



AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ



Fatih KAZOVA

KRİPTO PARA BİRİMLERİNİN VOLATİLİTE YAPILARININ KARŞILAŞTIRMALI
ANALİZİ

Ekonometri Ana Bilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Antalya, 2021



AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ



Fatih KAZOVA

KRİPTO PARA BİRİMLERİNİN VOLATİLİTE YAPILARININ KARŞILAŞTIRMALI
ANALİZİ

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Ayça BÜYÜKYILMAZ ERCAN

Ekonometri Ana Bilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Antalya, 2021

Akdeniz Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne,

Fatih KAZOVA'nın bu çalışması, jürimiz tarafından Ekonometri Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans Programı tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç. Dr. Atilla GÖKÇE (İmza)

Üye (Danışmanı) : Dr. Öğr. Üyesi Ayça BÜYÜKYILMAZ ERCAN (İmza)

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Çiğdem TOKER (İmza)

Tez Başlığı: Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi
--

Onay : Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Tez Savunma Tarihi :28/06/2021

Mezuniyet Tarihi :/..../2021

(İmza)

Prof. Dr. Suat KOLUKIRIK

Müdür

AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi” adlı bu çalışmanın, akademik kural ve etik değerlere uygun bir biçimde tarafımda yazıldığını, yararlandığım bütün eserlerin kaynakçada gösterildiğini ve çalışma içerisinde bu eserlere atıf yapıldığını belirtir; bunu şerefimle doğrularım.

İmza

Fatih KAZOVA



T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU
BEYAN BELGESİ



SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE

ÖĞRENCİ BİLGİLERİ	
Adı-Soyadı	Fatih KAZOVA
Öğrenci Numarası	20185244004
Enstitü Ana Bilim Dalı	Ekonometri
Programı	Tezli Yüksek Lisans
Programın Türü	(X) Tezli Yüksek Lisans () Doktora
Danışmanın Unvanı, Adı-Soyadı	Dr. Öğr. Üyesi Ayça BÜYÜKYILMAZ ERCAN
Tez Başlığı	Kripto Para Birimlerinin Volatilité Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi
Turnitin Ödev Numarası	1614670288

Yukarıda başlığı belirtilen tez çalışmasının a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana Bölümler ve d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 115 sayfalık kısmına ilişkin olarak, 01/07/2021 tarihinde tarafımdan Turnitin adlı intihal tespit programından Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nda belirlenen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan ve ekte sunulan rapora göre, tezin/dönem projesinin benzerlik oranı;

alıntılar hariç % 8

alıntılar dahil % 8'dir.

Danışman tarafından uygun olan seçenek işaretlenmelidir:

(X) Benzerlik oranları belirlenen limitleri aşmıyor ise;

Yukarıda yer alan beyanın ve ekte sunulan Tez Çalışması Orijinallik Raporu'nun doğruluğunu onaylarım.

() Benzerlik oranları belirlenen limitleri aşıyor, ancak tez/dönem projesi danışmanı intihal yapılmadığı kanısında ise;

Yukarıda yer alan beyanın ve ekte sunulan Tez Çalışması Orijinallik Raporu'nun doğruluğunu onaylar ve Uygulama Esasları'nda öngörülen yüzdelik sınırlarının aşılmasına karşın, aşağıda belirtilen gerekçe ile intihal yapılmadığı kanısında olduğumu beyan ederim.

Gerekçe:

Benzerlik taraması yukarıda verilen ölçütlerin ışığı altında tarafımca yapılmıştır. İlgili tezin orijinallik raporunun uygun olduğunu beyan ederim.

01/07/2021

Dr. Öğr. Üyesi Ayça BÜYÜKYILMAZ ERCAN

İÇİNDEKİLER

ŞEKİLLER LİSTESİ	v
TABLOLAR LİSTESİ	viii
KISALTMALAR LİSTESİ	x
ÖZET	xi
SUMMARY	xii
TEŞEKKÜR.....	xiii
ÖNSÖZ	xiv

BİRİNCİ BÖLÜM

KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ

1.1.Finansal Zaman Serilerinde Doğrusallık	1
1.2.Volatilite Kavramı	2
1.3.Koşullu Değişen Varyans Modelleri	2
1.3.1.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri.....	3
1.3.1.1.ARCH Modeli.....	4
1.3.1.2.GARCH Modeli.....	6
1.3.1.3.ARCH-M Modeli.....	7
1.3.1.4.GARCH-M Modeli.....	8
1.3.1.5.IGARCH Modeli	9
1.3.2.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri	9
1.3.2.1.EGARCH Modeli	9
1.3.2.2.TGARCH (GJR GARCH) Modeli.....	11
1.3.2.3.APARCH Modeli.....	12
1.3.2.4.Asimetrik CGARCH (ACGARCH) Modeli.....	13
1.4.Model Seçim Kriterleri.....	14
1.4.1.Akaike Bilgi Kriteri	14
1.4.2.Schwarz Bilgi Kriteri.....	15
1.4.3.Log Olabilirlik Oranı	15

İKİNCİ BÖLÜM

KRİPTO PARA BİRİMLERİ

2.1.Kripto Paraların Tarihçesi	16
2.1.1.Kriptoloji Bilim Dalı	17
2.2.Blok Zinciri (Blockchain) Teknolojisi	18
2.2.1.Hash (Özet, Parmak İzi)	22
2.2.2.SHA-256	25
2.3.Kripto Para Piyasasında Kullanılan Genel Terimler	25
2.4.İncelenen Kripto Para Birimleri	28
2.4.1.Bitcoin	30
2.4.2.Ethereum	33
2.4.3.Ripple	35
2.4.4.Cardano	37
2.4.5.Litecoin	38
2.4.6.Bitcoin Cash.....	40
2.4.7.Stellar	41
2.4.8.Chainlink	43
2.4.9.Tron	44
2.4.10.Dogecoin	46
2.5.Literatür Taraması	48

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

3.1. Veri Seti	50
3.2.BTC Serisinin İncelenmesi.....	51
3.2.1.Birim Kök Testleri.....	52
3.2.2.ARMA Modeli Tahmini	53
3.2.3.ARCH-LM Testi.....	54
3.2.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	54
3.2.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini.....	55
3.2.6.En Uygun Modelin Seçilmesi.....	56
3.3.ETH Serisinin İncelenmesi.....	57
3.3.1.Birim Kök Testleri.....	58
3.3.2.ARMA Modeli Tahmini	59

3.3.3.ARCH-LM Testi	60
3.3.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	60
3.3.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	61
3.3.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	62
3.4.XRP Serisinin İncelenmesi	63
3.4.1.Birim Kök Testleri	64
3.4.2.ARMA Modeli Tahmini	65
3.4.3.ARCH-LM Testi	66
3.4.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	66
3.4.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	67
3.4.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	68
3.5.ADA Serisinin İncelenmesi	69
3.5.1.Birim Kök Testleri	70
3.5.2.ARMA Modeli Tahmini	71
3.5.3.ARCH-LM Testi	72
3.5.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	72
3.5.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	73
3.5.6.En Uygun Model Seçimi	74
3.6.LTC Serisinin İncelenmesi	75
3.6.1.Birim Kök Testleri	76
3.6.2.ARMA Modeli Tahmini	77
3.6.3.ARCH-LM Testi	77
3.6.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	78
3.6.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	79
3.6.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	80
3.7.BCH Serisinin İncelenmesi	81
3.7.1.Birim Kök Testleri	82
3.7.2.ARMA Modeli Tahmini	83
3.7.3.ARCH-LM Testi	84
3.7.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	84
3.7.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	85
3.7.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	86
3.8.LINK Serisinin İncelenmesi	87
3.8.1.Birim Kök Testleri	88

3.8.2.ARCH-LM Testi	89
3.8.3.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	90
3.8.4.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	91
3.8.5.En Uygun Modelin Seçilmesi	92
3.9.XLM Serisinin İncelenmesi	93
3.9.1.Birim Kök Testleri	94
3.9.2.ARMA Modeli Tahmini	95
3.9.3.ARCH-LM Testi	96
3.9.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	96
3.9.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	97
3.9.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	98
3.10.TRX Serisinin İncelenmesi	99
3.10.1.Birim Kök Testleri	100
3.10.2.ARMA Modeli Tahmini	101
3.10.3.ARCH-LM Testi	102
3.10.4.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	102
3.10.5.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	103
3.10.6.En Uygun Modelin Seçilmesi	104
3.11.DOGE Serisinin İncelenmesi	105
3.11.1.Birim Kök Testleri	106
3.11.2.ARCH-LM Testi	107
3.11.3.Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	108
3.11.4.Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini	109
3.11.5.En Uygun Modelin Seçilmesi	110
SONUÇ	111
KAYNAKÇA	113
Ö Z G E Ç M İ Ş	125

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1 Dijital İmzalama ve İmza Doğrulama	18
Şekil 2.2 Blok Zinciri Sisteminde Transfer Örneği	19
Şekil 2.3 Ağ Tipleri	19
Şekil 2.4 Blok Zinciri Takip Yapısı	20
Şekil 2.5 Blok Zinciri İhtiyacının Belirlenmesi	21
Şekil 2.6 Blok Zinciri Yapısı	23
Şekil 2.7 Merkle Kök Ağacı Örneği	24
Şekil 2.8 Kripto Para Birimleri Toplam Piyasa Değeri	29
Şekil 2.9 Kripto Para Birimleri Toplam Piyasa Değeri Yüzdesi.....	29
Şekil 2.10 Bitcoin Logo	30
Şekil 2.11 BTC Transfer İşlem Örneği	31
Şekil 2.12 Dolaşımdaki Bitcoin Sayısı Grafiği	31
Şekil 2.13 BTC Fiyat Grafiği	32
Şekil 2.14 BTC Piyasa Değeri Grafiği	33
Şekil 2.15 ETH Logosu	33
Şekil 2.16 ETH Fiyat Grafiği	34
Şekil 2.17 ETH Piyasa Değeri Grafiği	35
Şekil 2.18 Ripple ve XRP Logosu	35
Şekil 2.19 XRP Fiyat Grafiği	36
Şekil 2.20 XRP Piyasa Değeri Grafiği	36
Şekil 2.21 ADA Logosu	37
Şekil 2.22 ADA Fiyat Grafiği	37
Şekil 2.23 ADA Piyasa Değeri Grafiği	38
Şekil 2.24 LTC Logosu	38
Şekil 2.25 LTC Fiyat Grafiği	39
Şekil 2.26 LTC Piyasa Değeri	39
Şekil 2.27 BCH Logosu	40
Şekil 2.28 BCH Fiyat Grafiği	40
Şekil 2.29 BCH Piyasa Değeri Grafiği	41
Şekil 2.30 XLM Logosu	41
Şekil 2.31 XLM Fiyat Grafiği	42
Şekil 2.32 XLM Piyasa Değeri Grafiği	42

Şekil 2.33 LINK Logosu	43
Şekil 2.34 LINK Fiyat Grafiği	43
Şekil 2.35 LINK Piyasa Değer Grafiği	44
Şekil 2.36 TRX Logosu	44
Şekil 2.37 TRX Fiyat Grafiği	45
Şekil 2.38 TRX Piyasa Değeri Grafiği	45
Şekil 2.39 DOGE Logosu	46
Şekil 2.40 DOGE Fiyat Grafiği	46
Şekil 2.41 DOGE Piyasa Değeri Grafiği	47
Şekil 3.1 BTC Serisi Grafiği	51
Şekil 3.2 BTC Getiri Serisi Grafiği	51
Şekil 3.3 BTC Tanımlayıcı İstatistikler	52
Şekil 3.4 ETH Serisi Grafiği	57
Şekil 3.5 ETH Getiri Serisi Grafiği	57
Şekil 3.6 ETH Tanımlayıcı İstatistikler	58
Şekil 3.7 XRP Serisi Grafiği	63
Şekil 3.8 XRP Getiri Serisi Grafiği	63
Şekil 3.9 XRP Tanımlayıcı İstatistikler	64
Şekil 3.10 ADA Serisi Grafiği	69
Şekil 3.11 ADA Getiri Serisi Grafiği	69
Şekil 3.12 ADA Tanımlayıcı İstatistikler	70
Şekil 3.13 LTC Serisi Grafiği	75
Şekil 3.14 LTC Getiri Serisi Grafiği	75
Şekil 3.15 LTC Tanımlayıcı İstatistikler	76
Şekil 3.16 BCH Serisi Grafiği	81
Şekil 3.17 BCH Getiri Serisi Grafiği	81
Şekil 3.18 BCH Tanımlayıcı İstatistikler,	82
Şekil 3.19 LINK Serisi Grafiği	87
Şekil 3.20 LINK Getiri Serisi Grafiği	87
Şekil 3.21 LINK Tanımlayıcı İstatistikler	88
Şekil 3.22 XLM Serisi Grafiği	93
Şekil 3.23 XLM Getiri Serisi Grafiği	93
Şekil 3.24 XLM Tanımlayıcı İstatistikler	94
Şekil 3.25 TRX Serisi Grafiği	99

Şekil 3.26 TRX Getiri Serisi Grafiği	99
Şekil 3.27 TRX Tanımlayıcı İstatistikler.....	100
Şekil 3.28 DOGE Serisi Grafiği	105
Şekil 3.29 DOGE Getiri Serisi Grafiği.....	105
Şekil 3.30 DOGE Tanımlayıcı İstatistikler.....	106

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 2.1 Hash Örneği	22
Tablo 2.2 Hash Fonksiyonu Karmaşıklığını Gösteren Tablo	23
Tablo 2.3 SHA-256 Özet Çıktı Örneği	25
Tablo 2.4 İncelenen Kripto Para Birimleri Piyasa Bilgileri	28
Tablo 2.5 Literatür Taraması	48
Tablo 3.1 İncelenen Kripto Para Birimleri Veri Seti	50
Tablo 3.2 BTC Birim Kök Testi Sonuçları.....	53
Tablo 3.3 BTC ARMA (2,0) Tahmin Sonuçları.....	53
Tablo 3.4 BTC ARCH Etkisinin Testi	54
Tablo 3.5 BTC Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	54
Tablo 3.6 BTC Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	55
Tablo 3.7 ETH Birim Kök Testi Sonuçları.....	59
Tablo 3.8 ETH ARMA (2,1) Tahmin Sonuçları.....	59
Tablo 3.9 ARCH Etkisinin Testi	60
Tablo 3.10 ETH Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	60
Tablo 3.11 ETH Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	61
Tablo 3.12 XRP Birim Kök Testi Sonuçları.....	65
Tablo 3.13 XRP ARMA (3,0) Tahmin Sonuçları.....	65
Tablo 3.14 XRP ARCH Etkisinin Testi	66
Tablo 3.15 XRP Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	66
Tablo 3.16 XRP Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	67
Tablo 3.17 ADA Birim Kök Testi Sonuçları.....	71
Tablo 3.18 ADA ARMA (0,2) Tahmin Sonuçları.....	71
Tablo 3.19 ADA ARCH Etkisinin Testi.....	72
Tablo 3.20 ADA Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	72
Tablo 3.21 ADA Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	73
Tablo 3.22 LTC Birim Kök Testi Sonuçları.....	77
Tablo 3.23 LTC ARMA (1,0) Tahmin Sonuçları.....	77
Tablo 3.24 LTC ARCH Etkisinin Testi.....	78
Tablo 3.25 LTC Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	78
Tablo 3.26 LTC Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları.....	79
Tablo 3.27 BCH Birim Kök Testi Sonuçları	83

Tablo 3.28 BCH ARMA(1,0) Tahmin Sonuçları	83
Tablo 3.29 BCH ARCH Etkisinin Testi	84
Tablo 3.30 BCH Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	84
Tablo 3.31 BCH Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	85
Tablo 3.32 LINK Birim Kök Testi Sonuçları	89
Tablo 3.33 LINK ARCH Etkisinin Testi	89
Tablo 3.34 LINK Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	90
Tablo 3.35 LINK Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	91
Tablo 3.36 XLM Birim Kök Testi Sonuçları	95
Tablo 3.37 XLM ARMA (1,2) Tahmin Sonuçları	95
Tablo 3.38 XLM ARCH Etkisinin Testi	96
Tablo 3.39 XLM Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	96
Tablo 3.40 XLM Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	97
Tablo 3.41 TRX Birim Kök Testi Sonuçları	101
Tablo 3.42 TRX ARMA (1,2) Tahmin Sonuçları	101
Tablo 3.43 TRX ARCH Etkisinin Testi	102
Tablo 3.44 TRX Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	102
Tablo 3.45 TRX Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	103
Tablo 3.46 DOGE Birim Kök Testi Sonuçları	107
Tablo 3.47 DOGE ARCH Etkisinin Testi	107
Tablo 3.48 DOGE Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	108
Tablo 3.49 DOGE Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları	109

KISALTMALAR LİSTESİ

ACF	Otokorelasyon Fonksiyonu
ACGARCH	Asimetrik Bileşen Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ADA	Cardano
ADF	Genelleştirilmiş Dickey Fuller
AIC	Akaike Bilgi Kriteri
APARCH	Asimetrik Üslü Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
AR	Otoregresif
ARCH	Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ARCH-M	Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalama
ASIC	Uygulamaya Özel Tümleşik Devre
BCH	Bitcoin Cash
BTC	Bitcoin
CPU	Merkezi İşlem Birimi
DOGE	Dogecoin
EGARCH	Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ETH	Ethereum
GARCH	Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GARCH-M	Ortalamada Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen
GPU	Grafik İşlem Birimi
IGARCH	Bütünleşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
LB-Q	Ljung-Box-Q Testi
LB-Q ²	Ljung-Box-Q ² Testi
LINK	Chainlink
LL	Log Olabilirlik Oranı
LM	Lagrange Çarpanı
LTC	Litecoin
MA	Hareketli Ortalama
PACF	Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu
PoS	Pay İspatı
PoW	İş ispatı
SIC	Schwarz Bilgi Kriteri
TGARCH	Eşik değerli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
TRX	Tron
XLM	Stellar

ÖZET

Bitcoin ve blok zinciri teknolojisinin ortaya çıkmasıyla birlikte kripto para birimleri oluşmaya başlamıştır. Kripto para birimleri kullandığı blok zinciri teknolojisi ile hızlı ve güvenli işlem yapabilmesi, aracı kurumları ortadan kaldırması ve düşük maliyetli olmasından dolayı giderek popüler hale gelmektedir. 3 Mayıs 2021 itibarıyla 9527 adet kripto para birimi bulunmaktadır ve piyasa değerleri toplamı 2 trilyon doları aşmıştır. Kripto para birimlerinin fiyatları sabit kalmamakta ve dönem dönem dalgalanmalar meydana gelmektedir.

Bu çalışmanın amacı, kripto para birimlerinin volatilitésinin anlaşılmasına katkıda bulunmaktır. Bu bağlamda, teorik bölümde bahsedilen ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M, IGARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH ve ACGARCH modelleri kullanılarak piyasa değeri yüksek olan BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX ve DOGE kripto para birimleri seçilerek getiri serileri oluşturulmuş ve volatiliteleri analiz edilmiştir. Bu çalışmada BTC, ETH, XRP, LTC için 01.01.2017-16.01.2021 dönemi; ADA için 01.01.2018-16.01.2021, BCH için 04.08.2017-16.01.2021, LINK için 03.02.2018-16.01.2021, XLM için 23.02.2017-16.01.2021, TRX için 15.11.2017-16.01.2021, DOGE için 04.06.2017-16.01.2021 dönemi verilerinden yararlanılmıştır.

Yapılan analizler sonucunda BTC, ADA, LINK getiri serilerinde meydana gelen olumsuz şokların volatilité üzerinde olumlu şoklara göre daha fazla etkisi bulunduğu; ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX, DOGE getiri serilerinde meydana gelen olumlu şokların volatilité üzerinde olumsuz şoklara göre daha fazla etkisi bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu çalışmada kullanılan veriler için asimetric koşullu değişen varyans modellerinin, simetric koşullu değişen varyans modellerine göre daha anlamlı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: TGARCH, EGARCH, ACGARCH, Kripto Para, Volatilité

SUMMARY

COMPARATIVE ANALYSIS OF VOLATILITY STRUCTURES OF CRYPTOCURRENCIES

With the emergence of Bitcoin and Blockchain technology, cryptocurrencies have begun to form. Cryptocurrencies are becoming increasingly popular because of the ability to trade quickly and securely with the Blockchain technology they use, eliminate brokerages and their low cost. As of May 3, 2021, there are 9527 cryptocurrencies and their market value has exceeded 2 trillion dollars. The prices of cryptocurrencies do not remain stable and fluctuations occur from time to time.

The aim of this study is to contribute to the understanding of the volatility of cryptocurrencies. In this context, BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX and DOGE cryptocurrencies with high market value were selected by using ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M, IGARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH and ACGARCH models mentioned in the theoretical section, their return series were created and their volatility was analyzed. In this study, the period of 01.01.2017-16.01.2021 for BTC, ETH, XRP, LTC; 01.01.2018-16.01.2021 for ADA, 04.08.2017-16.01.2021 for BCH, 03.02.2018-16.01.2021 for LINK, XLM data for the period 23.02.2017-16.01.2021, 15.11.2017-16.01.2021 for TRX and 04.06.2017-16.01.2021 for DOGE were used.

As a result of the analyses, negative shocks occurring in BTC, ADA, LINK return series have more impact on volatility than positive shocks; It has been concluded that positive shocks in ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX, DOGE return series have more impact on volatility than negative shocks. Asymmetric conditional heteroscedasticity models were found to give more meaningful results than symmetric conditional heteroscedasticity models for the data used in this study.

Keywords: TGARCH, EGARCH, ACGARCH, Cryptocurrency, Volatility

TEŞEKKÜR

Bu çalışmada görüş ve bilgileriyle bana yol gösteren danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Ayça BÜYÜKYILMAZ ERCAN'a, lisans ve yüksek lisans eğitimlerimde bana olan katkılarından dolayı Marmara Üniversitesi Ekonometri Bölümü ve Akdeniz Üniversitesi Ekonometri Bölümü öğretim üyelerine teşekkürlerimi sunarım. Tüm hayatım boyunca desteklerini esirgemeyen annem Ayşe KAZOVA'ya, ablam Aygül NEHİR'e ve her zaman yanımda olan değerli eşim Burcu KAZOVA'ya sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

ÖNSÖZ

Finansal zaman serileri çeşitli yöntemler kullanılarak analiz edilebilmektedir. Finansal zaman serilerinin analiz edilmesine tarihsel açıdan bakıldığında öncelikli olarak doğrusal modeller kullanılmıştır. Doğrusal modellerin verileri açıklamada yetersiz kalmasıyla doğrusal olmayan modeller geliştirilerek kullanılmaya başlanmıştır. Doğrusal olmayan modeller de zamanla gelişerek çeşitli alt modeller literatüre kazandırılmıştır. Bu modeller içerisinde koşullu değişen varyans modelleri sıklıkla kullanılmaktadır. Koşullu değişen varyans modelleri ilk olarak ortaya atıldığı dönemde asimetriyi dikkate almadığı için her zaman başarılı sonuçlar elde edilememiştir. Asimetriyi dikkate alan koşullu değişen varyans modellerinin geliştirilmesiyle asimetri dikkate alınmıştır. Finansal zaman serilerinde asimetrinin dikkate alınması ile daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. Çünkü finansal zaman serisi getirisinde oluşan negatif şoklar ile pozitif şokların volatilité (oyunaklık) üzerindeki etkisinin her zaman aynı olmadığı bilinmektedir. Asimetrik modeller ile bu durum dikkate alınmaktadır.

Bu çalışmanın birinci bölümünde; zaman serilerinde doğrusallık, volatilité kavramı, koşullu değişen varyans modellerinin tarihsel gelişimi ve koşullu değişen varyans modellerindeki simetri ve asimetri ayrımından bahsedilecektir. Simetrik modeller arasından; ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH asimetrik modellerden ise EGARCH, TGARCH, APARCH ve ACGARCH modelleri ele alınmıştır.

İkinci bölümde; kripto paraların tarihsel gelişimi, kriptoloji bilim dalı, blok zinciri teknolojisi ve kripto para piyasasında kullanılan bazı terimlerden genel hatlarıyla bahsedilmiştir. Kripto para birimlerinden; Bitcoin, Ethereum, Ripple, Cardano, Litecoin, Bitcoin Cash, Stellar, Chainlink, Tron ve Dogecoin ele alınarak tarihsel gelişimleri, altyapısı, madenciliği ve piyasadaki durumları değerlendirilecektir.

Üçüncü bölümde ise birim kök testi, ARMA model tahmini, ARCH LM testi yapıldıktan sonra birinci bölümde bahsedilen simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, LINK, XLM, TRX ve DOGE kripto para birimleri volatilitesi tahmin edilecektir. Yapılan tahmin sonucunda anlamlı sonuçlar veren modeller AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre değerlendirilerek en iyi sonuçları veren modeller seçilecektir.

Finansal zaman serilerinin koşullu değişen varyans modelleri yardımıyla analiz edilmesi literatürde çok uzun zamandır kullanılan bir yöntemdir. Ancak bu çalışmada çok yeni sayılabilecek ve Dünya para piyasalarını meşgul etmekte olan kripto para birimleri

koşullu deęişen varyans yardımıyla analiz edilmiştir. Analiz edilen kripto para birimleri, 3 Mayıs 2021 itibariyle kripto para piyasasının %74'ünü oluşturmaktadır. Belirtilen bu nedenlerden dolayı yapılan bu çalışmanın literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Fatih KAZOVA

Antalya, 2021

BİRİNCİ BÖLÜM

KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ

1.1. Finansal Zaman Serilerinde Doğrusallık

Finansal zaman serilerinde otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modelleri doğrusal zaman serilerinde genel olarak kullanılan modelleri oluşturmaktadır (Büyükyılmaz, 2015: 3). Bu modeller verileri açıklamada yetersiz kaldığı için zamanla finansal zaman serisi modelleri yerine doğrusal olmayan modellerin kullanımı artmıştır. Bu modeller arasında doğrusal olmayan otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) ve geliştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) modelleri finansal zaman serilerini modellemede fazlasıyla kullanılmaktadır (Yıldız, 2016: 85). Doğrusal modellerin finansal zaman serilerini açıklamakta yetersiz kaldığı bilinmektedir (Brooks, 2008:380). Doğrusal modeller finansal zaman serilerinin yapısı nedeniyle ilgili verilerde yer alan birçok özelliği tam olarak açıklayamamaktadır. Bu özellikler aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

- Getirilerin dağılım özellikleri, kalın kuyruk ve ortalamada keskin özelliğini sergilediği görülmektedir. Bunun sonucunda finansal verilerin getiri dağılımları normal dağılım ile karşılaştırıldığında sivri ve kalın kuyruk özellikleri sergilediği görülmektedir (Güzel, 2007: 74).

- Finansal piyasalarda oluşan olumsuz şokun volatiliteye etkisi olumlu şoklara göre daha fazla olabilmektedir.

- (Mandelbrot, 1963) tarafından açıklanan volatilitede kümelenme kavramı; finansal serilerde oluşan büyük dalgalanmaları büyük dalgaların, küçük dalgalanmaları ise küçük dalgaların izlediği şeklinde ifade edilmektedir.

İktisat ve finansal zaman serilerini modellemede kullanılan yöntemler doğrusallıklarına göre üçe ayrılmaktadır (Mazıbaş, 2005: 4):

- Ortalamada ve varyansta doğrusal modeller (ARMA modelleri).
- Ortalamada doğrusal olup varyansta doğrusal olmayan modeller (ARCH ve GARCH modelleri).
- Hem Ortalamada hem de varyansta doğrusal olmayan modeller (Karmaşık Eşikli GARCH Hata Modelleri).

Finansal zaman serisi uygulamalarında doğrusal olmayan ARCH-GARCH ailesi modelleri volatilitayı araştırmak için sıklıkla kullanılmaktadır (Mazıbaş, 2005: 4).

1.2. Volatilite Kavramı

Volatilite kavramı ilk olarak (Markowitz, 1952) tarafından portföy teorisiyle ilgili yaptığı çalışma ile ortaya atılarak bugüne kadar çeşitli modellerde kullanılmıştır. Volatilite kavramı, bir değişkenin oluşabilecek tüm değerlerinin yayılması yani finansal piyasalarda yer alan bir varlığın fiyatında oluşan değişimlerin istatistiksel ölçümü olarak tanımlanmaktadır. (Poon, 2005) volatilite kavramını belirsiz bir değişkenin olabilecek tüm sonuçlarının yayılımı şeklinde tanımlanmaktadır. Volatilite kümelenmesi olarak bilinen kavram ise ilk olarak (Mandelbrot, 1963) tarafından ifade edilerek literatüre kazandırılmıştır. Volatilite, finansal serilerde büyük dalgalanmaları büyük dalgaların, küçük dalgalanmaları ise küçük dalgaların izlediği varsayımı altında ortaya atılmıştır. Çil (2018: 414) volatilitenin doğrudan gözlemlenemez olduğunu, volatilite çeşitli modeller yardımıyla ampirik olarak tahmin edilebileceğini ve volatilitenin genel olarak örneklem standart sapma değeri ile ölçülmeye çalışıldığını ifade etmektedir.

Volatilite modellenirken finansal zaman serileri bazı özellikler göstermektedir. Bu özellikler, modellerin finansal zaman serileri alanında kullanımını daraltmaktadır. Volatilite modellenirken finansal zaman serilerinin gösterdiği özellikler aşağıdaki gibi açıklanmaktadır (Brooks, 2008):

- Aşırı basıklık (leptokurtosis): Finansal zaman serilerindeki getiriler genelde kalın kuyruklu ve ortalamada aşırı sivri dağılım özelliklerini sergilemektedir.
- Volatilite kümelenmesi (volatility clustering): Finansal zaman serisi getirilerinde volatilitedeki değişimler genelde birbirini takip ederek, büyük değişimleri büyük değişimler, küçük değişimleri küçük değişimler takip etmektedir.
- Kaldıraç Etkisi: Getiri serisinde oluşan olumsuz şokların volatilite üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğu durumu ifade etmektedir

Volatilite, ARMA modelleri kurulduktan sonra ARCH LM testi yapılarak ARCH etkisi olması durumunda koşullu değişen varyans modellerine geçiş yapılarak modellenmektedir.

1.3. Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Geleneksel doğrusal regresyon modellerinde tahmin edilen modelde varyansın zaman içerisinde sabit olacağı varsayımı bulunmaktadır. Ancak finansal zaman serilerinde kullanılan hisse senedi, enflasyon oranı, kripto para birimleri, döviz kuru gibi değişkenlerin kullanılması sonucunda hata terimi varyansının zaman içerisinde değişebildiği görülmektedir. Bu durum

değişen varyans (heteroskedasite) olarak adlandırılmaktadır. (Güriş ve Çağlayan :2013) çalışmasında, değişen varyans olduğunda parametre tahmicilerinin sapmasız ve etkin olmadığını ifade etmektedir.

(Engel, 1982) çalışmasında hata terimleri varyansının sabit olmadığını zamana bağlı olarak değişebildiğini ifade etmektedir. Engel (1982), zaman serisi verilerinde karşılaşılan ve özellikle öngörülerde ortaya çıkan otokorelasyonun ARCH modeller ile analiz edilmesi gerektiğini belirtmiştir. ARCH modeller hata terim varyansını önceki dönem hata terimlerinin kareleriyle açıklayarak klasik zaman serisi yöntemlerindeki sabit varyans varsayımı yerine, hata terimlerinin sabit varyans varsayımının sağlanmadığı durumda serilerin modellenmesine olanak sağlamaktadır.

Finansal zaman serilerinde koşullu değişen varyans modelleri ile modelleme yapılabilmesi için aşağıdaki bazı aşamaların takip edilmesi gerekmektedir: Birinci aşamada analiz edilecek verilerde otokorelasyon sorunu olup olmadığı test edilerek gerekli olması durumunda ARMA(p,q) modelleri kullanılmaktadır. İkinci aşamada, seride ARCH etkisinin test edilmesi için ortalama denklem oluşturularak kalıntılara ARCH LM testi uygulanmaktadır. Son adım olan üçüncü aşamada ise, ARCH LM testi sonucunda artıklarda ARCH etkisi bulunması durumunda, uygun koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak tahmin yapılmaktadır. Kurulan modelin tahmin sonuçları değerlendirildikten sonra gerekli olması halinde revize edilmektedir (Tsay, 2010: 113). Koşullu değişen varyans modelleri; simetrik koşullu değişen varyans modelleri ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak ikiye ayrılmaktadır.

1.3.1. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Simetrik koşullu değişen varyans modelleri, volatilité üzerinde oluşan olumlu ve olumsuz şokların aynı etkiye sahip olduğunu varsaymaktadır. Finansal zaman serilerinde simetrik koşullu değişen varyans modelleri fazlasıyla kullanılmış ve zamanla çeşitli geliştirmeler yapılarak yeni modeller literatüre kazandırılmıştır. Simetrik koşullu değişen varyans modellerinde simetrik varsayımı altında çeşitli modeller geliştirilerek değişen varyans modellenmeye çalışılmaktadır.

Bu modellerden; ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M, IGARCH modelleri genel olarak anlatılmıştır.

1.3.1.1. ARCH Modeli

İlk olarak simetrik koşullu değişen varyans modellerinden, ARCH model geliştirilmiştir. ARCH modeli (Engel, 1982) tarafından geliştirilerek literatüre kazandırılmıştır. ARCH model getiri serilerindeki geçmiş değerlerini de modelleyen ilk model olarak kullanılmıştır. ARCH modelinin temelinde cari ve sonraki dönem tahminleri geçmiş dönem bilgisine dayanmaktadır. Engle (1982) ARCH modeli kullanıldığında değişen varyansın modele açıklayıcı değişken olarak eklenmesi gerektiğini ifade etmektedir.

Finansal verilerin volatilitésinin en basit ölçüsü zaman içerisindeki varyansıdır. Ancak koşullu olmayan varyansın ilgili örneklem için bulunan tek bir değer olmasından dolayı koşullu olmayan varyans volatilité kümelenmesini modelleyememektedir. Getiri serilerinin geçmişteki değerlerini modelde göz ardı etmektedir. Altın, hisse senedi, döviz gibi finansal zaman serisi verilerinde genellikle otokorelasyonla birlikte değişen varyans gözlemlenmektedir. Bu yapı otoregresif koşullu değişen varyansı oluşturmaktadır (Gujarat: 358).

Otoregresif koşullu değişen varyansı tahmin etmek için kullanılan ARCH modelin bazı özellikleri: Finansal zaman serilerinde getirilerin belirleyici faktörlerinden birisi olan şoklarda (ε_t^2) otokorelasyon sorunu genel olarak bulunmamaktadır. Otokorelasyon sorunu bulunduğu zaman genellikle zayıf otokorelasyonludur. Şoklar otokorelasyonsuz ama bağımlıdır. Koşullu değişen varyans modelleri de ilgili bağımlılığı yansıtmayı hedeflemektedir. ARCH modelde şokların bağımlılığı yine şokların geçmiş değerlerinin karelerinin alındığı fonksiyon ile açıklanmaktadır (Çil, 2018: 427).

Değişen varyans olması durumunda en küçük kareler tahmin yöntemi kullanıldığında tahmin edilen parametrelerin varyansları eğilimli olarak tahmin edilmektedir. Bu nedenle tahmin edilen parametre tahmincileri etkinlik özelliğini yitirdiği için parametreler istatistiksel olarak anlamsız sonuç verebilmektedir (Çil, 2018: 424). ARCH modelin tahmininde en küçük kareler yöntemi yerine daha iyi sonuçlar veren en çok benzerlik yöntemi kullanılmaktadır (Engle vd., 1982: 998). Yöntem olarak varyanstaki bağımlılığı da dikkate alan en çok benzerlik yönteminin kullanılması ile tam etkin tahminciler elde edilmektedir (Gökçe, 2001: 37). Belirtilen sebeplerden dolayı koşullu değişen varyans modellerinin tahmininde en çok benzerlik yöntemi kullanılmaktadır. (Engle vd., 1982) çalışmasında ARCH modelini (1.1) eşitliğindeki gibi ifade etmiştir.

$$\begin{aligned}
 y_t \mid \Psi_{t-1} &\sim N(x_t\beta, h_t) \\
 h_t &=(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}, \alpha) \\
 \varepsilon_t &= y_t - x_t\beta
 \end{aligned}
 \tag{1.1}$$

Basit doğrusal denklemde ifade edilen h_t ARCH modelinin koşullu varyansını, ε_t en küçük kareler artıklarını, p ARCH sürecindeki mertebeyi, $x_t\beta$ koşullu ortalamayı, β ve α denklemdeki bilinmeyen parametre vektörlerini ifade etmektedir.

ARCH modeli için en genel gösterim olan ARCH(p) modeli;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (1.2)$$

(1.2) şeklindeki gibi formüle edilmektedir.

ARCH modelinin tahminlerinde sonuçların anlamlı olması için bazı kısıtlamalar bulunmaktadır. Bu kısıtlamalar; koşullu varyans denklemindeki katsayılar pozitif olmalı ve katsayılar toplamı da 1'den küçük olmalıdır (Engle, 1982: 994).

ARCH (1) modeli gösterimi;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (1.3)$$

(1.3) denklemde ifade edilen; $\alpha_0 > 0$, $0 < \alpha_1 < 1$ ve $\alpha_0 + \alpha_1 < 1$ olması durumunda süreç durağan olacaktır (Engle, 1982: 994).

ARCH modeli tahmin sonucunda kurulan modelin başarılı olup olmadığını anlamak için tahmin edilen modelde otokorelasyon sorununun bulunmaması gerekmektedir. Finansal zaman serilerinde, otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon (PACF) fonksiyonları ve artıkların karelerinin otokorelasyon fonksiyonları incelenerek modelde otokorelasyon sorununun olup olmadığına karar verilmektedir (Enders, 2014: 269). Otokorelasyon sorununun kontrolü için artıklarda Ljung-Box testleri yardımıyla modelin yeterliliğinin kontrolü yapılmaktadır (Tsay, 2010: 68).

ARCH modeli kurulmadan önce kalıntılarda ARCH etkisinin test edilmesi gerekmektedir. Kalıntılarda ARCH etkisi varsa ARCH modelleri ile tahmin yapılabilmektedir. ARCH etkisinin testi için Lagrange Çarpanı (LM) testi kullanılmaktadır. (Engel, 1982: 999) Lagrange Çarpanı testinin diğer adı ARCH LM testidir. ARCH LM testinde kalıntıların kareleri kullanılarak AR modeli yazılır ve yardımcı regresyona bağlı olarak Lagrange Çarpanı düzenlenmektedir. Yardımcı regresyon;

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + e_t \quad (1.4)$$

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

(1.4) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir. Temel hipotez ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir. Test sonucunda Lagrange çarpanı test istatistiği hesaplanarak karar verilmektedir. Lagrange Çarpanı test istatistiği, belirlilik katsayısı ile toplam gözlem sayısı çarpılarak belirlenmektedir (Çil, 2018: 435).

$$LM = T \times R^2 - \chi_t^2 \quad (1.5)$$

(1.5) denklemde ifade edilen R^2 yardımcı regresyon belirlilik katsayısını, T toplam gözlem sayısını ifade etmektedir. LM ki-kare dağılımına uygunluk göstermektedir. LM istatistiği ki-kare dağılımı sonucu ile karşılaştırılarak temel hipotezin reddedilmesi durumunda ARCH etkisinin olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. ARCH etkisi olduğu sonucuna ulaşıldıktan sonra ARCH modelleri ile tahmin yapılabilmektedir.

ARCH modellerin birtakım dezavantajları bulunmaktadır. Finansal zaman serilerinde negatif ve pozitif şoklar volatilité üzerinde farklı etkilere neden olmaktadır. Ancak simetrik modeller arasında yer alan ARCH modelde negatif ve pozitif şoklar önceki dönemlerdeki şokların karelerine bağılı olmasından dolayı şoklar volatilité üzerinde aynı etkiye sahip olmaktadır. ARCH modeli büyük şoklara hızlı tepki veremediği için volatilitéyi olduğundan daha büyük olarak tahmin edebilmektedir. ARCH modelde kısıtlamalar çok olduğu için yüksek gecikmeli ARCH modellerinin anlaşılabilirliği düşmektedir. Sonuç olarak finansal getirilerde meydana gelen değişmelerin anlaşılmasına katkı sağlamasa da sadece koşullu varyansın nasıl davrandığını belirlemede bir yol önermektedir. Ortaya çıkan davranışların neden kaynaklandığı hakkında öneride bulunmamaktadır (Tsay, 2010: 119).

1.3.1.2. GARCH Modeli

ARCH modelindeki zorluk ve yetersizliklerden dolayı ARCH modeli geliştirilerek GARCH modeli olarak (Bollerslev, 1986) tarafından literatüre kazandırılmıştır. GARCH modelin, ARCH modeline göre en büyük avantajı esnek gecikme yapısıyla ve daha fazla geçmiş bilgi kullanarak tahmin yapabilesidir. GARCH modelinde, ARCH modelinden farklı olarak volatilitenin bir ölçüsü olan koşullu varyans denkleme eklenmektedir. (Bollerslev, 1986) çalışmasında GARCH(p,q) modeli (1.6) eşitliğindeki gibi ifade etmektedir.

$$y_t | \Psi_{t-1} \sim N(x_t \beta, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i h_{t-i} = \alpha_0 + A(L) \varepsilon_{t-i}^2 + B(L) h_t \quad (1.6)$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t \beta$$

(1.6) eşitliğinde α_0 sabit terimi, α_i ARCH katsayısını, β_i GARCH katsayısını ifade etmektedir. GARCH modelinde q=0 olur ise model ARCH modeline dönüşmektedir. p ve q sıfıra eşit olduğu zaman denklem geleneksel modele indirgenmektedir. GARCH modelin kurulabilmesi için p ve q değerlerinin sıfırdan büyük olması gerekmektedir. GARCH modelin anlamlı olabilmesi için,

$$\alpha_0 > 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad i=1, \dots, q$$

$$\beta_i \geq 0, \quad i=1, \dots, p$$

koşullarını sağlamalı ve parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olması gerekmektedir (Bollerslev, 1986: 309). GARCH (1,1) modeli gösterimi:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (1.7)$$

(1.7) eşitliğinde ifade edilen; $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ ve $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ olmalıdır (Nelson ve Cao, 1992: 231).

GARCH modelin ARCH modeline göre avantajı daha az gecikme sayısı kullanarak model kurulmasıdır. ARCH modeli, kalıntı karelerin AR modeli GARCH modeli ise kalıntı karelerin ARMA modeli olarak ifade edilmektedir (Çil, 2018: 441).

GARCH modelinde, ARCH modelinde olduğu gibi hipotez oluşturularak α_1 ve β_1 parametreleri birlikte incelenmektedir. İki parametrenin istatistiksel olarak anlamlı olması ve katsayıların 0'dan büyük, toplamlarının ise 1'den küçük olması durumunda koşullu varyans durağanlık koşullarını sağlamaktadır (Bollerslev, 1986: 309; 1987: 544).

GARCH modeli tahmini yapılmadan önce ARCH modelinde olduğu gibi tahmin edilen ARMA(p,q) modeli yardımıyla artıklarda ARCH etkisinin olup olmadığına ARCH LM testi yapılarak karar verilmektedir. ARCH etkisi olmadığını ifade eden H_0 hipotezi reddedilerek ARCH etkisi olduğu sonucuna ulaşıldığında GARCH modeli kullanılabilir. GARCH modeli sonucunda, kurulan modelin anlamlılığını ölçmek için ARCH LM testi ve otokorelasyon testleri yapılmaktadır. ARCH etkisinin devam etmesi durumunda farklı gecikmelerde yeni GARCH modeli tahmini yapılması gerekmektedir. (Lamoureux ve Lastrape, 1990) göre ARCH ve GARCH modelleri olduğundan daha fazla volatilité göstermesi sonucunda öngörü performansı düştüğü için kurulan modeller yetersiz kalmaktadır.

1.3.1.3. ARCH-M Modeli

ARCH-M modeli koşullu varyansın ortalama denkleminde olan etkisini incelemek amacıyla (Engle vd., 1987) tarafından literatüre kazandırılmıştır. ARCH-M, ARCH modelin geliştirilmiş halidir. Bu modelde koşullu varyans ortalama denkleme eklenerek beklenen getiri ile risk arasındaki bağlantı modellenmektedir (Çil, 2018: 446). (Engle vd., 1987) çalışmasında ARCH-M (1) modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$y_t | \Psi_{t-1} \sim N(x_t \beta + \lambda \sqrt{h_t}, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (1.8)$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t \beta - \lambda \sqrt{h_t} \quad (1.9)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} Z_t$$

(1.9) eşitliğinde koşullu varyans ya da koşullu standart sapma, koşullu ortalama denklemi içinde açıklayıcı değişken olarak yer almaktadır. ARCH-M modellerinde değiş tokuş parametresi yer almaktadır. Bu parametre getirinin değişen volatiliteye karşı olan duyarlılığını belirtmektedir (Merton, 1980: 324). Ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresinin istatistiksel olarak anlamlı olması durumunda, parametrenin büyüklüğüne ve işaretine göre yorum yapılabilir. Değiş tokuş parametresi pozitif ve negatif değer alabilmektedir. Değiş tokuş parametresinin pozitif değer alarak istatistiksel olarak anlamlı olması durumunda getiri ile getiri volatilitelerinin pozitif ilişkili olduğunu ifade etmektedir. Negatif ve istatistiksel olarak anlamlı olan değiş tokuş parametresi ise getiri ile getiri volatiliteleri arasında negatif ilişki olduğunu ifade etmektedir (Çil, 2018: 447).

(Engle ve Bollerslev, 1986) çalışmasında ARCH-M modelinin, ortalama denkleme eklenen koşullu varyans ya da koşullu standart sapma ile riskin zamanla değişip değişmediğinin belirlenmesinde kullanıldığını ifade etmektedir.

1.3.1.4. GARCH-M Modeli

GARCH-M modelinde, ARCH-M modelinde olduğu gibi ortalama denkleme koşullu varyans ya da koşullu standart sapma eklenerek oluşturulmaktadır. GARCH-M modeli,

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t}Z_t$$

$$y_t = y_t - x_t\beta - \lambda\sqrt{h_t} + \varepsilon_t \quad (1.10)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1h_{t-1} \quad (1.11)$$

şeklinde ifade edilmektedir (Tsay, 2010: 142). GARCH modelinde olduğu gibi GARCH-M modelinde de (1.11) eşitliğinde belirtilen α_0 , α_1 , β_1 parametreleri pozitif olmalıdır (Tsay, 2010: 142). GARCH-M modelinde (1.10) eşitliğine eklenen değiş tokuş parametresi 0 olur ise model klasik GARCH modeline dönüşmektedir.

Koşullu varyans ya da koşullu standart sapmanın ortalama denkleme eklenmesi ile oluşturulan GARCH-M modelin GARCH modeline göre bazı avantajları bulunmaktadır. GARCH-M modeli, ortalama risk priminin değişmesini değiş tokuş parametresini kullandığı için göz ardı etmemektedir. Değiş tokuş parametresi anlamlı olduğu zaman volatiliteler risk primine katkı yapar ve GARCH-M modeli daha fazla esneklik sağlamaktadır (Çil, 2018: 449).

1.3.1.5. IGARCH Modeli

Bütünleşik GARCH (IGARCH) modeli ilk olarak (Engle ve Bollerslev: 1986) tarafından geliştirilerek literatüre kazandırılmıştır. IGARCH modeli, Engle ve Bollerslev (1986) tarafından (1.12) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir.

$$h_t = \alpha_0 + \beta_1 h_{t-1} + (1 - \beta_1) \epsilon_{t-1}^2 \quad (1.12)$$

(1.12) eşitliğinde $1 > \beta_1 > 0$ olmalıdır.

GARCH (1,1) modelinde $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ durağanlık koşulu bulunmaktadır. Eğer $\alpha_1 + \beta_1 = 1$ ise süreç IGARCH modelini oluşturmaktadır (Tsay, 2010: 101). (1.12) eşitliğinde ifade edildiği gibi modelde ARCH parametresi yer almamaktadır. ARCH parametresi yerine şokun kalıcılığını gösteren $(1 - \beta_1)$ parametresi koşullu varyans denkleminde eklenmektedir (Enders, 2014: 155).

1.3.2. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Finansal zaman serilerinde olumlu ve olumsuz şokların volatilité üzerinde etkisi her zaman aynı olmamaktadır. Finansal zaman serilerinde olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin, olumlu şoklara göre daha fazla olduğu bilinmektedir (Çil, 2018: 451). Bu asimetrik özelliği modellemek için asimetrik koşullu değişen varyans modelleri geliştirilmiştir. Asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olumlu ve olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin farklı olduğu varsayımına dayanmaktadır.

Finansal verilerde volatilité, genellikle kümeler halinde oluşmaktadır. Fiyatların yüksek dalgalanmalar gösterdiği, ekonomik karışıklıkların olduğu dönemler ile görece daha az dalgalanmaların olduğu dönemler volatilité kümelenmesi oluşturmaktadır. (Franses vd., 2010: 168; Li ve Li, 1996) çalışmalarında asimetrik yapının finansal zaman serisi modellerinin karakteristik bir özelliği olduğunu ifade etmişlerdir.

Yukarıda belirtilen özelliklere istinaden asimetriyi dikkate alan EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modelleri genel olarak anlatılmıştır.

1.3.2.1. EGARCH Modeli

(Nelson, 1991) tarafından simetrik modeller arasında yer alan GARCH modelin, zayıf yönleri geliştirilerek üstel GARCH (EGARCH) modeli oluşturulmuştur. EGARCH modeli asimetrik bir model olduğu için finansal piyasalarda oluşan pozitif ve negatif yönlü hareketlerin finansal varlıkların gelecekteki volatilitésinin tahmin edilmesi yönünden farklı etkiye sahip olma olasılığını dikkate almaktadır (Çil, 2018: 452). Bu model koşullu değişen varyans modelleri arasında asimetriyi dikkate alan ilk modeldir.

EGARCH modelinde finansal zaman serisinin koşullu varyansı, kendi geçmişteki değerlerinin ve gecikmeli kalıntıların büyüklüğüyle, işaretinin doğrusal olmayan bir fonksiyonu olarak ifade edilmektedir. EGARCH modeli logaritmik formda (1.13) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir (Bollerslev vd., 1992: 13).

$$\ln\sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln(\sigma^2_{t-i}) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (1.13)$$

(1.13) eşitliğinde yer alan $\alpha_0, \beta_i, \alpha_i, \gamma_i$ koşullu varyans denkleminin bilinmeyen parametreleridir. $\sum_{i=1}^p \beta_i < 1$ olması durumunda süreç kovaryans durağan olmaktadır (Harvey ve Sucarrat, 2013: 5). (1.13) eşitliğinde yer alan γ_i , asimetri katsayısını ifade eder ve volatilitedeki asimetriyi tanımlamaktadır. Asimetri katsayısı $-1 < \gamma_i < 1$ arasında değer almaktadır. Asimetri katsayısı negatif değer aldığı anda negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla, pozitif değer aldığı anda ise pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre daha fazla olmaktadır. Asimetri katsayısının yorumlanabilmesi için istatistiksel olarak anlamlı olması gerekmektedir (Narayan ve Narayan, 2007: 6551; Demirel vd., 2008; Hamilton, 1994: 668). (1.13) eşitliğinde yer alan $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$ parametresi, standardize edilmiş hata terimini ifade etmektedir. Modelde standardize edilmiş artıkların yer alması şokların büyüklüğü ve kalıcılıyla ilgili bilgi vermektedir.

EGARCH modelinde koşullu varyans denkleminin logaritmik doğrusal formda olmasından dolayı logaritmik koşullu varyansın değerinden bağımsız olarak koşullu varyansın değeri pozitif olmaktadır. Bu nedenle katsayılarda negatif olmama zorunluluğu yoktur. EGARCH modeli hata terimlerinin geçmiş değerlerini kullanmak yerine standardize edilmiş hata terimlerini kullanmaktadır. Bu durum, şokların büyüklüğü ve kalıcılığı hakkında bilgi vermektedir. EGARCH modeli asimetriyi ifade eden kaldıraç etkisine izin vermektedir (Enders, 2014: 156). Parametrelere kısıtlama getirilmemesi ve asimetri katsayısının olması EGARCH modelin simetrik koşullu değişen varyans modellere göre avantajını oluşturmaktadır. EGARCH modeli en çok benzerlik yöntemi kullanılarak tahmin edilmektedir. EGARCH (1,1) modeli (1.14) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir.

$$\ln\sigma^2_t = \alpha_0 + \beta_1 \ln(\sigma^2_{t-1}) + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (1.14)$$

(1.14) eşitliğinde γ parametresinin negatif olması durumunda şokların logaritmik koşullu varyans üzerindeki etkisi $\alpha_1 - \gamma_1$ kadar olmaktadır. Pozitif olması durumunda ise etkisi $\alpha_1 + \gamma_1$ kadar olmaktadır (Enders, 2014: 156). Asimetrik katsayısının 0 olması durumunda asimetriden bahsedilememektedir. Asimetri katsayısı -1'den küçük olması durumunda pozitif şoklar volatilitéyi düşürürken negatif şoklar arttırmaktadır (Çil, 2018: 454). EGARCH

modelinin çeşitli avantajları bulunmasına rağmen bu modelin tahmini teknik olarak bazı zorlukları içermektedir (Enders, 2014: 157).

1.3.2.2. TGARCH (GJR GARCH) Modeli

Eşik değerli GARCH (TGARCH) modeli, (Glosten vd., 1993) tarafından literatüre kazandırılmıştır. TGARCH modelinde EGARCH modelinde olduğu gibi asimetri dikkate alınmaktadır. Literatürde GJR GARCH veya GJR modeli isimleriyle de anılmaktadır. TGARCH modelinin genel gösterimi (1.15) eşitliğindeki gibidir (Mapa ve Dennis, 2004).

$$\sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma^2_{t-j} + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon^2_{t-i} + \sum_{k=1}^k \gamma_k \varepsilon^2_{t-k} D_{t-k} \quad (1.15)$$

(1.15) eşitliğinde yer alan kukla değişken:

$$D_{t-1} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-1} < 0 \text{ ise} \\ 0 & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (1.16)$$

olarak ifade edilmektedir (Glosten vd., 1993: 1787). (1.15) eşitliğinde kukla değişken, şokların negatif ya da pozitif değer almasına göre 0 ya da 1 değerini almaktadır. (1.16) eşitliğinde görüldüğü üzere $\varepsilon_{t-1} < 0$ ise volatilité üzerindeki olumsuz haberleri, $\varepsilon_{t-1} \geq 0$ ise volatilité üzerindeki pozitif haberleri ifade etmektedir. Koşullu varyans denkleminde ifade edildiği gibi pozitif haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi α_i , olumsuz haberlerin etkisi $\alpha_i + \gamma_k$ kadar olmaktadır (Mapa ve Dennis, 2004: 4).

TGARCH modelin simetrik GARCH modelinden tek farkı koşullu varyans denkleminde kukla değişkenin yer almasıdır. TGARCH modelinde volatilitenin iyi ve kötü haberlerden nasıl etkilendiği incelenebilmektedir (Harris ve Sollis, 2003: 237). TGARCH modelinde asimetri etkisini γ_k parametresi göstermektedir. $\gamma_k > 0$ olması durumunda, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisi olumlu şoklara göre daha fazla olmaktadır. $\gamma_k < 0$ olması durumunda ise olumlu şoklar volatilité üzerinde olumsuz şoklara göre daha fazla etkiye neden olmaktadır (Rabemananjara ve Zakoian, 1993: 37). Eğer asimetri parametresi γ_k sıfır değerini alırsa süreç simetrik GARCH modeline dönüşmektedir (Hossain vd., 2005: 422). TGARCH modelinin anlamlı ve durağan olabilmesi için $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$, $\alpha_i + \gamma_k \geq 0$ koşulları sağlanmalıdır. Bu koşullar sağlandığı takdirde volatilitenin pozitif olduğu sonucuna ulaşılmaktadır (Çil, 2018: 456).

Tahmin edilen modelin parametreleri istatistiksel olarak anlamlı ve durağan ise modelin başarısını ölçmek için artıklarda değişen varyans ve otokorelasyon sorunları kontrol edilmelidir.

1.3.2.3. APARCH Modeli

Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) modeli (Ding vd., 1993) tarafından literatüre kazandırılmıştır. APARCH modelinde diğer modellerden farklı olarak kuvvet parametresi koşullu değişen varyans denkleminde eklenmektedir. APARCH modeli (Ding, vd., 1993: 98) tarafından (1.17) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir.

$$S_t^\delta = a_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j S_{t-i}^\delta \quad (1.17)$$

$$\varepsilon_t = S_t e_t, \quad e_t \sim N(0, 1)$$

(1.17) eşitliğinde ifade edilen APARCH modelinin geçerli olması için aşağıdaki koşullar sağlanmalıdır:

$$a_0 > 0, \delta \geq 0, \quad (1.18)$$

$$\alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, p, \quad (1.19)$$

$$-1 < \gamma_i < 1, i=1, 2, \dots, p, \quad (1.20)$$

$$\beta_j \geq 0, j=1, 2, \dots, q. \quad (1.21)$$

(1.17) eşitliğinde δ kuvvet parametresini, γ_i asimetri parametresini, a_0 ve β_j parametreleri ise GARCH parametresini ifade etmektedir (Ding, vd., 1993: 98; Çelik ve Kahyaoğlu, 2021: 350).

APARCH modelinde, koşullu varyans denkleminde varyans yerine standart sapma kullanılmaktadır. Varyans yerine standart sapma ilk olarak (Taylor, 1986; Schwert, 1989) tarafından yapılan çalışmalarda standart sapma GARCH modelinde kullanılmıştır. (Ding vd., 1993) tarafından standart sapma GARCH modeli düzenlenerek PARCH modeline dönüştürülmüştür. APARCH modelinde, kaldıraç etkisi olabilmesi için asimetri parametresinin istatistiksel olarak anlamlı olması gerekmektedir. Modelde yer alan kuvvet parametresinin sıfırdan büyük ve istatistiksel olarak anlamlı olması durumunda asimetrinin tersine çevrilmesi şeklinde yorumlanmaktadır (Aksu, 2006). Bu modelde yer alan kuvvet parametresi 1 veya 2 değerine sınırlandırılmaktadır (Longmore ve Robinson, 2004: 16).

APARCH modeli, parametrelerin aldığı değerlere göre farklı koşullu değişen varyans modellerinin özel durumlarını göstermektedir. Alınan değerler aşağıdaki gibi gösterilmektedir (Ding vd., 1993: 100):

$\delta = 2, \gamma_i = 0$ ve $\beta_j = 0$ değerlerini aldığı anda ARCH modeli,

$\delta = 2, \gamma_i = 0$ değerlerini aldığı anda GARCH modeli,

$\delta = 1, \gamma_i = 0$ değerlerini aldığı anda standart sapma GARCH modeli,

$\delta = 2, 0 \leq \gamma_i < 1$ değerlerini aldığı anda TGARCH modeli,

$\delta = 1, \beta_j = 0$ değerini aldığı anda TARCH modelini gösterecektir.

1.3.2.4. Asimetrik CGARCH (ACGARCH) Modeli

ACGARCH modeline geçilmeden önce Component GARCH (CGARCH) modeli tanımlanmalıdır. CGARCH modeli volatilitede oluşan kısa ve uzun dönemli şokları modellemek için geliştirilmiştir. Bu modelde koşullu varyans denklemi uzun dönem ve kısa dönem olmak üzere ikiye ayrıştırılmaktadır (Ghalanos, 2020: 11; Katsiampa, 2017: 5).

CGARCH ile simetrik GARCH modelleri arasındaki en önemli fark; GARCH modelinde volatilité üzerinde oluşan bir şokun etkisi koşullu varyansa azalarak yaklaşır, CGARCH modelinde ise kısa dönemde oluşan volatilité sifira yaklaşırken, kalıcı volatilité uzun dönemli trende yaklaşmaktadır (Demireli ve Torun, 2010: 136). (Lee ve Engle, 1993) çalışmasında CGARCH modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$h_t - q_t = \bar{\omega} + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - \bar{\omega}) + \beta(h_{t-1} - \bar{\omega}) \quad (1.22)$$

$$q_t = \omega + \rho(q_{t-1} - \omega) + \phi(\varepsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (1.23)$$

CGARCH modelin alternatif gösterimi aşağıdaki gibidir (Lee ve Engle, 1993):

$$h_t = q_t + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (1.24)$$

$$q_t = \omega + \rho(q_{t-1} - \omega) + \phi(\varepsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (1.25)$$

(1.22) eşitliğinde yer alan α ve β parametreleri kısa dönemli hafızayı, (1.23) eşitliğinde denklemde yer alan ρ parametresi ise uzun dönemi temsil etmektedir. (1.22) ve (1.23) eşitliğinde yer alan katsayılar $0 < \phi < \beta < 1$ ve $0 < \rho < 1$ olarak ifade edilmektedir (Grier ve Perry, 1998: 677; Yıldız, 2016: 92; Lee ve Engle, 1993: 478). İlk gösterimde yer alan uzun ve kısa dönem denklemlerinin bir araya getirilmesiyle;

$$h_t = (1 - \alpha - \beta)(1 - \rho)\omega + (\alpha + \phi)\varepsilon_{t-1}^2 - (\alpha\rho + (\alpha + \beta)\phi)\varepsilon_{t-2}^2 + (\beta - \phi)h_{t-1} - (\beta\rho - (\alpha + \beta)\phi)h_{t-2} \quad (1.26)$$

(1.26) eşitliği elde edilmektedir. Elde edilen bu denklem doğrusal olmayan kısıtlanmış GARCH (2,2) modelidir. ACGARCH modeli, CGARCH modelin kısa ve uzun dönem denklemlerinin birleştirilmiş hali olan GARCH (2,2) modeli ile TGARCH modelin birleşiminden oluşmaktadır. ACGARCH modelin elde edilmesi için TGARCH modelindeki asimetri terimi, CGARCH modelindeki kısa dönemi temsil eden denkleme eklenerek ACGARCH modeli elde edilmektedir (Lee ve Engle, 1993: 479).

(Lee ve Engle, 1993, s. 486) çalışmasında ACGARCH modelini aşağıdaki gibi ifade etmektedir.

$$h_t = q_t + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \gamma(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1})D_{t-1} + \beta(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (1.27)$$

$$q_t = \omega + \rho(q_{t-1} - \omega) + \phi(\varepsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (1.28)$$

(1.27) eşitliğinde yer alan D_t değişkeni volatilitéye gelen negatif şokları ifade eden kukla değişkendir. Asimetri katsayısı γ aldığı işaret ve büyüklük değerine göre yorumlanmaktadır

(Liu ve Morley, 2009:56). Denkleme asimetri katsayısının eklenmesiyle asimetrik modeller arasında yer alan ACGARCH modeli elde edilmektedir. Asimetri katsayısı, $\gamma > 0$ olması durumunda koşullu varyans denkleminde geçici kaldıraç etkisinin olduğu sonucuna ulaşılmaktadır (Mazıbaş, 2005: 9). ACGARCH modelinin katsayılarının istatistiksel olarak anlamlı olması durumunda artıklarda değişen varyans ve otokorelasyon sorunları kontrol edilmelidir.

1.4. Model Seçim Kriterleri

Literatürde, modelleri karşılaştırmak ve en uygun sonuçların hangi model ile elde edildiğini belirlemek amacıyla model seçim kriterleri kullanılmaktadır. Model seçim kriterlerinde genel olarak kalıntı kareler toplamı (RSS) ve modelin karmaşıklığına göre uygulanan ceza yöntemi kullanılmaktadır (Sevüktekin, 2013: 515). Modelde kullanılan değişken sayısı arttıkça kalıntı kareler toplamında azalma, R^2 değerinde artış ve serbestlik derecesinde kayıp oluşmaktadır. Bu nedenle modeller karşılaştırılırken kalıntı kareler toplamı ve serbestlik derecesindeki kayıp dikkate alınmaktadır (Akkaya ve Pazarlıoğlu, 2000: 306). Bu bağlamda, volatilitenin analiz edilmesinde hangi modellerin daha iyi ve gerçeğe yakın sonuçlar verdiğini belirlemek için model seçim kriterlerinden yararlanılmıştır. Bu çalışmada; Akaike ve Schwarz bilgi kriteri ve Log Olabilirlik Oranı değerlerine göre modeller karşılaştırılarak en uygun sonuçların hangi model kullanılarak elde edildiği belirlenmiştir.

1.4.1. Akaike Bilgi Kriteri

Akaike Bilgi Kriteri (AIC), (Akaike, 1974) tarafından geliştirilmiştir. Karşılaştırılan modeller arasından en küçük AIC değerine sahip olan model seçilmektedir. AIC denklem yapısı aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Akaike, 1974).

$$AIC = \ln \sigma_t^2 + \frac{2k}{n} \quad (1.29)$$

(1.29) eşitliğinde ifade edilen $\sigma_t^2 = \frac{RSS}{n}$ olarak tahmin edilmektedir. Burada, k parametre sayısını ve n gözlem sayısını ifade etmektedir. AIC kriterine küçük örneklerde iyi sonuç verebilmesi için serbestlik derecesi düzeltilmesi yapılarak,

$$AIC = \ln \sigma_t^2 + \frac{n+k}{n-k-2} \quad (1.30)$$

şeklinde elde edilmiştir (Tatoğlu, 2020: 290).

Modele yeni değişkenler ilave edildikçe AIC değeri düşmektedir. Çünkü AIC değeri, kalıntı kareler toplamı ile birlikte tahmin edilen parametre sayısına dayanmaktadır. Modele yeni değişken eklenmesi durumunda kalıntı kareler toplamı düşerken aynı durum AIC'de her

zaman söz konusu olmayabilir. Yeni deęişken eklenmesiyle birlikte parametre sayısı ve AIC deęeri artmaktadır. Sonuç olarak AIC deęeri, kalıntı karelerde bir azalışla düşerken, parametre sayısındaki artışla dengelenmektedir (Sevüktekin, 2013: 517).

1.4.2. Schwarz Bilgi Kriteri

Tahmin edilen modellerin karşılaştırmasında kullanılan bir dięer kriter de Schwarz Bilgi Kriteri (SIC)'dir ve (Schwarz, 1978) tarafından geliştirilmiştir. Karşılaştırılan modeller arasından en küçük SIC deęerine sahip olan model seçilir. SIC denklem yapısı aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Schwarz, 1978).

$$SIC = \ln \sigma_t^2 + \frac{k \ln(n)}{n} \quad (1.31)$$

(1.31) eşitliğinde ifade edilen $\sigma_t^2 = \frac{RSS}{n}$ olarak tahmin edilmektedir. Burada, k parametre sayısını ve n gözlem sayısını ifade etmektedir. Schwarz bilgi kriteri, Bayesyen bilgi kriteri (BIC) olarakta adlandırılmaktadır (Tatoęlu, 2020: 290).

1.4.3. Log Olabilirlik Oranı

Bu çalışmada, uygun model seçim aşamasında AIC, SIC bilgi kriterleriyle ile birlikte Log Olabilirlik Oranı (LL) deęeri de kullanılmıştır. AIC ve SIC kriterlerinden en küçük deęer alan model, LL deęeri ise en büyük olan model seçilmektedir. Bu çalışmada da model seçim kriterleri arasından AIC, SIC bilgi kriteri ve LL deęerleri karşılaştırılarak en uygun modeller seçilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

KRİPTO PARA BİRİMLERİ

2.1. Kripto Paraların Tarihçesi

Kripto (şifreli) para, crypto ve currency terimlerinin birleştirilmesiyle oluşan cryptocurrency deyiminden meydana gelmektedir. Kripto para; bir merkezi otoriteye ya da aracı kuruma bağlı olmadan kullanılabilen sanal para birimi olduğu ifade edilmektedir. Kripto paralar ile özel şifreleme yöntemleri kullanılarak harcama yapılmaktadır (Eğilmez, 2017).

Ekonomide para olgusundan önce Barter Sistemi kullanılmaktaydı. Barter Sistemi; bir malın sahibinden el değiştirme yolu ile karşılığında başka bir mal alınmasıdır. Kısaca takas işlemi olarak tanımlanmaktadır (Özeroğlu, 2014). Takas sisteminden sonra sırası ile; emtia para, temsili para, itibari para, dijital para ve kripto para olarak paranın kısa tarihinden söz edilmektedir (Güven ve Şahinöz, 2018: 140). Bu para sistemlerinin tanımları aşağıdaki gibidir:

- **Emtia para:** Geçmiş dönemlerde deniz kabuğu, çivi gibi sert yüzeyle maddeler para olarak kullanılmıştır. Daha sonraki dönemlerde ise altın ve gümüş materyalleri eklenerek bu maddelerin takas sistemi yerine geçen sistem dönemin parası olarak tanımlanmaktadır (Çarkacıoğlu, 2016: 1).
- **Temsili para:** Emtia paradan sonraki evrede altın ve gümüş materyallerinin ağırlığı ve işlenmesi gibi zorluklar nedeniyle bu materyalleri temsilen istenildiği zaman altın ve gümüşe çevrilebilen senetler oluşturulmuştur. Oluşturulan bu senetler ileri tarihte hayata geçecek olan banknotlara ilham kaynağı olmuştur (Bilgili, 2017: 364).
- **İtibari para (kağıt para):** Temsili paradan tamamen farklı olarak itibari paraların altın ve gümüş gibi bir değeri yoktur. Bu para, hükümetin yasal olarak ortaya koyduğu ve devletin tekelinde olan ulusal paralardır (Bilgili, 2017: 365).
- **Dijital para:** Elektronik para olarak da bilinmektedir. Nakit paraların dijital ortama aktarılarak ödeme vasıtası olarak kullanılmasıdır. Aynı zamanda transfer edilebilme özelliği de bulunmaktadır (Wagner, 2014).
- **Kripto para:** Paranın tarihi gelişimine bakıldığında dönem ilerledikçe para olgusunda bir soyutlaşma görülmektedir. Bu soyutlaşma net olarak dijital para evresinde görülmektedir. (Vigna ve Casey, 2017) çalışmalarında, paradaki bu soyutlaşmayla birlikte insanlarda güven sorunu da beraberinde geldiğini bu nedenle kripto para olgusunun insanlarda güven duygusu oluşturan ve sağladığı güveni bilgisayar programları ile ortaya koyan bir

sistem olduğunu belirtmektedir. Kripto paraların piyasa hacminin yükselmesi ve kullanımının yaygınlaşmasıyla birlikte kripto paralara olan güvenin arttığı görülmektedir.

2.1.1. Kriptoloji Bilim Dalı

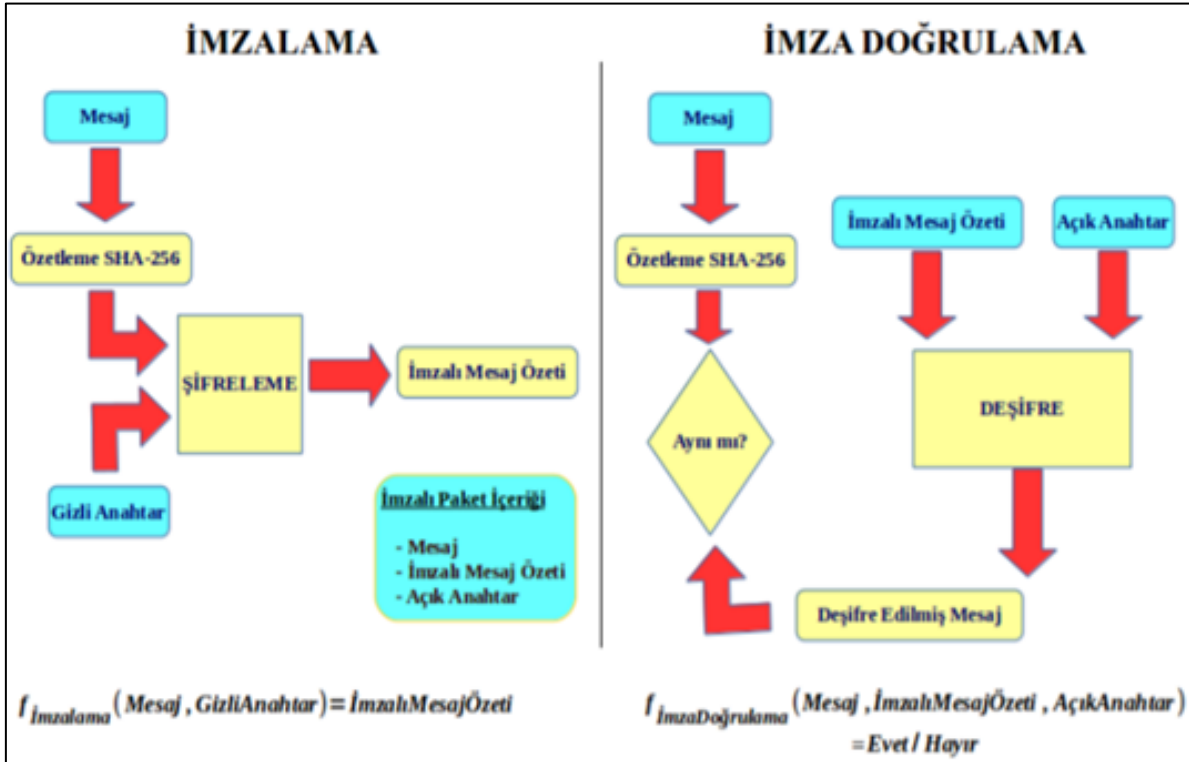
Kripto paralara olan güvenin artmasındaki bir diğer etken ise kriptoloji bilim dalından yararlanılmasıdır. Kriptoloji kısaca şifre bilimi anlamına gelmektedir. Kriptoloji, matematik ve sayılar üzerinden beslenen bir bilim dalıdır. Kriptoloji, kriptografi ve kripto analiz olarak ikiye ayrılmaktadır.

Kriptografi; dijital ortamda paylaşılmakta olan herhangi bir bilginin veya verinin üçüncü şahıslar tarafından görülmesinin engellenmesi yani şifrenmesini sağlayan yöntemlerin tamamına verilen isimdir. Kriptografinin anlamı kısaca şifre yazımıdır. Bu sistemde şifrelerin hem oluşturulması hem de çözülmesi sağlanmaktadır. Bu sistemdeki güvenlik matematiksel yöntemler kullanılarak sağlanmaktadır (Ramanathan ve Pandey, 2010: 3). Kriptografi kısaca güvenliği sağlayan işlemler bütünü olarak tanımlanabilir.

Kriptografi kendi içinde simetrik şifreleme ve asimetrik şifreleme olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Simetrik şifreleme (gizli anahtarlı kriptografi); tek anahtar ile hem şifreleme hem de şifre açma işlemi yapılmaktadır. Bu sistemde şifreyi muhatap kişi veya kişilerle paylaşırken üçüncü şahıslar tarafından elde edilme ihtimali fazladır. Asimetrik şifreleme (açık anahtarlı kriptografi); şifreleme ve şifre çözme işlemi farklı anahtarlar ile yapılmaktadır. Bu sistemde iki anahtar olduğundan dolayı anahtarlara “açık anahtar” ve “kapalı-özel anahtar” olarak isim verilmiştir. Açık anahtar; gerekli muhataplar ile paylaşılan, özel anahtar ise sahibi olan kişide gizli kalması ve başka kimse ile paylaşılması gereken anahtardır. Böylece çift anahtar ile simetrik şifreleme yöntemindeki şifrenin sızması özel anahtarın kişide kalması neticesinde engellenmektedir. Çünkü açık anahtar ile kilitlenmiş olan bilgi veya veriler özel anahtar ile kolaylıkla açılabilir fakat açık anahtar ile belirlenen özel anahtarın açılması mümkün değildir. Kripto paralarda tercih edilen şifreleme yöntemi asimetrik kriptografidir (Güven ve Şahinöz, 2018: 147).

Dijital imza; asimetrik yöntemindeki açık ve özel anahtar çiftiyle birlikte işleyen bir yöntemdir. Dijital imza, özel anahtar ile kullanılmaktadır. Özel anahtar, kullanıcının kendisinde kalması gereken gizli bir şifre olduğu için oluşturduğu özel anahtarın bir özeti oluşturularak veriyi göndereceği kişiye açık anahtarıyla birlikte iletilmektedir. Açık anahtar ile özel anahtar şifresinin özetini teslim alan kullanıcı özetini çözümlenmektedir. Böylece çözümlenen özet ile alınan verinin özetinin karşılaştırması yapıldığında bir tutarsızlık yok ise

kullanıcı teslim aldığı verinin doğru kişiden geldiğinden ve içeriğin değiştirilmediğinden emin olunmaktadır (Çarkacıoğlu, 2016: 22).



Şekil 2.1 Dijital İmzalama ve İmza Doğrulama

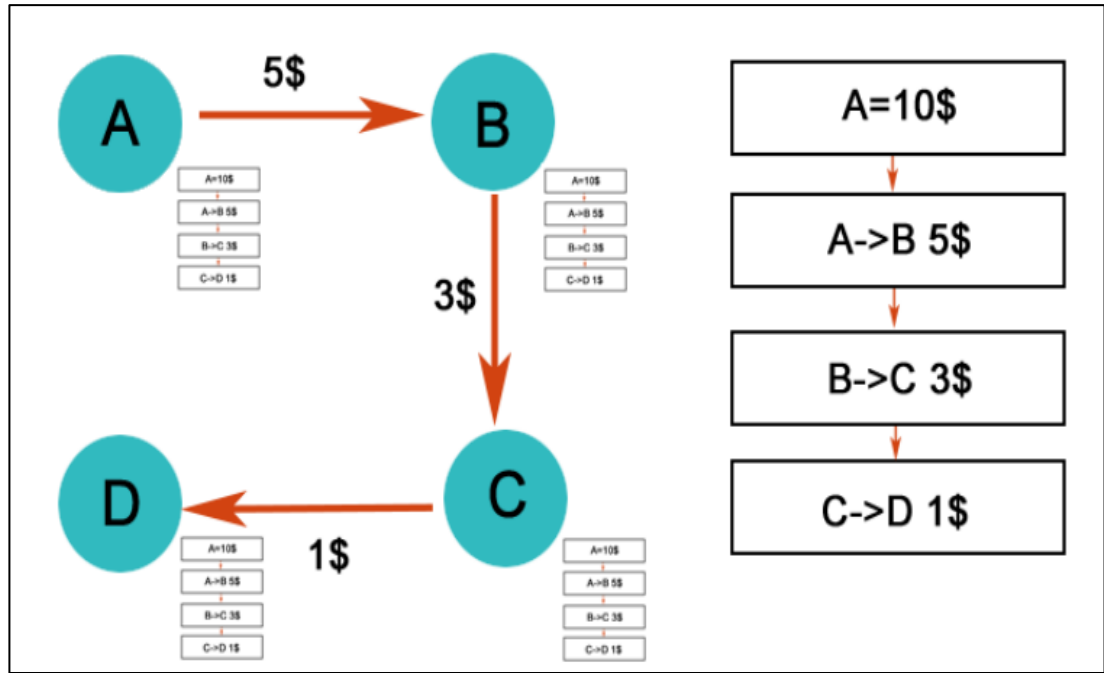
Kaynak: Çarkacıoğlu, 2016: 22

- **Kripto analiz;** şifrelenen verilere yapılan tüm saldırıları analiz etmektedir. Kriptografi ve kripto analiz birbirine bağlı şekilde çalışmaktadır (Alpözen, 2014: 1).

2.2. Blok Zinciri (Blockchain) Teknolojisi

Blockchain Türkçe ismiyle Blok zinciri, dağıtılmış bir veri tabanıdır. Blok zinciri terimi ilk olarak (Nakamoto, 2008) tarafından yayımlanan makalede kullanılmıştır. Blok zinciri, ağ içerisindeki sistemi kullanmakta olan kullanıcıların işlemlerinin tamamını doğrulama yolu ile tutan bir sistem olarak tanımlanmaktadır. Bu sistemin veri tabanı bütünlüğüne güvenilir blok veya bloklardan meydana gelen sorgulanabilir işlemlerden oluşmaktadır (Ünal ve Uluyol, 2020: 168). (Dai vd., 2019) çalışmasında blok kavramı, blok zinciri sistemindeki verilerin saklanması olarak tanımlanmaktadır.

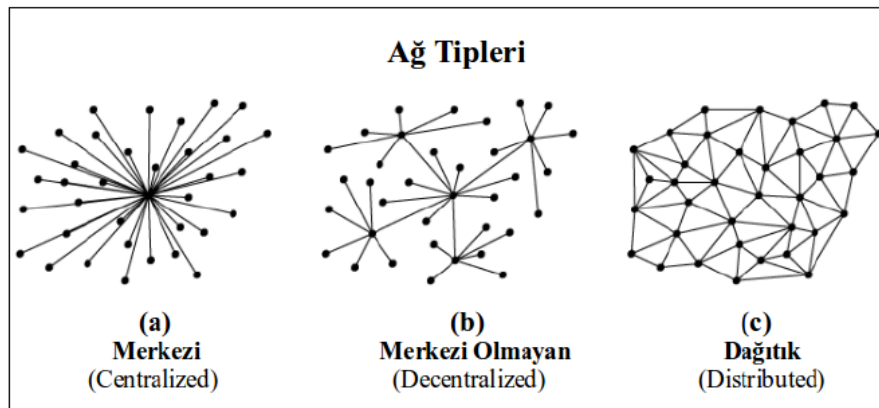
Blok zinciri teknolojisinin çalışma yönteminin en önemli özellikleri; anonim, dağıtık, merkezsiz ve hacklenemez olmasıdır. Bu sistemde, bilgi kayıt zincirine ağdaki tüm kullanıcılar erişebilirken zincir bozulmamaktadır. Blok zincirin bozulabilmesi için tüm blokların değiştirilmesi gerekmektedir. Tüm blokların değiştirilme ihtimali neredeyse imkansızdır (BtcTurk).



Şekil 2.2 Blok Zinciri Sisteminde Transfer Örneği

Kaynak: Kırbaş, 2018: 76

Blok zincirinde yapılan transfer işlemine örnek olarak Şekil 2.2’de 4 ayrı cüzdan bulunmaktadır. A cüzdanında 10\$ bakiye bulunmaktadır. Başlangıçta A’ dan B’ye 5\$, B’den C’ye 3\$, B’den D’ye 1\$ transfer edilmiştir. Yapılan tüm işlemler ardışık olmak zorundadır. Aynı anda tek bir transfer yapılabilmektedir. Yeterli bakiye kontrolü yapıldıktan sonra transfer işlemi ağda bulunan tüm yakın düğümlere gönderilerek en az üç tanesinin transfer işlemi onaylamasıyla gerçekleşen işlem hesap defterine kaydedilmektedir. Kayıt gerçekleştikten sonra tüm hesaplardaki kayıtlar güncellenmektedir. Güncelleme ile ağa bağlı düğümler arası senkronizasyon sağlanmış olmaktadır. Gerçekleşen bu işlem tüm kullanıcılar tarafından görülmektedir (Kırbaş, 2018: 76).



Şekil 2.3 Ağ Tipleri

Kaynak: Çarkacıoğlu, 2016: 13

Şekil 2.3'te ağ tipleri görülmektedir. Blok zinciri ağ sistemi genel kullanımda olan merkezi veri transfer yöntemlerine göre dağıtık ve hacklenmenin çok zor olması bilgi güvenliği açısından önem arz etmektedir.

Blok zinciri iki temel kavramdan meydana gelmektedir. Bu kavramlar aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (TUBİTAK):

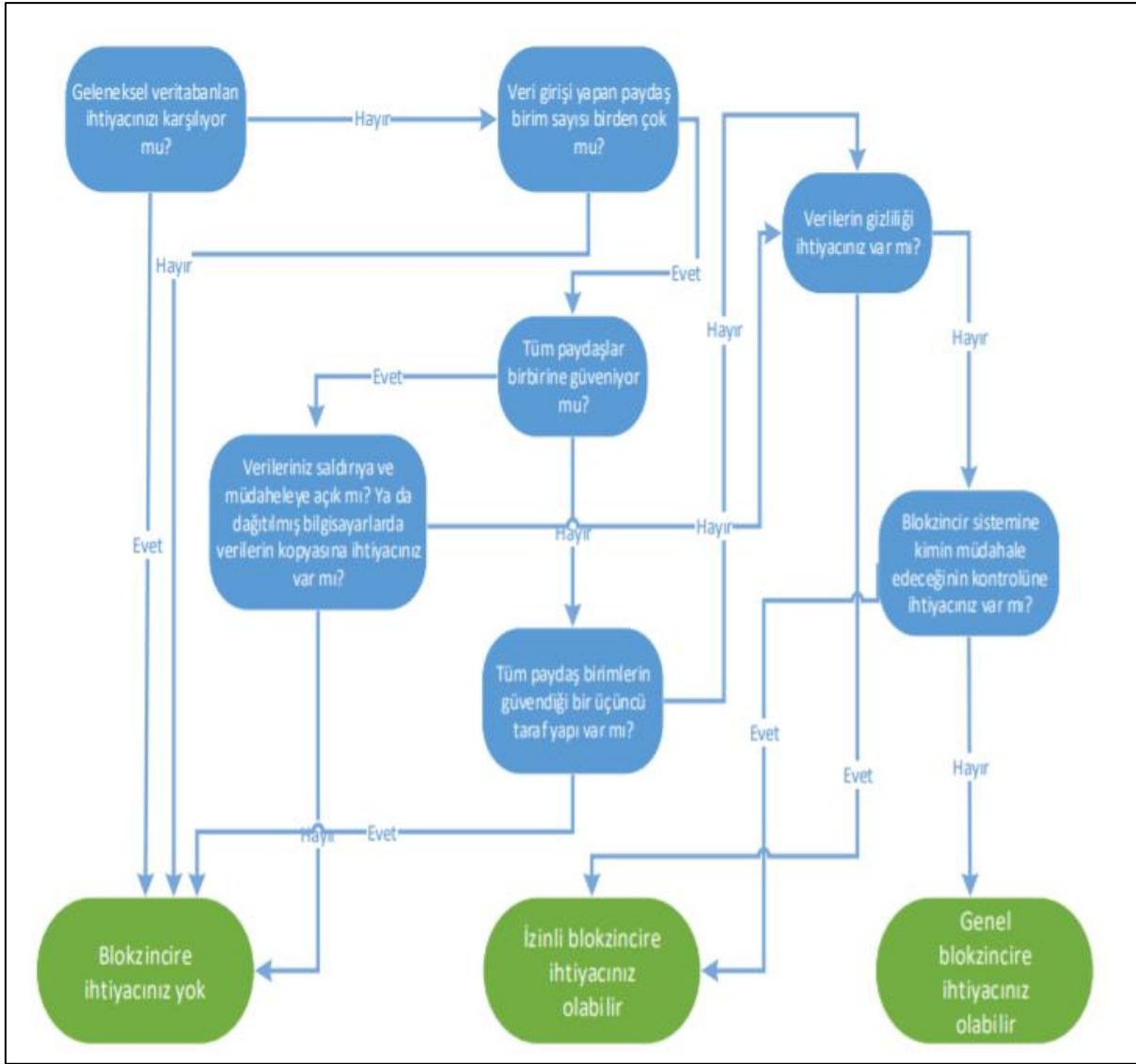
- **Blok zincir kayıtları:** İşlem yapılan blok zincir yapısı içerisinde genel içerik bilgiden oluşturulmaktadır. Bu bilgiler yapısına göre sanal para transferi, müşteri kayıtları gibi değerler alabilmektedir. Sistemde kayıtlı kullanıcılarının yaptığı transferlerin kaydı bu şekilde tutulmaktadır.
- **Bloklar:** Oluşan kayıtlar birleştirilerek belirli bir aralıklarla işlenerek blokların içine yazılmaktadır. Şekil 2.4'te birbirini takip ettiği yapı görülmektedir.



Şekil 2.4 Blok Zinciri Takip Yapısı
Kaynak: Blockchain Türkiye

Blok zinciri; açık, özel ve konsorsiyum olmak üzere üçe ayrılmaktadır (Ünal ve Uluyol, 2020: 169):

- **Açık blok zinciri:** Merkezi otorite gerektirmeyen, tamamen bağımsız olan ve sistemdeki tüm kullanıcıların ağa katılabildiği sistem olarak tanımlanmaktadır. Akıllı sözleşme ve dağıtılmış uygulamaların yayılmasına imkan tanımaktadır. Bitcoin ve Ethereum bu yapıya örnek olarak verilebilir.
- **Özel blok zinciri:** Sisteminde ağ herkese açık değildir. Sadece katılmasına izin verilen kullanıcılar ağa katılabilir.
- **Konsorsiyum blok zinciri:** Açık blok zinciri ile özel blok zinciri sistemlerinin karışımı olarak bilinmektedir. Konsorsiyum blok zincirinde veriler herkese açık ya da özel olarak tanımlanabilmektedir.



Şekil 2.5 Blok Zinciri İhtiyacının Belirlenmesi

Kaynak: Tanrıverdi vd., 2009: 206

Blok zinciri sisteminin hangi durumlarda kullanılabileceğiyle ilgili Şekil 2.5 üzerinden değerlendirme yapılabilmektedir. Blok zinciri teknolojisinin kullanımda olan uygulama alanları ve gelecekte olabilecek uygulama alanları; bankacılık, internet güvenliği, tedarik zinciri, nesnelerin interneti, sigortacılık, online veri saklama, vakıf ve bağış işlemleri, oy verme süreçleri, sağlık uygulamaları, enerji yönetimi, fikri mülkiyet ve telif hakları, emlak ve tapu işlemleri, dijital kimlik, akıllı şehirler ve eğitim alanlarında kullanılabileceği ifade edilmektedir (Takaoğlu vd., 2019).

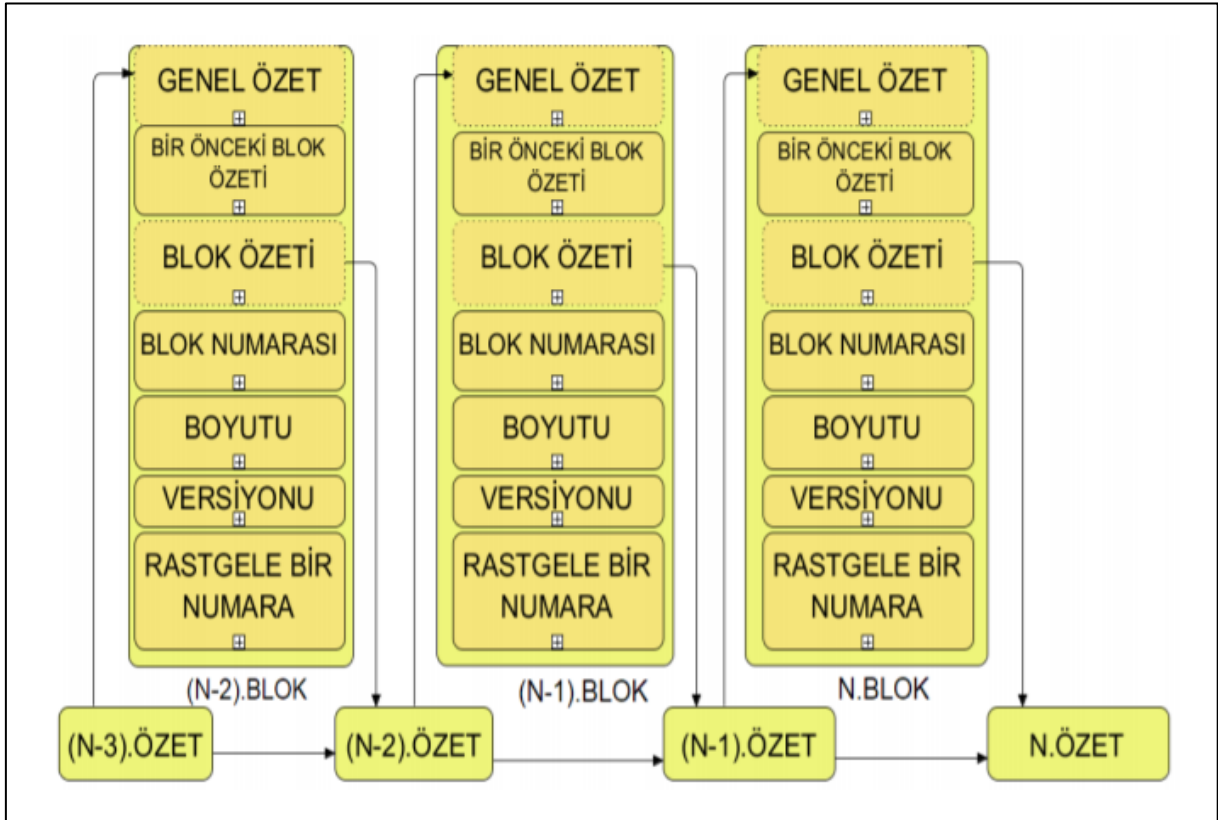
(Gatteschi vd., 2018: 68) çalışmalarında blok zinciri teknolojisinin avantaj ve dezavantajları aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

Tablo 2.2 Hash Fonksiyonu Karmaşıklığını Gösteren Tablo

Algoritma	Çıktı Boyutu (Bit)	Çarpışma Hesaplama Karmaşıklığı (Bit)	Pratikteki Karmaşıklık (Bit)
MD5	128	<64	128
SHA-1	160	<80	160
SHA-224	224	112	224
SHA-256	256	128	256

Kaynak: Gültekin ve Bulut, 2016: 86

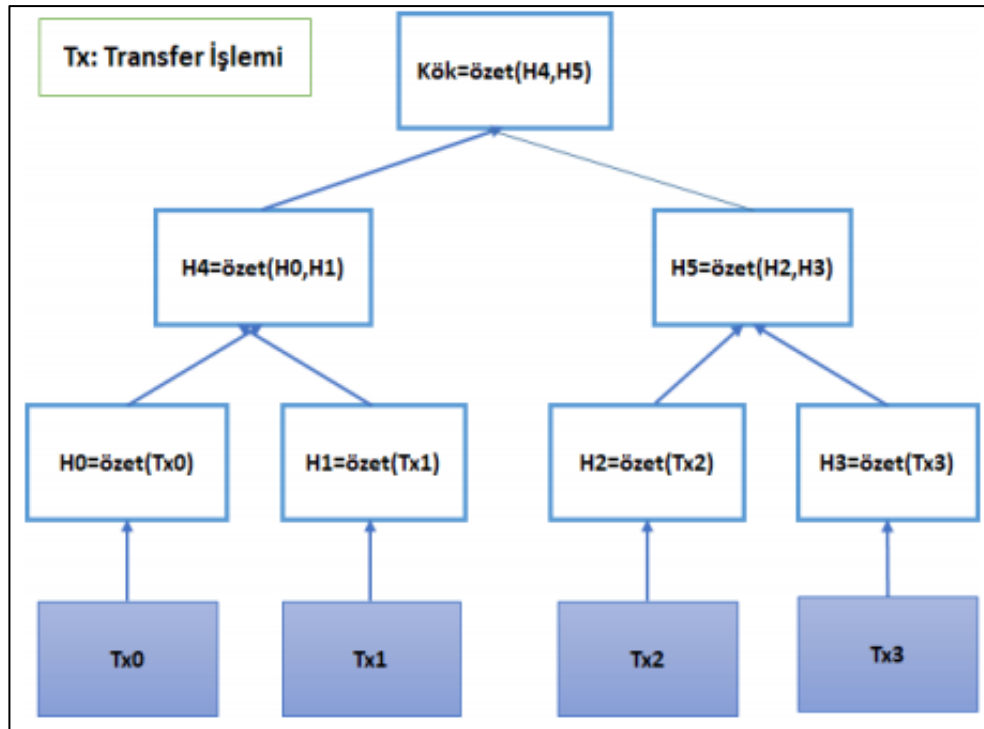
Tablo 2.2’de Hash fonksiyonlarında kullanılan bazı algoritmalar ve özellikleri görülmektedir.

**Şekil 2.6 Blok Zinciri Yapısı**

Kaynak: Karaarslan ve Akbaş, 2017: 18

Şekil 2.6’da gösterilen blok zinciri yapısında; zincirdeki her blok hesaplanan Hash (özet) değeri ile birbirine bağlıdır. Herhangi bir blokta bir farklılık olması durumunda o bloğun Hash değeri değişecektir. Böylece bu değişiklik bir sonraki blok için girdi olacaktır ve bloğun Hash değerini değiştirecektir. Buna bağlı olarak bir sonraki bloğun da Hash değeri değişecektir. Bu durum zincirleme olarak tüm blokların Hash değerlerini değiştirmiş olacaktır. Blok zinciri yapısında zincirleme olarak önceki bloklardaki Hash değerlerinin özeti olması, önceki bloğun sağlamasını oluşturmaktadır.

Blok zinciri sisteminde Hash algoritmalarının kullanılmasıyla birlikte yapılan işlemlerde güvenlik zafiyetleri minimuma indirilmektedir. Çünkü Hash algoritmalarıyla oluşturulan zincir sayesinde sistemin ele geçirilebilmesi için ağdaki madencilerin en az %51'inin ele geçirilmesi gerekmektedir. Ancak blok zinciri yapısı gereği ele geçirmek imkansızdır. Blok zinciri yapısı gereği ağdaki tüm kullanıcılarda bütün veriler kaydedildiği için olası saldırı işlemi hemen fark edilmektedir (Durğay ve Karaarslan, 2018: 2). Hash fonksiyonda aynı girdi her zaman aynı çıktıyı vermeli, fonksiyon hızlı çalışmalı, çıktı kullanılarak girdi hesaplanmamalı, girdilerde oluşacak ufak değişiklikler bile farklı Hash değeri üretmelidir (Güven ve Şahinöz, 2018: 50)



Şekil 2.7 Merkle Kök Ağacı Örneği

Kaynak: Kardeş ve Kiraz, 2018: 4

Blok zinciri yapısında kullanılan önemli yöntemlerden biri de Merkle Köküdür. Merkle Kökü; Şekil 2.7'de görüldüğü gibi blok zinciri sistemindeki her blok içerisinde kayıtlı olan veriler ikiye bölünür ve Hash değeri hesaplanır. Hesaplanan bu Hash'ler tekrar ikiye bölünür ve yine Hash'leri alınır. Bu işleme iki adet Hash kalıncaya kadar devam edilir ve son iki grubun Hash'i hesaplandığı zaman Merkle Köküne ulaşılmaktadır. İkiye bölünmüş hesaplanan Hash sonuçları Merkle Ağacını, işlemler sonucunda kalan tek Hash değeri Merkle Kökünü ifade etmektedir (Bitcoindeveloper).

2.2.2. SHA-256

Secure Hash Algorithm (SHA) Türkçede Güvenli Hash Algoritması şeklinde ifade edilmektedir. SHA-256 algoritmasının en popüler algoritmalarından biri olmasının en büyük nedeni Bitcoin işlemlerinde kullanılmasıdır. SHA-256 algoritmasında girdi değeri ne kadar uzun olursa olsun özet değeri daima 256 bit ve 64 karakter uzunluğunda oluşmaktadır (Güven, 2020).

Tablo 2.3 SHA-256 Özet Çıktı Örneği

Girdi	Özet
Antalya	7100c2bb45e69a547a71d1064ce416f4259976cea0b2a484f91e796b1d722b3b
Akdeniz Üniversitesi Ekonometri 2021	a1c14455cb828622b5c78cf15f37a536d3031493e1c43bfb7ce8585a5eda5ae8
Akdeniz Üniversitesi Ekonometri 2021.	338dda7f418aa3d44a5a2feea200f13a960ccd3d822f96158bf981dbd6c650bf

Tablo 2.3'te üç farklı girdi ile SHA-256 algoritması kullanılarak elde edilen özet değerleri ifade edilmektedir. Üç veride farklı uzunlukta olmasına rağmen özet değeri 64 karakterden oluşmaktadır. İkinci ve üçüncü verideki tek farklılık “.” olmasına rağmen tamamen farklı özet değerleri elde edilmiştir.

2.3. Kripto Para Piyasasında Kullanılan Genel Terimler

- **Sürüm (Version):** Blok zinciri teknolojisinde her zincirin bloklarının belirlenmiş olan kuralları bulunmaktadır. Her bir blok oluşturulurken belirli kurallar çerçevesinde standardize edilmektedir. Örneğin; blokların yapısı, kayıtların ne şekilde olacağı, blok uzunlukları, oluşturulan kuralların hangi blokta başlayıp hangi blokta biteceği gibi kurallar sürüm numarası kullanılarak oluşturulmaktadır (Güven ve Şahinöz, 2018: 55).

- **Madencilik (Mining):** Bilgisayar programları aracılığıyla işlem havuzuna düşen kripto para işlemlerinin ve çıkabilecek problemlerin tümünün çözülmesini sağlayan ve blok oluşturan kripto para üreticilerinin yaptığı işlem olarak tanımlanmaktadır. Madenciler, yaptıkları bu işlemler sonucunda ödül almaktadır. Bu ödül sistemi sayesinde madencilik ve kripto para olgusu sürekli olarak işlemektedir. Ödül sistemiyle birlikte madencilik yapmak popüler hale gelmiştir. Ancak bu sistem neticesinde görevlerin yerine getirilmesi için çok iyi bilgisayar işletim sistemleri ve iyi bir internet altyapısı gerekmektedir bunun sonucunda çok fazla enerji tüketilmektedir (BtcTurk).

- **Zorluk Derecesi (Mining Difficulty):** Madencilik sisteminde çözülen problemlerin belirli bir zorluk derecesi bulunmaktadır. Zorluk derecesi yazılımlara göre

değişiklik gösterir ve her zaman aynı zorluk derecesinde kalmaz böylece kripto para madenciliğine olan arz ve talep dengelenmektedir (Sengezer, 2020).

- **Mutabakat Algoritması:** Kripto paralar genel olarak merkezi bir yapıya sahip olmadıkları ve blok zincirin tüm kullanıcılara açık bir sistem olması nedeniyle belirlenen kurallar dahilinde işlemlerin gerçekleşmesini kontrol etme amacıyla güvenli bir şekilde Coin'lerin çift harcama yapmasını engellemeyi amaçlayan sistemdir (Binance Academy).

- **İş Kanıtı (PoW):** Kripto para kullanıcılarının çift harcama yapmasını engellemek amacıyla geliştirilmiş bir sistemdir. Kripto para birimlerinin çoğunluğunda mutabakat algoritması olarak iş kanıtı kullanılmaktadır. Dijital paralar verilerden oluştuğu için bu verileri dijital ortamda kopyalanarak aynı veriler farklı yerlerde tekrar kullanılabilir. İş kanıtı ile bu sorun engellenmektedir (Binance Academy).

- **Pay İspatı (PoS):** Blok zinciri sistemindeki yüksek enerji tüketimi sorununu çözmek için geliştirilmiştir. Madencilik sisteminde, ödül yerine doğrulanan işlemler için doğrulama ücreti alınmaktadır (Bitexen).

- **Akıllı Kontrat (Smart Kontrat):** Sistem algoritmasında oluşturulmuş olan dijital sözleşmelerdir. Karşılıklı olarak anlaşılan şartların sistem üzerinde kodlama yolu ile tutulmasından oluşmaktadır. Blok zinciri teknolojisi gereği sistemde dağıtık olarak kaydedilmektedir. Böylece taraflar arasındaki güveni, şeffaf tutarak değiştirilemez bir şekilde işlemektedir. Ayrıca akıllı kontratlar sayesinde fiziki ortamlarda bu görevi yerine getirmekte olan ilgili arabulucu kuruluşların ortadan kalkmasını sağlayarak ekstra harcamayı ve zaman kaybını önlemektedir. Bitcoin ve Ethereum akıllı kontrat yapısını kullanmaktadır (İnova).

- **Çatallanma (Fork):** Blok zinciri ağı içerisinde farklı bölünmelerin oluşmasıdır. Soft Fork ve Hard Fork olarak ikiye ayrılmaktadır. Soft Fork; kripto para sisteminde zaman içerisinde blok zinciri sisteminin geliştirilmesi (hız, yazılım değişikliği, güncelleme gibi) gerekmektedir. Bu sistemde çatallanan yeni zincire geçme zorunluluğu yoktur. Yeni oluşan zincir içerisinde kabul edilen yeni kurallar geçerli olmaktadır (bitlo). Hard Fork; blok zinciri ağında kullanıcıların ortak kararı ile sistemin mevcut işleyişinde kullanılan kuralların değiştirilmesi veya yeni kuralların getirilmesiyle yeni blok zincirinde bir çatallanma meydana gelmektedir. Yeni kuralları kabul etmeyen kullanıcılar olur ise bu durumda Hard Fork meydana gelmektedir. Böylece blok zinciri bölünerek var olan zincirden yeni kurallar dahilinde farklı bir Coin meydana gelmektedir. Bitcoin ve Bitcoin Cash, hard fork çatallanmasına örnek olarak verilebilir (Paribulog).

- **Genesis Blok:** Blok zinciri sisteminde bloklar zincir şeklinde sıralanmaktadır. Genesis blok, zincir sistemindeki ilk bloktur (Dai vd., 2019: 3).

- **Kripto Borsası:** Geleneksel paraların kripto paraya çevrilme ve satın alma işleminin yapıldığı platformlardır (ICRYPEX).
- **ICO (Initial Coin Offereing):** Kripto para arzı olarak tanımlanmaktadır (BtcTurk).
- **Cüzdan (Wallet):** Şifreli anahtar ile kripto paraların muhafaza edilmesi, izlenilmesi ve transfer işleminin yapılması için geliştirilen sistemdir. Masaüstü, donanım ve kağıt cüzdan türleri bulunmaktadır. Kripto paralar genel olarak sanal ortamda kullanılmasına rağmen kağıt cüzdanda dijital ortama ihtiyaç duyulmadan üzerindeki QR kod ile somut belge olarak kullanılmaktadır (Özkan, 2019: 19).
 - **Sıcak Cüzdan (Hot Wallet):** Kripto paraların muhafaza edilmesi için online sisteme bağlı cihazlar üzerinde oluşturulan cüzdanlardır (Tekiner, 2019).
 - **Soğuk Cüzdan (Cold Wallet):** İnternet bağlantısı olmadan oluşturulan cüzdanlardır. Taşınabilir bellekler örnek olarak gösterilebilir (Tekiner, 2019).
 - **Rededilmiş (Eskimiş) Blok:** Blok zinciri ağında doğrulanan fakat daha önce aynı girdi ile farklı bir blok onaylandığı için kabul edilmeyen bloklardır (Btcturk).
 - **Anahtar Kelime (Seed):** Kripto para cüzdan sisteminde adres oluşturulurken kullanılan 2048 adet kelimededen rastgele üretilerek 12-24 kelimededen oluşan özel anahtardır (Btcturk).
 - **Arapsaçı (Tangle):** IOTA tarafından geliştirilen blok zinciri sistemine alternatif olarak kullanılan sistemdir (Özkan, 2019: 12).
 - **ASIC (Application Specific Integrated Circuit):** Kripto para piyasasındaki anlamı, yalnızca madencilik uygulaması için özel olarak geliştirilen ve üretilen elektronik cihazlardır (Kriptom).
 - **Ethash:** Ethereum'da kullanılan algoritma sistemidir. Ethash, ASIC kullanımına gerek kalmadan standart bilgisayar kullanımına uygundur (Minershop).
 - **Halving:** Kripto para birimleri madencilik ödülünün belirli aralıklarla yarılanmasıdır. Halving gerçekleştikçe kazanılan ödül yarıya inmektedir (Paribulog).
 - **Coin:** Kendi blok zinciri olan ve bu blok zinciri içerisinde işlem gören kripto para birimlerine Coin denilmektedir (Özcan, 2019).
 - **Token:** Kendine ait bir blok zinciri olmayan, başka bir Coin'in blok zincir sistemini kullanan kripto para birimleridir. Token temel olarak amaca yönelik kullanılmaktadır. (Özcan, 2019) Coin ile Token arasındaki en temel fark, Coin kendi blok zinciri sistemini kullanırken Token kendi blok zinciri sistemini kullanmamaktadır.

- **Altcoin:** Bitcoin dışında kendi blok zinciri olan Coin'lere altcoin denilmektedir (Özkul ve Baş, 2020: 61).

2.4. İncelenen Kripto Para Birimleri

Bu çalışmada Bitcoin, Ethereum, Ripple, Cardano, Litecoin, Bitcoin Cash, Chainlink, Stellar, Tron ve Dogecoin'in tarihsel gelişimi, genel yapısı ve piyasa büyüklüğü incelenmiştir.

Tablo 2.4 İncelenen Kripto Para Birimleri Piyasa Bilgileri

Kripto Para	Fiyat	Piyasa değeri	Dolaşımdaki arz	Maksimum arz
Bitcoin	\$56,433.39	\$1,056,264,398,834	18,697,543 BTC	21,000,000 BTC
Ethereum	\$2,946.94	\$342,328,186,389	115,713,634 ETH	--
Ripple	\$1.56	\$70,933,008,677	45,404,028,640 XRP	100,000,000,000 XRP
Dogecoin	\$0.3809	\$49,621,367,346	129,433,561,915 DOGE	--
Cardano	\$1.33	\$42,352,029,285	31,948,309,441 ADA	45,000,000,000 ADA
Bitcoin Cash	\$972.02	\$18,224,437,017	18,725,256 BCH	21,000,000 BCH
Litecoin	\$267.72	\$17,894,161,750	66,752,415 LTC	84,000,000 LTC
Chainlink	\$39.34	\$16,511,305,062	419,009,556 LINK	1,000,000,000 LINK
Stellar	\$0.5422	\$12,497,477,173	22,975,993,990 XLM	50,001,806,812 XLM
Tron	\$0.1272	\$9,123,720,421	71,659,657,369 TRX	--

Kaynak: Coinmarketcap

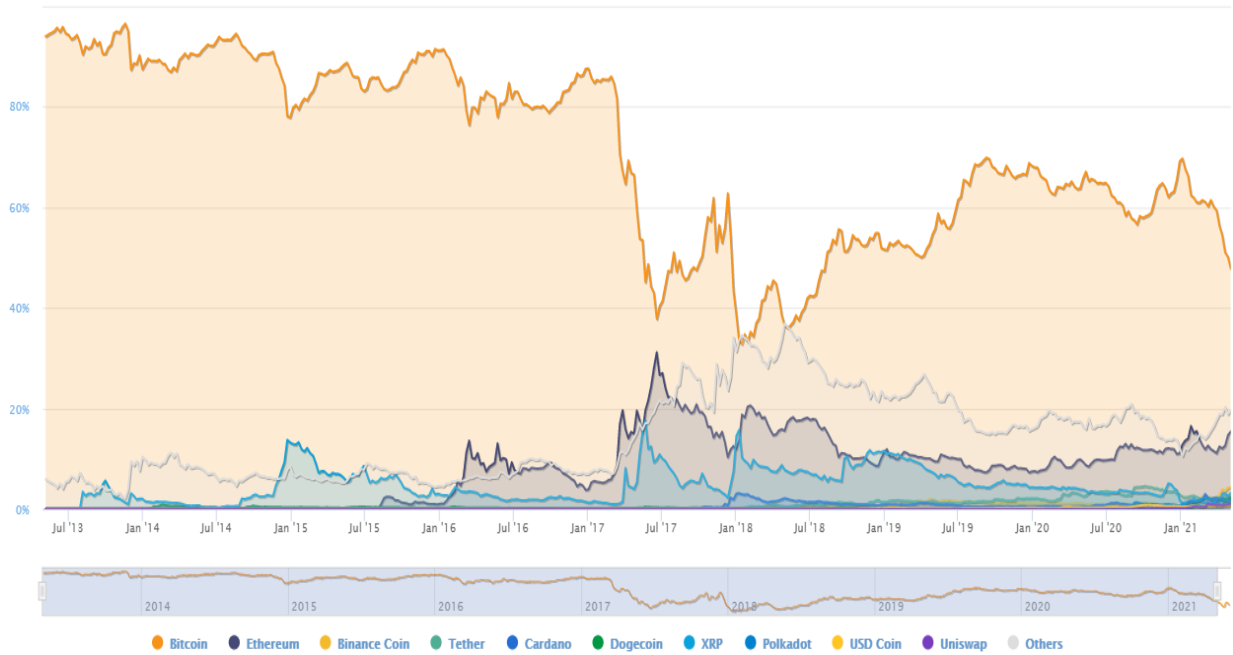
3 Mayıs 2021 tarihi itibarıyla; piyasada 9527 kripto para birimi, 372 kripto para borsası bulunmaktadır. Tüm kripto paraların toplam piyasa değeri 2,205,398,474,787 \$'dır. Tablo 2.4'te incelenen kripto para birimlerinin fiyatı, piyasa değeri, dolaşımdaki arzı ve maksimum arz bilgileri bulunmaktadır. İncelenen kripto para birimlerinin toplam piyasa değeri 1.635.750.091.954 \$'dır. Bu değer kripto paraların toplam piyasa değerinin %74'ünü oluşturmaktadır. Bitcoin toplam piyasanın %47,8'ini, Ethereum ise %15,5'ini oluşturmaktadır. Bitcoin ve Ethereum'un kripto para piyasasına genel olarak hakim olduğu görülmektedir.



Şekil 2.8 Kripto Para Birimleri Toplam Piyasa Değeri

Kaynak: Coinmarketcap

Kripto para birimlerinin toplam piyasa değerinin tarihsel gelişimi Şekil 2.8’de görülmektedir. Toplam piyasa değerinin 2020 yılından sonra hızlı bir şekilde yükseldiği görülmektedir.



Şekil 2.9 Kripto Para Birimleri Toplam Piyasa Değeri Yüzdesi

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.9 kripto para birimlerinin toplam piyasa değerlerine göre yüzdelere göstermektedir. Bitcoin’in toplam piyasa değeri üzerindeki yüzdesinin ilerleyen yıllarda azaldığı görülmektedir.

2.4.1. Bitcoin

Kripto para birimlerinin tarihçesine baktığımızda Bitcoin'den önce bu alanda yapılmış olan çalışmalar bulunmaktadır. 1983 yılında Davit Chaumian protokollerde kullanılabilecek ilkel kriptografi yönteminin şifreleme işlemini ortaya çıkarmıştır. Sistem koruma sağlamasına rağmen merkeze güven ihtiyacı bulunduğu için başarısız olmuştur. Wei Dai, 1998 yılında B-Money adıyla merkezileşmemiş para oluşturma teorisini ilk olarak önermiştir. Ancak uygulaması başarısız olmuştur. Han Finney, 2005 yılında PoW terimini ortaya atmıştır ancak başarılı olamamıştır. Geçmişte yapılan bu çalışmalardan sonra (Nakamoto, 2008) devrim olarak değerlendirilen Bitcoin'i duyurmuştur. Kullanılmaya ise 3 Ocak 2009 yılında başlanmıştır. Bitcoin kullanılan ilk kripto para birimi olma özelliğine sahiptir (ICRYPEX).

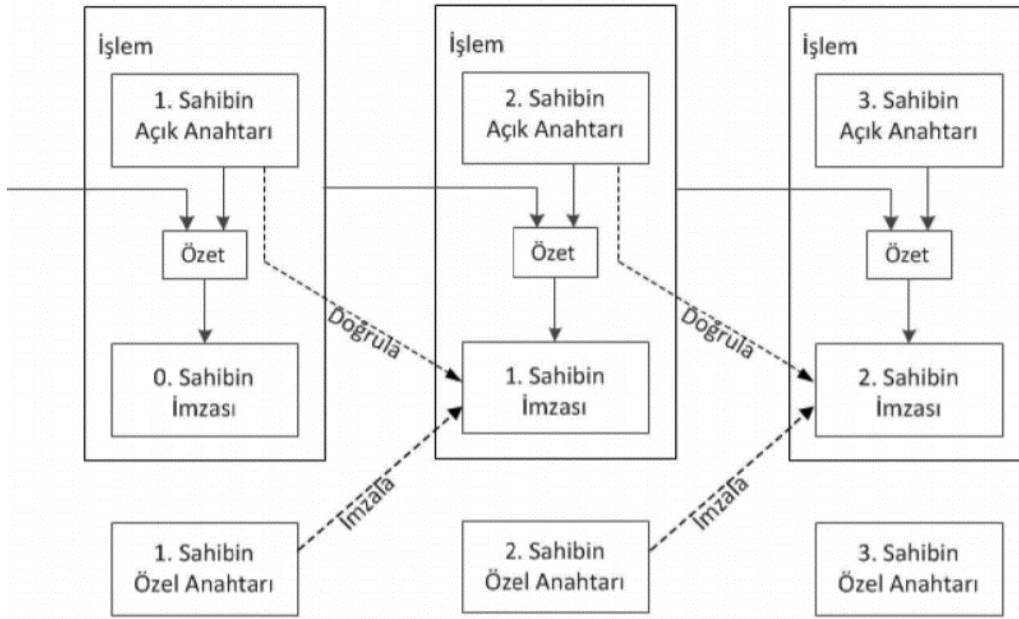
Bitcoin'in merkezi bir otoriteye ya da aracı kuruma bağlı olmadan kullanılmaktadır. Bitcoin'le birlikte gerçek kişi ve kurumlar internet aracılığıyla para transferi ve harcama yapabilmektedir (Eğilmez, 2013). Bitcoin açık kaynak kodludur, bilgisayar ve akıllı telefonlar ile kolayca erişilmektedir. Bitcoin geleneksel para birimlerinin aksine tamamen sanal paradan oluşmaktadır (Antonopoulos, 2014).



Şekil 2.10 Bitcoin Logo
Kaynak: Bitcoin

Bitcoin'in logosu Şekil 2.10'da görülmektedir. Bitcoin, sekiz basamağa kadar bölünebilmektedir. En küçük basamağına Satoshi denilmektedir (Çarkacıoğlu, 2016: 11). Bitcoin kullanılmaya başlanan ilk kripto para olduğu için 1. nesil blok zinciri olarak adlandırılmaktadır (Bitlo).

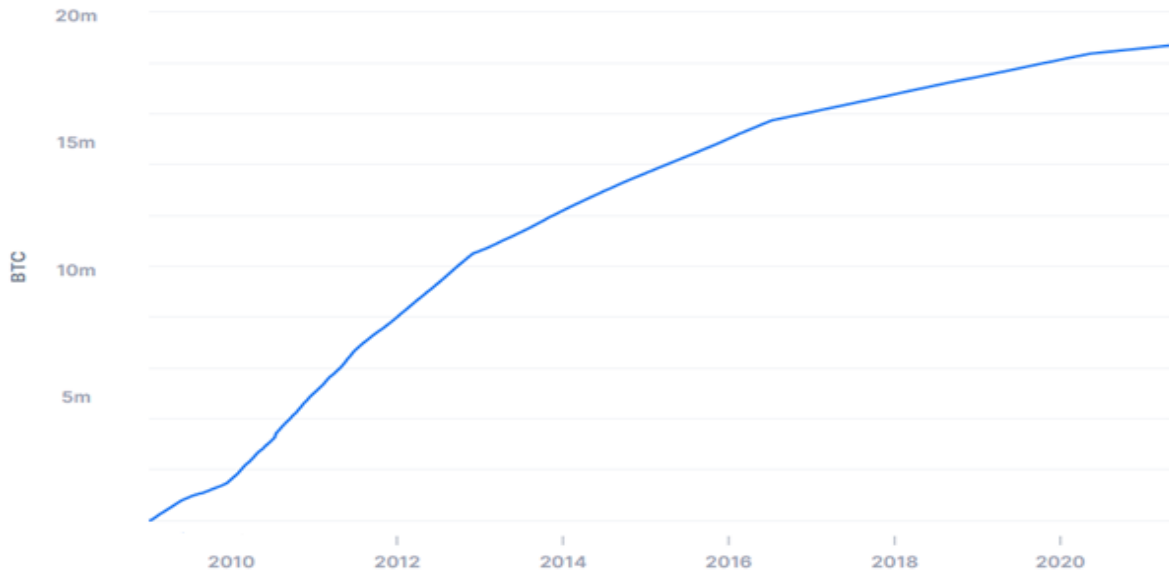
Bitcoin, SHA-256 güvenlik algoritma yöntemini kullanmaktadır. SHA-256 algoritmasında veriden bağımsız özet değeri 256-bit (32 byte) olarak oluşmaktadır (Çarkacıoğlu, 2016: 21). Bitcoin'in kullanılabilmesi için Bitcoin cüzdanına sahip olunması gerekmektedir. Bitcoin cüzdanında güvenlik; özel, gizli ve açık anahtar ile sağlanmaktadır. Açık anahtar, Bitcoin cüzdanının adresidir ve bu adrese başka cüzdanlardan Bitcoin transfer edilebilmektedir. Farklı bir cüzdana Bitcoin transfer işlemi için ise özel anahtarın kullanılması gerekmektedir (Bitlo).



Şekil 2.11 BTC Transfer İşlem Örneği

Kaynak: Bitcoinhaber

Şekil 2.11’de Bitcoin transfer süreci görülmektedir. Transfer sürecinde kullanıcı dijital imza kullanarak bir önceki işlemin özetini ve açık anahtarını imzalayarak transferi gerçekleştirmektedir (Nakamoto, 2008: 6).



Şekil 2.12 Dolaşımdaki Bitcoin Sayısı Grafiği

Kaynak: Blockchain

Sistemdeki Bitcoin sayısı 21 milyon ile sınırlandırılmıştır ve tamamının 2140 yılında çıkarılmış olması beklenmektedir (Özel, 2020). 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımdaki Bitcoin sayısı 18 milyon 697’dir. Şekil 2.12’de 3 Mayıs 2021’e kadar çıkarılan Bitcoin sayısı

görülmektedir. Bitcoin'i geleneksel para birimlerinden farklı kılan nedenlerden birisi de sınırlı sayıda olmasıdır. Bitcoin'in yaklaşık %89'u 11 yıl içerisinde çıkarılmıştır ancak kalan %11'lik kısmının 2140 yılında çıkarılacağı öngörülmesinin sebebi Halving sisteminin kullanılmasıdır. Bitcoin'in değerinin hızla yükselmesiyle birlikte Bitcoin madenciliğine olan ilgi artmaktadır. Madencilik sisteminde çeşitli matematiksel işlemler yaparak ödül sistemi ile kullanıcılar Bitcoin kazanmaktadır. Ancak (NTV) haberine göre, madencilik işlemlerinde yüksek enerji tüketimi nedeniyle çevreye zarar vererek iklimleri olumsuz etkilemektedir.



Şekil 2.13 BTC Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.13'te görüldüğü üzere Bitcoin'in 2020 yılından sonra değeri sürekli artmaktadır. Son yıllarda Tesla gibi küresel şirketlerin yüksek miktarda Bitcoin alarak bu işlemi duyurmuş olması 2020 yılından sonra Bitcoin'in değerinin artmasında etkili olduğu bilinmektedir (Cnbc).



Şekil 2.14 BTC Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.14'te görüldüğü üzere Bitcoin 3 Mayıs 2021 itibariyle 1,056,264,398,834 dolar piyasa değerine ulaşmıştır. Bitcoin, kripto para birimleri arasındaki en yüksek fiyat ve piyasa değerine sahiptir.

2.4.2. Ethereum

Ethereum, (Buterin, 2014) tarafından geliştirilerek duyurulmuş ve 30 Temmuz 2015 tarihinde kullanılmaya başlanmıştır. Ethereum; açık kaynaklı, programlanabilir, merkezi sistemden uzak ve tamamen dijital olarak kullanılan blok zinciri sistemidir. Ethereum'un kripto para birimi Ether (ETH)'dir (Ethereum). Şekil 2.15'te ETH logosu gösterilmiştir.



Şekil 2.15 ETH Logosu

Kaynak: Ethereum

Ethereum, Bitcoin'in sahip olduğu özelliklerin birçoğuna sahip olmasına rağmen farklı özellikleri de bulunmaktadır. Bitcoin'de 10 dakika ile sınırlandırılmış olan blok oluşturma süresi, Ethereum'da 15 saniyeye indirilmiştir (ICRYPEX). Ethereum blok zinciri Bitcoin'e göre daha gelişmiş bir sistemdir ve Ethereum ile yeni altcoinler üretilebilmektedir (Bitlo). Ethereum'u Bitcoin'den ayıran belirgin özelliklerinden biri de sistem içerisinde kod yazma imkanının bulunmasıdır. Bu özelliği ile akıllı kontrat uygulamalarında Solidty programı

kullanılarak kod yazımı sağlanmaktadır. Bu sayede akıllı kontrat ile transfer işlemleri otomatikleştirilebilmektedir (bfmedia). Akıllı sözleşmeler, Ethereum Sanal Makinesi (EVM) yardımıyla çalışmaktadır (Ünal ve Uluyol, 2020: 171). EVM, Ethereum ağında kullanılan tüm kullanıcıları birbirine bağlayan ve işlemlerin gerçekleştirilmesini sağlayan sistemdir. EVM, akıllı kontrat sistemindeki kayıtların kopyalanmasını ve işlenmesini sağlayarak güvenliği arttırmaktadır (Bitik).

Ethereum madenciliğinde CPU yerine GPU ile uygulama yapılmaktadır. GPU uygulaması ile ASIC yerine standart bilgisayar kullanımı ön plana çıktığı için merkezilikten uzaktır (Güven ve Şahinöz, 2018: 104). ETH madenciliğinde matematiksel problemi ilk olarak çözüp bloğun çıkarıldığını ağda duyurarak ödül kazanmaktadır. ETH madencilikte Ethash algoritmasını kullanmaktadır. ETH blok zinciri PoW sistemini kullanmaktadır ancak ETH 2.0'ın faaliyete geçmesiyle birlikte PoS sistemine geçiş yapılması planlanmaktadır (Coinmarketcap).

ETH madenciliğinde toplam arz sınırı bulunmamaktadır (Binance Academy). 3 Mayıs 2021 tarihi itibarıyla dolaşımdaki ETH sayısı 115,713,634'tür (Coinmarketcap).



Şekil 2.16 ETH Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.16'da görüldüğü üzere ETH fiyatı BTC'de olduğu gibi 2020 yılından sonra artış trendine girmiştir. 3 Mayıs 2021 itibarıyla ETH fiyatı 2,946.94 \$ olduğu görülmektedir. ETH, kripto para piyasasının %15.5'ini oluşturmaktadır. BTC ve ETH kripto para piyasasının çoğunluğunu oluşturduğu için BTC ve ETH fiyatlarında meydana gelen dalgalanmalar kripto para piyasalarının genelini etkilemektedir.



Şekil 2.17 ETH Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

ETH'nin toplam piyasa değeri, fiyatıyla birlikte artarak devam etmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle 342,328,186,389 \$ toplam piyasa değeri bulunmaktadır.

2.4.3. Ripple

Ripple, 2012 yılında Jed McCaleb ve Chris Larsen tarafından geliştirilerek kullanıma sunulan teknoloji sistemidir. Ripple teknolojisinin kripto para birimi XRP'dir (Paribulog). Ripple günümüzde kullanılan para transferi sistemlerine rakip olarak ortaya çıkmıştır. Çok hızlı ve ucuz para transferi işlemleri yapılmaktadır ve SWIFT sistemine göre daha hızlıdır (BtcTurk). Ripple sisteminde işlemler ortalama dört saniye sürmektedir böylece Bitcoin ve Ethereum'a göre çok daha hızlı işlem yapılmaktadır (Androidauthority).



Şekil 2.18 Ripple ve XRP Logosu

Kaynak: Ripple

Şekil 2.18'de Ripple ve XRP logosu görülmektedir. Ripple genel olarak aşağıdaki özelliklere sahiptir (Paribu; Bitlo):

- Çok hızlı ve düşük maliyet ile uluslararası para transferi sağlamaktadır.

Ripple, Bitcoin'in aksine merkezi sisteme dayanmaktadır. Değeri bir şirkete dayanmaktadır.

XRP toplam arz sayısı 100 milyondur ve madenciliği yapılmamaktadır (Güven ve Şahinöz, 2018: 117). XRP işlemlerin doğrulanması için Ripple Protokol Mutabakat Algoritması (RPCA) kullanılmaktadır. Ripple bu algoritmayı kendine özel olarak tasarlamıştır (Binanceacademy). Piyasada kullanımda olan 45,404,028,640 adet XRP bulunmaktadır (Coinmarketcap).



Şekil 2.19 XRP Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.19’da görüldüğü üzere XRP fiyatından dalgalanmalar görülmektedir. 2018 yılında en yüksek değerini görmüştür. 3 Mayıs 2021 itibariyle 1.56 \$ fiyatı bulunmaktadır.



Şekil 2.20 XRP Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.20’de görüldüğü üzere XRP toplam piyasa değeri 70,933,008,677 \$’dır. Toplam piyasa değeri 2018 yılının gerisindedir.

2.4.4. Cardano

Cardano, Charles Hoskinson tarafından kurulmuş ve 2017 yılında kullanılmaya başlanmıştır. Cardano Vakıf, IOHK ve Emurgo olmak üzere üç oluşumun desteğini alarak kurulmuştur. Haskell programlama dili kullanılarak kodlanmıştır (İnternet Archive). Cardano'nun akademik yöntemler kullanılarak oluşturulduğu için bilimsel yöntemlerle desteklenmektedir (Binanceacademy).



Şekil 2.21 ADA Logosu
Kaynak: Cardano

Cardano, ADA kripto para birimini kullanmaktadır. Şekil 2.21'de ADA logosu görülmektedir. Ödeme ve denetleme olarak iki kısımdan oluşan bir sistem kullanılmaktadır. Cardano'nun Deдалus isminde özel bir cüzdanı bulunmaktadır. Bu cüzdan sistemi ile fiziki kartlara para transferi ve fiziki paraya çevirime işlemi yapılabilmektedir. Cardano, Ouroboros algoritması üzerinden PoS yöntemini kullanmaktadır (Cointurk; Bitpanda). Cardano, PoS yöntemini kullandığı için Token'lar madencilik yapılarak çıkarılmamaktadır (Coinkolik). ADA'nın toplam arzı 45 milyon, dolaşımdaki miktarı ise 31,948,309,441'dir (Coinmarketcap).



Şekil 2.22 ADA Fiyat Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.22’de görüldüğü üzere ADA kullanıma sunulduğu dönemde yüksek fiyatlara sahipken ilerleyen dönemlerde düşüş görülmektedir. 2020 yılından sonra ise diğer kripto para birimlerinde olduğu gibi artış görülmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle 1.33 \$ fiyatı bulunmaktadır.



Şekil 2.23 ADA Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.23’te görüldüğü üzere ADA piyasa değerinin 2020 yılından sonra arttığı görülmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 31,948,309,441 ADA bulunmaktadır.

2.4.5. Litecoin

Litecoin, Charlie Lee tarafından 2011 yılında kurulmuştur (Coinmarketcap). Litecoin, çok düşük maliyetler ile ödeme sağlayan eşler arası kripto para olarak tanımlanmaktadır. LTC ismiyle kripto para birimi bulunmaktadır (Litecoin). Şekil 2.24’ te LTC logosu görülmektedir.



Şekil 2.24 LTC Logosu

Kaynak: Litecoin

LTC’nin genel olarak Bitcoin ile aynı özellikleri bulunmaktadır. Bitcoin gibi açık kaynaklıdır ve merkezi otorite tarafından yönetilmemektedir. İşlem süresinin kısalması ve Scrypt algoritmasını kullanması ile Bitcoin’den farklılaşmaktadır (Güven ve Şahinöz, 2018: 119). LTC madencilik faaliyetleri için ASIC kullanımı gereklidir. Zorluk seviyesi arz-talebe

göre belirlenerek denge sağlanmaktadır (ICRYPEX). Litecoin toplam arzı 84,000,000 LTC'dir ve 3 Mayıs 2021 itibariyle 66,752,415 LTC dolaşımında bulunmaktadır.



Şekil 2.25 LTC Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.25'te görüldüğü üzere LTC fiyatı dönem dalgalanmalar göstermiştir. 2020 yılından sonra artış trendine girdiği görülmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 267.72 \$'dır.



Şekil 2.26 LTC Piyasa Değeri

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.26'da görüldüğü üzere LTC'nin toplam piyasa büyüklüğü 2020 yılından sonra tekrar artışa geçmiştir. 3 Mayıs 2021 itibariyle 17,894,161,750 \$ toplam piyasa büyüklüğü bulunmaktadır.

2.4.6. Bitcoin Cash

Bitcoin Cash, 2017 yılında Bitcoin'in çatallanmasından oluşan kripto para birimidir (Bitcoincash; Kwon vd., 2019: 935). Bitcoin Cash'i, Bitcoin'den ayıran genel özellikler; Bitcoin'deki ölçeklenebilirlik sorununa çözüm geliştirilmiş, bloklardaki kaydedilebilen işlem sayısı geliştirilmiş, blok büyüklükleri 1 MB iken geliştirilerek 8MB olarak düzenlenmiştir (Cointral). Genel olarak Bitcoin'e göre daha hızlı, güvenli ve ucuz olduğu bilinmektedir (Coinkolik). Şekil 2.27'de BCH logosu görülmektedir.



Şekil 2.27 BCH Logosu
Kaynak: Bitcoincash

BCH madenciliğinde Bitcoin'de olduğu gibi madencilik yapan kullanıcılara yarılanma yöntemi ile ödül verilmektedir (Paribulog). BCH toplam arzı 21,000,000'dur. 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 18,725,256 adet bulunmaktadır.



Şekil 2.28 BCH Fiyat Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.28'de görüldüğü üzere BCH fiyatı ilk kurulduğu yıllarda 4,000 \$ iken ilerleyen yıllarda düşüş göstermiştir. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 972.02 \$ 'dır.



Şekil 2.29 BCH Piyasa Değeri Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.29’da görüldüğü üzere BCH toplam piyasa değerinde 2018 yılından sonra düşüş görülmektedir.

2.4.7. Stellar

Stellar, 2014 yılında Jed McCleb tarafından geliştirilerek 2017 yılında kullanılmaya başlanmıştır (Bitfeks). Kripto para birimi XLM’dir. Stellar, merkezi olmayan ve açık kaynak kodlu ağ ile çalışmaktadır (Stellar). Şekil 2.30’da XLM logosu görülmektedir.



Şekil 2.30 XLM Logosu
Kaynak: Stellar

Finans şirketleri arasında işleyişi sağlamak amacıyla XLM kullanmaktadır. Buradaki amaç merkezileşmeden insanlar ve finans şirketleri arasında hızlı bir şekilde para akışının sağlanmasıdır. XLM transfer işlemleri ortalama 5 saniye gibi kısa bir sürede yapılmaktadır. Transfer işlemleri kolay olmasından dolayı Ethereum gibi Stellar da ICO için önem arz etmektedir (Uzmancoin). Ukrayna hükümeti tarafından yapılan bir açıklamada devlet desteği ile çıkarılacak olan kripto para birimi için Stellar blok zinciri sistemini kullanacağını açıklamıştır (Coinkolik).

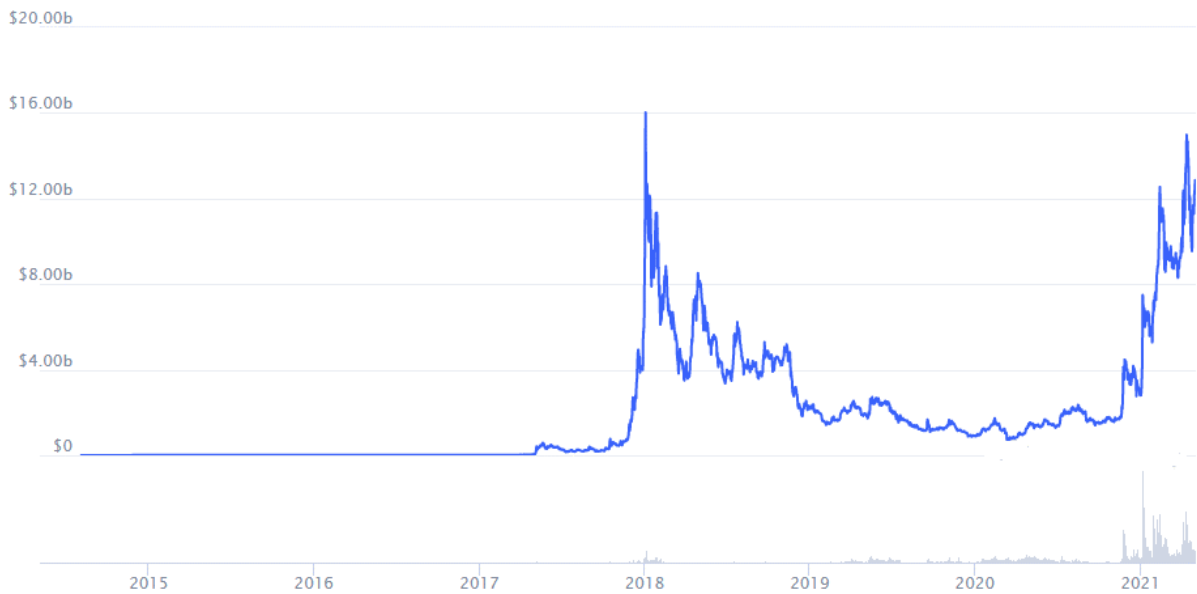
XLM madencilik sistemi ile çıkarılmamaktadır. Toplam arzı 50,001,806,812 XLM'dir (Coinmarketcap). 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 22,975,993,990 adet XLM bulunmaktadır.



Şekil 2.31 XLM Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.31'de görüldüğü üzere XLM fiyatı 2018 yılından sonra düşüş göstermiştir. Ancak 2020 yılından sonra fiyat artışı görülmeye başlanmıştır. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 0.5422 \$'dır.



Şekil 2.32 XLM Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.32'de görüldüğü üzere XLM toplam piyasa büyüklüğünde dönem dalgalanmalar oluşmaktadır. 3 Mayıs 2021 itibariyle toplam 12,497,477,173 \$ piyasa değeri bulunmaktadır.

2.4.8. Chainlink

Chainlink, 2017 yılında Sergey Nazarov ve Steve Ellis tarafından geliştirilerek kullanıma sunulmuştur. Chainlink'in kripto para birimi LINK olarak ifade edilmektedir. LINK, Ethereum blok zinciri sistemlerinden olan ERC-20 kullanılarak geliştirilmiş Token'dır (Paribulog). LINK akıllı kontrat aracılığıyla blok zinciri haricindeki bilgileri ağın içerisine güvenli bir şekilde dahil etmektedir (Cointral). Şekil 2.33'te LINK logosu görülmektedir.



Şekil 2.33 LINK Logosu
Kaynak: Chainlink

LINK madenciliği yapılamamaktadır. LINK arzı şirket tarafından yönetilmektedir. Toplam LINK arzı 1,000,000,000'dur. 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 419,009,556 adet LINK bulunmaktadır.



Şekil 2.34 LINK Fiyat Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.34'te görüldüğü üzere LINK fiyatı 2020 yılından sonra hızla yükselmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 39.34 \$'dır.



Şekil 2.35 LINK Piyasa Değer Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.35'te görüldüğü üzere LINK toplam piyasa değeri de 2020 yılından sonra hızlı yükselmektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle 16,511,305,062 \$ toplam piyasa değeri bulunmaktadır.

2.4.9. Tron

Tron (TRX), 2017 yılında Justin Sun tarafından kurulmuştur. Tron ismini Singapur'da bulunan Tron Vakfı'ndan almaktadır (Tron; Coinmarketcap). TRON, ilk olarak Ethereum blok zinciri sistemini kullanan Token olarak oluşturulmuştur. Ancak 2018 yılında kendi ağını kurarak Ethereum ağını kullanan Token'ler yok edilmiştir (Coinmarketcap).

Dijital eğlence platformları üzerinde etkili olmayı hedefleyen TRX; merkezileşme olmadan, ödül sisteminin eşit pay edilmesini amaçlayan bir kripto para birimidir. PoS yöntemini kullanmaktadır (Koinbülteni). Şekil 2.36'da TRX logosu görülmektedir.



Şekil 2.36 TRX Logosu
Kaynak: Tron

TRX, toplam arz sınırı bulunmamaktadır. 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 71,659,657,369 adet TRX bulunmaktadır.



Şekil 2.37 TRX Fiyat Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.37’de görüldüğü üzere TRX, 2018 yılından sonra düşüş trendine girmiş ve 2020 yılına kadar yatay seyrederek 2020 yılından sonra fiyat artışı görülmüştür. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 0.1272 \$’dır.



Şekil 2.38 TRX Piyasa Değeri Grafiği

Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.38’de görüldüğü üzere TRX toplam piyasa değeri, fiyat grafiğinde olduğu gibi 2020 yılından sonra artış göstermektedir. 3 Mayıs 2021 itibariyle 9,123,720,421 \$ piyasa değeri bulunmaktadır.

2.4.10. Dogecoin

Dogecoin (DOGE) 2013 yılında Billy Markus ve Jackson Palmer tarafından kurulmuştur. İlk olarak “eğlenceli, şaka kripto para” fikirleriyle tanıtılmıştır. Bitcoin’den daha fazla kullanıcıya ulaşmayı hedeflemektedir. DOGE açık kaynaklı eşler arası kripto para birimi olarak ifade edilmektedir. Litecoin’in blok zinciri sistemini kullanmaktadır (Dogecoin; Academybinance).



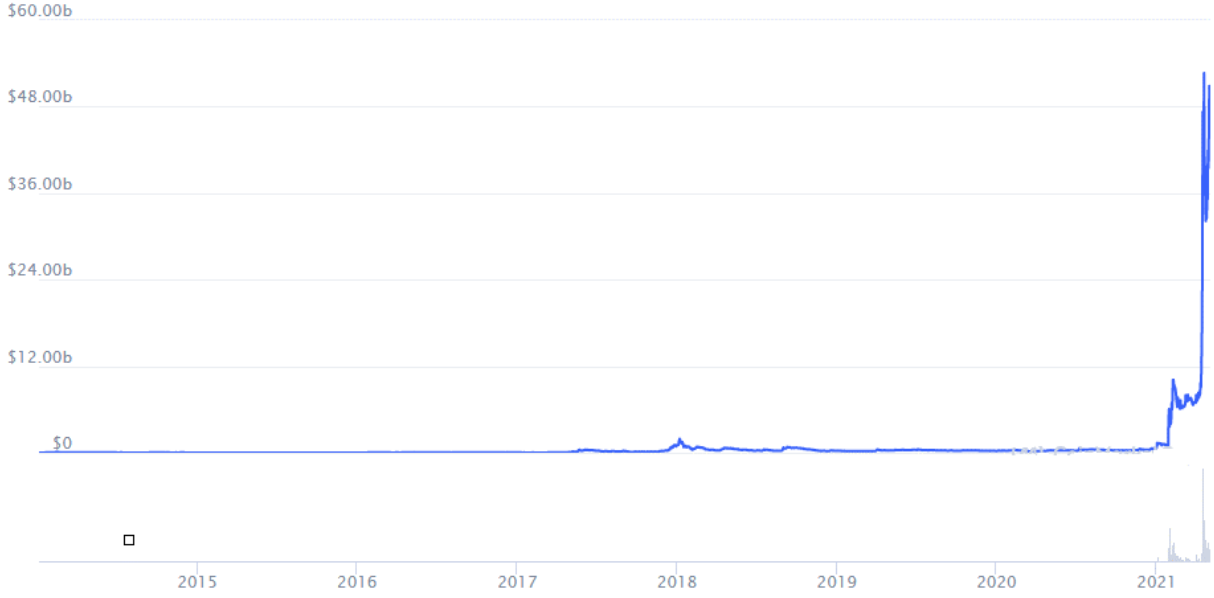
Şekil 2.39 DOGE Logosu
Kaynak: Dogecoin

Şekil 2.39’da DOGE Logosu görülmektedir. DOGE ödeme ve transfer işlemlerinde çok hızlıdır. Toplam arz miktarın da sınırlama bulunmamaktadır (Ghaiti, 2021). 3 Mayıs 2021 itibariyle dolaşımda 129,433,561,915 adet DOGE bulunmaktadır.



Şekil 2.40 DOGE Fiyat Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.40’ta görüldüğü üzere DOGE fiyatı kurulduğu dönemden 2020 yılı sonuna kadar yatay seyretmektedir. 2021 yılından sonra çok büyük sıçrama göstermiştir. 3 Mayıs 2021 itibariyle fiyatı 0.3809 \$’dır. DOGE kripto para biriminin son dönemlerde popüler olmasında ve fiyatının hızla yükselmesinde Elon Musk gibi ünlü isimlerin sosyal medya platformları aracılığıyla olumlu görüş bildirmeleri etkili olmuştur (Habertürk).



Şekil 2.41 DOGE Piyasa Değeri Grafiği
Kaynak: Coinmarketcap

Şekil 2.41 'de görüldüğü üzere DOGE, piyasa değeri de hızla yükselerek 3 Mayıs 2021 itibariyle 49,621,367,346 \$ toplam piyasa değerine ulaşmıştır.

2.5. Literatür Taraması

Literatürde simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modellerinin kullanıldığı bazı çalışmalar yıl önceliğine göre sıralanarak Tablo 2.5'te özetlenmiştir.

Tablo 2.5 Literatür Taraması

Yazarlar	Kullanılan Model	Veri Seti	Sonuç
(Mazıbaş, 2005)	GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH	1997-2003 dönemi, İMKB Bileşik, Mali, Hizmet ve Sınai endeklerindeki volatilité incelenmiştir.	Tahmin sonucunda, İMKB endekslerinde asimetri ve kaldıraç etkisinin olduğu belirlenmiştir.
(Yıldız, 2016)	ARCH, GARCH, TGARCH, GARCH-M, EGARCH, PARCH, CGARCH	2000-2009 dönemi, BİST hizmet, mali ve sınai endekleri volatilitesi tahmin edilmiştir.	Tahmin sonucunda, BİST endekslerinde asimetri ve kaldıraç etkisinin olduğu belirlenmiştir.
(Dyhrberg, 2016)	GARCH, EGARCH	19.06.2010-22.05.2015 dönemi, altın fiyatı ve dolar kurunu kullanarak BTC için analiz yapılmıştır.	BTC'nin piyasadaki olumsuz şoklardan korunmak için ideal yatırım olabileceği sonucuna ulaşılmıştır.
(Katsiampa, 2017)	GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH, ACGARCH	18.06.2010-01.10.2016 dönemi, BTC kripto para birimi tahmin edilmiştir.	Çalışma sonucunda en anlamlı sonuçları CGARCH modeli ile elde edilmiştir. Tahmin sonucunda BTC hem kısa hem de uzun dönemde koşullu varyans bileşenine sahiptir.
(Chu vd., 2017)	SGARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, IGARCH, CSGARCH, GARCH, AVGARCH, NGARCH, NAGARCH, ALLGARCH	22.06.2014-17.05.2017 dönemi, BTC, DASH, DOGE, LTC, MAID, XMR, XRP kripto para birimleri tahmin edilmiştir.	Çalışma sonucunda IGARCH ve TGARCH modelleri ile en iyi sonuçlar elde edilmiştir.
(İçellioğlu, 2018)	Johansen Testi, Granger Nedensellik Testi	29.04.2013-22.09.2017 dönemi, BTC ile USD, EU, JPY GBP, CYN arasındaki eşbütünleşme ve nedensellik ilişkisi test edilmiştir.	BTC ile incelenen döviz kurları arasında nedensellik bulunamamıştır. BTC kısa ve uzun dönemde bağımsız hareket etmektedir.
(Ertuğrul, 2019)	ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH	2010-2018 dönemi, BTC ve XRP kripto para birimleri tahmin edilmiştir.	Çalışmada en başarılı sonuçları veren TGARCH modeli tahmin sonuçlarına göre, kripto para fiyatlarında büyük oynaklıkların olduğu dönemlerle volatilitenin yüksek olduğu dönemler örtüşmektedir.

Tablo 2.5'in devamıdır.

(Korkmaz vd., 2019)	ARCH, GARCH, TGARCH, GARCH-M, E-GARCH, IGARCH AP-GARCH, CGARCH	24.08.2016-05.07.2018 dönemi, Kripto para birimlerinin volatilité yapısı GARCH modelleri kullanılarak karşılaştırılmıştır.	BTH ve ETH şokların volatilité üzerinde kalıcı ve pozitif şokların etkisinin negatif şokların etkisinden fazla olduđu, XRP için ise şokların volatilité üzerindeki etkisinin geçici ve kısa dönemli olduđu sonucuna ulaşılmıştır.
(Kayral, 2020)	GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH, ACGARCH	2015-2018 dönemi, BTC, ETH, XRP kripto para birimleri tahmin edilmiştir.	XRP için kaldıraç etkisinin olduđu, BTC ve ETH için volatilité üzerindeki pozitif şokların etkisinin negatif şoklara göre daha fazla etkiye sahip olduđu sonucuna ulaşılmıştır.
(Söylemez, 2020)	ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH, APARCH, CGARCH	2013-2019 dönemi, BTC kripto para birimi tahmin edilmiştir.	Çalışma sonucunda en anlamlı sonuçları EGARCH modeli kullanılarak elde edilmiştir. Tahmin sonucunda BTC fiyatında meydana gelen negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduđu tespit edilmiştir.
(Teker, 2020)	ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH	31.06.2017-03.04.2019 dönemi BTC tahmin edilmiştir.	BTC volatilitésini en iyi GARCH modeli açıkladıđı sonucuna ulaşılmıştır.
(Şahin ve Özkan, 2020)	ARCH, GARCH, ARCH-M, EGARCH, TARCH	01.01.2015-11.02.2018 dönemi BTC tahmin edilmiştir.	En iyi sonuçlar TARCH modeli kullanılarak elde edilmiştir.
(Koy, 2021)	GARCH, EGARCH, TARCH	2016-2019 dönemi, Kripto paraların volatilité modelin ABD Borsa Endekslerinin Yeri; BTC uygulaması tahmin edilmiştir.	ABD Borsa Endekslerinden SP500, Nasdaq100 ve Dow Jone Industrial varyans deđişkeni olarak varlığı araştırılmıştır. En anlamlı sonuçları endekslerle geliştirilmiş EGARCH modeli vermiştir. Modeli sonucunda asimetri etkisi olduđu sonucuna ulaşılmıştır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

3.1. Veri Seti

Çalışmada 10 farklı kripto para birimi kullanılmıştır. Kullanılan kripto para birimleri piyasa büyüklüğü ve fiyatı yüksek olanlar arasından seçilmiştir. Kripto para birimlerinin değerleri 2017 öncesinde yatay hareket ettiği için 2017 sonrası baz alınmıştır. İlgili değişkenlere ait veriler Investing üzerinden elde edilmiştir. Tablo 3.1’de incelenen kripto para birimleri hakkında bazı bilgiler yer almaktadır.

Kripto para birimleri test edilmeden önce getiri serisi haline getirilmiştir. Getiri serisi haline çevirirken literatürde yaygın olarak kullanılan $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ yöntemi kullanılmıştır. R_t t günü getiri değeri, P_t t günü kripto para günlük kapanış fiyatını, P_{t-1} , t-1 günündeki kripto para günlük kapanış fiyatını göstermektedir.

Çalışmanın bu bölümünde BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, LINK, XLM, TRX, DOGE kripto para birimleri Tablo 3.1’de belirtilen örneklem hacmi kullanılarak incelenmiştir. Çalışmada kullanılan kripto para birimleri arasında ARCH etkisi olan getiri serilerinde, simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak değişkenlerin volatiliteleri analiz edilmiştir. Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara otokorelasyon ve ARCH LM testleri yapılarak koşullu değişen varyans modellerinin sonuçları değerlendirilmiş ve anlamlı sonuçlar elde edilen modeller arasında hangi modelin daha iyi sonuç verdiği Akaike (AIC) ve Schwarz (SIC) bilgi kriterleri ile Log-Olabilirlik (LL) değerlerine göre karar verilmiştir.

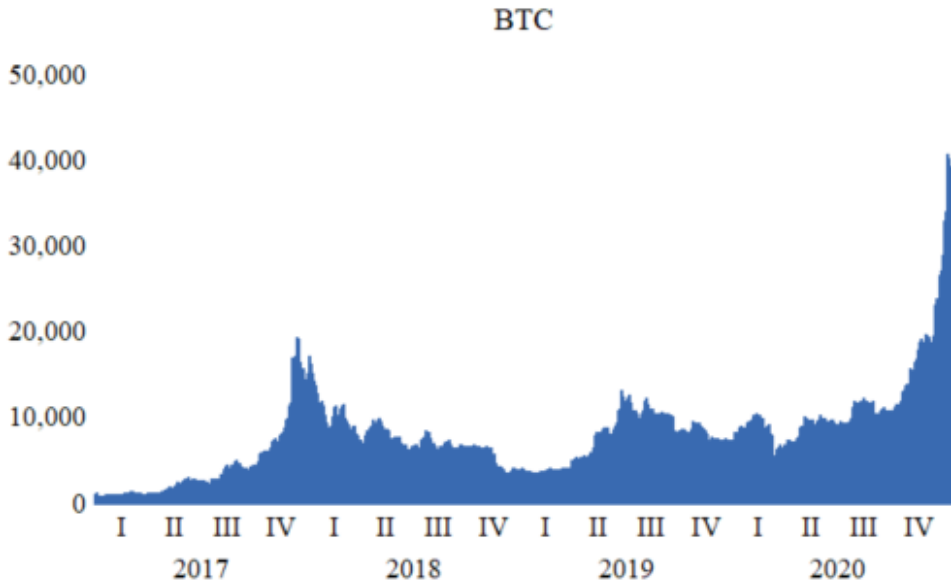
Çalışmada kullanılan koşullu değişen varyans modellerinin gecikme uzunlukları; model seçim kriterleri, t istatistikleri ve modelin kısıtları dikkate alınarak belirlenmiştir.

Tablo 3.1 İncelenen Kripto Para Birimleri Veri Seti

Seri	Kripto Para Birimi	Zaman Aralığı	N
Bitcoin	BTC	01.01.2017 - 16.01.2021	1477 / Günlük
Ethereum	ETH	01.01.2017 - 16.01.2021	1477 / Günlük
Ripple	XRP	01.01.2017 - 16.01.2021	1477 / Günlük
Cardano	ADA	01.01.2018 - 16.01.2021	1112 / Günlük
Litecoin	LTC	01.01.2017 - 16.01.2021	1477 / Günlük
Bitcoin Cash	BCH	04.08.2017 - 16.01.2021	1262 / Günlük
Chainlink	LINK	03.02.2018 - 16.01.2021	1079 / Günlük
Stellar	XLM	23.02.2017 - 16.01.2021	1424 / Günlük
Tron	TRX	15.11.2017 - 16.01.2021	1159 / Günlük
Dogecoin	DOGE	04.06.2017 - 16.01.2021	1323 / Günlük

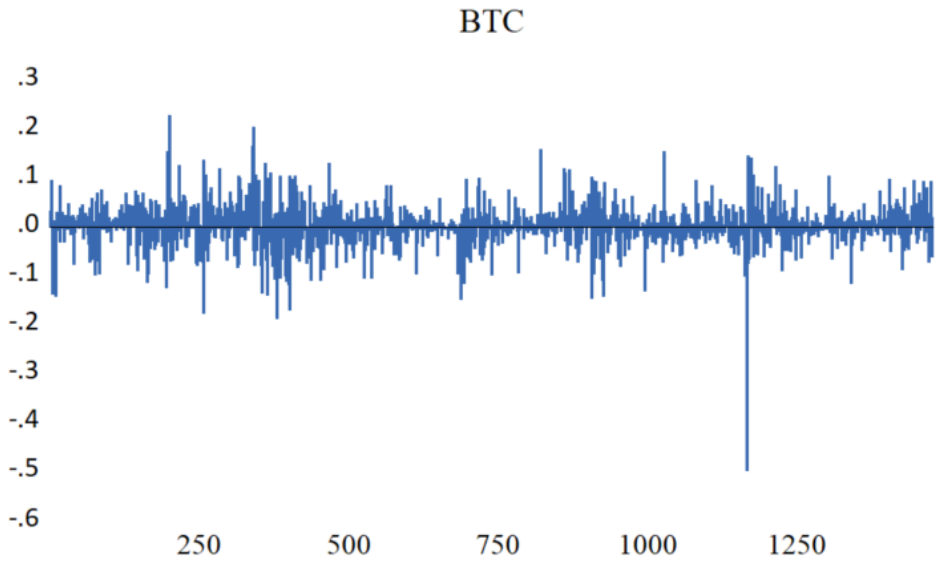
3.2. BTC Serisinin İncelenmesi

BTC serisi için 01.01.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



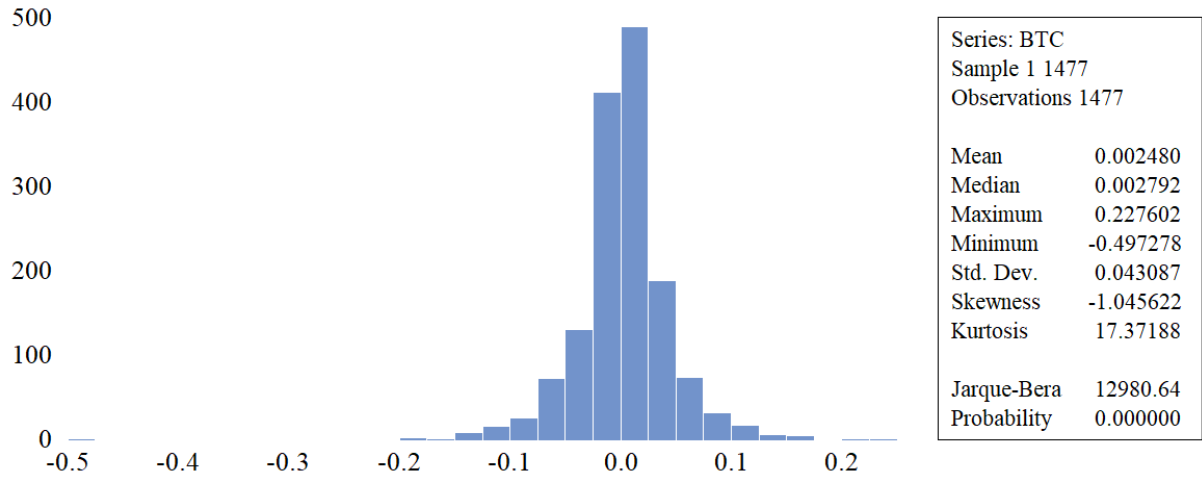
Şekil 3.1 BTC Serisi Grafiği

Şekil 3.1’de görüldüğü üzere BTC değerinde dönem dönem dalgalanmaların olduğu, 2020 yılından sonra ise artış trendine girdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.2 BTC Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.2’de görüldüğü üzere BTC getiri serisi grafiğinde dönem dönem dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.3 BTC Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.3'teki BTC getiri serisinin 1477 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.2276 minimum getiri -0.4972'dir. Ortalamanın ise 0.0002 olduğu görülmektedir. BTC getiri serisi için Skewness değeri (-1.04) sıfırdan küçük olduğu için sola çarpık ve Kurtosis değeri (17.37) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması BTC getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.2.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.2 BTC Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-40.1649	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
	Test İstatistiği	-4.0151	0.0000
Sabit Terimli ve Trendli	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	
	Test İstatistiği	-4.0151	0.0000
PP Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değer
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-40.1258	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
	Test İstatistiği	-40.1129	0.0000
Sabit Terimli ve Trendli	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	
	Test İstatistiği	-40.1129	0.0000

BTC getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.2’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. BTC getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.2.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.3 BTC ARMA (2,0) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0024	0.0011	2.1197	0.0342
AR(1)	-0.0428	0.0175	-2.4454	0.0146
AR(2)	0.0482	0.0230	2.0964	0.0362

Tablo 3.3’te BTC getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (2,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.2.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.4 BTC ARCH Etkisinin Testi

Test		Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	8.1312	Olasılık F (1,1474)	0.0044
R ²	8.0976	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0044

Tablo 3.4'teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.2.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

BTC getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.5 BTC Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.1714 (0.5939)	0.0335 (0.7824)	
α_0	0.0015 (0.0000)	0.0006 (0.0000)	0.0016 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	
α	0.1717 (0.0000)	0.1493 (0.0000)	0.1106 (0.0000)	0.1424 (0.0000)	0.0380 (0.0000)
β		0.5993 (0.0000)		0.7997 (0.0000)	0.9619 (0.0000)
ARCH LM	(0.7574)	(0.8896)	(0.9543)	(0.7701)	(0.8776)
LB-Q(6)	(0.528)	(0.262)	(0.546)	(0.044)	(0.024)
LB-Q(10)	(0.454)	(0.339)	(0.460)	(0.104)	(0.069)
LB-Q(30)	(0.569)	(0.595)	(0.574)	(0.442)	(0.188)
LB-Q²(10)	(0.511)	(0.841)	(0.403)	(0.785)	(0.721)
LB-Q²(10)	(0.384)	(0.956)	(0.293)	(0.963)	(0.956)
LB-Q²(30)	(0.993)	(0.999)	(0.979)	(1.000)	(1.000)
LL	2563.982	2598.056	2566.320	2644.213	2536.035
AIC	-3.4698	-3.5146	-3.4716	-3.5758	-3.4332
SIC	-3.4518	-3.4931	-3.4500	-3.5507	-3.4189

Tablo 3.5'te yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli tahminleri parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M ve GARCH-M modelleri tahmin sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsızdır. BTC getiri serisi

için ARCH-M ve GARCH-M modelleri uygun olmadığı görülmektedir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan Ljung-Box-Q (LB-Q) ve Ljung-Box-Q² (LB-Q²) testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.2.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

BTC getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.6 BTC Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.6865 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	3.8806 (0.3839)	0.0024 (0.0000)
α	0.2221 (0.0000)	0.0897 (0.0000)	0.1200 (0.0000)	-0.0900 (0.0000)
β	0.9162 (0.0000)	0.7806 (0.0000)	0.7005 (0.0000)	-0.1617 (0.0000)
γ	-0.0543 (0.0000)	0.1217 (0.0000)	0.2020 (0.0000)	0.1576 (0.0000)
δ			3.1827 (0.0000)	
ρ				0.9444 (0.0000)
θ				0.1584 (0.5013)
ARCH LM	(0.9685)	(0.8848)	(0.7339)	(0.7859)
LB-Q(6)	(0.004)	(0.062)	(0.138)	(0.064)
LB-Q(10)	(0.011)	(0.137)	(0.259)	(0.133)
LB-Q(30)	(0.166)	(0.513)	(0.605)	(0.435)
LB-Q²(10)	(0.896)	(0.759)	(0.539)	(0.723)
LB-Q²(10)	(0.991)	(0.955)	(0.848)	(0.938)
LB-Q²(30)	(1.000)	(1.000)	(1.000)	(1.000)
LL	2644.461	2652.165	2654.509	2649.046
AIC	-3.5762	-3.5866	-3.5884	-3.5797
SIC	-3.5510	-3.5615	-3.5597	-3.5474

Tablo 3.6’da yer alan tahmin sonuçlarına göre EGARCH modeli sonucunda katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. EGARCH modelinde varyans denklemi logaritmik formda olduğu için katsayılar için pozitif olma koşulu bulunmamaktadır. Katsayılar negatif değer alabilmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı

olması volatilité üzerindeki Őokların asimetrik olduĐunu ifade etmektedir. Asimetriyi ifade eden katsayının negatif olması ise olumsuz Őokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu Őoklara gre daha fazla olduĐunu gstermektedir. TGARCH modeli tahmin sonucunda katsayıların %1 anlamlılık dzeyine gre istatistiksel olarak anlamlı olduĐu ve duraĐanlık koŐullarını yerine getirdiĐi grlmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeli sonucunda volatilité üzerindeki Őokların asimetrik olduĐunu gstermektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması, olumsuz Őokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu Őoklara gre daha fazla olduĐu grlmektedir. APARCH modeli sonucunda sabit dıŐındaki katsayılar %1 anlamlılık dzeyine gre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve duraĐanlık koŐullarının saĐlandığı grlmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısının %1 anlamlılık dzeyine gre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif deĐer alması kaldıraç etkisinin olduĐunu yani olumsuz Őokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu Őoklara gre daha fazla olduĐu sonucuna ulaŐılmaktadır. Gç parametresi 0'dan byk ve %1 anlamlılık dzeyine gre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli tahmini sonucunda %10 anlamlılık dzeyine gre istatistiksel olarak anlamsız parametre olduĐu grlmektedir. ρ parametresi 1'e yakın deĐer aldıĐı ve istatistiksel olarak anlamlı olduĐu grlmektedir. ACGARCH modelinde kaldıraç etkisini gsteren asimetri katsayısının pozitif çıkması kaldıraç etkisinin geçici olduĐunu gstermektedir.

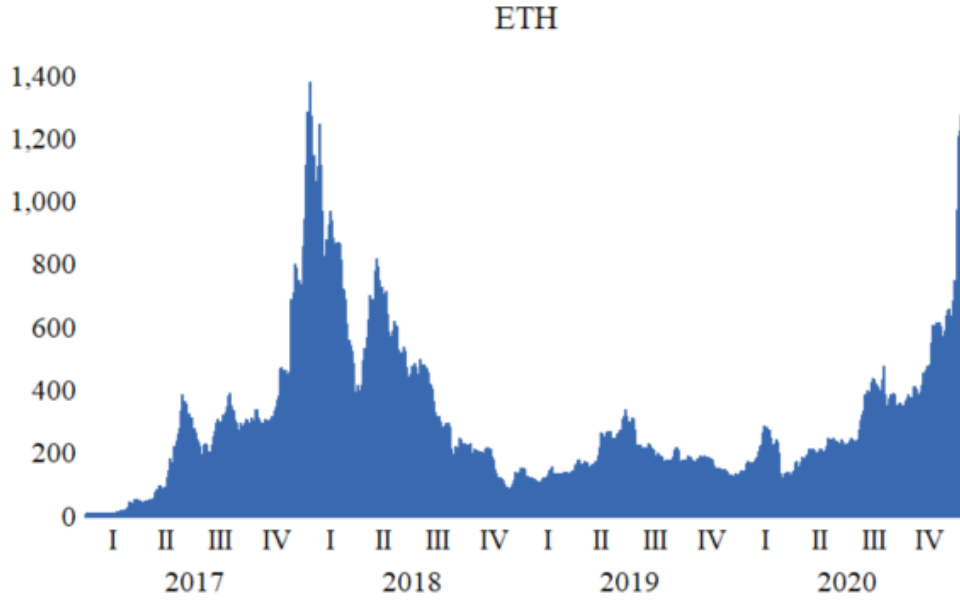
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gzlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gzlemlenmiştir.

3.2.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

BTC getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve duraĐanlık koŐullarını saĐlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL deĐerlerine gre karŐılaŐtırılarak BTC getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduĐuna karar verilmiştir. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık dzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduĐu, tahmin sonuçlarında artıklarda ARCH etkisi ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı grlmektedir. Sonuç olarak incelenen dnem için BTC getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduĐu yani negatif Őokların volatilité üzerindeki etkisinin pozitif Őoklara gre daha fazla olduĐu belirlenmiştir. Elde edilen analiz sonuçlarında, asimetrik modellerin simetrik modellere gre daha iyi sonuçlar verdiĐi grlmektedir.

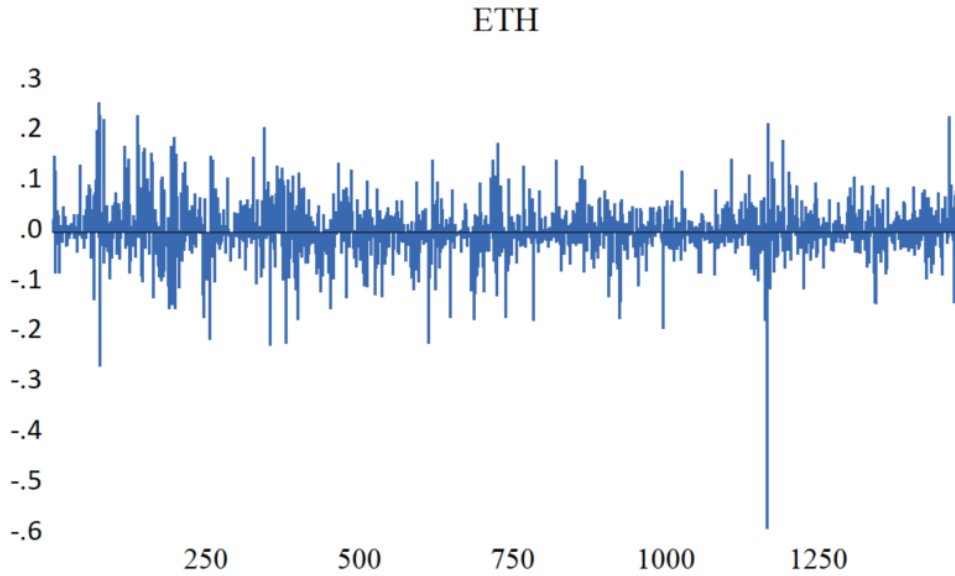
3.3. ETH Serisinin İncelenmesi

ETH serisi için 01.01.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



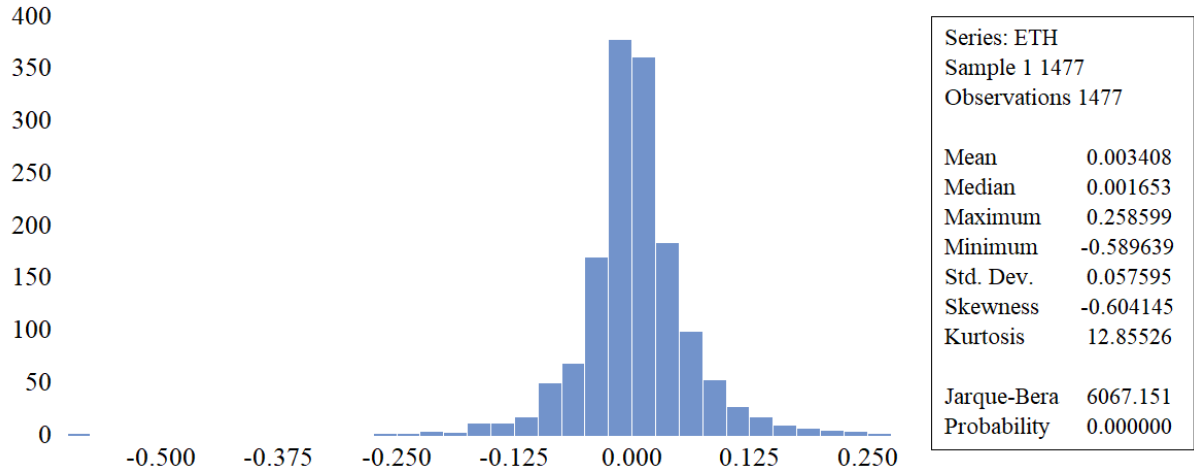
Şekil 3.4 ETH Serisi Grafiği

Şekil 3.4'te görüldüğü üzere ETH değerinin 2017 yılında sonra oynaklığın arttığı ve 2020 yılından sonra, 2017 yılındaki değerine yaklaşmakta olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.5 ETH Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.5'te görüldüğü üzere ETH getiri serisinde dönem dönem dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.6 ETH Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.6'daki ETH getiri serisinin 1477 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.2585 minimum getiri -0.5896'dır. Ortalama ise 0.0034'tür. ETH getiri serisi için Skewness değeri (-0.60) sıfırdan küçük olduğu için sola çarpık ve Kurtosis değeri (12.85) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması ETH getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.3.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.7 ETH Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-39.7049	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-39.7348	0.0000
	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	
PP Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-39.9228	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-39.9319	0.0000
	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	

ETH getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.7’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. ETH getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.3.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.8 ETH ARMA (2,1) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0035	0.0021	1.6254	0.1043
AR(1)	0.8453	0.0581	14.534	0.0000
AR(2)	0.0730	0.0180	4.0532	0.0001
MA(1)	-0.8850	0.0569	-15.5320	0.0000

Tablo 3.8’te ETH getiri serisi için minimum bilgi kriteri şartlarını sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (2,1) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.3.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.9 ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	Olasılık F (1,1474)	0.0000
R ²	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

Tablo 3.9'daki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.3.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

ETH getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.10 ETH Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.7668 (0.0001)	0.1368 (0.2803)	
α_0	0.0026 (0.0000)	0.0014 (0.0000)	0.0025 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.1719 (0.0000)	0.1493 (0.0003)	0.2553 (0.0000)	0.1293 (0.0000)	0.0579 (0.0000)
β		0.5993 (0.0000)		0.8035 (0.0000)	0.9420 (0.0000)
ARCH LM	(0.9767)	(0.8352)	(0.6169)	(0.6910)	(0.5522)
LB-Q(6)	(0.084)	(0.320)	(0.050)	(0.211)	(0.415)
LB-Q(10)	0.153)	(0.286)	(0.136)	(0.181)	(0.353)
LB-Q(30)	(0.127)	(0.242)	(0.097)	(0.265)	(0.330)
LB-Q²(10)	(0.011)	(0.124)	(0.015)	(0.202)	(0.315)
LB-Q²(10)	(0.022)	(0.235)	(0.037)	(0.461)	(0.631)
LB-Q²(30)	(0.317)	(0.475)	(0.361)	(0.478)	(0.947)
LL	2155.579	2127.313	2164.735	2223.564	2169.925
AIC	-2.9146	-2.8750	-2.9257	-3.0041	-2.9354
SIC	-2.8931	-2.8498	-2.9006	-2.9754	-2.9175

Tablo 3.10'da yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli tahmin sonuçları parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M modeli sonucunda ortalama denkleminde eklenen değiş-tokuş parametresi %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitifdir. Değiş-tokuş parametresinin pozitif

olması getiri ile getiri volatilitésinin pozitif ilişkili olduđunu yani risk arttıkça yatırımcılar için beklenen getirinin artması beklenmektedir. GARCH-M modeli sonucunda ortalama denklemde yer alan deđiş-tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduđu için yorumlanamamaktadır. ETH için GARCH-M modeli uygun deđildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durađanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduđunu göstermektedir

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktđğı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadđğı gözlemlenmiştir.

3.3.5. Asimetrik Koşullu Deđişen Varyans Modelleri Tahmini

ETH getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.11 ETH Asimetrik Koşullu Deđişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.5449 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0001 (0.1333)	0.0032 (0.0000)
α	0.2250 (0.0000)	0.1193 (0.0000)	0.1294 (0.0000)	0.1297 (0.0000)
β	0.9333 (0.0000)	0.8014 (0.0000)	0.7884 (0.0000)	0.1947 (0.0000)
γ	-0.0148 (0.0998)	0.0245 (0.1162)	0.0409 (0.3045)	-0.1842 (0.0000)
δ			2.2002 (0.0000)	
ρ				0.9281 (0.0000)
θ				0.1132 (0.0000)
ARCH LM	(0.9948)	(0.7318)	(0.6957)	(0.8929)
LB-Q(6)	(0.334)	(0.267)	(0.253)	(0.222)
LB-Q(10)	(0.289)	(0.206)	(0.193)	(0.170)
LB-Q(30)	(0.427)	(0.291)	(0.270)	(0.205)
LB-Q²(10)	(0.424)	(0.213)	(0.191)	(0.256)
LB-Q²(10)	(0.726)	(0.473)	(0.438)	(0.540)
LB-Q²(30)	(0.797)	(0.442)	(0.385)	(0.640)
LL	2219.681	2223.313	2223.392	2229.413
AIC	-2.9988	-3.0038	-3.0025	-3.0093
SIC	-2.9701	-2.9750	-2.9702	-2.9734

Tablo 3.11'de yer alan tahmin sonuçlarına göre EGARCH modeli sonucunda katsayıların %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduđu görülmektedir.

Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının negatif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda asimetri katsayısı dışındaki katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamsız olması TGARCH modeli tahminleri volatilité üzerindeki şokların asimetrik olmadığını göstermektedir. Asimetri katsayısı istatistiksel olarak anlamsız olduğu yorumlanamaz. ETH getiri serisi için TGARCH modeli uygun değildir. APARCH modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısı ve sabit katsayı dışındaki katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. APARCH modeli ETH getiri serisi için uygun değildir. ACGARCH modeli tahmin sonucunda parametreler %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ρ parametresi 1' e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modeli asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

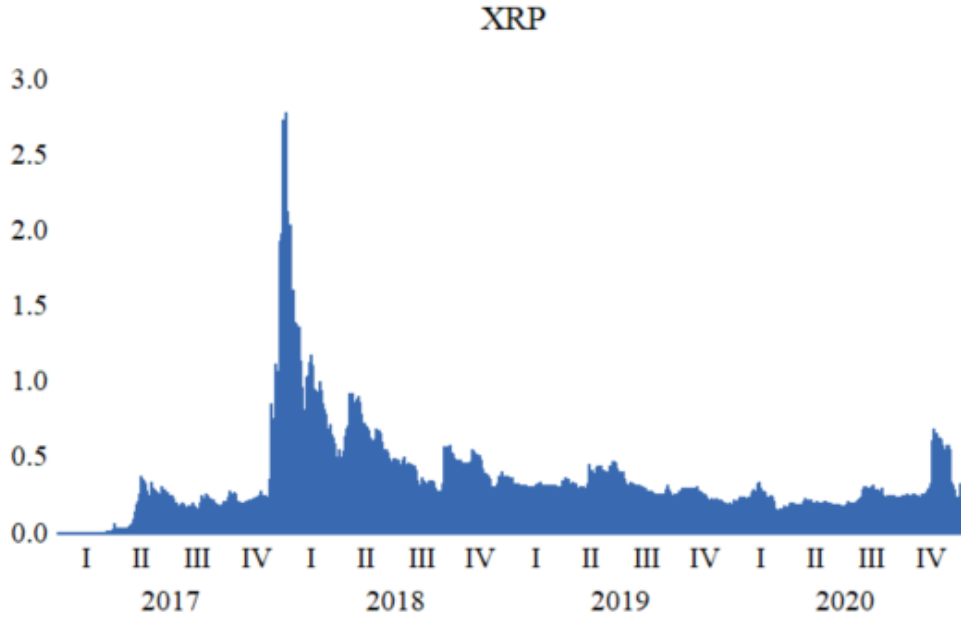
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.3.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

ETH getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre e karşılaştırılarak ETH getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin ACGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. ACGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının negatif değer aldığı, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu ve modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için ETH getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğu görülmektedir.

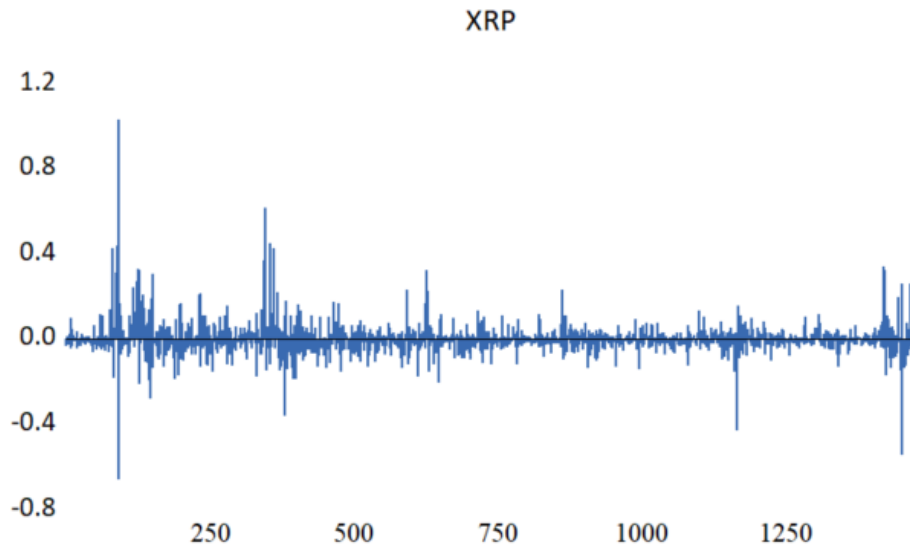
3.4. XRP Serisinin İncelenmesi

XRP serisi için 01.01.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



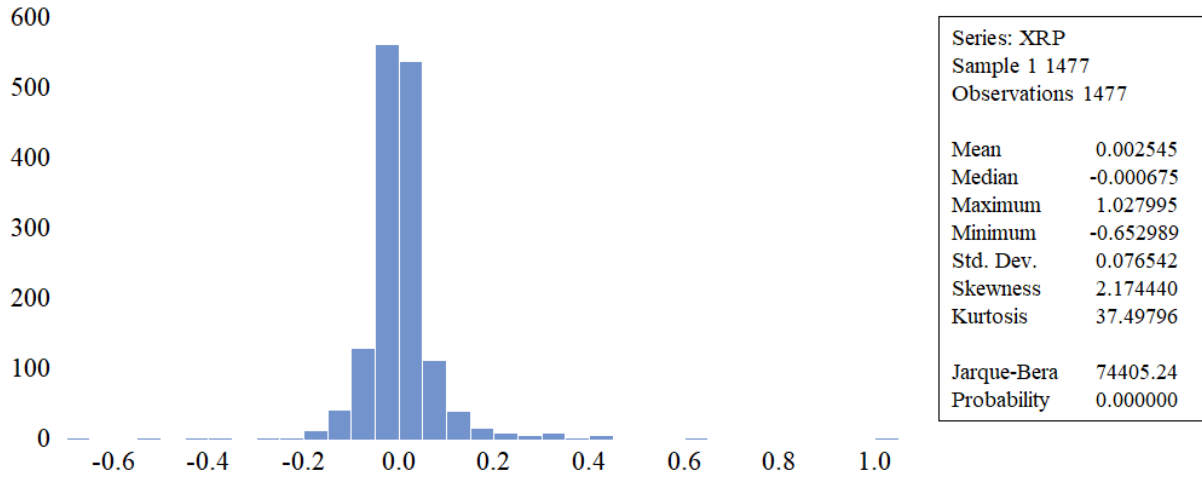
Şekil 3.7 XRP Serisi Grafiği

Şekil 3.7’de görüldüğü üzere XRP serisinde dönem dönem dalgalanma olduğu, 2017 yılında sıçrama yaptığı ilerleyen yıllarda ise volatilitenin görece düştüğü gözlemlenmektedir.



Şekil 3.8 XRP Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.8’de görülen XRP getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.9 XRP Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.9'daki XRP getiri serisi için 1477 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 1.0279 minimum getiri -0.6529'dur. Ortalama ise 0.0025'tir. Ripple getiri serisi için Skewness değeri (2.17) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (37.49) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması XRP getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.4.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.12 XRP Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-19.2990	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-19.4012	0.0000
	1% level	-3.96428	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	
PP Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-41.4618	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-41.4530	0.0000
	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	

XRP getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.12’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. XRP getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.4.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.13 XRP ARMA (3,0) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0025	0.0026	0.9610	0.3367
AR(1)	-0.0627	0.0103	-6.0345	0.0000
AR(2)	0.1207	0.0171	7.0341	0.0000
AR(3)	0.0763	0.0197	3.8688	0.0001

XRP getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (3,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.4.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.14 XRP ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	Olasılık F (1,1474)	0.0000
R^2	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

Tablo 3.14'teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.4.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

XRP getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.15 XRP Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.2968 (0.0000)	0.0258 (0.7375)	
α_0	0.0038 (0.0000)	0.0017 (0.0000)	0.0022 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.1714 (0.0000)	0.1478 (0.0000)	0.9670 (0.0000)	0.3094 (0.0000)	0.0818 (0.0000)
β		0.5978 (0.0000)		0.7086 (0.0000)	0.9181 (0.0000)
ARCH LM	(0.5881)	(0.0232)	(0.3456)	(0.9843)	(0.0669)
LB-Q(6)	(0.000)	(0.008)	(0.001)	(0.032)	(0.098)
LB-Q(10)	(0.000)	(0.002)	(0.000)	(0.121)	(0.239)
LB-Q(30)	(0.000)	(0.013)	(0.000)	(0.179)	(0.377)
LB-Q²(10)	(0.003)	(0.004)	(0.354)	(0.927)	(0.331)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.904)	(0.477)
LB-Q²(30)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.998)	(0.959)
LL	1862.480	1955.325	1980.652	2131.137	2034.030
AIC	-2.5189	-2.6435	-2.6779	-2.8807	-2.7530
SIC	-2.4974	-2.6184	-2.6528	-2.8520	-2.7351

Tablo 3.15'te yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. XRP getiri serisi için ARCH modeli uygun değildir. GARCH modeli tahminleri parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. XRP getiri serisi için GARCH modeli uygun değildir. ARCH-M modeli tahmin sonucunda ortalama denkleminde eklenen değiş-tokuş

parametresi %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitiftir. Değiş-tokuş parametresinin pozitif olması getiri ile getiri volatilitésinin pozitif ilişkili olduğunu yani risk arttıkça yatırımcılar için beklenen getirinin artması beklenmektedir. GARCH-M modeli sonuçlarında ortalama denklemde yer alan değiş-tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamaz. IGARCH modeli tahmin sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının bir olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında ARCH, GARCH ve ARCH-M tahminlerinde otokorelasyon sorunu bulunduğu, GARCH-M ve IGARCH tahminlerinde uzun dönemde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.4.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

XRP getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.16 XRP Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH(1,1)
α_0	-0.6737 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0017 (0.0021)	0.0096 (0.0048)
α	0.4158 (0.0000)	0.3294 (0.0000)	0.2838 (0.0000)	0.3152 (0.0000)
β	0.9299 (0.0000)	0.7180 (0.0000)	0.7471 (0.0000)	0.2641 (0.0000)
γ	0.0703 (0.0000)	-0.0719 (0.0017)	-0.1190 (0.0000)	-0.1272 (0.0000)
δ			1.3077 (0.0000)	
ρ				0.9880 (0.0000)
θ				0.1382 (0.0000)
ARCH LM	(0.7995)	(0.9575)	(0.7978)	(0.7168)
LB-Q(6)	(0.021)	(0.045)	(0.021)	(0.002)
LB-Q(10)	(0.080)	(0.182)	(0.090)	(0.008)
LB-Q(30)	(0.172)	(0.204)	(0.189)	(0.036)
LB-Q²(10)	(0.952)	(0.888)	(0.950)	(0.975)
LB-Q²(10)	(0.898)	(0.903)	(0.885)	(0.221)
LB-Q²(30)	(0.999)	(0.998)	(0.998)	(0.948)
LL	2137.237	2132.241	2134.162	2145.296
AIC	-2.8890	-2.8822	-2.8835	-2.8972
SIC	-2.8603	-2.8535	-2.8511	-2.8613

Tablo 3.16'daki tahmin sonuçlarına göre EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli tahmin sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH tahminleri volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının negatif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu görülmektedir. APARCH modeli tahmin sonucunda katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirmektedir. APARCH modeli tahminleri asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve negatif değér alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. APARCH modeli sonucunda güç parametresi 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli tahmin sonucunda parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1'e yakın değér aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında uzun dönemde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

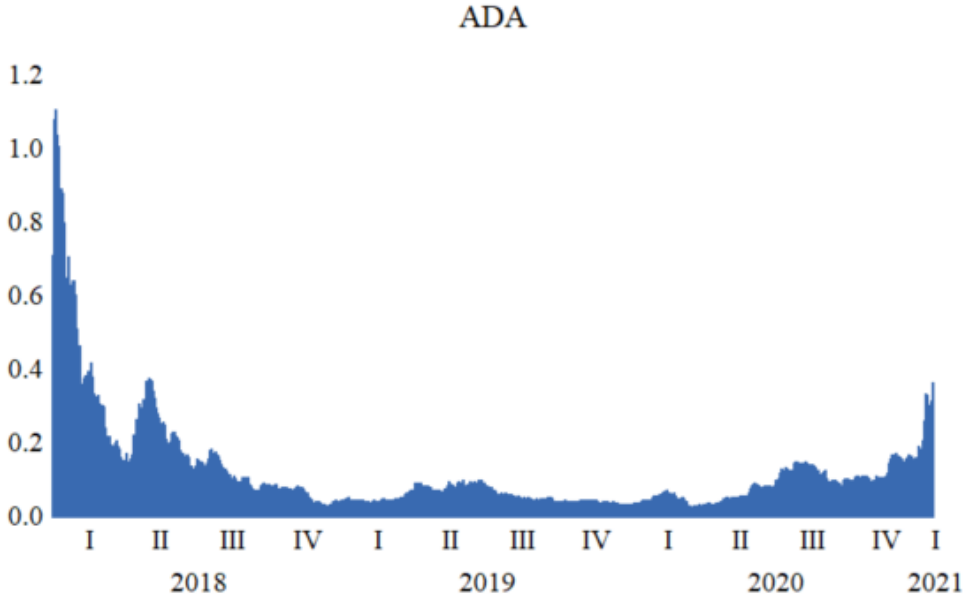
3.4.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

XRP getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değérlerine göre karşılaştırılarak XRP getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değışen varyans ile uzun dönemde otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için XRP

getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduđu görülmektedir.

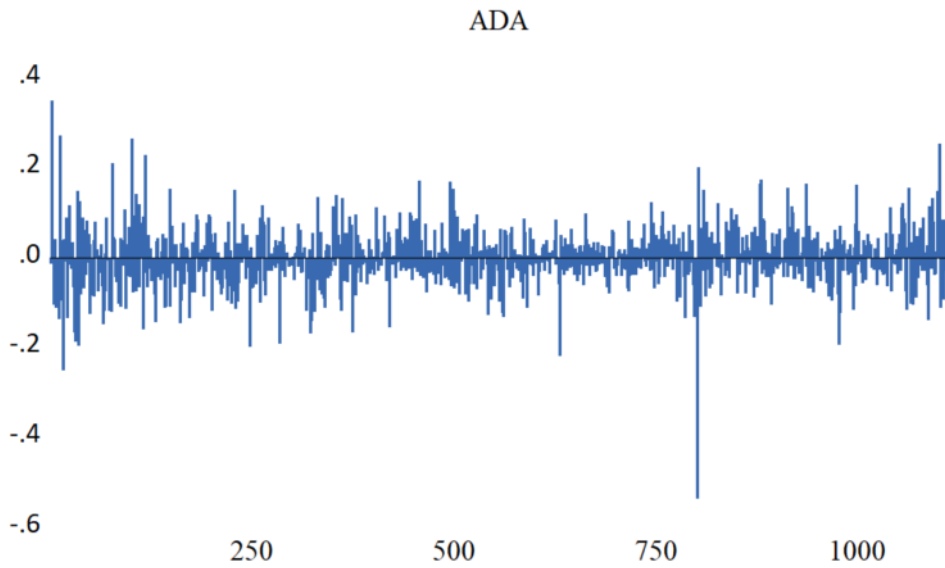
3.5. ADA Serisinin İncelenmesi

ADA serisi için 01.01.2018-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



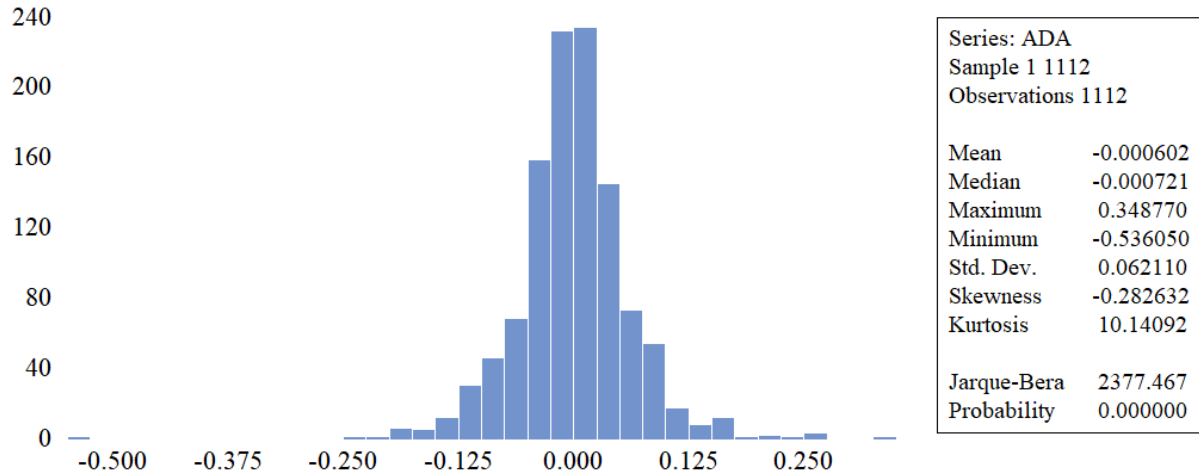
Şekil 3.10 ADA Serisi Grafiđi

Şekil 3.10'daki ADA grafiđinde dönem dönem dalgalanmaların olduđu, 2018 yılında düşüş trendine girdiđi ancak 2021 yılından sonra artış trendine girdiđi gözlemlenmektedir.



Şekil 3.11 ADA Getiri Serisi Grafiđi

Şekil 3.11'deki ADA getiri serisinde volatilitéde dalgalanma ve kümelenmelerin olduđu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.12 ADA Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.12’de ADA getiri serisinin 1112 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.3487 minimum getiri -0.5360’tır. Ortalama ise -0.0006’dır. ADA getiri serisi için Skewness değeri (-0.28) sıfırdan küçük olduğu için sola çarpık ve Kurtosis değeri (10.14) 3’ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması ADA getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.5.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.17 ADA Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-35.3210	0.0000
	1% level	-3.4360	
	5% level	-2.8639	
	10% level	-2.5680	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35.6091	0.0000
	1% level	-3.9663	
	5% level	-3.4138	
	10% level	-3.1290	
PP Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-35.2820	0.0000
	1% level	-3.4360	
	5% level	-2.8639	
	10% level	-2.5680	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35,5429	0.0000
	1% level	-3.9663	
	5% level	-3.4138	
	10% level	-3.1290	

ADA getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.17’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. ADA getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.5.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.18 ADA ARMA (0,2) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-istatistiği	p-Değeri
C	-0.0005	0.0018	-0.3192	0.7496
MA(1)	-0.0623	0.0231	-2.6948	0.0071
MA(2)	0.0660	0.0266	2.4729	0.0136

ADA getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (0,2) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.5.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.19 ADA ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	Olasılık F (1,1109)	0.0061
R ²	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0062

Tablo 3.19'deki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.5.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

ADA getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.20 ADA Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.4725 (0.1801)	0.2001 (0.2646)	
α_0	0.0030 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0032 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.1719 (0.0000)	0.1484 (0.0000)	0.1745 (0.0000)	0.0858 (0.0000)	0.0400 (0.0000)
β		0.5984 (0.0000)		0.8377 (0.0000)	0.9599 (0.0000)
ARCH LM	(0.7066)	(0.6820)	(0.6569)	(0.8881)	(0.5302)
LB-Q(6)	(0.763)	(0.757)	(0.730)	(0.608)	(0.556)
LB-Q(10)	(0.980)	(0.963)	(0.973)	(0.863)	(0.731)
LB-Q(30)	(0.452)	(0.623)	(0.442)	(0.503)	(0.347)
LB-Q²(10)	(0.200)	(0.650)	(0.191)	(0.728)	(0.770)
LB-Q²(10)	(0.275)	(0.917)	(0.258)	(0.927)	(0.946)
LB-Q²(30)	(0.846)	(0.999)	(0.845)	(0.999)	(1.000)
LL	1529.776	1557.871	1531.439	1568.677	1541.287
AIC	-2.7424	-2.7911	-2.7435	-2.8087	-2.7649
SIC	-2.7198	-2.7640	-2.7165	-2.7772	-2.7468

Tablo 3.20'de yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli tahmin sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M ve GARCH-M modeli tahmin sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız

olduğu için yorumlanamaz. ADA için ARCH-M ve GARCH-M modelleri uygun değildir. IGARCH modeli tahmin sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.5.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

ADA getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.21 ADA Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.4448 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0125 (0.1335)	0.0038 (0.0000)
α	0.1624 (0.0000)	0.0675 (0.0001)	0.0658 (0.0011)	0.0026 (0.8774)
β	0.9423 (0.0000)	0.8267 (0.0000)	0.9029 (0.0000)	-0.8600 (0.0000)
γ	-0.0448 (0.0000)	0.0560 (0.0010)	0.3465 (0.0000)	-0.0685 (0.0000)
δ			0.4591 (0.0221)	
ρ				0.9269 (0.0000)
θ				0.0923 (0.0002)
ARCH LM	(0.8586)	(0.8738)	(0.3085)	(0.5096)
LB-Q(6)	(0.614)	(0.634)	(0.613)	(0.500)
LB-Q(10)	(0.842)	(0.865)	(0.840)	(0.826)
LB-Q(30)	(0.615)	(0.562)	(0.693)	(0.579)
LB-Q²(10)	(0.740)	(0.699)	(0.538)	(0.648)
LB-Q²(10)	(0.929)	(0.914)	(0.814)	(0.875)
LB-Q²(30)	(0.998)	(0.999)	(0.996)	(0.996)
LL	1575.716	1569.918	1578.460	1574.275
AIC	-2.8214	-2.8110	-2.8245	-2.8152
SIC	-2.7898	-2.7794	-2.7884	-2.7746

Tablo 3.21’de yer alan tahmin sonuçlarına göre EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının negatif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğunu

göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir. APARCH modeli tahmin sonucunda sabit dışındaki katsayılar %5 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif değer alması ve olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Güç parametresi 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli tahmin sonucunda %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız parametre olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1'e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

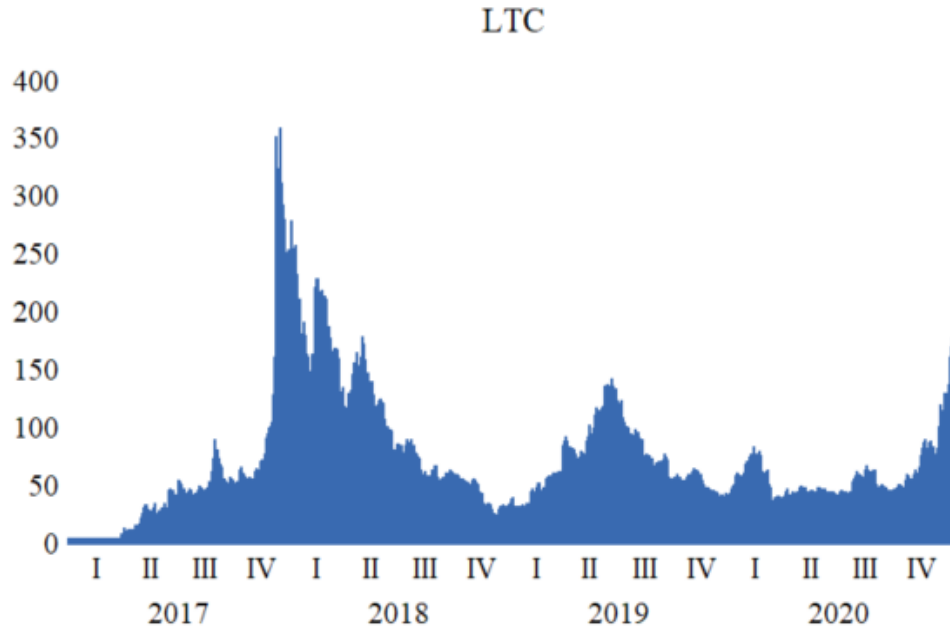
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.5.6. En Uygun Model Seçimi

ADA getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak ADA getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için ADA getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduğu görülmektedir.

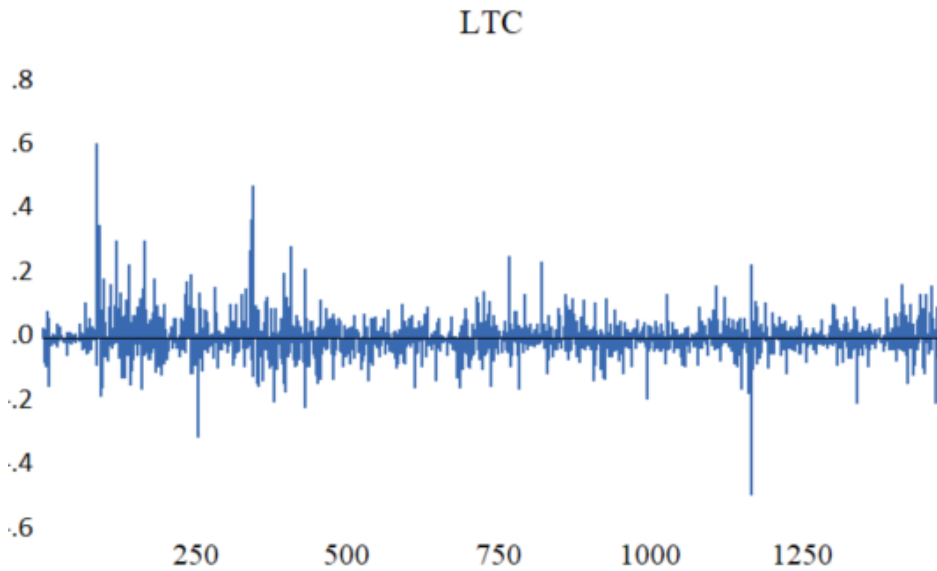
3.6. LTC Serisinin İncelenmesi

LTC serisi için 01.01.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



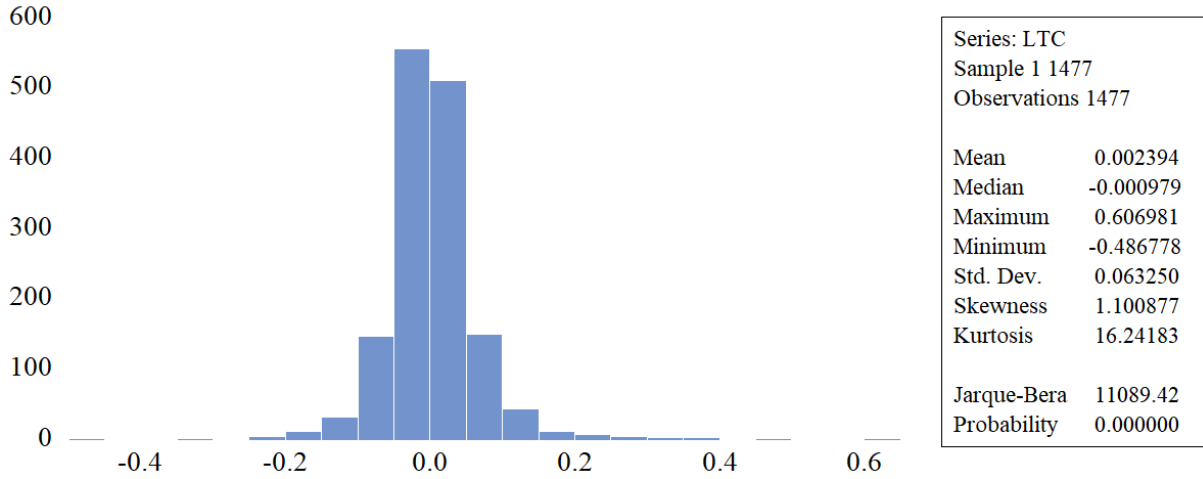
Şekil 3.13 LTC Serisi Grafiği

Şekil 3.13'teki LTC serisi fiyatında dönem dönem dalgalanmaların olduğu, 2020 yılından sonra ise artış trendine girdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.14 LTC Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.14'teki LTC getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.15 LTC Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.15'teki LTC getiri serisinin 1477 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.6069 minimum getiri -0.4867'dir. Ortalama ise 0.0023'tür. LTC getiri serisi için Skewness değeri (1.10) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (16.24) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu yorumu yapılabilmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması LTC getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.6.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.22 LTC Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-397.3137	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-39.7476	0.0000
	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	
PP Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-39.7153	0.0000
	1% level	-3.4345	
	5% level	-2.8632	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-39.7290	0.0000
	1% level	-3.9642	
	5% level	-3.4128	
	10% level	-3.1284	

LTC getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.22’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. LTC getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.6.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.23 LTC ARMA (1,0) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0023	0.0016	1.4423	0.1494
AR(1)	-0.0342	0.0148	-2.3035	0.0214

LTC getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (1,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.6.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.24 LTC ARCH Etkisinin Testi

	Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	3.5548	Olasılık F (1,1474)	0.0000
R ²	3.4758	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

Tablo 3.24'teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H₀ hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.6.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

LTC getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.25 LTC Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.5098 (0.0223)	0.2189 (0.1925)	
α_0	0.0038 (0.0000)	0.0026 (0.0000)	0.0031 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.1726 (0.0000)	0.1500 (0.0010)	0.2127 (0.0000)	0.0628 (0.0000)	0.0081 (0.0000)
β		0.5997 (0.0000)		0.8789 (0.0000)	0.9918 (0.0000)
ARCH LM	(0.7507)	(0.4948)	(0.8226)	(0.7997)	(0.3935)
LB-Q(6)	(0.081)	(0.180)	(0.101)	(0.391)	(0.045)
LB-Q(10)	(0.134)	(0.244)	(0.154)	(0.508)	(0.095)
LB-Q(30)	(0.130)	(0.218)	(0.131)	(0.457)	(0.072)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.021)	(0.000)	(0.953)	(0.096)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.102)	(0.000)	(0.997)	(0.339)
LB-Q²(30)	(0.032)	(0.756)	(0.072)	(1.000)	(0.996)
LL	2021.288	1883.807	2033.665	2067.506	1956.981
AIC	-2.7334	-2.5458	-2.7488	-2.7933	-2.6476
SIC	-2.7190	-2.5278	-2.7309	-2.7718	-2.6369

Tablo 3.25'te yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. LTC getiri serisi için ARCH modeli uygun değildir. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M modeli sonucunda ortalama denkleminde eklenen değiş-tokuş parametresi %5 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitifdir. Değiş-tokuş parametresinin pozitif olması getiri ile getiri volatilitésinin pozitif ilişkili olduğunu yani risk arttıkça yatırımcılar için beklenen getirinin artması beklenmektedir. GARCH-M modeli sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş-tokuş

parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamaz. LTC için GARCH-M modeli uygun değildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında ARCH ve ARCH-M tahmin sonucunda otokorelasyon sorunu bulunduğu diğer modellerde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.6.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

LTC getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.26 LTC Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.4297 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0005 (0.0962)	0.0045 (0.0000)
α	0.1494 (0.0000)	0.0649 (0.0000)	0.0580 (0.0000)	0.0583 (0.0000)
β	0.9411 (0.0000)	0.9031 (0.0000)	0.9037 (0.0000)	-0.8382 (0.0000)
γ	0.0304 (0.0000)	-0.0323 (0.0000)	-0.1892 (0.0000)	-0.1400 (0.0000)
δ			1.6400 (0.0000)	
ρ				0.9257 (0.0000)
θ				0.1042 (0.0000)
ARCH LM	(0.5886)	(0.6533)	(0.6161)	(0.8229)
LB-Q(6)	(0.267)	(0.359)	(0.288)	(0.231)
LB-Q(10)	(0.410)	(0.545)	(0.467)	(0.350)
LB-Q(30)	(0.397)	(0.434)	(0.402)	(0.316)
LB-Q²(10)	(0.857)	(0.949)	(0.898)	(0.575)
LB-Q²(10)	(0.982)	(0.996)	(0.989)	(0.873)
LB-Q²(30)	(1.000)	(1.000)	(1.000)	(1.000)
LL	2068.234	2068.344	2068.953	2082.519
AIC	-2.7943	-2.7945	-2.7939	-2.8110
SIC	-2.7728	-2.7729	-2.7688	-2.7822

Tablo 3.26’da yer alan tahmin sonuçlarına göre EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité

üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri etkisinin negatif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. APARCH modeli sonucunda katsayılar %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda %1 anlamlılık düzeyine göre asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı ve negatif değer alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Güç parametresi de 0'dan büyük ve istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli sonucunda parametrelerin %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1'e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif değer alması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

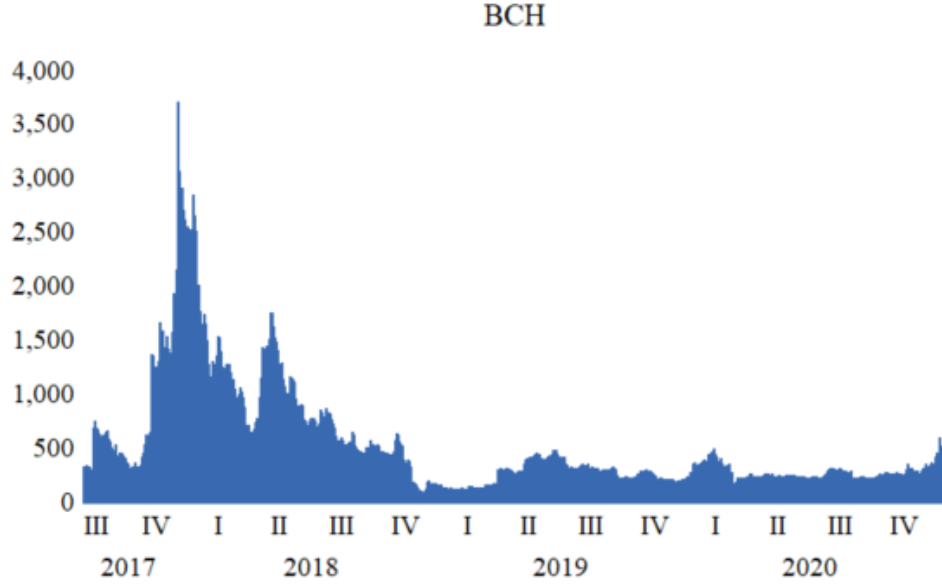
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.6.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

LTC getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak LTC getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için LTC getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

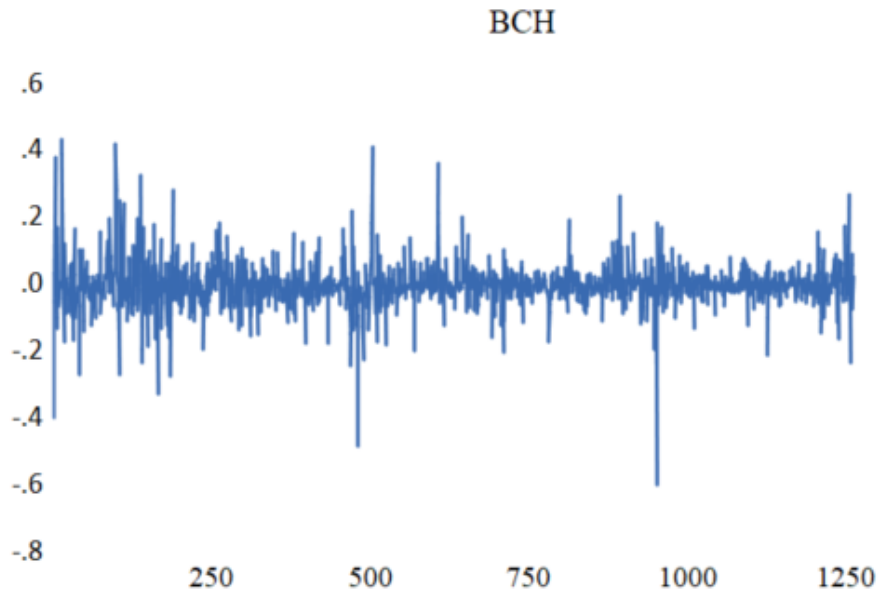
3.7. BCH Serisinin İncelenmesi

BCH serisi için 04.08.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



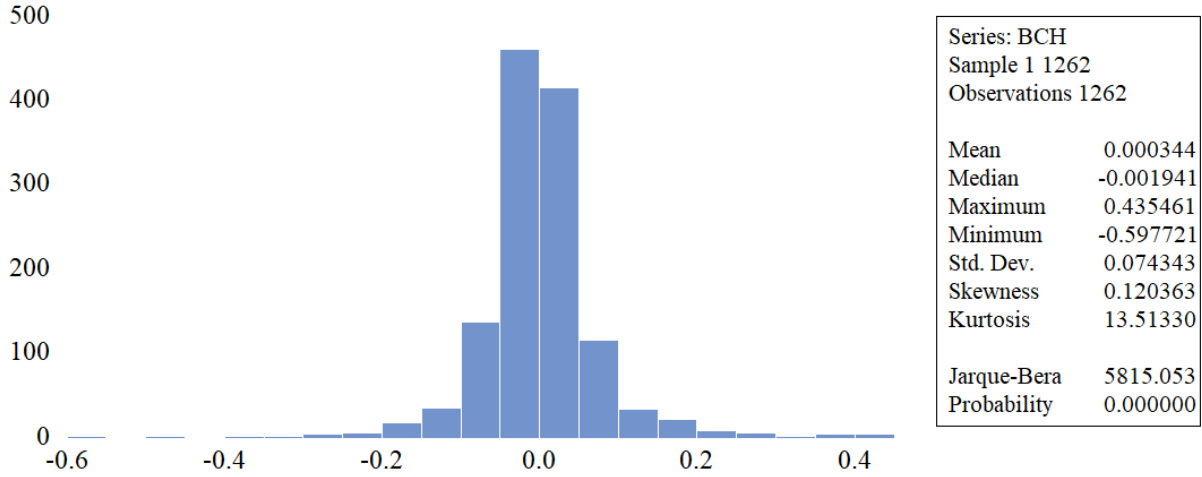
Şekil 3.16 BCH Serisi Grafiği

Şekil 3.16’da görüldüğü üzere BCH fiyatında dönem dönem dalgalanma olduğu, 2017 yılından sonra ise düşüş trendine girdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.17 BCH Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.17’deki BCH getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.18 BCH Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.18'deki BCH getiri serisinin 1262 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.4354 minimum getiri -0.5977'dir. Ortalama ise 0.0034'tür. BCH getiri serisi için Skewness değeri (0.12) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (13.51) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması BCH getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.7.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.27 BCH Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-34.3434	0.0000
	1% level	-3.4353	
	5% level	-2.8636	
	10% level	-2.5679	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-34.3300	0.0000
	1% level	-3.9653	
	5% level	-3.4133	
	10% level	-3.1287	
PP Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-34.3454	0.0000
	1% level	-3.4353	
	5% level	-2.8636	
	10% level	-2.5679	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-34.3319	0.0000
	1% level	-3.9653	
	5% level	-3.4133	
	10% level	-3.1287	

BCH getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.27’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. BCH getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.7.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.28 BCH ARMA(1,0) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0003	0.0021	0.1508	0.8801
AR(1)	0.0448	0.0170	2.6312	0.0086

BCH getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (1,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.7.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.29 BCH ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	Olasılık F (1,1259)	0.0000
R ²	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

Tablo 3.29'daki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.7.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

BCH getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.30 BCH Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.2393 (0.2125)	0.0472 (0.6977)	
α_0	0.0035 (0.0000)	0.00351 (0.0002)	0.0040 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	
α	0.1714 (0.0000)	0.1500 (0.0006)	0.2660 (0.0000)	0.0901 (0.0000)	0.0382 (0.0000)
β		0.5998 (0.0000)		0.8784 (0.0000)	0.9617 (0.0000)
ARCH LM	(0.9929)	(0.0880)	(0.6520)	(0.6372)	(0.1283)
LB-Q(6)	(0.536)	(0.666)	(0.445)	(0.402)	(0.568)
LB-Q(10)	(0.252)	(0.288)	(0.227)	(0.326)	(0.524)
LB-Q(30)	(0.405)	(0.353)	(0.413)	(0.423)	(0.482)
LB-Q²(10)	(0.137)	(0.145)	(0.170)	(0.700)	(0.404)
LB-Q²(10)	(0.021)	(0.077)	(0.032)	(0.916)	(0.770)
LB-Q²(30)	(0.375)	(0.292)	(0.555)	(1.000)	(1.000)
LL	1543.559	1422.272	1556.669	1628.694	1589.825
AIC	-2.4418	-2.2478	-2.4610	-2.5736	-2.5167
SIC	-2.4255	-2.2274	-2.4406	-2.5492	-2.5045

Tablo 3.30'da yer alan tahmin sonuçlarına göre ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M ve GARCH-M modelleri sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için

yorumlanamaz. BCH için ARCH-M ve GARCH-M modelleri uygun değildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.7.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

BCH getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.31 BCH Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH(1,1)
α_0	-0.2786 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0013 (0.0469)	0.0053 (0.0000)
α	0.1695 (0.0000)	0.1063 (0.0000)	0.0932 (0.0000)	0.1214 (0.0000)
β	0.9691 (0.0000)	0.8830 (0.0000)	0.9057 (0.0000)	0.0132 (0.0000)
γ	0.0270 (0.0001)	-0.0361 (0.0009)	-0.1342 (0.0001)	-0.1448 (0.0000)
δ			1.1732 (0.0000)	
ρ				0.9647 (0.0000)
θ				0.0763 (0.9352)
ARCH LM	(0.2469)	(0.7084)	(0.2404)	(0.9925)
LB-Q(6)	(0.159)	(0.361)	(0.188)	(0.353)
LB-Q(10)	(0.164)	(0.314)	(0.180)	(0.305)
LB-Q(30)	(0.281)	(0.397)	(0.297)	(0.477)
LB-Q²(10)	(0.656)	(0.701)	(0.633)	(0.709)
LB-Q²(10)	(0.913)	(0.916)	(0.904)	(0.932)
LB-Q²(30)	(1.000)	(1.000)	(1.000)	(1.000)
LL	1635.406	1630.220	1634.793	1631.638
AIC	-2.5843	-2.5760	-2.5817	-2.5751
SIC	-2.5598	-2.5516	-2.5532	-2.5425

Tablo 3.31’de yer alan tahmin sonuçlarına göre BCH getiri serisi için EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara

göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının negatif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu göstermektedir. APARCH modeli sonucunda katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve negatif değer alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu sonucuna ulaşılabilir. Güç parametresi 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli sonucunda %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız parametre olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1'e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

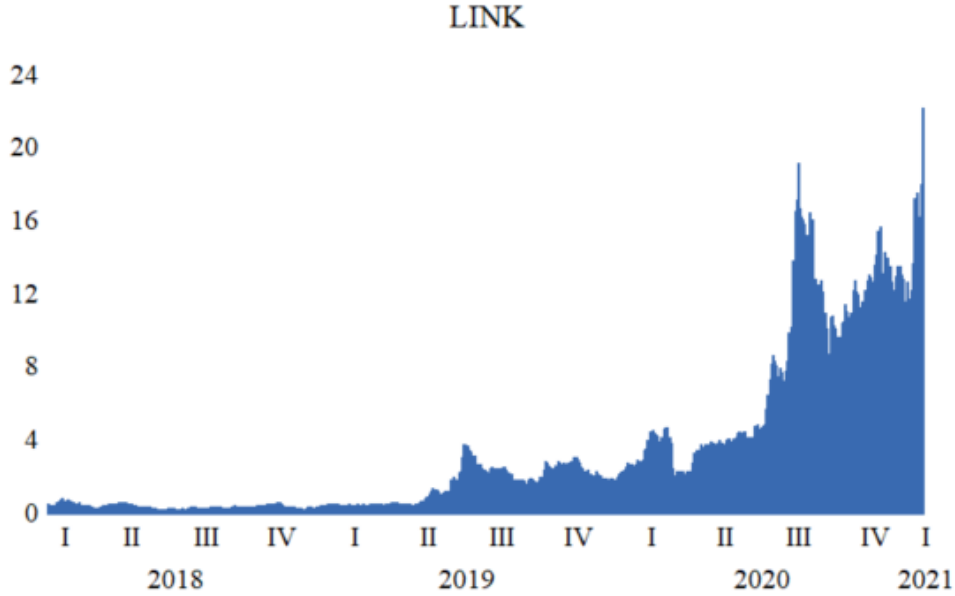
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.7.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

BCH getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak BCH getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için BCH getiri serisinde EGARCH modelinde yer alan asimetri katsayısı pozitif olduğu için volatilitéde meydana gelen olumlu şokların etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

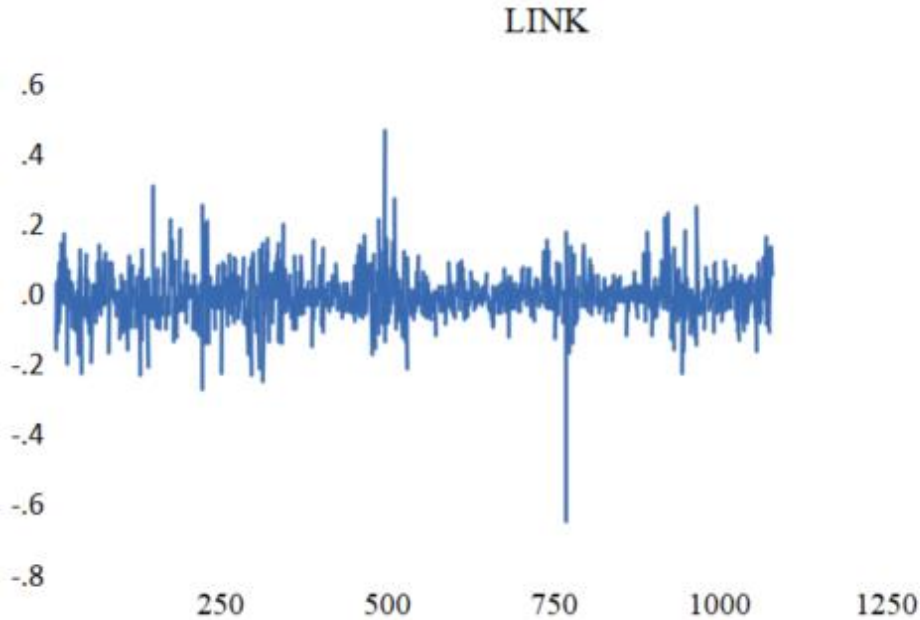
3.8. LINK Serisinin İncelenmesi

LINK serisi için 03.02.2018-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



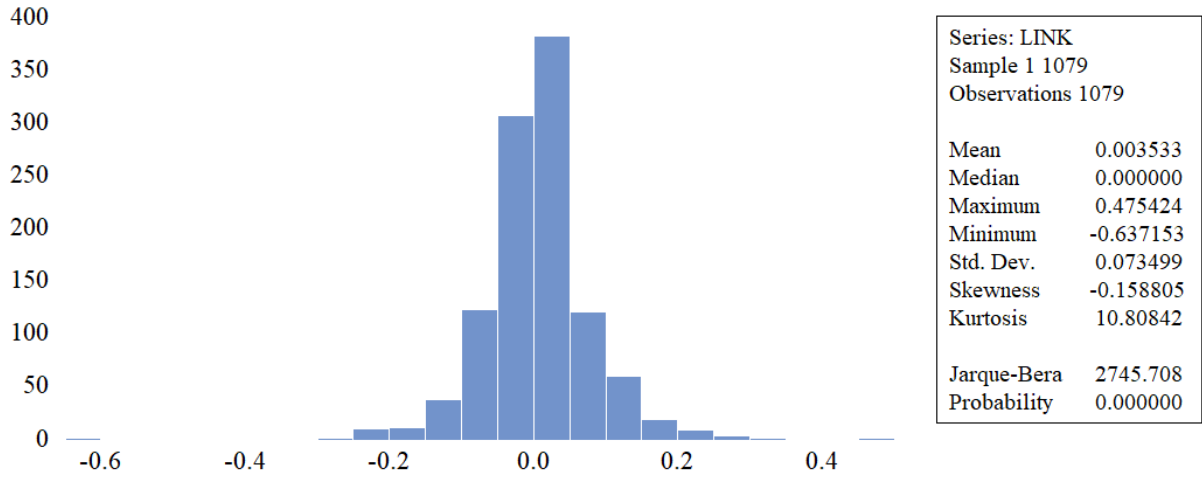
Şekil 3.19 LINK Serisi Grafiği

Şekil 3.19’da görüldüğü üzere LINK serisinin 2019 yılına kadar yatay seyrettiği, 2019 yılından sonra dönem dönem dalgalanma olduğu ve 2020 yılından sonra artış trendine girdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.20 LINK Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.20’de görüldüğü üzere LINK getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.21 LINK Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.21'deki LINK getiri serisinin 1079 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.4754 minimum getiri -0.6371'dir. Ortalama ise 0.0035'tir. LINK getiri serisi için Skewness değeri (-0.15) sıfırdan küçük olduğu için sola çarpık ve Kurtosis değeri (10.80) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması LINK getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.8.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.32 LINK Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-35.6149	0.0000
	1% level	-3.4361	
	5% level	-2.8640	
	10% level	-2.5681	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35.6492	0.0000
	1% level	-3.9665	
	5% level	-3.4139	
	10% level	-3.1290	
PP Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-35.5023	0.0000
	1% level	-3.4361	
	5% level	-2.8640	
	10% level	-2.5681	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35.5355	0.0000
	1% level	-3.9665	
	5% level	-3.4139	
	10% level	-3.1290	

LINK getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.32’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. LINK getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.8.2. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.33 LINK ARCH Etkisinin Testi

	Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	7.7475	Olasılık F (1,1076)	0.0055
R ²	7.7064	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0055

LINK getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (0,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılacaktır. Tablo 3.33’teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde

H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.8.3. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

LINK getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.34 LINK Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.3687 (0.3631)	0.1289 (0.3504)	
α_0	0.0047 (0.0000)	0.0001 (0.0002)	0.0047 (0.0001)	0.0001 (0.0002)	0.0038 (0.0000)
α	0.1350 (0.0000)	0.0827 (0.0000)	0.1297 (0.0000)	0.0838 (0.0000)	0.9961 (0.0000)
β		0.9014 (0.0000)		0.9000 (0.0000)	
ARCH LM	(0.9278)	(0.8063)	(0.8829)	(0.8440)	(0.0395)
LB-Q(6)	(0.053)	(0.083)	(0.048)	(0.077)	(0.042)
LB-Q(10)	(0.066)	(0.143)	(0.064)	(0.135)	(0.066)
LB-Q(30)	(0.218)	(0.441)	(0.197)	(0.443)	(0.182)
LB-Q²(10)	(0.214)	(0.978)	(0.215)	(0.981)	(0.183)
LB-Q²(10)	(0.331)	(0.998)	(0.341)	(0.999)	(0.442)
LB-Q²(30)	(0.594)	(1.000)	(0.604)	(1.000)	(0.942)
LL	1297.867	1331.382	1298.264	1332.025	1276.977
AIC	-2.4001	-2.4603	-2.3990	-2.4597	-2.3632
SIC	-2.38626	-2.4419	-2.3805	-2.4366	-2.3540

Tablo 3.34'te yer alan tahmin sonuçlarına göre LINK getiri serisi için ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M ve GARCH-M modelleri tahmin sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamaz. LINK getiri serisi için ARCH-M ve GARCH-M modelleri uygun değildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.8.4. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

LINK getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.35 LINK Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.2831 (0.0000)	0.000 (0.0000)	0.0019 (0.0819)	0.1035 (0.8797)
α	0.1741 (0.0000)	0.0638 (0.0000)	0.0939 (0.0000)	-0.0667 (0.0000)
β	0.9704 (0.0000)	0.8867 (0.0000)	0.9077 (0.0000)	-0.9225 (0.0000)
γ	-0.0396 (0.0003)	0.0664 (0.0001)	0.2691 (0.0001)	0.1184 (0.0000)
δ			0.9744 (0.0000)	
ρ				0.9991 (0.0000)
θ				0.1025 (0.0000)
ARCH LM	(0.6921)	(0.9790)	(0.5481)	(0.8938)
LB-Q(6)	(0.071)	(0.086)	(0.061)	(0.122)
LB-Q(10)	(0.105)	(0.139)	(0.091)	(0.146)
LB-Q(30)	(0.363)	(0.445)	(0.345)	(0.475)
LB-Q²(10)	(0.917)	(0.966)	(0.868)	(0.907)
LB-Q²(10)	(0.989)	(0.996)	(0.980)	(0.981)
LB-Q²(30)	(0.975)	(0.998)	(0.951)	(0.998)
LL	1341.459	1334.411	1341.821	1343.170
AIC	-2.4772	-2.4641	-2.4760	-2.4766
SIC	-2.4541	-2.4410	-2.4483	-2.4443

Tablo 3.35'te yer alan tahmin sonuçlarına göre LINK getiri serisi için EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının negatif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir. APARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri

katsayısının %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif değer alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir. Güç parametresi 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli sonucunda %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız parametre olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1' e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının pozitif değer alması, kaldıraç etkisinin olduğunu ve olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

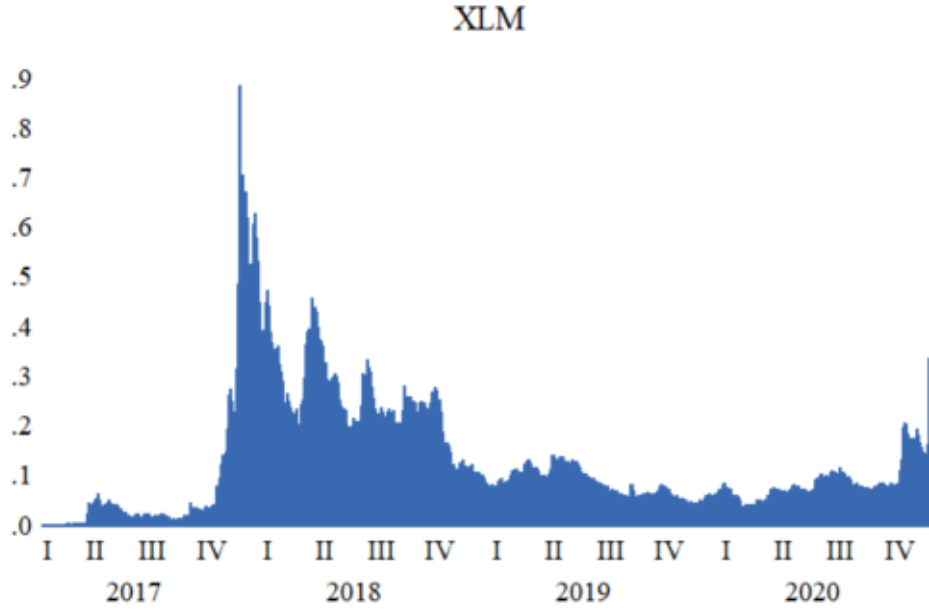
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.8.5. En Uygun Modelin Seçilmesi

LINK getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak LINK getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli sonucuna bakıldığı zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için LINK getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduğu ve negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

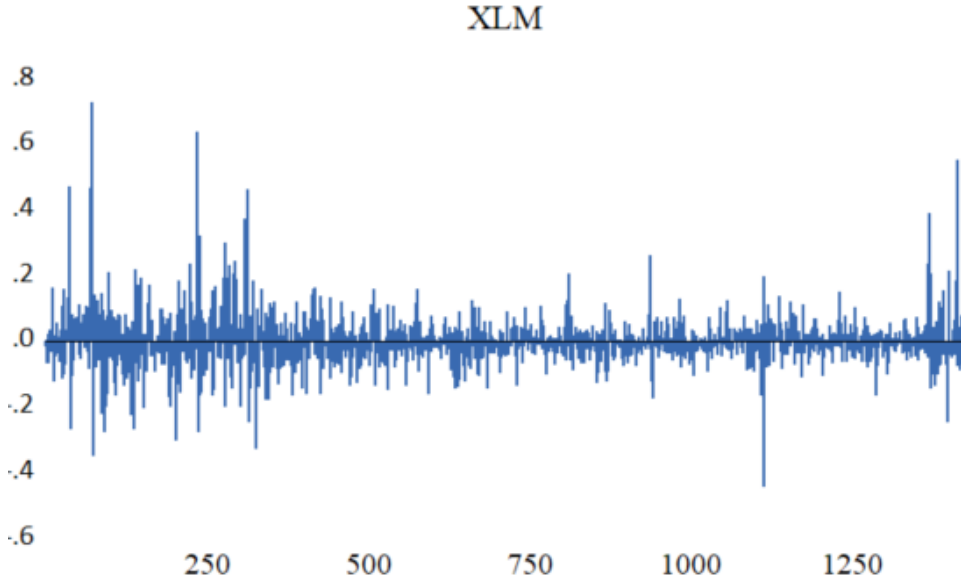
3.9. XLM Serisinin İncelenmesi

XLM serisi için 23.02.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



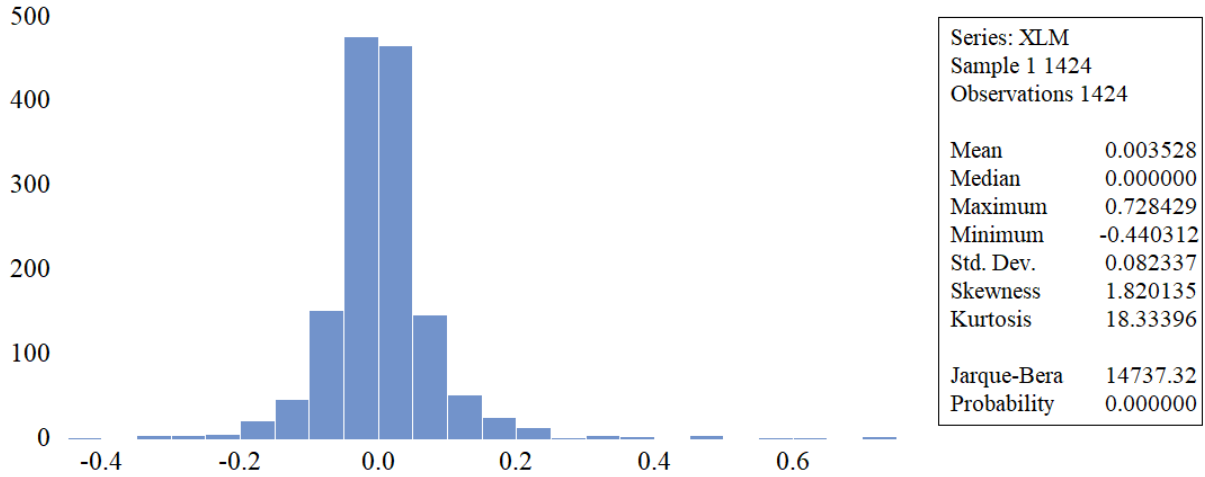
Şekil 3.22 XLM Serisi Grafiği

Şekil 3.22'deki XLM serisinde dönem dönem dalgalanma olduğu, 2017 yılından sonra ise düşüş trendine girdiği ve 2021 yılından sonra artış trendinin başladığı gözlemlenmektedir.



Şekil 3.23 XLM Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.23'teki XLM getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.24 XLM Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.24'teki XLM getiri serisinin 1424 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.7284 minimum getiri -0.4403'tür. Ortalama ise 0.0035'tir. XLM getiri serisi için Skewness değeri (1.82) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (18.33) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması XLM getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.9.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.36 XLM Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-34.9755	0.0000
	1% level	-3.4347	
	5% level	-2.8633	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35.0014	0.0000
	1% level	-3.9645	
	5% level	-3.4129	
	10% level	-3.1284	
PP Birim Kök Testi			
	Test İstatistiği	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-35.1311	0.0000
	1% level	-3.4347	
	5% level	-2.8633	
	10% level	-2.5677	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-35.1443	0.0000
	1% level	-3.9645	
	5% level	-3.4129	
	10% level	-3.1284	

XLM getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.36’da verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. XLM getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.9.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.37 XLM ARMA (1,2) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-istatistiği	p-Değeri
C	0.0035	0.0036	0.9753	0.3296
AR(1)	0.9465	0.0395	23.957	0.0000
MA(1)	-0.8755	0.0409	-21.391	0.0000
MA(2)	-0.0471	0.0165	-2.8490	0.0044

XLM getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (1,2) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.9.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.38 XLM ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	Olasılık
F İstatistiği	291.0034	Olasılık F (1,1421)
R^2	241.8791	Olasılık Ki-Kare (1)

Tablo 3.38'deki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.9.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

XLM getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.39 XLM Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.1487 (0.0001)	0.1288 0.1339	
α_0	0.0042 (0.0000)	0.0010 (0.0000)	0.0031 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.1712 (0.0000)	0.1466 (0.0000)	0.6637 (0.0000)	0.2132 (0.0000)	0.0788 (0.0000)
β		0.5966 (0.0000)		0.7820 (0.0000)	0.9211 (0.0000)
ARCH LM	(0.0621)	(0.1685)	(0.2308)	(0.3665)	(0.0003)
LB-Q(6)	(0.005)	(0.064)	(0.001)	(0.072)	(0.700)
LB-Q(10)	(0.042)	(0.322)	(0.017)	(0.364)	(0.915)
LB-Q(30)	(0.099)	(0.373)	(0.083)	(0.357)	(0.698)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.556)	(0.001)	(0.756)	(0.005)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.716)	(0.002)	(0.527)	(0.006)
LB-Q²(30)	(0.000)	(0.361)	(0.000)	(0.947)	(0.275)
LL	1702.839	1767.005	1749.238	1829.011	1768.236
AIC	-2.3848	-2.4736	-2.4486	-2.5593	-2.4781
SIC	-2.3626	-2.4477	-2.4228	-2.5298	-2.4597

Tablo 3.39'da yer alan tahmin sonuçlarına göre XLM getiri serisi için ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M modeli sonucunda ortalama denkleminde eklenen değiş-tokuş parametresi %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitifdir. Değiş-tokuş

parametresinin pozitif olması getiri ile getiri volatilitésinin pozitif ilişkili olduğunu yani risk arttıkça yatırımcılar için beklenen getirinin artması beklenmektedir. GARCH-M modeli sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan deęiş tokuş parametresi istatistiksel olarak anlamsız olduđu için yorumlanamaz. XLM için GARCH-M modeli uygun deęildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve duraęanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduđunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve IGARCH modeli dışındaki tahminlerde ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında ARCH, ARCH-M ve IGARCH tahminlerinde otokorelasyon sorunu bulunduđu GARCH ve GARCH-M modellerinde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.9.5. Asimetrik Koşullu Deęişen Varyans Modelleri Tahmini

XLM getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.40 XLM Asimetrik Koşullu Deęişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.5295 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0010 (0.0614)	0.0072 (0.0029)
α	0.3228 (0.0000)	0.2373 (0.0000)	0.1877 (0.0000)	0.3585 (0.0000)
β	0.9440 (0.0000)	0.8009 (0.0000)	0.8149 (0.0000)	0.3812 (0.0000)
γ	0.0772 (0.0000)	-0.1032 (0.0000)	-0.2031 (0.0000)	-0.3370 (0.0000)
δ			1.4283 (0.0000)	
ρ				0.9924 (0.0000)
θ				0.0589 (0.0000)
ARCH LM	(0.1774)	(0.3607)	(0.2062)	(0.8264)
LB-Q(6)	(0.007)	(0.129)	(0.150)	(0.114)
LB-Q(10)	(0.066)	(0.484)	(0.522)	(0.484)
LB-Q(30)	(0.184)	(0.399)	(0.426)	(0.455)
LB-Q²(10)	(0.746)	(0.721)	(0.645)	(0.897)
LB-Q²(10)	(0.531)	(0.464)	(0.432)	(0.894)
LB-Q²(30)	(0.972)	(0.948)	(0.955)	(0.999)
LL	1837.155	1832.511	1834.238	1866.139
AIC	-2.5708	-2.5643	-2.5653	-2.6087
SIC	-2.5412	-2.5347	-2.5320	-2.5718

Tablo 3.40'ta yer alan tahmin sonuçlarına göre XLM getiri serisi için EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısı istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının negatif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. APARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda %1 anlamlılık düzeyine göre asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı ve negatif değer alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğu görülmektedir. Güç parametresi 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli sonucunda parametrelerin %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1'e yakın değer aldığı ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

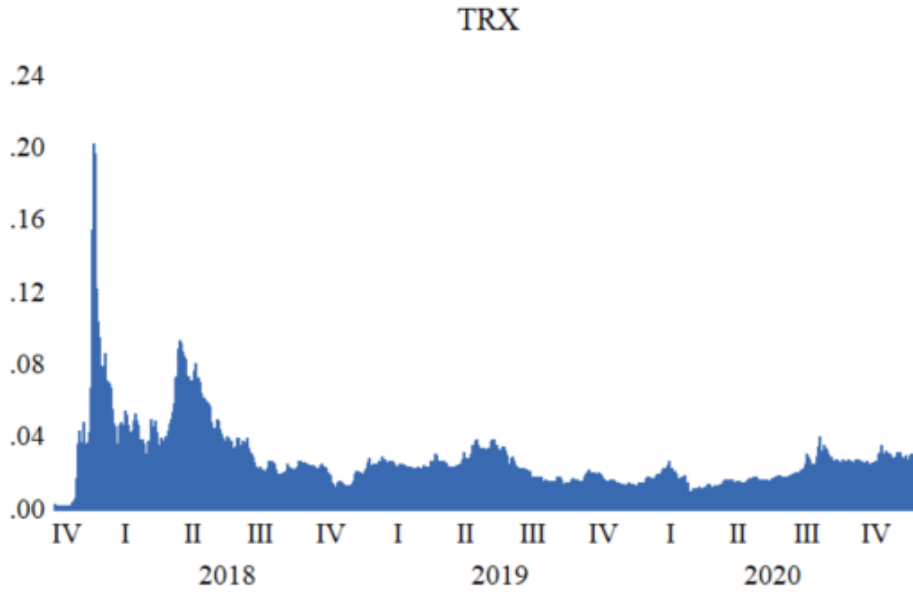
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında uzun dönemde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.9.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

XLM getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak XLM getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin ACGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. ACGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için XLM getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğu görülmektedir.

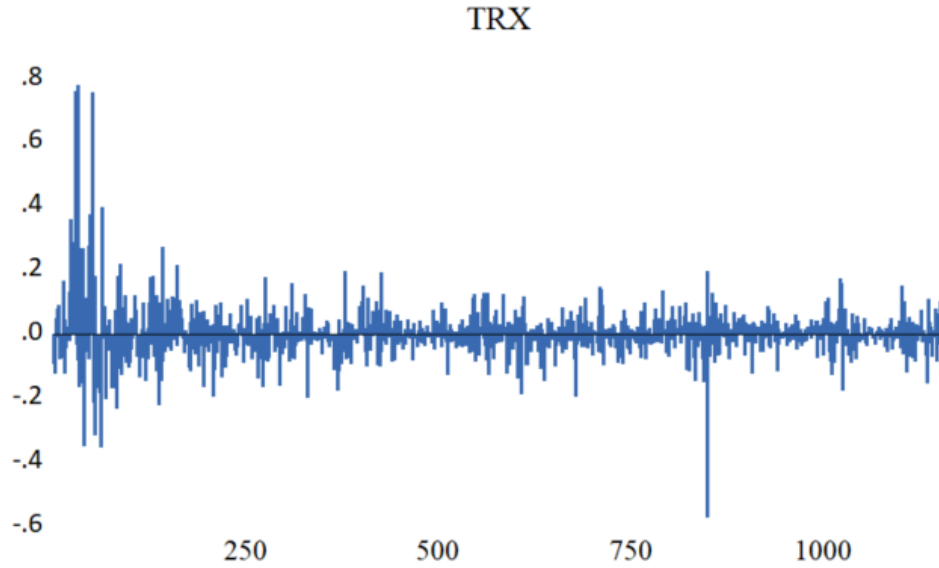
3.10. TRX Serisinin İncelenmesi

TRX serisi için 15.11.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



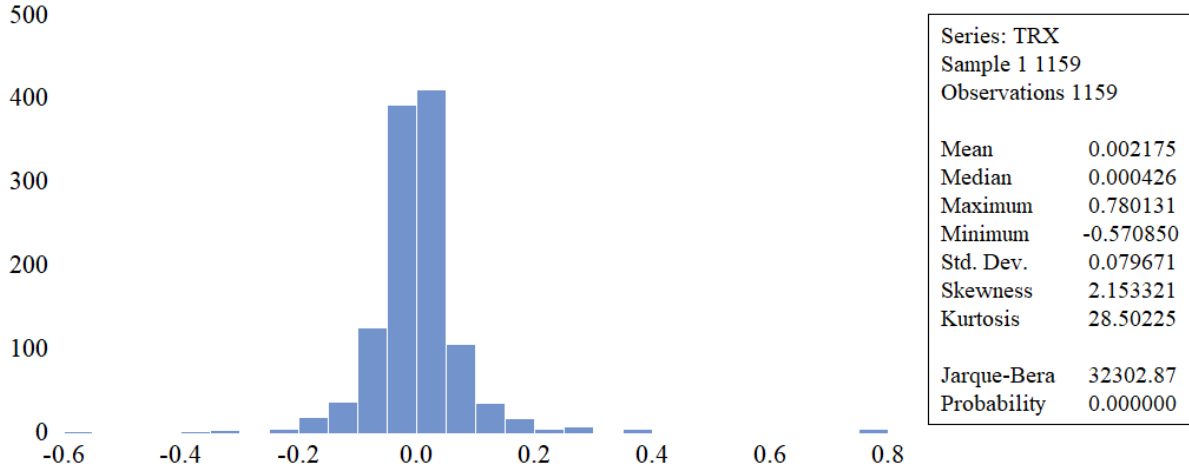
Şekil 3.25 TRX Serisi Grafiği

Şekil 3.25'teki TRX serisinde dönem dönem dalgalanma olduğu, 2017 yılından sonra ise düşüş trendine girdiği, 2018 yılından sonra da yatay seyrettiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.26 TRX Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.26'daki TRX getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir



Şekil 3.27 TRX Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.27'deki TRX getiri serisinin 1159 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.7801 minimum getiri -0.5708'dir. Ortalama ise 0.0021'dir. TRX getiri serisi için Skewness değeri (2.15) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (28.50) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu görülmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması TRX getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir.

3.10.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.41 TRX Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-15.8582	0.0000
	1% level	-3.4357	
	5% level	-2.8638	
	10% level	-2.5680	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-15.8990	0.0000
	1% level	-3.9660	
	5% level	-3.4137	
	10% level	-3.1289	
PP Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-33.9241	0.0000
	1% level	-3.4357	
	5% level	-2.8638	
	10% level	-2.5680	
Sabit Terimli ve Trendli	Test İstatistiği	-33.9118	0.0000
	1% level	-3.9659	
	5% level	-3.4136	
	10% level	-3.1289	

TRX getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.41’de verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. TRX getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.10.2. ARMA Modeli Tahmini

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modeli tahmin edilmiştir.

Tablo 3.42 TRX ARMA (1,2) Tahmin Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.0021	0.0035	0.6052	0.5451
AR(1)	0.6188	0.0521	11.8650	0.0000
MA(1)	-0.6137	0.0526	-11.6554	0.0000
MA(2)	0.1363	0.0154	8.8050	0.0000

TRX getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (1,2) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılmıştır.

3.10.3. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.43 TRX ARCH Etkisinin Testi

Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	Olasılık F (1,1156)	0.0000
R ²	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

Tablo 3.43'teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.10.4. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

TRX getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.44 TRX Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			-0.0345 (0.3562)	0.0160 (0.8704)	
α_0	0.0041 (0.0000)	0.0011 (0.0000)	0.0026 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	
α	0.1714 (0.0000)	0.1470 (0.0000)	0.7418 (0.0000)	0.1738 (0.0000)	0.0914 (0.0000)
β		0.5970		0.8190 (0.0000)	0.9085 (0.0000)
ARCH LM	(0.4195)	(0.3850)	(0.3713)	(0.8813)	(0.6957)
LB-Q(6)	(0.001)	(0.040)	(0.000)	(0.203)	(0.178)
LB-Q(10)	(0.003)	(0.167)	(0.000)	(0.470)	(0.469)
LB-Q(30)	(0.000)	(0.043)	(0.002)	(0.375)	(0.314)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.038)	(0.135)	(0.568)	(0.737)
LB-Q²(10)	(0.000)	(0.103)	(0.183)	(0.784)	(0.882)
LB-Q²(30)	(0.000)	(0.030)	(0.279)	(0.998)	(0.996)
LL	1423.815	1542.547	1488.057	1601.150	1564.175
AIC	-2.4487	-2.6520	-2.5579	-2.7515	-2.6928
SIC	-2.4225	-2.6215	-2.5274	-2.7166	-2.6710

Tablo 3.44'te yer alan tahmin sonuçlarına göre TRX getiri serisi için ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH modeli TRX getiri serisi için uygun değildir. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M ve GARCH-

M modelleri sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamaz. TRX için ARCH-M ve GARCH-M modelleri uygun değildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında ARCH ve ARCH-M tahminlerinde otokorelasyon sorunu bulunduğu GARCH, GARCH-M ve IGARCH tahminlerinde otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.10.5. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

TRX getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.45 TRX Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-0.4282 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.1813)	0.0056 (0.0000)
α	0.3018 (0.0000)	0.1783 (0.0000)	0.1720 (0.0000)	0.1415 (0.0000)
β	0.9608 (0.0000)	0.8202 (0.0000)	0.8206 (0.0000)	0.0250 (0.9025)
γ	0.0278 (0.0147)	-0.0125 (0.4402)	-0.0179 (0.4702)	-0.2097 (0.0000)
δ			1.9940 (0.0000)	
ρ				0.9759 (0.0000)
θ				0.1366 (0.0000)
ARCH LM	(0.8504)	(0.8803)	(0.8826)	(0.9116)
LB-Q(6)	(0.057)	(0.211)	(0.210)	(0.223)
LB-Q(10)	(0.216)	(0.479)	(0.478)	(0.467)
LB-Q(30)	(0.225)	(0.388)	(0.388)	(0.330)
LB-Q²(10)	(0.694)	(0.573)	(0.574)	(0.416)
LB-Q²(10)	(0.889)	(0.793)	(0.794)	(0.624)
LB-Q²(30)	(0.999)	(0.999)	(0.999)	(0.980)
LL	1597.084	1601.208	1601.205	1607.898
AIC	-2.7445	-2.7516	-2.7499	-2.7597
SIC	-2.7096	-2.7167	-2.7106	-2.7161

Tablo 3.45'te yer alan tahmin sonuçlarına TRX getiri serisi için EGARCH modelinde katsayıların %5 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda asimetri katsayısı dışındaki katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısı istatistiksel olarak anlamsız olması TGARCH modeline göre volatilité üzerindeki şokların asimetrik olmadığını göstermektedir. Asimetri katsayısı istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamamıştır. TRX getiri serisi için TGARCH modeli uygun değildir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısı dışındaki katsayıların %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olmadığı için yorumlanamaz. APARCH modeli TRX getiri serisi için uygun değildir. ACGARCH modeli sonucunda %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız parametre olduğu görülmektedir. ρ parametresi 1' e yakın değer aldığı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. ACGARCH modelinde asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğunu göstermektedir.

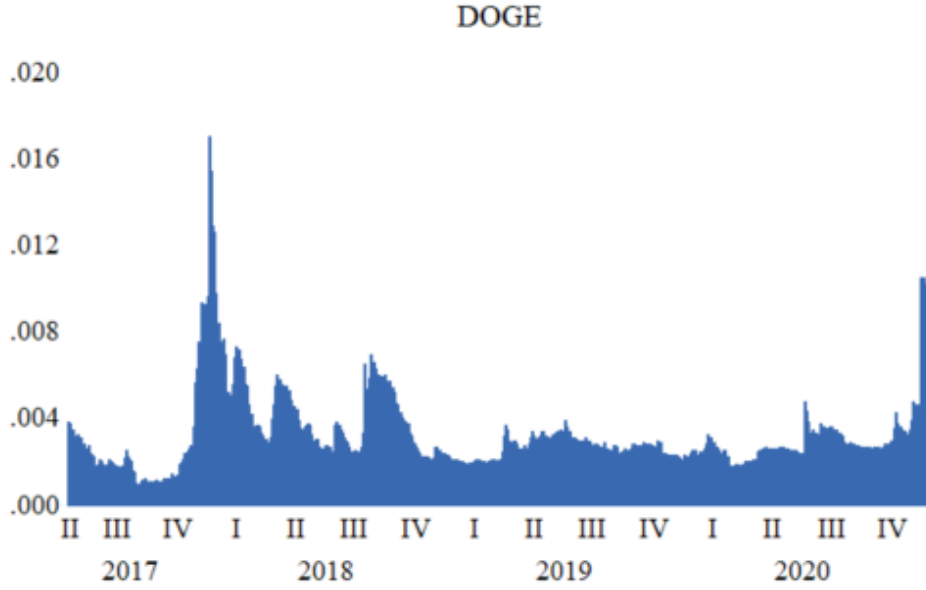
Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

3.10.6. En Uygun Modelin Seçilmesi

TRX getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak TRX getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucuna bakıldığı zaman asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için TRX getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir.

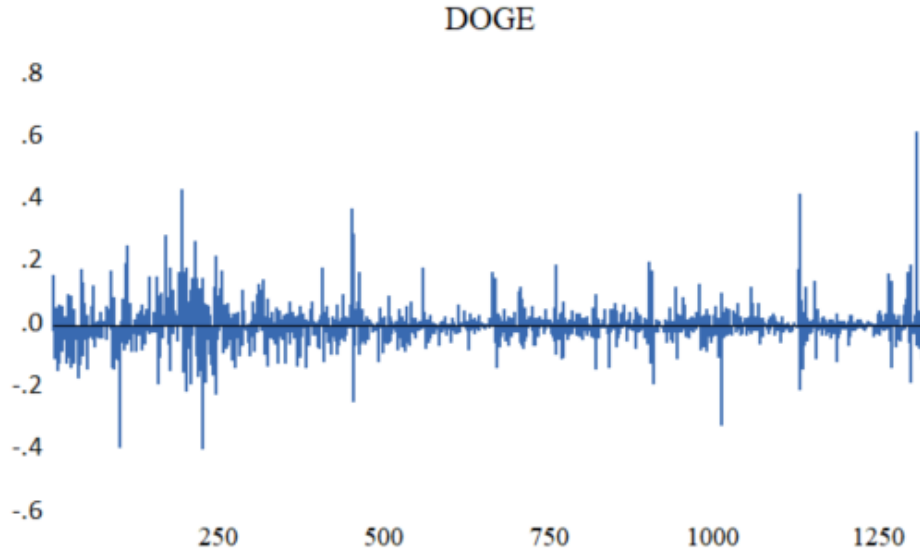
3.11. DOGE Serisinin İncelenmesi

DOGE serisi için 04.06.2017-16.01.2021 tarihleri arası için günlük veri kullanılmıştır.



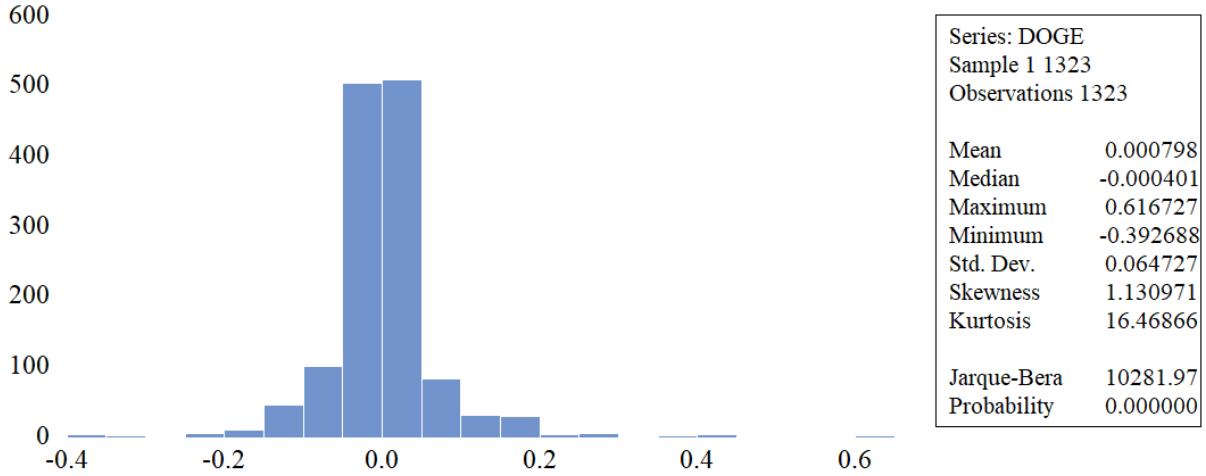
Şekil 3.28 DOGE Serisi Grafiği

Şekil 3.28'deki DOGE serisinde dönem dönem dalgalanma olduğu, 2021 yılından sonra ise artış trendine girdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 3.29 DOGE Getiri Serisi Grafiği

Şekil 3.29'daki DOGE getiri serisinde dalgalanma ve kümelenmelerin olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 3.30 DOGE Tanımlayıcı İstatistikler

Şekil 3.30'da yer alan DOGE getiri serisinin 1323 veriden oluşan dağılım istatistiklerine göre; maksimum getiri 0.6167 minimum getiri -0.3926'dır. Ortalama ise 0.0007'dir. DOGE getiri serisi için Skewness değeri (1.13) sıfırdan büyük olduğu için sağa çarpık ve Kurtosis değeri (16.46) 3'ten büyük olduğu için sivri yapıya sahip olduğu yorumu yapılabilmektedir. Jarque-Bera testi sonucu artıkların normal dağılmadığını ortaya koymaktadır. Ortalama getiri ile standart sapmanın sıfıra yakın değerler alması DOGE getiri serisinin durağanlığı hakkında ön bilgi vermektedir

3.11.1. Birim Kök Testleri

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması için ADF ve PP birim kök testleri kullanılmıştır. ADF ve PP birim kök testlerinde H_0 hipotezi birim kökün varlığını ifade etmektedir.

Tablo 3.46 DOGE Birim Kök Testi Sonuçları

ADF Birim Kök Testi			
		t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-36.1174	0.0000
	1% level	-3.4350	
	5% level	-2.8635	
	10% level	-2.5678	
	Test İstatistiği	-36.1358	0.0000
Sabit Terimli ve Trendli	1% level	-3.9650	
	5% level	-3.4132	
	10% level	-3.1286	
	Test İstatistiği	-36.2602	0.0000
Sabit Terimli	Test İstatistiği	-36.2602	0.0000
	1% level	-3.4350	
	5% level	-2.8635	
	10% level	-2.5678	
	Test İstatistiği	-36.2662	0.0000
Sabit Terimli ve Trendli	1% level	-3.9650	
	5% level	-3.4132	
	10% level	-3.1286	
	Test İstatistiği	-36.2662	0.0000

DOGE getiri serisi için ADF ve PP birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 3.46’da verilen sonuçlara göre %1 anlamlılık düzeyi için her iki test sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. DOGE getiri serisinin birim kök içermediği ve serinin düzeyde durağan olduğu görülmektedir.

3.11.2. ARCH-LM Testi

ARCH etkisinin sınanması için ARCH-LM testi kullanılmıştır. H_0 hipotezi ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir.

Tablo 3.47 DOGE ARCH Etkisinin Testi

	Test	Dağılım	p-Değeri
F İstatistiği	4.2335	Olasılık F(1,1320)	0.0000
R^2	4.1082	Olasılık Ki-Kare (1)	0.0000

DOGE getiri serisi için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren ARMA (0,0) modeli en uygun sonuçları veren model olarak seçilmiştir. Değişen varyans modellerine geçiş yapmak için ARCH etkisinin testi yapılacaktır. Tablo 3.47’teki ARCH LM testi olasılık değerine göre %1 anlamlılık düzeyinde H_0 hipotezi reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır.

3.11.3. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

DOGE getiri serisinin analizi için ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.48 DOGE Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH-M (1)	GARCH-M (1,1)	IGARCH (1,1)
Φ			0.1854 (0.0074)	-0.0289 (0.6597)	
α_0	0.0022 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0022 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	
α	0.5565 (0.0000)	0.2739 (0.0000)	0.5483 (0.0000)	0.2747 (0.0000)	0.0416 (0.0000)
β		0.7113 (0.0000)		0.7108 (0.0000)	0.9583 (0.0000)
ARCH LM	(0.8042)	(0.2360)	(0.7907)	(0.2301)	(0.0000)
LB-Q(6)	(0.015)	(0.028)	(0.014)	(0.026)	(0.040)
LB-Q(10)	(0.016)	(0.045)	(0.017)	(0.042)	(0.072)
LB-Q(30)	(0.049)	(0.138)	(0.039)	(0.134)	(0.537)
LB-Q²(10)	(0.036)	(0.697)	(0.036)	(0.690)	(0.000)
LB-Q²(10)	(0.046)	(0.766)	(0.043)	(0.762)	(0.000)
LB-Q²(30)	(0.000)	(0.008)	(0.000)	(0.010)	(0.000)
LL	1913.922	1991.997	1915.840	1992.080	1832.798
AIC	-2.8887	-3.0052	-2.8901	-3.0039	-2.7676
SIC	-2.8770	-2.9896	-2.8744	-2.9842	-2.7598

Tablo 3.48'de yer alan tahmin sonuçlarına göre DOGE getiri serisi için ARCH katsayısı parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. GARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını sağlamaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH-M modeli sonucunda ortalama denkleminde eklenen değiş-tokuş parametresi %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı ve pozitifdir. Değiş-tokuş parametresinin pozitif olması getiri ile getiri volatilitesinin pozitif ilişkili olduğunu yani risk arttıkça yatırımcılar için beklenen getirinin artması beklenmektedir. GARCH-M modeli sonuçlarında ortalama denkleminde yer alan değiş-tokuş parametresi %10 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamsız olduğu için yorumlanamaz. Dogecoin için GARCH-M modeli uygun değildir. IGARCH modeli sonucunda parametre kısıtı ve durağanlık koşulları sağlanmaktadır. Katsayılar %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Katsayılar toplamının 1 olması şokların kalıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve IGARCH modeli dışındaki modellerde ARCH etkisinin ortadan kalktığı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında uzun dönemde otokorelasyon sorunu bulunduğu gözlemlenmiştir.

3.11.4. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

DOGE getiri serisinin analizi için EGARCH, TGARCH, APARCH, ACGARCH modeli kullanılmıştır.

Tablo 3.49 DOGE Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
α_0	-1.0391 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0018 (0.0037)	0.0083 (0.0000)
α	0.4429 (0.0000)	0.3232 (0.0000)	0.2551 (0.0000)	0.2293 (0.0000)
β	0.8710 (0.0000)	0.7237 (0.0000)	0.7419 (0.0000)	0.3221 (0.0000)
γ	0.1093 (0.0000)	-0.1314 (0.0000)	-0.2242 (0.0000)	-0.1931 (0.0000)
δ			1.3488 (0.0000)	
ρ				0.9826 (0.0000)
θ				0.1655 (0.0000)
ARCH LM	(0.5180)	(0.4244)	(0.1709)	(0.6763)
LB-Q(6)	(0.035)	(0.032)	(0.030)	(0.045)
LB-Q(10)	(0.034)	(0.046)	(0.038)	(0.079)
LB-Q(30)	(0.136)	(0.150)	(0.151)	(0.159)
LB-Q²(10)	(0.908)	(0.790)	(0.684)	(0.934)
LB-Q²(10)	(0.960)	(0.824)	(0.782)	(0.960)
LB-Q²(30)	(0.267)	(0.130)	(0.309)	(0.026)
LL	2002.433	1996.448	1999.615	2003.505
AIC	-3.0195	-3.0105	-3.0137	-3.0181
SIC	-2.9999	-2.9908	-2.9902	-2.9907

Tablo 3.49’da yer alan tahmin sonuçlarına göre DOGE getiri serisi için EGARCH modelinde katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olması volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Asimetri katsayısının pozitif olması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. TGARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. Asimetri katsayısı istatistiksel olarak anlamlı olması TGARCH modeli tahmin sonucunda volatilité üzerindeki şokların asimetrik olduğunu göstermektedir. Asimetri katsayısının negatif olması, olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduğunu göstermektedir. APARCH modeli sonucunda katsayıların %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. Parametre kısıtı ve durağanlık koşullarını yerine getirdiği görülmektedir. APARCH modeli sonucunda asimetri katsayısının istatistiksel olarak anlamlı ve negatif değer

alması olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumlu şoklara göre daha az olduđunu göstermektedir. Güç parametresi de 0'dan büyük ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlıdır. ACGARCH modeli sonucunda parametrelerin %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduđu görülmektedir. ρ parametresi 1' e yakın deđer aldıđı ve %1 anlamlılık düzeyine göre istatistiksel olarak anlamlı olduđu görülmektedir. ACGARCH modelde gösteren asimetri katsayısının negatif çıkması olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre geçici olarak daha fazla olduđunu göstermektedir.

Modellerin tahminlerinden elde edilen artıklara ARCH LM testi yeniden uygulanmış ve ARCH etkisinin ortadan kalktıđı gözlemlenmiştir. Yine artıklara uygulanan LB-Q ve LB-Q² testleri sonuçlarında uzun dönemde otokorelasyon sorununun bulunmadıđı gözlemlenmiştir.

3.11.5. En Uygun Modelin Seçilmesi

DOGE getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durađanlık koşullarını sađlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL deđerlerine göre karşılaştırılarak DOGE getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduđu sonucuna ulaşılmıştır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduđu, modelde deđişen varyans ile uzun dönemde otokorelasyon sorunu bulunmadıđı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için DOGE getiri serisinde yer alan asimetri katsayısı pozitif olduđu için olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisinin olumsuz şoklara göre daha fazla olduđu görülmektedir.

SONUÇ

2008 yılında Satoshi Nakamoto tarafından yayımlanan makale ile ilk kripto para birimi olan Bitcoin ve blok zinciri teknolojisi ortaya çıkmıştır. Kripto paraların kullandığı teknoloji ve sağladığı avantajlar kullanımının yaygınlaşmasına neden olmuştur. Kripto paraların yaygınlaşmasının sebeplerinden biri de yatırım aracı olarak kullanılabilmesidir. Fakat kripto para birimleri fiyatlarında yüksek volatilité bulunduğu için yatırımcılar için risk oluşturmaktadır. Kripto para birimi, kur endeksi, borsa endeksleri gibi finansal zaman serilerinde volatilitenin tahmini için doğrusal olmayan modellerin kullanımı oldukça yaygındır.

Bu çalışmada BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX ve DOGE kripto para birimleri simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak analiz edilmiştir. Kripto para birimleri getiri serisi haline getirilerek sırasıyla; birim kök testi, uygun ARMA modelin belirlenerek tahmini, ARCH etkisinin testi ve koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak volatilitenin tahmini yapılmıştır. Simetrik koşullu değişen varyans modellerinden; ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH asimetrik koşullu değişen varyans modellerinden ise EGARCH, TGARCH, APARCH ve ACGARCH kullanılmıştır. Yapılan araştırmalar sonucunda her kripto para birimi için hangi modelin daha iyi sonuçlar verdiğine AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre değerlendirilerek karar verilmiştir.

- BTC için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda BTC getiri serisinde oluşan olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisi olumlu şoklara göre daha fazla olduğu yani kaldıraç etkisi olduğu anlaşılmıştır.
- ETH için en iyi tahmin sonuçları ACGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda ETH getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.
- XRP için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda XRP getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.
- ADA için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda ADA getiri serisinde oluşan olumsuz şokların volatilité

üzerindeki etkisi olumlu şoklara göre daha fazla olduğu yani kaldıraç etkisi olduğu anlaşılmıştır.

- LTC için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda LTC getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.

- BCH için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda BCH getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.

- LINK için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda LINK getiri serisinde oluşan olumsuz şokların volatilité üzerindeki etkisi olumlu şoklara göre daha fazla olduğu yani kaldıraç etkisi olduğu anlaşılmıştır.

- XLM için en iyi tahmin sonuçları ACGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda XLM getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.

- TRX için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda TRX getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.

- DOGE için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda DOGE getiri serisinde oluşan olumlu şokların volatilité üzerindeki etkisi olumsuz şoklara göre daha fazla olduğu anlaşılmıştır.

Yapılan analizler neticesinde AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre incelenen kripto para birimleri için asimetric koşullu değişen varyans modelleri, simetric koşullu değişen varyans modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Kullanılan asimetric koşullu değişen varyans modellerinden sırasıyla; EGARCH(1,1), TGARCH(1,1) ve ACGARCH(1,1) modelleri kullanılarak daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Sonuç olarak BTC, ADA ve LINK getiri serilerinde oluşan negatif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduğu ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX ve DOGE getiri serilerinde ise oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduğu belirlenmiştir. Bu bağlamda kripto paraların yatırım aracı olarak kullanılması durumunda volatilitédeki asimetric etkiler göz ardı edilmemelidir.

KAYNAKÇA

- Akaike H. (1974). A New Look at the Statistical Identification Model. *IEEE Transactions On Automatic Control*. Vol, 19 No:6, 716-723.
- Aksu, T. (2006). *Gecelik Faiz Oranlarının Volatilitésinin Modellenmesinde Asimetrik GARCH Modelleri*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Akkaya, Ş. ve Pazarlıođlu, V. (2000). *Ekonometri I*, Anadolu Matbaacılık, İzmir.
- Antonopoulos, A. M. (2014). *Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Cryptocurrencies*. O'Reilly Media, Inc.
- Ayben, Koy., Yaman, M., ve Sefa, Mete. Kripto Paraların Volatilite Modelinde ABD Borsa Endekslerinin Yeri: Bitcoin Üzerine Bir Uygulama. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(24), 159-170.
- Bilgili, Y. (2017). *Makro İktisat* (7.Baskı.) 4t Yayınevi, İstanbul.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *The review of economics and statistics*, 542-547.
- 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.
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance* (Second Edition). New York: Cambridge University Press.
- Buterin, V. (2014). A Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform. *White Paper*, 3(37).
- Büyükyılmaz, A. (2015). *Markov Rejim Deđişimli Vektör Otoregresif Modeller ve Doğrusal Olmayan Nedensellik Analizi: OECD Ülkelerinde Yenilenebilir Enerji Tüketimi, CO2 Emisyonu ve Ekonomik Büyüme Arasındaki İlişki İçin Bir Uygulama*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Akdeniz Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Antalya.
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., ve Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 17.
- Çarkacıođlu, A. (2016). Kripto-Para Bitcoin. *Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Dairesi Araştırma Raporu*.
- Çelik, İ., ve Kahyaođlu, S. B. (ed.). (2021). *Finansal Zaman Serisi Analizi Finansçılar İçin Temel Yaklaşımlar*. Gazi Kitabevi, Ankara.

- Çil, N. (2018). *Finansal Ekonometri*. Der Yayınları, İstanbul.
- Dai, H. N., Zheng, Z., ve Zhang, Y. (2019). Blockchain for Internet of Things: A survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(5), 8076-8094.
- Demirel, B., Bozdağ, E. G., ve İnci, A. G. (2008). Döviz Kurlarındaki Dalgalanmaların Gelen Turist Sayısına Etkisi; Türkiye Örneği. *DEU Ulusal İktisat Kongresi*. İzmir.
- Demireli, E., ve Torun, E. (2010). Alternatif piyasa oynaklıklarında meydana gelen kırılmaların ICSS algoritmasıyla belirlenmesi ve süregelenliğe etkileri: Türkiye ve Londra örneği. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (46), 129-145.
- Ding, Z., Granger, C. W., ve Engle, R. F. (1993). A Long Memory Property Of Stock Market Returns and A New Model. *Journal Of Empirical Finance*, 1(1), 83-106.
- Durğay, Z., ve Karaarslan, E. (2018). Blokzinciri Teknolojisinin E-Devlet Uygulamalarında Kullanımı: Ön İnceleme. *Akademik Bilişim Konferansı*, Karabük.
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, Gold and The Dollar—A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*. (Fourth edition) Wiley, University of Alabama.
- Engle, R. F., Lilien, D. M., ve Robins, R. P. (1987). Estimating Time Varying Risk Premia in The Term Structure: The ARCH-M Model. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*, 391-407.
- Engle, R. F., ve Bollerslev, T. (1986). Modelling The Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- Engle, R.F., (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," *Econometrica Journal of The Econometric Society*, vol. 50(4), pp. 987-1007.
- Ertuğrul, M. (2019). Kripto Paraların Volatilite Dinamiklerinin İncelenmesi: GARCH Modelleri Üzerine Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71.
- Franses, P. H., Dijk, D. V., ve Opschoor, A. (2010). *Time Series Models for Business Economic Forecasting*. Cambridge University Press, New York.
- Gatteschi, V., Lamberti, F., Demartini, C., Pranteda, C., ve Santamaria, V. (2018). To Blockchain or Not to Blockchain: That is The Question. *IT Professional*, 20(2), 62-74.
- Ghaiti, K. (2021). *The Volatility of Bitcoin, Bitcoin Cash, Litecoin, Dogecoin and Ethereum*. Doctoral dissertation, University of Ottawa.

- Ghalanos, A. (2020). *Introduction To The Rugarch Package*. (Version 1.3-1). Manuscript, Accessed, 11. <http://cran.r-project.org/web/packages/rugarch>.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., ve Runkle, D. E. (1993). On The Relation Between The Expected Value And The Volatility of The Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Gökçe, A. (2001). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası getirilerindeki volatilitenin ARCH teknikleri ile ölçülmesi. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 3(1), 35-58.
- Grier, K. B., ve Perry, M. J. (1998). On İnflation and İnflation Uncertainty in The G7 Countries. *Journal of International Money and Finance*, 17(4), 671-689.
- Gujarati, D. (2014). *Econometrics by Example*. (second edition). Palgrave Macmillan, London.
- Gültekin, Y., ve Bulut, Y. (2016). Bitcoin Ekonomisi: Bitcoin Eko-Sisteminden Doğan Yeni Sektörler ve Analizi. *Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(3), 82-92.
- Güriş, S., ve Çağlayan, E. (2013) *Ekonometri Temel Kavramlar*, Der Yayınları, İstanbul
- Güven, V., ve Şahinöz, E. (2018). *Blokzincir Kripto Paralar Bitcoin: Satoshi Dünyayı Değiştiriyor*. Kronik Kitap, İstanbul.
- Güzel, V. (2007). *Finansal risk Değerinin Belirlenmesinde Kullanılan Sayısal Yöntemler: ARCH/GARCH Modelleriyle İMKB Uygulaması*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press: Princeton, New Jersey.
- Harris, R., ve Sollis, R. (2003). *Applied Time Series Modelling and Forecasting*. Wiley Pres, London.
- Harvey, A., ve Sucarrat, G. (2014). EGARCH Models With Fat Tails, Skewness and Leverage. *Computational Statistics ve Data Analysis*, 76, 320-338.
- Hossain, N., Troskie, C. G., ve Guo, R. (2005). Comparisons of The Ex Post Efficient Portfolios Under GARCH (1,1) Modeling and GARCH Model Extensions. *In Proceedings of the 10th Annual International Conference on Industrial Engineering—Theory Applications and Practice Clear water*, Florida (pp. 419-425).
- Karaarslan, E., ve Akbaş, M. F. (2017). Blokzinciri tabanlı Siber Güvenlik Sistemleri. *Uluslararası Bilgi Güvenliği Mühendisliği Dergisi*, Cilt:3, No:2, 16-21.
- Kardaş, S., ve Kiraz, M. S. (2018). Bitcoin'de Mahremiyeti Sağlama Yöntemleri. *Uluslararası Bilgi Güvenliği Mühendisliği Dergisi*, Cilt:4, No:1, 1-9.

- Katsiampa, P. (2017). A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3-6.
- Kayral, İ. E. (2020). En Yüksek Piyasa Değerine Sahip Üç Kripto Paranın Volatilitelerinin Tahmin Edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168.
- Kırbaş, İ. (2018). Blokzinciri Teknolojisi ve Yakın Gelecekteki Uygulama Alanları. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 9(1), 75-82.
- Kwon, Y., Kim, H., Shin, J., ve Kim, Y. (2019). Bitcoin vs. Bitcoin cash: Coexistence Or Downfall of Bitcoin Cash?. In 2019 *IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)*, San Francisco, 935-951.
- Lamoureux, C. G., ve Lastrapes, W. D. (1990). Persistence in Variance, Structural Change, and The GARCH Model. *Journal of Business ve Economic Statistics*, 8(2), 225-234.
- Lee, Gary G. J. and Engle, Robert F., (1993) A Permanent and Transitory Component Model of Stock Return Volatility. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5848> (Erişim Tarihi: 20.04.2021).
- Li, C. W., ve Li, W. K. (1996). On A Double-threshold Autoregressive Heteroscedastic Time Series Model. *Journal Of Applied Econometrics*, Vol. 11(3), 253-274.
- Liu, W., ve Morley, B. (2009). Volatility forecasting in the hang seng index using the GARCH approach. *Asia-Pacific Financial Markets*, 16(1), 51-63.
- Longmore, R., ve Robinson, W. (2004). Modelling And Forecasting Exchange Rate Dynamics: an Application of Asymmetric Volatility Models. *Bank of Jamaica, Working Paper, WP 2004, 3*, 191-217.
- Mandelbrot, B. B. (1997). The variation of certain speculative prices. In *Fractals and Scaling in Finance* (pp. 371-418). Springer, New York, NY.
- Mapa, ve Dennis, S. (2004). A Forecast Comparison of Financial Volatility Models: GARCH(1,1) Is Not Enough. *The Philippine Statistician*, Vol. 53, 1-10.
- Markowitz, H. (1952). Potfolio Selection. *The Journal of Finance* Vol. 7 No.1, 77-91.
- Mazibas, M. (2005). IMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri ile Bir Uygulama. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3008342>
- Merton, R. C. (1980). On Estimating The Expected Return on The Market: An Exploratory Investigation. *Journal of Financial Economics*, 8(4), 323-361.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: Apeer-To-Peer Elecktronic Cash System. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (Erişim Tarihi: 20.04.2021).
- Narayan, P. K., ve Narayan, S. (2007). Modelling Oil Price Volatility. *Energy Policy* 35, 6549–6553.

- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370.
- Nelson, D. B., ve Cao, C. Q. (1992). Inequality constraints in the univariate GARCH model. *Journal of Business ve Economic Statistics*, 10(2), 229-235.
- Özeroğlu, A. İ. (2014). Barher'in Türk Finans Sektöründe Yeri ve Uygulanabilirliği. *International Journal of Economic and Administrative Studies*, 116-112.
- Özkul, F., ve Baş, E. (2020). Dijital Çağın Teknolojisi Blokzincir ve Kripto Paralar: Ulusal Mevzuat ve Uluslararası Standartlar Çerçevesinde Mali Yönden Değerlendirme. *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 20(60), 57-74.
- Poon, S. H. (2005). *A practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. Jhon Wiley ve Sons. England.
- Rabemananjara, R., ve Zakoian, J. M. (1993). Threshold ARCH Models and Asymmetries in Volatility. *Journal of Applied Econometrics*, 8(1), 31-49.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, Vol. 6, No. 2, pp. 461-464
- Schwert, G. W. (1989). Business Cycles, Financial Crises, and Stock Volatility. North-Holland. *In Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* (Vol. 31, pp. 83-125).
- Seth, D., Ramanathan, L., ve Pandey, A. (2010). Security enhancement: Combining cryptography and steganography. *International Journal of Computer Applications*, 9(11), 3-6.
- Sevüktekin, M. (2013). *Ekonometriye Giriş: Teori ve Uygulamalar*. Dora, Bursa.
- Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile Bitcoin Volatilitésinin Analizi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1322-1333.
- Şahin, E, Özkan, O. (2018). Asimetrik Volatilitenin Tahmini: Kripto Para Bitcoin Uygulaması. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 3 (2), 240-247. DOI: 10.33905/Bseusbed.450018 (Erişim Tarihi: 25.04.2021).
- Şarkaya İçelloğlu, C, Engin Öztürk, M. (2018). Bitcoin ile Seçili Döviz Kurları Arasındaki İlişkinin Araştırılması: 2013-2017 Dönemi için Johansen Testi ve Granger Nedensellik Testi. *Maliye ve Finans Yazıları*, 1 (109), 51-70.
- Takaoğlu, M., Özer, Ç., ve Parlak, E. (2019). Blokzinciri Teknolojisi ve Türkiye'deki Muhtemel Uygulanma Alanları. *Uluslararası Doğu Anadolu Fen Mühendislik ve Tasarım Dergisi* ISSN: 2667-8764, 1(2), 260-295.

- Tanrıverdi, M., Uysak, M., ve Üstündağ, M. T. (2009). Blokzinciri Teknolojisi Nedir? Ne Değildir?: Alanyazın İncelemesi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt: 12, Sayı: 3, 203-217.
- Tatoğlu, F.Y. (2020). *Ekonometri Stata Uygulamalı*. Beta, İstanbul.
- Taylor, S. J. (1986). *Modelling Financial Time Series*. Wiley, New York.
- Teker, D, Teker, S (2020). Estimation Of Bitcoin Volatility: GARCH Implementation SSRG. *International Journal Of Economics And Management Studies (SSRG-IJEMS) – Volume 7 Issue 1 – Jan 2020*.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. 3rd Edition, John Wiley and Sons., Hoboken.
- Türkiye Bilişim Vakfı. (2019). Blok Zinciri Teknolojisi Terminoloji Çalışması. *Blockchain Türkiye Platformu*, İstanbul.
- Ünal, G., ve Uluyol, Ç. (2020). Blok Zinciri Teknolojisi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt:13, Sayı: 2, 167-175.
- Vigna, P., ve Casey, M. J. (2017). *Kripto Para Çağı*. (Çev. A. Atav), Buzdağı Yayınevi, Ankara.
- Yıldız, B. (2016). Oynaklık Tahmininde Simetrik ve Asimetrik GARCH Modellerinin Kullanılması: Seçilmiş BİST Alt Sektör Endeksleri Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (72), 83-106. DOI: 10.25095/mufad.396721 (Erişim Tarihi: 01.04.2021).

İnternet Kaynakları

- Alpözen, Y. E. (2014). <http://tektasi.net/wp-content/uploads/2014/01/kriptoloji.pdf> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Android Authority. “What is Ripple? — a short guide”. <https://www.androidauthority.com/what-is-ripple-819806/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021)
- Bfmedia. “Ethereum’un Bitcoin’den farkı ne?”. <https://www.bfmedia.io/sikca-sorulan-sorular/ethereum-un-bitcoin-den-farki-ne-01588732.html> (Erişim Tarihi: 30.04.2021)
- Binance Academy. “Cardano (ADA) Nedir?”. <https://academy.binance.com/tr/articles/what-is-cardano-ada> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Binance Academy. “Dogecoin Nedir?”. <https://academy.binance.com/tr/articles/what-is-dogecoin> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Binance Academy. “Ethereum nedir?”. <https://academy.binance.com/tr/articles/what-is-ethereum#whats-the-difference-between-ethereum-and-ether-eth> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).

- Binance Academy. “Mutabakat Algoritması Nedir?”.
<https://academy.binance.com/tr/articles/what-is-a-blockchain-consensus-algorithm>
(Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- Binance Academy. “Proof of Work (PoW) Nedir?”.
<https://academy.binance.com/tr/articles/proof-of-work-explained> (Erişim Tarihi:
29.04.2021).
- Binance Academy. “Ripple Nedir?”. <https://academy.binance.com/tr/articles/what-is-ripple>
(Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Bitcoin Cash. <https://bitcoincash.org/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitcoin Cash. <https://bitcoincash.org/graphics/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitcoin Magazine. Wagner, A., Bitcoin Magazine.
<https://bitcoinmagazine.com/business/digital-vs-virtual-currencies-1408735507>
(Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitcoin. <https://bitcoin.org/tr/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitcoindeveloper. “Block Chain”. https://developer.bitcoin.org/devguide/block_chain.html
(Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitcoinhaber.net. “Bitcoin (BTC)” Bitcoin: Eşten-eşe Elektronik Nakit Ödeme Sistemi.
<https://www.bitcoinhaber.net/bitcoin> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitexen Research. ”Proof of Stake - Pay İspatı Nedir?”.
<https://research.bitexen.com/post/proof-of-stake-pay-ispatti-nedir> (Erişim Tarihi:
01.05.2021).
- Bitfeks. “Stellar (XLM) Nedir? Stellar Yorum”. <https://bitfeks.com/blog/2021/02/22/stellar-xlm-nedir-stellar-yorum/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Bitik, S. “Ethereum Sanal Makinesi Nedir?”. <https://kriptokilavuz.com/ethereum-sanal-makinesi-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Bitlo. “Bitcoin (BTC) Nedir?”. <https://www.bitlo.com/rehber/bitcoin-nedir> (Erişim Tarihi:
01.05.2021).
- Bitlo. “Ethereum Nedir?”.<https://www.bitlo.com/rehber/ethereum-nedir> (Erişim Tarihi:
01.05.2021).
- Bitlo. “Fork Nedir?”. <https://www.bitlo.com/rehber/fork-nedir> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- Bitlo. “Ripple (XRP) Nedir?”. <https://www.bitlo.com/rehber/ripple-nedir> (Erişim Tarihi:
01.05.2021).
- Bitpanda. <https://www.bitpanda.com/tr/prices/cardano> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).

- Blockchain Türkiye. “Blockchain nedir?”. <https://bctr.org/blockchain-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Blockchain.com “Toplam Dolaşımdaki Bitcoin”. <https://www.blockchain.com/tr/tr/charts/total-bitcoins> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- BtcTurk. “Kriptopara Madenciliği (Mining) Nedir?”. (2020, Ocak 03). <https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/quiz/kriptopara-madenciligi-mining-nedir/> (Erişim Tarihi: 28.04.2021).
- BtcTurk. “Ripple (XRP) Nedir?”. <https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/ripple-xrp-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- BtcTurk. “Sözlük”. <https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/sozluk/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Cardano. <https://cardano.org/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Chainlink. <https://chain.link/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- CNBC. “Tesla buys \$1.5 billion in bitcoin, plans to accept it as payment”. <https://www.cnbc.com/2021/02/08/tesla-buys-1point5-billion-in-bitcoin.html> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Cointelegraph. Günen, E. “Hash Nedir? Bitcoin SHA-256 Algoritması Nasıl Çalışır?”. <https://tr.cointelegraph.com/news/what-is-hash-whats-the-meaning-of-bitcoin-sha-256-algorithm> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- Coinkolik. “Bitcoin Cash (BCH) Nedir?”. <https://www.coinkolik.com/bitcoin-cash-nedir/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Coinkolik. Engin Ö., “Kripto Para Birimi Cardano (ADA) Nedir?”. <https://www.coinkolik.com/kripto-para-birimi-cardano-ada-nedir/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Coinkolik. Yavuz. N., “Ukrayna Dijital Parası İçin Stellar’ı Seçti! XLM Daha da Yükselir mi?”. <https://www.coinkolik.com/ukrayna-dijital-parasi-icin-stellari-secti-xlm-daha-da-yukselir-mi/> (Erişim Tarihi: 28.04.2021).
- CoinMarketCap. “Bitcoin”. <https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- CoinMarketCap. “Ethereum”. <https://coinmarketcap.com/tr/currencies/ethereum/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- CoinMarketCap. “TRON” <https://coinmarketcap.com/tr/currencies/tron/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).

- Cointral. “Bitcoin Cash Nedir”. <https://cointral.com/tr/bitcoin-cash-nedir/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Cointral. Özcan B., “Chainlink (LINK) Coin Nedir?”. <https://cointral.com/tr/chainlink-link-coin-nedir-nasil-satin-alinir/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- CoinTürk. “Cardano Nedir?”. <https://coin-turk.com/cardano-nedir-nereden-satin-alinir> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- Dogecoin. <https://dogecoin.com/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Dogecoin. <https://dogecoin.com/index.html> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Eğilmez, M., “Bitcoin”. <https://www.mahfiegilmez.com/2013/11/bitcoin.html> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Eğilmez, M., “Kripto Paralar, Bitcoin ve Blockchain”. <https://www.mahfiegilmez.com/2017/11/kripto-paralar-bitcoin-ve-blockchain.html> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Ethereum. <https://ethereum.org/en/assets/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Ethereum. “Ethereum nedir?”. <https://ethereum.org/tr/what-is-ethereum/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- HaberTürk. “Dogecoin yine Elon Musk'ın desteğiyle yükseldi”. <https://www.haberturk.com/dogecoin-yine-elon-musk-in-destegiyle-yukseldi-3054239-ekonomi> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Icrypex. “Bitcoin ve Ethereum Arasındaki Farklar Nelerdir?”. <https://www.icrypex.com/tr/blog/bitcoin-ve-ethereum-arasindaki-farklar-nelerdir> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Icrypex. “Bitcoinin Tarihçesi”. <https://www.icrypex.com/tr/blog/bitcoinin-tarihcesi> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Icrypex. “Kripto Para Borsası Nedir?”. <https://www.icrypex.com/tr/blog/kripto-para-borsasi-nedir> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Icrypex. “Litecoin Hakkında Genel Bilgiler”. https://www.icrypex.com/tr/ozellikler/urunler/litecoin?cf_chl_jschl_tk=42e37017586c57d652b5878f892efe37f9dad6b-1620257590-0-AdNABeGTNxXT4FE0_LgGiLSdMVIH8YvDc5hJrpJoBTx5NoGqUc7ul0YerQv_3PtbKgvQHDmE-V0QnSOZvJ-PiPirSV9aG9JPxdLksC1JYkhCnm8RHLHNEazQ5_6Xe (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Investing. <https://tr.investing.com/> (Erişim Tarihi: 17.01.2021).

- Innova. “Güvenli işlemler için Blockchain alternatifi: Akıllı Kontratlar”.
<https://www.innova.com.tr/tr/blog/guvenlik-blog/guvenli-islemler-icin-blockchain-alternatifi-akilli-kontratlar> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- İnternet Archive. Schroeder S., “Cardano: a rising cryptocurrency that wants to change the World”
https://web.archive.org/web/20181221041730if_/https://mashable.com/2018/02/24/cardano-hoskinson-interview/?europa=true#D291MtK6VkkqH (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Koin Bülteni. “Tron”. <https://koinbulteni.com/tron> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Kriptom.” Kriptom Sözlük”. <https://www.kriptom.com/asic-madencisi-nedir-sozluk/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Litecoin. <https://litecoin.org/tr/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- MinerShop. <https://minershop.org/ethash-algoritmasi-nedir/#:~:text=Sanal%20para%20sistemlerindeki%20en%20bilindik,bir%C3%A7ok%20a%C3%A7%C4%B1dan%20Bitcoin%20ile%20benzerdir.vetext=Sanal%20para%20sistemlerinde%20yer%20alan,algoritmalar%20ile%20%C5%9Fifrelenerek%20g%C3> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- NTV. “Bill Gates'ten 'Bitcoin madenciliği' uyarısı”. <https://www.ntv.com.tr/teknoloji/bill-gatesten-bitcoin-madenciligi-uyarisi,iK5COZgtEkSnogwEi4Dx7w> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Özcan, B. “Coin ile Token Arasındaki Farklar Nedir?”. <https://cointral.com/tr/coin-ile-token-arasindaki-farklar-nedir/> (Erişim Tarihi: 30.04.2021).
- Özel, H. S. “Dolaşımdaki Bitcoin sayısı gerçekten görüldüğü kadar mı?”.
<https://www.paribu.com/blog/perspektif/dolasimdaki-bitcoin-sayisi-gerçekten-gorundugu-kadar-mi-s-hakan-ozel/> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- ParibuLog. “6 maddede Chainlink (LINK) Nedir?”.
<https://www.paribu.com/blog/kriptopara/6-maddede-chainlink-link-nedir/> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- ParibuLog. “Çatallanma (fork) nedir?”. https://www.paribu.com/blog/sozluk/fork-nedir/?_cf_chl_jschl_tk_=0a7b9bf90fd7241e21c306c3ca925e255059fa3f-1620086452-0-ARn5jw-f1tDYmSCDii4HF1qzDWNXEZixt8jRX7mHnUmvsS2MntCuI7ZziqJfCp-7tkUMhPXJ1pUbRYmxFOiVkX-

- [mxNIXGMg53qyQbgLWi5USPP4bSyncKlax6eWAHXHfrBK3H2](https://www.paribu.com/blog/sozluk/halving-bitcoin-yarilanma-nedir/) (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Paribulog. “Halving (Bitcoin yarılanma) nedir?”. <https://www.paribu.com/blog/sozluk/halving-bitcoin-yarilanma-nedir/> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- ParibuLog. “Ripple nedir?”. <https://www.paribu.com/blog/sozluk/ripple-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- ParibuLog. “Ripple nedir?”. <https://www.paribu.com/blog/sozluk/ripple-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- ParibuLog. ”6 maddede Bitcoin Cash (BCH)”. https://www.paribu.com/blog/kriptopara/6-maddede-bitcoin-cash-nedir/?_cf_chl_jschl_tk__=1640b9cd96b180fc3efc71be12f28fd0a30dd575-1620333375-0-ATkAOWBDH2jtr_stlunqXHSaX1ULdNA0WXP_m9pFafPR6Gbcnob3pZ4ftQs8Co2-EonGVQ9pyNVd8yqZH7e6Mlyi1uOYIMeOQjFKctaNRpdOEtJG (Erişim Tarihi: 29.04.2021).
- Ripple. <https://ripple.com/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Sengezer, M. “Bitcoin Zorluk Seviyesi Nedir ve Fiyatı Nasıl Etkiler?”. <https://beincrypto.com.tr/bitcoin-zorluk-ayari-nedir/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Stellar. “Announcing the New Stellar Logo” <https://www.stellar.org/blog/announcing-the-new-stellar-logo> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Stellar. “Learn Intro to Stellar”. <https://www.stellar.org/learn/intro-to-stellar> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- Tekiner, E. “Hot Wallet (Sıcak Cüzdan) vs Cold Wallet (Soğuk Cüzdan)”. <https://egetekiner.medium.com/hot-wallet-s%C4%B1cak-c%C3%BCzdan-vs-cold-wallet-so%C4%9Fuk-c%C3%BCzdan-e67f35a7f855> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Tron. <https://tron.network/> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- Tron. Sun, H., <https://tron.network/about?lng=en> (Erişim Tarihi: 01.05.2021).
- TRT Haber. “Ekran kartı stokları neden yok? Ekran kartı stok sorunu ne kadar sürecek?”. <https://www.trthaber.com/haber/guncel/ekran-karti-stoklari-neden-yok-ekran-karti-stok-sorunu-ne-kadar-surecek-571490.html> (Erişim Tarihi: 02.05.2021).
- TUBİTAK Bilgem. “Blokzincir Teknolojileri”. <https://blokzincir.bilgem.tubitak.gov.tr/blokzincir.html> (Erişim Tarihi: 29.04.2021).

Uzmancoin. Köse, B., “Stellar (XLM) nedir?”. <https://uzmancoin.com/stellar-xlm-nedir/>
(Erişim Tarihi: 01.05.2021).

Ö Z G E Ç M İ Ş

Adı ve SOYADI	Fatih KAZOVA
Doğum Yeri - Tarihi	Tokat - 04.04.1995
EĞİTİM DURUMU	
Mezun Olduğu Lise	Çağlayan Anadolu Lisesi
Lisans Diploması	Marmara Üniversitesi - Ekonometri Bölümü
Tez Konusu	Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi
Yabancı Dil	İngilizce
İŞ DENEYİMİ	
Stajlar	Merkez Bankası/Antalya Şubesi- 2017
Çalıştığı Kurumlar	Kuveyt Türk Katılım Bankası- Kredi Risk Takip (2019-2020) Vakıf Katılım Bankası- Kredi Yönetimi (2020- Devam Ediyor)
E-Posta	fatihkazova07@gmail.com