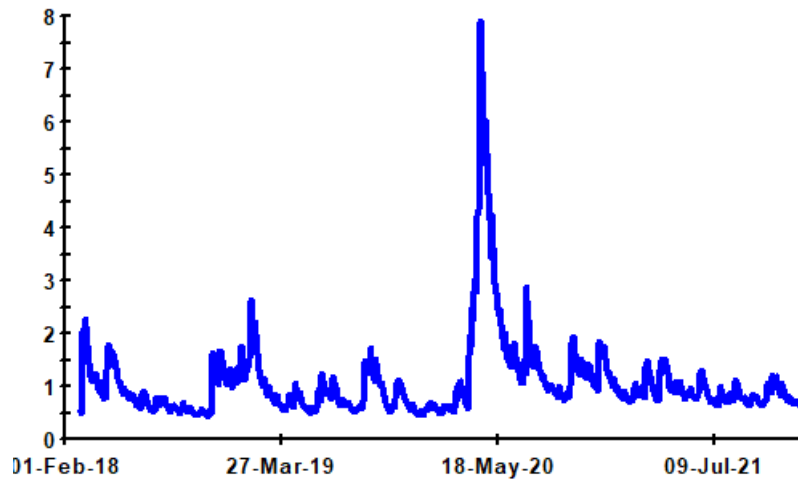
Şekil 13: KPE Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH



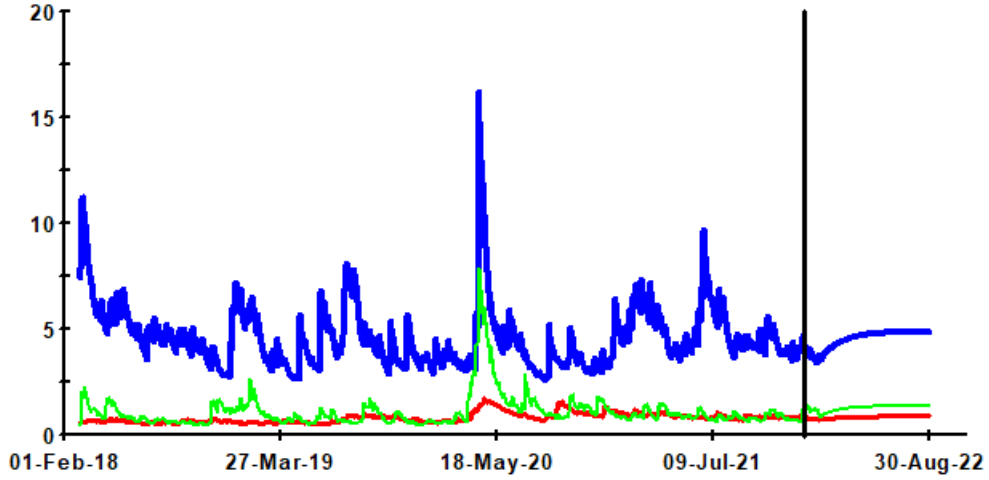
Şekil 14: Ons Altın Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH



Şekil 15: S&P 500 Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH



Şekil 16: Dinamik Koşulu Volatilite Tahminleri- Student-t Dağılım DCC-GARCH



Not: Mavi: Kripto para endeksi, Kırmızı: Ons Altın, Yeşil: S&P 500.

4.2.6.3. DCC GARCH Modellerin Karşılaştırılması

Normal ve Student-t dağılımı altında elde edilen DCC GARCH modellerin sonuçları karşılaştırılarak en uygun model seçilmiştir. Bu amaçla SC ve HQ testleri uygulanmış olup sonuçları Tablo 18’de gösterilmiştir.

Tablo 18: DCC GARCH Modellerin Seçim Kriterleri

Test	Normal Dağılım	Student-t Dağılım
SC	11,11087	10,81555
HQ	11,06544	10,7671

Modellerin seçme kriterleri değerlendirildiğinde SC ve HQ sonuçlarına göre Student-t dağılımı altında DCC GARCH (1,1) daha başarılı olduğu görülmektedir. Her iki modelin β değerlerinin α değerlerinden daha yüksek olması, GARCH etkisinin ARCH etkisinden daha güçlü olduğu göstermektedir. Bir başka ifade ile, piyasalar arası çok değişkenli volatilite etkisi, her bir piyasanın kendi içinde volatilite etkisinden daha güçlüdür. Ayrıca, β değerlerinin pozitif olması piyasalar arasında pozitif koşullu kovaryans etkisini işaret etmektedir.

Normal ve Student-t dağılım DCC-GARCH modelleri incelendiğinde, her iki modelin de anlamlı olduğu ve birbirine yakın sonuçlar verdiği görülmüştür. Buna rağmen, Student-t dağılımı DCC-GARCH modelin SC ve HQ değerlerinin daha iyi olması bu modelin daha başarılı olduğunu göstermektedir. Çarpıklık, basıklık ve JB test sonuçlarına göre verilerin normal dağılmadığı görülmüştür. Bunun için çalışmanın sonuçlarının tutarlı olduğu söylenebilir. Elde edilen sonuçlar, Bitcoin, altın ve SP 500’ün getiri ve volatilite açısından istatistiksel olarak anlamlı olduğunu bulan Kim vd. (2020) ile uyum sağlamaktadır.

4.3. Modellerin Performans Değerlendirmesi

Bu bölümde çalışmanın kapsamında oluşturulan diagonal BEKK ve DCC-GARCH modellerinin gelecek değerlerinin tahmin performansını incelenmiştir. Bu bağlamda normal ve Student-t dağılımı altında oluşturulan modeller ile tek değişkenli GARCH modelinin tahmin performans değerleri hesaplanmış ve karşılaştırılmıştır. Modellerin oluşturulmasında Ocak 2018 ile Aralık 2021 dönemi kullanılmıştır. Geriye kalan süre Ocak 2022 ile Ağustos 2022 tahmin süresi olarak kullanılmıştır.

Modellerin gelecek değerlerinin tahmin performansını karşılaştırmak için HKO ve MHO değerleri hesaplanmıştır. Tek değişkenli GARCH, diagonal BEKK (1,1) ve DCC-GARCH (1,1) modelleri için elde edilen HKO ve MHO değerleri Tablo 19’da gösterilmektedir.

Tablo 19: HKO ve MHO Değerleri

Model / Veri Serisi	HKO			MHO		
	KPE	Ons Altın	S&P 500	KPE	Ons Altın	S&P 500
Student-t DCC GARCH	2,1938	0,9244	1,1350	2,193443	0,692417	1,135022
Normal DCC GARCH	2,1968	0,9344	1,1414	2,196616	0,693421	1,141439
Student-t BEKK	3,7025	0,9385	1,5271	2,546286	0,725482	1,197725
Normal BEKK	3,7248	0,9479	1,5221	2,555463	0,735604	1,194991
Student-t GARCH	3,7277	0,9481	1,5243	2,565972	0,732384	1,198722
Normal GARCH	3,7183	0,9459	1,5222	2,555458	0,733634	1,196741

Tablo 19’da diagonal BEKK (1,1) için hesaplanan HKO ve MHO değerlerinin Student-t dağılımı altında tüm seriler için daha düşük oldukları görülmektedir. Bu bağlamda Student-t dağılımı ile hesaplanan diagonal BEKK (1,1) modelinin daha başarılı olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, DCC-GARCH (1,1) için hesaplanan KHO ve MHO değerlerinin Student-t dağılımı altında tüm seriler için daha düşük oldukları görülmektedir. Bu bağlamda Student-t dağılımı ile hesaplanan DCC-GARCH (1,1) modelinin daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tüm modeller karşılaştırıldığında Student-t dağılımı DCC-GARCH (1,1) modelinin en iyi tahmin sonuçlarına ve en iyi performansa sahip olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Benzer şekilde, Andersson-Säll (2019: 40) çalışmasında DCC GARCH modelinin daha iyi tahmin sağladığı sonucuna ulaşmıştır. Benzer biçimde, DCC GARCH modelinin diğer çok değişkenli GARCH modellerinin zorluklarını aştığı, Kim vd. (2020:1) tarafından belirtilmiştir.

4.4. Kripto Para Endeksi'nin Portföy Performans Değerlendirmesi

Minimum varyans sınırı, portföy teorisinde kullanılan en temel yöntemlerden bir tanesidir. Minimum varyans sınırı, bir yatırım portföyünde sağlanabilecek getiri için en düşük risk seviyeleri

belirlemektedir. Minimum varyans sınırı hesaplamasında portföy getirisi ve portföyü teşkil eden yatırım fonlarının kovaryans matrisi kullanılmaktadır (Kan ve Smith, 2008: 1346). Bu bağlamda, yatırımcının kripto para yatırımlarında yapılan varlık tahsisi ile sağlanabilecek faydaları değerlendirilmiştir. Bunun için iki farklı minimum varyans sınırı oluşturulmuştur. Birincisi, iki varlıklı portföyün minimum varyans sınırıdır (ons altın ve S&P 500). İkincisi ise üç varlıklı portföyün minimum varyans sınırıdır (KPE, ons altın ve S&P 500). Minimum varyans sınırlarının risk, getiri ve varlıkların ağırlık değerlerini Tablo 20 ve 21’de gösterilmiştir. Ayrıca, iki minimum varyans sınırları oluşturulmuş ve Şekil 17’de gösterilmiştir.

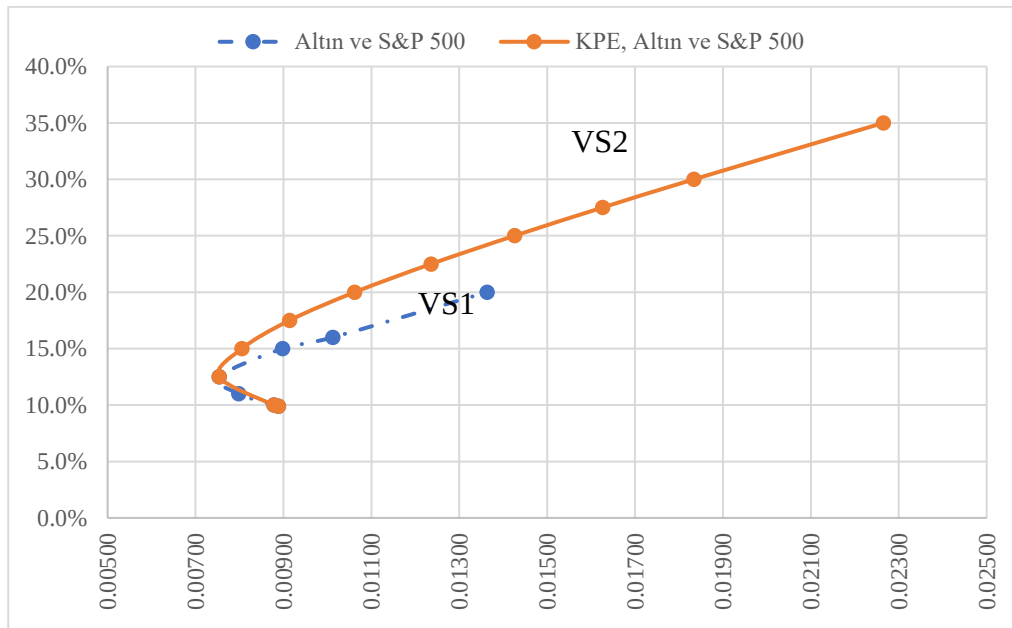
Tablo 20: Ons Altın ve S&P 500 Portföyün Değerleri

Ons Altın ve S&P 500 Portföyü								
Portföy Getirisi	9.9%	10.0%	11.0%	12.5%	15.0%	16.0%	17.5%	18.4%
Portföy Riski	0.0089	0.0088	0.0080	0.0075	0.0090	0.0101	0.0122	0.0136
Varlık	Ağırlık							
Ons Altın	0%	1%	13%	30%	60%	71%	89%	100%
S&P500	100%	99%	87%	70%	40%	29%	11%	0%

Tablo 21: KPE, Ons Altın ve S&P 500 Portföyün Değerleri

KPE, Ons Altın ve S&P 500 Portföyü									
Portföy Getiri	9.9%	10.0%	11.0%	12.5%	15.0%	17.5%	18.4%	20.0%	35.0%
Portföy Riski	0.0089	0.0088	0.0080	0.0075	0.0081	0.0091	0.0097	0.0106	0.0226
Varlık	Ağırlık								
KPE	0%	0%	0%	0%	4%	9%	11%	14%	42%
Ons Altın	100%	99%	87%	70%	61%	52%	49%	44%	0%
S&P500	0%	1%	13%	30%	35%	39%	40%	42%	58%

Şekil 17: Minimum Varyans Sınırları



Şekil 17’de ons altın ve S&P 500 portföyünün minimum varyans sınırı (VS1) mavi çizgili, KPE, ons altın ve S&P 500 portföyünün minimum varyans sınırı (VS2) turuncu olarak gösterilmiştir. İki varyans sınırı karşılaştırıldığında bu sınırların %12,5 getiri ve 0,0075 standart sapmada ayrıldığı görülmektedir (Tablo 20, 21). En az risk ile %12,5 altında getiri amaçlayan yatırımcının sadece ons altın ve S&P 500 varlıklarında yatırım yapması gerekmektedir. Daha yüksek getiri amaçlayan yatırımcı iki portföyden farklı sonuç elde edebilir. Şekil 17’de VS2’nin VS1’in üstünde olması, aynı risk seviyesinde daha fazla getiri demektir. Bir başka deyiş ile, aynı risk seviyesinde üç varlıklı portföyde yatırım yaparak daha fazla gelir elde edilebilir. Buna göre, yatırımcı getiri tercihlerini belirledikten sonra kripto para ile çeşitlendirme yaparak risk seviyesini indirebilir veya kabul ettiği aynı risk seviyesinde daha yüksek getiri sağlayabilir. Buna göre yatırım açısından değerlendirildiğinde, kripto para yatırımları yatırımcıya avantaj sağlayabilmektedir. Bu bağlamda, Bouri vd. (2017: 14) çalışmasında S&P 500 yatırımları içeren menkul kıymetler portföyüne Bitcoin yatırım fonu dahil edilmesiyle anlamlı düzeyde risk seviyesini azaltmıştır. Buna göre çalışmanın sonuçları, Bouri vd. (2017: 14)’nin sonuçlarıyla uyum göstermektedir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Kripto para piyasasının açılması ve hızla artan teknoloji gelişmelerden yatırımcıya yeni alternatifler sunmaktadır. Kripto para piyasası ilk olarak Bitcoin ile başlamış ve devamlı olarak genişleyerek binlerce yeni para birimleri ortaya çıkmıştır. Sayı ve işlem yoğunluğu açısından büyüme gösteren kripto para piyasası böylece yatırımcıların risk ve getiri hedeflerine daha iyi düzeyde tutulabilmesine imkan sağlamıştır. İlave olarak kripto para piyasası, finansal piyasalarda alternatif varlıklar da sumaktadır. Bu çalışmanın amacı, kripto para yatırımlarının yatırımcılara ve portföy yöneticilerine sağlayacağı avantajları araştırmak ve daha etkin bir volatilité tahmin modeli önermektir. Söz konusu bu tahmin modelinin analizinde, ‘kripto para’, ‘altın’ ve ‘hisse senedi’ olmak üzeri üç farklı yatırım seçeneği ele alınmıştır.

Kripto para volatilité analizinde tek bir kripto para biriminin kullanılması yetersiz kalmakta ve sistematik olmayan riski artırmaktadır. Bu nedenle, kripto para yatırımlarının daha iyi analiz edilebilmesi için bir KPE oluşturulmuştur. Bu şekilde, bütünsel bir kripto para değerlendirme modeli sunularak tek bir kripto para biriminin yaratıcığı sistematik olmayan risk azaltılmıştır. Bu bağlamda, oluşturulan KPE bu çalışmanın önemli bir katkısıdır. Diğer taraftan, Türkiye ve dünyada yatırımcılar tarafından güvenli bir liman aracı olarak tercih edilen altın kullanılmıştır. Altın fiyatları, ons fiyatları üzerinden dikkat alınmıştır. Riskli bir yatırım aracı olarak hisse sendi tercih edilmiştir. Hisse sendi yatırımları için de S&P 500 endeks getirisi kullanılmıştır.

Kripto para piyasasının devreye girmesi farklı yatırım modelleri ve portföylerin oluşturulmasına imkan sağlamıştır. Bu çalışmada, BEKK ve DCC-GARCH modelleri kullanılarak kripto para, altın ve hisse senedi piyasaları arasındaki volatilitenin ortak hareketleri normal ve Student-t dağılımı altında incelenmiştir. Analiz dönemi olarak 02 Ocak 2018-31 Aralık 2021 seçilmiş, tahmin dönemi ise 01 Ocak 2022 – 31 Ağustos 2022’dir. Çalışmada söz konusu yatırım araçlarının logaritmik getirileri kullanılmıştır.

Elde edilen zaman serisi istatistiklerine göre, KPE en yüksek; ons altın ise, en düşük merkezi eğilim değerlerine sahiptir. Bu değerler kripto para yatırımlarının genel olarak daha riskli, ancak aynı zamanda daha yüksek getirili olduğunu göstermektedir. KPE, ons altın ve S&P 500 endeksi negatif çarpıklık katsayısına sahip olup, sağa çarpık dağılım göstermiştir. Öte yandan, tüm seriler pozitif yüksek basıklık katsayısı ve sivri dağılım özelliği göstermektedir.

Değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununu tespit etmek amacıyla korelasyon ve VIF testleri uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre KPE, ons altın ve S&P 500 zaman serileri arasında çoklu

bağlantı sorunu bulunmamaktadır. Ayrıca, zaman serilerinin durağanlığı PP ve ADF ile test edilmiştir. Buna göre, KPE, ons altın ve S&P 500 serileri durağan olduğu sonucuna varılmıştır.

Çalışmada, çok değişkenli GARCH modellerinin kullanılması daha başarılı sonuçlar vermiştir. Normal ve Student-t dağılımı altında elde edilen diagonal BEKK GARCH modellerinin her ikisinden de anlamlı sonuçlara varılmıştır. Ancak, AIC, SC ve HQ testlerine göre, Student-t dağılımı altında BEKK GARCH modeli daha başarılıdır. Her iki BEKK GARCH modelinde de β (GARCH etkisi) değerleri α (ARCH etkisi) değerlerinden daha yüksektir. Bu durum, volatilité tahminlerinde GARCH etkisinin daha belirleyici olduğunu göstermektedir. Ayrıca, piyasalar arası çok değişkenli volatilité etkisi, her bir piyasanın kendi içindeki volatilité etkisinden daha güçlüdür. İlâveten, piyasalar arası koşullu kovaryans etkisinin pozitif olduğu görülmüştür.

Student-t diagonal BEKK GARCH modelindeki ε sabit değerleri, KPE, ons altın ve S&P 500 zaman serilerindeki geçmiş dönemlere ait volatilité şoklarının etkisini (ARCH etkisi) gösterir. S&P 500 piyasasındaki şoklar, hem kendi içinde hem de diğer piyasalarda gelecek en yüksek ARCH etkisine sahiptir. Öte yandan, GARCH etkisi (h) değerlerine göre, ons altın en yüksek, KPE orta, S&P 500 endeksi ise en düşük volatilité kalıcılığına sahiptir. Bu sonuçlar, kripto para kullanımının risk ve getiri açısından avantaj sağlayabileceğini gösterir. Portföy çeşitlendirmesi, kripto para kullanımı ile daha dengeli ve güvenli hale getirilebilir.

Çalışmada, normal ve Student-t dağılımlı DCC-GARCH modellerinin uygulanması sonucunda, tüm değişkenler arasında zamanla değişen bir korelasyon olduğu tespit edilmiştir. SC ve HQ testlerine göre ise, Student-t dağılımı altında DCC GARCH modeli daha iyi sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlar, kripto para yatırımlarının risk ve getiri düzeyleri açısından avantaj sağlayabileceği yönünde bir işarettir. Ayrıca, her iki modelden elde edilen sonuçların birbiriyle tutarlı ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmüştür.

Çalışma kapsamında oluşturulan modellerin tahmin gücünü ölçmek için hata karelerinin ve mutlak hataların ortalaması hesaplanmıştır. Buna göre, Student-t DCC GARCH, Normal DCC GARCH, Student-t BEKK GARCH, Normal BEKK, Student-t GARCH ve Normal GARCH modelleri arasında en iyi tahmin sonuçları, Student-t DCC GARCH modeli ile elde edilmiştir. Sonuçların Student-t dağılımı altında daha uygun çıkması, zaman serilerinin normal dağılımı göstermemesinden kaynaklanmaktadır.

Çalışmada ayrıca; Minimum varyans sınırı kullanılarak yapılan analizde, KPE'nin portföy yatırımlarının risk ve getirisine etkisi incelenmiştir. İki minimum varyans sınırı karşılaştırıldığında, %12,5 getiri ve 0,0075 standart sapma seviyesi kritik bir nokta olarak belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre bir yatırımcı, en düşük risk seviyesinde kripto paraya yatırım yapmadan %12,5 getiri hedefine ulaşabilir. Diğer bir ifadeyle, %12,5'e kadar getiri amaçlayan yatırımcılar için kripto para

yatırımlarının herhangi bir avantajı yoktur. Ancak, %12,5 ve üzerinde getiri hedefleyen yatırımcılar, kripto para yatırımları ile istedikleri getiri seviyesini daha düşük riskle elde edebilirler. Bu nedenle, yüksek riskle yatırım yapan yatırımcılar, kripto para yatırımları ile aynı risk seviyesinde daha fazla getiri veya aynı getiriyi daha düşük riskle elde edebilirler. Ayrıca, altın ve S&P 500 gibi yatırım araçları portföyüne kripto paranın dahil edilmesi, risk seviyesini azaltmaktadır.

Yatırımcı İçin Öneriler

- Yatırım kararları ve tercihlerinin belirlenmesinde kripto paradan yararlanılabilir.
- Tek bir kripto para yerine KPE gibi çeşitlendirilmiş bir portföy kullanılmak daha anlamlıdır.
- Yatırım portföylerinin fiyat tahminlerinde çoklu değişken varyans modelleri kullanılabilir.
- Çalışmada Student-t GARCH modelinin daha iyi sonuç sağlamış olmasına rağmen, diğer modellerden çok fark olmadığı görülmüştür. Tahmin ve analizlerde tek bir modelle bağlı kalmayıp olası tüm modeller kullanılabilir.
- Ayrıca, portföy oluştururken minimum varyans sınırı gibi yöntemler kullanılabilir.

Çalışma Kısıtları ve Gelecek Çalışmalar İçin Öneriler

- Kripto para piyasasının yeni olması ve veri açısından zengin bir piyasa olmaması veri setinin oluşturulmasında dezavantaj yaratmaktadır. Bu bağlamda gelecekteki çalışmalarda daha uzun dönem kullanılabilir ve gün içi veriler de göz önünde bulundurularak daha kapsamlı modeller geliştirilebilir.
- Yeni çalışmalarda daha uzun dönemin yanında daha fazla kripto para birimi ile KPE oluşturabilir.
- KPE'nin diğer piyasalarla ilişkisi değerlendirilebilir. Bu bağlamda, döviz kuru, faiz oranları, tahvil piyasaları gibi faktörler de analiz edilebilir. Ayrıca, hisse sendi yatırımları için S&P 500 dışında farkı endeksler de kullanılabilir.
- Bu çalışmada, kripto para madenciliği ve buna bağlı çevresel riskler göz ardı edilmiştir. Bu nedenle, gelecekte yapılacak çalışmalarda kripto para üretiminin çevresel etkileri de göz önünde bulundurulabilir.

KAYNAKÇA

Abar, Hayri (2020), “GARCH Modeli ve DVM–EKK Regresyonu ile Kripto Para Fiyat Öngörüsü: Bitcoin Fiyatı Üzerine Bir Uygulama”, **Turkish Studies- Economics Finance Politics**, 15(2):705-725.

Abbas Rizvi, Syed Kumail vd. (2022), “Is Green Investment Different From Grey? Return and Volatility Spillovers Between Green and Grey Energy ETFs”, **Annals of Operations Research**, 313:495–524. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04367-8>.

Abdulkadir, Said Jadid vd. (2018), “Long Short Term Memory Recurrent Network For Standard And Poor’s 500 Index Modelling”. **Int. J. Eng. Technol**, 7(4.15), 25-29.

Aggarwal, Vaibhav (2022), “Optimum Investor Portfolio Allocation In New Age Digital Assets”, **International Journal of Innovation Science**, 14(3/4), 648-658.

Aghalibayli, N. (2019), **Bitcoin As A Cryptocurrency And Its Relationship With Gold, Crude Oil And Euro Exchange Rate**, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Marmara Üniversitesi.

Ahmed, O. (2021), “Do Future Markets Protect The Spot Markets In Developing Countries? The Case Of The Egyptian Wheat Market”, **New Medit**, 20(5), 65-83.

Ahmed, W M ve Al Mafrachi, M (2021), “Do Higher-Order Realized Moments Matter For Cryptocurrency Returns?”, **International Review of Economics & Finance**, 72, 483-499.

Aizenman, J ve Pinto, B. (2005), “Managing economic volatility and crises: A practitioner's guide”, Cambridge University Press.

Albulescu, C. T. (2021), “COVID-19 And The United States Financial Markets’ Volatility”, **Finance Research Letters**, 38, 101699.

Alkan, Buket ve Çiçek, Serkan (2020), “Spillover Effect In Financial Markets In Turkey”, **Central Bank Review**, 20(2020) 53-64.

Alkiş, A. (2018), “İslam Hukuku Açısından Bitcoin ve Kripto Para”, **Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 8(2), 69-90.

Al-Thaqeb, S. A. ve Algharabali, B. G (2019), “Economic Policy Uncertainty: A Literature Review”, **The Journal of Economic Asymmetries**, 20, e00133.

Al-Yahyaee, Khamis vd. (2019), “Volatility Forecasting, Downside Risk, And Diversification Benefits Of Bitcoin And Oil And International Commodity Markets: A Comparative Analysis With Yellow Metal”, **The North American Journal of Economics and Finance**, 49, 104-120.

Al-Yahyaee, Khamis vd. (2020), “Why Cryptocurrency Markets Are Inefficient: The Impact Of Liquidity And Volatility”, **The North American Journal of Economics and Finance**, 52, 101168.

Ampountolas, Apostolos (2022), “Cryptocurrencies Intraday High-Frequency Volatility Spillover Effects Using Univariate and Multivariate GARCH Models”, **Int. J. Financial Stud**, 10(51). <https://doi.org/10.3390/ijfs10030051>.

Amsyar, Izwan vd. (2020), “The Challenge Of Cryptocurrency In The Era Of The Digital Revolution: A Review Of Systematic Literature”, **Aptisi Transactions on Technopreneurship (ATT)**, 2(2), 153-159.

Andersen, T. G. Bollerslev, T. ve Lange, S. (1999), “Forecasting Financial Market Volatility: Sample Frequency Vis-A-Vis Forecast Horizon”, **Journal Of Empirical Finance**, 6(5), 457-477.

Andersson-Säll, T. ve Lindskog, J. (2019), **A Study on the DCC-GARCH Model’s Forecasting Ability with Value-At-Risk Applications on The Scandinavian Foreign Exchange Market**. Yayınlanmamış Lisans Tezi, Uppsala University.

Ardia, D. Bluteau, K. ve Rüede, M. (2019), “Regime Changes In Bitcoin GARCH Volatility Dynamics”, **Finance Research Letters**, 29, 266-271.

Arlt, J. ve Arltová, M. (2001), “Financial Time Series and Their”, **Acta Oeconomica Pragensia**, 9(4), 7-20, ISSN 0572-3043.

Arltová, M. ve Fedorová, D. (2016), “Selection Of Unit Root Test On The Basis Of Length Of The Time Series And Value Of AR (1) Parameter”, **Statistika-Statistics and Economy Journal**, 96(3), 47-64.

Aşar, Ahmet Oğuz (2016), **Türkiye’de Takas Sistemi ve Uygulamadaki Problemlerle İlgili Bir Araştırma**, T.C. İstanbul Ticaret Üniversitesi, Sosyal Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Ateş, B. A. (2016), “Kripto para birimleri, Bitcoin ve Muhasebesi”, **Çankırı Karatekin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 7(1), 349-366.

Bakas, Dimitrios, Magkonis, Georgios ve Young Oh, Eun (2022), “What Drives Volatility In Bitcoin Market?”, **Finance Research Letters**, 50(2022), 103237, 1-8.

Bao, Hong vd. (2022), “Can Bitcoin Help Money Cross The Border: International evidence”, **Finance Research Letters**, 49(2022), 103127.

Basel Bankacılık Gözetim ve Denetim Komitesi (1998), **Elektronik Bankacılık ve Elektronik Para Faaliyetleri İçin Risk Yönetimi**, Türkiye Bankalar Birliği Yayını, Mart.

Başarir, Ç. (2018), “Korku Endeksi (VIX) ile BİST 100 Arasındaki İlişki: Frekans Alanı Nedensellik Analizi”, **Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi**, 19(2), 177-191.

- Bataineh, Khaled (2022), "Return And Volatility Spillovers Between FTSE All-Share Index And S&P 500 Index", **Investment Management and Financial Innovations**, 19(2), 107-118. doi:10.21511/imfi.19(2).2022.09
- Baur, D. G. ve Dimpfl, T (2017), "Realized Bitcoin Volatility", SSRN, 2949754, 1-26.
- Baur, D. G. Hong, K. ve Lee, A D (2018), "Bitcoin: Medium of Exchange Or Speculative Assets?", **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, 54, 177-189.
- Bech, M. L. ve Garratt, R (2017), "Central bank cryptocurrencies", **BIS Quarterly Review**.
- Beckmann, J. ve Czudaj, R (2013), "Gold As An Inflation Hedge In A Time-Varying Coefficient Framework", **The North American Journal of Economics and Finance**, 24, 208-222.
- Belasri, Y. ve Ellaia, R (2017), "Estimation of Volatility and Correlation with Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models: An Application to Moroccan Stock Markets", **International Journal of Economics and Financial Issues**, 7(2), 384-396.
- Bholane, K P (2021), "Pros and Cons of Cryptocurrency: A Brief Overview", **National Journal of Research in Marketing, Finance & HRM**, 6(3), 71-78.
- Bhuyan, Rafiqul vd. (2016), "Information Transmission and Dynamics of Stock Price Movements: An Empirical Analysis of BRICS and US Stock Markets", **International Review of Economics & Finance**, S1059056016301514-. doi:10.1016/j.iref.2016.09.004
- Binance, (2022), "BNB nedir", <https://www.binance.com/tr/bnb>.
- Bircan, H. (2004), "Lojistik Regresyon Analizi: Tıp Verileri Üzerine Bir Uygulama", **Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, (8), 185-208.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", **Journal of Econometrics**, 31(3), 307-327.
- Bollerslev, T. (1990), "Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model", **The Review of Economics and Statistics**, 498-505.
- Bollerslev, T. Chou, R. Y. ve Kroner, K. F (1992), "ARCH Modeling In Finance: A Review Of The Theory And Empirical Evidence", **Journal Of Econometrics**, 52(1-2), 5-59.
- Bollerslev, T Engle, R F ve Nelson, D B (1994), "ARCH Models", **Handbook of Econometrics İçinde**, 4, 2959-3038.
- Bollerslev, T. Engle, R. F. ve Wooldridge, J. M. (1988), "A Capital Asset Pricing Model With Time-Varying Covariances", **Journal of Political Economy**, 96(1), 116-131.
- Bouri, E. Azzi, G. ve Dyhrberg, A. H (2017), "On The Return-Volatility Relationship In The Bitcoin Market Around The Price Crash Of 2013", **Economics**, 11(1).

Bouri, E., Roubaud, D., & Shahzad, S. J. H. (2020). Do Bitcoin and other cryptocurrencies jump together?. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 76, 396-409.

Bouri, E. vd. (2020), "Bitcoin, Gold, And Commodities As Safe Havens For Stocks: New Insight Through Wavelet Analysis", **The Quarterly Review of Economics and Finance**, 77, 156-164.

Brauneis, Alexander vd. (2022), "Bitcoin Unchained: Determinants Of Cryptocurrency Exchange Liquidity", **Journal of Empirical Finance**, 69 (2022) 106–122.

Bukovina, J. ve Martiček, M. (2016), "Sentiment and Bitcoin Volatility", MENDELU Working Papers in Business and Economics 58/2016. Mendel University in Brno.

Caporale, Guglielmo Maria vd. (2021), "Cyber-Attacks, Spillovers And Contagion In The Cryptocurrency Markets", **J. Int. Financ. Markets Inst. Money**, 74 (2021) 101298.

Cardano (2022), "Making The World Work Better For All", <https://cardano.org/>.

Catania, L. ve Grassi, S. (2022), "Forecasting Cryptocurrency Volatility", **International Journal of Forecasting**, 38(3), 878-894.

Čermák, M. Malec, K. ve Maitah, M. (2017), "Price Volatility Modelling–Wheat: GARCH Model Application", **AGRIS on-line Papers in Economics and Informatics**, 9, 15-24.

Chai, J. vd. (2021), "Structural Analysis And Forecast Of Gold Price Returns", **Journal of Management Science and Engineering**, 6(2), 135-145.

Cheah, E. T. ve Fry, J. (2015), "Speculative Bubbles In Bitcoin Markets? An Empirical Investigation Into The Fundamental Value of Bitcoin", **Economics Letters**, 130, 32-36.

Chornous, Y. vd. (2019), "Legal Regulation Of Cryptocurrency Turnover In Ukraine And The EU. Journal of Legal", **Ethical and Regulatory Issues**, 22, 1-6.

Christoffersen, Peter ve Jacobs, Kris (2004), "Which GARCH Model for Option Valuation?", **Management Science**, 50(9):1204-1221. <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.1040.0276>.

Chu, J. vd. (2017), "GARCH Modelling Of Cryptocurrencies", **Journal of Risk and Financial Management**, 10(4), 17.

Chuen, D. L. K. Guo, L. ve Wang, Y. (2018), "Cryptocurrency: A New Investment Opportunity?", **The Journal of Alternative Investments**, 20(3), 16-40.

Ciaian, P. Rajcaniova, M. ve Kancs, D. A. (2016), "The Economics Of Bitcoin Price Formation", **Applied Economics**, 48(19), 1799-1815.

Coinmarketcap (2023), "Tüm Kripto Para Birimleri", <https://coinmarketcap.com/tr/all/views/all/> (26.03.2023).

Conrad, C., Custovic, A. ve Ghysels, E. (2018), “Long-And Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis”, **Journal of Risk and Financial Management**, 11(2), 23, 1-12.

Crespo Cuaresma, J., Hlouskova, J. ve Obersteiner, M. (2021), “Agricultural Commodity Price Dynamics And Their Determinants: A Comprehensive Econometric Approach”, **Journal of Forecasting**, 40(7), 1245-1273.

Cui, Tianxiang vd. (2023), “Portfolio Constructions In Cryptocurrency Market: A CVAR-Based Deep Reinforcement Learning Approach”, **Economic Modelling**, 119 (2023), 106078, 1-9.

Çamurdan, B. (2013), “Türkiye’de 1999-2013 Dönemi İçin İhracat, İthalat Ve Ekonomik Büyüme Arasındaki Nedensellik İlişkisi”, **Social Sciences**, 8(4), 183-195. 188

Çetinkaya, Ş. (2018), “Kripto Paraların Gelişimi ve Para Piyasalarındaki Yerinin SWOT Analizi İle İncelenmesi”, **Uluslararası Ekonomi ve Siyaset Bilimleri Akademik Araştırmalar Dergisi**, 2(5), 11-21.

Dash, S. (2002), “Price Changes Associated with S&P 500 Deletions: Time Variation and Effect of Size and Share Price”, Standard & Poor’s Report.

Davies, G. (2010), “History of Money”, University of Wales Press.

De Pace, Pierangelo ve Rao, Jayant (2023), “Comovement And Instability In Cryptocurrency Markets”, **International Review of Economics and Finance**, 83 (2023) 173–200.

Demirkol, Z. (2019), “Kripto Para: Tanımı, Hukuki Statüsü Ve Vergilendirilmesi”, **Vergi Raporu**, (236), 164-188.

Dizkırııcı, A. S. ve Gökgöz, A. (2018), “Kripto Para Birimleri ve Türkiye’de Bitcoin Muhasebesi”, **Journal of Accounting, Finance and Auditing Studies**, 4(2), 92-105.

Dogecoin (2022), “Dogecoin The People’s Cryptocurrency”, <https://dogecoin.com/>.

Doğan, H. (2018), “Cryptocurrencies and Blockchain Coding Technology from the Perspective of Islamic Law”, **Selcuk Universitesi Hukuk Fakultesi Dergisi**, 26, 225.

Drozd, O., Lazur, Y. ve Serbin, R. (2017), “Theoretical and Legal Perspective On Certain Types Of Legal Liability In Cryptocurrency Relations”, **Baltic Journal of Economic Studies**, 3(5), 221-228.

Dyhrberg, A. H. (2016), “Bitcoin, Gold And The Dollar–A GARCH Volatility Analysis”, **Finance Research Letters**, 16, 85-92.

Efe, Ümmühan Sırma (2019), **Çok değişkenli DCC-GARC Modelleri: Otomotiv sektörü üzerine Bir Uygulama**, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, T.C Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı.

Engle, R. (2001), "GARCH 101: The Use Of ARCH/GARCH Models In Applied Econometrics", **Journal Of Economic Perspectives**, 15(4), 157-168.

Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class Of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models", **Journal of Business & Economic Statistics**, 20(3), 339-350.

Engle, R. F. ve Kroner, K. F. (1995), "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH", **Econometric Theory**, 11(1), 122-150.

Engle, R. F., Granger, C. W., ve Kraft, D. (1984), "Combining Competing Forecasts Of Inflation Using A Bivariate ARCH Model", **Journal Of Economic Dynamics And Control**, 8(2), 151-165.

Engle, R. F., Hendry, D. F., ve Richard, J. F. (1983), "Exogeneity", **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, 277-304.

Engle, Robert F. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", **Econometrica**, 50 (4): 987-1007.

Ergün, U. ve Göksu, A. (2013), "Applied Econometrics With Eviews Applications", Bosnia And Herzegovina: International Burch University.

Fang, L., Bouri, E., Gupta, R., ve Roubaud, D. (2019), "Does Global Economic Uncertainty Matter For The Volatility And Hedging Effectiveness Of Bitcoin?", **International Review of Financial Analysis**, 61, 29-36.

Fang, T., Su, Z., ve Yin, L. (2020), "Economic Fundamentals Or Investor Perceptions? The Role Of Uncertainty In Predicting Long-Term Cryptocurrency Volatility", **International Review of Financial Analysis**, 71, 101566.

Farell, R. (2015), "An Analysis Of The Cryptocurrency Industry. University of Pennsylvania", Wharton Research Scholars, 130.

Fry, J. ve Cheah, E. T. (2016), "Negative Bubbles and Shocks in Cryptocurrency Markets", **International Review of Financial Analysis**, 47, 343-352.

Galbraith, J. K. (1990), **Para: Nereden Gelir Nereye Gider**, Altın Kitaplar Basımevi.

Gerlach, S., Ramaswamy, S., ve Scatigna, M. (2006), "150 Years Of Financial Market Volatility", **BIS Quarterly Review**, September.

Glaser, F. vd. (2014), "Bitcoin-Asset Or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions", *Revealing Users' Hidden Intentions*, ECIS.

Granger, C. ve Poon, S. H. (2001), "Forecasting Financial Market Volatility: A Review", Available at SSRN 268866.

Grinberg, R. (2012), "Bitcoin: An Innovative Alternative Digital Currency", **Hastings Sci. & Tech. LJ**, 4, 159- 208.

Gültekin, Y. ve Bulut, Y. (2016), "Bitcoin Ekonomisi: Bitcoin Ekosisteminden Doğan Yeni Sektörler ve Analizi", **Adnan Menderes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 3(3), 82-92.

Günay, H. F. ve Kargi, V. (2018), "Kripto Paranın Vergilendirilmesi Fikrinin Mali Yönden Değerlendirilmesi", **Journal of Life Economics**, 5(3), 61-76.

Gyamerah, S. A. (2019), "Modelling The Volatility Of Bitcoin Returns Using GARCH Models", **Quant Financ Econ**, 3, 739-753.

Hammoudeh, Shawkat, Yuan Yuan, Thomas Chiang, ve Mohan Nandha, (2010), "Symmetric and asymmetric US sector return volatilities in presence of oil, financial and economic risks", **Energy Policy** 38(8), 3922-3932.

Hatmanu, M. ve Cautisanu, C. (2021), "The Impact Of COVID-19 Pandemic On Stock Market: Evidence From Romania", **International Journal of Environmental Research and Public Health**, 18(17), 9315.

He, Yanan vd. (2021), "Forecasting Crude Oil Price Intervals And Return Volatility Via Autoregressive Conditional Interval Models", **Econometric Reviews**, 40(6), 584-606, DOI: 10.1080/07474938.2021.1889202

Huang, Y., Su, W., ve Li, X. (2010), "Comparison of BEKK GARCH And DCC GARCH Models: An Empirical Study", In International Conference on Advanced Data Mining and Applications, 99-110, Springer, Berlin, Heidelberg.

Huang, Yingying, Duan, Kun ve Urquhart, Andrew (2023), "Time-Varying Dependence Between Bitcoin And Green Financial Assets: A Comparison Between Pre- And Post-COVID-19 Periods", **J. Int. Financ. Markets Inst. Money**, 82, 101687, 1-21.

Hung, J. C. (2011), "Applying A Combined Fuzzy Systems And GARCH Model To Adaptively Forecast Stock Market Volatility", **Applied Soft Computing**, 11(5), 3938-3945.

Hutcheson, Finbarr (2015), "ICE Benchmark Administration and the LBMA Gold Price", <https://www.theice.com/publicdocs/Alch78Hutcheson.pdf>

Inshyn, M., Mohilevskyi, L., ve Drozd, O. (2018), "The Issue Of Cryptocurrency Legal Regulation In Ukraine And All Over The World: A Comparative Analysis", **Baltic Journal of Economic Studies**, 4(1), 169-174.

Jarque, Carlos M. ve Bera, Anil K. (1980), "Efficient Tests For Normality, Homoscedasticity And Serial Independence Of Regression Residuals", **Economics Letters**, 6(3), 255-259. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(80\)90024-5](https://doi.org/10.1016/0165-1765(80)90024-5).

Johnson, Benjamin vd. (2022), “Cryptocurrency Trading And Its Associations With Gambling And Mental Health: A Scoping Review”, **Addictive Behaviors** (2022): 107504, 1-8.

Jondeau, E., Poon, S. H., ve Rockinger, M. (2007), “Financial Modeling Under Non-Gaussian Distributions”, Springer Science & Business Media.

Jones, B.A., Goodkind, A.L. ve Berrens, R.P. (2022), “Economic Estimation Of Bitcoin Mining’s Climate Damages Demonstrates Closer Resemblance To Digital Crude Than Digital Gold”, **Sci Rep**, 12, 14512 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18686-8>

Joseph, N. L. vd. (2020), “Volatility And Asymmetric Dependence In Central And East European Stock Markets”, **Review Of Quantitative Finance And Accounting**, 55(4), 1241-1303.

Kaffashbashi, A., ve Damchi, Y. (2023), “Statistical Approach For Detection Of Fault And Stable And Unstable Power Swings Based On Signal Energy”, **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, 145, 108638.

Kakinaka, Shinji ve Umeno, Ken (2022), “Asymmetric Volatility Dynamics In Cryptocurrency Markets On Multi-Time Scales”, **Research in International Business and Finance**, 62, 101754, 1-18.

Kamal, Javed Bin ve Hassan, M. Kabir (2022), “Asymmetric Connectedness Between Cryptocurrency Environment Attention Index And Green Assets”, **The Journal of Economic Asymmetries**, 25, e00240, 1-18.

Kan, R., ve Smith, D. R. (2008), “The Distribution Of The Sample Minimum-Variance Frontier”, **Management Science**, 54(7), 1364-1380.

Kaplanhan, F. (2018), “Kripto Paranın Türk Mevzuatı Açısından Değerlendirilmesi, Bitcoin Örneği”, **Vergi Sorunları Dergisi**, Şubat 2018, 105-124

Karaağaç, G. A., ve Altınırmak, S. (2018), “En Yüksek Piyasa Değerine Sahip On Kripto Paranın Birbirleriyle Etkileşimi”, **Muhasebe ve Finansman Dergisi**, (79), 123-138.

Katsiampa, P. (2017), “Volatility Estimation For Bitcoin: A Comparison Of GARCH Models”, **Economics Letters**, 158, 3-6.

Katsiampa, Paraskevi (2019), “Volatility Co-movement Between Bitcoin and Ether”, **Finance Research Letters**, 30 (2019) 221–227.

Kawaller, Ira G., Paul D. Koch, ve Timothy W. Koch (1987), “The Temporal Price Relationship Between S&P 500 Futures And The S&P 500 Index”, **The Journal of Finance**, 42.5, 1309-1329.

Kececi, N. F. (2020), “Kriptopara Döviz Kuru Getirileri Üzerine Karşılaştırmalı Nonparametrik Bir Analiz”, **Pressademia Procedia**, 12(1), 35-39.

Kharbanda, V ve Singh, A. (2020), “Hedging and effectiveness of Indian currency futures market”, **Journal of Asia Business Studies**, 14(5), 581-597.

Kim, Bong-Han; Kim, Hyeongwoo ve Lee, Bong-Soo (2015), “Spillover effects of the U.S. financial crisis on financial markets in emerging Asian countries”, **International Review of Economics & Finance**, S1059056015000684, doi:10.1016/j.iref.2015.04.005.

Kim, J. M., Kim, S. T., ve Kim, S. (2020), “On The Relationship Of Cryptocurrency Price With US Stock And Gold Price Using Copula Models”, **Mathematics**, 8(11), 1859.

Kim, Myeong Hyeon ve Sun, Lingxia (2017), “Dynamic Conditional Correlations Between Chinese Sector Returns And The S&P 500 Index: An Interpretation Based On Investment Shocks”, **International Review of Economics & Finance**, 48, 309–325. doi:10.1016/j.iref.2016.12.014.

Klein, T., Thu, H. P., ve Walther, T. (2018), “Bitcoin Is Not The New Gold—A Comparison Of Volatility, Correlation, And Portfolio Performance”, **International Review of Financial Analysis**, 59, 105-116.

Kocakoç, İ. D., Keser, İ. K., ve Şehirlioğlu, A. K. (2016), “A New Descriptive Statistic For Functional Data: Functional Coefficient Of Variation”, **Alphanumeric Journal**, 4(2), 1-10.

Konyagina, M. N. (2020), “Foreign Experience In Regulating The Circulation Of Cryptocurrencies. Architecture Of Finance: Fast And Furious Development Of The Economy In Conditions Of External Shocks And Internal Contradictions”, In Collection of materials of the X Anniversary International Scientific and Practical Conference, Saint Petersburg, Russia, 11-13.

Kristjanpoller, W. ve Minutolo, M. C. (2015), “Gold Price Volatility: A Forecasting Approach Using The Artificial Neural Network–GARCH Model”, **Expert Systems With Applications**, 42(20), 7245-7251.

Lai, Yu-Sheng (2019), “Evaluating The Hedging Performance Of Multivariate GARCH Models”, **Asia Pacific Management Review**, 24 (2019) 86-95.

Lawrence, C. (2003), “Why Is Gold Different From Other Assets? An Empirical Investigation”. London, UK: The World Gold Council.

Lee, B. S., ve Ryu, D. (2013), “Stock Returns And Implied Volatility: A New VAR Approach”, **Economics**, 7(1).

Leybourne, Stephen J. ve Newbold, Paul (1999), “The Behaviour Of Dickey—Fuller And Phillips—Perron Tests Under The Alternative Hypothesis”, **The Econometrics Journal**, 2(1), 92–106. doi:10.2307/23114854.

Li, Chengjun, ve Zhang, Ming (2007), “Application Of GARCH Model In The Forecasting Of Day-Ahead Electricity Prices”, Third International Conference on Natural Computation, ICNC, 1. IEEE, 2007.

Li, W., ve Liu, W. (2021), “Investor Sentiment-Styled Index In Index Futures Market”, **Review of Financial Economics**, 39(1), 51-72.

Maciel, L., Gomide, F., ve Ballini, R. (2016), “Evolving Fuzzy-GARCH Approach For Financial Volatility Modeling And Forecasting”, **Computational Economics**, 48(3), 379-398.

Madhavan, Sruthy ve Sreejith, S. (2022), “A Comparative Analysis on the Role and Market Linkages of Gold Backed Assets During COVID-19 Pandemic”, **Scientific Annals of Economics and Business**, 69 (3), 2022, 417-433. DOI: 10.47743/saeb-2022-0019

Mandacı, Pınar Evrim ve Kırkpınar, Ayşegül (2022), “Oil assets and portfolio diversification: Firm-level analysis for Borsa Istanbul”, **Borsa Istanbul Review**, 22-3 (2022) 571-585.

Mishra, A. K., Agrawal, S., ve Patwa, J. A. (2022), “Return And Volatility Spillover Between India And Leading Asian And Global Equity Markets: An Empirical Analysis”, **Journal of Economics, Finance and Administrative Science**.

Naeem, Muhammad Abubakr vd. (2022), “Do Financial Volatilities Mitigate The Risk Of Cryptocurrency Indexes?”, **Finance Research Letters**, 50 (2022) 103206, 1-7.

Nakov, O., Gotseva, D., ve Tomov, Y. (2020), “Comparative Study Of Selected Cryptocurrency”, In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1002(1), 012020.

Nanda, A., Barik, R. C., ve Bakshi, S. (2023), “SSO-RBNN Driven Brain Tumor Classification With Saliency-K-Means Segmentation Technique”, **Biomedical Signal Processing and Control**, 81, 104356.

Nguyena, Trang vd. (2020), “Dynamic Transmissions Between Main Stock Markets And SME Stockmarkets: Evidence From Tropical Economies”, **The Quarterly Review of Economics and Finance**, 75 (2020) 308–324.

Niyitegeka, Olivier ve Tewari, Devi Datt (2020), “Volatility Spillovers Between The European And South African Foreign Exchange Markets”, **Cogent Economics & Finance**, 8(1), 1741308, DOI: 10.1080/23322039.2020.1741308

Okorie, D. I., ve Lin, B. (2020), “Crude Oil Price And Cryptocurrencies: Evidence Of Volatility Connectedness And Hedging Strategy”, **Energy Economics**, 87, 104703.

Okorie, David Iheke ve Lin, Boqiang (2023), “Cryptocurrency Spectrum And 2020 Pandemic: Contagion Analysis”, **International Review of Economics and Finance**, 84 (2023) 29–38.

Oxford Economics, (2011), “The Impact Of Inflation And Deflation On The Case For Gold”, World Gold Council.

Oyedele, Azeez A vd. (2023), “Performance Evaluation Of Deep Learning And Boosted Trees For Cryptocurrency Closing Price Prediction”, **Expert Systems With Applications**, 213 (2023) 119233, 1-19.

Özdemir, Mehmet Ozen (2020), **Finansal zaman serilerindeki oynaklığın çok değişkenli GARCH modelleri ile analizi**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Özdemir, Onur (2022), “Cue The Volatility Spillover In The Cryptocurrency Markets During The COVID-19 Pandemic: Evidence From DCC-GARCH And Wavelet Analysis”, **Financ Innov**, 8, 12 (2022). <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00319-0>.

Öztürk, N., ve Asuman, K. O. Ç. (2006), “Elektronik Para, Diğer Para Türleriyle Karşılaştırılması Ve Olası Etkileri”, **Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi**, 6(11), 207-243.

Panagiotidis, Theodore vd. (2022), “On The Volatility Of Cryptocurrencies”, **Research in International Business and Finance**, 62 (2022) 101724.

Pätäri, Eero vd. (2019), “The Changing Role Of Emerging And Frontier Markets In Global Portfolio Diversification”, **Cogent Economics & Finance**, 7(1), 1701910, DOI: 10.1080/23322039.2019.1701910

Pati, P. C., Barai, P., ve Rajib, P. (2018), “Forecasting Stock Market Volatility And Information Content Of Implied Volatility Index”, **Applied Economics**, 50(23), 2552-2568.

Peterson, A. C. (2004), “Price Effects Associated With Changes In The Standard & Poor’s 500 Index Composition: The Removal And Replacement Of Seven Non-US Companies”, **University of Otago Economics Discussion Papers**, No. 0404. ISSN 0111-1760

Pham, H. T., ve Yang, B. S. (2010), “Estimation And Forecasting Of Machine Health Condition Using ARMA/GARCH Model”, **Mechanical Systems And Signal Processing**, 24(2), 546-558.

Pichl, L., ve Kaizoji, T. (2017), “Volatility Analysis Of Bitcoin”, **Quantitative Finance and Economics**, 1(4), 474-485.

Polasik, M. vd. (2015), “Price Fluctuations And The Use Of Bitcoin: An Empirical Inquiry”, **International Journal of Electronic Commerce**, 20(1), 9-49.

Poon, S. H. (2005), “A Practical Guide To Forecasting Financial Market Volatility”, John Wiley & Sons. England.

Poon, Ser-Huang ve Granger, Clive W. J (2003), “Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review”, **Journal of Economic Literature**, 41(2), 478–539. doi:10.1257/002205103765762743.

Rao, Congjun; Meng, Ying ve Li, Ping (2022), “Dynamic Correlation And Volatility Spillover Between The Stock Markets Of Shenzhen And Hong Kong”, **Scientia Iranica E**, 29(3), 1716-1728.

Raza, Syed Ali vd. (2023), “Uncertainty In The Financial Regulation Policy And The Boom Of Cryptocurrencies”, **Finance Research Letters**, 52 (2023) 103515, 1-6.

Ripple (2022), “XRP- Utility for the new global economy”, <https://ripple.com/xrp/>

S&P Global (2022), “S&P 500 - The Gauge of the Market Economy”, <https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/additional-material/sp-500-brochure.pdf>

Sapovadia, V. (2015), “Legal issues in cryptocurrency”, **Handbook of Digital Currency** *İçinde*, 253-266, Academic Press.

Serçemeli, M. (2018), “Kripto para birimlerinin muhasebeleştirilmesi ve vergilendirilmesi”, **Finans Politik & Ekonomik Yorumlar**, 639, 33-66.

Serin, V. (1987), “Para politikası: Tarihi-teorik gelişmeler ve Türkiye uygulaması”, Marmara Üniversitesi.

Shang, Yue, Wei, Yu ve Chen, Yongfei (2022), “Cryptocurrency Policy Uncertainty And Gold Return Forecasting: A Dynamic Occam’s Window Approach”, **Finance Research Letters**, 50(2022), 103251, 1-9.

Sharpe, W. F. (1964), “Capital Asset Prices: A Theory Of Market Equilibrium Under Conditions Of Risk”, **The Journal Of Finance**, 19(3), 425-442.

Shen, J. ve Yu, H. (2018), “Privacy-Preserving Cryptocurrencies”, **Computer Communications**, 127, 67-75. doi: 10.1016/j.comcom.2018.08.007.

Shovkhalov, S. ve Idrisov, H. (2021), “Economic And Legal Analysis Of Cryptocurrency: Scientific Views From Russia And The Muslim World”, **Laws**, 10(2), 32.

Siddiqui, Saif ve Roy Preeti (2019), “Predicting Volatility and Dynamic Relation between Stock Market, Exchange Rate and Select Commodities”, **Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis**, 67(6): 1597–1611.

Sifat, I. M., Mohamad, A., ve Amin, K. R. (2021), “Intertemporal Price Discovery Between Stock Index Futures And Spot Markets: New Evidence From High-Frequency Data”, **International Journal of Finance & Economics**, 26(1), 898-913.

Silvennoinen, A., ve Teräsvirta, T. (2009), “Multivariate GARCH Models”, **Handbook Of Financial Time Series** *İçinde*. Springer, Berlin, Heidelberg, 201-229.

Sinclair, Euan (2008), **Volatility Trading**, İkinci Baskı, John Wiley & Sons Inc. Hoboken, New Jersey.

Skelton, Andy (2012), “Pay Another Way: Bitcoin”. WordPress, <https://wordpress.com/blog/2012/11/15/pay-another-way-bitcoin/>

Sönmez, A. (2014), “Sanal Para Bitcoin”, **The Turkish Online Journal of Design, Art And Communication**, 4(3), 1-14.

Su, Jung-Bin ve Hung, Jui-Cheng (2018), “The Value-At-Risk Estimate of Stock and Currency-Stock Portfolios’ Returns”, **Risks**, 6(133), doi:10.3390/risks6040133.

Su, W., Huang, Y. ve Holmquist, B. (2010), **Comparison Of Multivariate GARCH Models With Application To Zero-Coupon Bond Volatility**, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Lund Üniversitesi - İstatistik Bölümü. Sweden.

Szczepanski, M. (2014), “Bitcoin: Market, Economics And Regulation”, European Parliamentary Research Service, 140793REV1.

Şahin, E. ve Özkan, O. (2018), “Asimetrik Volatilitenin Tahmini: Kripto Para Bitcoin Uygulaması”, **Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 3(2), 240-247.

Şamiloğlu, F., ve Kahraman, Y. E. (2019), “Bitcoin, Blockchain ve Finansal Piyasa Değerlendirmesi”, **Sosyal ve Beşeri Bilimler Araştırmaları Dergisi**, 20(45), 179-193.

Şıklar, İ. (2009), **Para Teorisi Ve Politikası. Anadolu Üniversitesi**, 1. Baskı, Türkiye.

Taylor, S. J. (2008), “Modelling Financial Time Series”, **World Scientific**, 2. Baskı, *İçinde*, World Scientific Publishing Co. New York.

TCMB (2021), “Ödemelerde Kripto Varlıkların Kullanılmamasına Dair Yönetmelik”, 16 Nisan 2021, Resmî Gazete Sayı: 31456, <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2021/04/20210416-4.htm>.

Telçeken, N., Kiyılar, M., ve Kadioğlu, E. (2019), “Volatilite Endeksleri: Gelişimi, Türleri, Uygulamaları Ve Trvix Önerisi”, **Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi**, 4(2), 204-228.

Tether. (2022), “Why Use Tether?”, <https://tether.to/en/why-tether>

Thadewald, T., ve Büning, H. (2007), “Jarque–Bera Test And Its Competitors For Testing Normality–A Power Comparison”, **Journal Of Applied Statistics**, 34(1), 87-105.

Theodossiou, Panayiotis ve Lee, Unro (1993), “Mean And Volatility Spillovers Across Major National Stock Markets: Further Empirical Evidence”, **Journal of Financial Research**, 16(4), 337–350. doi:10.1111/j.1475-6803.1993.tb00152.x

Thompson, C. G., Kim, R. S., Aloe, A. M., ve Becker, B. J. (2017), “Extracting The Variance Inflation Factor And Other Multicollinearity Diagnostics From Typical Regression Results”, **Basic and Applied Social Psychology**, 39(2), 81-90.

Tong, Zezheng, Goodell, John W. ve Shen, Dehua (2022), “Assessing Causal Relationships Between Cryptocurrencies And Investor Attention: New Results From Transfer Entropy Methodology”, **Finance Research Letters**, 50 (2022) 103351, 1-11.

Tsay, R. S. (2005), **Analysis Of Financial Time Series**, The University of Chicago- Booth School of Business. John wiley & sons INC., publication. 3rd edition, Chicago, IL.

Turan, Z. (2018), “Kripto Paralar, Bitcoin, Blockchain, Petro Gold, Dijital Para ve Kullanım Alanları”, **Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 11(3), 1-5.

Urquhart, A. (2016), “The Inefficiency of Bitcoin” **Economics Letters**, 148. 80-82.

Virginia, Erica, Ginting, Josep ve Elfaki, Faiz A. M. (2018), “Application of GARCH model to forecast data and volatility of share price of energy (Study on Adaro Energy Tbk, LQ45)”, **International Journal of Energy Economics and Policy**, 8(3), 131-140.

Walther, T., Klein, T., ve Bouri, E. (2019), “Exogenous Drivers Of Bitcoin And Cryptocurrency Volatility–A Mixed Data Sampling Approach To Forecasting”, **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, 63, 101133.

Wang, Gangjin, Tang, Yanping, Xie, Chi ve Chen, Shou (2019), “Is Bitcoin A Safe Haven Or A Hedging Asset? Evidence From China”, **Journal of Management Science and Engineering**, 4 (2019) 173-188.

Wątopek, M. vd. (2021). Multiscale Characteristics Of The Emerging Global Cryptocurrency Market. **Physics Reports**, 901, 1-82.

Wendl, Moritz, Doan, My Hanh ve Sassen, Remmer (2023), “The Environmental Impact Of Cryptocurrencies Using Proof Of Work And Proof Of Stake Consensus Algorithms: A Systematic Review”, **Journal of Environmental Management**, 326 (2023) 116530, 1-13.

WGC (2019), “The relevance of gold as a strategic asset”, <https://www.gold.org/goldhub/research/relevance-of-gold-as-a-strategic-asset-2019> (01.03.2023)

WGC (2022), “Above-ground stocks”, <https://www.gold.org/about-gold/gold-supply/gold-mining/how-much-gold> (08.02.2023).

World Maters (2021), “Current World Population”, <https://www.worldometers.info/world-population/> (21.03.2023).

Wu, Binghui ve Wang, Ting (2022), “The Spillover Effect and Dynamic Correlation of the China-US Bean Futures Markets Based on Investor Sentiment”, **Front. Phys.** 10(871246). doi: 10.3389/fphy.2022.871246.

Yahoo Finance (2022), “Cryptocurrencies”, <https://finance.yahoo.com/crypto> (26.03.2023).

Yan, Kejia, Yan, Huqin ve Gupta, Rakesh (2022), “Are GARCH and DCC Values of 10 Cryptocurrencies Affected by COVID-19?”, **J. Risk Financial Manag.** 15(13), 113. <https://doi.org/10.3390/jrfm15030113>

Yang, R. vd. (2020), “Big Data Analytics For Financial Market Volatility Forecast Based On Support Vector Machine”, **International Journal of Information Management**, 50, 452-462.

Yen, K. C., ve Cheng, H. P. (2021), “Economic Policy Uncertainty And Cryptocurrency Volatility”, **Finance Research Letters**, 38, 101428.

Yıldırım, F. (2015), “Kripto Paralar, Blok Zinciri Teknolojisi ve Uluslararası İlişkilere Muhtemel Etkileri”, **Medeniyet Araştırmaları Dergisi**, 2(4), 81-97.

Yin, L., Nie, J., ve Han, L. (2021), “Understanding Cryptocurrency Volatility: The Role Of Oil Market Shocks”, **International Review of Economics & Finance**, 72, 233-253.

Yurtçiçek, M. S. (2015), **Hukuki Açıdan Elektronik Para**, 2. Baskı, Seçkin Yayıncılık,

Yüksel, B. (2015), “Elektronik Para, Sanal Para, Bitcoin ve Linden Doları’na Hukuki Bir Bakış”, **İstanbul Üniversitesi Hukuk Fakültesi Mecmuası**, 3(2). 173-220.

Zhang, Dongna, vd. (2023), Implications Of Cryptocurrency Energy Usage On Climate Change, **Technological Forecasting & Social Change** 187. 122219, 1-14.

Zolfani, Sarfaraz Hashemkhani vd. (2022), “An Asymmetric PROMETHEE II For Cryptocurrency Portfolio Allocation Based On Return Prediction”, **Applied Soft Computing**, 131(109829), 1-18.

Zupan, A. (2022), **Stock Index De-Listing And The Cost Of Capital**, Yayınlanmamış Doktora tezi, Leopold-Franzens-Universität Innsbruck.

Zykova, T. A., ve Lobach, D. V. (2020), “The practice of using cryptocurrencies in foreign countries”, **International Journal of the Humanities and Natural Sciences**, 4(2), 162.



EK 1: Kripto Para Birimler Listesi

Bitcoin	ApeCoin	XDC Network	MAGIC	JOE	HEX
Ethereum	Stacks	GateToken	Kusama	MX TOKEN	Lido Staked ETH
Tether	The Graph	PAX Gold	Gala	Bitgert	Wrapped TRON
BNB	Fantom	Mask Network	Gnosis	Livepeer	T-mac DAO
USD Coin	EOS	SingularityNET	MobileCoin	Hive	Bitcoin BEP2
XRP	Conflux	Loopring	yearn.finance	Symbol	Wrapped BNB
Cardano	MultiversX	Trust Wallet Token	Arweave	Dogelon Mars	Huobi BTC
Polygon	BitDAO	Flare	Audius	Flux	Frax
Dogecoin	Decentraland	Render Token	Astar	Reserve Rights	TNC Coin
Solana	Tezos	THORChain	Ethereum Name Service	SafePal	BitTorrent
Binance USD	Theta Network	Zilliqa	LINK	Alchemy Pay	Kaspa
Polkadot	Aave	1inch Network	Harmony	SwissBorg	Bitget Token
Litecoin	Flow	Kava	Chia	aelf	Tether Gold
Shiba Inu	Axie Infinity	Nexo	Bitcoin Gold	SKALE	FTX Token
TRON	Immutable	Fei USD	Solar	Keep Network	Radix
Avalanche	The Sandbox	Convex Finance	Bone ShibaSwap	Celer Network	DeFiChain
Dai	Neo	Casper	IoTeX	BORA	NXM
Wrapped Bitcoin	Rocket Pool	Osmosis	Waves	BinaryX	WEMIX
Chainlink	Pax Dollar	Enjin Coin	Band Protocol	WAX	USDJ
UNUS SED LEO	KuCoin Token	dYdX	SushiSwap	Polymath	Liquity USD
Cosmos	Chiliz	Basic Attention Token	OMG Network	DigiByte	Baby Doge Coin
Monero	Terra Classic	ssv.network	JasmyCoin	Amp	Beldex
Ethereum Classic	Klaytn	EthereumPoW	Golem	Storj	Astrafer
Uniswap	USDD	Threshold	STEPN	Core	Gains Network
Stellar	Curve DAO Token	NEM	JUST	Illuvium	GensoKishi Metaverse
Toncoin	Optimism	WOO Network	DAO Maker	RSK Infrastructure Framework	inSure DeFi
OKB	Bitcoin SV	Celo	Moonbeam	UMA	Edgecoin
Bitcoin Cash	Maker	Balancer	Kadena	Horizen	Ronin
Filecoin	Mina	Oasis Network	Blur	iExec RLC	Telcoin
Lido DAO	PancakeSwap	Qtum	Nervos Network	OriginTrail	Wrapped Everscale
Aptos	Dash	Theta Fuel	Ocean Protocol	Synapse	Artificial Liquid Intelligence
TrueUSD	GMX	Ravencoin	TerraClassicUSD	Multichain	STASIS EURO
Hedera	Syntheticx	Compound	Siacoin	Lisk	LUKSO
Cronos	Frax Share	Decred	ICON	NuCypher	Ribbon Finance
NEAR Protocol	Gemini Dollar	Ankr	Liquity	Everscale	Tribe
VeChain	Zcash	Terra	Ontology	SPACE ID	renBTC
Algorand	Huobi Token	Holo	Helium	Braintrust	Kyber Network Crystal v2
Arbitrum	BitTorrent(New)	Fetch.ai	IOST	Axelar	Pundi X (New)
Internet Computer	eCash	Injective	0x	Syscoin	VVS Finance
Quant	IOTA	FLOKI	Biconomy	API3	Hashflow

PlayDapp	Aurory	Emercoin	Team Heretics Fan Token	USDx [Kava]
MARBLEX	Nexus	Solrise Finance	MicroPets	dKargo
Nano	Zano	Nebulas	Golff	COTI
ConstitutionDAO	Inter Milan Fan Token	Degenerator Meme	OIN Finance	Augur
Dero	SENSO	GHOSTPRISM	ACoconut	MVL
MetisDAO	Gari Network	Monsta Infinite	Crown	Bancor
Smooth Love Potion	BLOCKv	Belt Finance	VisionGame	Decentralized Social
Gitcoin	DAFI Protocol	Primecoin	FalconsWap	Humanscape
MediBloc	Swash	Misbloc	Everex	Vibing
Chromia	Lossless	Niftyx Protocol	Cheems	STP
Ren	SORA	EXRNchain	Deutsche eMark	tomiNet
Stargate Finance	BabySwap	AgeOfGods	renDOGE	Ergo
Numeraire	Victoria VR	SafeMoon Inu	Wonderman Nation	MOBOX
Status	OG Fan Token	Oddz	Refinable	Prom
Secret	Cere Network	EXMO Coin	Basis Cash	Orbs
Merit Circle	Zus	Ertha	Xensor	Steem
APENFT	Valobit	EOSDT	BeamSwap	Ardor
Dent	Across Protocol	Brother Music Platform	DinoX	Powerledger
Venus USDC	Crypterium	TrueChain	Tachyon Protocol	XPLA
ABBC Coin	Pintu Token	Decubate	ASPO World	Metars Genesis
Centrifuge	Wombat Exchange	Neutrino Index	QUINADS	Alpha Venture DAO
Locus Chain	Gridcoin	X World Games	Nerve Finance	Dejitaru Tsuka
Cocos-BCX	Aurox	MetaBeat	NIX	WINKLink
Civic	Kambria	Realio Network	Rise	VeThor Token
DeXe	DerivaDAO	CBC.network	My Master War	Covalent
Rootstock Smart Bitcoin	Matrix AI Network	Equalizer	SpaceFalcon	Metal DAO
Energy Web Token	Atletico De Madrid Fan Token	Sonar	U Network	Morpheus.Network
Aragon	Vita Inu	Attila	Club Atletico Independiente	Celsius
Onyxcoin	Vertcoin	Kripto koin	YetiCoin	AVINOC
Vulcan Forged PYR	Venus Reward Token	Interlay	Poolz Finance	Stratis
Request	MonkeyLeague	AMLT	Delphy	Decimal
Polymesh	Oraichain	carVertical	Royale Finance	Function X
Galxe	CUDOS	Public Mint	SakeToken	DODO
Ontology Gas	GoChain	ETHPad	Rapidz	IQ
Cartesi	Town Star	PAID Network	AllianceBlock	TrueFi
Radicle	Counterparty	Pillar	MakiSwap	NKN
Hooked Protocol	WaykiChain	BitcoinZ	Battle Hero	Marlin
Voyager Token	BOSagora	Credits	Cappasity	Creditcoin
NYM	Blocto Token	ALL.ART protocol	The Corgi of PolkaBridge	XCAD Network
Wilder World	Unification	Spain National Fan Token	RED	Volt Inu V2

Quiztok	Time New Bank	X-CASH	Phala Network
News crypto	Feathercoin	WeTrust	Aura Finance
SAFE DEAL	Bird.Money	Atlas Protocol	XSGD
Retreeb	Handy	HashBX	Loom Network
Bridge Oracle	Green Ben	DOS Network	World Mobile Token
PRIZM	Isiklar Coin	TradeStars	Dusk Network
Invictus Hyperion Fund	Nabox	Stox	Wrapped NXM
Apollo Currency	SpaceN	Sator	MiL.k
ELYSIA	Football World Community	Zenswap Network Token	MyNeighborAlice
Dimecoin	OceanEx Token	MediShares	Spell Token
Mancium	Ekta	Dinamo Zagreb Fan Token	Mdex
MileVerse	Loser Coin	APYSwap	Shentu
NewYork Exchange	ZUSD	TouchCon	Highstreet
Pallapay	Primate	ROCKI	Venus
TEMCO	Gather	Decentralized Asset Trading Platform	FUNToken
TopGoal	Edgeless	Stealth	Saitama
SHPING	TokenClub	Golos Blockchain	CEEK VR
Monero Classic	King Shiba	Birdchain	Sologenic
Validity	DEEPSPACE	DinoSwap	Ultra
Observer	Dreams Quest	Impossible Finance	QuarkChain
Particl	Vabble	Autonio	Biswap
LBRY Credits	Dingocoin	Chain of Legends	Alien Worlds
Grid+	Nord Finance	BUZZCoin	Bifrost
Receive Access Ecosystem	42-coin	Lethean	XYO
Exeedme	Aurigami	Blue Protocol	Acala Token
Bitcoin Standard Hashrate Token	Jobchain	PlatinumBAR	Constellation
Pip	IBStoken	FintruX Network	TomoChain
Rupiah Token	GlobalBoost-Y	Cryptonite	RSS3
dHedge DAO	ZMINE	Ninneko	Pendle
Oxen	Genaro Network	Dynamix	Verasity
QASH	Heroes Chained	Soldex	WazirX
Comtech Gold	mStable Governance Token: Meta (MTA)	Donut	LooksRare
K21	Populous	DopeCoin	Veritaseum
Hamster	SmartMesh	DDKoin	cVault.finance
Meta Apes	AcknoLedger	AnRKey X	RACA
Banano	CPCChain	Inex Project	Rally
Thetan Arena	Kattana	Hashgard	Grove Coin
RigoBlock	Revolve Games	SnowSwap	Orbit Chain
MimbleWimbleCoin	Tokoin	NFTify	LCX
BASIC	Signata	CoTrader	ZEON

Venus LTC	Ycash	Myriad	Pirate Chain	WHALE	Spheroid Universe
Botto	Viacoins	Netko	AXEL	Emirex Token	Strong
KOK	Umbrella Network	Orient Walt	Coin98	Callisto Network	Egretia
MASQ	Rhythm	PlayGame	Origin Protocol	MurAll	SeedOn
Morpheus Labs	Peony	Yocoin	Reef	Cryptex Finance	Chronicle
Arianee	BitNautic Token	Dragon Kart	Orchid	EPIK Prime	Hyve
Tornado Cash	Traxx	EarthFund	Concordium	Beam	Project TXA
Tap	Cred	SiaCashCoin	Beta Finance	Inflation Hedging Coin	Kava Swap
Electra Protocol	CUTcoin	Cosmo Coin	Venus BUSD	Bytecoin	Tulip Protocol
Sperax	Bitswift	MODEL-X-coin	PlatON	OVR	ACENT
PolkaBridge	BlockWallet	UnlimitedIP	Linear Finance	ReapChain	MOVEZ
Darwinia Network	NewYorkCoin	Cyclub	Serum	ScPrime	Neutra Finance
Rai Reflex Index	INT	Motocoin	Yield Guild Games	Cashaa	Ubiq
Dfyn Network	Idena	BLink	Sun (New)	RChain	STARSHIP
Mirror Protocol	Bitcoin Private	Silva Token	Automata Network	Venus DAI	8PAY
Navcoin	Spores Network	CREDIT	Klever	Calamari Network	Revomon
MagicCraft	ChessCoin	SolChicks Token	Kepple	AS Roma Fan Token	Bistroo
Zynecoin	AIPAD	Playcent	StormX	Molecular Future	Flixxo
CropBytes	Achain	Lead Wallet	Ankr Staked ETH	BitForex Token	FairGame
TRVL	Empty Set Dollar	Formation Fi	Perpetual Protocol	Verse	Vexanium
Unicly CryptoPunks Collection	PUTinCoin	Bitteam token	Radiant Capital	Everest	Opacity
Memetic / PepeCoin	Arcona	MesChain	Vai	Bitball Treasure	PREMA
Dovu	Pundi X NEM	Hunter Token	Hifi Finance (Old)	Gulf Coin	Blocknet
Grin	Okcash	Tycoon	Moonriver	SHILL Token	The Midas Touch Gold
BioPassport Token	Dentacoin	Mettalex	Wanchain	RED TOKEN	Eminer
Factom	KamPay	Ravencoin Classic	Toko Token	Oxbull.tech	88mph
Aventus	HiCoin	UBXS Token	FNCY	BullPerks	Graviocoin
Pangolin	New BitShares	AstroSwap	RichQUACK.com	Mysterium	Integritee Network
Neutrino Token	KubeCoin	MotaCoin	Gifto	Ariva	TrueFeedBack
Bitcoin 2	BRN Metaverse	Evedo	Aergo	Signum	ShowHand
TE-FOOD	Ripio Credit Network	Curecoin	Ark	Bittrue Coin	BlackCoin
ReddCoin	Catheon Gaming	Safex Cash	Badger DAO	Deri Protocol	UnMarshal
Anchor Protocol	CRYPTO20	Finxflo	Strike	Sentinel	Anchor Neural World
Cellframe	Skeb Coin	TERA	Dawn Protocol	SuperWalk	COVER Protocol
ASTA	IQeon	Playermon	Vega Protocol	Bifrost	DRIFE
Flashstake	WebDollar	APY.Finance	Mines of Dalarnia	Polaris Share	LOCGame
Zenon	Convergence	WABnetwork	SOMESING	Dypius	AICHAIN
Buying.com	ADAPad	VIG	Persistence	THENA	Gleec
BigONE Token	Era Token (Era7)	Samsunspor Fan Token	SelfKey	Project WITH	FIBOS
Lattice Token	FreshCut Diamond	Soda Coin	Cobak Token	BOLT	Triall

NEST Protocol	Origin Dollar Governance	Unify	Litentry
Seedify.fund	DOC.COM	Don-key	ONUS
Ampleforth	v.systems	ThreeFold	Measurable Data Token
Ampleforth Governance Token	Raven Protocol	RealFevr	DFI.Money
smARTOFGIVING	PKT	OctoFi	HUNT
ARPA	Tarot	Oduwacoin	WhiteCoin
IRISnet	STAKE	Gamestarter	sUSD
NvirWorld	TitanSwap	VINchain	Polkastarter
Metadium	ChainGuardians	Tiger King Coin	Shiba Predator
MXC	Fruits	PieDAO DOUGH v2	Revain
SuperVerse	Modifi	Duck DAO (DLP Duck Token)	Celo Dollar
Rakon	Aimedis (new)	AME Chain	Beefy Finance
MovieBloc	Vivid Labs	Unitrade	Boba Network
Meter Governance	Atomic Wallet Coin	Hawksight	SuperRare
Velas	Glitch	Tranche Finance	Sweat Economy
Cortex	QuadrantProtocol	Spartan Protocol	Carry
Gods Unchained	Gravity Finance	Bitgesell	Star Atlas DAO
Utrust	BendDAO	aiRight	Hifi Finance
Bitcoin	Linker Coin	Paribus	VerusCoin
Aavegotchi	Terran Coin	Waves Enterprise	Telos
Clash of Lilliput	Robonomics.network	Archimedes Finance	Virtua
Chainbing	WeWay	Jigstack	Velo
Efinity Token	1firstcoin	Kalao	DeGate
Wrapped Velas	GAMEE	Whiteheart	Moss Coin
Alpaca Finance	ProximaX	BlueMove	League of Kingdoms Arena
KLAYswap Protocol	ProBit Token	Nexalt	DXdao
Verge	Zyberswap	Conceal	Chainge
ThunderCore	Edgware	Olyverse	UFO Gaming
QuickSwap	ChainX	HyperChainX	Komodo
Electroneum	Dotmoovs	Dexsport	Propy
Uquid Coin	Kasta	NFTTrade	BakeryToken
Bloktopia	Kromatika	Wagerr	Bytom
FirmaChain	ShareToken	SIRIN LABS Token	Opulous
Lyra	ChangeNOW Token	Lightning Bitcoin	Zebec Protocol
Flamingo	DigixDAO	Global Social Chain	Bounce Token
Phoenix	Xaya	Smart MFG	Alchemix
Raydium	Forj(Bondly)	Moeda Loyalty Points	Presearch
DeFi Pulse Index	Solanium	YOYOW	Ganium
Enzyme	Permission Coin	PlanetWatch	FC Barcelona Fan Token
LTO Network	Crypton	MAX Exchange Token	IDEX

Carbon Credit	BitCore	Wirex Token	Infinity PAD
SpaceChain	PAC Protocol	Akash Network	saffron.finance
Tokamak Network	Rangers Protocol	SingularityDAO	SwftCoin
Lovely Inu Finance	CareCoin	DIA	HyperCash
OpenLeverage	DoDreamChain	BABB	Nash
TriumphX	Only1	Origin Dollar	Gameswap
KARMA	Raiden Network Token	PIVX	Argentine Football Association Fan Token
Ignis	Wicrypt	Neopin	RocketX exchange
Uno Re	Thisoption	Nexa	Hord
GamerCoin	MetaPets	Gas	StackOs
LABEL Foundation	Wombat Web 3 Gaming Platform	Keep3rV1	bitCNY
XMON	LaunchZone	BitShares	BaaSid
Plastiks	SPORT	Groestlcoin	FOAM
Cirus Foundation	Life Crypto	Steem Dollars	SunContract
Venus LINK	DAV Coin	Euro Coin	Trias Token (new)
Pokemon Play	Phoenixcoin	StaFi	azit
Atari Token	Education Ecosystem	RAMP	TrustVerse
Shyft Network	LanaCoin	Bitcoin Diamond	Alvey Chain
Polkamarkets	Brokoli Network	ASD	Jupiter
STFX	Mogul Productions	TrustSwap	pSTAKE Finance
TomTomCoin	Eden	Gelato	DigitalBits
Valor Token	LinkEye	Venus USDT	Juggernaut
DogeBonk	Databroker	Adshares	ParaSwap
Sylo	PlayFuel	Hourglass	Xend Finance
BUX Token	ONSTON	BarnBridge	Impossible Finance Launchpad
Trabzonspor Fan Token	HEROcoin	Defigram	TiFi Token
Vidya	S.C. Corinthians Fan Token	Star Atlas	Nxt
Electric Vehicle Zone	YFDAI.FINANCE	MonaCoin	Santiment Network Token
Taraxa	Sumokoin	Alpha Quark Token	ZIMBOCASH
TOKPIE	Binemon	Tranchess	Litecoin Cash
Carboncoin	Unistake	BENQI	1World
MultiVAC	Plant Vs Undead	SONM (BEP-20)	EOS Force
Okratech Token	Lamden	Travala.com	Etherisc DIP Token
Tokenomy	Honest	Sentinel Protocol	Graphling Chain
Inverse Finance	Thorstarter	Forta	Geeq
Cardstack	CryptoBlades	dForce	NerveNetwork
PEAKDEFI	Bridge Mutual	Refereum	InsurAce
Plian	Bob's Repair	Syntropy	Caduceus
Monavale	High Performance Blockchain	HI	AnimalGo
AntiMatter Governance Token	FaraLand	Eternity	FortKnoxster

Pawthereum	YooShi	SafeMoon	DAOstack	H2O DAO
IG Gold	TokenPocket	Vesper	MetaSoccer	CONUN
Nafter	LeverFi	REVV	Oikos	ONBUFF
Crust Shadow	Orion Protocol	Position Exchange	FYDcoin	Metacraft
Crabada	Aurora	ColossusXT	Galaxy Blitz	MAP Protocol
Goldcoin	Nine Chronicles	Ferrum Network	BlackHat	Firo
BonusCloud	AhaToken	Venus SXP	PERI Finance	Ferro
Billion Happiness	Yield App	RUSH COIN	SifChain	Cypherium
Essentia	Æternity	PointPay	Virtue Poker	VIDT DAO
NFT	REI Network	Abyss	ATLANT	Hacken Token
Goons of Balatroom	e-Radix	Integral	Shirtum	Epic Cash
The Coop Network	NuNet	Metaverse.Network Pioneer	SmileyCoin	Onomy Protocol
Bitcoin Atom	TROY	Agoras: Currency of Tau	Spore	Efforce
KCCPAD	Chrono.tech	YAM V3	FedoraCoin	Ellipsis
City Tycoon Games	Bella Protocol	Lithium	Patientory	Ternoa
Decentr	Streamr	Rari Governance Token	Oxygen	Boson Protocol
SuperLauncher	GameZone	ClinTex CTi	VIDY	DEAPcoin
QChi	USDK	PearDAO	Burency	Guild of Guardians
Crypt2 Esports	Freeway Token	ROOBEE	Leeds United Fan Token	Manchester City Fan Token
TenUp	NULS	Hydro Protocol	HempCoin	Paris Saint-Germain Fan Token
Garlicoin	Cult DAO	Klaydice	MoneroV	Ambire AdEx
LINKA	Minswap	Mint Club	Genesis Vision	Ultiledger
SmartCash	Voxies	Unbound	bAlpha	Cream Finance
CyberFi Token	Reserve	CryptoFranc	PhoenixDAO	DEXTools
Bitcoin Plus	Dego Finance	Swingby	Zap	FIO Protocol
KickToken	GMT Token	Fenerbahçe Token	DigitalNote	Tellor
OpenWorld	Qredo	GMCoin	Props Token	Swarm
Orbitcoin	Bluzelle	LGCY Network	Mist	Unifi Protocol DAO
TRAVA.FINANCE	Adventure Gold	O3 Swap	Etho Protocol	Alpine F1 Team Fan Token
Iconic Token	Tokenlon Network Token	OTOCASH	ODIN PROTOCOL	Circuits of Value
Metrix Coin	Unibright	AurusX	Hot Cross	RAI Finance
HTMLCOIN	CLV	Shopping.io	Aston Martin Cognizant Fan Token	TerraKRW
WOOF	Router Protocol	UBIX.Network	DraftCoin	AirSwap
YOU COIN	Contentos	Mobius	NuriFootBall	OAX
Tolar	Splintershards	AXIS Token	BitcoinHD	Elastos
AtomG8	KardiaChain	NFTb	PANTHEON X	Kava Lend
Bismuth	GameFi.org	SENATE	DMarket	Starlink
XP NETWORK	Fusion	MetagamZ	İstanbul Başakşehir Fan Token	Rarible
SYNC Network	Chimpion	omchain	Raze Network	ICHI
Baanx	AIOZ Network	Razor Network	Unido EP	Harvest Finance

STAT	MUNT	Hermez Network	Reflexer Ungovernance Token
Portugal National Team Fan Token	Unicly Hashmasks Collection	HELLO	Green Satoshi Token (BSC)
Strips Finance	Beyond Protocol	Everdome	Decentral Games ICE
Stronghold Token	AGA Token	Phantasma	Bloom
SafeCoin	Ixcoin	RMRK	Monetha
BnkToTheFuture	SHIBAVAX	Metahero	Rotharium
Torum	NFTY Token	S.S. Lazio Fan Token	B-cube.ai
Mithril	Hush	Drep [new]	Monolith
MahaDAO	APIX	Decentral Games	Pleasure Coin
Footballcoin (XFC)	PUMLx	Shiden Network	BHPCoin
ZooKeeper	Mobility Coin	HAVAHA	TOWER
OneArt	DEXA COIN	VITE	POA Network
VEMP	DeepOnion	Venus XVS	Blockchain Brawlers
CumRocket	Bata	Hillstone Finance	Genopets
StrikeX	Launchblock.com	Proton	Dragonchain
Zigcoin	ZClassic	AirDAO	Ojamu
unFederalReserve	GTONCapital	Divi	Sentivate
Offshift (old)	Plasma Finance	Maro	#MetaHash
0xBitcoin	e-Money	Pitbull	WOM Protocol
Horizon Protocol	Internxt	BurgerCities	Lambda
Skey Network	Florin	DeRace	DeFi Land
SALT	Hakka.Finance	Frontier	Safex Token
Xeno Token	XTRABYTES	Hathor	Cindicator
iMe Lab	Young Boys Fan Token	GuildFi	Fringe Finance
Aidos Kuneen	Clube Atlético Mineiro Fan Token	MANTRA	ArdCoin
ROCO FINANCE	XY Finance	Namecoin	Zelwin
KALM	Polker	PARSIQ	FEAR
Blocery	SafeBlast	ApolloX	Adora Token
Prism	Pawtocol	Sovryn	LABS Group
Idle	Scry.info	Nakamoto Games	Omax Coin
Kylin	Quark	Metronome	SpiritSwap
TOP	UREEQA	Vectorspace AI	Voxel X Network
Muse	Origin Sport	MarsDAO	Newton
Ispolink	Omni	GYEN	Wownero
Symbiosis	PetroDollar	Walken	Digix Gold Token
Revolt 2 Earn	PLATINCOIN	Wing Finance	XCarnival
Hiblocks	Drops Ownership Power	Kleros	NFT Art Finance
Minter Network	FidexToken	Ellipsis	VeriDocGlobal
Enecuum	Primas	CoinEx Token	TenX
Onooks	PlotX	Step App	MandoX V2

Streamity	Mango	HoDooi.com	UniMex Network
EUNO	Elitium	GameCredits	Stably USD
Rainmaker Games	Celo Euro	SHOPX	yieldwatch
Bibox Token	Maple	DIGG	AmonD
Kcash	VAIOT	VelasPad	X8X Token
Monsterra (MSTR)	Santos FC Fan Token	Pickle Finance	MoneySwap
Carbon	DxChain Token	EvidenZ	Aston Villa Fan Token
Crownly	Altura	DOGAMÍ	Typerium
PumaPay	KILT Protocol	BSCStation	Float Protocol (Bank)
Nuco.cloud	CENNZnet	NanoByte Token	Dev Protocol
Naka Bodhi Token	Findora	ZeroSwap	OneRoot Network
Davis Cup Fan Token	Neblio	Konomi Network	Woodcoin
PotCoin	Akropolis	Neighbourhoods	Rainbow Token
Wabi	Era Swap	Covesting	Huobi Pool Token
Bread	Dock	Lympo	Electrify.Asia
Karbo	ForTube	DuckDaoDime	Ryo Currency
EVRYNET	RFOX	UniLayer	Snetwork
CryptoZoon	district0x	BiFi	iEthereum
DAPS Coin	Bonfida	Aurora	AidCoin
Centaur	Goldfinch	Perth Mint Gold Token	Hedget
Caspian	MUX Protocol	ILCOIN	Ink
PIAS	Mint Marble	OneLedger	Sakura Bloom
Cyclone Protocol	Rook	Kommunitas	Hiveterminal Token
VIBE	LATOKEN	Venus DOT	Dexlab
Swop	GALAXIA	GPEX	Public Index Network
Game.com	Handshake	GAMB	PolkaWar
Medicalchain	Pluton	VestChain	Azbit
Massnet	FC Porto Fan Token	UFC Fan Token	Sao Paulo FC Fan Token
Kira Network	Rainicorn	LikeCoin	Double-A Chain
Pascal	BitMart Token	Cajutel	Curate
YF Link	Viberate	Valencia CF Fan Token	OnGo
Humaniq	StreamCoin	Seele-N	blockbank
Open Platform	Waltonchain	Safe Haven	Everton Fan Token
Link Machine Learning	Ooki Protocol	Metaverse Dualchain Network Architecture	Cat Token
Binamon	Auto	Stakeborg DAO	CannabisCoin
COGI	PERL.eco	ALLY	Cryptopolis
Amazy	Dogechain	TransferCoin	Cryptonovae
EasyFi	Alitas	Platypus Finance	Darwinia Commitment Token
Alfa Romeo Racing ORLEN Fan Token	Nestree	Swarm Markets	Infinity Games
Sakura	Galatasaray Fan Token	RioDeFi	Odyssey

Dora Factory	Digital Fitness	OneRare	PowerPool
SpookySwap	Polychain Monsters	Governor DAO	Red Kite
Aleph.im	Göztepe S.K. Fan Token	Swace	Carbon Protocol
Hydra	Swerve	Supreme Finance	Somnium Space Cubes
AMO Coin	EpiK Protocol	OST	PUBLISH
MILC Platform	Seascape Crowns	HYCON	Suku
Tokemak	Defina Finance	Vanilla Network	HOPR
DeepBrain Chain	Flamengo Fan Token	DPRating	Deeper Network
Petals	Aeon	Leverj Gluon	Super Zero Protocol
Dacxi	TENT	Tokes	UniCrypt
GET Protocol	SinVerse	FlypMe	Saito
Scallop	My DeFi Pet	DogeCash	Nimiq
PolySwarm	CloakCoin	Zenfuse	MATH
Fuse Network	MintMe.com Coin	UTU Protocol	Obyte
Kunci Coin	MAPS	Lokr	Diamond
Choise.com	SparkPoint	Pakcoin	The Transfer Token
pNetwork	Birake	Upfiring	Numbers Protocol
Battle World	JulSwap	LiquidApps	ZKSpace
Assemble Protocol	xHashtag	AppCoins	OpenDAO
Polkadex	Stobox Token	Standard	Shapeshift FOX Token
rhino.fi	CONTRACOIN	Venus BCH	Karura
MEVerse	Metaverse ETP	KatKoyn	UniLend
Haven Protocol	Effect Network	Bottos	AC Milan Fan Token
HUSD	Einsteinium	Scala	GoCrypto Token
HyperDAO	DAEX	RealTract	Quantstamp
SOLVE	Brazil National Football Team Fan Token	HitChain	apM Coin
BIDR	Fabwelt	Step®	Tamadoge
Peercoin	Woonkly Power	Blockzero Labs	Diamond Launch
TABOO TOKEN	PegNet	SINOVATE	Samoyedcoin
DAD	IOI Token	Alanyaspor Fan Token	MixMarvel
ETHAX	CheckDot	Universidad de Chile Fan Token	Katana Inu
Energi	BBS Network	SaTT	Arcblock
Green Satoshi Token (SOL)	Blockchain Monster Hunt	Skrumble Network	Hegic
DeFi Kingdoms	SIBCoin	Opium	Civilization
Student Coin	Green Satoshi Token (ETH)	GoWithMi	RIZON
Arsenal Fan Token	Decimated	FNDZ	Solend
BEPRO Network	Xaurum	FRAKT Token	OpenOcean
BSCPAD	Moneytoken	Terracoin	Crust Network
Prosper	Polytrade	Lightning	Aion
Unisocks	Corite	Denarius	Clearpool

Geojam Token	Aryacoin	Adappter Token	DeHive
FREEdom Coin	dAppstore	GNV	UGAS
RING X PLATFORM	Kaby Arena	Throne	PLANET
Idavoll DAO	Linked Finance World	Shiryo	Qrkita Token
Skycoin	Levolution	ERC20	Manna
Furucombo	StakeCubeCoin	Dvision Network	Cook Finance
LuaSwap	Jarvis+	DeFine	Kangal
DOGGY	NextDAO	DSLA Protocol	Arqma
Ghost	Gamerse	EverRise	BitBall
CyberMiles	Jarvis Network	Marinade Staked SOL	Natus Vincere Fan Token
Avocado DAO Token	Waletoken	XeniosCoin	Millonarios FC Fan Token
Cryptocean	ContentBox	Push Protocol	ShopNEXT
Wall Street Games	KIWIGO	NFT Worlds	Stake DAO
yAxis	Litex	VIMworld	disBalancer
Lunar	Peruvian National Football Team Fan Token	Kryll	Freicoin
Kryptomon	Sint-Truidense Voetbalvereniging Fan Token	Juventus Fan Token	eosDAC
PulsePad	CoinFi	HAPI Protocol	Planet Inverse
PornRocket	AirNFTs	NFTX	The HUSL
MIR COIN	MicroBitcoin	King DAG	Pacoca
suterusu	FLIP	SIDUS	Vidulum
GamesPad	Digital Reserve Currency	Orbcity	S4FE
Coreto	OtterClam Finance	ApeSwap	Legia Warsaw Fan Token
Blockmason Credit Protocol	NANJCOIN	Kin	TripCandy
Tokenplace	ownix	Affyn	WePower
PowerTrade Fuel	DATA	Govi	Hydro
Zennies	DecentraWeb	IMPT	Yield Optimization Platform & Protocol
Autobahn Network	Swarm City	Cratos	Nitro Network
Swarm	Helmet.insure	Quantum Resistant Ledger	Decentralized Vulnerability Platform
Coinsbit Token	MIBR Fan Token	SIX	MetaverseX
Professional Fighters League Fan Token	DMM: Governance	Big Data Protocol	Veil
Fractal	Avatly	Hoge Finance	2crazyNFT
AudioCoin	CyberVein	BitKan	Apollon Limassol
CyberMusic	XMax	XDEFI Wallet	Alliance Fan Token
Etherparty	LiteDoge	Napoli Fan Token	SynchroBitcoin
Innova	WagyuSwap	Stader	HollyGold
Shadows	Ares Protocol	BTSE	DOSE
OracleChain	UCA Coin	Stratos	SeedCoin
BiblePay	FantomStarter	Grizzly Honey	Parachute
Ruff	CryptEx	Iridium	Blockpass
TigerCash	Mrweb Finance	Base Protocol	Tidal Finance

EK 2: KPE Değerleri

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
1/2/2018	109.09	3/1/2018	76.11	4/27/2018	62.34	6/25/2018	43.06	8/21/2018	38.24
1/3/2018	119.43	3/2/2018	76.04	4/30/2018	64.49	6/26/2018	41.45	8/22/2018	37.36
1/4/2018	122.54	3/5/2018	78.43	5/1/2018	64.22	6/27/2018	42.08	8/23/2018	38.24
1/5/2018	128.40	3/6/2018	73.93	5/2/2018	65.25	6/28/2018	40.31	8/24/2018	39.17
1/8/2018	116.92	3/7/2018	68.41	5/3/2018	69.76	6/29/2018	42.03	8/27/2018	40.08
1/9/2018	114.26	3/8/2018	64.38	5/4/2018	69.75	7/2/2018	45.13	8/28/2018	41.41
1/10/2018	113.46	3/9/2018	64.96	5/7/2018	66.88	7/3/2018	44.45	8/29/2018	40.96
1/11/2018	104.02	3/12/2018	63.31	5/8/2018	66.09	7/5/2018	45.11	8/30/2018	40.44
1/12/2018	111.30	3/13/2018	63.00	5/9/2018	66.33	7/6/2018	45.17	8/31/2018	40.72
1/16/2018	86.27	3/14/2018	56.47	5/10/2018	64.00	7/9/2018	45.45	9/4/2018	42.14
1/17/2018	85.37	3/15/2018	56.40	5/11/2018	59.48	7/10/2018	42.38	9/5/2018	37.90
1/18/2018	89.93	3/16/2018	56.22	5/14/2018	62.46	7/11/2018	43.00	9/6/2018	36.96
1/19/2018	90.07	3/19/2018	57.03	5/15/2018	60.63	7/12/2018	41.77	9/7/2018	36.26
1/22/2018	84.19	3/20/2018	57.88	5/16/2018	60.15	7/13/2018	42.01	9/10/2018	34.99
1/23/2018	83.31	3/21/2018	57.98	5/17/2018	57.70	7/16/2018	45.78	9/11/2018	34.56
1/24/2018	87.56	3/22/2018	56.32	5/18/2018	59.11	7/17/2018	48.97	9/12/2018	34.69
1/25/2018	86.79	3/23/2018	56.70	5/21/2018	59.96	7/18/2018	48.50	9/13/2018	36.19
1/26/2018	85.45	3/26/2018	52.31	5/22/2018	56.69	7/19/2018	48.56	9/14/2018	36.14
1/29/2018	90.06	3/27/2018	49.56	5/23/2018	52.59	7/20/2018	47.21	9/17/2018	34.78
1/30/2018	80.34	3/28/2018	50.00	5/24/2018	53.50	7/23/2018	48.68	9/18/2018	35.95
1/31/2018	82.05	3/29/2018	44.65	5/25/2018	52.46	7/24/2018	52.45	9/19/2018	36.11
2/1/2018	73.47	4/2/2018	44.41	5/29/2018	51.86	7/25/2018	51.33	9/20/2018	38.22
2/2/2018	68.37	4/3/2018	47.30	5/30/2018	51.55	7/26/2018	50.06	9/21/2018	40.81
2/5/2018	53.50	4/4/2018	43.34	5/31/2018	52.54	7/27/2018	51.13	9/24/2018	39.14
2/6/2018	60.06	4/5/2018	43.15	6/1/2018	52.89	7/30/2018	50.74	9/25/2018	38.57
2/7/2018	58.01	4/6/2018	41.92	6/4/2018	53.41	7/31/2018	48.37	9/26/2018	38.60
2/8/2018	62.91	4/9/2018	43.34	6/5/2018	54.52	8/1/2018	47.49	9/27/2018	39.95
2/9/2018	67.99	4/10/2018	44.00	6/6/2018	54.56	8/2/2018	46.88	9/28/2018	39.64
2/12/2018	69.56	4/11/2018	45.46	6/7/2018	54.59	8/3/2018	46.56	10/1/2018	40.01
2/13/2018	67.13	4/12/2018	51.82	6/8/2018	54.21	8/6/2018	44.05	10/2/2018	39.26
2/14/2018	73.85	4/13/2018	51.89	6/11/2018	48.83	8/7/2018	42.25	10/3/2018	38.93
2/15/2018	77.04	4/16/2018	53.56	6/12/2018	46.16	8/8/2018	39.27	10/4/2018	39.27
2/16/2018	77.37	4/17/2018	52.59	6/13/2018	44.42	8/9/2018	40.79	10/5/2018	39.54
2/20/2018	80.34	4/18/2018	54.79	6/14/2018	47.11	8/10/2018	38.15	10/8/2018	39.45
2/21/2018	75.61	4/19/2018	57.21	6/15/2018	45.28	8/13/2018	36.95	10/9/2018	39.26
2/22/2018	71.12	4/20/2018	62.01	6/18/2018	47.16	8/14/2018	36.26	10/10/2018	38.80
2/23/2018	74.15	4/23/2018	62.51	6/19/2018	47.89	8/15/2018	36.87	10/11/2018	35.67
2/26/2018	74.12	4/24/2018	67.94	6/20/2018	47.73	8/16/2018	37.23	10/12/2018	36.30
2/27/2018	75.70	4/25/2018	60.73	6/21/2018	47.30	8/17/2018	39.80	10/15/2018	38.20
2/28/2018	73.29	4/26/2018	64.31	6/22/2018	42.58	8/20/2018	37.13	10/16/2018	38.36

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
10/17/2018	38.07	12/14/2018	19.23	2/13/2019	22.38	4/11/2019	30.57	6/10/2019	46.75
10/18/2018	37.56	12/17/2018	21.21	2/14/2019	22.26	4/12/2019	30.67	6/11/2019	46.37
10/19/2018	37.50	12/18/2018	22.22	2/15/2019	22.31	4/15/2019	30.49	6/12/2019	47.93
10/22/2018	37.59	12/19/2018	22.46	2/19/2019	24.57	4/16/2019	31.46	6/13/2019	48.15
10/23/2018	37.62	12/20/2018	24.74	2/20/2019	25.01	4/17/2019	31.59	6/14/2019	50.32
10/24/2018	37.64	12/21/2018	23.39	2/21/2019	24.59	4/18/2019	32.06	6/17/2019	53.75
10/25/2018	37.53	12/24/2018	25.44	2/22/2019	24.91	4/22/2019	32.37	6/18/2019	52.29
10/26/2018	37.56	12/26/2018	24.00	2/25/2019	24.19	4/23/2019	33.03	6/19/2019	53.35
10/29/2018	36.63	12/27/2018	22.37	2/26/2019	23.93	4/24/2019	32.27	6/20/2019	54.45
10/30/2018	36.65	12/28/2018	24.42	2/27/2019	23.81	4/25/2019	30.73	6/21/2019	57.89
10/31/2018	36.60	12/31/2018	23.33	2/28/2019	23.88	4/26/2019	31.18	6/24/2019	62.27
11/1/2018	36.97	1/2/2019	24.96	3/1/2019	23.96	4/29/2019	30.91	6/25/2019	65.71
11/2/2018	37.11	1/3/2019	24.20	3/4/2019	23.21	4/30/2019	31.74	6/26/2019	71.38
11/5/2018	37.85	1/4/2019	24.40	3/5/2019	24.23	5/1/2019	31.85	6/27/2019	61.79
11/6/2018	38.64	1/7/2019	25.14	3/6/2019	24.31	5/2/2019	32.36	6/28/2019	67.68
11/7/2018	38.90	1/8/2019	25.16	3/7/2019	24.32	5/3/2019	33.69	7/1/2019	59.19
11/8/2018	38.03	1/9/2019	25.27	3/8/2019	24.13	5/6/2019	33.59	7/2/2019	59.96
11/9/2018	37.75	1/10/2019	22.81	3/11/2019	24.17	5/7/2019	33.78	7/3/2019	65.32
11/12/2018	37.85	1/11/2019	22.83	3/12/2019	24.22	5/8/2019	34.48	7/5/2019	60.46
11/13/2018	37.62	1/14/2019	22.97	3/13/2019	24.21	5/9/2019	35.15	7/8/2019	66.98
11/14/2018	33.99	1/15/2019	22.41	3/14/2019	24.30	5/10/2019	36.16	7/9/2019	68.00
11/15/2018	33.67	1/16/2019	22.60	3/15/2019	24.59	5/13/2019	43.32	7/10/2019	65.35
11/16/2018	33.11	1/17/2019	22.71	3/18/2019	24.98	5/14/2019	45.50	7/11/2019	60.97
11/19/2018	29.53	1/18/2019	22.51	3/19/2019	25.21	5/15/2019	47.82	7/12/2019	63.37
11/20/2018	26.84	1/22/2019	22.18	3/20/2019	25.30	5/16/2019	46.47	7/15/2019	57.60
11/21/2018	27.79	1/23/2019	22.03	3/21/2019	24.86	5/17/2019	43.28	7/16/2019	50.47
11/23/2018	25.96	1/24/2019	22.11	3/22/2019	24.89	5/20/2019	46.44	7/17/2019	51.95
11/26/2018	22.68	1/25/2019	22.09	3/25/2019	24.58	5/21/2019	46.57	7/18/2019	57.01
11/27/2018	22.94	1/28/2019	21.05	3/26/2019	24.70	5/22/2019	44.83	7/19/2019	56.29
11/28/2018	25.42	1/29/2019	20.88	3/27/2019	25.40	5/23/2019	45.80	7/22/2019	55.48
11/29/2018	25.28	1/30/2019	21.44	3/28/2019	25.24	5/24/2019	46.47	7/23/2019	53.28
11/30/2018	23.89	1/31/2019	21.16	3/29/2019	25.45	5/28/2019	50.86	7/24/2019	53.09
12/3/2018	23.16	2/1/2019	21.30	4/1/2019	25.81	5/29/2019	50.52	7/25/2019	53.57
12/4/2018	23.50	2/4/2019	21.12	4/2/2019	29.95	5/30/2019	48.44	7/26/2019	53.51
12/6/2018	20.76	2/5/2019	21.15	4/3/2019	30.21	5/31/2019	50.06	7/29/2019	51.60
12/7/2018	20.32	2/6/2019	20.81	4/4/2019	29.82	6/3/2019	47.95	7/30/2019	52.03
12/10/2018	20.66	2/7/2019	20.74	4/5/2019	30.82	6/4/2019	45.18	7/31/2019	54.34
12/11/2018	20.25	2/8/2019	22.49	4/8/2019	32.16	6/5/2019	45.92	8/1/2019	55.67
12/12/2018	20.62	2/11/2019	22.42	4/9/2019	31.61	6/6/2019	46.18	8/2/2019	56.09
12/13/2018	19.70	2/12/2019	22.49	4/10/2019	32.26	6/7/2019	47.22	8/5/2019	62.14

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
8/6/2019	60.37	10/2/2019	45.20	11/27/2019	40.71	1/28/2020	49.95	3/25/2020	36.27
8/7/2019	62.43	10/3/2019	44.41	11/29/2019	41.85	1/29/2020	49.70	3/26/2020	36.67
8/8/2019	62.40	10/4/2019	44.31	12/2/2019	39.62	1/30/2020	50.92	3/27/2020	35.47
8/9/2019	61.53	10/7/2019	44.86	12/3/2019	39.59	1/31/2020	50.04	3/30/2020	35.23
8/12/2019	59.59	10/8/2019	44.83	12/4/2019	39.24	2/3/2020	50.25	3/31/2020	35.69
8/13/2019	57.38	10/9/2019	46.81	12/5/2019	40.24	2/4/2020	49.87	4/1/2020	36.50
8/14/2019	52.75	10/10/2019	46.61	12/6/2019	40.69	2/5/2020	52.32	4/2/2020	37.54
8/15/2019	53.97	10/11/2019	45.21	12/9/2019	40.03	2/6/2020	53.14	4/3/2020	37.30
8/16/2019	54.12	10/14/2019	45.89	12/10/2019	39.42	2/7/2020	53.73	4/6/2020	40.67
8/19/2019	57.19	10/15/2019	44.93	12/11/2019	39.07	2/10/2020	54.11	4/7/2020	40.11
8/20/2019	56.26	10/16/2019	44.05	12/12/2019	39.21	2/11/2020	56.06	4/8/2020	41.12
8/21/2019	53.19	10/17/2019	44.56	12/13/2019	39.32	2/12/2020	57.68	4/9/2020	40.91
8/22/2019	53.35	10/18/2019	43.80	12/16/2019	37.37	2/13/2020	57.46	4/13/2020	38.41
8/23/2019	54.69	10/21/2019	45.00	12/17/2019	35.51	2/14/2020	58.44	4/14/2020	38.42
8/26/2019	54.30	10/22/2019	44.20	12/18/2019	38.74	2/18/2020	57.14	4/15/2020	37.36
8/27/2019	53.45	10/23/2019	41.27	12/19/2019	38.26	2/19/2020	54.04	4/16/2020	40.09
8/28/2019	51.02	10/24/2019	41.24	12/20/2019	38.38	2/20/2020	53.83	4/17/2020	40.00
8/29/2019	49.79	10/25/2019	47.06	12/23/2019	38.92	2/21/2020	54.41	4/20/2020	38.99
8/30/2019	50.16	10/28/2019	49.69	12/24/2019	38.81	2/24/2020	54.20	4/21/2020	39.02
9/3/2019	54.95	10/29/2019	50.72	12/26/2019	38.36	2/25/2020	52.14	4/22/2020	40.38
9/4/2019	54.67	10/30/2019	49.55	12/27/2019	38.61	2/26/2020	48.96	4/23/2020	41.89
9/5/2019	54.54	10/31/2019	49.50	12/30/2019	38.84	2/27/2020	48.91	4/24/2020	42.58
9/6/2019	53.43	11/1/2019	49.74	12/31/2019	38.29	2/28/2020	48.40	4/27/2020	43.97
9/9/2019	53.75	11/4/2019	50.57	1/2/2020	37.27	3/2/2020	49.43	4/28/2020	44.25
9/10/2019	52.76	11/5/2019	50.37	1/3/2020	39.10	3/3/2020	48.88	4/29/2020	49.30
9/11/2019	52.93	11/6/2019	50.61	1/6/2020	41.71	3/4/2020	48.76	4/30/2020	48.23
9/12/2019	53.99	11/7/2019	49.93	1/7/2020	43.32	3/5/2020	50.40	5/1/2020	49.43
9/13/2019	53.79	11/8/2019	47.63	1/8/2020	42.83	3/6/2020	51.03	5/4/2020	49.46
9/16/2019	53.91	11/11/2019	47.48	1/9/2020	41.86	3/9/2020	44.12	5/5/2020	49.78
9/17/2019	54.35	11/12/2019	47.77	1/10/2020	43.34	3/10/2020	44.07	5/6/2020	50.89
9/18/2019	54.61	11/13/2019	47.80	1/13/2020	43.27	3/11/2020	43.86	5/7/2020	54.15
9/19/2019	55.02	11/14/2019	47.29	1/14/2020	47.14	3/12/2020	27.83	5/8/2020	53.72
9/20/2019	54.48	11/15/2019	46.10	1/15/2020	47.08	3/13/2020	31.19	5/11/2020	47.18
9/23/2019	51.77	11/18/2019	45.23	1/16/2020	46.60	3/16/2020	27.93	5/12/2020	48.24
9/24/2019	45.62	11/19/2019	44.68	1/17/2020	47.84	3/17/2020	28.99	5/13/2020	50.61
9/25/2019	45.25	11/20/2019	43.78	1/21/2020	47.02	3/18/2020	29.05	5/14/2020	53.35
9/26/2019	43.50	11/21/2019	41.61	1/22/2020	46.68	3/19/2020	34.17	5/15/2020	51.32
9/27/2019	44.31	11/22/2019	39.64	1/23/2020	45.20	3/20/2020	33.99	5/18/2020	53.70
9/30/2019	44.76	11/25/2019	38.75	1/24/2020	45.36	3/23/2020	35.02	5/19/2020	53.69
10/1/2019	44.85	11/26/2019	39.19	1/27/2020	47.73	3/24/2020	36.59	5/20/2020	52.67

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
5/21/2020	50.35	7/20/2020	52.44	9/15/2020	65.42	11/10/2020	88.64	1/8/2021	227.78
5/22/2020	51.08	7/21/2020	53.69	9/16/2020	66.31	11/11/2020	90.87	1/11/2021	200.35
5/26/2020	49.32	7/22/2020	55.03	9/17/2020	66.87	11/12/2020	93.34	1/12/2021	191.84
5/27/2020	51.10	7/23/2020	55.67	9/18/2020	66.71	11/13/2020	94.08	1/13/2021	209.74
5/28/2020	53.01	7/24/2020	55.57	9/21/2020	63.06	11/16/2020	95.69	1/14/2021	220.41
5/29/2020	52.64	7/27/2020	63.45	9/22/2020	63.52	11/17/2020	100.66	1/15/2021	208.40
6/1/2020	56.80	7/28/2020	63.13	9/23/2020	61.38	11/18/2020	101.23	1/19/2021	211.56
6/2/2020	53.71	7/29/2020	64.08	9/24/2020	64.66	11/19/2020	101.21	1/20/2021	209.54
6/3/2020	54.52	7/30/2020	64.59	9/25/2020	64.64	11/20/2020	106.21	1/21/2021	180.50
6/4/2020	55.21	7/31/2020	65.99	9/28/2020	64.96	11/23/2020	111.29	1/22/2021	193.75
6/5/2020	54.50	8/3/2020	67.34	9/29/2020	65.78	11/24/2020	115.56	1/25/2021	193.32
6/8/2020	55.10	8/4/2020	67.21	9/30/2020	65.53	11/25/2020	112.21	1/26/2021	195.15
6/9/2020	55.14	8/5/2020	69.98	10/1/2020	64.50	11/27/2020	102.61	1/27/2021	182.41
6/10/2020	55.55	8/6/2020	69.93	10/2/2020	64.04	11/30/2020	117.94	1/28/2021	199.38
6/11/2020	52.49	8/7/2020	68.60	10/5/2020	65.50	12/1/2020	112.89	1/29/2021	205.14
6/12/2020	53.43	8/10/2020	70.31	10/6/2020	64.19	12/2/2020	115.18	2/1/2021	202.96
6/15/2020	53.08	8/11/2020	67.64	10/7/2020	64.54	12/3/2020	116.85	2/2/2021	215.82
6/16/2020	53.57	8/12/2020	68.75	10/8/2020	65.93	12/4/2020	111.30	2/3/2021	229.20
6/17/2020	53.33	8/13/2020	70.83	10/9/2020	67.09	12/7/2020	114.76	2/4/2021	226.27
6/18/2020	52.97	8/14/2020	71.00	10/12/2020	70.07	12/8/2020	109.20	2/5/2021	236.18
6/19/2020	52.21	8/17/2020	73.13	10/13/2020	69.32	12/9/2020	111.09	2/8/2021	275.53
6/22/2020	54.30	8/18/2020	71.66	10/14/2020	69.21	12/10/2020	109.27	2/9/2021	278.82
6/23/2020	54.26	8/19/2020	69.96	10/15/2020	69.42	12/11/2020	107.68	2/10/2021	274.28
6/24/2020	52.58	8/20/2020	70.83	10/16/2020	68.24	12/14/2020	113.78	2/11/2021	288.70
6/25/2020	52.27	8/21/2020	68.63	10/19/2020	70.58	12/15/2020	114.27	2/12/2021	290.03
6/26/2020	51.71	8/24/2020	70.06	10/20/2020	70.96	12/16/2020	125.16	2/16/2021	294.06
6/29/2020	51.77	8/25/2020	67.38	10/21/2020	75.77	12/17/2020	132.09	2/17/2021	310.55
6/30/2020	51.46	8/26/2020	68.03	10/22/2020	77.09	12/18/2020	134.03	2/18/2021	312.70
7/1/2020	52.09	8/27/2020	67.04	10/23/2020	76.86	12/21/2020	130.66	2/19/2021	337.55
7/2/2020	51.60	8/28/2020	68.46	10/26/2020	77.04	12/22/2020	135.03	2/22/2021	324.34
7/6/2020	53.24	8/31/2020	71.12	10/27/2020	79.95	12/23/2020	128.95	2/23/2021	290.97
7/7/2020	52.70	9/1/2020	73.79	10/28/2020	77.71	12/24/2020	132.98	2/24/2021	298.34
7/8/2020	54.03	9/2/2020	70.10	10/29/2020	78.33	12/28/2020	150.49	2/25/2021	281.44
7/9/2020	53.21	9/3/2020	62.94	10/30/2020	78.62	12/29/2020	151.70	2/26/2021	277.99
7/10/2020	53.06	9/4/2020	64.38	11/2/2020	78.62	12/30/2020	158.66	3/1/2021	298.03
7/13/2020	52.94	9/8/2020	61.20	11/3/2020	80.54	12/31/2020	159.06	3/2/2021	289.40
7/14/2020	53.00	9/9/2020	62.19	11/4/2020	81.76	1/4/2021	181.52	3/3/2021	301.56
7/15/2020	52.68	9/10/2020	63.27	11/5/2020	88.64	1/5/2021	192.32	3/4/2021	291.12
7/16/2020	52.21	9/11/2020	63.68	11/6/2020	89.99	1/6/2021	208.75	3/5/2021	292.51
7/17/2020	52.26	9/14/2020	65.26	11/9/2020	88.61	1/7/2021	221.34	3/8/2021	316.33

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
3/9/2021	331.39	5/5/2021	439.60	7/1/2021	259.75	8/27/2021	392.53	10/25/2021	476.35
3/10/2021	333.57	5/6/2021	432.46	7/2/2021	262.62	8/30/2021	377.60	10/26/2021	461.66
3/11/2021	342.63	5/7/2021	435.70	7/6/2021	270.22	8/31/2021	385.66	10/27/2021	442.79
3/12/2021	337.44	5/10/2021	433.60	7/7/2021	267.93	9/1/2021	407.31	10/28/2021	467.60
3/15/2021	331.42	5/11/2021	448.13	7/8/2021	256.10	9/2/2021	408.96	10/29/2021	480.00
3/16/2021	337.93	5/12/2021	393.95	7/9/2021	261.86	9/3/2021	417.11	11/1/2021	472.07
3/17/2021	349.16	5/13/2021	401.14	7/12/2021	255.29	9/7/2021	379.01	11/2/2021	490.38
3/18/2021	342.24	5/14/2021	416.19	7/13/2021	249.54	9/8/2021	377.58	11/3/2021	492.01
3/19/2021	346.06	5/17/2021	361.37	7/14/2021	251.51	9/9/2021	377.27	11/4/2021	482.06
3/22/2021	324.68	5/18/2021	361.36	7/15/2021	243.80	9/10/2021	361.87	11/5/2021	480.73
3/23/2021	325.42	5/19/2021	290.59	7/16/2021	240.06	9/13/2021	364.31	11/8/2021	524.16
3/24/2021	313.01	5/20/2021	327.06	7/19/2021	235.04	9/14/2021	379.03	11/9/2021	519.38
3/25/2021	308.37	5/21/2021	294.17	7/20/2021	228.18	9/15/2021	391.14	11/10/2021	504.38
3/26/2021	328.86	5/24/2021	307.38	7/21/2021	247.22	9/16/2021	386.78	11/11/2021	507.82
3/29/2021	344.50	5/25/2021	307.10	7/22/2021	249.54	9/17/2021	377.96	11/12/2021	501.65
3/30/2021	351.90	5/26/2021	320.23	7/23/2021	258.68	9/20/2021	339.15	11/15/2021	495.70
3/31/2021	353.50	5/27/2021	309.40	7/26/2021	279.69	9/21/2021	322.23	11/16/2021	466.39
4/1/2021	357.45	5/28/2021	284.57	7/27/2021	291.57	9/22/2021	349.70	11/17/2021	468.94
4/5/2021	366.37	6/1/2021	301.09	7/28/2021	295.10	9/23/2021	358.49	11/18/2021	441.75
4/6/2021	366.67	6/2/2021	310.45	7/29/2021	297.90	9/24/2021	340.35	11/19/2021	458.84
4/7/2021	349.30	6/3/2021	323.04	7/30/2021	310.92	9/27/2021	335.32	11/22/2021	442.10
4/8/2021	366.31	6/4/2021	304.26	8/2/2021	301.44	9/28/2021	325.06	11/23/2021	456.54
4/9/2021	366.40	6/7/2021	281.76	8/3/2021	293.30	9/29/2021	330.79	11/24/2021	446.54
4/12/2021	387.18	6/8/2021	279.50	8/4/2021	307.64	9/30/2021	346.59	11/26/2021	425.52
4/13/2021	411.09	6/9/2021	301.43	8/5/2021	315.77	10/1/2021	378.65	11/29/2021	459.81
4/14/2021	414.93	6/10/2021	292.17	8/6/2021	326.87	10/4/2021	385.44	11/30/2021	461.15
4/15/2021	419.35	6/11/2021	290.34	8/9/2021	354.24	10/5/2021	402.02	12/1/2021	460.91
4/16/2021	410.89	6/14/2021	311.18	8/10/2021	352.60	10/6/2021	420.67	12/2/2021	456.31
4/19/2021	374.56	6/15/2021	314.27	8/11/2021	357.10	10/7/2021	414.05	12/3/2021	432.01
4/20/2021	384.13	6/16/2021	295.18	8/12/2021	347.99	10/8/2021	413.03	12/6/2021	419.74
4/21/2021	370.45	6/17/2021	294.28	8/13/2021	376.42	10/11/2021	428.65	12/7/2021	418.30
4/22/2021	357.21	6/18/2021	278.28	8/16/2021	366.01	10/12/2021	420.98	12/8/2021	422.80
4/23/2021	353.67	6/21/2021	240.51	8/17/2021	352.79	10/13/2021	432.47	12/9/2021	398.44
4/26/2021	375.43	6/22/2021	242.98	8/18/2021	355.37	10/14/2021	437.17	12/10/2021	388.30
4/27/2021	385.78	6/23/2021	255.82	8/19/2021	373.71	10/15/2021	459.08	12/13/2021	381.02
4/28/2021	388.47	6/24/2021	262.73	8/20/2021	390.29	10/18/2021	457.43	12/14/2021	379.83
4/29/2021	384.14	6/25/2021	241.17	8/23/2021	397.21	10/19/2021	471.21	12/15/2021	400.18
4/30/2021	407.67	6/28/2021	262.84	8/24/2021	380.14	10/20/2021	488.78	12/16/2021	391.49
5/3/2021	428.53	6/29/2021	273.04	8/25/2021	389.26	10/21/2021	466.47	12/17/2021	382.27
5/4/2021	404.67	6/30/2021	272.53	8/26/2021	372.42	10/22/2021	457.83	12/20/2021	387.82

Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE	Tarih	KPE
12/21/2021	401.05	2/17/2022	331.73	4/18/2022	327.90	6/14/2022	170.99	8/11/2022	203.69
12/22/2021	399.10	2/18/2022	319.75	4/19/2022	333.57	6/15/2022	173.09	8/12/2022	208.21
12/23/2021	415.34	2/22/2022	299.05	4/20/2022	334.68	6/16/2022	164.84	8/15/2022	205.51
12/27/2021	413.14	2/23/2022	297.80	4/21/2022	329.50	6/17/2022	158.25	8/16/2022	203.90
12/28/2021	389.70	2/24/2022	300.26	4/22/2022	322.27	6/21/2022	161.32	8/17/2022	199.36
12/29/2021	377.60	2/25/2022	304.02	4/25/2022	322.80	6/22/2022	158.08	8/18/2022	198.44
12/30/2021	384.01	2/28/2022	323.08	4/26/2022	315.75	6/23/2022	160.30	8/19/2022	179.10
12/31/2021	378.37	3/1/2022	340.09	4/27/2022	312.54	6/24/2022	164.61	8/22/2022	182.80
1/3/2022	385.06	3/2/2022	340.23	4/28/2022	317.83	6/27/2022	164.79	8/23/2022	184.61
1/4/2022	378.96	3/3/2022	332.55	4/29/2022	314.39	6/28/2022	162.40	8/24/2022	183.63
1/5/2022	368.97	3/4/2022	313.47	5/2/2022	309.30	6/29/2022	159.42	8/25/2022	186.06
1/6/2022	357.50	3/7/2022	298.34	5/3/2022	306.56	6/30/2022	156.31	8/26/2022	173.05
1/7/2022	346.93	3/8/2022	299.74	5/4/2022	312.82	7/1/2022	152.82	8/29/2022	174.91
1/10/2022	337.89	3/9/2022	316.76	5/5/2022	305.64	7/5/2022	160.04	8/30/2022	171.45
1/11/2022	338.59	3/10/2022	311.14	5/6/2022	295.14	7/6/2022	160.98		
1/12/2022	351.17	3/11/2022	303.08	5/9/2022	260.57	7/7/2022	167.90		
1/13/2022	351.39	3/14/2022	304.13	5/10/2022	251.34	7/8/2022	170.26		
1/14/2022	349.11	3/15/2022	305.51	5/11/2022	245.96	7/11/2022	159.56		
1/18/2022	347.73	3/16/2022	314.33	5/12/2022	233.79	7/12/2022	153.66		
1/19/2022	341.84	3/17/2022	319.13	5/13/2022	230.53	7/13/2022	155.58		
1/20/2022	333.51	3/18/2022	324.48	5/16/2022	240.95	7/14/2022	162.85		
1/21/2022	309.69	3/21/2022	323.22	5/17/2022	238.65	7/15/2022	165.33		
1/24/2022	292.61	3/22/2022	331.05	5/18/2022	233.59	7/18/2022	184.89		
1/25/2022	290.02	3/23/2022	336.52	5/19/2022	233.59	7/19/2022	188.33		
1/26/2022	290.56	3/24/2022	344.53	5/20/2022	232.72	7/20/2022	186.21		
1/27/2022	292.22	3/25/2022	349.21	5/23/2022	233.36	7/21/2022	187.98		
1/28/2022	293.93	3/28/2022	368.75	5/24/2022	233.22	7/22/2022	184.41		
1/31/2022	301.62	3/29/2022	371.51	5/25/2022	233.58	7/25/2022	174.41		
2/1/2022	305.52	3/30/2022	371.94	5/26/2022	231.05	7/26/2022	173.87		
2/2/2022	301.19	3/31/2022	364.90	5/27/2022	222.69	7/27/2022	188.83		
2/3/2022	297.32	4/1/2022	363.75	5/31/2022	244.51	7/28/2022	196.11		
2/4/2022	317.36	4/4/2022	374.18	6/1/2022	234.26	7/29/2022	196.68		
2/7/2022	342.80	4/5/2022	369.31	6/2/2022	232.09	8/1/2022	191.48		
2/8/2022	349.49	4/6/2022	355.77	6/3/2022	229.65	8/2/2022	189.63		
2/9/2022	349.19	4/7/2022	346.72	6/6/2022	235.75	8/3/2022	189.21		
2/10/2022	349.65	4/8/2022	344.36	6/7/2022	236.68	8/4/2022	188.44		
2/11/2022	338.50	4/11/2022	329.80	6/8/2022	230.92	8/5/2022	195.53		
2/14/2022	332.11	4/12/2022	322.90	6/9/2022	229.92	8/8/2022	199.79		
2/15/2022	342.61	4/13/2022	330.48	6/10/2022	225.09	8/9/2022	194.39		
2/16/2022	349.26	4/14/2022	328.12	6/13/2022	181.59	8/10/2022	202.86		

ÖZGEÇMİŞ

Nada Sarsour, 2002 yılında Gazza İlkokulu'nu; 2005 yılında Alrimal Ortaokulu'nu; 2008 yılında Başır Alrais Lisesi'ni; 2012 yılında İslamik Üniversitesi – İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme (İngilizce) Bölümü'nü; 2017 yılında da İslamik Üniversitesi- Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı Tezli yüksek lisans bitirdi. 2018 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi- Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı Doktora programına başladı. Evli ve bir çocuk annesidir. University of The People ‘Instructor’ olarak çalışmaktadır. SARSOUR’in dahil olduğu bazı çalışmalar;

Sarsour, N. Daya, W. ve Aldalou, E. (2023). Assessment Of Financial Literacy: Case Study Of Business Students. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (39), 123-137.

Aldalou, E. ve Sarsour, N. (2022). Determinants Of Foreign Direct Investment Inflows: Case Study Of Turkey. *Gazi İktisat ve İşletme Dergisi*, 8(1), 1-14.

Sarsour, N. ve Aldalou, E. (2021). An Operational Performance Assessment Of Turkish Airline Companies Based On Return On Invested Capital Tree Model. *Gazi İktisat ve İşletme Dergisi*, 7 (2), 95-103.

Sarsour, N. Dağlı, H. ve Perçin, S. (2020). Financial Performance Evaluation Using Fuzzy GRA And Fuzzy Entropy Methods: Wholesale and Retail Industry. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (28), 47-64.