



ANKARA
HACI BAYRAM VELİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

GARCH-MIDAS VE GARCH MODELLERİNİN PERFORMANS
KARŞILAŞTIRMASI: KRİPTO PARA BİRİMLERİNİN OYNAKLIĞI
ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Yüksek Lisans

Gülşah ATAŞ

Yüksek Lisans Programı
Ekonometri Anabilim Dalı
Ankara, 2025

**GARCH-MIDAS ve GARCH Modellerinin Performans Karşılaştırması: Kripto Para
Birimlerinin Oynaklığı Üzerine Bir Uygulama**

Gülşah ATAŞ

Tez Danışmanı Doç. Dr. Yağmur TOKATLIOĞLU

Tez Jürisi

Prof. Dr. M. Hakan BERUMENT

Prof. Dr. Nükhet DOĞAN

Doç. Dr. Yağmur TOKATLIOĞLU

**YÜKSEK LİSANS
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI**

Ankara – 2025

ETİK BEYAN

Bu tezi, Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Tez ve Proje Yazım Kılavuzuna uygun olarak hazırladığımı; tezin tamamında akademik kurallara ve etik ilkelere uyduğumu ifade ederim. Yararlandığım eserlerin tamamını metin içinde referanslandığımı ve kaynakçada kılavuzda tanımlanan şekilde yer verdiğimi, haricindeki ifadelerin bana ait olduğunu, herhangi bir kaynaktan kopyalama yapmadığımı ya da yapay zekâ aracılığı ile üretilmiş ifadelere metinde yer vermediğimi beyan ederim. Herhangi bir zamanda bu beyanıma uygun olmayan bir durumun tespit edilmesi halinde, aleyhime doğacak bütün hak kayıpları dahil tüm hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

(Gülşah ATAŞ)

(18.06.2025)

ONAY

Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Ekonometri Anabilim Dalı Ekonometri Programı yüksek lisans öğrencisi tarafından hazırlanan GARCH-MIDAS ve GARCH Modellerinin Performans Karşılaştırması: Kripto Para Birimlerinin Oynaklığı Üzerine Bir Uygulama Başlıklı tez çalışması 18/06 /2025 tarih ve 15:30 saatinde yapılan tez savunma sınavında aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile YÜKSEK LİSANS olarak KABUL edilmiştir.

	Kabul	Ret
Başkan Prof. Dr. Hakan BERUMENT / Bilkent Ün.	☒	☐
Üye Prof. Dr. Nüket DOĞAN / HBVÜ	☒	☐
Üye Doç. Dr. Yağmur TOKATLIOĞLU / HBVÜ	☒	☐

GARCH-MIDAS VE GARCH MODELLERİNİN PERFORMANS KARŞILAŞTIRMASI: KRİPTO PARA BİRİMLERİNİN OYNAKLIĞI ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Gülşah ATAŞ

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Yağmur TOKATLIOĞLU
T.C. Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Ekonometri Anabilim Dalı
2025, Ankara

ÖZET

Son yıllarda, dijital varlıkların artan finansal getiri potansiyeli ve yüksek oynaklık düzeyleri, volatilité tahminine yönelik ihtiyacı önemli ölçüde artırmış, bu doğrultuda kripto para birimlerine olan ilgi hızla artmıştır. Bu kapsamda oynaklık tahmini ise, finansal piyasaların dinamik yapısının modellenmesi temel bir araç olarak öne çıkmaktadır. Bu tezin amacı, kripto para piyasalarında volatilité tahmininde geleneksel GARCH tipi modelleri ile GARCH-MIDAS modelinin tahmin performanslarını karşılaştırmalı olarak incelemektir. Bu amaçla, 08.05.2013-03.31.2025 dönemine ait Bitcoin ve Ripple getirileri ile BBDMPU Endeksi kullanılarak, GARCH-MIDAS ve geleneksel GARCH modelleri uygulanmış; elde edilen tahmin performansları çeşitli kayıp fonksiyonları aracılığıyla değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgulara göre, kripto getirilerinin volatilité tahmin performansları açısından GARCH-MIDAS modelinin tahmin başarısının daha yüksek olduğu saptanmıştır. Bunun yanında ise BBDMPU Endeksi'nin, her iki kripto para biriminin volatilitesi üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: GARCH-MIDAS, GARCH, Kripto, Kayıp Fonksiyonlar

PERFORMANCE COMPARISON OF GARCH-MIDAS AND GARCH MODELS: AN APPLICATION ON THE VOLATILITY OF CRYPTOCURRENCIES

Gülşah ATAŞ

Master's Thesis

**Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Yağmur TOKATLIOĞLU
Ankara Hacı Bayram Veli University, Institute of Graduate Programs
Department of Econometrics
2025, Ankara**

ABSTRACT

In recent years, the increasing financial return potential and high volatility levels of digital assets have significantly increased the need for volatility estimation, and accordingly, interest in cryptocurrencies has increased rapidly. In this context, volatility estimation stands out as a basic tool for modeling the dynamic structure of financial markets. The aim of this thesis is to comparatively examine the estimation performances of traditional GARCH-type models and the GARCH-MIDAS model in volatility estimation in cryptocurrency markets. For this purpose, GARCH-MIDAS and traditional GARCH models were applied using Bitcoin and Ripple returns for the period 08.05.2013-03.31.2025 and the BBDMPU Index; the obtained estimation performances were evaluated through various loss functions. According to the findings, it was determined that the GARCH-MIDAS model had a higher estimation success in terms of volatility estimation performances of crypto returns. In addition, it was determined that the BBDMPU Index has a significant effect on the volatility of both cryptocurrencies.

Keywords: GARCH-MIDAS, GARCH, Crypto, Lost Functions

İTHAF

Hayatım boyunca yanımda olduđu gibi tez aşamasında da maddi ve manevi olarak yanımda olan, sevgi ve dualarıyla bana güç veren, bugüne gelmemde en büyük paya sahip olan kıymetli annem Cennet Aktürk'e sonsuz şükranlarımı sunuyorum ve bu tezi kendisine ithaf ediyorum.



TEŞEKKÜR

Yüksek lisans tezimi yöneten, bu çalışmanın hazırlanma sürecinin her aşamasında benimle titizlikle ilgilenen bilgi, tecrübe ve akademik yardımlarını benden esirgemeyen, desteğini hep arkamda hissettiğim, anlamsızda olsa tüm sorularımda beni sabırla dinleyen ve beni sürekli motive eden değerli danışmanım Doç. Dr. Yağmur Tokathoğlu ve tüm tez jüri üyeleri; Prof. Dr. M. Hakan Berumet'e, Prof. Dr. Nükhet Doğan'a sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Ayrıca, bu zorlu süreçte, sevgi ve sabrıyla desteğini esirgemeyen ve varlığıyla bana güç katan sevgili eşim Şahin Ataş'a ve kardeşime sonsuz teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

Sayfa

Özet	iv
Abstract	v
İthaf	vi
Teşekkür	vii
İçindekiler	viii
Tabloların Listesi.....	xii
Şekillerin Listesi	xiii
Kısaltmalar Dizini	xiv
1. GİRİŞ	1
2. VOLATİLİTE	5
2.1. Volatilite Modellerinin Amacı	6
2.2. Volatilite Ölçüm Yöntemleri.....	7
2.3. Volatilite Modelleri	8
2.3.1. Otoregresif Koşullu Varyans Modeli.....	9
2.3.2. Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli.....	11
2.3.3. Üssel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli.....	13
2.3.4. Ortalamada Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans Modeli.....	15
2.3.5. Glostten, Jagannathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans Modeli	17
2.3.6. Karma Veri Önekleme- Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli	20
3. KAYIP FONKSİYONLAR ve DIEBOLD-MARIANO TEST İSTATİSTİĞİ	27
3.1. Ortalama Mutlak Hata	27
3.2. Ortalama Kare Hata	28
3.3. Ortalama Karesel Hata Kökü.....	29
3.4. Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Kare Hata	31
3.5. Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Mutlak Hata.....	31
3.6. Ortalama Mutlak Yüzde Hata	32
3.7. Yarı Olasılık Hata	33
3.8. Diebold-Mariano Test İstatistiği	34
4. GELENEKSEL PARA VE KRİPTO PARALAR.....	37
4.1. Paranın Tanımı	37

4.1.1. Madeni Para	39
4.1.2. Kâğıt Para	41
4.1.3. Dijital ve Sanal Para	42
4.2. Amerika Birleşik Devletleri İçin Baker-Bloom-Davis Para Politikası Belirsizlik Endeksi.....	54
5. LİTERATÜR TARAMASI.....	59
6. EKONOMETRİK UYGULAMA VE BULGULAR.....	73
6.1. Değişkenler ve Tanımlayıcı İstatistikler	73
6.1.1. Değişkenler	73
6.1.2. Tanımlayıcı İstatistikler	80
6.2. Birim Kök Testi	82
6.3. GARCH Modeli Tahmin Sonuçları	84
6.4. EGARCH Modeli Tahmin Sonuçları.....	86
6.5. GARCH-M Modeli Tahmin Sonuçları.....	89
6.6. GJR-GARCH Modeli Tahmin Sonuçları.....	91
6.7. GARCH-MIDAS ₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları.....	93
6.10. Örneklem Dışı Tahmin.....	103
6.10.1. GARCH (1,1) Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları.....	103
6.10.2. EGARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları.....	105
6.10.3. GARCH-M Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	107
6.10.4. GJR-GARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları.....	109
6.10.5. GARCH-MIDAS Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	111
6.11. Kayıp Fonksiyon Tahmin Sonuçları	117
6.12. Diebold-Mariano Test	119
7. SONUÇ VE BULGULARIN DEĞERLENDİRİLMESİ	123
Extended abstract	127
Kaynakça.....	129
Ekler	145
EK-1. BTC GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	145
EK-2. BTC Rolling Window GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	146
EK-3. BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	147
EK-4. BTC Getirisi GARCH-MIDAS ₂₄ Modeli Tahmin Sonuçları.....	148
EK-5. BTC GARCH-MIDAS ₂₄ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması.....	149

EK-6.	XRP GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	150
EK-7.	XRP Rolling Window GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	151
EK-8.	XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	152
EK-9.	XRP Getirisi GARCH-MIDAS ₂₄ Modeli Tahmin Sonuçları	153
EK-10.	XRP GARCH-MIDAS ₂₄ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması	154
EK-11.	BTC GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	155
EK-12.	BTC Rolling Window GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	156
EK-13.	BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	157
EK-14.	BTC Getirisi GARCH-MIDAS ₃₆ Modeli Tahmin Sonuçları	158
EK-15.	BTC GARCH-MIDAS ₃₆ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması.....	159
EK-16.	XRP GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	160
EK-17.	XRP Rolling Window GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	161
EK-18.	XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	162
EK-19.	XRP Getirisi GARCH-MIDAS ₃₆ Modeli Tahmin Sonuçları	163
EK-20.	XRP GARCH-MIDAS ₃₆ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması	164
EK-21.	BTC GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	165
EK-22.	BTC Rolling Window GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun Vadeli Volatilite Serisi	166
EK-23.	BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	167
EK-24.	BTC Getiri GARCH-MIDAS ₄₈ Modeli Tahmin Sonuçları	168
EK-25.	BTC GARCH-MIDAS ₄₈ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması.....	169
EK-26.	XRP GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	170
EK-27.	XRP Rolling Window GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	171
EK-28.	XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	172
EK-29.	XRP Getirisi GARCH-MIDAS ₄₈ Modeli Tahmin Sonuçları	173
EK-30.	XRP GARCH-MIDAS ₄₈ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması	174

EK-31. BTC GARCH-MIDAS ₁₂ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	175
EK-32. XRP GARCH-MIDAS ₁₂ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	176
EK-33. BTC GARCH-MIDAS ₂₄ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	177
EK-34. XRP GARCH-MIDAS ₂₄ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	178
EK-35. BTC GARCH-MIDAS ₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	179
EK-36. XRP GARCH-MIDAS ₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	180
EK-37. BTC GARCH-MIDAS ₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	181
EK-38. XRP Getirilerine Ait GARCH-MIDAS ₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları.....	182
EK-39. BTC Getirilerine Ait GARCH-MIDAS Tahmini Kayıp Fonksiyon Sonuçları.....	183
EK-40. XRP Getirilerine Ait GARCH-MIDAS Tahmini Kayıp Fonksiyon Sonuçları.....	184
Özgemiş	185

TABLoların LİSTESİ

Sayfa

Tablo 6.1. Değişkenler ve Değişkenlere İlişkin Açıklamalar	73
Tablo 6.2. Birim Kök Testi Sonuçları	83
Tablo 6.3. BTC GARCH (1,1) Modeli	84
Tablo 6.4. BTC GARCH (1,1) ARCH-LM Testi Sonuçları	85
Tablo 6.5. XRP GARCH (1,1) Modeli	86
Tablo 6.6. BTC EGARCH Modeli.....	87
Tablo 6.7. XRP EGARCH Modeli.....	88
Tablo 6.8. BTC GARCH-M Modeli	89
Tablo 6.9. XRP GARCH-M Modeli	90
Tablo 6.10. BTC GJR-GARCH Modeli.....	91
Tablo 6.11. XRP GJR-GARCH Modeli.....	92
Tablo 6.12. BTC GARCH-MIDAS ₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları	97
Tablo 6.13. XRP GARCH-MIDAS ₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları	101
Tablo 6.14. BTC GARCH-MIDAS ₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	112
Tablo 6.15. XRP GARCH-MIDAS ₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	113
Tablo 6.16. BTC GARCH-MIDAS ₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	114
Tablo 6.17. XRP GARCH-MIDAS ₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları	116
Tablo 6.18. BTC Getirileri Kayıp Fonksiyon Sonucu	117
Tablo 6.19. XRP Getirileri Kayıp Fonksiyon Sonucu	118
Tablo 6.20. BTC İçin Çeşitli Hata Metriklerine Göre DM Test Sonuçları.....	119
Tablo 6.21. XRP İçin Çeşitli Hata Metriklerine Göre DM Test Sonuçları.....	120

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Sayfa

Şekil 6.1.	BTC ve XRP Günlük Kapanış Fiyatı	74
Şekil 6.2.	ABD için Baker-Bloom-Davis Endeksi	77
Şekil 6.3.	BTC ve XRP Getiri Oynaklığı.....	79
Şekil 6.4.	BTC Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı	80
Şekil 6.5.	XRP Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı	81
Şekil 6.6.	BBDMPU Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı	81
Şekil 6.7.	BTC GARCH-MIDAS ₁₂ : Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	94
Şekil 6.8.	BTC Rolling Window GARCH-MIDAS ₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	95
Şekil 6.9.	BTC ve BBDMPU ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite	96
Şekil 6.10.	BTC GARCH-MIDAS ₁₂ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması.....	98
Şekil 6.11.	XRP GARCH-MIDAS ₁₂ : Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri.....	99
Şekil 6.12.	XRP Rolling Window GARCH-MIDAS ₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi	100
Şekil 6.13.	XRP ve BBDMPU ile Elde Edilen GARCH-MIDAS ₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite	101
Şekil 6.14.	XRP GARCH-MIDAS ₁₂ Çerçevesinde Volatilite Ayırıştırması.....	102
Şekil 6.15.	BTC GARCH (1,1) Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları Hata Metrikleri	104
Şekil 6.16.	XRP GARCH (1,1) Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları Hata Metrikleri.....	105
Şekil 6.17.	BTC EGARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri	106
Şekil 6.18.	XRP EGARCH Örneklem Dışı Hata Metrikleri.....	107
Şekil 6.19.	BTC GARCH-M Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri.....	108
Şekil 6.20.	XRP GARCH-M Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri.....	109
Şekil 6.21.	BTC GJR-GARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri	110
Şekil 6.22.	XRP GJR-GARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri	111

KISALTMALAR DİZİNİ

Bu çalışmada kullanılmış kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Kısaltmalar	Açıklamalar
ABD	Amerika Birleşik Devletleri (United States)
ADF	Genişletilmiş Dickey-Fuller (Augmented Dickey-Fuller)
ALLGARCH	Otoregresif Uzun Hafızalı Lineer GARCH (Autoregressive Long-memory Linear GARCH)
APARCH	Asimetrik Güç ARCH (Asymmetric Power ARCH)
AP-GARCH	Asimetrik Güç GARCH (Asymmetric Power GARCH)
AR	Otokorelasyonlu (Autoregressive)
AR-CGARCH	AR-CGARCH: Asimetrik Gerçekleşmiş Bileşenli GARCH (Asymmetric Realized Component GARCH)
ARCH	Otoregresif Koşullu Varyans (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)
ARCH-M	Ortalama İçinde Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean)
ARDL	Otoregresif Dağıtılmış Gecikme (Autoregressive Distributed Lag)
ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalama (Autoregressive Moving Average)
AVGARCH	Asimetrik Volatilite GARCH (Asymmetric Volatility GARCH)
BANKEX	Bankacılık Borsası (Banking Exchange)
BBDMPU	Baker-Bloom-Davis Para Politikası Belirsizlik Endeksi (Baker-Bloom-Davis Monetary Policy Uncertainty)
BİST Hizmet	Borsa İstanbul Hizmet Sektörü Endeksi (Borsa Istanbul Services Sector Index)
BİST Sınai	Borsa İstanbul Sanayi Sektörü Endeksi (Borsa Istanbul Industrial Sector Index)

BİST Teknoloji	Borsa İstanbul Teknoloji Sektörü Endeksi (Borsa Istanbul Technology Sector Index)
BİST Tüm-100	Borsa İstanbul Tüm-100 Endeksi (Borsa Istanbul All Shares 100)
BİST30	Borsa İstanbul 30 Endeksi (Borsa Istanbul 30 Index)
BİST100	Borsa İstanbul 100 Endeksi (Borsa Istanbul 100 Index)
BTC	Bitcoin
CBDCU	Merkez Bankası Dijital Para Birimi Belirsizlik Endeksi (Central Bank Digital Currency Uncertainty Index)
CDS	Kredi Temerrüt Takası (Credit Default Swap)
CGARCH	Bileşenli GARCH (Component GARCH)
COMEX	Emtia Borsası (Commodity Exchange)
CRSP	Menkul Kıymetler Fiyatlar Araştırma Merkezi (Center for Research on Securities Prices)
CSGARCH	Bileşenli Yumuşak GARCH (Component Smooth GARCH)
DASH	Dijital Nakit (Digital Cash)
DCC	Dinamik Koşullu Korelasyon (Dynamic Conditional Correlation)
DCC-GARCH	Dinamik Koşullu Korelasyon Genelleştirilmiş Otoresgresif Değişen Varyans (Dynamic Conditional Correlation GARCH)
DJIA	Dow Jones Sanayi Endeksi (Dow Jones Industrial Average)
DM	Diebold-Mariano
DPoS	Yetkilendirilmiş Hisse İspatı (Delegated Proof of Stake)
ECB	Avrupa Merkez Bankası (European Central Bank)
EGARCH	Üssel Genelleştirilmiş Otoresgresif Koşullu Değişen Varyans (Exponential GARCH)
EGARCH-LSVMM	Üssel GARCH - En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi (Exponential GARCH - Least Squares Support Vector Machine)
EOS	Kurumsal İşletim Sistemi (Enterprise Operating System)
EPU	Ekonomik Politika Belirsizliği (Economic Policy Uncertainty)

ETH	Ethereum
EUR	Euro
EWMA	Üssel Ağırlıklı Hareketli Ortalama (Exponentially Weighted Moving Average)
FED	Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası (Federal Reserve)
FIAARCH-CHUNG	Kesirli Entegre Asimetrik Mutlak Güç ARCH (Chung versiyonu) (Fractionally Integrated Asymmetric Absolute Power ARCH (Chung variant))
FIAPARCH-BBM	Kesirli Entegre Asimetrik Güç ARCH (BBM versiyonu) (Fractionally Integrated Asymmetric Power ARCH (BBM variant))
FIEGARCH	Kesirli Entegre Üssel GARCH (Fractionally Integrated Exponential GARCH)
FIGARCH-CHUNG	Kesirli Entegre GARCH (Chung versiyonu) (Fractionally Integrated GARCH (Chung variant))
FOMC	Federal Açık Piyasa Komitesi (Federal Open Market Committee)
FTSE	Financial Times Borsa Endeksi (Financial Times Stock Exchange)
GARCH	Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)
GARCH-LSSVM	GARCH- En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi (GARCH- Least Squares Support Vector Machine)
GARCH-M	Ortalamada Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans (GARCH-In-Mean)
GARCH-MIDAS	Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans-Karma Veri Örneklemesi (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity - Mixed Data Sampling)
GEPU	Küresel Ekonomik Politika Belirsizliği (Global Economic Policy Uncertainty)

GJR-GARCH	Glosten, Jagannathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans (Glosten, Jagannathan and Runkle GARCH)
GJR-LSSVM	GJR-GARCH- En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi (GJR-GARCH- Least Squares Support Vector Machine)
GMM	Genelleştirilmiş Momentler Yöntemi (Generalized Method of Moments)
GPR	Jeopolitik Risk (Geopolitical Risk)
GSADF	Genelleştirilmiş Maksimum Genişletilmiş Dickey-Fuller (Generalized Supremum Augmented Dickey-Fuller)
GSYİH	Gayri Safi Yurt İçi Hasıla (Gross Domestic Product)
GVZ	Altın Volatilite Endeksi (Gold Volatility Index)
G7	Yedi Büyükler Grubu (Group of Seven)
HMAE	Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Mutlak Hata (Heteroskedasticity-Adjusted Mean Absolute Error)
HMSE	Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Kare Hata (Heteroskedasticity-Adjusted Mean Squared Error)
HYGARCH	Hiperbolik GARCH (Hyperbolic GARCH)
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (Istanbul Stock Exchange)
İMKB DİBS	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Devlet İç Borçlanma Senetleri (Istanbul Stock Exchange Government Bonds)
İMKB Ulusal-Tüm	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ulusal Tüm Endeksi (Istanbul Stock Exchange National All Shares)
İMKB Ulusal-30	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ulusal 30 Endeksi (Istanbul Stock Exchange National 30)
İMKB Ulusal-100	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ulusal 100 Endeksi (Istanbul Stock Exchange National 100)
İMKB-30	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 30 Endeksi (Istanbul Stock Exchange 30 Index)
ICO	İlk Dijital Para Arzı (Initial Coin Offering)

IGARCH	Entegre Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)
IOTA	Nesnelerin İnterneti Uygulaması (Internet of Things Application)
IP	Sanayi Üretimi (Industrial Production)
JB	Jarque-Bera
JPY	Japon Yeni (Japanese Yen)
MAE	Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error)
MCS	Monte Carlo Simülasyonu (Monte Carlo Simulation)
MF-GARCH-MIDAS	Karma Frekanslı GARCH- MIDAS Modeli (Mixed-Frequency GARCH with MIDAS)
M.Ö	Milattan Önce (Before Common Era)
MPU	Para Politikası Belirsizlik Endeksi (Monetary Policy Uncertainty)
M.S	Milattan Sonra (Common Era)
MSE	Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error)
MSGARCH	Markov Geçişli GARCH (Markov Switching GARCH)
NAGARCH	Doğrusal Olmayan Asimetrik GARCH (Nonlinear Asymmetric GARCH)
NEO	Yeni Ekonomik Düzen (New Economic Order)
NGARCH	Doğrusal Olmayan GARCH (Nonlinear GARCH)
POS	Satış Noktası (Point of Sale)
PoW	Proof of Work
RMSE	Ortalama Karesel Hata Kökü (Root Mean Squared Error)
RON	Romanya Leyi (Romanian Leu)
RPCA	Ripple Konsensüs Algoritması (Ripple Consensus Algorithm)
RVaR	Gerçekleşmiş Risk Değeri (Realized Value at Risk)
SGARCH	Yumuşak Geçişli GARCH (Smooth Transition GARCH)
SWARCH	Geçişli ARCH (Switching ARCH)

S&P 500	Standard & Poor's 500 Endeksi (Standard & Poor's 500 Index)
USD	Amerikan Doları (United States Dollar)
TCMB	Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (Central Bank of the Republic of Turkey)
TL	Türk Lirası (Turkish Lira)
TGARCH	Eşikli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)
USDT	Amerikan Doları Tether (United States Dollar Tether)
ÜFE	Üretici Fiyat Endeksi (Producer Price Index)
VAR	Vektör Otoregresyon (Vector Autoregression)
VIX	Volatilite Endeksi (Volatility Index)
QLIKE	Yarı Olasılık Hata (Quasi-Likelihood Loss)
QTUM	Kuantum (Quantum)
WTI	Batı Teksas Hafif Petrolü (West Texas Intermediate)
XGIDA	BİST Gıda Endeksi (BIST Food Index)
XKAGT	BİST Kaynak Sektörü Endeksi (BIST Resource Sector Index)
XKMYA	BİST Kimya Endeksi (BIST Chemical Index)
XMESY	BİST Metal Eşya Endeksi (BIST Metal Goods Index)
XRP	Ripple
XUHIZ	BİST Hizmetler Endeksi (BIST Services Index)
XUMAL	BİST Mali Endeksi (BIST Financial Index)
XUSIN	BİST Sanayi Endeksi (BIST Industrial Index)

1. GİRİŞ

Küresel ölçekte, ekonomik istikrarsızlığın derinleştiği belirsizlik ortamında Nakamoto (2008) blockchain tabanlı, merkeziyetsiz bir dijital para birimi olan Bitcoin (BTC)'i tanıttığı çalışmasını yayımlamıştır. Tanıtıldığı tarihten itibaren, merkezi otoritelere bağlı olmayan ve geleneksel finansal araçlara ihtiyaç duymayan yapısı nedeniyle, BTC; 2010-2013 yılları arasında Avrupa borç krizi ve özellikle Laiki Bank ve Bank of Cyprus'un içinde yer aldığı GKRK'daki bankacılık krizinin yaşandığı dönemlerde güvenli bir sığınak olarak değerlendirilmiştir (Bouri vd., 2018). Benzer biçimde, Ripple (XRP), hızlı ve düşük maliyetli altyapısı ile bankacılık sistemine entegrasyon kabiliyeti sayesinde bir ödeme aracı olarak öne çıkmıştır.

Bu süreçte merkez bankalarının uyguladığı para politikaları, özellikle ABD Merkez Bankası'nın COVID-19 pandemisi sonrası ekonomik istikrarsızlık ortamında uygulamaya koyduğu sıfıra yakın faiz politikalarının, kripto varlık piyasalarının volatilité, değerlendirme ve talep gibi yapısal özelliklerini etkilediği gözlemlenmiştir (Polizu vd., 2023). ABD Merkez Bankası, makroekonomik durgunluğun etkilerini sınırlamak, ekonomik aktivitedeki daralmayı gidermek ve finansal istikrarı yeniden sağlamak amacıyla politika faizini tarihsel düşük seviyelere indirerek reel sektörü destekleyici bir ortam oluşturmayı hedeflemiştir.

Bu koşullar altında yatırımcılar, gelecekteki değer artışı beklentileriyle daha agresif davranarak kripto varlıklara yönelmiş; bu durum, işlem hacminde artışa ve talep üzerinde yukarı yönlü baskıya neden olmuştur (Loke, 2025). Faiz oranlarındaki sert düşüş, getirisini maksimize etmek isteyen bireysel ve kurumsal aktörlerin merkeziyetsiz kripto varlıklara yönelmesini hızlandırmıştır (Lim, 2024). ABD'deki düşük faiz ortamı, doların döviz sepeti karşısında değer kaybetmesine yol açarak dolar bazlı varlıkların reel getirisini azaltmış; bu durumda özellikle BTC gibi varlıkları daha cazip kılmıştır (Loke, 2025). Bu bağlamda, 2008 küresel finansal krizin ardından Amerika Merkez Bankası (FED)'nin faiz oranlarını sıfıra yakın seviyelere çekmesi, 15 Mart 2020'de uygulamaya koyduğu genişlemeci politikaların ardından BTC'nin yaşadığı güçlü fiyat rallisi, bu etkiyi destekleyen somut bir örnek olarak değerlendirilebilir. Kripto varlıklar, para politikası değişimlerine ve belirsizliklerine karşı yüksek derecede duyarlılık gösterdiğinden, düşük faiz ortamında yatırımcı

talebindeki artışa bağılı olarak belirgin dalgalanmalar sergilemekte ve bu yönüyle ekonomik ve finansal analizler açısından güncel bir araştırma konusu oluşturmaktadır.

Para politikasında yaşanan belirsizlik; yatırım ve tüketim harcamalarında azalma, artan risk algısı, finansal piyasalarda volatilitenin artması, ekonomik büyümenin yavaşlaması ve istihdamın azalması gibi olumsuz etkiler doğurmakta, geleceğe yönelik güveni zedelemektedir (Baker vd., 2016; Bloom, 2009; Jurado vd., 2015; Ran vd., 2022). Ekonomi literatüründe volatilité ile belirsizlik arasındaki karşılıklı ilişki uzun süredir tartışılmakta olup, bu kapsamda geliştirilen çeşitli endeksler aracılığıyla ampirik testler yapılmaktadır. Bu endeksler arasında Husted vd. (2020) tarafından geliştirilen Para Politikası Belirsizlik Endeksi (MPU) ile Bloom vd. (2016) tarafından oluşturulan Baker-Bloom-Davis Para Politikası Belirsizlik Endeksi (BBDMPU) literatürde sıkça kullanılan ölçütlerdendir (Husted vd., 2020; Mahmoudi, 2023; Ran vd., 2022; Alqahtani vd, 2019). Kripto para piyasaları, geleneksel finansal sistemlere kıyasla bu tür belirsizliklere karşı daha hassas ve oynaklığa açık bir dinamik sergilemektedir.

Bu çalışmanın amacı, küresel ölçekte artan ekonomik belirsizlikler ve uygulanan para politikalarının kripto para piyasalarındaki volatilité dinamikleri üzerindeki etkilerini ampirik bir yaklaşımla incelemektir. Bu kapsamda hem yüksek frekanslı finansal veriler hem de düşük frekanslı makroekonomik belirsizlik göstergel birlikte değerlendirilerek geleneksel Genelleştirilmiş Otoresgresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) modelleri ile Genelleştirilmiş Otoresgresif Koşullu Değişen Varyans- Karma Veri Örnekleme (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity - Mixed Data Sampling, GARCH-MIDAS) modelinin tahmin performansları karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir. Bunun yanında, para politikası belirsizliklerinin riskli dijital varlıklara olan yönelimi nasıl şekillendirdiği araştırılmaktadır.

BTC ve XRP gibi öncü kripto varlıkların volatilité yapıları temel alınarak gerçekleştirilen analizlerde, BBDMPU Endeksi'nin oynaklık üzerindeki etkisi GARCH-MIDAS modeli aracılığıyla ampirik olarak test edilmiştir. Bu yöntemsel yaklaşım, finansal piyasalarda sıkça karşılaşılan çok frekanslı veri yapısının modele entegre edilmesini sağlayarak, geleneksel modellere kıyasla daha esnek ve gerçekçi tahmin çerçevesi sunmaktadır. Böylece çalışmada hem model bazlı öngörü performansları karşılaştırılmakta hem de para politikası belirsizliğin kripto varlık

piyasaları üzerindeki yapısal etkileri ortaya konulmaktadır. Elde edilen bulguların hem politika yapıcılar hem de yatırımcılar açısından karar alma süreçlerine katkı sağlaması beklenmektedir.

Tezin giriş bölümünün ardından finansal piyasalardaki belirsizliklerin ölçümünde temel bir kavram olan volatilité detaylı biçimde ele alınmış; bu bağlamda geleneksel GARCH modelleri ile bu modellerin asimetrik, genişletilmiş türleri tartışılmış, ardından GARCH-MIDAS modeliyle BTC ve XRP gibi günlük frekanstaki kripto varlıkların, BBDMPU gibi aylık makroekonomik göstergelerle nasıl ilişkilendirilebileceği değerlendirilmiştir. İzleyen bölümlerde, tahmin performanslarının değerlendirilmesinde kullanılan kayıp fonksiyonları tanıtılmış ve Diebold-Mariano (DM) testi sunulmuştur. Sonraki bölümde, analiz kapsamındaki temel finansal varlıklar ile ekonomik belirsizliği ölçmek amacıyla oluşturulan BBDMPU Endeksi ayrıntılı biçimde sunulmuştur. Son olarak yedinci bölümde, ilgili modellerle yapılan ampirik analizler sonucunda kripto varlık piyasalarının volatilité yapısı ile BBDMPU Endeksi arasındaki etkileşim ve model performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.



2. VOLATİLİTE

Finans teorisinde volatilité temel bir unsur olarak kabul edilmektedir (Daly, 2008, s. 2378). Genel anlamıyla volatilité, fiyatlardaki ani ve yoğun dalgalanmaları ifade eder (Gökçe, 1996, s. 1989). Daha teknik bir ifadeyle volatilité, değeri kesin olarak bilinmeyen bir değışkenin farklı olasılıklarda ortaya çıkabilecek sonuçlarının dağılımını göstermektedir (Poon, 2005, s. 1). Volatilitenin öngörölmesi, özellikle opsiyon fiyatlama, risk minimizasyonu ve portföy yönetimi gibi finansal süreçler açısından büyük önem arz etmektedir (Poon, 2005, s. 15). Bu kapsamda volatilitenin finansal sistem açısından taşıdığı önemini şu şekilde detaylandırmak mümkündür:

- Piyasa Davranışlarını Açıklamada Rolü: Piyasa psikolojisi, spekülâtif hareketler ve ani haber akışları gibi faktörlerin etkisiyle oluşan kısa vadeli sert fiyat değışimleri, çoğu zaman temel ekonomik verilerle açıklanamamaktadır. Bu durum piyasanın öngörölmezliğini artırmakta; bu bağlamda volatilité, piyasa dinamiklerinin ve yatırımcı davranışlarının analizinde kritik bir araç olarak öne çıkmaktadır (Daly, 2008, s. 2378).
- Finansal İstikrar Açısından Önemi: Firmanın hisse senedi fiyatları veya varlık değeriinde gözlemlenen volatilité, ilgili işletmenin yükümlölüklerini yerine getirme kapasitesine ilişkin önemli bir göstergedir. Özellikle borçla finanse edilen şirketlerde volatilité, temerrüt riskini artırmaktadır. Bu nedenle volatilité yönetimi finansal istikrarın sağlanması ve iflas olasılığının azaltılması açısından stratejik bir öneme sahiptir (Daly, 2008, s. 2378).
- Piyasa Likiditesi ve İşlem Maliyetlerine Etkisi: Alıcıların ödemeye razı olduđu en yüksek fiyat ile satıcıların kabul edeceğı en düşük fiyat arasındaki fark, bir başka ifadeyle “spread”, volatilité seviyesine göre değışmektedir. Düşük volatilité dönemlerinde spread daralmakta ve işlem maliyetleri azalmaktadır. Buna karşılık yüksek volatilité dönemlerinde spread genişlemekte, bu da işlem maliyetlerini artırarak piyasa likiditesini olumsuz yönde etkilemektedir (Daly, 2008, s. 2378).
- Riskten Korunma Stratejileri Üzerindeki Etkisi: Yatırımcılar, piyasa düşüşlerinden kaynaklanabilecek kayıpları sınırlandırmak amacıyla türev ürünler kullanarak riskten korunma stratejileri geliştirir. Ancak yüksek volatilité dönemlerinde türev ürünlerin maliyetlerinin artması, bu

stratejilerin uygulanabilirliğini ve etkinliğini azaltmaktadır. Dolayısıyla volatilité, riskten korunma ve portföy yönetiminde dikkate alınması gereken önemli bir parametredir (Daly, 2008, s. 2378).

- Ekonomik Faaliyet ve Yatırımlar Üzerindeki Etkisi: Ekonomik aktörler belirsizlikten kaçınma eğilimindedir. Volatilitenin artması, ekonomik faaliyetlerin öngörülebilirliğini azaltarak belirsizliği artırır. Bu durum, riskten kaçınma eğilimini tetikleyerek yatırım iştahını ve dolayısıyla ekonomik büyümeyi olumsuz yönde etkileyebilmektedir (Daly, 2008, s. 2378).
- Finansal Modelleme ve Karar Süreçlerindeki Rolü: Volatilité, bir varlığın getirilerinin zaman içerisindeki dağılımını belirlemede tek faktör olmasa da opsiyon fiyatlamadan yatırım kararlarına, riskin tanımlanması ve yönetilmesinden minimize edilmesine kadar birçok kritik finansal faaliyetin temel bir girdilerinden biridir (Poon, 2005, s. 2).

İstatiksel olarak ifade edildiğinde ise volatilité örnek standart sapma veya varyans biçiminde hesaplanabilir (Poon, 2005, s. 1):

$$\sqrt{\hat{\sigma}^2} = \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \mu)^2} \quad (2.1)$$

Eşitlik 2.1’de yer alan r_t parametresi t gününe ait getiriyi μ parametresi ise T gününe ait ortalama getiriyi, $\hat{\sigma}^2$ ise varyansı ifade etmektedir (Poon, 2005, s. 1). Eşitlik 2.1’de yer alan σ parametresi T dönemindeki koşulsuz volatilitéyi ifade etmektedir (Poon, 2005, s. 10).

2.1. Volatilité Modellerinin Amacı

Volatilité modellerinin temel amacı, finansal varlıkların gelecekteki oynaklık düzeyini doğru bir şekilde tahmin etmektir (Engle ve Patton, 2007, s. 47). Bu modeller, yatırım araçlarının gelecekte sağlayacağı olası kazanç ve kayıpları, bir başka deyişle getirilerin yönü ve büyüklüğü ile ilgili öngörülerde bulunmak amacıyla geliştirilmiştir. Bunun yanı sıra, volatilité modelleri yalnızca getirilerin büyüklüğünü değil; bu getirilerin ne sıklıkla ve hangi olasılıkla ortaya çıkacağı gibi nicel özellikleri de tahmin etmek için kullanılmaktadır (Engle ve Patton, 2007, s. 47).

Finansal işlemlerin etkin biçimde yönetilebilmesi için volatilitenin öngörülebilir olması gerekmektedir. Risk yöneticileri, portföydeki varlıkların değer kaybetme olasılığını önceden tahmin ederek risk düzeyini kontrol altında tutmaya çalışmaktadır. Opsiyon sözleşmeleriyle işlem yapan yatırımcılar, sözleşmenin süresi boyunca beklenen fiyat dalgalanmalarını öngörerek potansiyel getirileri ve riskleri daha doğru hesaplayabilmektedir. Benzer şekilde portföy yöneticileri olası aşırı oynaklıkları önceden tahmin ederek portföy değerini koruma stratejileri geliştirebilirler. Piyasa yapımcılar ise alış ve satış fiyatları arasındaki farkı yöneterek piyasada likidite ve fiyat istikrarını sağlamak adına volatilitate tahminlerine ihtiyaç duymaktadır.

Tüm bu aktörlerin karar alma süreçlerinde etkili olabilmesi açısından volatilitate modelleri büyük önem taşımaktadır. Söz konusu modeller; risk yöneticileri, opsiyon traderları, portföy yöneticileri ve piyasa yapımcıları için öngörülebilirlik sağlayarak karar alma süreçlerini desteklemektedir (Engle ve Patton, 2007, s. 47).

2.2. Volatilitate Ölçüm Yöntemleri

Volatilitate, zaman serisi ekonometrisi ve finans literatüründe en yoğun çalışılan konulardan biri olmuştur. Volatilitateye dair üç temel kavramsal yaklaşım aşağıdaki gibi özetlenebilir (Andersen vd., 2010, s. 67):

- Kavramsal Oynaklık: Belirli bir zaman diliminde varlık fiyatlarındaki hareketlerden elde edilen getirilen dalgalanmasını ifade eder.
- Beklenen Oynaklık: Belirli bir dönem içinde gelecekte beklenen volatilitateyi ifade eder.
- Gerçekleşen Oynaklık: Belirli bir anda ölçülen volatilitate düzeyi olup volatilitate sürecinin ne derece güçlü olduğunu yansıtır.

Ekonomik oynaklık, bir değişkenin denge değerinden olan sapmalarının ölçülmesiyle değerlendirilmektedir (Coriollé, 2012, s. 8). Bu noktada momentler kullanılarak dağılımın özellikleri tanımlanabilir: Birinci moment ortalamayı, ikinci moment varyansı (standart sapmanın karesi), üçüncü moment çarpıklığı, dördüncü moment ise basıklığı ifade etmektedir. Volatilitate, değişkenin ortalamasından sapmalarının ikinci merkezi momenti olan varyans veya onun karekökü olan standart sapma ile ölçülmektedir.

Volatilitenin hesaplamalarında iki temel yöntemsel yaklaşım öne çıkmaktadır (Coriolle, 2012, s. 8). İlk olarak referans değerinin hesaplanması ve durağanlaştırma yönteminin seçilmesi gerekir. Bir zaman serisinin oynaklığını analiz edebilmek için öncelikle ortalama, trend ya da başka bir merkezi eğilim ölçüsü gibi referans bir değere ihtiyaç vardır. Ancak finansal zaman serilerinin çoğu durağan değildir; genellikle uzun vadeli bir trend içerirler ve bu trendin üzerinde kısa vadeli dalgalanmalar ile rastgele şoklar bulunur. Bu nedenle, serinin daha sağlıklı analiz edilebilmesi için ortalaması ve varyansı zamanla değişmeyen, başka bir deyişle durağan hale getirilmiş bir forma dönüştürülmesi gerekmektedir. İkinci olarak, referans değer etrafındaki dalgalanmaların ölçülmesi gerekir. Volatilitiyi belirleyebilmek için, serinin referans değerden ne ölçüde ve hangi düzeyde sapma gösterdiğinin analizi gereklidir. Bu sapmaların büyüklüğü ve tahmin edilebilirliği, volatilité düzeyini ortaya koyar. Bununla birlikte, bazı gelişmiş volatilité modelleri, serideki oynaklık şoklarının uzun vadeli ve kalıcı etkilerini de dikkate alarak, varyansın tam olarak durağan hale gelmediği durumları inceleyebilme imkânı sunmaktadır.

Volatilité göstergeleri temelde iki ana grupta sınıflandırılmaktadır (Coriolle, 2012, s. 8):

- a) Zaman Serisinin Değişkenliğini Ölçen Göstergeler: Bu tür göstergeler, serinin kısa vadeli dalgalanmalarını ve rastgele şoklarını ölçmek için kullanılır. Standart sapma ve varyans gibi temel istatistiksel ölçütler, ekonomik değişkenliğin ve genel volatilité düzeyinin anlaşılmasına olanak tanımaktadır.
- b) Ekonomik Belirsizliği ve Öngörülemezliği Ölçen Göstergeler: Bu grupta yer alan göstergeler, serinin toplam oynaklığı içerisindeki öngörülemez bileşenleri ölçer. ARCH modelleri ve türevleri bu bağlamda yaygın olarak kullanılan yöntemlerdir. Bu modeller, ekonomik karar alma süreçlerinde risk ve belirsizlik düzeyinin daha iyi yönetilmesini sağlamaktadır.

2.3. Volatilité Modelleri

Bu bölümde, çeşitli volatilité modelleri tanıtılacaktır. Bu modellerin arasında ARCH, GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M, GARCH-MIDAS yer almaktadır.

2.3.1. Otoregresif Koşullu Varyans Modeli

Box-Jenkins yöntemi, sabit ortalama ve sabit varyansa sahip stokastik bir süreç dayalı istatistiksel bir yaklaşım sunmaktadır (Borda, 2004). Ancak finansal zaman serileri gibi birçok ekonomik seride gözlenen değişen varyans yapısı ve birim kök gibi durağanlık sorunları, bu yöntemin varyansın dinamiklerini açıklamada yetersiz kalmasına neden olmuştur. Bu nedenle, varyansın zaman içindeki koşullu yapısını modelleyebilecek daha esnek bir yaklaşım olarak Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, ARCH) metodolojisi geliştirilmiştir (Borda, 2004, s. 1).

Robert F. Engle, 1982 yılında Box-Jenkins yöntemini genişleterek volatilité modelleme alanında bir dönüm noktası niteliğinde olan ARCH modelini literatüre kazandırmıştır (Borda, 2004, s. 1). ARCH modeli, özellikle zaman serilerinde gözlenen volatilitéyi açıklamada diğer temsili değişkenlere kıyasla daha etkili bir belirsizlik ve risk ölçütü sunmaktadır. Modelin temel avantajı, koşullu varyansın zaman içerisindeki değişimi öngörebilmesi ve bu sayede zaman serilerinin davranışlarını daha bütüncül bir yaklaşımla açıklayabilmesidir. Bu nedenlerle ARCH modeli ve bu modelden türetilen diğer volatilité modelleri, finansal zaman serileri analizinde geniş bir uygulama alanı bulmuş ve ekonometri literatüründe önemli bir yer edinmiştir (Rich vd., 1991).

Engle (1982), Birleşik Krallık enflasyonu üzerine kaleme aldığı “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation” başlıklı çalışmasında tanıttığı ARCH modeliyle, koşullu varyansın geçmiş hata terimlerinin bir fonksiyonu olarak zamana bağlı biçimde değişmesine olanak tanımış ve bu sayede finansal seriler gibi zamanla değişen varyansa sahip zaman serilerinin modellenmesini mümkün kılmıştır (Bollerslev, 1986, s. 308).

Engle (1982) ARCH süreçlerini birinci dereceden otoregresif modelden yola çıkarak tanıtmıştır:

$$y_t = \mu + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Eşitlik 2.2’de yer alan y_t , zaman serisinin t dönemdeki getirisi, μ sabit terim olarak tanımlanmakta, ε_t , $V(\varepsilon_t) = \sigma^2$ olan bir beyaz gürültü sürecini ifade etmektedir. y_t koşullu ortalama $\mu + \gamma y_{t-1}$ iken, koşulsuz ortalaması $\frac{\mu}{1-\gamma}$ ‘dir. Ayrıca gerekli

işlemler yapıldıktan sonra y_t 'nin koşullu varyansı σ^2 iken, koşulsuz varyansı $\sigma^2/(1-\gamma)^2$ 'dir (Engle, 1982, s. 987-988). Zaman serilerinde değişen varyansa ilişkin olarak literatürde yaygın kabul gören yaklaşımlardan biri modele bilinen dışsal bir değişkenin eklenmesidir (Engle, 1982, s. 988). Engle tarafından önerilen normallik varsayımı altında koşullu yoğunlukları sürece dahil ederek t zamanda halihazırda mevcut olan bilgi kümesi ψ açısından ifade edilen otoregresif koşullu değişen varyans modeli ise

$$y_t|\psi_{t-1} \sim N(\mu + \gamma y_{t-1}, h_t) \quad (2.3)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sqrt{h_t}, \quad z_t \sim N(0,1) \quad \text{ve} \quad h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2.4)$$

şeklindedir. Eşitlik 2.4'ten görüldüğü üzere koşullu varyans h_t yalnızca bir gecikmeli hata teriminin karesine bağlı olarak tanımlanmıştır. Ancak varyans fonksiyonu genel olarak geçmiş birden fazla hata teriminin fonksiyonu olarak ifade edildiğinde ise

$$h_t = h(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}; a) \quad (2.5)$$

şeklindedir. Eşitlik 2.5'te yer alan q ARCH sürecinin mertebesini, a ise bilinmeyen parametrelerin bir vektörüdür (Engle, 1982, s. 988).

Daha genel bir ifadeyle ARCH modelinin matematiksel formülasyonu

$$y_t|\psi_{t-1} \sim (\mu + \gamma y_{t-1}, h_t) \quad (2.6)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.7)$$

$$\varepsilon_t = y_t - (\mu + \gamma y_{t-1}) \quad (2.8)$$

olarak ifade edilir. Eşitlik 2.7'de yer alan süreç parametrelerine ilişkin birtakım kısıtlar söz konusudur. Bu kısıt süreç parametrelerinin pozitif olma şartını gerektirir: $a_0 > 0$, $a_i \geq 0$ olmalıdır. ARCH süreci ile ilgili ikinci bir kısıt ise ARCH sürecinin sonsuz bir varyansa sahip olmaması için getirilen bir kısıttır: $\sum_{i=1}^q a_i < 1$. Bu kısıt a parametresinin sabit terim dışında toplamının birden küçük olması gerektiği anlamına gelir.

Eşitlik 2.9'da ARCH sürecinin koşullu varyansını Hansen ve Lunde (2005) aşağıdaki formülasyonla tanımlamıştır (Hansen ve Lunde, 2005, s. 876):

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.9)$$

Varlığın bir gün içindeki performansını ölçen günlük getiri kullanılarak tahmin edilen volatilité piyasadaki kısa vadeli rastgele olayların etkilerini yansıttığından dolayı koşullu volatilité için Engle (1982) otoregresif koşullu varyans modelini ileri sürmüştür:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (2.11)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sqrt{h_t}, \quad z_t \sim N(0,1) \quad (2.12)$$

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.13)$$

Fiyat hareketlerinin doğrudan volatilitéyi tahmin etmek için kullanıldığı mutlak getiri metodu otoregresif koşullu varyans metodundan daha gürültülü tahminler sunmaktadır. Ancak otoregresif koşullu varyans metodu ε_t 'nin normal dağılıma sahip olduğu ve bu tür bir öngörü için zaman serisinin yeterli uzunluğa sahip olduğu kabulüne dayanmaktadır (Poon, 2005, s. 11).

2.3.2. Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli

Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) modeli, volatilitéyi modellemede sağladığı etkinlik ve volatilité kümelenmesi (yüksek volatilité genellikle yüksek volatilitéyi, düşük volatilité ise düşük volatilitéyi takip eder) özelliğini yakalayabilme kapasitesi sayesinde ulusal ve uluslararası literatürde yaygın biçimde kullanılmaktadır.

GARCH modeli, Tim Bollerslev tarafından 1986 yılında geliştirilmiş olup, Engle'in ARCH modelini genişleterek yalnızca geçmiş hata terimlerinin karelerine değil, aynı zamanda geçmiş koşullu varyanslara da bağlı bir yapı sunar. Bollerslev, GARCH modelini standart otoregresif (AR) modellerinin daha genel bir otoregresif hareketli ortalamalar (ARMA) modeline genişletilmesine benzemektedir. GARCH ve ARCH modelleri, finansal zaman serilerinde sıkça gözlemlenen koşullu değişen varyansı modelleyerek volatilitédeki kümelenme ve aşırı basıklık gibi karakteristik özellikleri açıklamada etkili bir araçtır. GARCH modeli, volatilitenin zaman içinde değiştiği veri yapılarında ARCH modeline göre daha esnek ve kapsayıcı bir yapı sunar. Bu bağlamda, veri serilerinin zamanla değişen dinamiklerini modellemek amacıyla

AR, MA ve ARIMA gibi temel yaklaşımlar geliştirilmiş olsa da volatilité modelleri olan ARCH ve GARCH, hata terimlerinin varyansının zaman içindeki değişimini anlamada daha özel ve işlevsel yöntemlerdir (Wen ve Wang, 2004, s. 218).

GARCH süreci,

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (2.14)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (2.15)$$

şeklindedir. Eşitlik 2.15'te yer alan a_i ARCH parametresini, β_i ise GARCH parametresini temsil etmektedir.

Burada,

$$p \geq 0, q > 0, a_0 > 0, a_i \geq 0, i=1, \dots, q, \beta \geq 0, i=1, \dots, p \quad (2.16)$$

Eşitlik 2.16'da belirtilen kısıtlamalar geçerlidir. Eşitlik 2.15'te yer alan $p=0$ durumunda süreç ARCH (q) modeline indirgenir; $p=q=0$ durumunda ise ε_t beyaz gürültüdür. ARCH (q) sürecinde koşullu varyans sadece geçmiş varyansların doğrusal bir fonksiyonu olarak yer alırken GARCH (p,q) sürecinde modele koşullu varyansın gecikmeleri de modele ilave edilmektedir (Bollerslev, 1986, s. 309).

GARCH (p,q) süreci Sastry Pantula'nın da belirttiği üzere eşdeğer bir gösterimi aşağıda verilmiştir (Bollerslev, 1986, s.310):

$$\varepsilon_t^2 = h_t + v_t \quad (2.17)$$

$$v_t = \varepsilon_t^2 - h_t = (\eta_t^2 - 1)h_t \quad (2.18)$$

ve

$$\eta_t^{i \cdot i \cdot d} \sim N(0,1) \quad (2.19)$$

Eşitlik 2.17, Eşitlik 2.18 ve Eşitlik 2.19'da yer alan GARCH (p,q) süreci sırasıyla $m=\max\{p,q\}$ ve p derecelerinde zaman serisinin gözlemlerinin ağırlıklı toplamını veren AR ve zaman serisinin önceki hatalarının ağırlıklı toplamını veren MA ile ifade edilen otoregresif bir hareketli ortalama, kısaca ARMA sürecidir (Bollerslev, 1986, s. 310). Eşitlik 2.17'de yer alan v_t gerçekleşmiş şok kareleri ile beklenen koşullu varyans arasındaki farktır. Eşitlik 2.18'de yer alan h_t koşullu varyansı; ε_t ise hatayı temsil etmektedir.

Bir ARCH (q) süreci genellikle aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$Y_t = X_t' + \beta + \varepsilon_t \quad (2.20)$$

Burada

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (2.21)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.22)$$

Eşitlik 2.20, Eşitlik 2.21 ve Eşitlik 2.22’de yer alan ε_t parametresi ARCH modelindeki hata terimidir, h_t hatanın zamanla değişen varyansının ölçüsüdür. ψ_{t-1} $t-1$ ’de mevcut olan veri kümesi iken $a_0, i=1, \dots, q$ için a_i ve β parametrelerdir (Wen ve Wang, 2004, s. 219). ε_t ’ler birbirine doğrudan bağlı değildir, ancak ilişkileri ikinci moment değişimine bağlıdır (Wen ve Wang, 2004, s. 219).

GARCH (p,q) süreci Eşitlik 2.22’den farklı olarak aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.23)$$

2.3.3. Üssel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli

Eşitlik 2.23’te tanımlanan GARCH modelinde yer alan $\beta_i h_{t-i}$ terimlerini gerekli dönüşümler yapıp yeniden yazıldığında:

$$h_t = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \phi_k \varepsilon_{t-k}^2 \quad (2.24)$$

elde edilir. Eşitlik 2.23’te eğer yer alan a_0, a_j, β_i parametreleri negatif değilse ve a_0 ve ϕ_k parametreleri de negatif olmayacaktır (Nelson, 1991, s. 348). Eşitlik 2.23’te yer alan denklemin basit formu GARCH modellerinin etkinliğini kısıtlayan bazı önemli sınırlamaları beraberinde getirmektedir: İstatiksel olarak, oynaklık genellikle olumsuz haberlere olumlu haberlere kıyasla daha güçlü bir tepki verir; bu da volatilitenin negatif şoklar karşısında artma, pozitif şoklar karşısında ise daha sınırlı bir şekilde azalma eğiliminde olduğunu gösterir. Ancak GARCH modelleri ε_t ’nin dağılımının simetrik olduğunu varsaydığı için olumlu (artı) getirilerin koşullu varyans üzerindeki etkisini göz ardı eder. Eşitlik 2.22’de yer alan h_t gecikmeli h_t ve gecikmeli ε_t^2 bağlı olduğundan ε_t ‘nin cebirsel işaretindeki değişikliklere karşı değişmez dolayısıyla gecikmeli kalıntıların işaretinin değil yalnızca boyutu koşullu varyansı belirlediği anlamına gelir. Bu yapı nedeniyle, hata teriminin cebirsel işaretindeki değişikliklere duyarsızdır; başka bir deyişle koşullu varyansı belirleyen unsur yalnızca şokların

büyükliğıdür, yönü değil. Bu da GARCH modellerinin, öngörülemeyen pozitif getirilerin işaretini dikkate almadan sadece büyüklüğünü esas aldığı ifade eder (Nelson, 1991, s. 349).

Bu sınırlamaların aşılması amacıyla geliştirilen Üssel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli (Exponential GARCH, EGARCH) modeli, asimetrik yapısıyla getiri şokları ile ardışık volatilité şokları arasındaki negatif ilişkiyi yansıtan kaldırıcı yakalama yeteneğine sahiptir. Ayrıca, GARCH modelinin bir diğer kısıtı Eşitlik 2.24'te denklemde yer alan a_0 ve ϕ_k parametrelerinin negatif olmamasını sağlamak için getirilen kısıtlamalardır (Nelson, 1991, s. 349). Oysa EGARCH modelinde koşullu varyansın pozitif olması için bu tür kısıtlamalara ihtiyaç yoktur (McAleer ve Hafner, 2014, s. 92).

Buna ek olarak, GARCH modellerinde şokların koşullu varyans üzerindeki etkisinin sürekli olması gerektiği varsayımı da modelin esnekliğini sınırlayan bir başka dezavantajdır (Nelson, 1991, s. 349). Standart GARCH modellerinden farklı olarak EGARCH modeli, iyi ve kötü haberlerin volatilité üzerinde farklı etkiler yaratabileceğini vurgular. Bu bağlamda EGARCH modeli, özellikle büyük haberlerin volatilité üzerinde daha belirgin ve asimetrik etkiler yaratabileceğini ileri sürmektedir (Engle ve Ng., 1993, s. 1753).

Kısaca ARCH ve GARCH iki simetrik modelken yukarıda bahsi geçen sınırlamalara yanıt olarak 1991 yılında Daniel B. Nelson “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach” adıyla tanıttığı çalışmasında öne sürdüğü EGARCH modeli asimetrik tek değişkenli bir modeldir. Nelson’a (1990, s. 20) göre üssel ARCH denklemi şu şekilde yazılabilir:

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t \quad (2.25)$$

$$z_t \sim i.i.d \ N(0,1) \quad (2.26)$$

$$\ln(h_t) = a_t + \sum_{k=1}^{\infty} \beta_k g(z_{t-k}) \quad (2.27)$$

$$g(z_t) \equiv \theta z_t + \gamma [|z_t| - (2/\pi)^{1/2}] \quad (2.28)$$

Yukarıdaki eşitliklerde yer alan h_t 'nin logaritması gecikmeli z_t 'lerde z_t 'lerde ve zamanın bazı fonksiyonlarında doğrusaldır. Nelson yukarıdaki eşitlikleri “ $g(z_t)$ θz_t ve $\gamma [|z_t| - (2/\pi)^{1/2}]$ olmak üzere iki sıfır ortalamalı, seri ve eşzamanlı olarak ilişkisiz bileşenlere sahip bir sıfır ortalama, i.i.d ise yenilik terimidir. İki bileşen z_t ve

$\ln(h_t)$ 'deki deęişim arasında istenen herhangi bir koşullu korelasyon derecesine izin verir." şeklinde açıklamıştır. Buradan şu sonuca ulaşılabilir: EGARCH modellerinde koşullu korelasyon derecesine izin verilirken GARCH modellerinde koşullu korelasyon her zaman sıfırda sabitlenir (Nelson, 1990, s. 20). Genel olarak EGARCH modeli aşağıdaki genel formülasyonla tanımlanır (Nelson, 1991):

$$\log(h_t) = a_0 + \sum_{j=1}^p a_j \log(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^q a_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sqrt{h_{t-k}}} \quad (2.29)$$

Eşitlik 2.29'da yer alan γ paramesi ile var olan asimetrik etkiler ölçülür ve $\gamma < 0$ olması durumu asimetrik etki mevcudiyetini temsil etmektedir (Brooks, 2008, s. 406).

Ayrıca EGARCH'ın koşullu varyans modelinin bir dięer türlü şu şekilde ifade edebiliriz (Chiang ve Huang, 2011, s. 489):

$$\ln(h_t) = a_0(1 - a_1) + a_1 \ln(h_{t-1}) + \beta_1 v_{t-1} + \beta_2 \left[|v_{t-1}| - \sqrt{2/\pi} \right] \quad (2.30)$$

Eşitlik (2.30), şok teriminin standart normal dağıldığı varsayımı altında, EGARCH modelinin logaritmik koşullu varyans denklemini ifade etmektedir. Eşitlik 2.30'da yer alan v_{t-1} , $t-1$ zaman aralığındaki standartize edilmiş şoku ifade ederken, $\sqrt{2/\pi}$ parametresi standart normal dağılımdan sapmış şokun ortalama mutlak deęerini ifade eder. Sonuç olarak zaman serilerindeki koşullu varyansın evrimini açıklamak için EGARCH modeli geçmiş deęerler ve şoklar gibi faktörleri dikkate alan bir dizi denklemlerle ifade edilir. Standartize edilmiş artık terimlerin kullanılması şokun derinliği ve devamlılık derecesi hakkında içgörü sağlar (Chiang ve Huang, 2011, s. 489).

2.3.4. Ortalamada Genelleştirilmiş Otoregresif Deęişen Varyans Modeli

Robert F. Engle, David M. Lilien ve Russel P. Robbins tarafından "Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model" adlı yapılan çalışmada ARCH-M modeli tanıtıldıktan sonra Tim Bollerslev tarafından 1987 yılında "A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return" adlı çalışmasıyla Ortalamada Genelleştirilmiş Otoregresif Deęişen Varyans (GARCH-In Mean, GARCH-M) modeli ARCH-M modeline GARCH sürecinin eklenmesi ile genişletilerek literatüre kazandırılmıştır.

ARCH-M modelinin standart formülasyonu aşağıdaki denklemlerle tanımlanır (Engle vd., 1987, s. 395):

$$E_t(Y_t) = \beta' X_t + \delta h_t \quad (2.31)$$

$$Y_t | X_t, \Omega_t \sim N(\beta' X_t + \delta h_t, h_t) \quad (2.32)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.33)$$

Eşitlik 2.32’te yer alan X_t regresyonun bağımsız değişken vektörüken h_t ise koşullu varyansı gösteren skaler bir değişkendir.

Log olabilirlik fonksiyonu ise aşağıdaki denklemlerle tanımlanır (Engle vd., 1987, s. 396):

$$L(\phi) = \sum_t L_t(\phi), \quad L_t(\phi) = -1/2(\log(2\pi)) - \log(h_t) - \varepsilon_t^2/2h_t \quad (2.34)$$

Eşitlik 2.34, hata terimlerinin koşullu olarak normal dağıldığı varsayımı altında türetilen log-olasılık fonksiyonudur. ϕ , modelin tahmin edilmesi gereken tüm parametrelerini içeren vektördür. Log-olasılık fonksiyonu, her dönem için koşullu varyans (h_t) üzerinden modelin veriyle ne ölçüde uyumlu olduğunu ölçmektedir.

Birinci aşamadan şartlar ise:

$$\partial L_t / \partial \phi = 1/2 \left[\left(\frac{\varepsilon_t^2}{h_t} - 1 \right) \left(-\frac{1}{h_t} \frac{\partial h_t}{\partial \phi} \right) - \frac{2\varepsilon_t}{h_t} \frac{\partial \mu_t}{\partial \phi} \right] \quad (2.35)$$

şeklinde. Değişkenlerin ϕ açısından türevsel fonksiyonları sıfırlı matris öğeleridir. Eşitlik 2.35’te yer alan $-\frac{2\varepsilon_t}{h_t} \frac{\partial \mu_t}{\partial \phi}$ ifadesi ARCH’ı içermeyen regresyon katsayılarının Genelleştirilmiş En Küçük Kareler ile tahminidir.

$\partial L / \partial \phi$ ‘nın standart öğesi, $T \times m$ serisi S biçiminde aşağıdaki formülasyonla:

$$[S]_{t,i} = \partial L_t / \partial \phi_i, \quad \partial L / \partial \phi = S' \quad (2.36)$$

olarak belirtilebilir (Engle vd., 1987, s. 396). Log olabilirliğin ikinci türevlerinin matrisi, t şartına bağlı olarak log olabilirliklerin ikinci türevlerinin toplamı olmak üzere doğru belirtilmiş olasılık fonksiyonu varsayımı dahilinde t th’nin bilgisini taşıyan ϕ :

$$\phi = E[(\partial L_t / \partial \phi)(\partial L_t / \partial \phi')] = -E[\partial^2 L_t / \partial \phi \partial \phi'] \quad (2.37)$$

olarak yazılabilir (Engle vd., 1987, s. 397).

Bir örneklemin içindeki her bir gözlemin içerdiği bilgi miktarının ortalaması örneklemin içerdiği bilgi miktarını temsil etmektedir. Bu durumda denklem:

$$\phi = E[(S'S)/T] \quad (2.38)$$

şeklinde yazılabilir (Engle vd., 1987, s. 397).

ARCH-M modelindeki koşullu varyans formülü GARCH modeline eklendiğinde GARCH-M modeli elde edilir. GARCH-M modeli aşağıdaki formülasyonlarla tanımlanır (Hong, 1991, s. 130):

$$Y_t = \beta' X_t + \delta h_t + \varepsilon_t \quad (2.39)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.40)$$

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (2.41)$$

Eşitlik 2.39'da yer alan β' , regresyon katsayılarını içeren vektörü temsil ederken Eşitlik 2.40'da yer alan β_j , koşullu varyansın geçmiş varyans değerlerine olan bağımlılığını ölçen katsayıdır. GARCH-M modeli, koşullu varyansın (veya standart sapmanın), koşullu ortalama denklemi içerisine bağımsız bir değişken olarak dahil edilmesiyle oluşturulmuştur. Bu modelinin koşullu ortalama yapısı ise aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Bollerslev, 1987, s. 542-547):

$$Y_t | \psi_{t-1} \approx N(\beta' X_t + \delta h_t, h_t) \quad (2.42)$$

$$Y_t = \beta' X_t + \delta h_t + \varepsilon_t \quad (2.43)$$

Modelin genel sunumu aşağıdaki formülasyonla tanımlanır:

$$Y_t | \psi_{t-1} \sim N(\beta' X_t + \delta h_t, h_t) \quad (2.44)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.45)$$

Eşitlik 2.44'te yer alan β' , regresyonun bağımsız değişkenlerine ait katsayılar vektörünü temsil ederken, Eşitlik 2.45'te yer alan β_j ise koşullu varyansın geçmiş varyans değerlerine olan bağımlılığını gösteren GARCH modeline özgü katsayıdır.

2.3.5. Glosten, Jagannathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans Modeli

Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993), GARCH modeline kaldıraç etkisini entegre ederek, pozitif ve negatif şokların volatilité üzerindeki asimetric etkilerini

analiz eden Glosten, Jagannathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Değişen Varyans (Glosten, Jagannathan, Runkle GARCH, GJR-GARCH) modelini geliştirmişlerdir. Bu bağlamda GJR-GARCH modelinin koşullu varyans denklemi aşağıdaki formülasyonla tanımlanır:

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i I_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.46)$$

Burada

$$I_{t-i} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-i} < 0 \text{ negatif şok} \\ 0 & \varepsilon_{t-i} \geq 0 \text{ pozitif şok} \end{cases} \quad (2.47)$$

Eşitlik 2.46'daki I_{t-i} kukla değişken olup i dönem önceki negatif haberlerin etkisi ε_{t-i} parametresi ile i dönem önceki pozitif haberlerin etkisi ε_{t-i} parametresi ile gösterilmektedir. Ayrıca modelde yer alan q parametresi eşik sayısını gösteren gecikme katsayısıdır (Glosten vd., 1993, s. 1790). Koşullu varyansın pozitif olma kısıtları söz konusudur. Koşullu varyans üzerindeki pozitif şokların etkisi olan $a_i, a_i > 0$ olmalıyken, koşullu varyans üzerindeki negatif şokların etkisini belirten $(a_i + \gamma_i)$ parametresi $(a_i + \gamma_i) \geq 0$ olmalıdır. Asimetrik etkinin varlığını temsil eden γ_i parametresi ise $\gamma_i \neq 0$ olmalıdır. Eğer $\gamma_i > 0$ ise modelde kaldıraç etkisi vardır. Bununla birlikte $\beta_j \geq 0, a_0 > 0$ olmalıdır.

GJR-GARCH modelinin benzer bir denklemi aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Noori ve Mohammad, 2021, s. 146):

$$x_t = \sqrt{h_t} z_t \quad (2.48)$$

Burada

$$z_t \sim i \cdot i \cdot d \quad N(0,1) \quad (2.49)$$

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i I_{x_{t-i}}) x_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2.50)$$

$I_{x_{t-i}}$ parametresi aşağıdaki formülasyonla tanımlanır:

$$I_{x_{t-i}} = \begin{cases} 0 & \text{eğer } x_{t-i} < 0 \end{cases} \quad (2.51)$$

$$I_{x_{t-i}} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } x_{t-i} \geq 0 \end{cases} \quad (2.52)$$

GJR-GARCH modeli sadece aşağıdaki durumda durağandır:

$$\left[\sum_{i=1}^q \left(a_i + \frac{\gamma_i}{2} \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \right] < 1 \quad (2.53)$$

Eşitlik 2.50’de çeşitli filtreleme işlemleri uygulandıktan sonra koşulsuz varyans Eşitlik 2.51 ve Eşitlik 2.52 tarafından belirlenir ve aşağıdaki formülasyonla tanımlanır:

$$E[h_t] = \sigma_x^2 = \frac{a_0}{1 - \left[\sum_{i=1}^q \left(a_i + \frac{\gamma_i}{2} \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \right]} \quad (2.54)$$

Eşitlik 2.54’teki koşulsuz varyans ancak ve ancak Eşitlik 2.55’in varlığından sağlanır:

$$1 - \left[\sum_{i=1}^q \left(a_i + \frac{\gamma_i}{2} \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \right] < 1 \quad (2.55)$$

$r = \max(P, Q)$ iken $Q > P$ olduğu durumda $r = P, P+1, \dots, Q-1$ için $\left(a_r + \frac{\gamma_r}{2} \right) = 0$ olarak kabul ederken $Q < P$ olduğu durumda $r = Q, Q+1, \dots, P-1$ için $\beta_r = 0$ olarak kabul edilir. Bu durumda GJR-GARCH modeli aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Noori ve Mohammad, 2021, s. 147):

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^r (a_i + I x_{t-i}) x_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^r \beta_j h_{t-j} \quad (2.56)$$

Buradan koşulsuz varyansı ise:

$$E[h_t] = \xi = \sigma_x^2 = \frac{a_0}{1 - \sum_{i=1}^r \left(a_i \beta_i + \frac{\gamma_i}{2} \right)} \quad (2.57)$$

formülasyon ile tanımlanır.

Standart GARCH modelinde, aynı büyüklükteki pozitif ve negatif getiri şokları aynı miktarda volatilité üretmektedir. Oysa finansal piyasalarda, negatif şokların pozitif şoklardan daha yüksek volatilitéye neden olduğu sıklıkla gözlemlenmektedir. Bu durumda standart GARCH modelinin kötü haberleri takiben ortaya çıkan volatilitéyi yetersiz, iyi haberleri takiben ise fazla tahmin etmesine yol açmaktadır (Engle ve Ng, 1993, s. 1757).

GJR-GARCH modeli, bu asimetrik durumu modellemek üzere geliştirilmiş olup, negatif şokların daha fazla dalgalanma yarattığını dikkate alır. Engle ve Ng (1993), 1980-1988 dönemine ait günlük Japon hisse senedi getirileri üzerine yaptığı çalışmada, negatif şokların daha fazla oynaklığa neden olduğunu ve bu asimetrik

etkinin en iyi Glosten, Jagannathan ve Runkle tarafından önerilen modelle yakalandığını belirtmiştir (Engle ve Ng, 1993, s. 1776).

GJR-GARCH modelinin dikkat çeken özelliklerinden biri, belirli bir eşik değeri üzerinden çalışmasıdır. TGARCH modeli ile benzer biçimde eşik değerine sahiptir.

2.3.6. Karma Veri Örnekleme- Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli

Karma Frekanslı Veri Örneklemede Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity variant of Mixed Data Sampling, GARCH-MIDAS) karma veri örnekleme tekniklerinin kullanıldığı bir model sınıfıdır ve bu teknikler otoregresif koşullu değişen varyans teknikleriyle birleştirilir. Koşulsuz volatilitenin zaman içerisindeki değişimini modelleyen GARCH-MIDAS modeli, Engle, Ghysels, Sohn (2008, 2013) tarafından geliştirilmiştir. GARCH-MIDAS modeli, iki bileşenli volatilité modellemesi sunar: Kısa vadeli volatilité geleneksel GARCH yapısıyla, uzun vadeli volatilité MIDAS ağırlıklarıyla modellenerek, farklı frekanstaki verilerin aynı modelde birlikte değerlendirilmesine imkân tanımaktadır.

Geleneksel zaman serisi modelleri, tüm verilerin günlük, aylık, yıllık vb. frekansta olmasını gerektirirken, farklı frekanstaki zaman serilerinin birlikte analiz edilebilmesi için Ghysels, Santa-Clara ve Valkanov (2004) tarafından MIDAS (Mixed Data Sampling) modeli geliştirilmiş ve bu sayede yüksek ve düşük frekanstaki veriler eş anlı olarak modele dahil edilebilmiştir. MIDAS modeli (Ghysels vd., 2004), günlük, haftalık gibi yüksek frekanstaki veriler ve aylık, çeyreklik gibi düşük frekanstaki verilerin entegrasyonunu sağlarken GARCH-MIDAS ise bu yapıyı volatilité modellemesine uyarlamaktadır. Benzer şekilde, her iki model beta ağırlık fonksiyonu ile düşük frekanstaki veriyi filtreler. Ancak iki model arasındaki temel fark, MIDAS modeli veri tahminine odaklanırken, GARCH-MIDAS modeli uzun ve kısa vadeli varyans bileşenlerini modeller.

GARCH -MIDAS karma veri örnekleme tekniklerinin kullanıldığı bir model sınıfıdır ve bu teknikler otoregresif koşullu değişen varyans teknikleriyle birleştirilir.

GARCH-MIDAS modeli aşağıdaki formülasyonla tanımlanır:

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t g_{i,t}} \varepsilon_{i,t} \quad \forall i = 1, \dots, N_t \quad (2.58)$$

Burada

$$\varepsilon_{i,t} | \phi_{i-1,t} \sim N(0,1) \quad (2.59)$$

olarak modellendirilir. Eşitlik 2.58’de yer alan $r_{i,t}$ t ayının i gününde meydana gelen yüksek frekanslı verinin getirisidir. Eşitlik 2.59’da $\phi_{i-1,t}$ t ’nin $(i-1)$. gününe kadar olan bilgi kümesini temsil eder ve bu bilgiye dayanarak $\varepsilon_{i,t}$ ’nin standart normal dağılıma sahip olduğu belirtilmektedir (Engle vd., 2013, s. 778).

Engle ve Rangel (2008) tarafından yapılan çalışmayı izleyen Engle vd. (2013) $g_{i,t}$ bileşeninin volatilité dinamiklerinin bir GARCH (1,1) sürecini izlediğini varsayar (Engle vd., 2013, s. 778). t ayındaki i günün getirisi aşağıdaki denklemle ortaya konulmuştur (Engle vd., 2013, s. 778):

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \quad (2.60)$$

Engle vd. (2008) MIDAS modelleme ve filtrelemesi metoduyla volatilitéyi düzenleyerek τ_t bileşenini belirlemişlerdir:

$$\tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi(\omega_1 \omega_2) RV_{t-k} \quad (2.61)$$

$$RV_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{i,t}^2 \quad (2.62)$$

Eşitlik 2.61’de yer alan ω_1 ve ω_2 , modelde düşük frekanslı değişkenlerin geçmişteki değerlerine ne kadar önem verileceğini belirleyen ağırlık fonksiyonunun parametreleridir. Koşullu varyansların pozitif olması için log dönüşümü kullanmışlardır:

$$\text{Log}(\tau_t) = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{t-k} \quad (2.63)$$

$$RV_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{i,t}^2 \quad (2.64)$$

Koşullu varyans denklemi beta fonksiyonu ile aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$\varphi_k(\omega) = \left\{ \frac{(k/K)^{\omega_1-1} (1-k/K)^{\omega_2-1}}{\sum_{j=1}^k (j/K)^{\omega_1-1} (1-j/K)^{\omega_2-1}} \text{ beta veya } \varphi_k(\omega) = \omega^k / (\sum_{j=1}^k \omega^j) \right\} \text{ diğerleri} \quad (2.65)$$

GARCH-MIDAS modelinin Log-Olabilirlik Fonksiyonu aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$LLF = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\log(2\pi) + \log g_{i,t}(\phi) \tau_t(\phi) + \frac{(r_{i,t} - \mu)^2}{g_{i,t}(\phi) \tau_t(\phi)} \right] \quad (2.66)$$

Eşitlik 2.66, getiri serisinin koşullu olarak normal dağıldığı varsayımı altında GARCH-MIDAS modelinin log-olasılık fonksiyonunu ifade etmektedir. Engle vd. 2008 yılında “On the Economic Sources of Stock Market Volatility” adlı çalışmalarında, Engle ve Rangel’in 2004 yılında “The Spline-GARCH Model for Low Frequency Volatility and its Global Macroeconomic Causes” adlı çalışmalarında, Engle, Ghysels, Sohn’un 2013 yılında “Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals” adlı çalışmalarında tanıtılan GARCH-MIDAS modelinin temelini oluşturmaktadır. Bu anlamda Spline GARCH modeli aşağıdaki denklemlerle tanımlanmaktadır (Engle ve Rangel, 2004, s. 1189):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}(r_t) = (1 - \rho) \sum_{j=0}^{\infty} \rho^j (\mathbb{E}_t - \mathbb{E}_{t-1})(d_{t+1+j}) - \sum_{j=0}^{\infty} \rho^j (\mathbb{E}_t - \mathbb{E}_{t-1})(r_{t+1+j}) \quad (2.67)$$

Eşitlik 2.67’de yer alan d_t parametresi $t - 1$ ’den t ’ye kadar devam eden dönemde logaritmik kâr payını temsil ederken r_t getirinin logaritmik formudur. Eşitlik 2.67’deki denklem aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \eta_t^d - \eta_t^r \quad (2.68)$$

Finansal piyasalardaki beklentilere aykırı değişiklikler, temettü artışları veya faiz oranı değişimleri gibi olaylar aracılığıyla beklenen getirilere etki etmektedir. Ayrıca farklı haberler ve makroekonomik değişkenlere yönelik farklılıklar öngörüler üzerinde etkili olabilmektedir. Bu değişkenlerin varyansı zaman içinde değişkenlik göstermektedir ve mevcut bilgiler ışığında tahmin edilebilmektedir. Beklenmedik getiriler bilgi bileşenlerine çözümlenirse Eşitlik 2.69’daki formülasyon aşağıdaki gibi yazılabilmektedir (Engle ve Rangel, 2004, s. 1189):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \sum_{i=1}^K \beta_i e_{t,i} \quad (2.69)$$

Eşitlik 2.69’da yer alan β_i getirilerdeki bilgi kaynaklarının etkisini temsil ederken K bilgi kaynaklarını içermektedir. $\vec{z}_t$ parametresini, öngörülen değer ile duyurulan değer arasındaki sapmanın bir ölçüsü olarak göstererek dönüşler üzerindeki inovasyon aşağıdaki formülasyonla gösterilir (Engle ve Rangel, 2004, s. 1190):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \sqrt{\tau_1(\vec{z}_t)} u_t \quad (2.70)$$

$$u_t = \sqrt{\tau_2(\vec{z}_t)} g_t \varepsilon_t \quad (2.71)$$

Eşitlik 2.71’de yer alan g_t parametresi koşulsuz ortalaması bir olan zaman serisini temsil etmektedir. Bilgileri içeren boyut ve frakans farklılık

gösterebilmektedir. u_t aşağıdaki formülasyonlarda tanımlanabilmektedir (Engle ve Rangel, 2004, s. 1190):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \sqrt{\tau(\vec{z}_t)}g_t\varepsilon_t \quad (2.72)$$

Eşitlik 2.72’de yer alan ε_t parametresi değişmeyen varyansı bir olan parametredir. $\vec{z}_t$ düşük sıklıklı hata bileşeni olarak tanımlandığında Eşitlik 2.72 numaralı denklem $\vec{z}_t$ dayalı olarak tahmin edilirse gerçekleşen varyans aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle ve Rangel, 2004, s. 1191):

$$\hat{\sigma}_T^2 = \sum_{t=1}^T (r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t)^2 = \sum_{t=1}^T \tau(\vec{z}_t) + \omega_t \quad (2.73)$$

Makro ölçekli değişkenler getirilerle eşit sıklık düzeyinde tanımlandığı durumlarda Eşitlik 2.72’de yer alan denklemin öngörüsü zorluklar içermektedir. Oynaklığın düşük sıklıklı bölümünü modellemek için öngörücü kullanarak bu volatiliteler makro ölçekli değişkenlere yansıtıldığında model aşağıdaki formülasyonla gösterilir (Engle ve Rangel, 2004, s. 1191)

$$\tau_t^{1/2} = \sum_k \beta_k z_{k,t} + u_t \quad (2.74)$$

Eşitlik 2.74’te yer alan β_k düşük frekanslı değişkenlerin oynaklıktaki etkisini göstermektedir. ε_t inovasyon parametresi olmak üzere GARCH (1,1) sürecini izleyen koşullu varyans denklemi aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle ve Rangel, 2004, s. 1192):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \sqrt{h_t}\varepsilon_t \quad (2.75)$$

$$h_t = \omega + a\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \quad (2.76)$$

Eşitlik 2.76’daki β önceki dönemin koşullu varyansının etkisini gösteren katsayıdır. Eşitlik 2.76’daki formülasyon koşulsuz varyans türünden tekrar aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle ve Rangel, 2004, s. 1192):

$$h_t = \sigma^2 + a(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma^2) + \beta(h_{t-1} - \sigma^2) \quad (2.77)$$

Burada;

$$\sigma^2 = \omega(1 - a - \beta)^{-1} \quad (2.78)$$

koşulsuz varyansı temsil eder.

Spline-GARCH modeli aşağıdaki denklemlerle tanımlanır (Engle ve Rangel, 2004, s. 1195):

$$r_t - \mathbb{E}_{t-1}r_t = \sqrt{\tau_t g_t} \varepsilon_t \quad (2.79)$$

$$g_t = (1 - a - \beta) + a \left(\frac{(r_{t-1} - \mathbb{E}_{t-2}r_{t-1})^2}{\tau_{t-1}} \right) + \beta g_{t-1} \quad (2.80)$$

$$\tau_t = c \exp(\omega_0 t + \sum_{i=1}^k \omega_i ((t - t_{i-1})_+)^2 + z_t \gamma) \quad (2.81)$$

Engle, Ghysels ve Sohn 2008 yılında tanıttıkları “On the Economic Sources of Stock Market Volatility” adlı çalışmalarında farklı sıklıktaki verilerin entegrasyonu için yukarıda bahsedilen Spline-GARCH ve MIDAS modelini birleştirerek GARCH-MIDAS olarak adlandırılan yeni bir model geliştirmişlerdir. Bu çalışmalarında oynaklıkta görülen kısa vadeli başka bir deyişle geçici etkileri içeren kısa periyotlu bileşen ile kalıcı etkileri temsil eden uzun dönem bileşenlerini içeren koşullu volatilité ve makroekonomik değişkenler arasındaki ilişki incelenmiştir (Engle vd., 2008, s. 3).

Bu çalışmada beklenmedik getiriler aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 5):

$$r_{i,t} - \mathbb{E}_{i-1,t}(r_{i,t}) = (\mathbb{E}_{i,t} - \mathbb{E}_{i-1,t}) \sum_{j=0}^{\infty} \rho^j \Delta d_{it+j} - (\mathbb{E}_{i,t} - \mathbb{E}_{i-1,t}) \sum_{j=1}^{\infty} \rho^j r_{it+j} \quad (2.82)$$

Eşitlik 2.82’de yer alan logaritmik getiriye temsil eden $r_{i,t}$ parametresi t ayının i . günündeki getirisiyken, d_{it} parametresi aynı ayın aynı günündeki logaritmik temettüsüdür. Benzer şekilde $\mathbb{E}_{i,t}$ parametresi koşullu beklentiye temsil etmektedir. Eşitlik 2.82’de yer alan Δd_{it+j} , makroekonomik değişkenlerin $t+j$ dönemdeki değişimini temsil ederken, ρ^j , j dönem sonraki bilginin mevcut döneme etkisini ağırlıklandıran parametreyi ifade etmektedir. Beklenmeyen getiriler fonksiyonunun aşağıdaki gibi tekrar yazılabilir (Engle vd., 2008, s. 5):

$$r_{i,t} - \mathbb{E}_{i-1,t}(r_{i,t}) = \sqrt{\tau_t \cdot g_{i,t}} \varepsilon_{i,t} \quad (2.83)$$

Eşitlik 2.83’te yer alan $g_{i,t}$ parametresinin ekonomik büyüme dönemlerinde meydana gelen beklenmedik zararlar ekonomik durgunluk periyodundaki beklenmedik zararlar karşılaştırıldığında farklı bir etki potansiyeline sahip olabildiğinden, günlük nakit akışı kaygıları ve olası diğer geçici etkenlerle ilişkilendirilmiş olabileceği düşünülmektedir. Eşitlik 2.83’te yer alan τ_t parametresi ise ilerde beklenen tahmini nakit girişleri ve ilerdeki iskonto oranlarıyla ilintilidir

(Engle vd., 2008, s. 5). t ayının i . günündeki gerçekleşen getirisi aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 6):

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t g_{i,t} \varepsilon_{i,t}} \quad \forall i = 1, \dots, N_t \quad (2.84)$$

$g_{i,t}$ parametresinin GARCH (1,1) modeli aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 6):

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \quad (2.85)$$

Aylık gerçekleşen oynaklık ise aşağıdaki formülasyonlarla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 7):

$$\tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{t-k} \quad (2.86)$$

$$RV_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{i,t}^2 \quad (2.87)$$

Eşitlik 2.86'daki ω_1 , ω_2 , modelde kullanılan beta ağırlık fonksiyonunun şekillendirici parametreleridir ve geçmişteki düşük frekanslı volatilité gözlemlerine verilen ağırlıkların dağılımını belirler. Kısa vadeli parametre koşulsuz beklentinin bire eşit olduğu şekliyle aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 7):

$$\mathbb{E}_{t-1} \left[(r_{i,t} - \mu)^2 \right] = \tau_t \mathbb{E}_{t-1} (g_{i,t}) = \tau_t \quad (2.88)$$

Aylık gerçekleşen oynaklık için ağırlıklandırma fonksiyonu aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 7):

$$\varphi_k(\omega) = \left\{ \frac{(k/K)^{\omega_1-1} (1-k/K)^{\omega_2-1}}{\sum_{j=1}^K (j/K)^{\omega_1-1} (1-j/K)^{\omega_2-1}} \right\} \quad (2.89)$$

Eşitlik 2.86'daki RV_t denklemi zaman içinde değişen koşullu oynaklık bir başka ifadeyle koşullu varyans için GARCH-MIDAS modelini meydana getirmektedir (Engle vd., 2008, s. 7).

Sabit aralıklı RV yerine, τ_t 'nin t ayı için değişken olmadığı sınırlamasını kaldırarak sunulan yeni bir GARCH-MIDAS modeli ve τ aşağıdaki formülasyonla tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 8):

$$RV_i^{(r\omega)} = \sum_{j=1}^{N'} r_{i-j}^2 \quad (2.90)$$

$$\tau_i^{(r\omega)} = m^{(r\omega)} + \theta^{(r\omega)} \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{i-k}^{(r\omega)} \quad (2.91)$$

Eşitlik 2.87 oynaklığın negatif olmama koşulu sebebi ile aşağıdaki gibi yeniden tanımlanır (Engle vd., 2008, s. 9):

$$\log \tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{t-k} \quad (2.92)$$

Spline-GARCH ve GARCH-MIDAS modellerinin her ikisi de kısa dönem bileşeni olarak GARCH (1,1) spesifikasyonunu kullanan çarpımsal modellerken aradaki tek ayrım τ parametresidir (Engle vd., 2008, s. 12). Uzun dönem parametresi olan τ_t 'nin negatif olmama koşulundan dolayı logaritması alınarak yazılan model aşağıdaki formülasyonla tanımlanmıştır (Engle vd., 2008, s. 9):

$$\log \tau_t = m_l + \theta_l \sum_{k=1}^{K_l} \varphi_k(\omega_{1,l}, \omega_{2,l}) X_{l,t-k}^{mv} \quad (2.93)$$

Eşitlik 2.93'te yer alan $X_{l,t-k}^{mv}$ parametresi mv makroekonomik değişkeninin düzey değerini temsil etmektedir. mv makroekonomik değişkenlerinin oynaklığını içeren GARCH-MIDAS modeli ise aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Engle vd., 2008, s. 9-10):

$$\log \tau_t = m_v + \theta_v \sum_{k=1}^{K_v} \varphi_k(\omega_{1,v}, \omega_{2,v}) X_{v,t-k}^{mv} \quad (2.94)$$

Eşitlik 2.94'te yer alan $X_{v,t-k}^{mv}$ parametresi oynaklığı temsil etmektedir. Serilerin düzeyini ve volatilitisini sentezleyen GARCH-MIDAS modeli ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Engle vd., 2008, s. 10):

$$\log \tau_t = m_{lv} + \theta_l \sum_{k=1}^{K_l} \varphi_k(\omega_{1,l}, \omega_{2,l}) X_{l,t+k}^{mv} + \theta_v \sum_{k=1}^{K_v} \varphi_k(\omega_{1,v}, \omega_{2,v}) X_{v,t+k}^{mv} \quad (2.95)$$

3. KAYIP FONKSİYONLAR VE DIEBOLD-MARIANO TEST İSTATİSTİĞİ

Bu bölümünde çeşitli kayıp fonksiyonları ve tahminler arasındaki performans farklarının istatistiksel anlamlılığını test eden Diebold-Mariano test istatistiği yer almaktadır. Bu kayıp fonksiyonlar geleneksel GARCH ve GARCH-MIDAS gibi modellerin tahmin doğruluğunu karşılaştırmak için kullanılan; tahmin edilen volatilité ile gerçekleşen değerler arasındaki farkı nicel olarak ölçen kriterlerdir. Bu metrikler, ekonometrik tahminlerin güvenilirliğinin nesnel olarak değerlendirilmesinde, model seçiminde kritik bir öneme sahiptir. Diebold-Mariano test istatistiği, iki alternatif tahmin modelinin kayıp fonksiyonlara göre istatistiksel olarak anlamlı bir performans farkı sunup sunmadığını test etmek için olup kullanılan bir yöntemdir.

3.1. Ortalama Mutlak Hata

Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error, MAE), modelin tahmin performansını gerçek değerler ile tahmin edilen varyans arasındaki mutlak hataların ortalaması bazında değerlendirilmesini sağlayan istatistiksel bir metriktir.

Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarında MAE denklemini aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$MAE = \sum_{t=1}^T |RV_t - \sigma_t^2| / T \quad (3.1)$$

Eşitlik 3.1’de yer alan RV_t ifadesi gerçekleşen volatilitéyi temsil etmektedir. Volatilitenin tahmin edilen değeri ise σ_t^2 ile temsil edilmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir. MAE değerler arasındaki farkları toplar ve bu toplamı veri noktalarının sayısını bölerek ortalama sapmayı elde eder (Terven vd., 2023, s. 8-9). Sapmaların mutlak değerini içeren MAE’nin sonucu $[0, +\infty)$ aralığındadır; başka bir deyişle her zaman pozitifdir. Dolayısıyla MAE formülünün doğası gereği sapmaların işaretlerini göz ardı eder.

Sonuç olarak; MAE kayıp fonksiyonu mutlak değer içerdiği için hiçbir zaman negatif değer olmaz. MAE denkleminde öngörü sapmaları birinci dereceden bir ifadedir ve tüm sapmalara, büyüklüklerinden bağımsız olarak, aynı ağırlığı verir. MAE’nin birinci dereceden ifade olması uç sapma değerlerinin varlığında ortalamayı

önemli ölçüde etkilemesini engeller. Kısacası MAE, uç değerlere karşı duyarlı olmayan bir hata ölçümü kullanır (Terven vd., 2023, s. 9; Jadon vd., 2022, s. 2).

MAE fonksiyonunun bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Fonksiyonun eğimi bir başka ifadeyle o noktadaki değişim hızı nedeniyle MAE'nin minimum noktasında sıçramalar yapabilir. MAE fonksiyonunun minimum noktasında kırılğanlık göstermesi durumunda geri yayılım gibi optimize edici süreçler bu noktada durabilir veya minimuma geçebilir (Jadon vd., 2022, s. 2). MAE'nin bir diğer dezavantajı ise öngörü hatasının sıfır olduğu noktada fonksiyonun türevlenemez olması sebebiyle optimizasyon sürecini daha zor hale getirebilir. Benzer şekilde bir başka dezavantajı ise MAE'nin bağımlı değişkenin ölçeğine duyarlı olması nedeniyle farklı bağımlı değişken ölçeklerini analiz etmeyi zorlaştırmasıdır (Terven vd., 2023, s. 9).

Düşük MAE değeri tahminlerin gerçek değere yakın olduğunu, yüksek MAE değeri tahminlerin gerçek değerden uzaklaştığını gösterir (Lin vd., 2023, s. 10). Dolayısıyla MAE'nin azalış göstermesi modelin öngörü kabiliyetinin arttığı ile ilişkilendirilirken; ki bu durumda sıfır değeri tam uyumu gösterir; artış gösteren MAE değeri daha zayıf öngörülerle ilişkilendirilir (Tatachar, 2021, s. 859).

3.2. Ortalama Kare Hata

Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error, MSE), karesel hata kaybı ve ikinci dereceden kayıp olarak da adlandırılır (Jadon vd., 2022, s. 2). Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarında Ortalama Kare Hata denklemini aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$MSE = \sum_{t=1}^T (RV_t - \sigma_t^2)^2 / T \quad (3.2)$$

Eşitlik 3.2’de yer alan RV_t volatilitenin gerçekleşen değerini temsil etmektedir. Volatilitenin tahmin edilen değeri ise σ_t^2 ile temsil edilmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir (Zhou vd., 2020, s. 3). MSE sıkça kullanılan bir hata metriğidir. Örneklem dışı öngörülere yoğunlaşan MSE koşullu oynaklık ile öngörüsü arasındaki ortalama farkın karesidir (Lopez, 2001, s. 89). MSE değerler arasındaki farkları toplayarak karelerini alır ve bu kareleri alınmış toplamı veri noktalarının sayısına bölerek ortalama kare sapmayı elde eder (Terven vd., 2023, s. 8; Tatachar, 2021, s. 854). Formül sonucundaki ölçütün değeri formülün doğası gereği $[0, +\infty)$

aralığındadır (Jadon vd., 2022, s. 4-5). Kısacası, pozitif ve negatif işaretli hatalar arasındaki farkı dikkate almadan hata karelerinin toplamını hesapladığı için MSE'nin sonucu her zaman pozitiftir.

Düşük MSE değeri öngörü verilerinin gerçek verilere yakın olduğunu, yüksek MSE değeri öngörü verilerinin gerçek verilerden uzaklaştığını gösterir. Dolayısıyla MSE'nin azalış göstermesi modelin öngörü kabiliyetinin arttığı ile ilişkilendirilirken; ki bu durumda sıfır değeri tam uyumu gösterir; artış gösteren MSE değeri daha zayıf öngörülerle ilişkilendirilir (Jadon vd., 2022, s. 4-5; Terven vd., 2023, s. 8-9; Tatachar, 2021, s. 859). MSE hesaplanırken her bir hatanın karesi alındığı için ikinci dereceden bir fonksiyondur ve bu sebeple MSE sapma terimlerine aynı ağırlığı vermez. Büyük sapmaların kareleri daha büyük olacağından MSE büyük hatalara daha fazla ağırlık verir. İkinci dereceden bir fonksiyon kullanıyor olması uç değerlere karşı daha duyarlı olmasına yol açar. Aynı zamanda hataların karelerini alma işlemi küçük hataların etkisini azaltır ve küçük hataları optimize etmek için izlenen eğimin daha düşük bir oranda değişmesine neden olur (Jadon vd., 2022, s. 2-3; Terven vd., 2023, s. 8-9). Kısacası, MSE'de sapma kareleri ikinci dereceden bir polinom oluşturur ve bu durumda uç değerlerin varlığı model performansına olan etkisi artar. Bu süreç model performansının kötü olduğu modelin cezalandırıldığı anlamına gelir (Jadon vd., 2023, s. 3).

MSE'nin bağımlı değişkenin ölçeğine duyarlı olması nedeniyle farklı bağımlı değişken ölçeklerini analiz etmeyi zorlaştırmaktadır (Terven vd., 2023, s. 9). Ortalama Kare Hata'nın oynaklık tahmini için kullanımında ise önemli dezavantajları bulunmaktadır. Lopez (2001) bu durumu şu şekilde açıklamaktadır: “ ε_{T++t}^2 h_{T++t}^2 ”nin yansız bir tahminicisidir, asimetrik dağılımı nedeniyle kesin olmayan ‘gürültülü’ bir tahminicidir” (Lopez, 2001, s. 89).

3.3. Ortalama Karesel Hata Kökü

Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Squared Error, RMSE), modellerin performansını değerlendirmede yaygın kullanılan bir metriktir. Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarından yola çıkılarak RMSE denklemini aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^T (RV_t - \sigma_t^2)^2 / T} \quad (3.3)$$

Eşitlik 3.3'te yer alan RV_t volatilitenin gerçekleşen değerini, σ_t^2 ise tahmin edilen değerini temsil etmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir. RMSE fonksiyonu değerler arasındaki farkları toplayarak karelerini alır ve bu kareleri alınmış toplamı veri noktalarının sayısına bölüp karekökünü alarak RMSE'yi elde eder. Formülü itibariyle MSE'ye benzetmekle birlikte MSE'nin $1/2$ kuvvetidir (Terven vd., 2023). RMSE $[0, +\infty)$ aralığındadır (Lin vd., 2023, s. 9). Daha düşük bir RMSE değeri, model performansının ve tahminlerinin arttığını gösterirken, model performans ve tahminleri artan RMSE ile azalır. Düşük RMSE değeri öngörü verilerinin gerçek verilere yakın olduğunu, yüksek RMSE değeri öngörü verilerinin gerçek verilerden uzaklaştığını gösterir. Dolayısıyla RMSE'nin azalış göstermesi modelin öngörü kabiliyetinin arttığı ile ilişkilendirilirken, artış gösteren RMSE değeri daha zayıf öngörülerle ilişkilendirilir (Jadon vd., 2022, s. 4-5; Chai ve Draxler, 2014, s. 1247-1250). MSE'de olduğu gibi ilgili değişkenlerin ölçeğine göre tahmin hatasını sağlayan RMSE fonksiyonunda hata terimleri karelenerek hesaplandığından RMSE uç değerlere duyarlıdır (Jadon vd., 2022, s. 5). RMSE hata terimlerinin karelerinin ortalamasının karekökünü aldığından dolayı model tahminleri gerçek değere yaklaştıkça hataların karelerinin değeri de hızla küçülmektedir. Hata terimleri küçüldükçe karekök fonksiyonu etkisiyle küçük değişiklikler büyük değişiklikler yaratmaktadır. RMSE fonksiyonunda hata terimlerinin karelerinin ortalamasının karekökünün alınması MSE fonksiyonuna göre büyük hataların etkisini azaltmaktadır. Bu durum RMSE fonksiyonunun daha büyük hatalar karşısında MSE fonksiyonuna göre daha az ceza vermesi, model performansını değerlendirirken büyük hataların aşırı etkisini dengelemeye yardımcı olmaktadır (Jadon vd., 2022, s. 5).

Modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların ortalaması sıfır ve standart sapma etrafında simetrik olarak dağılıyorsa, MAE metriği büyük hataları ağır cezalandırmaması nedeniyle sınırlı kalabilir. Bu durumda, kareler ortalaması alınarak hesaplanan RMSE metriği, özellikle büyük sapmaları daha duyarlı bir şekilde yansıttığı için model performansını değerlendirmede daha uygun bir ölçüt olabilir. MAE, tüm hata değerlerinin eşit olasılıkla gerçekleştiği ve düzgün dağıldığı varsayılan durumlarda tercih edilebilir. Ancak tahmin hatalarının genellikle ortalama etrafında yoğunlaştığı ve normal dağıldığı varsayılan modellerde RMSE, büyük sapmalara karşı daha duyarlı olması sebebiyle MAE'ye kıyasla daha açıklayıcıdır. RMSE'nin bir diğer avantajı ise, hesaplamalarda türev alınmasını güçleştiren mutlak

değer işlevini içermemesi nedeniyle matematiksel işlemlerde daha elverişli olmasıdır (Chai ve Draxler, 2014, s. 1247-1250).

3.4. Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Kare Hata

Huber Ortalama Kare Hata (Huber Mean Squared Error, HMSE), Huber kaybı ile MSE'nin hibritleştirilmiş versiyonudur. Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarında HMSE denklemini aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$HMSE = \sum_{t=1}^T (1 - \sigma_t^2 / RV_t)^2 / T \quad (3.4)$$

Eşitlik 3.4'te yer alan RV_t volatilitenin gerçekleşen değerini, σ_t^2 ise tahmin edilen değerini temsil etmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir (Zhou vd., 2020, s. 3). HMSE fonksiyonu hataların karelerini, mevcut gözlemin hata varyansına bölerek ağırlıklandırır ve bu ağırlıklandırılmış hata karelerinin ortalamasını alır. HMSE fonksiyonu karelenmiş yüzde sapmaların ortalama değeri olarak tanımlanır.

HMSE işlem günü içindeki gerçekleşen volatilitayı dikkate alarak modelin tahminleri ile gerçek veya teorik değere göre tahmin hatalarının nisbi büyüklüğünü göstermektedir (Baffour vd., 2019, s. 285-301). HMSE fonksiyonu, aşırı veya eksik sapmaları eşit şekilde ağırlıklandıran bir kayıp fonksiyondur (Fuertes vd. 2009). Piyasada yüksek hacimli günler daha değişken olduğundan tahmin hataları daha büyük olma eğilimindedir. HMSE gibi birimsiz ölçümler diğer kayıp fonksiyonlara göre değişken piyasa şartlarında daha bilgilendiricidir (Fuertes vd. 2009). Bununla birlikte HMSE yorumlaması diğer kayıp fonksiyonlarla benzerdir.

3.5. Heteroskedastisiteye Düzeltilmiş Ortalama Mutlak Hata

Huber Ortalama Mutlak Hatası (Huber Mean Absolute Error, HMAE), Huber kaybı ve MAE'nin hibritleştirilmiş versiyonudur. Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarında HMAE denklemini aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$HMAE = \sum_{t=1}^T |1 - \sigma_t^2 / RV_t| / T \quad (3.5)$$

Eşitlik 3.5'te yer alan RV_t volatilitenin gerçekleşen değerini, σ_t^2 ise tahmin edilen değerini temsil etmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir (Zhou vd., 2020, s. 3). HMAE ortalama mutlak yüzde hatayı kullanır (Baffour vd., 2019). Hataların varyansının değişken olduğu durumlarda, HMAE tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki hataları varyansları ile ağırlıklandırarak ortalama mutlak hatayı hesaplamaktadır. MAE, tüm hataları eşit olarak değerlendirirken, HMAE hataların karesini alarak büyük hataları daha fazla ağırlıklandırmaktadır. HMAE büyük hataların etkisini azaltarak aykırı değerlere karşı daha dayanıklıdır.

3.6. Ortalama Mutlak Yüzde Hata

Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ya da başka bir adıyla Ortalama Mutlak Yüzde Sapma, değişken birimleri yüzdeye ölçeklendirildiğinden en çok tercih edilen kayıp fonksiyonlarından biridir (Jadon vd., 2022, s. 4; Jose, 2017, s. 200). MAPE öngörülerin gözlemlenen sonuçlarla karşılaştırıldığında ortalama yüzde sapmasını ifade eder (Jose, 2017, s. 200). MAPE denklemi aşağıdaki gibi ifade edilmiştir (Terven vd., 2023, s. 12):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100 \quad (3.6)$$

Eşitlik 3.6'da yer alan n parametresi veri örnek sayısını temsil ederken y_i gerçek değeri ve $\hat{y}_i$ ise öngörülen koşullu varyansı ifade etmektedir.

MAPE, farklı büyüklükteki veri setlerini doğrudan karşılaştırmasına olanak tanıyan önemli avantajlara sahiptir. Bu avantajın temel nedeni, tahmin hatalarını yüzdelik bir ölçekte ifade edilerek standartlaştırmasıdır (Jadon vd., 2022, s. 5). MAPE'nin bir diğer üstünlüğü ise modelin doğruluğunu değerlendirirken hata tahminlerinin yüzdelik birimlerle ifade edilmesi sayesinde tahmin edilen değerlerin büyüklüğünden bağımsız olmasıdır (Jadon vd., 2022, s. 5).

MAPE formülünde gerçek değer y_i paydada yer almaktadır. Bu durumda y_i sıfır olduğunda $\frac{1}{y_i}$ ifadesinin matematiksel olarak tanımsız hale gelmesine neden olur ve MAPE'nin hesaplanmasını imkânsız kılar. Öte yandan, y_i değeri sıfıra çok yakın olduğunda $\frac{1}{y_i}$ ifadesi çok büyük değerlere ulaşılır ve bu durum MAPE değerinin yapay biçimde sonsuza yaklaşmasına yol açar. Bu özellik MAPE'nin önemli dezavantajlarından biridir.

MAPE'nin bir diğer sınırlılığı, pozitif ve negatif tahmin hatalarına karşı farklı hassasiyet göstermesidir. Özellikle, tahmin edilen değerin gerçek değerden yüksek olduğu durumlarda oluşan pozitif hatalar, negatif hatalara kıyasla az ağırlıklandırılır (Jadon vd., 2022, s. 5). Ayrıca MAPE uç değerlere karşı duyarlıdır ve bu da metrik açısından ilave bir dezavantaj oluşturur (Terven vd., 2023, s. 12).

Buna karşın, MAPE'nin yaygın olarak tercih edilmesinin başlıca nedeni sonuçlarının açık ve anlaşılır olmasıdır. Bunun yanı sıra, yukarıda belirtildiği gibi ölçüm birimi farklı olsa bile MAPE değeri değişmemektedir. Bu nedenle, literatürde MAPE genellikle ölçekten bağımsız ya da ölçeksiz bir metrik olarak tanımlanmaktadır (Jose, 2017, s. 200).

3.7. Yarı Olasılık Hata

Yarı Olasılıklı Hata (Quasi-Likelihood Error, QLIKE), volatilité tahmin modellerinde kullanılan bir kayıp fonksiyonudur. Zhou vd. 2020 yılında yayınladıkları “Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS model” adlı çalışmalarında QLIKE hata denklemini aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$QLIKE = \sum_{t=1}^T (\ln(\sigma_t^2) + RV_t / \sigma_t^2) / T \quad (3.7)$$

Eşitlik 3.7’de yer alan RV_t volatilitenin gerçekleşen değerini, σ_t^2 ise tahmin edilen değerini temsil etmektedir. T ise veri örneklerini ifade etmektedir (Zhou vd., 2020, s. 3). QLIKE kayıp fonksiyonu, risk yönetimi gibi alanlarda diğer fonksiyonlara kıyasla daha fazla tercih edilmektedir. Bunun temel nedeni, gerçekleşen değerden düşük tahminleri, gerçek değerden yüksek tahminlere göre daha fazla şekilde ağırlıklandırmasıdır; bu durum, riskin olduğundan daha düşük algılanmasını önlemeye yardımcı olmaktadır. QLIKE metriği normal dağılım varsayımına dayanan bir kayıp fonksiyonudur ve tahmin hatalarının logaritmik oranını esas alır. Logaritmik dönüşüm, verilerin geniş bir aralıkta normalize edilmesini sağlarken büyük sapmaların daha güçlü şekilde ağırlıklandırılmasına neden olur (Sturesson ve Wennström, 2023, s. 19).

QLIKE, volatilité tahmininde kullanıldığında modelin tahmin ettiği standart sapma ile gerçek standart sapma arasındaki farkı esas alarak, bu farkın tahmin edilen standart sapmaya bölünmesiyle elde edilen standartlaştırılmış hatayı minimize etmeye

amaçlar. Bu özellik, QLIKE kayıp fonksiyonunu diğer kayıp fonksiyonlarından ayırmaktadır (Patton, 2011, s. 253).

Aşağıdaki varsayımlar geçerli olduğunda:

- Bütün t 'ler için $E_{t-1}[\hat{\sigma}_t^2] = \sigma_t^2$.
- $\hat{\sigma}_t^2 | F_{t-1} \sim F_t \in \tilde{F}$, $\mathbb{R}_t$ 'deki bütün mutlak kesintisiz olasılık dağılımlarının kümesi
- Kayıp fonksiyonu L, h ve $\hat{\sigma}^2$ 'ya göre sürekli ikinci türevlere sahiptir ve $\hat{\sigma}^2 = h$ noktasında tek bir minimuma sahiptir.
- L ve F_t şu şekilde tanımlanır:

a) $E_{t-1}[L(\sigma_t^2, h)] < \infty$ bazı $h \in H$

b) $\left| E_{t-1} \left[\partial L(\hat{\sigma}_t^2, h) / \partial h \big|_{h=\sigma_t^2} \right] \right| < \infty$

c) bütün t 'ler için $\left| E_{t-1} \left[\partial^2 L(\hat{\sigma}_t^2, h) / \partial h^2 \big|_{h=\sigma_t^2} \right] \right| < \infty$

- $\text{Int}(H)$ 'nin bazı h_t^* elemanları vardır ki şu şekilde tanımlanır: $h_t^* = E_{t-1}[\hat{\sigma}_t^2]$

Bu durumda olacak şekilde tanımlanmış tahminler için standartlaştırılmış tahmin hatası $\hat{\sigma}^2/h$ 'yi biçiminde ele alan yegâne uygun kayıp fonksiyonu QLIKE'dır (Patton, 2011, s. 251).

Tahmin edilen standart sapma doğru veya doğruya yakın olduğunda, bu oranın değeri yaklaşık olarak bire yaklaşır ve tahmin hatalarının küçük ve rastgele dağıldığını gösterir. Normal dağılım varsayımı altında, bu standartlaştırılmış hatanın varyansı yaklaşık olarak ikiye eşittir. Bu nedenle, QLIKE kayıp fonksiyonu aykırı değerlere karşı diğer kayıp fonksiyonlarına kıyasla daha az duyarlıdır (Patton, 2011, s. 251).

3.8. Diebold-Mariano Test İstatistiği

Volatilite tahminlerinin göreceli doğruluğunu değerlendirmek amacıyla sıklıkla başvurulmuş yöntemlerden biri, Diebold ve Mariano (1995) tarafından geliştirilen DM test istatistiğidir. Bu test, iki tahmin yönteminin tahmin performanslarını karşılaştırmaya yönelik etkili bir araç olarak literatürde yaygın biçimde kabul görmektedir (Mayer vd., 2017, s. 618).

İki tahmin yöntemi i ve j kayıp fonksiyonları arasındaki farkı esas alan DM test istatistiği (Zhou vd., 2020, s. 3):

$$d_{i,j,t} = L_i^2 - L_j^2 \quad (3.8)$$

Eşitlik 3.8’de yer alan L hangi kayıp fonksiyonunun kullanıldığına bağlı olarak değişen dağılımda kayıp fonksiyonunu ifade ederken DM test istatistiği için sıfır hipotezi:

$$E[d_{i,j,t}] = 0 \quad (3.9)$$

Eşitlik 3.9’da yer alan test istatistiği aşağıdaki formülle ifade edilmektedir (Zhou vd., 2020, s. 3):

$$DM_T = \frac{\overline{d_{i,j}}}{(asy \cdot var(\overline{d_{i,j}}))^{1/2}} \quad (3.10)$$

Eşitlik 3.10’da yer alan $asy \cdot var(\overline{d_{i,j}})$ ve $\overline{d_{i,j}} = \sum_{t=1}^T d_{i,t,j} / T$ ifadesi $\overline{d_{i,j}}$ ifadesinin asimptotik sapma kareleri ortalamasıdır.

DM test istatistiği, standart hata öngörüsünün $\bar{d}$ parameterisine oranı olarak ifade edilebilir (Harvey vd., 1998, s. 257). DM testinin temel amacı iki farklı tahmin yönteminin performansları arasında anlamlı bir fark olup olmadığını belirlemektir. Bununla birlikte, tahmin yöntemleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark saptanmadığında, test aynı zamanda modellerin genel geçerliliğini ve karşılaştırmalı güvenilirliğini değerlendirmek amacıyla da kullanılmaktadır (Krishnamurti, 2012, s. 372).

Sonuç olarak, zaman serisi verileri için farklı modelleme teknikleri ve yöntemler kullanılarak yapılan tahminlerin doğruluğunu çeşitli performans ölçütleriyle değerlendirilmekte, en uygun model bu analizler doğrultusunda belirlenmektedir. Seçilen modelin diğer modellerle kıyaslamasında ise DM test istatistiği kullanılmakta ve böylece tahmin performansları arasındaki farkların istatistiksel anlamlılığı incelenmektedir (Drachal, 2021).



4. GELENEKSEL PARA VE KRIPTO PARALAR

Çalışmanın bu kısmında geleneksel para türleri ve kripto paralarının benzer ve farklı noktaları ele alınacak, çeşitli kripto varlık türleri tanıtılacaktır.

4.1. Paranın Tanımı

Çağdaş ekonomik faaliyetlerinin odağında para kilit bir rol oynamaktadır. İnsanlar dünya genelinde günlük yaşamlarında emtia veya hizmet satın alırken veya satarken, ödeme işlemleri yaparken veya anlaşmalar düzenlerken bu işlemleri gerçekleştirebilmek amacıyla para kullanılmaktadır (Mcleay ve Thomas, 2014). Geleneksel olarak para, bir mübadele aracı, kıymet kıstası, gelecekteki ödemeler için kullanılan bir araç veya servet saklama aracı olarak tanımlanmaktadır (Harrod, 1969, s. 4). Ayrıca para, ekonomik büyümeyle yakından ilişkili olan, yetkililerin kontrolüne tabi olan finansal varlıklar topluluğu olarak da tanımlanmaktadır (Goodhart, 1978, s. 207).

Goodhart'ın (1978, s. 206) çalışmasında para, öncelikle bir mübadele ve ödeme aracı olarak tanımlanır. Para mal ve hizmetlerin giderlerini evrensel ölçekte temsil eden bir araçtır. Bu anlamda, toplum tarafından genel kabul görmüş ve diğer mallara dönüştürülebilir nitelikteki herhangi bir ürün, para statüsü kazanabilir (Krasota vd., 2019, s. 804; Agamirova, 2017).

Parayı yalnızca standart bir ödeme veya mübadele aracı olarak tanımlamak yetersiz bir yaklaşımdır. Para, bu işlemlerin ötesinde aynı zamanda bir hesap birimi olarak da tanımlanabilir (Burns ve Deville, 2003, s. 152). Bu nedenle para, mübadele işlemleri ve piyasa değerleriyle ilişkili özel bir değer türünü temsil eder. Belli bir değer kategorisini sembolize etmek ve aktarmak bakımından para, yalnızca temel bir araç olmanın ötesinde, daha derin bir anlam taşımaktadır. Nitekim modern para, ekonomik süreçleri optimize etmeyi amaçlayan çağdaş toplumun rasyonelleştirici bir unsuru olarak hizmet eden bir teknoloji niteliği taşımaktadır (Burns ve Deville, 2003, s. 152). İktisat literatüründe ise para; tüm zenginliği değil, yalnızca belirli bir zenginlik türünü temsil eden bir araç olarak değerlendirir (Mankiw, 2007, s. 76). Mankiw'e (2007) göre "para, işlem yapmak için kolayca kullanılacak varlıkların stokudur" (Mankiw, 2007, s. 76).

Para genel itibariyle üç ana fonksiyonla tanımlanmaktadır (Coghlan, 1980; Mankiw, 2007):

- Mübadele / Ödeme aracı
- Hesap ölçütü / birimi
- Değer saklama aracı

Para, evrensel olarak yaygın biçimde kullanılmasına rağmen, kavranması güç sosyal bir olgudur. Özellikle, belirli nesne veya materyallerin mübadele aracı olarak kabul edilmesini sağlayan, toplum tarafından benimsenmiş normlar ve normlar sistemi üzerine kuruludur.

Paranın bu işlevlerini etkili bir şekilde yerine getirebilmesi için; kullanışlılık, dayanıklılık ve bölünebilirlik gibi bazı maddi özellikleri taşıması gereklidir (Burns ve Deville, 2003, s. 152).

Coghlan (1980), bir ödeme aracının sahip olması gereken çeşitli fiziksel nitelikleri şu şekilde sıralamaktadır:

- Dayanıklılık: Para, ekonomik zaman eksenini boyunca bireylerin değer biriktirmesine ve gelecekte kullanmasına olanak tanıyacak şekilde uzun ömürlü olmalıdır.

- Homojenlik: Aynı tür ve değerdeki paraların birbirine eşit olması gerekir. Bu özellik, özellikle ekonomik belirsizlik dönemlerinde yüksek değerli paraların dolaşımdan çekilmesi ve düşük değerli paraların dolaşıma girmesi gibi durumlarla ilişkilidir.

- Tanınabilirlik: Para, herkes tarafından kolayca tanınan ve kabul edilen bir araç olmalıdır.

- Bölünebilirlik: Para, farklı büyüklüklerdeki işlemleri karşılayabilecek şekilde küçük birimlere ayrılabilir.

- Taşınabilirlik: Para, bireylerin ve işletmelerin günlük işlemlerini rahatlıkla gerçekleştirebilmesine olanak tanıyacak şekilde kolayca taşınabilir olmalıdır.

- İstikrarlı Talep ve Arz: Para birimi, arz ve talep açısından istikrarlı olmalı, ani dalgalanmalardan kaçınılmalıdır. Bu durum, ekonomik istikrarın sağlanmasında önemlidir.

Para türleri genel olarak iki şekilde sınıflandırılabilir (Burns ve Deville, 2003, s. 152). İlki, emtia para olup; altın, gümüş, tuz veya kürk gibi kendinden değerli mallardan oluşur ve genellikle mübadele ile ödeme aracı olarak kullanılır. İkincisi ise, itibari paradır; kâğıt, metal veya dijital biçimde olabilir, herhangi bir içsel değeri bulunmamakla birlikte devlet ya da resmi otoriteler tarafından geçerli ilan edildiği için kabul gören bir para türüdür.

Aşağıdaki bölümde para türlerine ait örnekler verilecektir.

4.1.1. Madeni Para

Madeni paralar ortaya çıkmadan önce, toplumlar farklı türde para birimlerini kullanmaktaydı. Bu paraların çoğu, değerlerini yapıldıkları maddeden alan ve emtia para olarak tanımlanan türlerdir (Burns ve Deville, 2003, s. 152). Örneğin, sığır, tuz ve benzeri emtialar uzun süre mübadele aracı olarak kullanılmıştır (Svizzero ve Tisdell, 2019, s. 2). Üretici ile tüketici arasındaki en eski piyasa ilişkisi ise doğrudan mal takası, başka bir deyişle barter sistemi şeklindeydi (Krasota vd., 2019, s. 804).

Madeni paraların tarihi oldukça eskiye dayanmaktadır ve para sistemlerinin evriminde kritik bir rol oynamıştır. Altın ve gümüş gibi değerli metallerden üretilen bu paralar, günümüz para birimlerinin atası olarak kabul edilmektedir (Harrod, 1969, s. 4). Tarihte bir dönüm noktası,

Lidya Kralı Kroisos'un (M.Ö. 560–546) standart ağırlık ve boyutlarda altın-gümüş karışımı paralar bastırmasıyla yaşanmıştır. Bu gelişme, değerli metallerin sistematik biçimde mübadele aracı olarak kullanılmasının önünü açmıştır. Lidya'nın Persler tarafından fethi, bu para sisteminin daha geniş coğrafyalara yayılmasına öncülük etmiştir. Aynı şekilde, Fenikelilerin yoğun ticaret faaliyetleri sayesinde Lidya paraları kısa sürede standartlaştırılmış ve geniş çevrelerce tanınır hâle gelmiştir (Harrod, 1969, s. 5). Madeni paraların kullanımı, dönem itibarıyla ekonomik işlemlerde büyük kolaylık sağlamıştır (Galbraith, 1975, s. 9).

İlkel toplumlarda kullanılan takas sistemi, bir bireyin ihtiyacı olan mal veya hizmeti sağlayacak birini bulmasını ve aynı zamanda bu kişinin sunduğu mala ya da hizmete karşı tarafın da ihtiyaç duymasını gerektiren bir sistemdi. Bu durum, literatürde “çifte ihtiyaç örtüşmesi” olarak adlandırılmaktadır ve ticareti oldukça zorlaştıran ve verimsiz hâle getiren bir yapıydı. Madeni paraların icadıyla, bu

verimsizlik ortadan kaldırılmış; para, herkesin kabul ettiđi bir deđişim aracı olarak işlev görmeye başlamıştır (Ferguson, 2008, s. 23). Bu gelişme sayesinde bireyler, ihtiyaç duydukları mal veya hizmetleri para karşılığında kolayca satın alabilmiş; böylece ticaret kolaylaşmış ve ekonomik etkinlik artmıştır. Para, malların ve hizmetlerin değerini ifade etmek için herkesçe anlaşılabilir ve karşılaştırılabilir bir ölçü birimi sunarak farklı değerlerin karşılaştırılmasına da olanak tanımıştır (Ferguson, 2008, s. 23). Ayrıca, ticaretin sadece belli bir anda ve yerde deđil, geniş coğrafyalara yayılmasını da mümkün kılmıştır (Ferguson, 2008, s. 23).

Paranın işlevsel olabilmesi için bazı fiziksel ve ekonomik özelliklere sahip olması gerekmektedir. Bunlar arasında; toplum tarafından yaygın olarak kabul edilebilir ve erişilebilir olması, günlük işlemlerde kolaylıkla kullanılabilmesi, üretim maliyetinin düşük olması, fiziksel dayanıklılık, taklit edilmesinin zor olması, taşınabilirlik ve resmi bir otorite tarafından basılıp garanti edilmiş olması sayılabilir. Bu özellikleri en iyi karşılayan metaller arasında altın, gümüş ve bronz, tarih boyunca ideal parasal materyaller olarak değerlendirilmiştir.

Efes'teki Artemis Tapınağı'nda bulunan ve altın ile gümüşün alaşımı olan elektrumdan yapılmış Lidya sikkeleri, bilinen en eski madeni paralardandır ve Atina tetradrahmisinin selefleri olarak kabul edilir (Ferguson, 2008, s. 23).

Klasik ve Neoklasik dönemlerde, para genellikle yapıldığı materyalin özelliklerine göre bir deđişim aracı olarak değerlendirilmiştir (Peneder, 2021, s. 178). Zamanla para, yalnızca borçların ödenmesi için kullanılan bir araç olmaktan çıkarak, piyasalarda genel kabul gören bir mübadele aracı haline gelmiştir (Goodhart, 2003, s. 186). Bu anlamda para, sadece bir metal ya da kâğıt parçası deđil, aynı zamanda toplumun güvenini temsil eden bir değer sembolü halini almıştır. Paranın arkasındaki asıl güç, üzerinde yazan değer deđil, bu değere duyulan kolektif güvendir. İnsanlar belirli bir nesnenin (örneğin bir kâğıt veya madeni para) belirli bir değeri taşıdığını kabul eder ve buna göre hareket eder. Böylece para, borç veren ile borç alan arasındaki güven ilişkisini somutlaştıran bir araç olarak işlev görür (Ferguson, 2008, s. 29–31).

Bu nedenledir ki para, tarih boyunca farklı toplumlarda çeşitli fiziksel biçimlerde ortaya çıkmıştır.

4.1.2. Kâğıt Para

İtibari para ya da genel olarak kâğıt para, herhangi bir maddi karşılığı olmayan ancak toplum tarafından geçerli kabul edilen paradır (Mcleay vd., 2014, s. 8). Kâğıt para, üzerinde belirtilen değeri temsil eden fiziksel bir araçtır (Battilossi vd., 2020, s. 413). Emtia para sisteminde, satın alma sırasında alıcı, gerekli miktarda altını tartar ve satıcı altının ağırlığı ile saflığını onayladığında mübadele gerçekleşir. Ancak, işlenmemiş altının saflık kontrolü ve tartılması zaman alır ve maliyetlidir. Bu nedenle yönetimler, işlem maliyetlerini azaltmak amacıyla standart kütle ve saflıkta sikkeler basarak müdahalede bulunmuşlardır.

Sonraki aşamada yönetim, bireylerden altın alıp karşılığında sertifikalar vermeye başlamış; bireyler yönetimin verdiği bu kâğıt sertifikalara güven duydukça, sertifikalar emtia para kadar değer kazanmıştır. Böylece, toplumda kâğıt paraların kabulü arttıkça, para sistemi itibari para sistemine dönüşmüştür (Mankiw, 2007, s. 78-79).

Kâğıt paranın tarihine bakıldığında, ilk örneklerin Çin’de ortaya çıktığı görülür. Çinliler, ekonomik sistemlerini geliştirmek için çeşitli reformlar yapmış; M.Ö. 188 yılında dayanıklılığı ve işlenebilirliği ile bilinen hayvandan elde edilen deri paralara başvurmuşlardır (Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası [TCMB], 2023). Ayrıca, M.Ö. 199 yılında Yuen-şeu tarafından geyik derisinden para üretildiği de kayıtlardadır (Vissering, 1877, s. 38). Madeni paralara göre daha hafif ve taşınabilir olan bu deri paralar, büyük değerlerin temsilinde kullanılmıştır. İlk kâğıt paralar ise M.S. 806 yılında yine Çin’de ortaya çıkmıştır (TCMB, 2023). Vissering ise 1877 yılında yazmış olduğu “On Chinese Currency: Coin and Paper Money” adlı kitabında bu durumu şu şekilde ifade etmektedir: “İmparator Hien-Tsung’un hükümdarlığı döneminde paranın kıt olması nedeniyle bakır aletlerin kullanımını yasaklandı. O dönemde başkente gelen seyyar tüccarlar, çevre vilayetlerinden aldıkları paraları yanlarında getirerek bir devlet bankasına yatırıyorlardı. Aynı şekilde asker ve sivil memurlar ve zengin ailelerde ülkenin her yerinde yüksüz seyahat edebilmesi için aynısını yaptılar. Paraları yerine borç belgelerini aldılar, bu belgeler ise ‘uçan para’ olarak anılıyordu.”

Avrupa’da kâğıt para kullanımının ilk adımları ise 1609 yılında İsveç’in Wisselbank’ının kurulmasıyla atılmıştır. 1656’da Palmstruch, kraliyet yetkisi ile Stockholms Banco’yu kurmuş ve burada talep üzerine hamiline ödenen standart

banknotlar çıkarmıştır (Battilossi vd., 2020, s. 416). Böylece Avrupa’da kâğıt para kullanımı yaygınlaşmaya başlamıştır (Çarkacıoğlu, 2016, s. 4). Danimarka’da kâğıt para deneyimleri ise 1695 yılına kadar uzanmakta; Fransa’da ise 1701’de madeni paralar karşılığında makbuzlar verilmeye başlanmıştır (Battilossi vd., 2020, s. 416-424). Amerika Birleşik Devletleri’nde ilk kâğıt para ise 1690’larda Massachusetts kolonisinde çıkarılmıştır (TCMB, 2023). İngiltere’de 1694’te Merkez Bankası’nın kurulması sonrası bankalar yaygınlaşmış ve kâğıt para kullanımı artmıştır (TCMB, 2023). Avrupa’da kâğıt para sistemi, 17. ve 18. yüzyıllarda ekonomik gelişmeler ve artan ticaretle paralel olarak gelişmiştir. Başlangıçta borç belgeleri olarak ortaya çıkan kâğıt paralar, zamanla mübadele aracı olarak kabul görmüştür.

Türkiye’de kâğıt para kullanımı ise 1840 yılında I. Abdülmecid döneminde “Kaime-i Nakdiye-i Mutebere” adıyla başlamıştır (Yanardağ, 2015, s. 919). Bu paraların basılmasının temel nedeni, Tanzimat reformlarının ekonomik finansmanını sağlamaktır (Yanardağ, 2015, s. 920).

4.1.3. Dijital ve Sanal Para

Paranın değeri, dolaşımı, arzı ve talebi gibi unsurları ele alan parasal bilgi teorisi, paranın ve parasal bilgilerin toplumların ekonomik sistemlerinde nasıl kullanıldığını açıklamaktadır. Bu teoriye göre her toplum, kendi ekonomik ve sosyal yapısına uygun parasal araçlar geliştirmekte ve kullanmaktadır. Parasal bilgi teorisine göre:

- Ekonomik gelişmişlik düzeyi düşük, geleneksel ve tarıma dayalı ekonomilere sahip kırsal-karasal toplumlarda altın,
- Ekonomik ve sosyal yapının büyük ölçüde sanayileşmeye dayandığı, ticaret ve ekonomik büyüme ile karakterize edilen toplumlarda kâğıt para,
- Bilgiye, bilgi teknolojilerine ve dijital iletişim araçlarına dayalı dinamik toplumlarda ise elektronik araçlar kullanılmaktadır (Krasota vd., 2019, s. 803).

Tarihsel olarak paranın değeri, başlangıçta madeni paraların içerdiği kıymetli metallere dayandırılmış; zamanla bu değer, simgesel metallere ve ardından içsel değeri olmayan kâğıt banknotlara dönüşmüştür (Dodgson vd., 2015, s. 325). Üretim süreçlerinin dinamikleşmesi, emek verimliliğinin artması ve ekonomik kaynakların daha etkin kullanılması gibi unsurların tanımladığı dijital ekonomi ile para biçimi de değişmiştir (Gasanov vd., 2021, s. 315). Bu dönüşüm, paranın dijitalleşmesini

sağlayarak para tarihinde önemli bir kırılma noktası yaratmıştır. Teknolojik ilerlemeler, finansal varlık türleri ve para çeşitlerinin yeniden şekillenmesine yol açmıştır (Bordo, 2021). Fiziksel para – banknotlar ve madeni paralar – somut bir varlık olduğundan birçok kişi tarafından güvenilir bir değer biçimi olarak kabul edilmektedir. Üçüncü taraf onayına ihtiyaç duymadan gerçekleştirilen işlemler, hız ve pratiklik açısından avantaj sağlamaktadır. Ayrıca kişisel ve finansal bilgilerin ifşa edilmesini gerektirmediği için kimlik hırsızlığı ve veri ihlallerine karşı da koruma sunmaktadır. Ancak fiziksel para, coğrafi sınırlamalara ve lojistik zorluklara tabidir. Bu para türüyle işlem yapabilmek için tarafların fiziksel olarak aynı yerde bulunması gerekmektedir.

Buna karşılık dijital para, internet erişimi olan her yerde kullanılabilir. Böylece fiziksel parayla yaşanan uzaktan işlem sorunları ortadan kaldırılır (Lewis, 2018). Dijital para, banka hesapları arasında elektronik ortamda transfer edilebilen ve mevcut ödeme sistemlerini daha hızlı ve basit hale getiren bir para biçimidir (Krasota vd., 2019, s. 805). Bir diğer tanıma göre dijital para, güvenliği şifreleme teknolojileriyle sağlanan bilgisayar temelli bir para türüdür (Shrivastva vd., 2020, s. 837).

Dijital paralar, dijital inovasyonların bir ürünü olup dijital ekonominin gelişiminde önemli rol oynamaktadır. Elektronik ödemenin ilk örneklerinden biri olan akıllı kartlar, 1980’li yılların sonlarında Hollanda’da ortaya çıkmış ve kullanıcıların yanlarında nakit taşımadan güvenli bir şekilde ödeme yapmalarına olanak sağlamıştır. Aynı dönemde, günümüzde de yaygın olarak kullanılan POS (Point of Sale) cihazları geliştirilmiştir (Çarkacıoğlu, 2016, s. 6). Dijital para birimlerinin artan popüleritesi, fiyat para temelli ödeme sistemlerinin ötesine geçerek mal ve hizmet finansmanında daha hızlı, esnek ve yenilikçi yöntemler sunmaktadır (Chuen, 2015, s. 6).

Her ne kadar “dijital para”, “sanal para” ve “elektronik para” terimleri çoğu zaman birbirinin yerine kullanılsa da aralarında belirli farklılıklar bulunmaktadır. Avrupa Merkez Bankası (European Central Bank [ECB], 2012) tarafından yayımlanan “Virtual Currency Schemes” adlı raporda sanal para birimi; geliştiriciler tarafından yaratılan, genellikle onların kontrolünde olan, belirli bir sanal topluluğun üyeleri arasında kullanılan ve düzenlemeye tabi olmayan dijital para türü olarak tanımlanmıştır. Elektronik para ise ihraççıya yönelik bir talebi temsil eden parasal bir değer biçimi olarak ifade edilmiştir.

Elektronik ve sanal para birimleri arasındaki temel farklar şunlardır (ECB, 2012, s. 16–17):

- Elektronik para sistemlerinde, geleneksel para birimiyle ilişki korunur ve saklanan kaynaklar aynı hesap birimiyle gösterildiğinden yasal bir zemine sahiptir. Sanal paralarda ise birimler sanal para birimine çevrilerek işlenir.
- Elektronik para kuruluşları ihtiyatlı denetim kurallarına tabi iken, sanal para sistemlerinde bu tür bir düzenleme bulunmamaktadır.
- Elektronik para operasyonel risklere maruz kalırken, sanal para sistemleri hem operasyonel hem de hukuki belirsizlik ve dolandırıcılık risklerine açıktır.

Her ne kadar elektronik ortamda saklanan bu para birimleri tanımlanırken dijital ve sanal terimleri genellikle eşanlamlı olarak kullanılsa da “sanal” kelimesi bazı kültürlerde (örneğin Çin’de) yoktan yaratılma anlamı taşıdığı için olumsuz çağrışımlar yaratabilmektedir (Chuen, 2015, s. 6).

Hileman’a (2014, s. 163) göre alternatif para birimleri temel olarak somut ve dijital olarak kategorize edilmektedir:

a) İçsel yararlılık taşıyan para birimleri: Kendine özgü kullanım veya pratik fayda sağlayan bu para türleri, değerlerini yönetim otoritelerinden değil, kıt kaynaklardan ve doğrudan faydalarından alırlar. Örneğin, II. Dünya Savaşı sonrası Berlin’de metallerin para olarak kullanılması.

b) Token para birimleri: Topluluk veya yerel para birimleri olarak da bilinen bu türler, içsel değeri düşük, daha sembolik nitelikteki paralardır. Örnek olarak İngiliz jetonları verilebilir.

c) Merkezi dijital para birimleri: Belirli kuruluşlar (örneğin finans, telekomünikasyon ya da perakende firmaları) tarafından oluşturulan ve belirli platformlarda kullanılan dijital paralardır. Merkezi bir otorite tarafından yönetilir. Örneğin, Linden Doları.

d) Merkezi olmayan dijital para birimleri: Herhangi bir merkezi otoriteye bağlı olmadan işleyen bu para birimlerinin düzenlenmesi ve denetlenmesi zordur. BTC ve Dogecoin bu gruba örnek verilebilir.

Merkezi olmayan dijital para birimlerinden biri olan BTC ve onu takip eden kripto para birimlerinin ortaya çıkış süreci, bir sonraki bölümde ayrıntılı şekilde ele alınacaktır.

4.1.3.1. Kripto Para Birimleri

Dijital ödeme sistemlerinin başlangıcını temsil eden ve finansal teknolojide önemli bir dönüm noktası olan 1990'lı yıllar, elektronik ve dijital paranın ortaya çıktığı dönemlerdir (Idebdou, 2015). Kripto paralar ise kriptografi kullanılarak oluşturulan ve kullanıcılar arasında transfer edilebilen dijital para birimleridir (Söderberg, 2018). Kriptografi sayesinde işlemler hem güvence altına alınmakta hem de varlık transferi doğrulanmaktadır (Bhosale ve Mavale, 2018: 133).

Kripto Para Birimlerinin Avantajları ve Dezavantajları

Shrivastva vd. (2020, s. 838) kripto para birimlerinin avantaj ve dezavantajlarını aşağıdaki gibi sıralamaktadır:

Avantajları:

- Kripto paraların kopyalanması, aynı paranın birden fazla kez oluşturulması veya harcanması mümkün değildir. İşlemlerin doğrulama süreci, değiştirilemez ve geri alınamaz olmasını sağlayarak sahtecilik ve çift harcama riskini ortadan kaldırır. Bu da sistemin güvenilirliğini artırır.
- Kripto para sistemleri merkezi bir otoriteye bağlı değildir; belirli algoritmalar ve kurallar çerçevesinde çalışır. Sistem tüm katılımcılara dağıtılmıştır ve herhangi bir birey ya da kurum tarafından kontrol edilemez.
- Yanıltıcı beyan olasılığı düşüktür.
- Pek çok kripto para türü anonimlik sağlar. İşlemler genellikle kim tarafından yapıldığı bilinmeden gerçekleşir; Blockchain üzerinde sadece cüzdan adresi ve işlem detayları görünür. Veriler merkezi olmayan defterlerde saklandığı için güvenli ve şeffaftır.
- Kripto paralarla yapılan transferler coğrafi sınır tanımadan çok kısa sürede gerçekleştirilebilir, bu da hızlı ve küresel işlemleri mümkün kılar.

Dezavantajları:

- Kripto para birimlerinin fiyatları geleneksel piyasalara kıyasla daha yüksek oynaklık gösterir. Değerleri; hükümet politikaları, yatırımcı duyarlılığı ve

piyasa koşulları gibi birçok faktöre bağlı olarak ani değişim gösterebilir. Bu durum yatırımcılar için belirsizlik ve risk oluşturmaktadır.

- Yüksek volatilité hem büyük kazanç hem de büyük kayıp riski taşır.
- Birçok ülkede kripto para birimleri hâlâ yeterince düzenlenmemiştir ya da regülasyonlar belirsizlik içermektedir.
- Kripto paralar dijital cüzdanlar ve çevrim içi platformlar aracılığıyla saklandığı için siber saldırılara karşı savunmasızdır.
- Temelini oluşturan teknolojiler henüz gelişim aşamasındadır; bu teknolojilerin güvenilirliği, sürdürülebilirliği ve güncellenebilirliği hâlâ soru işaretidir.
- Bazı kripto para birimleri likidite sorunu yaşayabilir; bu durum özellikle yüksek miktarda satış yapılmak istendiğinde zorluklara neden olabilir.
- Kripto para sisteminin ne olduğu ve nasıl çalıştığı, artan popülerliğine rağmen geniş kitleler tarafından hâlâ yeterince bilinmemektedir. Bu durum benimsenmesini zorlaştırmaktadır.
- Fiziksel varlıklarının olmaması nedeniyle, kripto paralar birçok kullanıcı için soyut kalmaktadır ve güven oluşmasını zorlaştırmaktadır.
- Teknolojiye aşina olmayan kullanıcılar için cüzdan kullanımı, özel anahtarlar ve güvenlik önlemleri gibi unsurlar karmaşık olabilir, bu da kullanıcı deneyimini zorlaştırmaktadır.

4.1.3.2. Kripto Para Birimi Türleri

Kripto para birimleri, sahip oldukları işlevsel ve yapısal özelliklere göre farklı türlere ayrılmaktadır (Kim vd., 2018, s. 5):

a) Mübadele (Değişim) Aracı Olarak Kullanılan Kripto Para Birimleri: Bu tür kripto paralar, temel olarak bir değişim aracı olarak hizmet vermek üzere tasarlanmıştır. BTC, bu türün en bilinen örneğidir. Saf bir mübadele aracı olarak geliştirilen BTC, diğer kripto para birimlerinden bu yönüyle ayrılmaktadır. Ethereum platformunun yerel para birimi olan ETH ise başlangıçta bir yardımcı token olarak tasarlanmış olsa da zamanla mübadele aracı işlevi kazanmıştır.

b) Protokoller Üzerinde İşlem Yapmaya Yönelik Sözleşmeye Dayalı Haklar Sunan Kripto Para Birimleri: Bu tür kripto para birimleri, belirli bir blokzincir protokolü üzerinde işlem gerçekleştirme hakkı sağlayan sözleşmelere dayanır.

Günümüzdeki kripto paraların büyük bir bölümü bu kategoriye girmektedir. ETH, geliştiricilere güvenilir ve test edilmiş bir protokol üzerinde akıllı sözleşmeler uygulama imkânı tanırken; Ethereum’a alternatif olarak geliştirilen Cardano platformunda işlem yapanların kullandığı ADA bu kripto para birimlerine örnek olarak gösterilebilir.

c) Nakit Akışı Taleplerine Yönelik Güvenlik Sağlama Amacıyla Tasarlanan Kripto Para Birimleri: Bu kategori, geleneksel menkul kıymetlere benzer şekilde yatırımcılara belirli haklar ve nakit akışı sağlayan kripto varlıkları kapsamaktadır. Blockchain Capital, bu tür kripto paralara örnek olarak gösterilebilir. Bir girişim sermayesi fonu olan Blockchain Capital, projelerin finansmanında kullanılan ICO (Initial Coin Offering) yöntemiyle token ihraç etmiştir.

d) Sembolik Nitelikteki Kripto Para Birimleri: Bu gruba giren kripto para birimleri genellikle belirli bir işlev ya da ekonomik değer taşımayan, sembolik veya mizahi amaçlarla oluşturulmuş varlıklardır. FOMO Coin bu kategoriye örnek olarak verilebilir. Bunun yanında Dogecoin de sembolik yönü ağır basan bir kripto para birimidir. Bu tür kripto paralar genellikle jest veya ifade aracı olarak işlev görmektedir.

7 Temmuz 2024 itibarıyla dünya genelinde yaklaşık 790 farklı borsada işlem gören 2,4 milyondan fazla kripto para birimi bulunmaktadır. Tüm kripto varlıkların toplam piyasa değeri yaklaşık 2,08 trilyon ABD doları iken, 24 saatlik işlem hacmi 69,8 milyar dolara ulaşmıştır (Kripto Para Fiyatları, Grafikleri ve Piyasa Değerleri | CoinMarketCap Fiyatı). En yaygın ve en çok işlem gören kripto para birimi ise BTC’dir. Bir sonraki bölümde BTC detaylı şekilde ele alınmaktadır.

4.1.3.2.1. Bitcoin

Lewis’e (2018) göre paranın üç temel işlevi bulunmaktadır: mübadele aracı, hesap birimi ve değer deposu. BTC, fiziksel karşılığı olmayan sanal bir varlık olup merkezi otoriteden bağımsız çalışan eşler arası bir ödeme sistemi olarak tasarlanmıştır (Antonopoulos, 2014; Baur vd., 2018). Tasarımı gereği sınırlı bir arz sunması ve merkeziyetsiz yapısı, onu altın gibi emtia paralarıyla benzer kılmaktadır.

BTC’nin mübadele aracı olarak işlev gördüğü genel kabul görmektedir (Davidson ve Block, 2015). Ayrıca, hesap birimi olma işlevinin gereklilikleri olan bölünebilirlik, değiştirilebilirlik ve sayılabilirlik özelliklerini de karşılamaktadır (Beer

vd., 2016). 1 BTC'nin 10^8 parçaya bölünebilmesi, eşdeğer parçaların birbirleriyle değiştirilebilir olması ve işlem kayıtlarının kriptografik olarak sayılabilir olması bu işlevi desteklemektedir. Değer deposu işlevi ise BTC'nin yüksek fiyat dalgalanmaları nedeniyle sınırlı düzeyde yerine getirilebilmektedir (Kelleher ve Mansa, 2021). BTC işlemleri, kullanıcıların dijital cüzdanlarında oluşturulan anahtarlarla gerçekleştirilmekte ve halka açık bir defter olan Blockchain'e kaydedilmektedir (Bjerg, 2015; Guégan, 2018). Bu yapı, işlemlerin şeffaflığını ve güvenliğini sağlamaktadır.

4.1.3.2.1.1. Bitcoin'in Ortaya Çıkışı ve Eşler Arası Yapısı

Günümüzde küresel ölçekte en çok tercih edilen sanal para birimi olan BTC, 31 Ekim 2008 tarihinde Satoshi Nakamoto takma adlı kişi ya da kişiler tarafından yayımlanan "Bitcoin: Eşler Arası Elektronik Nakit Sistemi"; adlı makale ile tanıtılmıştır (Sotiropoulou ve Guégan, 2017, s. 467). Kimliği hâlâ bilinmeyen Nakamoto'nun geliştirdiği bu sistemin ilk uygulaması 9 Ocak 2009'da piyasaya sürülmüş; ardından 12 Ocak 2009'da Nakamoto ile Hal Finney arasında 50 BTC'lik ilk transfer, bir başka ifadeyle genesis bloğuna ait işlem gerçekleştirilmiştir (Malik, 2016, s. 25). İlk BTC'ler yine Nakamoto tarafından kazılmıştır.

BTC'nin toplam arzı 21 milyon birimle sınırlıdır ve sekizinci ondalık basamağa kadar bölünebilir. Bu en küçük birim, Nakamoto'nun adına atıfla "Satoshi" olarak adlandırılmıştır (Guégan, 2018).

Farklı elektronik ticaret türlerinden çeşitlenen işlem şema tipleri aşağıdaki gibidir (Nemat, 2011, s. 100-104):

- İşletmeden işletmeye (B2B)
- İşletmeden tüketiciye (B2C)
- İşletmeden devlete (B2G)
- İşletmeden çalışana (B2E)
- İşletmeden yöneticiye (B2M)
- Tüketiciden işletmeye (C2B)
- Tüketiciden tüketiciye (C2C)
- Devletten işletmeye (G2B)
- Devletten vatandaşa (G2C)

- Devletten çalışanlara (G2E)
- Devletten devlete (G2G)
- Eşler arası (P2P)

BTC'in temelini oluşturan eşler arası (P2P) sistemler, merkezi olmayan ağ yapılarıdır. Bu sistemler; dosya paylaşımı, içerik dağıtımı ve anlık mesajlaşma gibi birçok uygulamada kullanılır (Nemat, 2011, s. 103). P2P yapısı sayesinde dijital para transferleri, ağdaki tüm katılımcılara yayılarak zaman damgasıyla kaydedilir. Bu yöntem, işlemlerin kronolojik sırayla doğrulanmasını sağlayarak “çift harcama” sorununu önler (Nakamoto, 2008).

BTC'nin yaratılmasındaki en önemli amaçlardan biri, merkez bankası veya diğer otoritelerin müdahalesi olmaksızın bireyler arasında doğrudan işlem yapılabilmesini sağlamaktır. Ayrıca, küresel düzeyde azalan finansal güven ortamı ve dijitalleşmenin hız kazanması da bu para biriminin ortaya çıkışındaki diğer etkenler arasında yer almaktadır (Gahlot vd., 2022).

BTC, kripto varlıklar içinde en eski ve piyasa değeri en yüksek olanıdır (Söderberg, 2018). 6 Temmuz 2024 itibarıyla, BTC'nin piyasa değeri tüm kripto para birimlerinin toplam piyasa değerinin %53,8'ine karşılık gelmektedir ve bu oranla ilk sıradaki kripto varlık olma konumunu korumaktadır (Tüm Kripto Para Birimleri-Investing.com).

4.1.3.2.1.2. Bitcoin İşleyiş Mekanizması ve Teknik Altyapısı

BTC, kriptografi aracılığıyla işlemleri doğrulayan, ödemeleri gerçekleştiren ve arzı kontrol ederek işlem sürecini yürütmektedir (Badev ve Chen, 2014). Dijital değer üretimi, sıfır ve birlerin oluşturduğu veri dizilerine değer atfedilmesi esasına dayanmaktadır (Franco, 2015, s. 10-12). Bu sürecin temelinde ise kullanıcıların sahip olduğu fonları kaydeden bir veri tabanının oluşturulması yer almaktadır. BTC ağı özelinde bu yapı, her kullanıcının bakiyesini kaydeden merkezi olmayan bir defter şeklinde organize edilmiştir (Franco, 2015, s. 13-14).

BTC kullanıcıları, sistemde “13mckXcnnEd4SEkC27PnFH8dsY2gdGhRvM” gibi harf ve sayı kombinasyonlarından oluşan adreslerle tanımlanır. Bu adresler, genel-özel anahtar çiftlerinin genel kısmını ifade ederken; özel anahtar yalnızca kullanıcı tarafından erişilebilen ve kontrol edilen kısımdır. Ağın tutarlı, güvenli ve doğru bir

şekilde işlemlerini sağlayan ağdaki düğümler aşağıdaki adımları izlemektedir (Franco, 2015, s. 13-14):

1. Dijital İmzanın Doğrulanması: İşlem, göndericinin özel anahtarıyla oluşturulan dijital imza aracılığıyla yapılır. Düğümler bu imzayı, ilgili genel anahtarla doğrular. İmza geçerliyse işlem onaylanır, değilse reddedilir.

2. Bakiye Kontrolü: Dijital imza doğrulandıktan sonra, göndericinin hesabında yeterli BTC olup olmadığı kontrol edilir.

3. Veri Tabanının Güncellenmesi: İşlem geçerliyse, düğümler kendi yerel veri tabanlarını güncelleyerek fonları göndericiden alıcıya aktarır.

4. Blok Zinciri Kaydı: Güncellenen işlem, Blockchain'e yeni bir işlem olarak eklenir ve ağdaki tüm düğümler tarafından görülebilir hale gelir.

BTC, her işlemin doğruluğunu ve bütünlüğünü sağlamak amacıyla Nakamoto'nun (2008) önerdiği dijital imza zincirine dayanır. Kullanıcıların sahip olduğu özel ve genel anahtarlar, genellikle bir dijital cüzdan dosyasında saklanır. Bu dosyanın silinmesi veya kaybolması durumunda, kullanıcı özel anahtarlarına ulaşamaz hale gelir. Bu durumda, ilgili BTC'ler teknik olarak ağda var olmayı sürdürse de pratikte erişilemez ve harcanamaz hale gelir.

BTC işleminin başlatılabilmesi için, yeni alıcının açık anahtarını mevcut sahibine iletmesi gerekir. Mevcut sahibi, bir önceki işlemin hash'ini ve yeni alıcının açık anahtarını dijital olarak imzalar. Her BTC işlemi, önceki işlemlerin bir parçası olacak şekilde algoritmaya dahil edilir ve bu şekilde zincirin bir halkasını oluşturur. Sonuç olarak, alıcı, özel anahtarını kullanarak ilgili BTC üzerinde tam kontrol sahibi olur (ECB, 2012, s. 23).

Tüm işlemler, ağdaki düğümlere iletilir ve düğümler tarafından görülebilir ve işlenebilir hale gelir. İşlemlerin geçerliliğini tespit eden ve ağ üzerinde zaman sırasına göre düzenlenmesini sağlayan unsur, zaman damgasıdır. Her işlem; zaman damgası, hash fonksiyonu ve diğer işlem verileriyle birlikte ağda yayınlanır. Hash fonksiyonu, işlem verilerini sabit uzunlukta bir diziye dönüştürerek işlem bütünlüğünü ve sahiplik zincirindeki yerini doğrular (ECB, 2012, s. 23). BTC ağındaki işlemleri doğrulayan ve yeni bloklar oluşturarak blok zincirine ekleyen katılımcılar "madenci" olarak adlandırılır. Her yeni blok başarıyla çözüldüğünde, madenciler "blok ödülü" olarak tanımlanan belirli miktarda BTC ile ödüllendirilir (ECB, 2012, s. 24).

4.1.3.2.1.3. Blockchain Teknolojisi: Kavramsal Çerçeve ve Değerlendirme

Blockchain teknolojisi, genellikle BTC ve benzeri kripto para birimleriyle ilişkilendirilmekte olup, BTC'nin işlevselliğini mümkün kılan temel altyapıdır. Bu teknoloji, işlemlerin doğrulandığı ve kaydedildiği, merkezi olmayan, şeffaf ve değiştirilemez bir dijital defter sunmaktadır. Dağıtılmış defter teknolojisine dayalı olarak geliştirilen bu sistem, işlemlerin dünya çapında bir bilgisayar ağı tarafından doğrulanmasını ve saklanmasını sağlamaktadır. Gupta vd. (2018) bu yapıyı, ağ içindeki işlemleri izlemeyi ve varlıkları takip etmeyi mümkün kılan paylaşımlı ve değiştirilemez bir kayıt sistemi olarak tanımlamaktadır.

Blockchain ağları iki temel kategoriye ayrılmaktadır: (i) yalnızca yetkilendirilmiş katılımcıların işlem yapabildiği izinli blok zincirleri ve (ii) tüm bireylerin katılımına açık, merkeziyetsizlik ilkesine dayanan izinsiz blok zincirleri. BTC ağı, izinsiz blok zincirlerine örnek teşkil etmektedir.

Her ne kadar blockchain'in gelişimi 2008 yılında Satoshi Nakamoto'nun BTC'yi tanıtmasıyla ivme kazanmış olsa da teknolojinin altyapısal temelleri çok daha eskiye dayanmaktadır. 1976 yılında yayınlanan Diffie ve Hellman tarafından yayımlanan "Kriptografide Yeni Yönler" başlıklı çalışma ve 1991 yılında Haber ve Stornetta'nın dijital belgeler üzerine zaman damgası yaklaşımı bu sürecin önemli dönüm noktalarındandır. Ayrıca Chaum'un (1982) "Blind Signatures" yaklaşımı da dijital para kavramının gelişimine katkı sunmuştur.

Blockchain teknolojisi çeşitli niteliklerine göre farklı türlerde sınıflandırılmaktadır (Sarmah, 2018, s. 26):

- Halka Açık Blockchain: Tüm kullanıcıların işlem onayına ve karar süreçlerine katılımına açık yapılardır.
- Özel Blockchain: Yalnızca belirli kişi ve kurumların erişimine izin verilen, kapalı ağlardır.
- Yarı Özel Blockchain: Hem halka açık hem de özel ağ özellikleri taşır.
- Yan Blockchain: Ana zincirin işlevselliğini artıran bağımsız zincirlerdir.
- İzinli Defter Blockchain: Katılımcıların önceden belirlenmiş olduğu, mutabakat kurallarına dayalı sistemlerdir.
- Dağıtılmış Defter Blockchain: Tüm kayıtların düğümler arasında paylaşıldığı yapılardır.

- Paylaşılan Defter Blockchain: Merkezi otoriteye ihtiyaç duymadan verilerin yönetildiği sistemlerdir.
- Tokenize Edilmiş / Tokensız Blockchain: Belirli token mekanizmalarına bağlı olarak çalışan ya da token kullanmayan sistemlerdir.
- Özel ve Tescilli Blockchain: Yetkilendirilmiş kullanıcıların erişebildiği, merkezi kontrol altında olan sistemlerdir.

Blockchain teknolojisi; veri güvenliği, şeffaflık, değiştirilemezlik ve merkezi olmayan gibi unsurlar ile geleneksel sistemlere kıyasla önemli avantajlar sunmaktadır. Kriptografik güvenlik, işlem kayıtlarının tek bir defterde toplanması, üçüncü taraflara ihtiyaç duymadan gerçekleştirilen işlemler ve sistemin 7/24 işlem yapabilmesi gibi özellikleriyle veri bütünlüğü ve operasyonel verimlilik sağlamaktadır.

Buna karşın blockchain sistemleri, işlem hızının yavaşlığı, yüksek enerji tüketimi, entegrasyon zorlukları, teknik karmaşıklık, yüksek maliyetler ve kullanıcı adaptasyonu gibi önemli sınırlılıklar içermektedir. Ayrıca, teknolojinin belirsizlikleri nedeniyle bazı sektörlerde kabul görmesi zorlaşmaktadır.

4.1.3.2.2. Ripple: Kavramsal Çerçeve ve Temel Özellikler

Kripto para birimleri, paranın tarihsel dönüşüm sürecinin son aşamasını temsil etmekte olup, fiziksel paradan dijital varlıklara geçişin bir ürünüdür. BTC'nin öncülüğünde gelişen bu yeni dijital finansal yapı içerisinde, XRP öne çıkan alternatiflerden biridir. ABD merkezli Ripple Labs tarafından geliştirilen XRP, BTC ve Ethereum gibi kripto paralardan farklı olarak, Ripple Konsensüs Protokolü (RPCA) adı verilen özel bir algoritmaya dayanmaktadır.

XRP'nin temel işlevi, özellikle sınır ötesi para transferlerinde aracı varlık olarak kullanılmasıdır. Bu yönüyle XRP, finansal işlemlerde hız, maliyet ve enerji verimliliği açısından önemli avantajlar sunmaktadır. BTC'nin yüksek işlem maliyeti, yavaşlığı ve enerji tüketimi gibi sınırlılıkları göz önünde bulundurularak tasarlanan XRP, daha düşük maliyetli ve hızlı bir alternatif olarak geliştirilmiştir.

XRP, geleneksel blok zinciri yapısından farklı olarak açık kaynaklı fakat merkezileşmiş bir mimariyle çalışmakta; sistemin işleyişi büyük ölçüde Ripple Labs tarafından kontrol edilmektedir. Ayrıca, XRP'nin üretimi sınırlıdır ve PoW ya da PoS

gibi algoritmalarla dayalı madencilik faaliyetlerine kapalıdır. Bu nedenle, XRP ağında yeni coin üretimi söz konusu değildir.

Ripple Protokol Konsensüs Algoritması (RPCA), ağdaki işlemlerin doğruluğunu sağlamak için geliştirilen özel bir mutabakat sistemidir. Her düğüm, kendisine tanımlı olan benzersiz düğüm listeleri (UNL) aracılığıyla işlem önerilerini değerlendirir ve %80'in üzerinde uzlaşa sağlanan işlemler kayıt altına alınır. Bu mekanizma hem merkeziyetsizlikten ödün vermeden hem de yüksek işlem hızını ve doğruluğu mümkün kılmaktadır.

Sonuç olarak, XRP; geleneksel finans sistemleriyle entegre olabilen, hızlı ve düşük maliyetli işlem altyapısı sunan, enerji verimliliği açısından avantajlı bir dijital varlık olarak ön plana çıkmaktadır. Özellikle bankalar ve finans kuruluşları tarafından uluslararası ödeme sistemlerinde tercih edilmesi, XRP'yi farklı bir konuma taşımaktadır.

4.1.3.2.2.1. Ripple: Tanımı, Özellikleri ve Konsensüs Mekanizması

Para, tarihsel süreçte takas sistemlerinden başlayarak değer saklama ve değişim aracı olarak çeşitli biçimlere evrilmiş; altın, kâğıt para ve nihayetinde dijital paralara dönüşmüştür. Kripto paralar bu dönüşümün son halkasını oluştururken, BTC'nin öncülüğünde Ethereum ve XRP gibi alternatif kripto varlıklar da geliştirilmiştir. XRP, ABD merkezli Ripple Labs Inc. tarafından geliştirilmiş ve "Ripple Konsensüs Protokolü" ile desteklenen bir dijital para birimidir (Alahmad vd., 2023, s. 27; Schwartz vd., 2014, s. 155).

XRP, Proof of Work (PoW) algoritması yerine Ripple Konsensüs Protokolü ile çalıştığından işlem hızında ve enerji verimliliğinde üstünlük sağlamaktadır (Alahmad vd., 2023, s. 27). XRP, farklı para birimleri arasındaki transferlerde aracı rolü üstlenerek global işlemleri hızlandırmakta ve maliyetleri düşürmektedir. Ancak fiyatı, piyasa talebine göre belirlenmektedir (Alahmad vd., 2023, s. 27).

BTC'nin sınırlı işlem kapasitesi, yüksek enerji tüketimi ve bankacılık sistemleriyle entegrasyon eksikliği gibi dezavantajlarına karşılık XRP, blok zinciri teknolojisini fiat paralarla entegre ederek bu sorunlara çözüm üretmiştir. BTC'nin aksine XRP, PoW yerine düşük maliyetli ve hızlı çalışan Ripple Protokol Konsensüs Algoritması'nı (RPCA) kullanmaktadır.

RPCA, sistemdeki işlemlerin onaylanmasında kullanılan bir mekanizmadır ve şu şekilde işler:

Her düğüm, geçerli işlemleri içeren bir aday kümesi oluşturur; ardından, diğer XRP düğümlerinin oluşturduğu Benzersiz Düğüm Listesi'nden gelen aday grupları toplanır ve işlemler çeşitli oylama aşamalarından geçirilir. %80'in üzerinde onay alan işlemler deftere işlenerek süreç tamamlanır (Schwartz vd., 2014; Bach vd., 2018).

XRP, blok zinciri altyapısını doğrudan kullanmamakta, açık kaynaklı bir yapıya sahip olmasına rağmen Ripple Labs tarafından kontrol edilmektedir (Soni, 2020; Neto ve Matarazzo, 2020). RPCA sistemi nedeniyle BTC'den farklı olarak XRP'de madencilik yapılmamaktadır; başka bir deyişle yeni blok üretimi mümkün değildir (Neto ve Matarazzo, 2020, s. 35).

4.2. Amerika Birleşik Devletleri İçin Baker-Bloom-Davis Para Politikası Belirsizlik Endeksi

Çağdaş piyasa sistemlerinde kullanılan para birimleri, merkezi otoritenin doğrudan kontrolü altında olan bir araçtır ya da hukuki ve kurumsal denetim altında özel sektör tarafından tedavüle çıkarılmaktadır (Friedman, 1990). Para birimlerinin tedavüle çıkış süreci, fiziki ve dijital biçimlerde piyasada dolaşıma girmesinin ötesinde merkezi otoritenin hukuki ve yapısal norm sınırlamaları dahilinde ekonomik aktörlerin algı ve beklentilerinin oluşması da bu sürecin bir parçasıdır. Ekonomik sistemin işleyiş dinamiğinin merkezinde konumlanan para politikası kararlarının taşıdıkları belirsizlik düzeyi, piyasa aktörlerinin yatırım davranışları ve risk algıları üzerinde etkili olabilmektedir. Para politikası çerçevesinde belirsizlik artışlarının yaşanması, finansal varlıkların oynaklığın artmasına, finansal piyasalarda fiyat istikrarının bozulmasına, genel ekonomik aktivite performansında sapmalara neden olabilmektedir.

Ekonomik karar alma süreçlerinde para politikası kararlarının ve açıklamalarının nasıl bir karşılık bulduğunu saptamak ve bu belirsizlik düzeyini ölçmek akademik araştırmalar açısından kritik bir önem arz etmektedir. Bu doğrultuda literatürde birçok ampirik çalışma yapılmıştır. Palit ve Mukherjee (2022) kripto para birimlerinin makroekonomik politika ile ilişkisini analiz etmişlerdir. İlgili analiz, makroekonomik politikaların dijital bir varlık olan kripto varlıklarının regülasyonunda ve kabul görmesinde etkili faktörlerden biri olduğunu ortaya koymuştur. Cheng (2023) çalışmasında kripto varlıklar ile para politikası arasındaki karşılıklı dinamiği

incelemiştir. Çalışmada 01.06.2021 ile 15.08.2022 dönemindeki veriler kullanılarak FED'in faiz kararlarının BTC kripto para birimi fiyat dinamiklerine olan etkisi VAR, ARMA-GARCH modelleri aracılığıyla tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, çift yönlü bir etkinin varlığına işaret etmektedir. Tomic vd. (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, kripto varlıklarının para politikasıyla olan etkileşimi kalitatif yöntemlerle ele alınmıştır. Analiz sonuçlarına göre, mevcut finansal yapıların kripto para sisteminden ciddi ölçüde etkilenmemektedir. Alam vd. (2024) tarafından 2013 ile 2022 dönemleri arasındaki veriler kullanılarak gerçekleştirdikleri çalışmada, kripto para piyasaları ve para politikası arasındaki etkileşim yapısal kırılmalı GARCH modelleri aracılığıyla incelenmiştir. Araştırma sonuçlarında, kripto varlıkların uzun vadeli oynaklığının yapısal kırılmalara tepki verdiğini, oynaklık yapısının değerlendirilmesinde para politikasının dikkate alınmasının gerekli olduğu vurgulanmıştır. Corbet vd. (2017) BTC'nin para politikası değişimlerine duyarlılığını GARCH (1,1) modeli aracılığıyla araştırarak, bu kripto para biriminin konvansiyonel itibari paralarla benzer özellikler sergilediğini tespit etmişlerdir. Vidal-Tomas ve Ibanez (2018), ABD, Japonya, Avrupa, İngiltere merkez bankalarının uyguladığı para politikalarına ilişkin kararların BTC getirileri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olmadığını tespit etmişlerdir. Helmi vd. (2023) Merkez Bankası Dijital Para Birimi Belirsizlik Endeksi'nin (CBDCU) hem finansal hem de kripto varlıklar üzerindeki etkisini incelemişlerdir. Elde edilen bulgular, kripto para birimlerindeki belirsizlik varyansının büyük ölçüde CBDCU kaynaklı şoklardan olduğunu göstermektedir. Yen vd. (2023) BTC'nin diğer kripto para birimleriyle olan korelasyon yapısını Ekonomik Politika Belirsizliği (EPU) koşullarında analiz etmişler ve ülkelerin kripto para birimlerine yaklaşımlarının bu dinamiğe etkisini incelemişlerdir. Elde edilen sonuçlar, Ekonomik Politika Belirsizliği'ndeki (EPU) artışların küresel ölçekte kripto para birimi yanlısı ülkelere korelasyon bağımlılığını artırdığını göstermektedir. Yen ve Cheng (2021) çalışmasında kripto varlıkların volatilitesi ile Ekonomik Politika Belirsizlik Endeksi (EPU) arasındaki karşılıklı etkiyi araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda, Çin'in ekonomik politika belirsizliğinde meydana gelen değişimlerin kripto para volatilitisini öngörebildiğini ancak benzer bir etkinin Amerika Birleşik Devletleri, Güney Kore ve Japonya'nın belirsizlik endekslerinde gözlemlenmediğini tespit edilmiştir. Para politikası ile finansal piyasalar arasındaki ilişkinin analiz edilmesinde kullanılan değişkenlerin başında Ekonomik Politika Belirsizlik Endeksi (EPU) ve Para Politikası Belirsizlik Endeksi (MPU) gelmektedir. Baker, Bloom ve

Davis'in (2016) geliřtirdiđi EPU (Ekonomik Politika Belirsizlik Endeksi) Endeksi, The Washington Post, The Wall Street Journal gibi on gazetede yer alan "ekonomi", "ekonomik", "belirsizlik", "belirsiz", "kongre", "bütçe açık", "bütçe açığı", "Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası", "mevzuat", "yasama", "yasa çıkarma süreci", "regölasyon", "Beyaz Saray" gibi bazı kelimelerin sıklığına dayalı olarak oluşturulmuştur (Baker vd., 2016). BBDMPU Endeksi ise, kamuoyunun FED'in para politikası kararlarına ilişkin belirsizlik algısını ölçmeyi amaçlamaktadır. Wall Street Journal, Washington Post, New York Times gibi gazetelerde "Federal Açık Piyasa Komitesi (FOMC)", "Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası (Federal Reserve)", "the Fed", "para politikası", "para politikaları", "federal fon oranı", "federal fon oranları", "faiz oranı", "faiz oranları", "belirsiz", "belirsizlik" gibi kelimelerin taranması yoluyla oluşturulmuştur (Husted vd., 2020).

Bu tez kapsamında, GARCH-MIDAS modelinin MIDAS bileşenin de yer alan düşük frekanslı değişken olarak modele dahil edilen; böylece makroekonomik belirsizliklerin oynaklık üzerindeki etkilerini analiz etmeye olanak sağlayan BBDMPU (Baker-Bloom-Davis Monetary Policy Uncertainty) Endeksi ise Amerika Birleşik Devletleri'nde para politikası belirsizliğini ölçen bir endekstir. Baker vd.'nin (2016) "Ekonomik Politika Belirsizliğinin Ölçülmesi" çalışmasındaki yaklaşımı uygularken, Husted-Roger-Sun MPU Endeksi ise, Husted vd.'nin (2020) "Para Politikası Belirsizliği" yaklaşımını temel almaktadır. Fakat diğer endekslere göre para politikasına ilişkin belirsizlikleri daha spesifik bir şekilde ölçer. Her üç endekste belirsizliği medya taraması yoluyla seçili anahtar kelimelerin sıklığını analiz ederek ölçmekle birlikte BBDMPU Endeksi diğer endekslere kıyasla daha geniş bir kelime seti kullanmaktadır.

BBDMPU Endeksi'nde anahtar kelimeler dört ana gruba ayrılmıştır:

- E (Ekonomi): "economic (ekonomik)", "economy (ekonomi)"
- P (Politika): "congress (kongre)", "legislation (mevzuat, yasama, yasa çıkarma)", "white house (beyaz saray)", "regulation (düzenleme, regölasyon)", "Federal Reserve (Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası)", "deficit (bütçe açığı)"
- U (Belirsizlik): "uncertain (belirsiz)", "uncertainty (belirsizlik)"
- M (Para Politikası): "Federal Reserve (Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası)", "the fed(FED)", "Money supply (para arzı)", "open market

operations (açık piyasa işlemleri)", "quantitative easing (niceliksel genişleme)", "monetary policy (para politikası)", "fed funds rate (federal fon oranı)", "overnight lending rate (gececiik borç verme faizi)", "Bernanke (eski FED başkanı Ben Bernanke)", "Volker (eski FED başkanı Paul Volcker)", "Greenspan (eski FED başkanı Alan Greenspan)", "central bank (merkez bankası)", "interest rates (faiz oranları)", "fed chairman/fed chair (FED başkanı)", "lender of last resort (son kredi mercii)", "discount window (iskonto penceresi)", "European Central Bank (Avrupa Merkez Bankası)", "Bank of England (İngiltere Merkez Bankası)", "Bank of Japan (Japonya Merkez Bankası)", "Bank of China (Çin Merkez Bankası)", "Bundesbank (Almanya Merkez Bankası)", "Bank of France (Fransa Merkez Bankası)", "Bank of Italy (İtalya Merkez Bankası)"

Her bir kelime kümesinden en az bir öge içeren haberler tespit edilmekte, filtrelenen haberlerin sayısı toplam haber sayısına bölünerek endeks hesaplanmaktadır.

Sonuç olarak, belirsizliğin etkilerini ölçmeye yönelik mevcut literatürde çeşitli endeksler yer almakla birlikte BBDMPU Endeksi'nin ayırt edici özelliği para politikası kapsamında belirsizlik düzeyini daha geniş perspektifte ve detaylı biçimde analiz etme kapasitesine sahip olmasıdır. BBDMPU Endeksi yalnızca para politikasıyla ilgili belirsizliğe odaklanır. BBDMPU Endeksi'nin bu yapısı modele daha net ve odaklanmış bir sinyal sağlaması nedeniyle bir araç haline gelmektedir.



5. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde, ARCH, GARCH, EGARCH, GARCH-M, GJR-GARCH, GARCH-MIDAS modeli üzerine yapılan çalışmalara yer verilmiştir. Çalışmalar araştırma hedefleri ve değişken serilerinin karakteristikleri doğrultusunda farklılıklar göstermektedir. Çeşitli alanlarda oynaklık tahminine yönelik olarak literatürde ARCH, GARCH, EGARCH, GARCH-M, GJR-GARCH, GARCH-MIDAS modellerinin geniş bir kullanım alanı bulunduğu görülmektedir.

Ulusal literatüre bakıldığında;

Tokatlıoğlu (2023), küresel ölçekte ekonomik belirsizlikleri ölçen GEPU Endeksinin Türkiye'deki hisse senedi fiyatları ve döviz kuru volatilitelerini öngörmedeki etkisini araştırmak için Ocak 1997-Aralık 2022 dönemini kapsayan aylık GEPU, günlük olarak BİST100, BİST30, BİST Tüm-100, BİST Hizmet, BİST Sınai, BİST Teknoloji, Dolar döviz kuru ve Euro döviz kuru değişkenlerini kullanarak GARCH-MIDAS modelini uygulamıştır ve 9 farklı model kurarak kısa dönem volatilitenin kalıcı olduğu, GEPU Endeksinin, ABD Doları ve Euro kuru ile diğer endekslerdeki hisse senedi fiyatlarının uzun vadeli volatilitite seviyeleri üzerinde belirgin bir şekilde pozitif etkisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Taştan ve Güngör (2019), GARCH-MIDAS modelinin yanında ARDL modeli ile gerçekleştirdikleri çalışmada, Borsa İstanbul 100 göstergesinin uzun dönemli oynaklığının 3 aylık faiz oranı, enflasyon oranı, USD/TL döviz kuru, 5 yıllık CDS risk primi, reel kesim güven endeksi ve S&P 500 Endeksinin oynaklığı arasındaki ilişki ARDL modeli kullanılarak, Ocak 2001-Ocak 2019 günlük BİST100 Endeksinin uzun vadeli volatilitelerini GARCH-MIDAS modeli kullanarak tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlarda BİST100 Endeksinin uzun dönem oynaklığı üzerinde en önemli unsurun döviz kuru olduğunu doğrulayan bulgular elde edilmiştir. S&P 500 Endeksi volatilitesi ve CDS primi ile BİST100 Endeksinin uzun vadeli volatilitesi arasında pozitif bir etkileşim olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Güngör ve Taştan (2019), çalışmalarında G7 ekonomilerinin hisse değerlerinde görülen değişkenliğin yayılımını açıklayan faktörleri GARCH-MIDAS modeli ve DCC modeli ile incelemiştir. Çalışmalarının başlangıç safhasında G7 ekonomilerine ait günlük hisse senedi piyasa endekslerinin 1 Ocak 2002 ile 19 Eylül 2018 dönemi arasındaki veri seti kullanılarak GARCH-MIDAS modelinin tahminleri

yapılmakta ikinci safhada ise GARCH-MIDAS modelinden alınan artıklar kullanılarak DCC-MIDAS modellerinin tahmini gerçekleştirilmektedir. Son olarak DCC-MIDAS modelinden elde edilen çeyreklik ilişki katsayıları ile çeyreklik CDS risk primi, enflasyon oranı, term spread, ekonomi politika belirsizlik endeksi, karşılıklı ticaret, sanayi üretim endeksi gibi makroekonomik değişkenler arasındaki ilişki Sistem GMM modeli ile araştırılmıştır. Çalışma da hisse senedi piyasaları arasındaki ilişkiyi en iyi açıklayan faktörlerin sanayi üretim endeksi değişim oranı, enflasyon oranı ve term spread farkları olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Akar (2007), 5 Ocak 1990 ile 10 Ağustos 2007 arasındaki dönemi kapsayan İMKB 100 Endeksi haftalık kapanış verileri kullanılarak getiri oynaklığı ARCH, GARCH ve SWARCH yöntemiyle parametre tahmini sonucunda GARCH ve ARCH modellerine kıyasla SWARCH modellerinin daha üstün sonuçlar verdiğini tespit etmiştir.

Atakan (2008), 3 Temmuz 1987 ile 18 Temmuz 2008 arasındaki dönemi kapsayan günlük İMKB Bileşik-100 Endeksi verilerini kullanarak yaptığı çalışmada ocak ayı etkisi ve haftanın günü etkisinin varlığı GARCH (1,1) modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmanın sonucu; İMKB'nin Ocak ayı getirilerinin diğer aylarla karşılaştırıldığında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık göstermediğini ve İMKB endeksinin Cuma günleri getirilerinin ortalamayı aştığını, Pazartesi günleri getirilerinin ise ortalamanın altında seyrettiğini ortaya koymaktadır.

Ertuğrul (2019), BTC ve XRP gibi kripto paraların oynaklık yapısını araştırmıştır. Çalışmasında 19 Temmuz 2010 ile 11 Aralık 2018 arasındaki dönemi kapsayan günlük BTC getiri oranı ve 8 Şubat 2018 ile 11 Aralık 2018 arasındaki dönemi kapsayan günlük XRP getiri oranı kullanılarak geleneksel ARCH ve GARCH modellerinin yanında EGARCH ve TGARCH modelleriyle de oynaklık yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmasında performans değerlendirmesi için ise RMSE, MAE, MAPE kayıp fonksiyonları kullanılmıştır. Araştırma bulguları TGARCH modelinin diğer modeller arasında en başarılı performansı gösteren model olduğunu göstermektedir.

Yıldız (2016), çalışmasında 5 Ocak 2000 ile 9 Aralık 2015 tarihleri arasındaki günlük BİST Hizmet Endeksi (XUHIZ), günlük BİST Mali Endeksi (XUMAL), günlük BİST Sınai Endeksi'nin (XUSIN) oynaklıklarını tahmin etmek için ARCH ve

GARCH modellerini kullanmıştır. Çalışmanın bulguları, mali ve sınai endekslerinin volatilité tahmininde TGARCH (1,1) modelinin, hizmet endeksinin volatilité tahmininde CGARCH (1,1) modelinin en etkili modeller olduđunu göstermektedir. EGARCH modeli kullanılarak yapılan deđerlendirmelerde BİST Hizmet Endeksi, BİST Mali Endeksi, BİST Sınai Endeksi getiri serisinde kaldıraç etkisinin anlamlı bir şekilde var olduđu sonucuna ulařılmıştır.

Aydın (2002), İMKB-30 Endeksi'ne ilişkin yaptıđı analizlerde hisse senedi getirilerinin normal dađılımdan sapma gösterdiđini ve özellikle volatilitenin arttıđı dönemlerde kümelenme eđilimlerinin belirginleřtiđini ortaya koymuřtur. Ayrıca yaptıđı arařtırmada İMKB-30 Endeksi'nde negatif asimetri ve kalın kuyruk sorunlarını gözlemlemiş, volatilité ölçülmesinde GARCH (1,1) modelinin en uygun model olduđu sonucuna ulařılmıştır.

Kahraman vd. (2019), 24 Ađustos 2016 ile 5 Temmuz 2018 dönemleri arasındaki kripto para birimlerinden BTC, Ethereum, XRP gñnlük kapanış fiyatlarını kullanarak yaptıkları çalışmalarında ARCH, GARCH, T-GARCH, M-GARCH, E-GARCH, AP-GARCH, C-GARCH modelleri aracılıđıyla oynaklık tahmininde bulunmuşlardır. Arařtırma bulguları, BTC ve Ethereum kripto para birimlerinde řokların oynaklık üzerindeki etkisinin kalıcı olduđu ve pozitif řokların negatif řoklara kıyasla daha büyük bir etkiye sahip olduđunu göstermektedir. XRP kripto para birimi için ise, řokların oynaklık üzerindeki etkisi geçici nitelikte olmakla birlikte volatilité geçişkenliđi kısa vadeli bir özellik sergilemektedir.

Dođanay (2003), faiz oranlarıyla getirisi ilişkilendirilen menkul kıymetlerin fiyat dalgalanmaları üzerinde analiz yaptıđı çalışmasında İMKB DİBS Fiyat Endeks serilerinin varyans deđerleri ile seri çiftlerinin kovaryans deđerleri arasındaki ilişkiyi GARCH ve Üssel Ađırlıklı Hareketli Ortalama (EWMA) yöntemleriyle modelleyerek analiz etmiştir. Elde edilen bulgular, GARCH modellerinin varyans ve kovaryans tahmininde diđer yöntemlere kıyasla daha üstün performans sergilediđini göstermektedir.

Kuzu (2018), çalışmasında, 2011 ile 2017 arasındaki dönemi kapsayan BİST 100 Endeksinin gñnlük kapanış fiyatları kullanılarak getiri volatiliteleri ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH yöntemleriyle modellenmektedir. Çalışmanın sonuçları, BİST

100 getiri volatilitesinin modellenmesinde TGARCH modelinin ARCH, GARCH, EGARCH modellerine kıyasla daha üstün performans sergilediğini göstermektedir.

Akçiray (1989), Ocak 1963 ile Aralık 1986 arasındaki 24 yıllık dönemi kapsayan Menkul Kıymetler Fiyatlar Araştırma Merkezi (CRSP) bantlarından elde edilen günlük getiri serisi kullanılarak yapılan çalışmada getiri serisinin volatilitesinin modellenmesinde ARCH, GARCH ve EGARCH yöntemleri kullanılmış ve analiz sonuçlarına göre EGARCH modelinin ARCH ve GARCH modeline kıyasla daha üstün performans sergilediği tespit edilmiştir.

Duran ve Şahin (2006) çalışmalarında Temmuz 2000 ile Nisan 2004 arasındaki dönemi kapsayan İMKB Sınai, mali, hizmetler, teknoloji endekslerinin günlük verileri arasında volatilité etkileşiminin tespiti için sınırlandırılmış VAR yöntemini uygulamıştır. Çalışmada, EGARCH modeli kullanılarak endekslerin volatiliteleri analiz edilmiş ve EGARCH modelinden elde edilen koşullu varyanslar oynaklık ölçütü olarak kullanılmıştır. Çalışma bulguları, endeksler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir volatilité etkileşimi bulunduğunu göstermektedir.

Karahanoğlu ve Ercan (2015) çalışmalarında 4 Ocak 2010 ile 26 Mayıs 2015 arasındaki dönemi kapsayan BNK10 Endeks getirisinin volatilitesi ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH yöntemlerini kullanarak modellemişlerdir. Çalışma sonucuna göre verilerin ARCH etkisi taşıması nedeniyle GARCH modelleri uygulanmış ve TGARCH modelinin diğer modellere kıyasla daha üstün performans sergilediği tespit edilmiştir.

Çağıl ve Okur'un (2010) ,5 Şubat 2004 ile 25 Şubat 2010 dönemleri arasındaki İMKB Ulusal-100, İMKB Ulusal-30 ve İMKB Ulusal-Tüm Endekslerine ait günlük getiriler üzerinde 2008 krizinin etkisinin araştırıldığı çalışmalarının sonucuna göre 2007 ile 2010 yılları arasında koşulsuz varyans değerlerinde belirgin bir artış olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca analizler 2007 ile 2010 yılları arasında oynaklık şoklarının direncinde belirgin bir yükseliş olduğunu ortaya koymaktadır.

Özdemir ve Emeç (2020) tarafından yapılan çalışmada, CDS prim volatilitesini GARCH modelleri aracılığı ile tahmin etmek ve farklı modellerin öngörü performansını karşılaştırmak amaçlanmıştır. Çalışmada, 01.01.2010 ile 30.10.2019 dönemleri arasındaki iş günü olarak ele alınan CDS prim verisi kullanılmıştır. Analiz

sonuçları, asimetrik etkileri içeren ve kalın kuyruklu modellerin daha başarılı tahminler sağladığını ortaya koymaktadır.

Çam vd. (2017) tarafından 02.01.2008 ile 23.10.2017 dönemleri arasındaki günlük ham petrol fiyatları, USD/JPY döviz kuru, EUR/USD döviz kuru, DJIA, FTSE değişkenleri kullanılarak yapılan çalışmada, petrol fiyatlarındaki volatilité GARCH modeli ve yapay sinir ağıları algoritması ile tahmin edilmiştir. Çalışma sonuçları, petrol fiyatlarına en fazla etki eden faktörlerin DJIA ve FTSE endekslerinin volatilité değerleri olduğunu göstermektedir.

Atasoy ve Tuna (2021) tarafından, GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAAPARCH-CHUNG, HYGARCH modelleri kullanılarak yapılan çalışmada 30.04.2013 ile 26.02.2021 günlük USD cinsinden günlük kapanış BTC fiyat değerlerinin oynaklığını en iyi temsil eden modelin belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışma bulgularına göre, BTC'nin en iyi tahminleri HYGARCH modeli ile yapılmaktadır. Bununla birlikte çalışma bulgularına göre, örneklem dışı volatilitéyi en doğru şekilde tahmin eden ve en yüksek performansa sahip model GARCH iken, 1 günlük tahmin için FIAPARCH-BBM, 5-10 günlük tahmin için ise FIGARCH-CHUNG modeli en etkili performansı göstermektedir.

Kılıç ve Ayrıçay (2020) tarafından yapılan çalışmada, Borsa İstanbul (BİST) alt sektöründe yer alan endekslerden seçilen örnek ile ARCH ve GARCH modelleri kullanılarak pay senedi getiri oynaklığı araştırılmıştır. Volatilité tahminlerinin incelenmesi sonucunda XGIDA sektörü endeksi için en etkili modelin GARCH (1,1) olduğu gözlemlenirken XKMYA VE XMESY sektör endekslerine ilişkin en uygun modelin EGARCH (1,1) tespit edilmiştir. XKAGT ve XTEKS sektör endeksleri volatilité tahminlerinde en uygun model olarak GJR-GARCH (1,1) belirlenirken XTAST sektörü endeksi için en uygun modelin GARCH-M (1,1) olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Kılıç (2022) tarafından yapılan çalışmada, 27.07.2017 ile 13.02.2022 dönemleri arasındaki haftalık veriler kullanılarak, BTC ile altın vadeli, BİST30 vadeli, döviz vadeli işlemler piyasası arasındaki volatilité etkileşimini tespit etmek amacıyla DCC-GARCH modeli uygulanmıştır. Çalışmanın sonucunda BİST30 vadeli işlem piyasası ile BTC arasındaki etkileşimin karşılıklı olduğu tespit edilirken BTC'ye yönelik tek

yönlü olarak altın ve döviz vadeli işlemler piyasasında bir etkileşim saptanmıştır. Ayrıca BTC ile döviz vadeli işlemler piyasası arasındaki volatilité ilişkisi pozitif ancak BTC ile BİST30 vadeli işlemler piyasası ve altın vadeli işlemler piyasası arasındaki volatilité etkileşimi negatif yönde gözlemlenmiştir.

Camgöz (2021) tarafından yapılan çalışmada Almanya, ABD, Fransa, İngiltere, Kanada, Japonya ve İtalya'dan oluşan G7 ve Türkiye, Güney Afrika, Rusya, Hindistan, Brezilya, Çin ülkelerinden oluşan BRICS-T ülkelerinin 30.06.2016 ile 31.05.2021 tarihleri arasındaki günlük hisse senedi piyasaları ile BTC arasındaki koşullu korelasyon ilişkisini BEKK-MGARCH modeli ile belirlemeyi amaçlamıştır. Çalışma sonucunda hisse senedi piyasaları ile BTC arasında istatistiksel olarak düşük seviyede bir korelasyon olduğu tespit edilmiştir.

Koy vd. (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 10.03.2016 ile 11.06.2019 tarih aralığında elde edilen günlük ABD borsa endeks getirileri ile BTC fiyat hareketleri analiz edilerek, GARCH, EGARCH, TARCH modelleri aracılığı ile borsa endeks getirilerinin BTC volatilitesine etkisi araştırılmıştır. GARCH türü volatilité modellerinden elde edilen sonuçlar, borsa endekslerinin BTC oynaklığını açıklamada anlamlı bir değişken olduğunu göstermektedir. Çalışma bulguları, endekslerle geliştirilmiş EGARCH modelinin alternatif modellerle kıyaslandığında en güçlü tahmin performansına sahip model olduğunu göstermektedir.

Özdemir (2025) çalışmasında BTC, Ethereum ve Tether USDT kripto para biriminin 14.04.2017 ile 30.06.2024 tarihleri arasındaki günlük fiyatları için volatilité düzeylerini EGARCH modeli çerçevesinde ele alarak göreceli olarak incelenmektedir. Çalışma sonuçları, BTC ve Ethereum piyasalarında volatilitenin kötü haberlere karşı asimetrik bir duyarlılık gösterdiğini, ancak Tether USDT volatilitésinin pozitif haberlere daha duyarlı olduğunu göstermektedir.

Kayral (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 01.10.2015 ile 01.10.2018 dönemleri arasındaki günlük kapanış verilerinden elde edilen getiriler kullanılarak, BTC, Ethereum, XRP getiri volatilitesi GARCH, TGARCH, CGARCH, ACGARCH, EGARCH, APARCH modelleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Çalışma bulgularına göre, BTC ve Ethereum'un volatilité dinamiklerini en yüksek açıklayıcı güce sahip spesifikasyonun EGARCH (1,1) olduğu buna karşın XRP'nin volatilité

dinamiklerini en yüksek açıklayıcı güce sahip spesifikasyonun ise APARCH (1,1) olduğu tespit edilmiştir.

Gazel (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 18.01.2018 ile 11.07.2021 dönemleri arasındaki günlük veriler kullanılarak, Binance, BTC, Ethereum, Cardano, Tether, XRP'nin oynaklığının Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi ile ilişkisi ARCH-GARCH modelleri çerçevesinde incelenmiştir. Analiz sonuçları, Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi'nin kripto varlıkların volatilité seviyelerini yönlendiren önemli bir unsur olduğunu göstermektedir.

Kirhasanoğlu ve Karavardar (2023) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 01.01.2019 ile 31.12.2021 dönemleri arasındaki BTC, Cardano, Ethereum, Tether, Binance Coin kripto varlıklarının getirilerinin volatilité etkileşimi GARCH, TGARCH, EGARCH modelleriyle incelenmiştir. Çalışma bulguları, getiri serilerinin analizinde ARCH sınıfı modellerin uygunluğunu gösterirken oynaklık tahmininde en iyi sonuçları veren modellerin değişkenlik gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Altınöz (2023) tarafından yapılan çalışmada, 01.01.2017 ile 01.01.2020 dönemleri arasındaki BTC, Ethereum, XRP kripto varlıklarının günlük kapanış değerlerinin volatilité dinamiklerini incelemek amacıyla ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH modelleri kullanılırken balon varlığının belirlenmesi için eküs (Sup) ADF (GSADF) birim kök testi tercih edilmiştir. Çalışma sonuçları BTC için volatilité dinamiğini en iyi açıklayan modelin EGARCH olduğu buna karşın, Ethereum ve XRP'nin volatilité dinamiklerini en iyi açıklayan modelin ise TGARCH olduğunu göstermektedir.

Şenol (2020) tarafından yapılan çalışmada, 04.01.2010 ile 15.03.2019 dönemleri arasındaki Borsa İstanbul (BİST), döviz kuru ve petrol (WTI) değişkenlerine ait günlük veriler arasındaki volatilité yayılımları DCC-GARCH modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışma bulguları, petrolden döviz kuru ve BİST'e doğru tek yönlü bir ilişkiyi, döviz kuru ve BİST arasında ise karşılıklı volatilité yayılım ilişkisini ortaya koymaktadır.

Eteman ve Işığçok (2022) tarafından yapılan çalışmada, BTC, Cardano, Ethereum, Binance Coin 4 farklı kripto varlıklarının farklı frekans düzeylerinde oluşan 36 getiri serisi FIGARCH modeli çerçevesinde analiz edilerek, volatilité modelleri ve uzun hafıza etkileri karşılaştırılmalı olarak ele alınmıştır. FIGARCH modeli ile

gerçekleştirilen analizler sonucunda, Ethereum'un 30 dakikalık getiri serisi haricindeki tüm serilerin uzun hafıza özelliği taşıdığı tespit edilirken FIGARCH modelinin sağladığı koşullar altında yapılan analizlerde ise, 36 veri kümesinin 35'nin istatistiksel olarak anlamlı ve başarılı bir şekilde tahmin edildiği tespit edilmiştir.

Uluslararası literatüre bakıldığında;

Fakhfekh ve Jeribi (2020) çalışmasında, 07.08.2017 ile 12.12.2018 dönemleri arasındaki BTC, Augur, Bitshares, DASH, EOS, Ethereum, IOTA, Komodo, NEO, Stellar, LISK, Waves, QTUM, Stratis, XRP, Monero kripto varlıklarının günlük kapanış fiyatları kullanılarak volatilité dinamikleri incelenmiş ve GARCH modelleri çerçevesinde getirilerin oynaklığını temsil eden en uygun volatilité modelinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Kripto piyasalarının volatilité dinamiklerini inceleyen bu çalışmadan elde edilen bulgular, kripto varlıkların volatilitésinin pozitif şoklara daha güçlü tepki verdiğini gösterirken, FIGARCH, FIEGARCH, EGARCH, PGARCH, TGARCH modelleri arasındaki karşılaştırmalı analizde, TGARCH modelinin diğer modellere kıyasla üstün tahmin performans sergilediği tespit edilmiştir.

Dyhrberg (2016) tarafından yapılan çalışmada, 19.07.2010 ile 22.05.2015 dönemleri arasındaki dolar-euro, dolar-sterlin ve BTC günlük fiyat verileri kullanılarak finansal varlıkların volatilité dinamiklerini analiz etmek için kullanılan GARCH modelleri kullanılarak BTC'nin piyasa belirsizliği veya finansal dalgalanmalar karşısında bir riskten korunma aracı olarak işlev görüp göremediğini incelemiştir. Analiz sonuçları, BTC'nin hisse senedi piyasalarındaki belirsizlik dönemlerinde alternatif bir yatırım aracı olarak değerlendirilebileceğini ve doların kısa vadeli değer kayıpları karşısında bir hedge aracı olarak işlev görebileceğini göstermektedir.

Almansour vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada, 2010 ile 2020 tarihleri arasındaki blokzincir teknolojisiyle desteklenen dijital yatırım araçları arasında en yüksek varlık değerlerine sahip BCH, USDT, EOS, Link, BTC, XRP, Ethereum, Ethereum classic, Litecoin kripto varlıklarının ABD doları kapanış fiyatları kullanılarak ARCH ve GARCH modelleme yöntemleriyle volatilité dinamikleri incelenmiştir. ARCH ve GARCH modeli ile gerçekleştirilen analizler sonucunda, ARCH ve GARCH modellerinin kripto varlık piyasalarındaki volatilité tahmininde etkili olduğu ve piyasa volatilitésinin tarihsel oynaklıktan etkilendiği tespit edilmiştir.

Yen ve Cheng (2021) tarafından yapılan çalışmada, EPU endeksinin kripto varlık piyasasının oynaklığı üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. Çalışma sonucunda, Çin'in ekonomi belirsizlik endeksindeki değişikliklerin kripto varlıkların volatilitelerini etkilediği ancak ABD, Japonya ve Kore'nin ekonomi belirsizlik endekslerinde bu tür bir etkinin bulunmadığı tespit edilmiştir.

Glaser vd. (2014) tarafından yapılan çalışmada, 01.01.2011 ile 08.10.2018 tarihleri arasındaki günlük BTC getirilerinin GARCH modelleriyle analiz edilerek volatilité dinamikleri incelenmiştir. Çalışmada, kullanıcıların yerel para birimlerini BTC gibi dijital paralara dönüştürme kararlarının arkasındaki motivasyonlar analiz edilmiştir. Araştırma bulguları, kripto para birimlerine ilgi duyan yetersiz bilgiye sahip kullanıcıların, bir işlem sistemine katılım yerine, alternatif yatırım araçlarına katılma amacı güttüklerini göstermektedir.

Bouri vd. (2017a) tarafından yapılan çalışmada, 18.08.2011 ile 29.04.2016 dönemleri arasındaki ABD Doları bazında günlük BTC fiyat getiri düzeyleri ve volatilité parametresi arasındaki ilişki asimetrik-GARCH çerçevesinde analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular, BTC kripto para piyasasında getiri ve volatilité arasındaki asimetrik ilişkinin varlığına dair istatistiksel olarak anlamlı bir kanıt bulunmadığını göstermektedir.

Corbet vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada, 22.11.2017 ile 21.02.2018 tarihleri arasındaki günlük Kodak kripto para getirisi ve borsa endeks getirileri arasındaki ilişki analiz edilmiştir. DCC-GARCH modeli kullanılarak yapılan analizler, Kodak, BTC ve DJIA'nın fiyat ve volatilité seviyelerinin yüksek derecede ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca Kodak'ın kripto para girişimi duyurusunun ardından, getirilerdeki volatilitenin istatistiksel olarak anlamlı ve kalıcı bir artış gösterdiği bulgusuna ulaşılmıştır.

Dixon vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada, Şubat 2015 ile Aralık 2018'e kadar olan dönemde BTC USD fiyatı ve ilgili zincirleme oluşum ve miktar matrisleri kullanılarak çeşitli frekanslarda finansal volatilité GARCH modeli ile öngörülmüştür. Çalışmanın bulgularına göre, Blockchain üzerindeki işlem hareketlerinde gözlenen ani artışlar, BTC'nin gün içi volatilitelerini önemli ölçüde etkilemekte olup, bu işlem verilerinin GARCH modeline eklenmesi finansal risk öngörüsünün doğruluğunu artırmaktadır.

Hansson (2022) tarafından yapılan çalışmada, 17.08.2017 ile 18.01.2022 dönemleri arasındaki günlük Google trendleri, hash oranı, S&P 500, adres sayısı, işlem hacmi verileri kullanılarak Ethereum'un fiyat volatilitesi etkileyen faktörler GARCH modeli kullanılarak tahmin edilmiştir. Elde edilen ampirik sonuçlar, Google trendleri, hash oranı, S&P 500, adres sayısı ve işlem hacmi değişkenlerinin BTC'nin fiyat volatilitesi anlamlı ölçüde etkilediğini ortaya koymaktadır.

Fung vd. (2022) tarafından yapılan çalışmada, 01.03.2019 ile 01.03.2024 dönemleri arasındaki günlük frekansta 254 kripto varlığın fiyat ve hacim verileri ARMA-GARCH modelleri ve GARCH modelleri aracılığıyla incelenmiştir. Kripto para piyasalarındaki risk ölçümüne ve volatilité modellemesine yönelik bu çalışma bulgularına göre, getirilerin uzun bellek, volatilité kümelemesi, ağır kuyruklar ve negatif kaldıraç etkisi gibi belirgin istatistiksel özellikler göstermektedir. T-GARCH-Saplama ve student t dağılımlı GARCH modelleri kripto para birimlerinin yaklaşık %80'inin volatilité dinamiklerini doğru bir şekilde açıkladığı tespit edilmiştir.

Müller vd. (2022), tarafından yapılan çalışmada, 08.09.2017 ile 05.11.2021 dönemleri arasındaki Binance Coin, BTC, Stellar, BTC Cash, Ethereum, XRP, Litecoin, Dogecoin, Monero kripto para birimlerinin günlük frekansta kapanış fiyatları Risk Altındaki Aralık Değeri (RVaR) GARCH modeli ile incelenmiştir. Elde edilen bulgular, RVaR tahmininde verilerin ortalamaya göre simetrik dağıldığı varsayımının ve asimetrik normal dağılım varsayımının en iyi performansı sağladığını göstermektedir. Ayrıca, kripto para piyasalarında ise, RVaR üzerindeki asıl etkili faktörün, stokastik terimin dağılımından ziyade oynaklık dinamiklerinden kaynaklandığı sonucuna ulaşılmıştır.

Zhou vd. (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, GARCH-MIDAS modeli ve klasik GARCH türü modeller kullanılarak, Ocak 2003 ile Eylül 2018 dönemine ait aylık frekansta Çin-ABD EPU endeksi ile 01.01.2003 ile 28.09.2013 dönemleri arasında gözlemlenen günlük Çin döviz kuru oynaklığı arasındaki ilişki analiz edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, Çin ile ABD arasındaki ekonomik politika belirsizliğinin derecesini ölçen bir gösterge olan EPU endeksinin Çin döviz kurunun zaman içindeki dalgalanması üzerinde pozitif bir etkisinin olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca finansal verilerin hem kısa vadeli hem de uzun vadeli dinamiklerini analiz etmeye olanak sağlayan GARCH-MIDAS modelinin volatilitéyi tahmin etmede MAE,

MSE, HMSE, HMAE, QLIKE kriterlerine göre klasik GARCH modelinden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Liu vd. (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Çin borsasında volatilité tahminlerinde işlem hacmi ve veri sıklığının etkisi, GARCH-MIDAS ve klasik GARCH modelleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiş ve özellikle SSE bileşik endeksi üzerindeki oynaklık tahminine odaklanılmıştır. Tahmin değerlendirme yöntemi için MAE, MSE, HMSE, HMAE, QLIKE içeren toplam on bir kayıp fonksiyonu kullanılan araştırmanın sonucunda gün içi volatilité tahmininde klasik GARCH modellerinin GARCH-MIDAS modelinden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Wang ve Wu (2012) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 03.07.1992 ile 08.04.2011 dönemleri arasındaki haftalık frekansta ham petrol (West Texas Intermediate-Cushing Oklahoma), konvansiyonel benzin (New York limanı), ısıtma yağı (New York limanı), jet yakıtı (U.S.GulfCoast) spot fiyat verilerini kullanarak enerji piyasası volatilitésini hem tek değişkenli GARCH modelleri hem de çok değişkenli GARCH modelleri aracılığı ile tahmin etmişlerdir. Tahmin değerlendirme yöntemi için MAE, MSE, HMAE, HMSE kayıp fonksiyonlarının kullanıldığı araştırmanın sonucunda bireysel varlıkların volatilité tahmininde çok değişkenli GARCH modellerinin tek değişkenli GARCH modellerinden daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Wang ve Ma vd. (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Ocak 1991 ile Aralık 2019 dönemleri arasındaki S&P 500 endeksi günlük hisse senedi fiyat hareketleri on beş genişletilmiş GARCH-MIDAS modeli ile analiz edilmiş, modellerin tahmin performansını değerlendirmek için ise MCS testi kullanılmıştır. Çalışmada, genişletilmiş GARCH-MIDAS modelinin alternatif modellere kıyasla öngörü performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca, aşırı volatilité ve asimetric bileşenleri barındıran modellerin öngörü performansının yüksek olduğunu buna karşın standart modellerin örneklem dışı öngörü kapasitesinin en zayıf performansı gösterdiği tespit edilmiştir.

Xu vd. (2019) çalışmasında, 01.01.2004 ile 30.07.2018 dönemleri arasındaki günlük DJIA hisse senedi fiyatları, üç aylık GSYİH, aylık ÜFE, aylık İP, Google trend verileri kullanılarak iki farklı frekanstaki değişkenleri aynı modelde birleştirmek

amacıyla MF-GARCH-MIDAS modeli geliştirilerek DJIA endeksinin volatilitesi araştırılmışlardır. Ampirik bulgular, DJIA volatilitesinin tahmini açısından en yüksek tahmin performansının GSYİH, ÜFE ve GT değişkenlerini içeren model tarafından sağlandığını göstermektedir.

Liang vd. (2022) 1.01.2013 ile 31.08.2019 dönemleri arasındaki günlük BTC fiyat oynaklığını öngörmek amacıyla GARCH-MIDAS modeli kullanılarak aylık VIX, GVZ, Google Trends, GEPÜ, GPR göstergelerinin öngörü performansını karşılaştırmışlardır. Çalışma bulgularına göre, GVZ'nin BTC oynaklığını açıklamada rakip tahmincilerle göre daha üstün bir tahmin performansına sahiptir.

Muşetescu vd. (2022), 20.05.1987 ile 24.01.2022 tarihleri arasındaki günlük Brent Ham Petrol Fiyat'larının volatilitesi tahmin etmek amacıyla GARCH (1,1), EGARCH (1,1), GARCH-M (1,1) modeli kullanılarak gerçekleştirilen çalışmada, RMSE, MAE ve MAPE kayıp fonksiyonlarının sonucunda EGARCH (1,1) modelinin rakip modellere kıyasla daha üstün bir performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Mokni (2021) tarafından, Eylül 2010 ile Ekim 2019 tarihleri arasındaki EPU endeksinin BTC fiyatları üzerindeki belirleyiciliğini analiz etmek amacıyla simetrik ve asimetrik testler kullanılarak gerçekleştirilen çalışmada, EPU'nun ekonomik belirsizliğin yüksek olduğu dönemde BTC getirileriyle anlamlı bir ilişkide olduğu, EPU endeksinde gözlemlenen artışların BTC fiyatlarında yükselişe neden olurken, EPU endeksinde gözlemlenen azalışların ise BTC fiyatlarını düşüş yönünde etkilediği tespit edilmiştir.

Fang vd. (2018) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 03.01.2001 ile 31.01.2017 dönemleri arasındaki aylık frekanstaki ulusal EPU endekslerinin GSYİH ağırlıklı ortalaması olan küresel ekonomik politika belirsizlik endeksinin günlük frekanstaki COMEX altın piyasası getiri oynaklığını tahmin etmeye etkisi GARCH-MIDAS modeli ile araştırılmaktadır. Çalışmanın sonucunda, GEPÜ'deki değişimlerin, altın vadeli işlem piyasasındaki aylık volatilitiyi anlamlı ve doğru bir şekilde tahmin ettiği tespit edilmiştir. Ayrıca, GARCH-MIDAS modeli GEPÜ ve gerçekleşen oynaklığı dikkate aldığına diğer modellere kıyasla daha üstün bir performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Katsiampa (2017) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 18.07.2010 ile 01.10.2016 dönemleri arasındaki günlük frekanstaki BTC kapanış fiyatlarının

oynaklığı otoregresif model ile birinci dereceden GARCH tipi model kullanılarak araştırılmaktadır. Çalışmanın bulgularına göre, BTC volatilitesi en iyi tahmin eden model AR-CGARCH modelidir.

Ardia vd. (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 18.08.2011 ile 03.03.2018 dönemleri arasındaki günlük frekanstaki BTC orta fiyatları kullanılarak getirilerdeki olası rejim değişikliklerini incelemek için MSGARCH modeli tercih edilmiştir. Araştırma bulgularına göre, MSGARCH modelinin GARCH modellerine kıyasla hem oynaklık tahmininde hem de risk ölçümlerinde daha doğru ve güvenilir sonuçlar sunduğu tespit edilmiştir.

Chu vd. (2017) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 22.06.2014 ile 17.05.2017 dönemleri arasındaki BTC, Litecoin, XRP, Dogecoin, Dash, Monero ve MaidSafeCoin fiyatlarının ağırlıklı ortalamasının GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, NAGARCH, SGARCH, EGARCH, GJRGARCH, APARCH, IGARCH, CSGARCH, ALLGARCH olmak üzere toplam on iki modellemesi gerçekleştirilmiştir. Çalışma bulguları, kripto varlıkların günlük fiyat hareketlerinin yüksek volatiliteleri içerdiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca geniş piyasa hacmine sahip ve yatırımcılar tarafından yoğun olarak işlem gören kripto varlıkların volatiliteleri modellenmesi açısından IGARCH ve GJRGARCH modellerinin diğer modellere kıyasla daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Stavroyiannis (2018) çalışmasında, GJR-GARCH modeli kullanarak, koşullu oynaklığın olumlu ve olumsuz şoklara duyarlılığı analiz edilmiştir. Yazar, birim kök yapısının süreklilik gösterdiği sonucuna ulaşmıştır.

Petrica ve Stancu (2017) çalışmasında, 04.01.1999 ile 13.06.2019 dönemleri arasındaki EUR/ RON paritesinin getiri serisinin volatiliteleri yapısındaki farklılıkları tespit etmek amacıyla asimetric ve simetric GARCH modelleri kullanmışlardır. Analiz bulguları, EUR/ RON paritesinin getiri serisini öngören en uygun modelin EGARCH (2,1) modeli olduğunu göstermektedir.

Ou ve Wang (2010) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 1998 ile 2008 dönemleri arasındaki Singapur Straits Times Endeksi, Kuala Lumpur KLCI ve Filipinler PSEI hisse senedi getirileri kaldıraç etkisi volatilitesi öngörmek amacıyla GARCH (1,1), GJR (1,1), EGARCH (1,1) ve LSSVM yöntemleri kullanılmıştır. Model karşılaştırma testleri sonucunda, finansal volatiliteleri öngörmede klasik

GARCH modellerine kıyasla GARCH-LSSVM, GJR-LSSVM, EGARCH-LSVMM modellerinin daha üstün bir performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Bekun ve Yıldırım (2023) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 24.11.2013 ile 22.03.2023 tarihleri arasındaki haftalık frekanstaki BTC açılış fiyat getirilerindeki oynaklığı öngörmek için ARCH, GARCH ve EGARCH modellerini kullanmışlar ve en düşük Akaike kriter değerine sahip optimal modelin GARCH (1,1) olduğunu vurgulamışlardır.

West ve Cho (1995) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 14.03.1973 ile 20.09.1989 tarihleri arasındaki ABD, Japonya, Almanya, Fransa, Birleşik Krallık, Kanada arasındaki döviz paritesi volatilitesi GARCH, tek değişkenli homoskedastik, otoregresif ve parametrik olmayan model performansları aracılığıyla karşılaştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda, dolar paritesi volatilitelerini rakip modellere kıyasla daha iyi tahmin eden modelin GARCH modeli olduğu tespit edilmiştir.

Birau vd. (2015), 2012 ile 2014 dönemleri arasındaki BANKEX Endeksi volatilité dinamiklerini öngörmek için optimal modelin tespit edilmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. Çalışma sonucunda rakip modellere kıyasla GARCH (1,1) modelinin optimal model olduğu tespit edilmiştir.

Naimy ve Hayek (2018) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 01.04.2013 ile 31.03.2016 dönemleri arasındaki günlük frekanstaki BTC fiyat serisinin volatilité tahmininde GARCH (1,1), EWMA, EGARCH (1,1) kullanılarak modeller arasında performans değerlendirilmesi yapılmıştır. Elde edilen bulgulara göre, EGARCH (1,1) modeli diğer modellere kıyasla daha üstün performans göstermektedir.

6. EKONOMETRİK UYGULAMA VE BULGULAR

Bu bölümde, değişkenlere ilişkin açıklamalar ile tanımlayıcı istatistikleri, birim kök testleri açıklanmaktadır. Ayrıca geleneksel GARCH tipi modeller ile çeşitli GARCH-MIDAS modellerinin tahmin sonuçları ile örneklem dışı tahmin sonuçları ve bunlara ilişkin kayıp fonksiyonlar ile DM test istatistikleri yer almaktadır. Analizlerde, Eviews 12, Stata 17, Matlab (R2022a) programları kullanılmıştır.¹

6.1. Değişkenler ve Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde değişkenler ve değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistik sonuçları yer almaktadır.

6.1.1. Değişkenler

Bu tezde en yüksek işlem hacmine sahip 05.08.2013 ile 31.03.2025 dönemleri arasındaki günlük frekanstaki BTC kripto para birimi kapanış fiyat verileri ile XRP kripto para birimi kapanış fiyat verileri kullanılırken, düşük frekanslı değişken olarak ise Ağustos 2013 ile Mart 2025 dönemleri arasındaki aylık BBDMPU kullanılmıştır. 2013 yılı itibarıyla BTC ve XRP kripto para piyasalarında işlem hacmi ve piyasa likiditesi anlamlı şekilde artmıştır. Bu nedenle temsil gücü yüksek bir dönem olarak 2013 yılı ve sonrası tercih edilmiştir. Tablo 6.1’de veri setinde yer alan değişkenler, değişkenlere ilişkin açıklamalar ve verilerin temin edildiği kaynaklar kapsamlı bir biçimde verilmiştir.

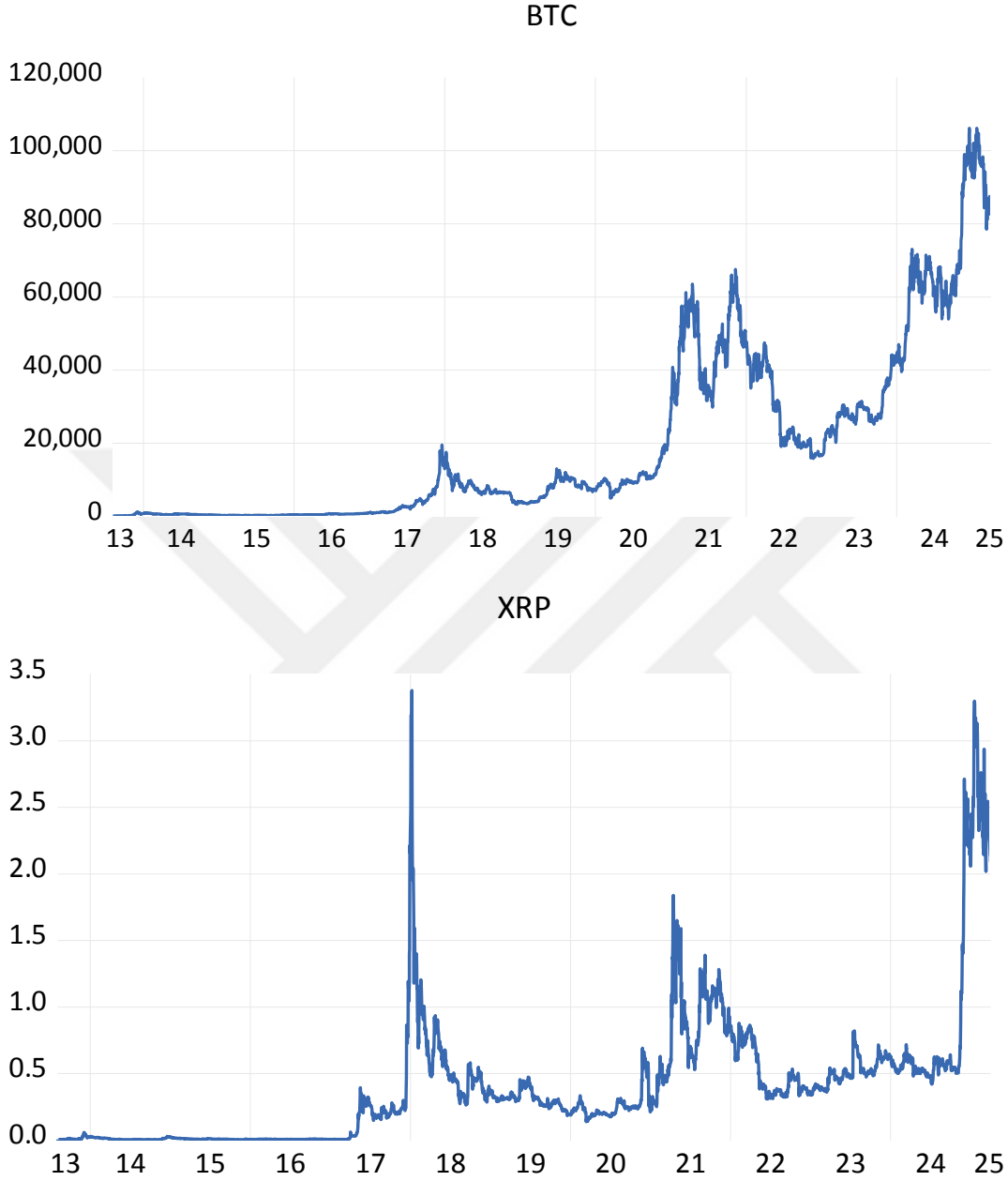
Tablo 6.1. Değişkenler ve Değişkenlere İlişkin Açıklamalar

Değişken	Değişken Açıklaması	Frekans	Başlangıç Tarihi	Bitiş Tarihi	Veri Kaynağı
BTC	Bitcoin	Günlük	05.08.2013	31.03.2025	CoinMarketCap
XRP	Ripple	Günlük	05.08.2013	31.03.2025	CoinMarketCap
BBDMPU	ABD için Baker-Bloom-Davis MPU Endeksi	Aylık	08.2013	03.2025	Economic Policy Uncertainty

Çalışma, küresel ölçekte BTC ve XRP kripto para piyasasıyla diğer platformlar arasında öne çıkan CoinMarketCap platformunun veri tabanından çekilen 4257

¹ Yazarla iletişime geçilmesi halinde ilgili veri setleri ve kodlar paylaşılabilir.

gözlemi kapsamaktadır. İlgili veri kümesi Şekil 6.1 ve Şekil 6.2'deki gibi görsel formatta sunulabilir.



Şekil 6.1. BTC ve XRP Günlük Kapanış Fiyatı

Şekil 6.1 BTC ve XRP'nin günlük kapanış fiyatlarının zaman içerisindeki seyrini göstermektedir. BTC'nin kayıtlara geçen ilk fiyatı, 05.10.2009'da 1 ABD doları karşılığında 1.30903 BTC olarak gerçekleşmiştir. 29.10.2013'te Vancouver'daki Robocoin ATM'sinin kurulmasının ardından BTC fiyatlarında bir yükselme yaşanmış; Nisan 2013'te fiyatı 266 dolara kadar yükselmiştir. Ancak 2013 yılı sonunda başlayan fiyat çöküşü, 2014 yılı Şubat ayında kripto para piyasasında

köklü borsalarından biri olan Mt. Gox'un iflasını açıklamasıyla derinleşmiş; BTC fiyatı 1093.4 dolardan 318.2 dolara kadar gerilemiştir. BTC, 2014 yılını yaklaşık 318 dolar, 2015 yılını 430 dolar ve 2016 yılını ise yaklaşık 963.4 dolar seviyelerinde kapatmıştır.

2017 yılının Aralık ayında Chicago Board Options Exchange (CBOE) ve Chicago Mercantile Exchange (CME) borsalarının BTC'ye dayalı vadeli işlem sözleşmelerini işleme açması, kripto paralara yönelik yatırımcı ilgisini artırmıştır. Bu gelişmeyle birlikte BTC fiyatı yükselmiş ve yıl sonunu yaklaşık 13850.4 dolar seviyesine ulaşmıştır. Ancak 2018 yılı boyunca piyasa daralmış ve azalan fiyat trendi ile karakterize edilen bir "ayı piyasası" yaşanmıştır. BTC, 2018 yılını 3709.4 dolar, 2019 yılını ise 7196.4 dolar seviyelerinde tamamlamıştır.

2020 yılının ilk çeyreğinde COVID-19 pandemisinin etkisiyle fiyatlar yaklaşık 9412.5 dolar seviyelerine kadar düşse de FED'in uyguladığı genişleyici likidite politikaları ve aşılama sürecine dair beklentiler sonucu BTC yılı 28949.4 dolar seviyesinde kapatmıştır. 2021'in son çeyreğinde yükseliş trendi devam etmiş ve fiyatlar yaklaşık 68990.6 dolara kadar ulaşmıştır. Ancak aynı yıl Çin Merkez Bankası'nın kripto para temelli finansal işlemleri yasa dışı ilan etmesi ve bu alanda faaliyet gösteren küresel platformlara yaptırım uygulanacağını açıklaması, 2022 yılında FED'in faiz artırımı süreciyle birleşerek fiyatların yaklaşık 16537.4 dolar seviyelerine kadar gerilemesine neden olmuştur.

2024 yılında, ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu olan SEC'in BTC'nin EFT (Exchange-Traded Fund) çerçevesinde işlem görmesine onay vermesi, fiyatların yaklaşık 73740.9 dolar seviyesine yükselmesini sağlamıştır. 2025 yılı itibarıyla ise, ABD Başkanı Donald Trump'ın kripto varlık piyasasına yönelik olumlu tutumu, BTC'nin piyasa değerinin 102424.2 dolar seviyelerine ulaşmasına katkı sağlamıştır.

Sonuç olarak 2013 yılında, yaklaşık 21 dolar olan BTC fiyatı, 2025'in ilk çeyreğinde 106.146,3 dolar seviyesine yükselmiş ve doğrusal olmayan, artan eğimli bir fiyat hareketi sergilemiştir. Bu yükseliş, geleneksel finansal kuruluşlara olan güven kaybı ve bireylerin finansal bağımsızlık arayışlarıyla desteklenmiştir (Tapscott ve Tapscott, 2016). Kripto varlık piyasasının öncüsü olan BTC, politik ve

makroekonomik gelişmelerin yanı sıra küresel ölçekli olaylardan da etkilenecek yüksek düzeyde volatilité içeren bir fiyat dinamiği sergilemektedir.

CoinMarketCap verilerine göre, BTC'nin ardından en yüksek işlem hacmine sahip üçüncü kripto para birimi olan XRP, 2013 yılını yaklaşık olarak 0.03916 dolar seviyesinde kapatmıştır. 2014 yıl sonunda fiyatı 0.02444 dolara gerilemiştir. Aynı yıl, Ripple Labs, özellikle kara para aklama gibi finansal suçlara karşı önlem alabilmek amacıyla, XRP dışındaki USD, EUR, JPY gibi itibari para birimlerine ait dijital bakiyelerin dondurulmasına veya el konulmasına imkân tanıyan “balance freeze” adlı bir güvenlik mekanizması geliştirmiştir.

2015 yılında Ripple ile Financial Crimes Enforcement Network (FinCEN) arasında, Banka Gizliliği Yasası (BSA) kapsamındaki müşteri kimlik doğrulama (KYC), şüpheli işlem bildirimi (SAR) ve lisans alma yükümlülüklerine uyulmaması nedeniyle yasal bir anlaşmazlık yaşamıştır. Bu süreçte XRP'nin fiyatı 0.008029 dolara kadar gerilemiştir ve yılı yaklaşık 0.00604 dolar seviyesinde kapatmıştır. 2016 yıl sonunda XRP'nin fiyatı 0.00649 dolar olarak gerçekleşmiştir.

2017 yılında, Ripple ile R3 firması arasında, R3'ün 0.0085 USD/XRP döviz kuru üzerinden 5 milyar adet XRP satın alma hakkına sahip olduğu sözleşme nedeniyle önemli bir hukuki ihtilaf doğmuştur. Bu anlaşmazlık, XRP piyasasında likidite riski yaratabileceği ve yatırımcıların büyük ölçekli token transferleri yapmak zorunda kalabileceği yönündeki endişeleri tetiklemiştir. 2017 yılı Eylül ayında fiyat yaklaşık 0.2562 dolar seviyesindeyken, söz konusu gelişmenin kamuoyuna yansısıyla XRP fiyatı yaklaşık olarak 0.15 dolar seviyelerine kadar gerilemiştir. Ancak bu düşüş kalıcı olmamış, XRP yılı 2.3006 dolar gibi yüksek bir seviyede kapatmıştır.

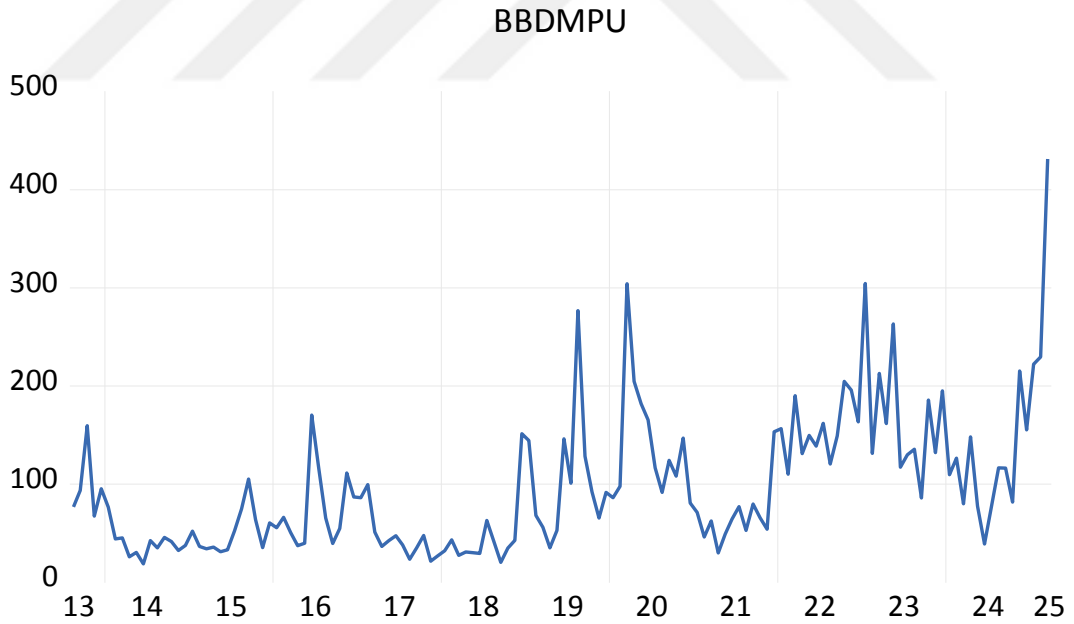
2018 yılında piyasa koşullarındaki genel düşüş eğilimiyle birlikte XRP fiyatı yaklaşık 0.3527 dolar seviyesine gerilemiştir. 2019 yılı itibarıyla Japonya Bankalar Konsorsiyumu ve Güney Kore'deki bazı önemli finansal kuruluşların Ripple teknolojisini sınır ötesi ödemelerde test etmeye başlaması ve Güney Kore Woori Bankası'nın dağınık defter sistemlerini ticarileştirmeye yönelik adımları, XRP fiyatında yukarı yönlü hareketlenmeye neden olmuştur. Ancak bu etkilere rağmen XRP, 2019 yılını yaklaşık 0.1929 dolar seviyesinde tamamlamıştır.

22 Aralık 2020 tarihinde ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu (SEC), Ripple Labs aleyhine açtığı davada, XRP'nin menkul kıymet niteliği taşıdığı ve

2013'ten itibaren SEC onayı alınmadan 1.3 milyar dolarlık satış gerçekleştirildiği iddiasında bulunmuştur. Bu gelişmenin ardından XRP, 2020 yılının son çeyreğinde sert bir değer kaybı yaşayarak yılı yaklaşık 0.2198 dolar seviyesinde kapatmıştır.

2021 yılında Ripple'ın, Güneydoğu Asya pazarındaki büyüme potansiyeline yönelik olarak Malezya merkezli Trangolo firmasının %40'nı satın alacağını açıklaması, XRP fiyatlarında toparlanma sürecini başlatmış ve yıl sonunda fiyat yaklaşık 0.8312 dolar seviyesine ulaşmıştır. 2022 yılı yaklaşık 0.3399 dolar, 2023 yılı ise yaklaşık 0.6149 seviyesinde kapatılmıştır. 2024 yılında ise SEC davasının Ripple lehine sonuçlanmasının ardından XRP'de önemli bir yükseliş gözlenmiş ve yıl yaklaşık 2.0801 dolar seviyesinde tamamlamıştır.

XRP'nin fiyatlarında gözlemlenen volatilité, büyük ölçüde uluslararası ekonomik koşullar, düzenleyici otoritelerin müdahaleleri ve iç-dış çevresel faktörlerin etkisiyle şekillenmiştir. 2013 yılında yaklaşık 0.03 dolar olan XRP'nin fiyatı, 2025 yılı itibarıyla yaklaşık 2.08 dolar seviyesine ulaşmıştır. Bu durum BTC'ye benzer şekilde doğrusal olmayan artan eğimli bir trendin varlığını ortaya koymaktadır.



Şekil 6.2. ABD için Baker-Bloom-Davis Endeksi

Şekil 6.2 BBDMPU endeksinin zaman içinde izlediği yolu göstermektedir. Endeks 2013 ile 2018 dönemleri arasında oldukça durağan bir yapı sergilemektedir.

Bu dönem belirsizliklerin görece düşük olduğu bir döneme işaret etmektedir. Endeks'te 2019 ile 2020 dönemlerinde sert yükselişler gözlenmektedir. Bu dönemde endeksin 300 seviyelerine kadar çıktığı tespit edilmiştir. 2021 ile 2023 dönemleri arasında ise önceki yıllara göre daha dalgalı bir seyir izlediği gözlenmektedir. 2024 ile 2025 arasında ise sert yükselişler yaşayarak belirsizlik 450 seviyesine kadar artmıştır.

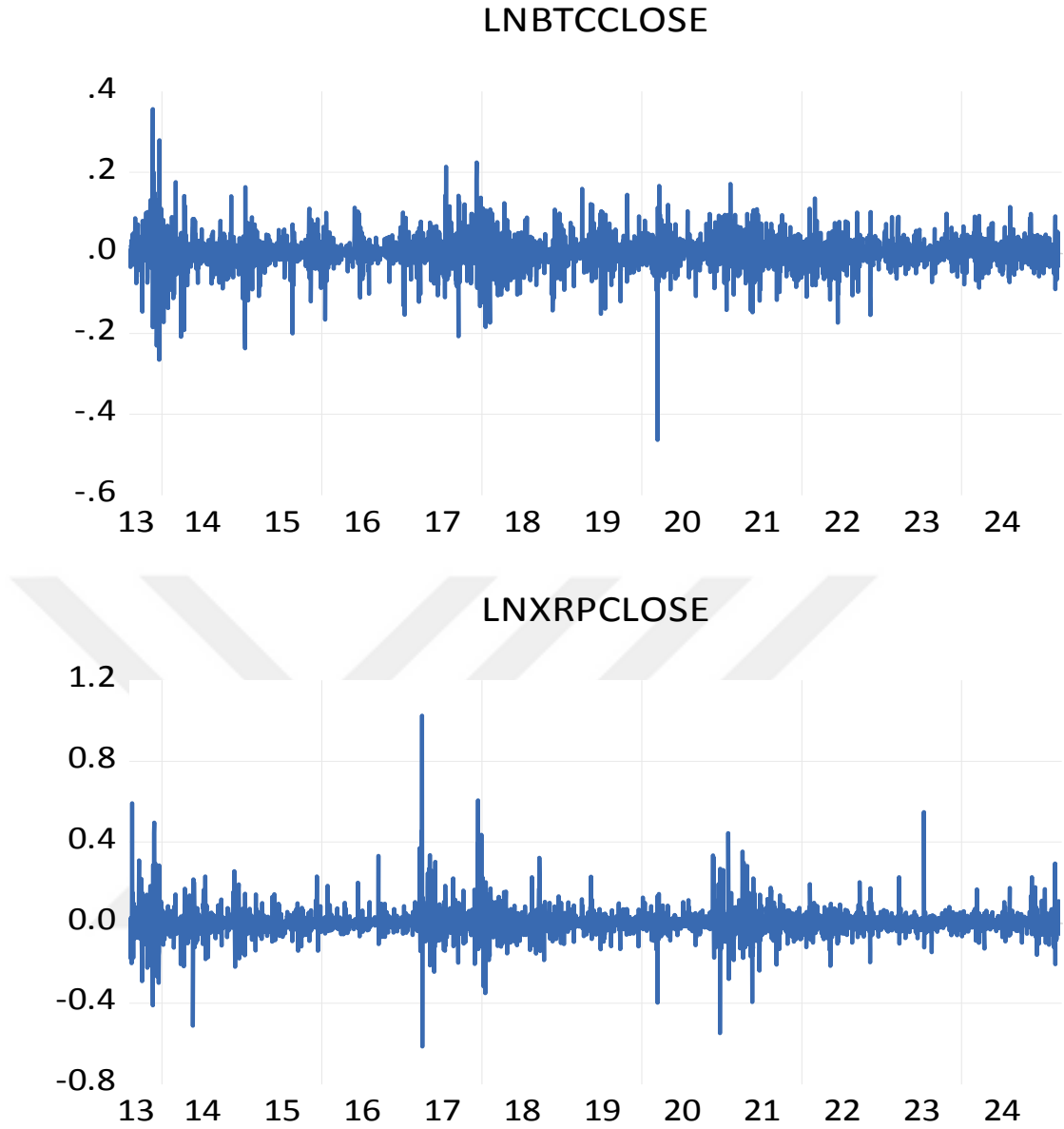
Eşitlik 6.1'de Y_t BTC'nin ve XRP'nin t günündeki kapanış fiyatı olmak üzere. BTC ve XRP'nin günlük getirisi, ardışık iki işlem gününün kapanış fiyatlarının logaritmik olarak birinci dereceden farkı olarak hesaplanmaktadır.

XRP ve BTC getirilerinin formülü aşağıdaki gibidir:

$$r = \log\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right) \quad (6.1)$$

Eşitlik 6.2'de ise BBDMPU Endeksi'ne ilişkin uygulanan dönüşüm fonksiyonu yer almaktadır:

$$x_t = \log(BBDMPU_t)/100 \quad (6.2)$$

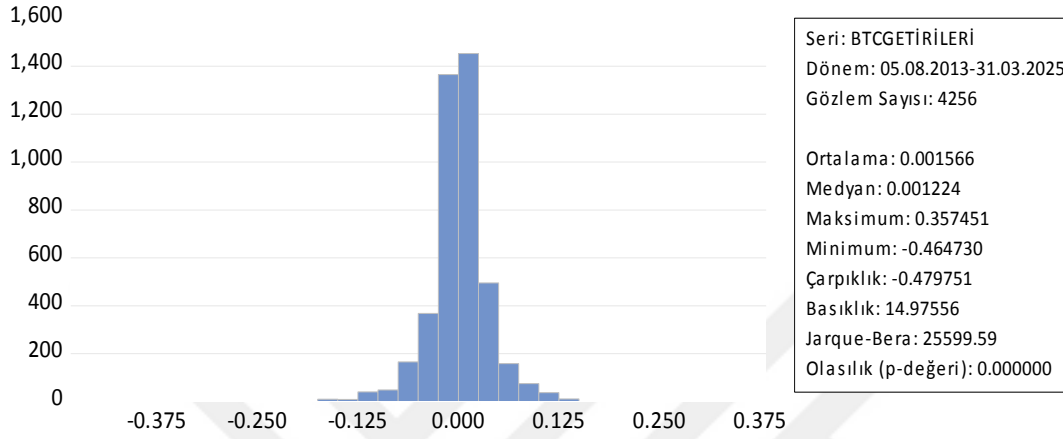


Şekil 6.3. BTC ve XRP Getiri Oynaklığı

Şekil 6.3 BTC ve XRP'nin günlük logaritmik getiri oranlarının bir oynaklık diyagramıdır. 2013 yılında BTC piyasası yüksek düzeyde volatil bir seyir sergiledikten sonra izleyen yıllarda stabil piyasa koşulları ve yatırımcı tabanının genişlemesiyle birlikte volatilité azalmıştır. Ancak 2017 ve 2018 yıllarında gerçekleşen spekülâtif hareketler ve düzeltme hareketleriyle birlikte volatilité yeniden artış göstermiştir. 2018 sonrası BTC'de gözlemlenen volatilité düşüşünün ardından, 2019 yılındaki piyasa koşullarındaki belirsizlik nedeniyle dalgalı bir seyir izlemiş 2020'de ise düşüş eğilimi gözlemlenmiştir. 2020 ile 2021 yılı arası dalgalı bir seyir izledikten sonra izleyen yıllarda dalgalanmalar azalmıştır.

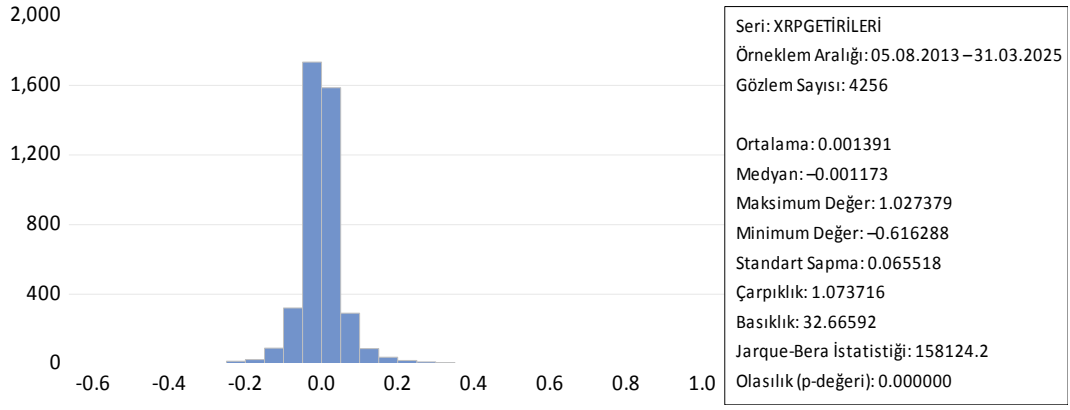
6.1.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Modellerde kullanılan doğal logaritmik değerlerinin birinci farkı alınarak hesaplanan BTC ve XRP'nin tanımlayıcı istatistikleri Şekil 6.4 ve Şekil 6.5 arasında, BBDMPU Endeksi'ne uygulanan dönüşüm fonksiyonu sonucunda elde edilen BBDMPU Endeksi'ne ait tanımlayıcı istatistikler ise Şekil 6.6'da yer almaktadır.



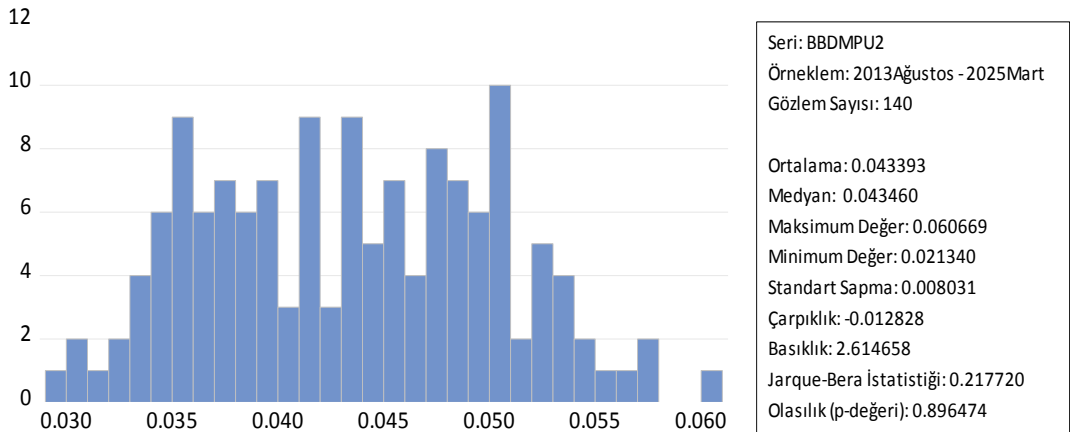
Şekil 6.4. BTC Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı

Şekil 6.4 incelendiğinde örneklem dönemi boyunca BTC kapanış fiyatlarına ait günlük getirinin ortalama değerinin %0.1566 olduğu, standart sapmanın %3.8769 seviyesinde olduğu görülmektedir. Bu istatistiksel bulgular BTC'nin günlük bazda pozitif bir getiri sağladığını ancak günlük getirilerde volatilitenin yüksek olduğunu, sola çarpık olduğunu ve riskli durumlarda negatif çarpıklık beklenmedik büyük kayıpların sağ kuyruktan ziyade sol kuyrukta yoğunlaştığını ortaya koymaktadır. Jarque-Bera test istatistiğinin p değeri 0.0000 olarak hesaplanması, normal dağılımı ifade eden H_0 hipotezinin reddine neden olmakta ve serinin normal dağılmadığını göstermektedir.



Şekil 6.5. XRP Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı

Şekil 6.5 incelendiğinde örneklem dönemi boyunca XRP kapanış fiyatlarına ait günlük getirinin ortalama değerinin %0.1391 ($0.001391 \times 100 = 0.1391\%$) olduğu, standart sapmanın %6.5518 ($0.065518 \times 100 = 6.5518\%$) seviyesinde gerçekleştiği görülmektedir. Bu istatistiksel bulgular getirilerin pozitif bir seyir izlediği ancak getirilerin yüksek volatiliteye sahip olduğunu ve dağılımın sağa doğru uzun bir kuyruğa sahip olduğunu ve pozitif uç değerlerin görülme olasılığının arttığını ortaya koymaktadır. Jarque-Bera test istatistiğinin p değeri 0.0000 olarak hesaplanması, normal dağılımı ifade eden H_0 hipotezinin reddine neden olmakta ve serinin normal dağılmadığını göstermektedir.



Şekil 6.6. BBDMPU Tanımlayıcı İstatistikleri ve Histogramı

Şekil 6.6 incelendiğinde örneklem dönemi boyunca BBDMPU Endeksi'ne uygulanan dönüşüm fonksiyonu sonucunda elde edilen BBDMPU Endeksi'nin ortalama değerinin 0.0433 olduğu, standart sapmanın 0.0080 seviyesinde gerçekleştiği belirlenmiştir. Jarque-Bera test istatistiğinin p-değeri 0.8964 olarak hesaplanması,

normal dağılımı ifade eden H_0 hipotezini reddetmek için yeterli kanıt olmadığını ve serinin normal dağıldığını göstermektedir.

6.2. Birim Kök Testi

BTC ve XRP'nin durağanlıklarını test etmek amacıyla ve birim köke sahip olup olmadıklarını test etmek için Genişletilmiş Dickey-Fuller (1979) ve Phillips-Perron (1988) birim kök testleri uygulanmıştır. BTC, XRP ve BBDMPU değişkenlerinin düzey değerlerinde sabit terim içeren, sabit terim ve trend parametresi içeren modellerin t istatistik değerleri, olasılık ve kritik değerleri ile BTC ve XRP'nin doğal logaritmik değerlerinin birinci farkları alınarak hesaplanan getiri değerlerinin ve BBDMPU Endeksi'nin dönüşüm fonksiyonu sonucunda hesaplanan değerlerinin sabit terim içeren, sabit terim ve trend parametresi içeren modellerin t istatistik değerleri, olasılık ve kritik değerleri Tablo 6.2'de verilmiştir.

Tablo 6.2. Birim Kök Testi Sonuçları

(Düzy: Sabit Terim)					
Değişkenler	Genişletilmiş Dickey-Fuller Test				
	t İstatistiği	p Değeri	% 1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
BTC	0.031492	0.9603	-3.4317	-2.8620	-2.5670
XRP	-2.680376*	0.0775	-3.4317	-2.8620	-2.5670
BBDMPU	-2.021645	0.2774	-3.4781	-2.8824	-2.5779
Phillips-Perron Test					
BTC	-0.0042	0.9571	-3.4317	-2.8620	-2.5670
XRP	-2.6162*	0.0897	-3.4317	-2.8620	-2.5670
BBDMPU	-4.2277***	0.0009	-3.4778	-2.8824	-2.5779
(Düzy: Sabit Terim+Trend Parametrelı)					
Genişletilmiş Dickey-Fuller Test					
BTC	-1.7092	0.7473	-3.9601	-3.4108	-3.1272
XRP	-3.9596**	0.0100	-3.9602	-3.4108	-3.1272
BBDMPU	-3.5288**	0.0402	-4.0259	-3.4427	-3.1460
Phillips-Perron Test					
BTC	-1.7656	0.7214	-3.9601	-3.4108	-3.1272
XRP	-3.8840**	0.0128	-3.9601	-3.4108	-3.1272
BBDMPU	-6.1161***	0.0000	-4.0254	-3.4427	-3.1458
(Girdi Değişkenleri: Sabit Terimli)					
Genişletilmiş Dickey-Fuller Test					
BTC	-66.5889***	0.0001	-3.4317	-2.8620	-2.5670
XRP	-63.9440***	0.0001	-3.4317	-2.8620	-2.5670
BBDMPU	-3.9750***	0.0021	-3.4778	-2.8822	-2.5779
Phillips-Perron Test					
BTC	-66.7180***	0.0001	-3.4317	-2.8620	-2.5670
XRP	-64.9308***	0.0001	-3.4317	-2.8620	-2.5670
BBDMPU	-3.6778***	0.0054	-3.4778	-2.8822	-2.5779
(Girdi Değişkenleri: Sabit Terim+Trend Parametrelı)					
Genişletilmiş Dickey-Fuller Test					
BTC	-66.5925***	0.0000	-3.9601	-3.4108	-3.1272
XRP	-63.9371***	0.0000	-3.9601	-3.4108	-3.1272
BBDMPU	-5.5540***	0.0000	-4.0254	-3.4424	-3.1458
Phillips-Perron Test					
BTC	-66.7177***	0.0000	-3.9601	-3.4108	-3.1272
XRP	-64.9240***	0.0000	-3.9601	-3.4108	-3.1272
BBDMPU	-5.3995***	0.0001	-4.0254	-3.4424	-3.1458
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir					

Tablo 6.2'ye göre, Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) test istatistikleri getiri değerlerinde hem sabit terimli hem de sabit terim ve trend içeren modellerde %1'lik kritik değerin oldukça altında gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar BTC ve XRP'nin doğal logaritmik değerlerinin birinci farkları alınarak getiri değerlerinde, her iki teste göre durağan olduğunu ve serilerin birim kök içermediğini istatistiksel olarak

ortaya koymaktadır. BBDMPU'nun ise düzey değerinde Phillips-Perron testine göre sabit terimli modelde, sabit terim ve trend parametrelili modelde durağan olduğunu ortaya koymaktadır. BBDMPU Endeksi'ne uygulanan dönüşüm fonksiyonu sonucunda ADF ve PP test istatistikleri hem sabit terimli hemde sabit terim ve trend içeren modellerde %1 kritik değerin oldukça altında gerçekleşmiştir. Bu sonuç uygulanan dönüşüm fonksiyonu sonucunda elde edilen BBDMPU Endeksi'nde her iki teste göre de durağan olduğunu ve serinin birim kök içermediğini istatistiksel olarak ortaya koymaktadır.

6.3. GARCH Modeli Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GARCH (1,1) modeli tahmin sonuçları Tablo 6.3'te, XRP getirilerine ait GARCH (1,1) modeli tahmin sonuçları Tablo 6.5'te verilmiştir.

Tablo 6.3. BTC GARCH (1,1) Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	0.0015*** (0.0023)
	Lnbtcclose(-1)	-0.0101 (0.5205)
Varyans Denklemi	C	5.62E-05*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.1205*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.8508*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.8948
	HQ	-3.8922
	R ²	0.0003
	Adj. R ²	0.000082
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

Finansal zaman serilerindeki sabit varyans varsayımının ihlali sonucu oynaklığın durağan olmaması şokların sönümlenme özelliği, GARCH modellerinin volatilité modellenmesinde işlevsel bir çerçeve sunmaktadır.

Çalışmada BTC getirilerinin volatilitésini modellemek amacıyla GARCH (1,1) modeli uygulanmıştır.

Tablo 6.4. BTC GARCH (1,1) ARCH-LM Testi Sonuçları

Heteroskedastisite Testi: ARCH				
F-İstatistiği	0.2021	F İstatistiği p-değeri (1.4252)	0.6530	
Gözlem Sayısı×R ²	0.2022	Ki-kare p-değeri(1)	0.6529	
Test Denklemi				
Bağımlı Değişken: WGT_RESID ² (Artık kareleri)				
Metod: Least Squares				
Tarih: 06/22/25				
Örneklem Aralığı: 8/08/2013 3/31/2025				
Düzeltilmiş Örneklem Sayısı: 4254				
Değişken	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
C	0.9934	0.0583	17.0396	0.0000
WGT_RESID ² (-1)	0.0068	0.0153	0.4496	0.6530
R ²	0.00004	Bağımlı Değişkenin Ortalaması		1.0003
Düzeltilmiş R ²	-0.0001	Bağımlı Değişkenin Standart Sapması		3.6681
Regresyonun Standart Hatası	3.6685	Akaike Bilgi Kriteri		5.4379
Artıkların Kareler Toplamı	57224.03	Schwarz Kriteri		5.4409
F-İstatistiği	0.2021	Hannan-Quinn Kriteri		5.4389
F-İstatistiği p-Değeri	0.6529			

GARCH (1,1) modelinin artık varyanslarında otokorelasyona dayalı koşullu değişen varyans (heteroskedastisite) olup olmadığını test etmek amacıyla uygulanan ARCH LM testi sonuçlarına göre, seride değişen varyans etkisi bulunmamaktadır. Testin F-istatistiği 0.2022 ve bu değere karşılık gelen olasılık (p-değeri) 0.6530'dur. Aynı şekilde, Gözlem Sayısı × R² değeri 0.2023 olup, bu değere karşılık gelen χ^2 testinin p-değeri de 0.6529'dur. Bu değerler, %5 anlamlılık düzeyinde sıfır hipotezinin reddedilemeyeceğini göstermektedir. Sıfır hipotezi, artıkların sabit varyansa sahip olduğunu, bir başka ifadeyle GARCH (1,1) modelinin ARCH etkisini yeterli düzeyde modellediğini ifade eder. Dolayısıyla, GARCH (1,1) modelinin serideki volatilitiyi yeterince yakalayabildiği tespit edilmiştir.

Bu çalışmada tahmin edilen GARCH (1,1) modeli sonuçlarına göre ARCH parametresi ($\alpha=0.1205$) ve GARCH parametresi ($\gamma_j = 0.8508$) istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Parametrelerin toplamı $\alpha + \gamma = 0.9713$ olarak hesaplanmıştır. Bu değer volatilitenin kalıcı olduğunu göstermektedir. Sonuç olarak, GARCH (1,1) modelinden elde edilen bulgular, BTC piyasasının volatilité yapısının geçmiş şoklara ve varyansa duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 6.5. XRP GARCH (1,1) Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	-0.0016 (0.0099)
	Lnrxpclose(-1)	0.0113 (0.5354)
Varyans Denklemi	C	0.0004 (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.3632 (0.0000)
	GARCH(-1)	0.6010 (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.0774
	SIC	-3.0699
	HQ	-3.0748
	R ²	-0.0019
	Adj. R ²	-0.0021
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

Tablo 6.5 incelendiğinde varyans denkleminin sabit terimi $a_0 = 0.0004$ olup pozitif ve anlamlıdır. ARCH etkisini temsil eden $a = 0.3632$ ve GARCH terimini temsil eden $\gamma = 0.6010$ katsayıları da istatistiksel olarak anlamlıdır. ARCH ve GARCH parametrelerinin toplamı ($a + \gamma = 0.9642$) bire oldukça yakın bir değerdir. Bu durum volatilitenin kalıcı olduğunu göstermektedir. Ayrıca GARCH(1,1) modelinin artık varyanslarında otokorelasyona bağlı koşullu değişen varyans (heteroskedastisite) olup olmadığını test etmek amacıyla uygulanan ARCH-LM testi sonucunda, F-istatistiği 0.1113 (p=0.7387) ve Gözlem Sayısı $\times$ R² değeri 0.1113 (p=0.7386) olarak elde edilmiş, bu yüksek p-değerleri %5 anlamlılık düzeyinde sıfır hipotezinin reddedilemeyeceğini ve modelin ARCH etkisini yeterli düzeyde açıkladığını göstermiştir.

Sonuç olarak, GARCH (1,1) modelinden elde edilen bulgular, XRP getirilerinin volatilitite yapısının geçmiş şoklara ve varyansa duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır.

6.4. EGARCH Modeli Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait EGARCH modeli tahmin sonuçları Tablo 6.6'da ve XRP getirilerine ait EGARCH modeli tahmin sonuçları Tablo 6.7'de verilmiştir

Tablo 6.6. BTC EGARCH Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	0.0012*** (0.0094)
	Lnbtcclose(-1)	-0.0351** (0.0100)
Varyans Denklemi	C	-0.5525*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.2499*** (0.0000)
	γ_1	-0.0276*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.9426*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.8992
	SIC	-3.8903
	HQ	-3.8961
	R ²	0.0001
	Adj. R ²	-0.0000
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

Çalışmada, BTC getiri serisine uygulanan EGARCH (1,1) modelindeki parametreler incelendiğinde;

- $\alpha=0.2499$ Standartlaştırılmış artıkların mutlak büyüklüğündeki artışla koşullu varyansında yükseldiğini gösteren parametre istatistiksel olarak anlamlıdır. Önceki dönemlerde gözlemlenen büyük çaplı finansal şokların gelecek dönemdeki oynaklığı anlamlı şekilde artırdığını göstermektedir.
- $\gamma=-0.0276$ asimetrik etki sayısı istatistiksel olarak anlamlıdır. Elde edilen negatif işaretli parametre değeri, piyasanın negatif şoklara karşı daha duyarlı olduğunu ve bu durumun volatilitiyi artırdığını göstermektedir. Analiz bulguları, BTC piyasasında, bilgi akışının simetrik olmadığını ortaya koymaktadır.
- $\beta=0.9426$ parametresi volatilitenin kalıcı olduğunu göstermektedir ve istatistiksel olarak anlamlıdır.

Model sonuçlarına göre EGARCH (1,1) modelinde yer alan γ parametresinin negatif ve anlamlı olması volatilitenin asimetrik bir yapıya sahip olduğunu

göstermektedir. Bu bulgu özellikle BTC gibi yüksek volatilitelere sahip kripto varlıklarında finansal kaldıraç etkisinin varlığını ortaya koymaktadır. Ayrıca BTC serisine uygulanan EGARCH(1,1) modelinin ardından yapılan ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.4454 ($p=0.5046$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.4456 ($p=0.5044$) olarak bulunmuş, bu yüksek p-değerleri sıfır hipotezinin reddedilemeyeceğini ve modelin artıklarında anlamlı bir ARCH etkisinin bulunmadığını göstermiştir.

Tablo 6.7. XRP EGARCH Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	-0.0007* (0.0814)
	Lnrxpclose(1)	0.1456*** (0.0000)
Varyans Denklemi	C	-1.1763*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.5755*** (0.0000)
	γ_1	-0.0308*** (0.0000)
	GARCH(1)	0.8622*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.0570
	SIC	-3.0480
	HQ	-3.0538
	R ²	-0.0160
	Adj. R ²	-0.0163
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

XRP getiri serisine uygulanan EGARCH (1,1) modelinde yer alan parametreler incelendiğinde;

- $a=0.5755$: Bu katsayının $p < 0.01$ değerleriyle istatistiksel olarak anlamlı olması standartlaştırılmış artıkların mutlak büyüklüğündeki artışın volatilitenin de arttığını göstermektedir. Bu durum pozitif veya negatif fark etmeksizin büyük şokların volatilitayı artırdığını ortaya koymaktadır.

- $\gamma=-0.0308$: Negatif değere sahip bu katsayı negatif şokların pozitif şoklara kıyasla daha fazla volatilitiyi artırdığını ve piyasa da kaldıraç etkisi bulunduğunu göstermektedir ve istatistiksel olarak anlamlıdır.
- $\beta=0.8622$: Gecikmeli logaritmik koşullu varyans katsayısı istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum volatilité kümeleşmesi varlığını ortaya koymaktadır.

Elde edilen bulgulara göre, incelenen dönem boyunca XRP kripto para piyasasında meydana gelen negatif şokların yatırımcılar nezdinde risk algısına yol açtığı ve bu nedenle daha yüksek bir oynaklığa sebep olduğu gözlemlenmiştir. Bu bulgu piyasanın negatif şoklara karşı daha reaktif davrandığını ortaya koymaktadır. Ayrıca XRP serisine uygulanan EGARCH(1,1) modeline ait ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.0748 ($p=0.7844$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.0749 ($p=0.7844$) olarak bulunmuş, bu yüksek p-değerleri sıfır hipotezinin reddedilemeyeceğini ve modelin koşullu varyansı yeterli düzeyde açıkladığını göstermektedir.

6.5. GARCH-M Modeli Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GARCH-M modeli tahmin sonuçları Tablo 6.8’de ve XRP getirilerine ait GARCH-M modeli tahmin sonuçları Tablo 6.9’da verilmiştir.

Tablo 6.8. BTC GARCH-M Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	GARCH	0.7537 (0.2596)
	C	0.0007 (0.3788)
	Lnbtcclose(-1)	-0.0109 (0.4897)
Varyans Denklemi	C	5.69-05***
	Resid(-1) ²	0.12212*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.8490*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.8939
	SIC	-3.8849
	HQ	-3.8907
	R ²	0.0025
	Adj. R ²	0.0020
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

BTC kripto para birimi getirileri için uygulanan GARCH-M modeli sonuçları aşağıda yer almaktadır.

GARCH-M modelinin ortalama üzerindeki varyans etkisini temsil eden GARCH değişkeninin katsayısı 0.7537 olup pozitif yönde tahmin edilmesine rağmen ($p\text{-değeri}=0.2596>0.10$) istatistiksel olarak anlamlı değildir. Model sonuçları, koşullu oynaklıktaki artışların beklenen getirileri de yükseltme eğiliminde olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlara göre GARCH bileşeninin anlamlı olmaması yatırımcıların risk seviyesindeki değişimleri getiri beklentilerinde temel bir unsur olarak değerlendirdiğini göstermemektedir. Varyans denklemi incelendiğinde, artan volatilité süreklilik göstermekte olup, hata teriminin gecikmeli karesi olan ARCH bileşeni (0.1221) istatistiksel olarak anlamlıdır. Ayrıca BTC serisine uygulanan GARCH-M(1,1) modeline ait ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.1636 ($p=0.6859$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.1637 ($p=0.6858$) olarak bulunmuş, bu yüksek $p\text{-değerleri}$ modelin artıklarında anlamlı ARCH etkisi bulunmadığını ve GARCH-M(1,1) modelinin koşullu varyansı yeterli düzeyde açıkladığını göstermektedir

Tablo 6.9. XRP GARCH-M Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	GARCH	0.1203 (0.6906)
	C	-0.0019 (0.0514)
	Lnxrpclose(-1)	0.0106 (0.5660)
Varyans Denklemi	C	0.0004*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.3621*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.6022*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.0771
	SIC	-3.0681
	HQ	-3.0739
	R ²	-0.0018
	Adj. R ²	-0.0023
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

XRP kripto para birimi getirileri için uygulanan GARCH-M modeli tahmin sonuçları aşağıda yer almaktadır.

GARCH-M modelinin tahmin sonuçlarına göre, ortalama denklemi incelendiğinde, analiz edilen dönem boyunca, GARCH bileşeninin 0.1204 olan katsayısı pozitif bir değer olmakla birlikte istatistiksel olarak anlamlı değildir. Varyans denklemi sonuçlarına göre, ARCH terimi 0.3621 olup, GARCH terimi 0.6022'dir ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu bulgu XRP kripto varlıklarının koşullu varyansının hem geçmiş dönem şokları hem de tarihsel volatilité ile güçlü bir ilişki içerisinde olduğunu göstermektedir. Varyans denkleminde yer alan sabit varyans terimi 0.0004 olup istatistiksel olarak anlamlıdır. Ayrıca XRP serisine uygulanan GARCH-M(1,1) modeline ait ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.1085 ($p=0.7419$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.1085 ($p=0.7418$) olarak elde edilmiş, bu yüksek p-değerleri modelin artıklarında anlamlı bir ARCH etkisi olmadığını ve GARCH-M(1,1) modelinin koşullu varyansı yeterli düzeyde açıkladığını göstermektedir.

6.6. GJR-GARCH Modeli Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GJR-GARCH modeli tahmin sonuçları Tablo 6.10'da ve XRP getirilerine ait GJR-GARCH modeli tahmin sonuçları Tablo 6.11'de verilmiştir.

Tablo 6.10. BTC GJR-GARCH Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	0.0012** (0.0171)
	Lnbtcclose(-1)	-0.0073 (0.6457)
Varyans Denklemi	C	5.84E-05*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.1059*** (0.0000)
	Resid(-1) ² $\times$ (Resid(-1)<0)	0.0335*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.8471*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.8959
	SIC	-3.8869
	HQ	-3.8927
	R ²	0.0001
	Adj. R ²	-0.0000
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

BTC kripto para birimi getirileri için uygulanan GJR-GARCH model sonuçlarında yer alan parametre yorumları aşağıdaki gibidir:

- ARCH terimi 0.1059 olup istatistiksel olarak anlamlıdır. Cari oynaklık geçmiş şoklardan etkilenmektedir
- GARCH terimi 0.8471 olup istatistiksel olarak anlamlıdır. Koşullu varyanstaki otoregresif yapı oynaklık örüntüsündeki devamlılığın önceki dönem varyansı ile açıklanabileceğini göstermektedir.
- y_i parametresi 0.0335 olup istatistiksel olarak anlamlıdır. Kaldıraç etkisinin varlığını ortaya koymaktadır.

Ayrıca BTC serisine uygulanan GJR-GARCH(1,1) modeline ait ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.2291 ($p=0.6322$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.2292 ($p=0.6321$) olarak bulunmuş, bu yüksek p-değerleri modelin artıklarında anlamlı bir ARCH etkisi olmadığını ve GJR-GARCH(1,1) modelinin koşullu varyansı yeterli düzeyde açıkladığını göstermektedir.

Tablo 6.11. XRP GJR-GARCH Modeli

Denklem	Değişken	Katsayı
Ortalama Denklemi	C	-0.0008 (0.2325)
	Lnxrpclose(-1)	0.0057 (0.7525)
Varyans Denklemi	C	0.0004*** (0.0000)
	Resid(-1) ²	0.4849*** (0.0000)
	Resid (-1) ² $\times$ (Resid (-1)<0)	-0.1772*** (0.0000)
	GARCH(-1)	0.5633*** (0.0000)
Model İstatistikleri	AIC	-3.0813
	SIC	-3.0723
	HQ	-3.0781
	R ²	-0.0010
	Adj. R ²	-0.0012
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir		
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir		

XRP kripto para birimi getirileri için uygulanan GJR-GARCH modelinden elde edilen bulgulara göre, ARCH parametresi olan 0.4849 değeri ile GARCH parametresi olan 0.5633 değerinin istatistiksel olarak anlamlı olması XRP kripto para birimi oynaklığının hem önceki dönem oynaklıktan hem de önceki dönem şoklardan etkilendiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca XRP serisine uygulanan GJR-GARCH(1,1) modeline ait ARCH-LM testi sonucunda F-istatistiği 0.1942 ($p=0.6595$) ve Gözlem Sayısı $\times R^2$ değeri 0.1943 ($p=0.6594$) olarak bulunmuş olup, bu yüksek p-değerleri modelin artıklarında anlamlı bir ARCH etkisi olmadığını ve GJR-GARCH(1,1) modelinin koşullu varyansı yeterli düzeyde açıkladığını göstermektedir.

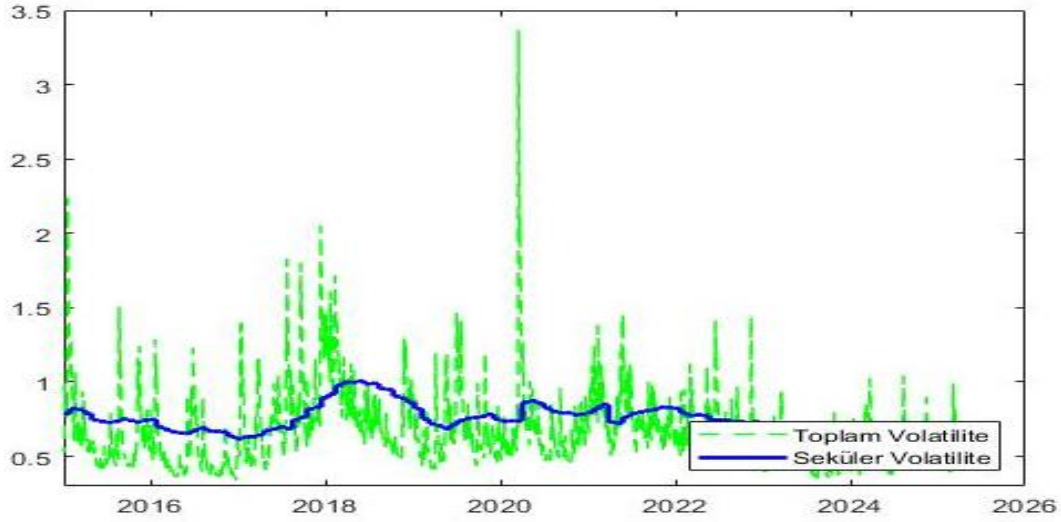
6.7. GARCH-MIDAS₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları

Bu bölümde BTC ve XRP getirilerine uygulanan GARCH-MIDAS modeli sonuçları yer almaktadır. Birleştirme periyodu olarak 30 seçilmiştir. GARCH-MIDAS modelinde 30 periyodunun seçilmesi, makroekonomik değişkenlerin aylık etkisini yansıtmak amacıyla yapılmıştır. BTC getirilerine ait GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları Tablo 6.12’de ve XRP getirilerine ait GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları Tablo 6.13’te verilmiştir. Modelde 12 gecikme uzunluğunun tercih edilmesinin nedeni, literatürde yaygın olarak kabul edildiği üzere aylık frekansta ölçülen makroekonomik değişkenlerin son 12 aya ait bilgi içeriğini temsil edilmesine olanak tanınması ve böylece uzun dönemli volatilité dinamiklerinin daha sağlıklı bir şekilde modellenmesini mümkün kılmasıdır (Engle vd., 2013).²

“BTC GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları”

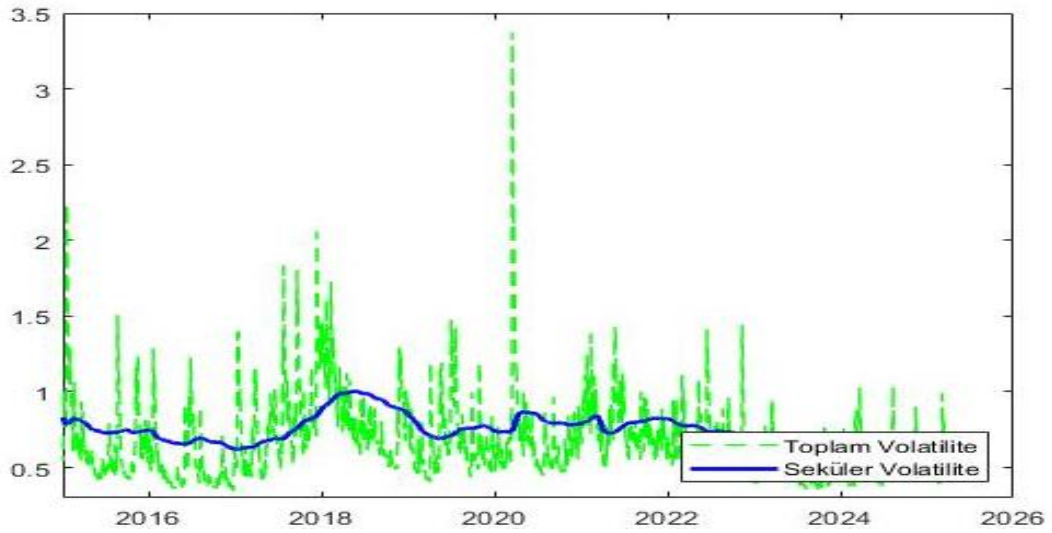
Bu bölümünde BTC getirilerine ait GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları yer almaktadır.

² Modelde, uzun dönem bileşeninin etkisini temsilen örnek olarak 12 gecikme kullanılmıştır. Bununla birlikte, Ek’te 24, 36 ve 48 gecikmeli alternatif spesifikasyonlara ait sonuçlar sunulmaktadır.



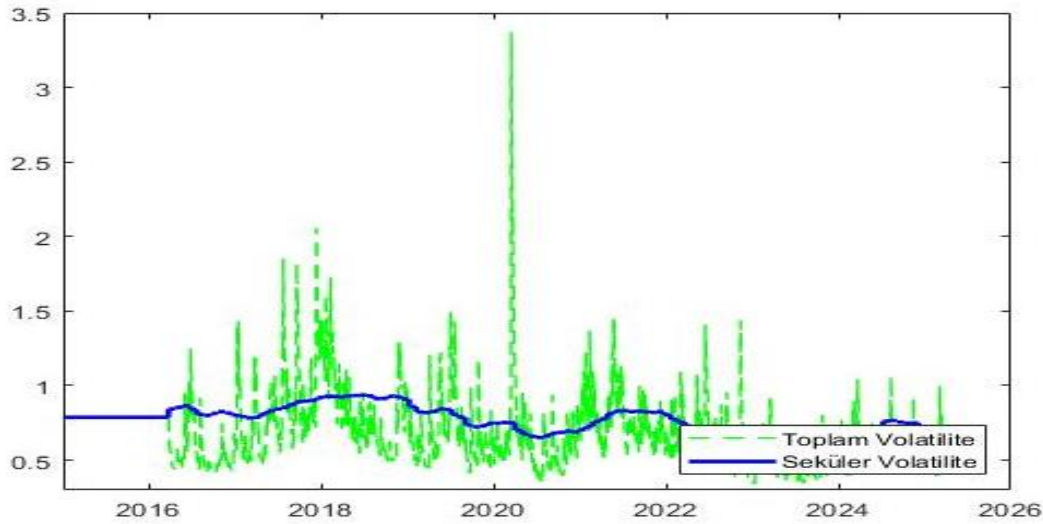
Şekil 6.7. BTC GARCH-MIDAS₁₂: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri

Şekil 6.7’de örneklem dönemini kapsayan BTC kripto para birimi getirilerinin GARCH-MIDAS₁₂ modeli ile tahmin edilen toplam volatilite ve uzun dönemli volatilite serileri yer almaktadır. Şekil 6.7’de yer alan yeşil kesikli çizgi ile gösterilen toplam volatilite serisi, kısa vadede gözlemlenen volatilite ile birlikte uzun dönemli volatilite trendini temsil etmektedir. Şekil 6.7’de yer alan mavi çizgi ile gösterilen uzun dönemli volatilite serisi ise, kalıcı oynaklık düzeyini göstermektedir. 2020 yılında yaşanan COVID-19 pandemisinin etkisi ile 2017 yılında BTC’nin CBOE ve CME borsalarında işlem görmeye başlaması, yatırımcı talebinde ciddi bir artışa ve 2017-2018 dönemindeki fiyat balonu gibi gelişmelere yol açmıştır. Bu faktörler, toplam volatilite de ani sıçramaların görülmesine neden olmuştur. Benzer şekilde, uzun dönemli volatilite de COVID-19 pandemisi gibi küresel olaylar ve makro ekonomik şoklar nedeniyle belirgin artışlar gözlemlenmektedir.



Şekil 6.8. BTC Rolling Window GARCH-MIDAS₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi

Şekil 6.8’de Rolling window GARCH-MIDAS₁₂ modelinin örneklem dönemini kapsayan BTC getirilerine uygulanması ile elde edilen toplam volatilité ve uzun dönemli volatilité yer almaktadır. Rolling window tahmin yaklaşımı model parametrelerinin zamanla değişmesine izin vererek volatilité dinamiklerinde olası yapısal kırılmaların ve zamanla değişen volatilité dinamiklerinin daha doğru bir şekilde yakalanmasına imkân tanımaktadır. Şekil 6.8’de analiz edilen dönemde kısa vadeli oynaklığı temsil eden ve yeşil kesikli çizgi ile gösterilen toplam volatilité ile düşük frekanslı hareketleri yansıtan ve mavi çizgi ile gösterilen uzun dönemli oynaklığın seyrini göstermektedir. Analiz sonuçları, özellikle 2018 ve 2020 yıllarında gözlemlenen hem toplam hem de uzun dönemli volatilité bileşenlerinde kalıcı ve anlamlı yükselişler olduğunu göstermektedir. Elde edilen bulgular, her iki volatilité bileşeninin de örneklem dönemi boyunca seyreden farklılaşmasını ortaya koymaktadır.



Şekil 6.9. BTC ve BBDMPU ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite

Şekil 6.9, GARCH-MIDAS₁₂ modeli aracılığıyla tahmin edilen kısa dönem volatilité bileşenleri ve uzun dönemli volatilité bileşenlerinin örneklem dönemi aralığındaki seyrini göstermektedir. Şekil 6.9’da yer alan yeşil kesikli çizgi, GARCH-MIDAS₁₂ modelinin GARCH kısmında yer alan koşullu varyans dinamiğinin makroekonomik belirleyicilerle birlikte tahmin edilmesiyle elde edilen, özellikle haber etkisi gibi olguları yakalamaya yönelik olan toplam volatilitéyi göstermektedir. Şekil 6.9’da yer alan mavi çizgi ise, GARCH-MIDAS₁₂ modelinin MIDAS kısmından kaynaklanan günlük frekanstaki BTC getirileri ile aylık frekanstaki BBDMPU kullanılarak tahmin edilen uzun dönem volatilité bileşenini, seküler volatilitéyi göstermektedir. MIDAS regresyon yapısı sayesinde uzun dönem volatilité, BBDMPU Endeksinin işaret ettiği ekonomik belirsizlik düzeylerine bağlı olarak örneklem dönemi içerisindeki yapısal risk bileşenlerini yansıtmaktadır. Şekil 6.9 incelendiğinde, toplam volatilitenin 2018-2020 yılları arasında yukarı yönlü bir trend eğilimi sergilediği, 2020 yılında ise keskin bir sıçrama yaşadığı gözlenmektedir. MIDAS yapısı ile tahmin edilen uzun dönemli volatilité ise durağan bir yapıya sahip olmakla birlikte uzun bellek özellikleri gösteren süreçler ile tutarlı biçimde örneklem döneminde meydana gelen yapısal kırılmalar nedeniyle dalgalı bir seyir sergilemektedir.

Tablo 6.12. BTC GARCH-MIDAS₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi	Kısa dönem Parametreleri		Uzun Dönem Parametreleri			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
	μ	α	β	θ	ω	m		
BTC	0.0018*** (0.0004)	0.1377*** (0.0000)	0.8137*** (0.0000)	-0.0782*** (0.0000)	7.6238*** (0.0008)	0.0050**** (0.0000)	4256	3296
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.12 tüm örneklem dönemi boyunca GARCH-MIDAS₁₂ modeline dayalı olarak gerçekleştirilen tahmin sonuçlarını göstermektedir. Tablo 6.13 incelendiğinde, tahmin sonuçları BTC getirilerinin volatilitésinin hem kısa dönemli hem de uzun dönemli faktörler tarafından anlamlı şekilde belirlendiğini göstermektedir. Eşitlik 2.60’ta yer alan, kısa dönem volatilité bileşenleri α ve β parametreleri %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. β parametresinin katsayısının 0.8137 gibi 1’e yakın bir değere sahip olması BTC getirilerinde gerçekleşen volatilitenin kalıcılığına işaret etmektedir. Elde edilen α parametresinin 0.1377 olarak tahmin edilmesi volatilitenin geçmiş şoklardan etkilendiğini ancak bu değerinin yüksek olmaması volatilitenin tamamen güncel şoklara dayalı bir yapı sergilemediğini göstermektedir. GARCH-MIDAS₁₂ modelinde $\alpha + \beta = 0.9514 < 1$ koşullarının sağlanması kısa dönem parametreleri açısından modelin istikrarlı bir yapıya sahip olduğuna işaret etmektedir. Tablo 6.12 kapsamında yapılan değerlendirmeye göre, Eşitlik 2.63’te yer alan, düşük frekanslı BBDMPU değişkeninin uzun dönem volatilité üzerindeki etkisini ölçen θ (-0.0782) parametresi negatif, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Model sonuçlarına göre ilgili değişkenin negatif bulunması, BBDMPU Endeksi arttıkça BTC getirilerinin volatilitésinin azaldığı anlamına gelmektedir. Uzun dönem parametrelerinin diğer bileşenleri olan ω ve m katsayıları da pozitif ve %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

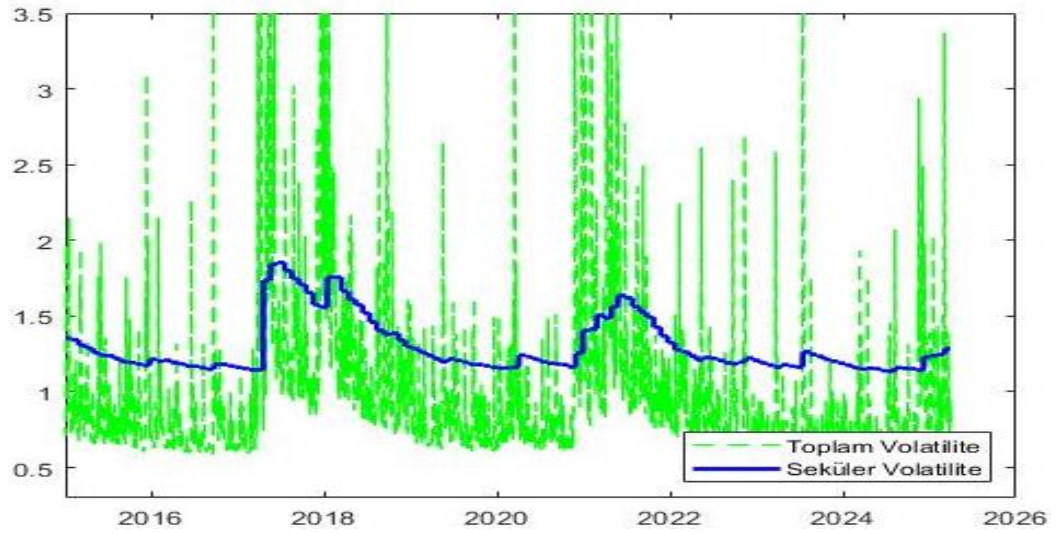


Şekil 6.10. BTC GARCH-MIDAS₁₂ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması

Şekil 6.10, BTC getirilerinin toplam volatilité düzeyi ve BBDMPU Endeksi etkisinde oluşan uzun dönemli volatilitenin zamana bağılı değişimini göstermektedir. Şekil 6.10’da yeşil kesikli çizgi ile gösterilen toplam volatilitéyi, mavi çizgi ile gösterilen seküler volatilitéyi temsil etmektedir. Şekil 6.10 incelendiğinde, 2018 yılında FED’in dört kez faiz artırması, aynı yıl gerçekleşen ABD ile Çin arasında gerçekleşen gümrük savaşları, 2020 yılında FED’in faiz oranlarını sıfıra yakın değerlere çekmesi ve tahvil alımlarını artırması, aynı yılın Mart ayında küresel ölçekte yayılan COVID-19 pandemisi, 2022 yılında ABD’de başlayan enflasyon, 2023 yılında Silicon Valley Bank (SVB) ve Signature Bank’ın iflası sırasında hem toplam volatilitenin hem de uzun dönem volatilitenin belirgin bir şekilde yükseldiği gözlenmektedir.

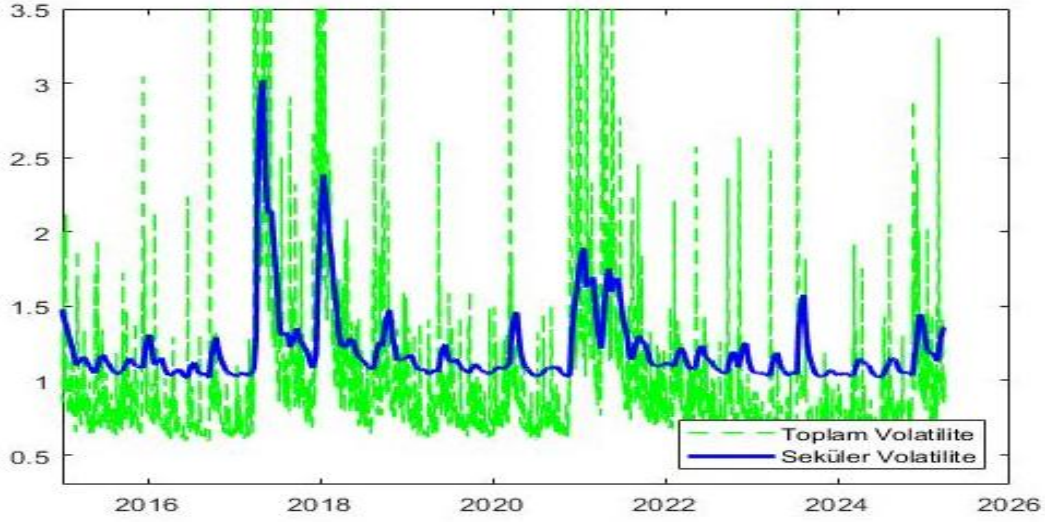
“XRP GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları”

Bu bölümünde XRP getirilerine ait GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmin sonuçları yer almaktadır.



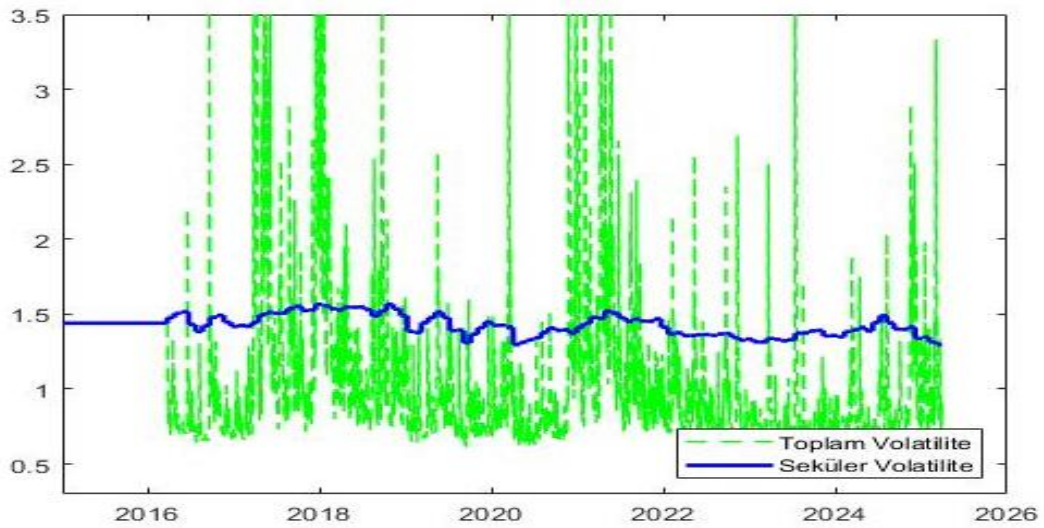
Şekil 6.11. XRP GARCH-MIDAS₁₂: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri

Şekil 6.11 incelendiğinde; yeşil kesikli çizgi, XRP getirilerinin toplam oynaklığını, mavi çizgi ise uzun dönem oynaklığı, seküler volatilitiyi göstermektedir. 2017 yılının son çeyreğinde BTC, XRP ve diğer kripto para birimlerine olan artan talep sonucunda yaşanan yukarı yönlü hareket ile 2018 yılının ilk çeyreğinde Çin gibi ülkelerden gelen yasaklama haberleri sonucu gerçekleşen düzeltme hareketi, 2020 yılının ortasında yaşanan COVID-19 pandemisi sonucu piyasada yaşanan likidite krizinin etkisiyle gerçekleşen volatilité hareketleri, 2022 yılının ilk çeyreği yaşanan Terra-Luna sisteminin çökmesinin ardından yaşanan zincirleme iflaslar, 2025 yılı ilk çeyreğinde gerçekleşen ABD seçimleri gibi etkenler neticesinde volatilitéde belirgin dalgalanmaların yaşandığı gözlenmektedir.



Şekil 6.12. XRP Rolling Window GARCH-MIDAS₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi

Şekil 6.12’de Rolling window GARCH-MIDAS₁₂ modelinin örneklem dönemini kapsayan XRP getirilerine uygulanması ile elde edilen toplam volatilite ve uzun dönemli volatilite yer almaktadır. Şekil 6.12’de yer alan yeşil kesikli çizgi kısa vadeli bilgi akışları ve piyasa şoklarına duyarlı toplam volatiliteyi, mavi çizgi ise daha yavaş ve kalıcı tepki veren uzun dönem volatiliteyi, seküler volatiliteyi göstermektedir. Şekil 6.11’de yer alan sonuçlar, sabit parametre ile tahmin edilirken Şekil 6.12’de Rolling Window yöntemi kullanılarak her yeni gözlem geldiğinde model parametreleri yeniden tahmin edilmiştir. Şekil 6.12’de uzun dönem volatilitenin zaman içerisindeki dalgalanmalarının, Şekil 6.11’e kıyasla daha belirgin ve esnek olduğu görülmektedir.



Şekil 6.13. XRP ve BBDMPU ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₁₂ Tahmini: Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite

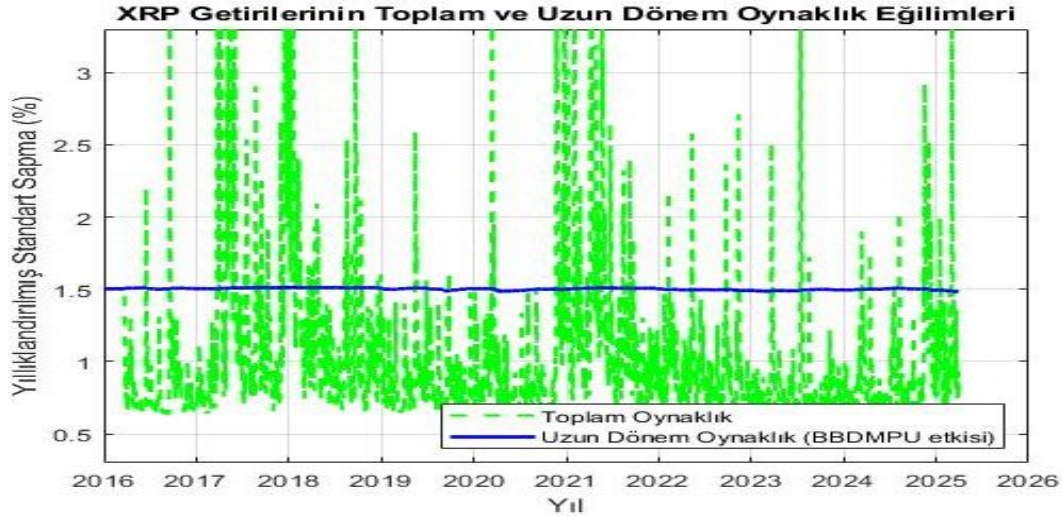
Şekil 6.13, XRP getirilerine uygulanan GARCH-MIDAS₁₂ modeli tahmini sonucunda elde edilen yeşil kesikli çizgi ile gösterilen toplam volatilitiyi ve mavi çizgi ile gösterilen seküler volatilitiyi sunmaktadır. Toplam volatilitiye 2017 yılı son çeyreği ile 2018 yılı ilk çeyreği, 2020 yılı ve 2021 yılında belirgin sıçramalar göstermiştir. Seküler volatilitenin oynaklık seviyesi zaman boyunca daha sakin bir yapı sergilemiştir.

Tablo 6.13. XRP GARCH-MIDAS₁₂ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi	Kısa dönem Parametreleri		Uzun Dönem Parametreleri			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
	μ	α	β	θ	ω	m		
XRP	-0.0008 (0.2934)	0.3024*** (0.0000)	0.6125*** (0.0000)	-0.0935 (0.0000)	49.884 (0.3781)	0.0063*** (0.0000)	4256	3296
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.13'te XRP getirilerine uygulanan GARCH-MIDAS₁₂ modelinin tahmin sonuçları yer almaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, μ parametresi için tahmin edilen p- değeri 0.2934 olup, %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır. Tablo 6.14. incelendiğinde, α parametresi için tahmin edilen p-değeri 0 olup %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Model

çıktıları, piyasada meydana gelen ani dalgalanmaların XRP getiri volatilitesinde belirgin artışlara yol açtığına işaret etmektedir. β parametresinin katsayısı 0.6125 olup %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. $\alpha + \beta = 0.9149 < 1$ olup bu durum XRP getiri volatilitesi yapısı belirgin bir derecede kalıcı yapı sergilemektedir ve şoklar çok yavaş sönümlenmektedir. θ parametresinin değeri -0.0935 olup %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Tahmin edilen GARCH-MIDAS₁₂ modelinin sonuçları, BBDMPU Endeksi'nin XRP getirilerinin uzun dönem volatilitate bileşeni üzerinde anlamlı bir etkisinin olduğunu, sıfırdan farklı olduğunu ve kabul edilen güven düzeylerinde istatistiksel olarak anlamlı bulunduğunu ortaya koymaktadır. Uzun dönem parametrelerinin diğer bileşenleri olan ω katsayısı istatistiksel olarak anlamsız ve m katsayısı da pozitif ve %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.



Şekil 6.14. XRP GARCH-MIDAS₁₂ Çerçevesinde Volatilitate Ayrıştırması

Şekil 6.14'te yer alan yeşil kesikli çizgi toplam oynaklığı, mavi çizgi ise uzun dönem oynaklığı temsil etmektedir. Şekil 6.14 incelendiğinde, 2017 son çeyreği, 2021 yılı ilk çeyreği, 2024 yılı gibi dönemlerde günlük frekanstaki volatilitate dalgalanmalarında artışların olduğu görülmektedir. BBDMPU Endeksli uzun vadeli volatilitenin ise ani değişimlerden etkilenmediği görülmektedir.

6.10. Örneklem Dışı Tahmin

Örneklem dışı tahmin, bir ekonometrik modelin tahmin için kullanılan veri setinin dışındaki verilere uygulanarak tahmin yapma yeteneğini değerlendirmek amacıyla kullanılmaktadır. Model seçim kriterlerinden biri olan bu metodoloji, alternatif modellerin tahmin yeteneklerini örnek dışı veri üzerinde değerlendirerek optimal modelin seçilmesini sağlamaktadır.

Bu bölümünde, BTC kripto para birimi ve XRP kripto para birimi getirilerinin oynaklığını örneklem dışı tahmini açısından GARCH, EGARCH, GARCH-M, GJR-GARCH modelleri ile GARCH-MIDAS₁₂, GARCH-MIDAS₂₄, GARCH-MIDAS₃₆, GARCH-MIDAS₄₈ modellerinin karşılaştırmalı performansı incelenecektir. Uzun vadeli volatilité faktörü olarak BBDMPU Endeksi'nin entegre edildiği GARCH-MIDAS modellerinde farklı gecikme uzunluklarının (lag length) denenmesi, BBDMPU Endeksi'nin volatilité tahmini üzerindeki etkisinin zamana duyarlılığını ve gecikme yapısının tahmin hatası üzerindeki etkisini inceleyerek, örneklem dışı performansı maksimize eden optimal gecikme uzunluğunu (optimal lag length) belirlemek amacıyla gerçekleştirilmektedir. Örneklem içi tahmin dönem aralığı 8/05/2013 ile 3/31/2024 iken, örneklem dışı tahmin aralığı 4/1/2024 ile 3/31/2025'tir.

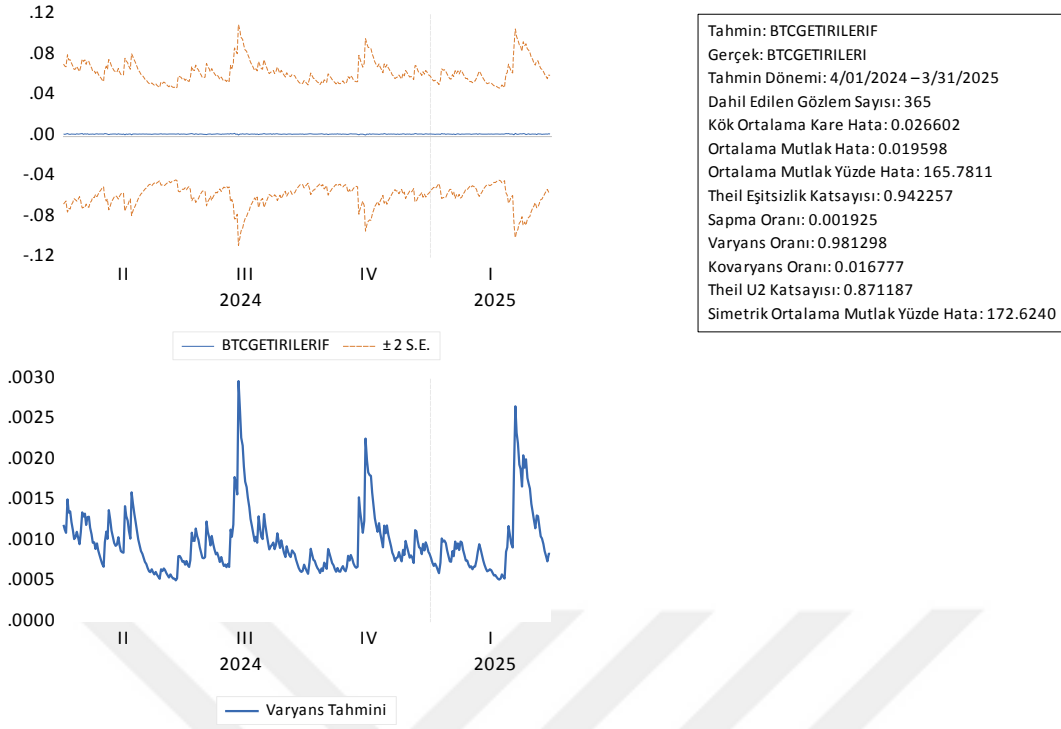
Örneklem dışı tahmin performansı MAE, MSE, HMAE, HMSE, QLIKE ve MAPE metrikleri üzerinden değerlendirilecektir. Farklı model tahminlerinin doğruluk farklarının anlamlılığını test etmek için ise DM testi uygulanacaktır

6.10.1. GARCH (1,1) Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GARCH (1,1) modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.15'te ve XRP getirilerine ait GARCH (1,1) modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.16'da verilmiştir.

“BTC Kripto Para Birimi GARCH (1,1) Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

BTC getirilerine ait GARCH (1,1) modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.15'te verilmiştir.



Şekil 6.15. BTC GARCH (1,1) Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları Hata Metrikleri

Şekil 6.15 incelendiğinde tahmin değerleri hata bandı içinde kalmaktadır. 2025 yılı başında ve belirli dönemlerde hata bandının genişlemesi modelin oynaklığının arttığını göstermektedir. Tahmin doğruluğunun performansını gösteren bu kriterin azalması, modelde tahmin edilen değerler ile gözlemlenen değerler arasında güçlü bir uyumun varlığına işaret etmektedir. Elde edilen modelin MAE değeri 0.0195, modelin RMSE değeri, 0.0266'dır.³

BTC ve XRP logaritmik getiri değerlerinin sıfıra yakın olması, MAPE metriğinin matematiksel olarak anlamsız sonuçlar üretmesine neden olmaktadır. Kripto para piyasalarının yüksek volatilité dinamikleri, bu varlıkların getiri serilerinde mutlak değerce ihmal edilebilir büyüklükteki gözlemlerin sistematik olarak baskınlığına yol açar. MAPE'nin performans hesaplama mekanizması, paydasında gerçek getiri değerini kullanması nedeniyle, sıfıra yakın bu değerler karşısında metrik stabilitesini kaybeder. Bu nedenle çalışmanın sonuç ve değerlendirme bölümlerinde MAPE metriğine ilişkin performans yorumu yer verilmeyecektir.

³ Bütün modellerin hata metrikleri tek başına anlam ifade etmediğinden, performans karşılaştırması amacıyla Tablo 6.18'de karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

“XRP Kripto Para Birimi GARCH (1,1) Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

XRP getirilerine ait GARCH (1,1) modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.16’da verilmiştir.



Şekil 6.16. XRP GARCH (1,1) Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları Hata Metrikleri

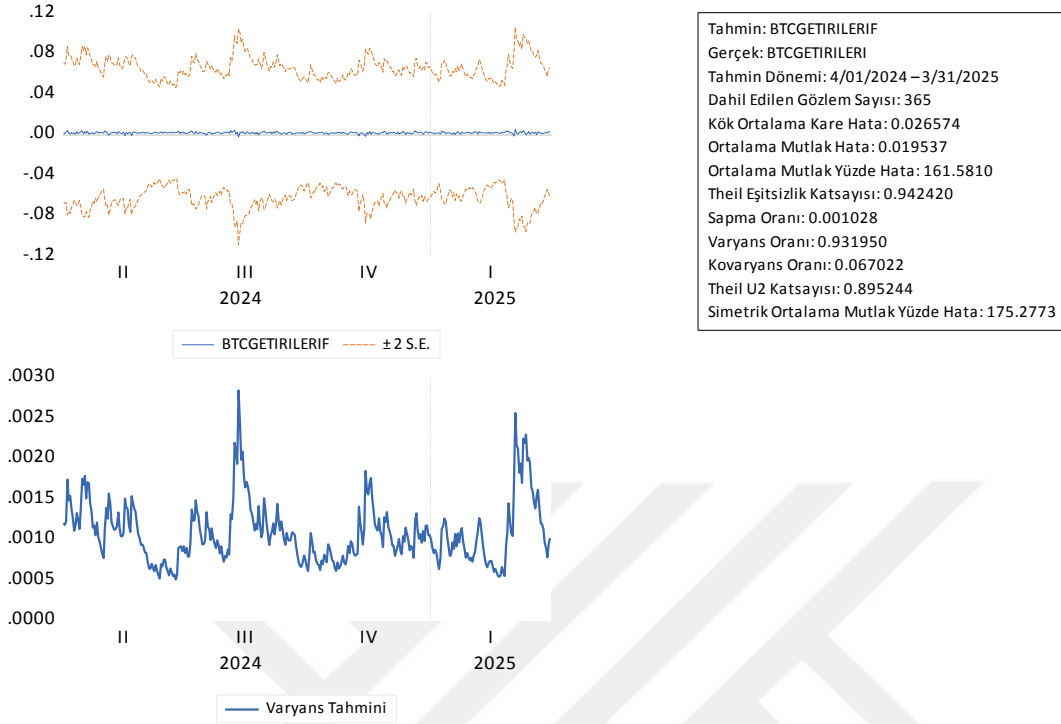
Şekil 6.16 incelendiğinde tahmin bandının genişliğinin zamanla değişmesi volatilitenin değişken olduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle bandın genişlediği dönemlerde belirsizliğin arttığı, daraldığı dönemlerde ise piyasanın daha istikrarlı olduğu görülmektedir. Modelin örneklem dışı tahmin performansını değerlendirmek amacıyla çeşitli kayıp fonksiyonları kullanılmıştır.

6.10.2. EGARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait EGARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.17’de ve XRP getirilerine ait EGARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.18’de verilmiştir.

“BTC Kripto Para Birimi EGARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

BTC getirilerine ait EGARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.17’de verilmiştir.

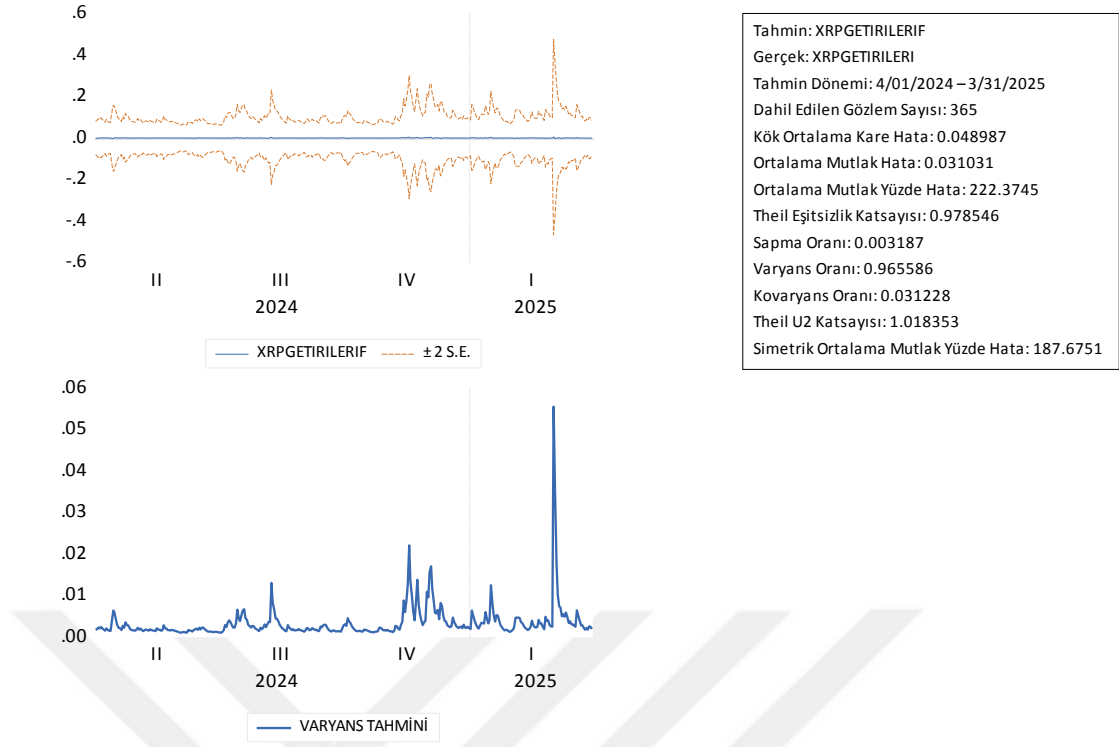


Şekil 6.17. BTC EGARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri

Şekil 6.17’de BTC kripto para biriminin getirilerine uygulanan EGARCH modelinin 01.04.2024 ile 31.03.2025 dönemleri arasındaki örneklem dışı tahmin performansı değerlendirilmiştir. Şekil 6.17 tahmin bandının zamanla değişen genişliği, volatilitenin sabit olmadığını, dönemsel olarak farklılık gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bandın genişlediği zaman dilimlerinde piyasa belirsizliğinin arttığı, daraldığı dönemlerde ise daha sakin ve istikrarlı bir seyir izlendiği görülmektedir.

“XRP Kripto Para Birimi EGARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

XRP getirilerine ait EGARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.18’de verilmiştir.



Şekil 6.18. XRP EGARCH Örneklem Dışı Hata Metrikleri

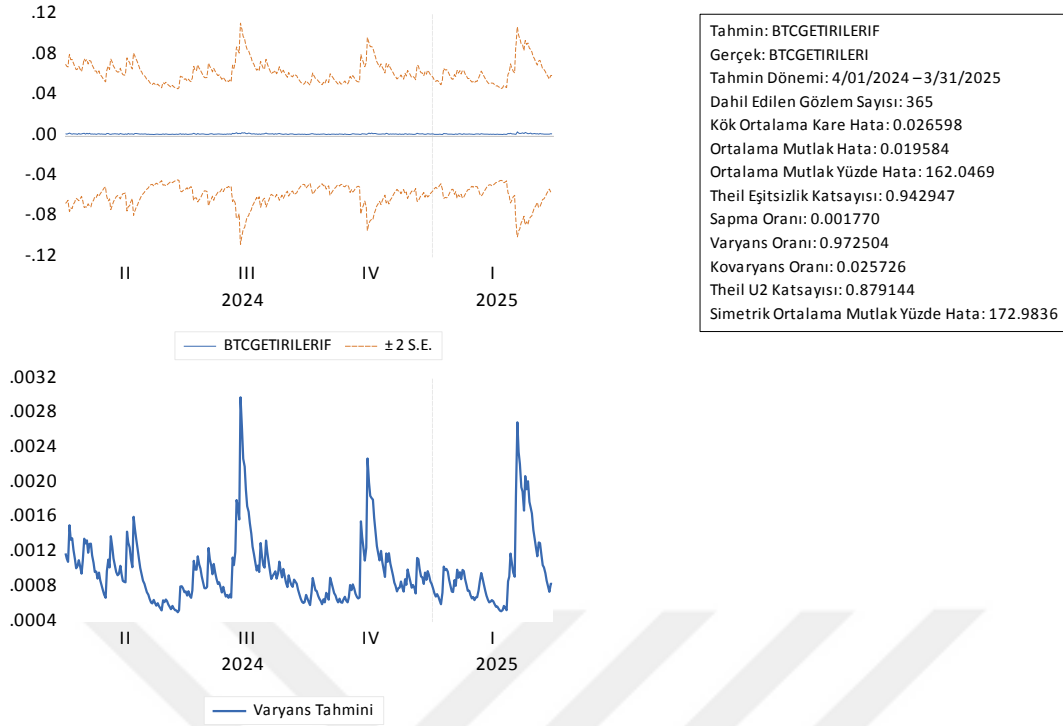
Şekil 6.18 sonuçları, modelin genel öngörü performansını temsil etmektedir. Şekil 6.18 tahmin bandının zamanla daralıp genişlemesi, volatilitenin sabit olmadığını ve dönemsel olarak değişkenlik gösterdiğini ortaya koymaktadır. Özellikle 2025 yılı başında bandın belirgin şekilde genişlemesi, bu dönemde piyasa belirsizliğinin arttığını göstermektedir.

6.10.3. GARCH-M Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.19’da ve XRP getirilerine ait GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.20’de verilmiştir.

“BTC Kripto Para Birimi GARCH-M Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

BTC getirilerine ait GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.19’da verilmiştir.

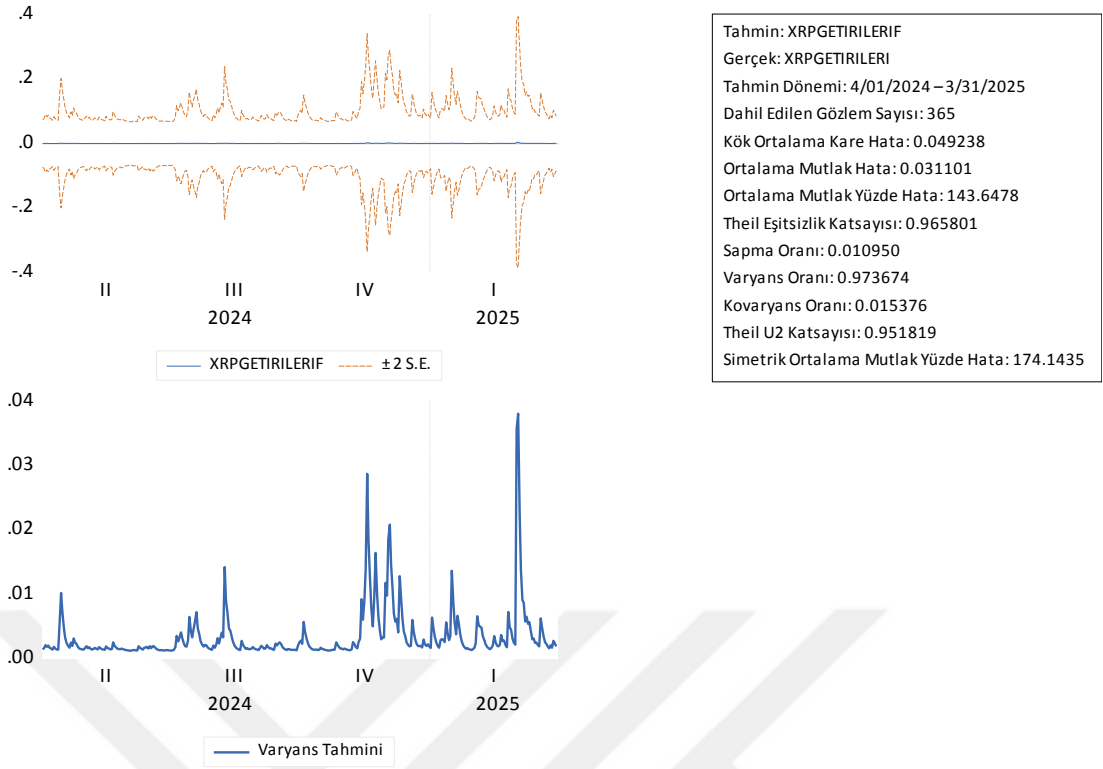


Şekil 6.19. BTC GARCH-M Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri

Şekil 6.19’da BTC getirilerine uygulanan GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin performansı çeşitli hata metrik sonuçları yer almaktadır. Şekil 6.19, tahmin bandının zaman içinde daralıp genişlemesi, piyasa oynaklığının durağan olmadığını ve dalgalı bir seyir izlediğini göstermektedir. 2025 yılı başında bandın belirgin şekilde genişlemesi ise bu dönemde belirsizlik ve riskin arttığını işaret etmektedir.

“XRP Kripto Para Birimi GARCH-M Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

XRP getirilerine ait GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.20’de verilmiştir.



Şekil 6.20. XRP GARCH-M Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri

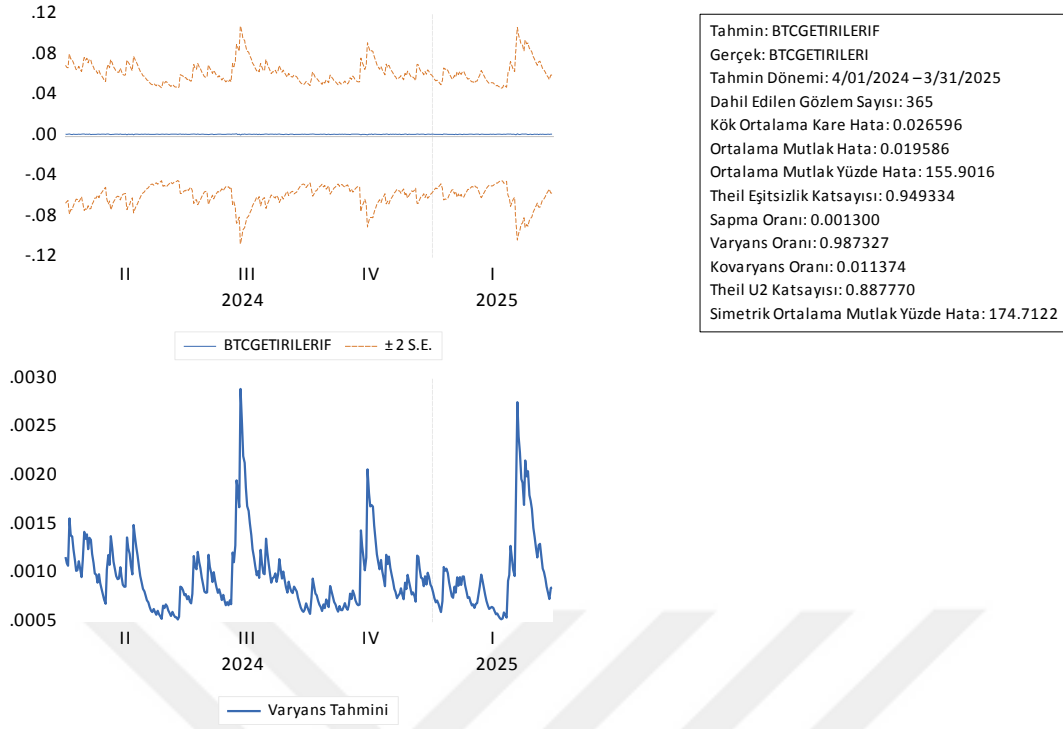
Şekil 6.20’de XRP getirilerine uygulanan GARCH-M modeli örneklem dışı tahmin performansı çeşitli hata metrik sonuçları yer almaktadır. Şekil 6.20, tahmin bandının yıl içinde yer yer genişlemesi, XRP getirilerinde volatilitenin dalgalı bir yapıda olduğunu göstermektedir. Özellikle 2025 yılı başına doğru bandın ve varyans tahminlerinin artması, bu dönemde piyasa belirsizliğinin ve riskin yükseldiğine işaret etmektedir.

6.10.4. GJR-GARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

BTC getirilerine ait GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.21’de ve XRP getirilerine ait GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.22’de verilmiştir.

“BTC Kripto Para Birimi GJR-GARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

BTC getirilerine ait GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.21’de verilmiştir.

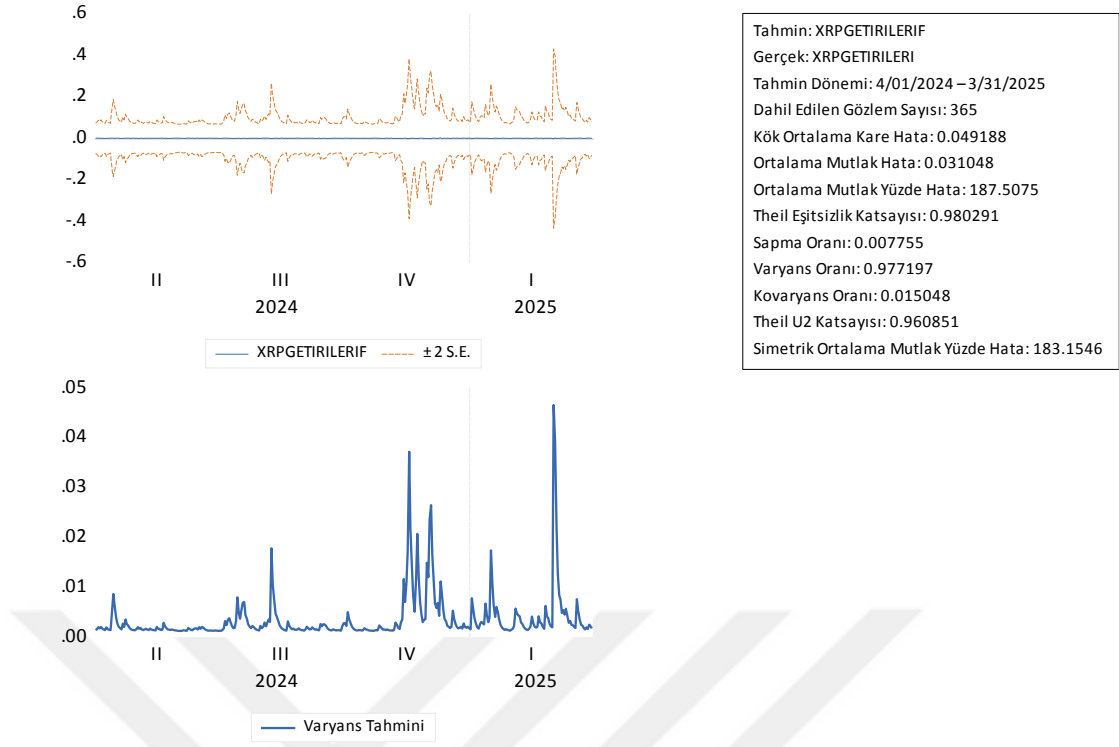


Şekil 6.21. BTC GJR-GARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri

Şekil 6.21’de BTC getirilerine uygulanan GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin performansı çeşitli hata metrik sonuçları yer almaktadır. Şekil 6.21, tahmin bandının yıl içinde belirli dönemlerde genişleyip daralması, BTC getirilerinde volatilitenin sabit olmadığını ve dalgalı bir seyir izlediğini göstermektedir. 2024 ortalarında ve 2025 yılı başında bandın belirgin şekilde genişlemesi, bu dönemlerde piyasa riskinin ve belirsizliğin arttığını ortaya koymaktadır.

“XRP Kripto Para Birimi GJR-GARCH Modeli Örneklem Dışı Tahmin”

XRP getirilerine ait GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Şekil 6.22’de verilmiştir.



Şekil 6.22. XRP GJR-GARCH Örneklem Dışı Tahmin Hata Metrikleri

Şekil 6.22’de BTC getirilerine uygulanan GJR-GARCH modeli örneklem dışı tahmin performansı çeşitli hata metrik sonuçları yer almaktadır. Şekil 6.22’de üst grafik sapmaların ± 2 standart hata bandı içinde seyrettiğini gösterirken, alt grafik varyans tahminlerinin volatilitenin değişkenliğini detaylı şekilde ortaya koyduğunu göstermektedir.

6.10.5. GARCH-MIDAS Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Bu bölümde farklı gecikmelerde GARCH-MIDAS modeli örneklem dışı tahmin sonuçları ve bu sonuçlara ait kayıp fonksiyon sonuçları yer almaktadır. BTC için GARCH-MIDAS₃₆ ve XRP için GARCH-MIDAS₄₈ modelleri, model karşılaştırma kriterleri baz alındığında alternatif modeller arasında en yüksek tahmin performansına sahip olduklarından çalışmada söz konusu modellere ait tahmin sonuçlarına yer verilmektedir. Çalışmanın Ek bölümünde, GARCH-MIDAS₁₂ ve GARCH-MIDAS₂₄ modellerinin örneklem dışı tahmin performansı sonuçlarına yer verilmektedir. Detaylı sonuçlar ve ek analizler için ilgilenen okuyucular EK’e başvurabilir. BTC getirilerine ait GARCH-MIDAS₃₆ modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Tablo 6.14’te verilmiştir. XRP getirilerine ait GARCH-MIDAS₃₆ modeli örneklem dışı tahmin

sonuçları Tablo 6.15’te verilmiştir. BTC getirilerine ait GARCH-MIDAS₄₈ modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Tablo 6.16’da ve verilmiştir. XRP getirilerine ait GARCH-MIDAS₄₈ modeli örneklem dışı tahmin sonuçları Tablo 6.17’de verilmiştir.

“BTC Kripto Para Birimi GARCH-MIDAS₃₆ Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları”

BTC getirilerinin örneklem dışı performansına ilişkin GARCH-MIDAS₃₆ modeli sonuçları aşağıda verilmiştir.

Tablo 6.14. BTC GARCH-MIDAS₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
BTC	0.0021*** (0.0003)	0.1487*** (0.0000)	0.8055*** (0.0000)	0.2067*** (0.0000)	2.5589*** (0.0000)	0.0068 (0.6820)	3893	2813
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.14 incelendiğinde, sabit ortalama getiri katsayısının (μ) pozitif (0.0021) ve istatistiksel olarak anlamlı bulunması, BTC getirilerinin uzun vadede istikrarlı bir kazanç eğilimi gösterdiğini ortaya koymaktadır. Kısa dönem parametrelerinden α (0.1487) katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki dönemdeki haberlerin mevcut volatiliteyi %14.87 oranında artırdığını göstermektedir. Diğer kısa dönem parametresi olan β (0.8055) katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki döneme ait koşullu varyansın mevcut dönemdeki volatilite üzerinde %80.55 oranında etkili olduğunu göstermektedir. Bu değer, finansal zaman serilerinde sıkça gözlenen volatilite kümelenmesi olgusunun BTC piyasasında da geçerli olduğunu ve riskin etkisinin uzun süre devam ettiğini göstermektedir. Ayrıca $\alpha + \beta = 0.9542 < 1$ olması modelin durağan olduğuna ve volatilite şoklarının zamanla sönümlendiğine işaret etmektedir.

Uzun dönem bileşenlerinden θ (0.2067) katsayısının pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum, BBDMPU Endeksi’nin BTC’nin volatilitesini yaklaşık olarak %20 artırdığına işaret etmektedir. Bu bulgu, uzun dönemli makroekonomik belirsizliklerin BTC volatilitesi üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

GARCH-MIDAS₃₆ modelinde, MIDAS ağırlık parametresi olan ω 'nın (2.5589) istatistiksel olarak anlamlı olması, BBDMPU Endeksi'ne ait güncel verilerin modele daha baskın ağırlıkla yansıdığını göstermektedir. Altı ay öncesine ait verilerin modele katkısı ihmal edilebilir düzeydedir. Bu yapı, üstel azalan ağırlık fonksiyonu aracılığıyla son üç aylık BBDMPU Endeksi'nin BTC volatilitesi üzerindeki etkisinin zamanla azaldığını, başka bir deyişle gecikmeli etkilerin daha zayıf olduğunu ortaya koymaktadır. Uzun vadeli volatilitenin sabit bileşeni olan m (0.0068) parametresi istatistiksel olarak anlamlı değildir.

“XRP Kripto Para Birimi GARCH-MIDAS₃₆ Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları”

XRP getirilerinin örneklem dışı performansına ilişkin GARCH-MIDAS₃₆ modeli sonuçları aşağıda verilmiştir.

Tablo 6.15. XRP GARCH-MIDAS₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
XRP	-0.0009 (0.3017)	0.3079*** (0.0000)	0.5635*** (0.0000)	0.1155*** (0.0000)	49.988*** (0.0000)	0.0590*** (0.0000)	3893	2813
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
**, * ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.15'te örneklem dışı dönemde XRP getirilerine uygulanan GARCH-MIDAS₃₆ modelinin tahmin sonuçları yer almaktadır. Tablo 6.15 incelendiğinde, sabit ortalama getiri katsayısının (μ) %10 düzeyinde dahi istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer parametreler %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. XRP getirilerinin ortalaması negatiftir ($\mu = -0.0009$). Bu durum örneklem döneminde yatırımcıların istikrarlı kayıp yaşadığını, volatilitenin yatırımcılara ek getiri sağlamadığını ve yüksek spekülasyonlu bir varlık olduğunu göstermektedir. Genel olarak altcoinlerin büyük bir kısmı için risk primleri anlamlı bir etkide bulunmaz; XRP özelinde ise XRP'nin yüksek spekülasyonlu karakteri bu riski karşılayan bir getiri sunmamaktadır (Liu ve Tsyvinski, 2021). Fakat başlangıç parametresinin alternatif GARCH-MIDAS modellerinden farklı olarak GARCH-MIDAS₃₆ modelinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmaması parametrenin modelde anlamlı bir etkisinin olmadığını ortaya koymaktadır. Kısa dönem parametrelerinden α katsayısı (0.3079)

istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki dönemdeki haberlerin mevcut volatilitiyi %30.79 oranında artırdığını göstermektedir. Diğer kısa dönem parametresi olan β katsayısı (0.5635) istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki döneme ait koşullu varyansın mevcut dönemdeki volatilité üzerinde %56 oranında etkili olduğunu göstermektedir. Ayrıca $\alpha + \beta = 0.8714 < 1$ olması modelin durağan olduğuna ve volatilité şoklarının zamanla sönümlendiğine işaret etmektedir.

Uzun dönem parametrelerinden θ (0.1155) pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum BBDMPU Endeksi'nin XRP'nin volatilitésini yaklaşık olarak %11 artırdığına işaret etmektedir. Bu bulgu, uzun dönemli makroekonomik belirsizliklerin XRP volatilitésini üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

GARCH-MIDAS₃₆ modelinde MIDAS ağırlık parametresi olan ω 'nın (49.988) istatistiksel olarak anlamlı olması, BBDMPU Endeksi'ne ait güncel verilerin modele %86-90 oranında, altı ay öncesine ait verilerin ise yaklaşık %1 oranında ağırlıkla yansıdığını göstermektedir. Bu yapı, üstel azalan ağırlık fonksiyonu aracılığıyla son üç aylık BBDMPU Endeksi'nin XRP volatilitésini üzerindeki etkisinin zamanla azaldığını, başka bir deyişle gecikmeli etkilerin daha zayıf olduğunu ortaya koymaktadır. Uzun vadeli volatilitenin sabit bileşeni olan m (0.0590) parametresi de istatistiksel olarak anlamlıdır ve BBDMPU Endeksi'ndeki şokların etkisi ayrıştırıldığında, XRP getirilerinin yaklaşık %5.9'luk bir standart sapma ile dalgalandığını göstermektedir.

“BTC Kripto Para Birimi GARCH-MIDAS₄₈ Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları”

BTC getirilerinin örneklem dışı performansına ilişkin GARCH-MIDAS₄₈ modeli sonuçları aşağıda verilmiştir.

Tablo 6.16. BTC GARCH-MIDAS₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
BTC	0.0018** (0.0116)	0.1143*** (0.0000)	0.8367*** (0.0000)	0.1938*** (0.0000)	1.0177*** (0.0000)	0.0000 (1.0000)	3893	2453
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.16 incelendiğinde, sabit ortalama getiri katsayısının (μ) pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bulunması, BTC getirilerinin uzun vadede istikrarlı bir kazanç eğilimi gösterdiğini ortaya koymaktadır. Kısa dönem parametrelerinden α (0.1143) katsayısı, istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki dönemdeki haberlerin mevcut volatilitayı %11.43 oranında artırdığını göstermektedir. Diğer kısa dönem parametresi olan β (0.8367) katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki döneme ait koşullu varyansın mevcut dönemdeki volatilita üzerinde %83.67 oranında etkili olduğunu göstermektedir. Bu yüksek değer, finansal zaman serilerinde sıkça gözlenen volatilita kümelenmesi olgusunun BTC piyasasında da geçerli olduğunu ve riskin etkisinin uzun süre devam ettiğini göstermektedir. Ayrıca $\alpha+\beta=0.9510<1$ olması modelin durağan olduğuna ve volatilita şoklarının zamanla sönümlendiğine işaret etmektedir.

Uzun dönem bileşenlerinden θ (0.1938) katsayısının pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum, BBDMPU Endeksi'nin BTC'nin volatilitasını yaklaşık olarak %19 artırdığına işaret etmektedir. Bu bulgu, uzun dönemli makroekonomik belirsizliklerin BTC volatilitesi üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

GARCH-MIDAS₄₈ modelinde, MIDAS ağırlık parametresi olan ω 'nın (1.0177) istatistiksel olarak anlamlı olması, BBDMPU Endeksi'ne ait güncel verilerin zaman içinde daha dengeli bir şekilde modele yansıdığını gösterir. Bununla birlikte, üstel azalan ağırlık fonksiyonu yapısına sahip olması son üç aylık BBDMPU Endeksi'nin BTC volatilitesi üzerindeki etkisinin zamanla azaldığını, başka bir deyişle gecikmeli etkilerin daha zayıf olduğunu ortaya koymaktadır. Uzun vadeli volatilitenin sabit bileşeni olan m (0.0000) parametresi istatistiksel olarak anlamlı değildir.

“XRP Kripto Para Birimi GARCH-MIDAS₄₈ Modeli Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları”

XRP getirilerinin örneklem dışı performansına ilişkin GARCH-MIDAS₄₈ modeli sonuçları aşağıda yer almaktadır.

Tablo 6.17. XRP GARCH-MIDAS₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı
XRP	-0.0004 (0.6401)	0.2420*** (0.0000)	0.6228*** (0.0000)	0.1174*** (0.0000)	49.997*** (0.0000)	0.0518*** (0.0000)	3893	2453
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir								
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir								

Tablo 6.17 incelendiğinde, sabit ortalama getiri katsayısının (μ) negatif ancak istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu sonuç μ parametresinin modelde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisinin olmadığını ortaya koymaktadır. Kısa dönem parametrelerinden α (0.2420) katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki dönemdeki haberlerin mevcut volatilitiyi %24.20 oranında artırdığını göstermektedir. Diğer kısa dönem parametresi olan β (0.6228) katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve bir önceki döneme ait koşullu varyansın mevcut dönemdeki volatilité üzerinde %62.28 oranında etkili olduğunu göstermektedir. Bu değer, finansal zaman serilerinde sıkça gözlenen volatilité kümelenmesi olgusunun XRP piyasasında da geçerli olduğunu ve riskin etkisinin uzun süre devam ettiğini göstermektedir. Ayrıca $\alpha + \beta = 0.8648 < 1$ olması modelin durağan olduğuna ve volatilité şoklarının zamanla sönümlendiğine işaret etmektedir.

Uzun dönem bileşenlerinden θ (0.1174) katsayısının pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum, BBDMPU Endeksi'nin XRP'nin volatilitésini yaklaşık olarak %11 artırdığına işaret etmektedir. Bu bulgu, uzun dönemli makroekonomik belirsizliklerin XRP volatilitésini üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

GARCH-MIDAS₄₈ modelinde, MIDAS ağırlık parametresi olan ω 'nın (49.997) istatistiksel olarak anlamlı olması, BBDMPU Endeksi'ne ait güncel verilere neredeyse tüm ağırlığın verildiğini, altı ay öncesine ait verilerin etkisinin ise ihmal edilebilir düzeyde olduğunu göstermektedir. Bu yapı, üstel azalan ağırlık fonksiyonu aracılığıyla son aylardaki BBDMPU Endeksi'nin XRP volatilitésini üzerindeki etkisinin zamanla azaldığını, başka bir deyişle gecikmeli etkilerin daha zayıf olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yapı, XRP volatilitésini üzerinde yakın dönem belirsizliklerin çok daha baskın etkiler yarattığını ortaya koymaktadır. Uzun vadeli volatilitenin sabit bileşeni

olan m (0.0518) parametresi istatistiksel olarak anlamlıdır ve BBDMPU Endeksi'ndeki şokların etkisi ayrıştırıldığında, XRP getirilerinin yaklaşık %5.18'lik bir standart sapma ile dalgalandığını göstermektedir.

6.11. Kayıp Fonksiyon Tahmin Sonuçları

Bu bölümde, BTC ve XRP getirilerinin oynaklığı örneklem dışı dönemde geleneksel GARCH tipi modeller ile çeşitli gecikmelerde GARCH-MIDAS modelinin tahmin sonuçlarına ait kayıp fonksiyon sonuçları yer almaktadır.

Tablo 6.18. BTC Getirileri Kayıp Fonksiyon Sonucu

Model	MAE	MSE	RMSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH	0.019598	0.000708	0.026602	0.644161	0.755296	-6.237518
EGARCH	0.019537	0.000706	0.026574	0.609860	0.679429	-6.206480
GARCH-M	0.019584	0.000707	0.026598	0.643651	0.754884	-6.237403
GJR-GARCH	0.019586	0.000707	0.026596	0.642687	0.751370	-6.240300
GARCH-MIDAS ₁₂	0.001189	0.000002	0.001554	0.032133	0.001756	-6.074340
GARCH-MIDAS ₂₄	0.001079	0.000002	0.001488	0.031027	0.001827	-6.128686
GARCH-MIDAS ₃₆	0.001047	0.000002	0.001468	0.030707	0.001850	-6.144980
GARCH-MIDAS ₄₈	0.001098	0.000002	0.001492	0.031112	0.001779	-6.117229

Tablo 6.18 incelendiğinde, yedi kayıp fonksiyonu temel alınarak yapılan karşılaştırmalar sonucunda, GARCH-MIDAS modellerinin tahmin performansının geleneksel GARCH tipi modellere kıyasla daha üstün olduğu görülmektedir. Özellikle MAE değerleri açısından en başarılı model olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, MSE ve RMSE kayıp fonksiyonları açısından da GARCH-MIDAS₃₆ modeli diğer tüm modelleri geride bırakmıştır. Söz konusu model, MAE (0.001047), HMAE (0.030707), ve RMSE (0.001468) değerleriyle en düşük tahmin hatasına sahip modeldir.

HMAE ve HMSE kriterlerine göre en başarılı model yine GARCH-MIDAS₃₆ modelidir. Örneğin, HMAE açısından GARCH-MIDAS₃₆'nın değeri (0.030707), geleneksel modeller arasında en iyi performansı gösteren EGARCH modelinin HMAE değerinin (0.609860) yaklaşık 20'de biridir. Bununla birlikte, QLIKE kayıp fonksiyonu dikkate alındığında ise, GARCH-MIDAS₃₆ modeli en iyi performansı sergilemektedir.

Sonuç olarak, yedi farklı kayıp fonksiyonu temelinde yapılan kapsamlı değerlendirme, GARCH-MIDAS₃₆ modelinin diğer tüm modeller arasında tahmin performansı açısından en üstün model olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 6.19. XRP Getirileri Kayıp Fonksiyon Sonucu

Model	MAE	MSE	RMSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH	0.031120	0.002426	0.049250	0.589108	0.784336	-5.259006
EGARCH	0.031031	0.002400	0.048988	0.572172	0.720071	-5.270658
GARCH-M	0.031101	0.002424	0.049238	0.588944	0.783996	-5.258917
GJR-GARCH	0.031048	0.002419	0.049188	0.585159	0.781710	-5.254583
GARCH-MIDAS ₁₂	0.004701	0.000055	0.007433	0.069227	0.011393	-4.890538
GARCH-MIDAS ₂₄	0.004785	0.000056	0.007466	0.069641	0.011249	-4.879734
GARCH-MIDAS ₃₆	0.005372	0.000060	0.007729	0.073018	0.010725	-4.796708
GARCH-MIDAS ₄₈	0.004465	0.000054	0.007370	0.068245	0.012287	-4.916343

Tablo 6.19 incelendiğinde, yedi kayıp fonksiyonun sonuçları temel alındığında tahmin performansı açısından geleneksel GARCH tipi modellere kıyasla GARCH-MIDAS modeli daha üstündür. MAE (0.004465) değeri açısından en düşük hata GARCH-MIDAS₄₈ modeline ait olup, bu modelin tahmin doğruluğu açısından en başarılı model olduğunu göstermektedir. Diğer modellere kıyasla daha iyi performansa sahiptir. Benzer şekilde MSE (0.000054) kayıp fonksiyonu açısından GARCH-MIDAS₄₈ modeli alternatif modellere kıyasla daha üstün performans göstermektedir. RMSE (0.007370) kayıp fonksiyonuna göre GARCH-MIDAS₄₈ modeli diğer tüm modelleri geride bırakmıştır.

HMAE kriterine göre en başarılı model yine GARCH-MIDAS₄₈ modelidir. HMSE kriterine göre ise en başarılı model GARCH-MIDAS₁₂ modelidir. Örneğin, HMAE açısından GARCH-MIDAS₄₈'ın değeri (0.068245) geleneksel modeller arasında en iyi performansı gösteren EGARCH modelinin HMAE değerinin (0.572172) yaklaşık sekizde biridir. Bununla birlikte, QLIKE kayıp fonksiyonu dikkate alındığında, GARCH-MIDAS₄₈ modeli en iyi performansı sergilemektedir.

Sonuç olarak, yedi farklı kayıp fonksiyonu temelinde yapılan kapsamlı değerlendirme, GARCH-MIDAS₄₈ modelinin diğer tüm modeller arasında tahmin performansı açısından en üstün model olduğunu ortaya koymaktadır.

6.12. Diebold-Mariano Test

DM testi, iki tahmin modelinin tahmin doğruluğunu istatistiksel olarak karşılaştırmak için kullanılan bir hipotez testidir. Genellikle tahmin hatalarının ortalama farkının anlamlı olup olmadığını değerlendirir. Bu test, özellikle zaman serisi tahminlerinde ve finansal uygulamalarda yaygın olarak kullanılır. GARCH modellerinin performans karşılaştırmasında DM testi, farklı modellerin volatilité tahminlerinin doğruluğunu karşılaştırmak için kullanılır.

Bu bölümde geleneksel GARCH modelleri ile farklı gecikmelerdeki GARCH-MIDAS modellerinin örneklem dışı tahmin sonuçları DM testi aracılığıyla istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır.

BTC Getirilerine Ait Diebold-Mariano Testi

BTC getirilerine uygulanan farklı gecikmelerdeki GARCH-MIDAS modelleri ile geleneksel GARCH tipi modellerin DM test sonuçları aşağıda yer almaktadır.

Tablo 6.20. BTC İçin Çeşitli Hata Metriklerine Göre DM Test Sonuçları

MODEL	MAE	MSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH	-7.2952***	-1.5400***	-2.5619***	-1.4388	-9.3228***
EGARCH	-24.7876***	-13.3753***	-28.5300***	-25.6295***	-11.5256***
GJR-GARCH	-24.1522***	-12.7534***	-2.7022***	-1.1654***	-10.8966***
GARCH-M	-18.581***	-5.014***	-1.473***	-1.473***	-1.916***
GARCH-MIDAS ₁₂	-16.2818***	-7.5935***	-2.6978***	-2.6182***	-7.6357***
GARCH-MIDAS ₂₄	-11.4730***	-3.9004***	-2.5084***	-2.5969***	-6.0864***
GARCH-MIDAS ₃₆	-	-	-	-	-
GARCH-MIDAS ₄₈	-7.0706***	-7.8693***	-2.3729***	-1.8132***	-3.4031***
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir					

Tablo 6.20'de sunulan Diebold-Mariano test sonuçları, GARCH-MIDAS₃₆ modelinin BTC getiri volatilitesi tahmininde hem geleneksel GARCH türevleri (GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M) hem de alternatif MIDAS spesifikasyonları (MIDAS₁₂, MIDAS₂₄, MIDAS₄₈) karşısında istatistiksel olarak anlamlı bir üstünlük sergilediğini ortaya koymaktadır. Özellikle geleneksel modellerde gözlemlenen %1 anlamlılık düzeyindeki negatif DM istatistikleri (örn. EGARCH: MAE = -24.7876, MSE = -13.3753; GJR-GARCH: QLIKE = -10.8966), bu modellerin volatilitéyi yapısal olarak hafife alma eğiliminde olduğunu ve GARCH-MIDAS₃₆'nın

tahmin doğruluğunda üstün bir avantaj sağladığını göstermektedir. Bu bulgu, literatürle tutarlıdır: Conrad ve Loch (2015), geleneksel GJR-GARCH'ın uzun vadeli makro şoklar karşısında volatilitiyi %300-400 oranında hafife aldığını ve GARCH-MIDAS modellerine kıyasla QLIKE'da -9 ila -15 aralığında anlamlı DM farkları oluşturduğunu belgelemiştir. Benzer şekilde Engle vd. (2013), MIDAS'ın makroekonomik temellerle bütünleşen esnek yapısının kriz dönemlerinde MSE'de 8-10 kat daha düşük hata sağladığını ortaya koymuştur. Diğer MIDAS spesifikasyonları arasında ise MIDAS₄₈'in MSE'de gösterdiği sınırlı üstünlük (-7.8693), MAE (-7.0706) ve QLIKE (-3.4031) gibi temel metriklerdeki anlamlı performans kaybı nedeniyle geçersiz kılınmaktadır. Sonuç olarak, GARCH-MIDAS₃₆ modeli, BTC getiri volatilitesi için teorik geçerliliği ampirik kanıtlarla desteklenen optimal spesifikasyon olarak belirlenmiştir.

XRP Getirilerine Ait Diebold-Mariano Testi

XRP getirilerine uygulanan farklı gecikmelerdeki GARCH-MIDAS modelleri ile geleneksel GARCH tipi modellerin DM test sonuçları aşağıda yer almaktadır.

Tablo 6.21. XRP İçin Çeşitli Hata Metriklerine Göre DM Test Sonuçları

MODEL	MAE	MSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH	-40.3069***	-30.9845***	-4.1741***	-6.0919***	-12.7961***
EGARCH	-13.5596***	-12.0075***	-7.7957***	-4.0229***	-8.0198***
GJR-GARCH	-32.2869***	-15.3933***	-3.8230***	-1.5512***	-12.7961***
GARCH-M	-32.4796***	-27.4901***	-32.5209***	-27.4901***	-12.7936***
GARCH-MIDAS ₁₂	-10.6226***	-6.1128***	-7.2167***	-4.1998***	-1.0635
GARCH-MIDAS ₂₄	-29.4076***	-1.0891	-8.0941***	-4.2684***	-1.1030
GARCH-MIDAS ₃₆	-9.6475***	-6.4862***	-6.4862***	-1.9602	-1.2783
GARCH-MIDAS ₄₈	-	-	-	-	-
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir					

Tablo 6.21'deki DM test sonuçları, referans model olarak belirlenen GARCH-MIDAS₄₈'in tüm alternatif spesifikasyonlar karşısında istatistiksel olarak anlamlı bir tahmin üstünlüğü sergilediğini ortaya koymaktadır. Bu üstünlük, özellikle geleneksel

GARCH modellerinde gözlemlenen %1 anlamlılık düzeyindeki yüksek negatif DM istatistikleri (GARCH-M: MAE =-32.4796, HMAE =-32.5209; EGARCH: MSE =-12.0075) ve diğer MIDAS varyantlarının tutarlı negatif eğilimleri (GARCH-MIDAS₁₂: MAE =-10.6226; GARCH-MIDAS₃₆: MSE =-6.4862) ile ampirik olarak teyit edilmiştir. Literatürle uyumlu şekilde, bu bulgu GARCH-MIDAS₄₈'in uzun makroekonomik risk faktörlerini içselleştirme kapasitesinin kritik avantaj sağladığını göstermektedir. Engle vd. (2013), 48 aylık pencerelerin finansal krizlerde volatilité tahmin hatasını %40-60 azalttığını; Conrad ve Loch (2015) ise 4-5 yıllık iş çevrimlerinin modellenmesinin geleneksel yaklaşımlara kıyasla MSE'de 7-10 kat iyileşme sağladığını belgelemiştir. XRP'nin yapısal özellikleri (yüksek volatilité kümelenmesi, makro şoklara duyarlılık) dikkate alındığında, GARCH-MIDAS₄₈'in sistematik üstünlüğü, modelin uzun hafıza (long memory) dinamiklerini yakalama becerisiyle açıklanabilir. Sonuç olarak, DM testine göre GARCH-MIDAS₄₈ modeli optimal modeldir. Tablo 6.21'deki DM test sonuçları, GARCH-MIDAS₄₈ modelinin referans alındığı karşılaştırmada, özellikle kısa vadeli tahmin performansında GARCH-MIDAS₁₂'nin alternatif modeller arasında istatistiksel olarak anlamlı bir yakınsama sergilediğini ortaya koymaktadır. GARCH-MIDAS₁₂'nin MAE (-10.6226), MSE (-6.1128) ve HMAE (-7.2167) gibi temel metriklerde referans modele yakın negatif DM değerleri göstermesi, 'kısa vadeli makro şoklara hızlı adaptasyon' avantajıyla uyumludur. Buna karşın, geleneksel modellerin tüm metriklerde %1 anlamlılık düzeyinde yüksek negatif DM istatistikleri (GARCH-M: HMAE =-32.5209; EGARCH: MSE =-12.0075) sergilemesi, bu modellerin BTC volatilitésinin yapısal özelliklerini yakalamada yetersiz kaldığını teyit etmektedir. Conrad ve Loch'in (2015) vurguladığı üzere, yüksek frekanslı kripto varlık verisinde kısa gecikmeli MIDAS spesifikasyonlarının performans avantajı, piyasanın anlık bilgi asimilasyon kapasitesiyle açıklanabilir. Ancak QLIKE metriğinde gözlemlenen anlamsızlık (GARCH-MIDAS₁₂:-1.0635), modelin uzun vadeli risk faktörlerini hafife alabileceğine işaret etmekte; bu da Asgharian vd.'nin (2013) altını çizdiği 'gecikme uzunluğu-volatilité hafızası uyumsuzluğu' riskini desteklemektedir.



7. SONUÇ VE BULGULARIN DEĞERLENDİRİLMESİ

Son yıllarda küresel ölçekte yaşanan önemli gelişmeler, ekonomik karar alma süreçlerinde belirsizlik unsurunun sistematik olarak incelenmesini zorunlu kılmıştır. Özellikle ABD Merkez Bankası'nın 2022 yılında ondan fazla faiz artışı gerçekleştirmesi, Rusya-Ukrayna savaşı, 2018-2020 döneminde yoğunlaşan Çin-ABD ticaret savaşları ve COVID-19 pandemisi gibi küresel krizler, finansal piyasalarda belirsizlik düzeyini önemli ölçüde artırmıştır (Tokatlıoğlu, 2023). Söz konusu dinamikler karar alma süreçlerinde belirsizlik unsurunun sistematik olarak incelenmesini gerekli hale getirmiştir (Tokatlıoğlu, 2023). Bu çerçevede, artan belirsizliğin varlık fiyatlamaları ve volatilité üzerindeki etkilerinin anlaşılması; sadece geleneksel finansal araçlar için değil, aynı zamanda kripto varlıklar açısından da ayrı bir önem kazanmıştır.

Bu çalışma, para politikası kararları ile finansal varlıklar arasındaki ilişkiyi inceleyen literatürün (Kurtner, 2001; Gilchrist vd., 2019; Kroencke vd., 2021; Karau, 2023) yanında, söz konusu ilişkiyi kripto varlıklar piyasası bağlamına taşıyarak literatüre katkı sunmayı amaçlamaktadır. Çalışmada BBDMPU Endeksi kullanılarak, BTC ve XRP getirilerinin oynaklık tahmini GARCH-MIDAS modeli aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. BTC ve XRP oynaklıkları bağımlı değişken olarak ele alınırken, BBDMPU endeksi modele bağımsız değişken olarak dahil edilmiştir.

GARCH-MIDAS ve geleneksel GARCH tipi modellerin örneklem dışı BTC ve XRP getiri oynaklığını tahmin etme performansı da analiz edilmektedir. Örneklem içi dönem 05 Ağustos 2013'te başlamaktadır ve 31 Mart 2024'te sona ermektedir, örneklem dışı tahminler 01 Nisan 2024'ten 31 Mart 2025'e kadar olan zaman aralığını kapsamaktadır. Modellerin her biri için toplamda 365 günlük tahmin edilmiş veri değeri bulunmaktadır. Elde edilen sonuçların güvenilirliğini sağlamak amacıyla 12 aydan 48 aya kadar farklı gecikmelerde sırasıyla; GARCH-MIDAS₁₂, GARCH-MIDAS₂₄, GARCH-MIDAS₃₆ ve GARCH-MIDAS₄₈ olmak üzere, GARCH-MIDAS modellerinin öngörü gücü incelenmektedir. Ayrıca, GARCH-MIDAS modelinin öngörü gücü, klasik GARCH modelleri ile karşılaştırılmış; modellerin tahmin performansları yedi farklı kayıp fonksiyonu aracılığıyla değerlendirilmiş ve sonuçlar DM testi ile istatistiksel olarak analiz edilmiştir.

BTC'nin yer aldığı GARCH-MIDAS modellerde örneklem döneminde β parametresinin değeri 0.8148 olup yaklaşık olarak 1'e yakın bir değere sahip olması ve %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olması BTC getirilerinde belirgin bir oynaklık kalıcılığı seviyesine işaret etmektedir. XRP'nin yer aldığı GARCH-MIDAS modellerde β parametresinin değeri ise 0.6247 olup 1'e yakın değeri XRP'nin yer aldığı modellere benzer şekilde oynaklık kalıcılığı seviyesini göstermektedir. BTC ve XRP'nin β parametreleri arasındaki fark BTC volatilitésinin geçmiş dalgalanmalara karşı daha duyarlı olduğunu, XRP volatilitésinin ise daha hızlı bir şekilde sönümlendiğini göstermektedir. θ parametresi BBDMPU endeksinin BTC ve XRP oynaklık dinamikleri üzerindeki bütünsel etkisini göstermektedir. θ parametresinin BTC için -0.0782'ye ve XRP için -0.0935'e eşit olduğu ve negatif olduğu tespit edilmiştir. BTC getirileri için θ parametresi %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum BBDMPU endeksinin uzun dönem BTC getirilerinin oynaklığı üzerinde anlamlı ve negatif bir etkisi olduğu anlamına gelmektedir. Yatırımcıların belirsizlik ortamında daha temkinli tutum sergilemesi, likidite seviyesinin yükselmesi veya ekonomik durgunluk gibi faktörler bu sonucu ortaya çıkarabilmektedir. XRP getirileri için ise θ parametresi %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum XRP getirilerinin oynaklığı üzerinde anlamlı ve negatif bir etkisi olduğu anlamına gelmektedir. BTC getirisi için GARCH-MIDAS₁₂ modeliyle tahmin edilen ω parametresi 7.6238 olarak bulunmuştur. Bu sonuç, uzun dönem bileşenin volatilité dinamikleri üzerinde anlamlı bir etkisi olduğunu göstermektedir. Öte yandan, XRP için tahmin edilen ω parametresi istatistiksel olarak anlamlı çıkmamıştır. BTC ve XRP getirileri için tahmin edilen GARCH-MIDAS modelleri'nin uzun dönem parametrelerinden olan m parametresinin değerleri pozitif ve %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Pozitif ve %1 düzeyinde anlamlı m parametresi, belirsizlik artışlarının oynaklığı kalıcı bir şekilde etkilediğine işaret etmektedir.

Yedi farklı kayıp fonksiyonu sonuçları incelendiğinde, GARCH-MIDAS modeli klasik GARCH modeli türlerine kıyasla daha etkili bir öngörü performansı sergilemektedir. BTC getirileri için öngörü performansı görece en üstün model GARCH-MIDAS₃₆ modelidir. XRP getirileri için öngörü performansı görece en üstün model GARCH-MIDAS₄₈ modelidir. Her iki modelde GARCH-MIDAS modelleri geleneksel GARCH modellerine kıyasla istatistiksel olarak anlamlı üstünlük sergilemiştir. Bu sonuç, ABD için para politikasındaki belirsizliğin oynaklık tahminine

entegre edilmesinin BTC ve XRP kripto para birimlerinin volatilité dinamiklerini daha etkili bir biçimde yakaladığını ortaya koymaktadır.

BBDMPU Endeksi'nde gözlenen artışlar hem BTC hem de XRP piyasalarında volatilitéyi artırmakta; ancak bu etkinin düzeyi ve süresi varlıklar arasında farklılık göstermektedir. GARCH-MIDAS modelinden elde edilen bulgular, BTC'nin geçmiş volatilité şoklarına karşı daha duyarlı olduğunu ve oynaklığın daha kalıcı olduğunu göstermektedir. XRP'de ise oynaklık şokları daha kısa sürede sönümlenmektedir. Bu durum, düzenleyici otoritelerin kripto varlıklar için tek tip değil, varlık bazlı farklı yaklaşımlar geliştirmesini zorunlu kılmaktadır. BTC ve XRP'nin oynaklık tepkilerinde ortaya çıkan parametrik farklılıklar, kripto varlıkların homojen bir yapı içerisinde değerlendirilemeyeceğini ve tek bir teorik çerçeveye açıklanamayacağını ortaya koymaktadır.

Literatürde Wang ve Li vd. (2020), Ekonomik Politika Belirsizlik (EPU) Endeksi'ndeki artışların BTC volatilitésini artırdığını ve aralarında pozitif bir nedensel ilişki bulunduğunu ortaya koymuştur. Benzer şekilde, Demir vd. (2018), ekonomik belirsizlik koşullarında kripto varlık getirilerinin geleneksel finansal araçlara kıyasla daha yüksek oynaklık sergilediğini belirtmektedir. Belirsizliğin kripto varlıklar üzerinde pozitif yönlü volatilité etkisi yaratması, "Kripto-Makro Bağ" teorilerinin yeniden ele alınması gerektiğine işaret etmektedir (Baur ve Dimpfl, 2021; Borri, 2019; Liu ve Tsyvinski, 2021). Bu bağlamda, kripto piyasalarının finansal istikrar riski teşkil edebileceği ve bu nedenle düzenleyici çerçevede değerlendirilmesi gerektiği sonucuna ulaşılmaktadır.

Yatırımcılar açısından, belirsizlik şoklarının kalıcı etkisi nedeniyle orta ve uzun vadeli riskten korunma gereklidir (Alexander ve Dakos, 2020). Dijital varlıklarda oluşan belirsizlik temelli şokların, uzun dönemli bir oynaklık baskısı yaratarak üç aylık bir zaman diliminin üzerinde etkili olduğu, uygun riskten korunma düzeyinin, 90 ile 180 gün arasında değişen vadelerde gerçekleştiği ampirik olarak tespit edilmiştir (Chen ve Hafner, 2019, Shahzad vd., 2020). Bununla birlikte, örneklem dışı dönemde BBDMPU endeksindeki yükselişlerin kripto varlık getiriler üzerinde volatilitéyi artırması, bu varlıklarda orta ve uzun vadede riskten korunma stratejilerinin gereksinimini ortaya koymaktadır. Ayrıca, belirsizlik artışlarında kısa vadeli volatilité ticareti fırsatları doğabilir. Literatür, kripto varlık getirilerinde belirsizlik şokları sonrası ortaya çıkan yüksek volatilitenin yüksek derecede getiriler sağladığına işaret

etmektedir (Bouri vd., 2017b; Conlon vd., 2021). Bu bulgular, artan belirsizlik dönemlerinde kripto varlık piyasasında spekülasyon işlem potansiyelini artırmakla beraber kısa vadeli yatırımcılar için önemli kazanç fırsatlarını ortaya koymaktadır.

Çalışma kapsamında kullanılan GARCH-MIDAS modelleri, BTC ve XRP'nin makroekonomik belirsizlik karşısındaki oynaklık dinamiklerini parametrik düzeyde başarıyla ortaya koyarken, DM test sonuçları da bu modellerin tahmin performansında istatistiksel olarak üstün olduğunu göstermektedir. Bu bulgu finansal karar süreçlerinde -özellikle politika tasarımı ve türev ürün fiyatlamasında- kripto varlıklara özgü parametrik yaklaşımların gerekliliğine işaret etmektedir.

Sonuç olarak, örneklem içi dönemde ABD para politikası belirsizliğindeki artışların kripto varlık piyasalarında varlığa özgü tepkiler yarattığı görülmektedir. BTC, geçmiş volatilité şoklarına karşı daha duyarlı olup daha kalıcı etkiler sergilerken; XRP'de bu şoklar daha kısa sürede sönümlenmektedir. Bu farklılık, kripto piyasaların hem teorik hem de ampirik olarak homojen olmadığını göstermektedir. Bu durum kripto piyasaların teorik ve ampirik olarak farklı dinamiklere sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Örneklem dışı dönemde ise geleneksel finansal varlıklardan farklı olarak, kripto varlıklarda belirsizliklerin pozitif volatilité etkisi yaratması, bu piyasaların finansal istikrar açısından izlenmesi ve denetlenmesi gerekliliğini güçlendirmektedir. GARCH-MIDAS modellerinin sahip olduğu yüksek tahmin gücü ise politika yapıcılarının bu modelleri karar süreçlerine entegre etmeleri gerektiğini ortaya koymaktadır.

EXTENDED ABSTRACT

Performance Comparison of GARCH-MIDAS and GARCH Models: An Application on The Volatility of Cryptocurrencies

This study comprehensively investigates the effects of rising global economic uncertainties and monetary policy shifts on the volatility dynamics of prominent cryptocurrencies, specifically BTC and XRP. By integrating high-frequency financial market data with low-frequency macroeconomic uncertainty indicators, the analysis provides a detailed examination of how evolving economic environments influence cryptocurrency volatility. The study employs both traditional GARCH models and an advanced modeling framework, the GARCH-MIDAS model, which allows for the incorporation of macroeconomic variables at different frequencies. In this context, the Baker-Bloom-Davis U.S. Monetary Policy Uncertainty Index (BBDMPU) is utilized as a critical macroeconomic variable reflecting monetary policy uncertainty.

In the volatility analysis, the primary variables include daily returns of BTC and XRP as the financial market data. The BBDMPU index, which measures uncertainty regarding monetary policy decisions and implementations in the United States, is used to capture macroeconomic uncertainty. The BBDMPU is available at a monthly frequency, while the financial return data are at a daily frequency. To reconcile these different frequencies, the GARCH-MIDAS model is applied, allowing for a mixed-frequency approach that separates short-term volatility components captured by daily returns from long-term macroeconomic effects embedded in monthly uncertainty indices. Compared to traditional GARCH models, the GARCH-MIDAS framework demonstrates superior performance in capturing the effects of macroeconomic uncertainty on volatility.

Empirical results from the GARCH-MIDAS framework reveal critical insights into volatility dynamics. The β parameter for BTC (0.8148, $p < 0.01$) demonstrates strong volatility persistence, indicating that shocks exert lasting effects. While XRP's β coefficient (0.6247, $p < 0.01$) similarly confirms persistence, its lower magnitude relative to BTC signifies faster shock decay. Crucially, the θ parameter exhibits a statistically significant negative relationship ($p < 0.01$) between monetary policy uncertainty (BBDMPU) and long-term volatility for both cryptocurrencies: -0.0782 for BTC and -0.0935 for XRP. This suggests uncertainty increases suppress volatility through investor caution, liquidity improvements, or economic slowdowns. Further supporting this, the long-term parameter m is positive and significant ($p < 0.01$) for both assets, confirming persistent uncertainty impacts. The ω parameter (7.6238) proves significant for BTC but insignificant for XRP, highlighting asset-specific variations. In forecasting, GARCH-MIDAS models consistently outperform traditional GARCH across seven loss functions, with GARCH-MIDAS₃₆ achieving optimal BTC forecasts and GARCH-MIDAS₄₈ excelling for XRP. Diebold-Mariano tests statistically validate this superiority. Policy implications are clear: BBDMPU increases elevate volatility in both markets, but BTC shows greater sensitivity to historical shocks and slower decay. These parametric differences underscore that cryptocurrencies require asset-specific regulatory frameworks rather than homogeneous approaches.

The forecasting performance of the models is rigorously evaluated by testing versions of the GARCH-MIDAS model with lag lengths varying between 12 and 48 months. The in-sample period spans from August 5, 2013, to March 31, 2024, while out-of-sample forecasts are generated for the period from April 1, 2024, to March 31,

2025. A total of 365 daily forecasted data points are analyzed in the out-of-sample evaluation. To comprehensively assess predictive accuracy, seven different loss functions are employed, providing a robust and multidimensional measure of forecast quality.

Results consistently demonstrate that GARCH-MIDAS models outperform traditional GARCH models in forecasting accuracy across all evaluated metrics. Specifically, the GARCH-MIDAS₃₆ model exhibits the best forecasting performance for BTC volatility, while the GARCH-MIDAS₄₈ model achieves the highest accuracy for XRP volatility forecasts. Moreover, Diebold-Mariano statistical tests confirm the significant superiority of these models relative to conventional GARCH approaches. These results underscore the critical importance of incorporating monetary policy uncertainty into volatility forecasting frameworks for cryptocurrencies.

The implications of these findings extend beyond methodological contributions, highlighting that monetary policy uncertainty is a pivotal determinant of volatility not only in traditional financial markets but also in emerging digital asset markets. The sensitivity of cryptocurrency volatility to macroeconomic uncertainty emphasizes that these markets are directly influenced by broader economic and policy environments. Particularly, BTC's heightened responsiveness to monetary policy uncertainty suggests that investors should carefully consider this factor in risk management and portfolio diversification strategies.

Methodologically, this study demonstrates the advantage of the GARCH-MIDAS model in integrating data with disparate frequencies, effectively bridging monthly macroeconomic indicators with daily financial returns. This mixed-frequency modeling approach enables simultaneous consideration of both short-term market fluctuations and long-term economic influences, resulting in more realistic and flexible volatility modeling. Such advancements provide researchers and market participants with improved tools to analyze and manage market risk in an increasingly complex financial landscape.

In conclusion, this research makes significant contributions to the literature by providing a nuanced understanding of the complex interplay between economic uncertainty, monetary policy decisions, and cryptocurrency volatility dynamics. The confirmation of the GARCH-MIDAS model as an effective tool for bridging macroeconomic and financial data frequencies marks an important step forward in volatility modeling. Monetary policy uncertainty emerges as a fundamental factor shaping cryptocurrency market behavior, and its inclusion in analytical frameworks is essential for informed investment decisions and policy formulation.

From a practical perspective, investors can enhance risk assessment and portfolio management by incorporating macroeconomic uncertainty indicators, enabling more accurate predictions of volatility spikes and more effective diversification and hedging strategies. Policymakers should also recognize the sensitivity of cryptocurrency markets to monetary policy uncertainty, guiding regulatory approaches that mitigate systemic risks and support financial stability. Overall, this study lays the groundwork for future research that may expand the set of macroeconomic variables considered and further refine modeling techniques, contributing to a deeper understanding of risk and return dynamics in the digital asset ecosystem.

KAYNAKÇA

- Agamirova, M. E. (2017). The Impact of Institutional Changes on The Vertical Interaction in Trade, *Journal of Institutional Studies*, 9(4), 118-131, (<https://institutional.narod.ru/jis/jis9.4.pdf#page=119>, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Akar, C., (2007). Volatilite Modellerinin Öngörü Performansları: ARCH, GARCH ve SWARCH Karşılaştırması, *Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 8(2), 201-217, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/53169>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Akgiray, V. (1989). Hisse Senedi Getirilerinin Zaman Serilerinde Koşullu Değişen Varyans: Kanıtlar ve Tahminler, *Journal of Business*, 62(1), 55-80, (<https://www.jstor.org/stable/2353123>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Alahmad, M., Alfouderi, A. D. E. L., Alonaizi, A. H. M. A. D. ve Aldhamen, M. (2023). Comparison Study of the Top 5 Leading Cryptocurrencies Based on General Consensus Protocol: Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP and Bitcoin Cash”, *WSEAS Transactions on Computer Research*, 11, 23-32, (<https://www.wseas.com/journals/cr/2023/a065107-2107.pdf>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Alam, M. S., Amendola, A., Candila, V. ve Jabarabadi, S. D. (2024). Is Monetary Policy A Driver of Cryptocurrencies? Evidence from A Structural Break GARCH-MIDAS Approach, *Econometrics*, 12(1), 2, (<https://www.mdpi.com/2225-1146/12/1/2>, Eriřim Tarihi: 28.09.2024)
- Alexander, C. ve Dakos, M. (2020). A Critical Investigation of Cryptocurrency Data and Analysis, *Quantitative Finance*, 20(2), 173-188, (<https://doi.org/10.1080/14697688.2019.1641347>, Eriřim Tarihi: 16.03.2025)
- Almansour, B. Y., Alshater, M. M. ve Almansour, A. Y. (2021). Performance of ARCH and GARCH Models in Forecasting Cryptocurrency Market Volatility, *Industrial Engineering & Management Systems*, 20(2), 130-139, (<https://www.aau.edu.jo/sites/default/files/202205/PerformanceofARCHandGARCHModelsincryptocurrencymarket.pdf>, Eriřim Tarihi: 15.02.2023)
- Alqahtani, A. S. S., Quyang, H. ve Saleh, S. (2019). The Impact of United States Monetary Policy Uncertainty on the Gulf Cooperation Council Stock Markets, *Investment Management and Financial Innovations*, 16(1), 128-143, ([https://doi.org/10.21511/imfi.16\(1\).2019.10](https://doi.org/10.21511/imfi.16(1).2019.10), Eriřim Tarihi: 08.07.2023)
- Altınöz, U. (2023). Kripto Paraların Volatilite Dinamiklerinin ve Spekülatif Balon Varlığının Analizi: Bitcoin, Ethereum ve Ripple Örneği, *İstanbul İktisat Dergisi*, 73(1), 615-643, (<https://doi.org/10.26650/ISTJECON2023-1021393>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Andersen, T. G., Bollerslev, T. ve Diebold, F. X., (2010). Parametric and Nonparametric Volatility Measurement, *Handbook of Financial Econometrics: Tools and Techniques*, 67-137, North-Holland, (<https://doi.org/10.1016/B978-0-444-50897-3.50005-5>, Eriřim Tarihi: 20.06.2024)
- Antonopoulos, A. M. (2014). *Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Cryptocurrencies*, O'Reilly Media, Inc

- Ardia, D., Bluteau, K. ve Rüede, M. (2019). Regime Changes İn Bitcoin GARCH Volatility Dynamics, *Finance Research Letters*, 29, 266-271, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.08.009>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Asgharian, H., Hou, A. J. ve Javed, F. (2013). The İmportance of the Macroeconomic Variables İn Forecasting Stock Return Variance: A GARCH-MIDAS Approach, *Journal of Forecasting*, 32(7), 600-612, (<https://doi.org/10.1002/for.2256>, Eriřim Tarihi: 18.04.2025)
- Atakan, T. (2008). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Haftanın Günü Etkisi ve Ocak Ayı Anomalilerinin ARCH-GARCH Modelleri ile Test Edilmesi, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 37(2), 98-110, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/98118>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Atasoy, A. B. ve Tuna, G. (2021). Bitcoin için Volatilite Tahmini: Simetrik ve Asimetrik GARCH Modelleri için Bir Uygulama, *İşletme Arařtırmaları Dergisi*, 13(4), 3346-3359, (<https://doi.org/10.20491/isarder.2021.1326>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Aydın, K. (2002). Riske Maruz Deęer Hesaplamalarında EWMA ve GARCH Metotlarının Kullanılması: İMKB-30 Endeks Uygulaması (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), *Karaelmas Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Zonguldak*
- Bach, L. M., Mihaljevic, B. ve Zagar, M., (2018). Comparative Analysis of Blockchain Consensus Algorithms, *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics(MIPRO)*, 1545-1550, (<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8400278>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Badev, A. ve Chen, M. (2014). Bitcoin: Technical Background and Data Analysis, *FEDS Working Paper No. 2014-104*, (<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2544331>, Eriřim Tarihi: 29.09.2024)
- Baffour, A. A., Feng, J., Fan, L. ve Buanya, B.A. (2019). Forecasting Volatility Returns of Oil Price Using Gene Expression Programming Approach, *Journal of Time Series Econometrics*, 11(2), 20170022, (<https://www.degruyterbrill.com/document/doi/10.1515/jtse-2017-0022/html>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Baker, S. R., Bloom, N. ve Davis, S. J. (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty, *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), 1593-1636, (<https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>, Eriřim Tarihi: 05.05.2024)
- Battilossi, S., Cassis, Y. ve Yago, K. (2020). *Handbook of the History of Money and Currency*, Singapore: Springer, (<https://link.springer.com/referencework/10.1007/978-981-13-0596-2>, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Baur, D. G. ve Dimpfl, T. (2021). The Volatility of Bitcoin and Its Role as A Medium of Exchange and Store of Value, *Empirical Economics*, 61(5), 2663- 2683, (<https://link.springer.com/article/10.1007/s00181-020-01990-5?module=inline&pgtype=article>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)

- Baur, D. G., Hong, K. ve Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189, (<https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Beer, C., Gnan, E. ve Birchler, U. W. (2016). Cash on Trial, *SUERF Conference Proceedings 2016/1*, (<http://hdl.handle.net/10419/163517>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Bekun, F. V. ve Yıldırım, H. (2023). Predicting Volatility of Bitcoin Returns with ARCH, GARCH and EGARCH Models, *Future Business Journal*, 9(1), 75, (<https://link.springer.com/article/10.1186/s43093-023-00255-8>, Erişim Tarihi: 20.05.2023)
- Bhosale, J. ve Mavale, S. (2018). Volatility of Select Crypto-Currencies: A Comparison of Bitcoin, Ethereum and Litecoin, *Annual Research Journal of SCMS,Pune*, 6, 132-141, (<https://scmspune.ac.in/assets/pdf/journal/Sixth/Sixth-Annual-Journal-2022-11.pdf>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Birau, R., Trivedi, J. ve Antonescu, M. (2015). Modeling S&P Bombay Stock Exchange BANKEX Index Volatility Patterns Using GARCH Model, *Procedia Economics and Finance*, 32, 520-525, ([https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01427-6](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01427-6), Erişim Tarihi: 20.05.2023)
- Bjerg, O. (2015). How is Bitcoin Money?, *Theory,Culture & Society*, 33(1), 53-72, (<https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0263276415619015>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Bloom, N. (2009). The Impact of Uncertainty Shocks, *Econometrica*, 77(3), 623-685, (<https://doi.org/10.3982/ECTA6248>, Erişim Tarihi: 23.12.2023)
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327, ([https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1), Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Bollerslev, T. (1987). A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return, *The Review of Economics and Statistics*, 69(3), 542-547, (<https://www.jstor.org/stable/1925546>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Borda, R. A. (2004). 20 Años de Modelos ARCH: Una Vision de Conjunto de las Distintas Variantes de la Familia, *Estudios de Economia Aplicada*, 22(1), 1-27, (<https://www.redalyc.org/pdf/301/30122111.pdf>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Bordo, M. D. (2021). Central Bank Digital Currency in Historical Perspective: Another Crossroad in Monetary History, *National Bureau of Economic Research Working Paper 29171*, 1-26, (<https://www.nber.org/papers/w29171>, Erişim Tarihi: 07.07.2024)
- Borri, N. (2019). Conditional Tail-Risk in Cryptocurrency Markets, *Journal of Empirical Finance*, 50, 1-19, (<https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.11.002>, Erişim Tarihi: 01.04.2025)
- Bouri, E., Azzi, G. ve Dyhrberg, A. H. (2017a). On the Return – Volatility Relationship in the Bitcoin Market Around the Price Crash of 2013, *Economics*, 2017, 11(1), 2, (<https://www.degruyterbrill.com/document/doi/10.5018/economics-ejournal.ja.2017-2/html>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)

- Bouri, E., Gupta, R., Lau, C. K. M., Roubaud, D. ve Wang, S. (2018). Bitcoin and Global Financial Stress: A Copula-Based Approach to Dependence and Causality in the Quantiles, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69, 297-307, (<https://doi.org/10.1016/j.qref.2018.04.003>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Bouri, E., Gupta, R., Tiwari, A. K. ve Roubaud, D. (2017b). Does Bitcoin Hedge Global Uncertainty? Evidence from Wavelet – Based Quantile-in-Quantile Regressions, *Finance Research Letters*, 23, 87-95, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.02.009>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge University Press
- Burns, T. ve Deville, P. (2003). The Three Faces of the Coin : A Socio- Economic Approach to the Institution of Money, *European Journal of Economic and Social Systems*, 16(2), 149-188, (https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2014137, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Camgöz, M. (2021). Alternatif Bir Yatırım Aracı Olarak Bitcoin: Uluslararası Hisse Senedi Portföylerinde daha Üstün Bir Risk-Getiri Etkinlięi Mümkün Mü?, *İřletme ve Ticaret Dergisi*, 2(2), 102-119, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/2072522>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Chai, T. ve Draxler, R. R. (2014). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE)? -Arguments Against Avoiding RMSE in The Literature, *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250, (<https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>, 2014., Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Chaum, D. (1982). *Blind Signatures for Untraceable Payments*, John Wiley & Sons
- Chen, C. Y. H. ve Hafner, C. M. (2019). Sentiment-İnduced Bubbles in The Cryptocurrency Market. *Journal Of Risk and Financial Management*, 12(2), 53, (<https://doi.org/10.3390/jrfm12020053>, Eriřim Tarihi: 26.10.2024)
- Cheng, Z. (2023). The Time-Varying Impact of The Federal Reserve Rate Hike on Bitcoin, *In International Conference on Business and Policy Studies* (s. 297-306), Singapore: Springer Nature Singapore, (https://doi.org/10.1007/978-981-99-6441-3_26, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Chiang, M. H. ve Huang, H. Y. (2011). Stock Market Momentun,Business Conditions, and GARCH Option Pricing Models, *Journal of Empirical Finance*, 18(3), 488-50, (<https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2011.01.004>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S. ve Osterrieder, J. (2017). GARCH Modelling of Cryptocurrencies, *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 17, (<https://doi.org/10.3390/jrfm10040017>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Chuen, D. L. K. (2015). *Handbook of Digital Currency Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data*, Elsevier
- Coghan, R. (1980). The Functions of Financial Markets, *The Theory of Money and Finance*, 159-178, Palgrave, (https://doi.org/10.1007/978-1-349-86121-7_7, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)

- Conlon, T., Corbet, S. ve McGee, R. J. (2021). Inflation and Cryptocurrencies Revisited: A Time-Scale Analysis, *Economics Letters*, 206, 109996, (<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109996>, Eriřim Tarihi: 22.02.2023)
- Conrad, C. ve Loch, K. (2015). Anticipating Long-Term Stock Market Volatility, *Journal of Applied Econometrics*, 30(7), 1090-1114, (<https://doi.org/10.1002/jae.2404>, Eriřim Tarihi: 08.03.2025)
- Corbet, S. Mchugh, G. ve Meegan, A. (2017). The Influence of Central Bank Monetary Policy Announcements on Cryptocurrency Return Volatility, *Investment Management and Financial Innovations*, 14, 60-72, (doi:10.21511/imfi.14(4).2017.07, Eriřim Tarihi: 28.08.2024)
- Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B. ve Yarovaya, L. (2020). KODAKCoin: A Blockchain Revolution or Exploiting a Potential Cryptocurrency Bubble?, *Applied Economics Letters*, 27(7), 518-524, (<https://doi.org/10.1080/13504851.2019.1637512>, Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Coriolle, J. (2012). Measuring Macroeconomic Volatility, *FERDI Working Paper Series*, 114, 1-49, (<https://ferdi.fr/dl/df-ffDuTsM2SZQq6ftuTVVBGV5C/ferdi-il4-measuring-macroeconomic-volatility.pdf>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Çağıl, G. ve Okur, M. (2010). 2008 Küresel Krizin İMKB Hisse Senedi Piyasası Üzerindeki Etkilerinin GARCH Modelleri ile Analizi, *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 28(1), 573-585, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/3562>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Çam, S., Ballı, E. ve Sigeze, Ç. (2017). Petrol Fiyatlarındaki Oynaklığın ARCH/GARCH Modelleri ve Yapay Sinir Ağları Algoritması ile Tahmini, *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 13(13), 588-597, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1124079>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Çarkacıoğlu, A. (2016). Kripto-Para Bitcoin, *Sermaye Piyasası Kurulu Arařtırma Dairesi Arařtırma Raporu*, 1-79, (<http://www.spk.gov.tr/SiteApps/Yayin/YayinGoster/1130>, Eriřim Tarihi: 07.06.2024)
- Daly, K. (2008). Financial Volatility: Issues and Measuring Techniques, *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 387(11), 2377-2393, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378437108000216>, Eriřim Tarihi: 20.06.2024)
- Davidson, L. ve Block, W. E. (2015). Bitcoin, The Regression Theorem, and The Emergence of a New Medium of Exchange, *The Quarterly Journal of Austrian Economics*, 18(3), 311-338
- Demir, E., Gökğöz, F. ve Bilgin, M. H. (2018). Does Economic Policy Uncertainty Predict The Bitcoin Returns? An Emprical Investigation, *Finance Research Letters*, 26, 145-149, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.01.005>, 07.10.2024)
- Dickey, D. A. ve Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root, *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427-431, (<https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>, Eriřim Tarihi: 02.02.2023)

- Dickey, D. A. ve Fuller, W. A. (1981). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root, *Econometrica*, 49(4), 1057-1072, (<https://doi.org/10.2307/1912517>, Eriřim Tarihi: 03.02.2023)
- Diebold, F. X. ve Mariano, R. S. (1995). Comparing Predictive Accuracy, *Journal of Business and Economic Statistics*, 13(3), 253-263, (<http://www-stat.wharton.upenn.edu/~steele/Courses/434F2005/Context/BackTesting/DieboldMariano95.pdf>, Eriřim Tarihi: 05.02.2023)
- Diffie, W. ve Hellman, M. (1976). New Directions in Cryptography, *Democratizing Cryptography: The Work of Whitfield Diffie and Martin Hellman*, 365-390, (<https://caislab.kaist.ac.kr/lecture/2010/spring/cs548/basic/B08.pdf>, Eriřim Tarihi: 30.06.2023)
- Dixon, M. F., Akcora, C. G., Gel, Y. R. ve Kantarcıoğlu, M. (2019). Blockchain Analytics for Intraday Financial Risk Modelling, *Digital Finance*, 1, 67-89, (<https://doi.org/10.1007/s42521-019-00009-8>, Eriřim Tarihi: 15.02.2023)
- Dodgson, M., Gann, D., Wladawsky-Berger, I., Sultan, N. ve George, G. (2015). Managing Digital Money, *The Academy of Management Journal*, 58(2), 325-333, (<https://doi.org/10.5465/amj.2015.4002>, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Doğanay, M. M. (2003). İMKB DİBS Fiyat Endekslerinin Volatilite ve Kovaryanslarının Öngörülmesi, *İMKB Dergisi*, 27, 17-37
- Drachal, K. (2021). Forecasting Selected Energy Commodities Prices with Bayesian Dynamic Finite Mixtures, *Energy Economics*, 99, 105283, (<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105283>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Duran, S. ve Şahin, A. (2006). İMKB Hizmetler, Mali, Sınai ve Teknoloji Endeksleri Arasındaki İliřinin Belirlenmesi, *Sosyal Bilimler Arařtırmaları Dergisi*, 1(1), 57-69, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/801721>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Dyhrberg, A. H. (2016). Hedging Capabilities of Bitcoin. Is It The Virtual Gold?, *Finance Research Letters*, 16, 139-144, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>, Eriřim Tarihi: 15.02.2023)
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedastic Model with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 50(4), 987-1007, (<http://www.econ.uiuc.edu/~econ508/Papers/engle82.pdf>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F. ve Ng, V. K. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility, *The Journal Of Finance*, 48(5), 1749-1778, (<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05127.x>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F. ve Patton, A. J. (2007). What Good is a Volatility Model?, *Forecasting Volatility in the Financial Markets (Third Edition)*, 47-63, Butterworth-Heinemann, (<https://doi.org/10.1016/B978-075066942-9.50004-2>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F. ve Rangel, J. G. (2004). The Spline-GARCH Model for Low Frequency Volatility and Its Global Macroeconomic Causes, *Review of Financial Studies*,

- 21(3), 1187-1222, (<https://archive.nyu.edu/bitstream/2451/26360/2/07-49.pdf>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F. ve Rangel, J. G. (2008). The Spline-GARCH Model for Low-Frequency Volatility and Its Global Macroeconomic Causes, *Review of Financial Studies*, 21(3), 1187-1222, (<https://archive.nyu.edu/bitstream/2451/26360/2/07-49.pdf>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F., Ghysels, E. ve Sohn, B. (2008). On the Economic Sources of Stock Market Volatility”, *AFA 2008 New Orleans Toplantıları Raporunda*, (<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.971310>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F., Ghysels, E. ve Sohn, B. (2013). Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals, *Review of Economics and Statistics*, 95(3), 776-797, (<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=70cc22c04c3719f1634389fa1eeef135f6265c5f>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Engle, R. F., Lilien, D. M. ve Robins R. P. (1987). Estimating Time Varying in the Term Structure: The ARCH-M Model, *Econometrica*, 55(2), 391-407, (<https://web.pdx.edu/~crkl/readings/Engle87.pdf>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Ertuęrul, H. M. (2019). Kripto Paraların Volatilite Dinamiklerinin İncelenmesi: GARCH Modelleri Üzerine Bir Uygulama, *Journal of Management and Economics Research*, 17(4), 59-71, (<https://doi.org/10.11611/yead.555713>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Eteman, V. ve Işıęıçok E. (2022). Yüksek Frekanslı Kripto Varlık Oynaklığının Uzun Hafıza ve Stokastik Özelliklerinin FIGARCH Modeli ile İncelenmesi, *Dicle Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12(24), 284-310, (<https://doi.org/10.53092/duibfd.1124966>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- European Central Bank, (2012), Virtual Currency Schemes, (<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>, Eriřim Tarihi: 13.08.2024)
- Fakhfekh, M. ve Jeribi, A. (2020). Volatility Dynamics of Crypto-Currencies’ Returns: Evidence from Asymmetric and Long Memory GARCH Models, *Research in International Business and Finance*, 51, 101075, (<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101075>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Fang, L., Chen, B., Yu, H. ve Qian, Y. (2018). The Importance of Global Economic Policy Uncertainty in Predicting Gold Futures Market Volatility: A GARCH-MIDAS Approach, *Journal of Futures Markets*, 38(3), 413-422, (<https://doi.org/10.1002/fut.21897>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Ferguson, N. (2008). *The Ascent of Money*, Penguin
- Franco, P. (2015). *Understanding Bitcoin Cryptography, Engineering and Economics*, John Wiley & Sons,
- Friedman, B. M. (1990). Targets and Instruments of Monetary Policy, *Handbook of Monetary Economics*, 2, 1185-1230, ([https://doi.org/10.1016/S1573-4498\(05\)80029-3](https://doi.org/10.1016/S1573-4498(05)80029-3), Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Fuertes, A. M., Izzeldin, M. ve Kalotychou, E. (2009). On Forecasting Daily Stock Volatility: The Role of Intraday Information and Market Conditions,

- International Journal of Forecasting*, 25(2), 259-281, (<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.01.006>, Erişim Tarihi: 30.03.2023)
- Fung, K., Jeong, J. ve Pereira, J. (2022). More to Cryptos than Bitcoin: A GARCH modelling of Heterogeneous Cryptocurrencies, *Finance Research Letters*, 47, 102544, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102544>, Erişim Tarihi: 15.02.2023)
- Gahlot, H., Baveja, I., Kaur, G. ve Suresh, S. (2022). Analysis of Change of Market Value of Bitcoin Using Econometric Approach, *International Conference on Innovative Computing and Communications: Proceedings of ICICC 2021*, 3, 797-818, Springer Singapore, (https://doi.org/10.1007/978-981-16-3071-2_64, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Galbraith, J. M. (1975). *Whence It Came, Where It Went*, Princeton University Press
- Gasarov, E. A., Krasota, T. G., Kulikov, A. V., Pitsuk, I. L. ve Primachenko, Y. V. (2021). A New Model of Consumer Behaviour in the Digital Economy, *European Proceeding of Social and Behavioural Sciences*, 126, 315-322, (<https://www.europeanproceedings.com/article/10.15405/epsbs.2022.06.36>, Erişim Tarihi: 07.07.2024)
- Gazel, S. (2021). Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi Kripto Paraların Volatilitelerini Etkiler Mi?, *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 6(IERFM Özel Sayısı), 207-224, (<https://doi.org/10.30784/epfad.1024421>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Ghysels, E., Santa-Clara, P. ve Valkanov, R. (2004). MIDAS Regression: Further Results and New Directions, *Econometric Reviews*, 23(4), 307-344, (<https://doi.org/10.1080/07474930600972467>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Gilchrist, S., Yue, V. ve Zakrajsek, E. (2019). U.S. Monetary Policy and International Bond Markets, *Journal of Money, Credit and Banking*, 51(S1), 127-161, (<https://doi.org/10.1111/jmcb.12667>, Erişim Tarihi: 08.05.2025)
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkamp, M., Weber, M. C. ve Siering, M. (2014). Bitcoin-asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions, *Revealing Users' Hidden Intentions (April 15, 2014)*, ECIS
- 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, (<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Goodhart, C. A. E. (1978). The Role, Functions and Definition of Money, *The Microeconomic Foundations of Macroeconomics* (s. 205-239), Routledge, (<https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.4324/9780429051524-8/role-functions-definition-money-goodhart>, Erişim Tarihi: 07.07.2024)
- Goodhart, C. A. E. (2003). A Reply to the Contributors, in S. Bell and E. Nell (eds.), *The State, the Market and the Euro*, Cheltenham, UK: Edward Elgar, s. 184-196,
- Gökçe, D. (1996). *Para & Finans Ansiklopedisi*, Creative
- Guégan, D. (2018). The Digital World:I – Bitcoin:From History to Real Live, *CES Working Paper*, (<https://shs.hal.science/halshs-01822962/>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)

- Güngör, A. ve Taştan, H. (2019). Uluslararası Hisse Senedi Piyasaları Arasındaki Volatilite Yayılımının Belirleyenleri: DCC-MIDAS Yaklaşımı, 2. *International Conference on Management and Social Sciences*, Antalya, Türkiye, 5, (<https://avesis.yildiz.edu.tr/yayin/c5864672-c827-44cd-aa33969a737f9b72/uluslararasi-hisse-senedi-piyasalari-arasindaki-volatilite-yayiliminin-belirleyenleri-dcc-midas-yaklasimi>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Haber, S. ve Stornetta, W. S. (1991). *How to Time-Stamp A Digital Document*, Springer Berlin Heidelberg
- Hansen, P. R. ve Lunde, A. (2005). A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a GARCH (1,1)?, *Journal of Applied Econometrics*, 20(7), 873-889, (<https://doi.org/10.1002/jae.800>, Erişim Tarihi: 20.06.2024)
- Hansson, P. (2022). The Underlying Factors of Ethereum Price Stability: An Investigation on What Underlying Factors Influence the Volatility of the Returns of Ethereum (Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi), *Jonkoping Üniversitesi*
- Harrod, R. (1969). *Money*, Springer
- Harvey, D. S., Leybourne, S. J. ve Newbold, P. (1998). Tests for Forecast Encompassing, *Journal of Business & Economic Statistics*, 16(2), 254-259, (<https://doi.org/10.1080/07350015.1998.10524759>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Helmi, M. H., Çatık, A. N. ve Akdeniz, C. (2023). The Impact of Central Bank Digital Currency News on The Stock and Cryptocurrency Markets: Evidence from the TVP—VAR Model, *Research in International Business and Finance*, 65, 101968, (<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101968>, Erişim Tarihi: 05.05.2024)
- Hileman, G. (2014). From Bitcoin to the Brixton Pound: History and Prospects for Alternative Currencies, *In International Conference on Financial Cryptography and Data Security*, 163-165, (https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-662-44774-1_13, Erişim Tarihi: 14.08.2024)
- Hong, E. P. (1991). The Autocorrelation Structure for the GARCH-M process, *Economic Letters*, 37(2), 129-132, ([https://doi.org/10.1016/0165-1765\(91\)90120-A](https://doi.org/10.1016/0165-1765(91)90120-A), Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Husted, L., Rogers, J. ve Sun, B. (2020). Monetary Policy Uncertainty, *Journal of Monetary Economics*, 115, 20-36, (<https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2019.07.009>, Erişim Tarihi: 05.05.2024)
- Idebdou, N. (2015). *A Game of Coins: The Digitization of Money and The Regulation of Virtual Currencies*, Ottawa Üniversitesi, (<http://hdl.handle.net/10393/32838>, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Jadon, A., Patil, A. ve Jadon, S. (2022). A Comprehensive Survey of Regression Based Loss Functions for Time Series Forecasting, *Uluslararası Veri Yönetimi: Analitik ve İnovasyon Konferansı*, (s. 117-147), Singapur: Springer Doğa Singapur, (https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-97-3245-6_9, Erişim Tarihi: 03.06.2024)
- Jose, W. R. R. (2017). Percentage and Relative Error Measures in Forecast Evaluation, *Operations Research*, 65(1), 200-211, (<https://doi.org/10.1287/opre.2016.1550>, Erişim Tarihi: 03.06.2024)

- Jurado, K., Ludvigson, S. C. ve Ng, S. (2015). Measuring Uncertainty, *American Economic Review*, 105(3), 1177-1216, (<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20131193>, Erişim Tarihi: 25.05.2023)
- Kahraman, İ., Küçükşahin, H. ve Çağlak, E., (2019). Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapısı: GARCH Modellerinin Karşılaştırması, *Fiscaeconomia*, 3(2), 21-45, (<https://core.ac.uk/download/pdf/286916109.pdf>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Karahanoğlu, İ. ve Ercan, H. (2015). BNK10 Endeksindeki Kaldıraç Etkisinin Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Varyans Modeli ile Analiz Edilmesi, *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7(3), 169-181, (<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/201859>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Karau, S. (2023). Monetary Policy and Bitcoin, *Journal of International Money and Finance*, 137, 102880, (<https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2023.102880>, Erişim Tarihi: 08.05.2025)
- Katsiampa, P. (2017). Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models, *Economic Letters*, 158, 3-6, (<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>, Erişim Tarihi: 17.05.2023)
- Kayral, İ. E. (2020). En Yüksek Piyasa Değerine Sahip Üç Kripto Paranın Volatilitelerinin Tahmin Edilmesi, *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168, (<https://doi.org/10.14784/marufacd.688447>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Kelleher, J. P. ve Mansa, J. (2021). Why Do Bitcoins Have Value?, (http://associated30.com/Web_Published_Notes/2021-04-21-Bitcoin1.pdf, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Kılıç, E. (2022). Bitcoin ile Vadeli İşlemler Piyasası Arasındaki İlişkinin Analizi, *Gaziantep Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 21(3), 1457-1470, (<https://doi.org/10.21547/jss.1079462>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Kılıç, M. ve Ayriçay, Y. (2020). Seçilmiş BIST Alt Sektör Endekslerinde Volatilitenin ARCH-GARCH Yöntemleri ile Modellenmesi, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 88, 175-198, (<https://doi.org/10.25095/mufad.801413>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Kim, S., Sarin, A. ve Viridi, D. (2018). Crypto-Assets Unencrypted, *Journal of Investment Management, Forthcoming*, 1-49, (https://www.seoyoungkim.com/papers/KSV_crypto.pdf, Erişim Tarihi: 24.09.2024)
- Kirhasanoğlu, Ş. ve Karavardar, A. (2023). Kripto Para Piyasasında İşlem Gören Seçili Kripto Paraların Volatilite Tahmini: GARCH, TGARCH ve EGARCH Modelleri ile Bir Uygulama, *Mali Çözüm Dergisi*, 32, 83-108, (<https://www.proquest.com/openview/69431c5aa98fac94c698926aefb31643/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2042748>, Erişim Tarihi: 12.02.2023)
- Koy, A., Yaman, M. ve Mete, S. (2021). Kripto Paraların Volatilite Modelinde ABD Borsa Endekslerinin Yeri: Bitcoin Üzerine Bir Uygulama, *Finansal Araştırmalar*

ve Çalışmalar Dergisi, 13(24), 159-170, (https://doi.org/10.14784/marufacd.880672, Erişim Tarihi: 12.02.2023)

Krasota, T., Bazhenov, R., Mironova, I., Abdlyldaeva, U. ve Bazhenova, N. (2019). Monetary History and Money Types in Digital Economy, In *Humanities and Social Sciences: Novations, Problems, Prospects, (HSSNPP 2019)* (s. 802-806), Atlantis Press, (https://www.atlantis-press.com/proceedings/hssnpp-19/125913505, Erişim Tarihi: 07.07.2024)

Krishnamurti, A. H. C. (2012). Modeling Moneyness Volatility in Measuring Exchange Rate Volatility, *International Journal of Managerial Finance*, 8(4), 365-380, (https://doi.org/10.1108/17439131211261279, Erişim Tarihi: 03.06.2024)

Kroencke, T. A., Schmeling, M. ve Schrimpf, A. (2021). The FOMC Risk Shift, *Journal of Monetary Economics*, 120, 21-39, (https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2021.02.003, Erişim Tarihi: 08.05.2025)

Kurtner, K. N. (2001). Monetary Policy Surprises and Interest Rates: Evidence from the Fed Funds Futures Market, *Journal of Monetary Economics*, 47(3), 523-544, (https://doi.org/10.1016/S0304-3932(01)00055-1, Erişim Tarihi: 06.05.2025)

Kuzu, S. (2018). Borsa İstanbul Endeksi (BIST 100) Getiri Volatilitesinin ARCH VE GARCH Modeli ile Tahmin Edilmesi, *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 608-624, (https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/526929, Erişim Tarihi: 12.02.2023)

Lewis, A. (2018). *The Basics of Bitcoins and Blockchains*, Mango Publishing

Liang, C., Zhang, Y., Li, X. ve Ma, F. (2022). Which Predictor is More Predictive for Bitcoin Volatility? And Why?, *International Journal of Finance & Economics*, 27(2), 1947-1961, (https://doi.org/10.1002/ijfe.2252, Erişim Tarihi: 17.05.2023)

Lim, V. (2024). How will the US Interest Rate Cut Affect the Crypto Market?, *CoinDesk*, (https://www.coingecko.com/learn/how-will-the-us-interest-rate-cut-affect-the-crypto-market, Erişim Tarihi: 02.03.2023)

Lin, Y., Wu, R., Yue, Y. ve Liao, Q. (2023). Forecasting Gold Price Using a Novel Hybrid Model with MEEMD-ConvLSTM, *SSRN* 4479752, (https://ssrn.com/abstract=4479752, Erişim Tarihi: 03.06.2024)

Liu, M., Lee, C. C. ve Choo, W. C. (2021). An Emprical Study on the Role of Trading Volume and Data Frequency in Volatility Forecasting, *Journal of Forecasting*, 40(5), 792-816, (https://doi.org/10.1002/for.2739, Erişim Tarihi: 17.05.2023)

Liu, Y. ve Tsyvinski, A. (2021). Risk and Returns of Cryptocurrency, *The Review of Financial Studies*, 34(6), 2689-2727, (https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113, Erişim Tarihi: 18.04.2025)

Loke, X. L. (2025). Literature Review: Cryptocurrency vs Fiat Currency, *SSRN* 5181541, (http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5181541, Erişim Tarihi: 08.06.2023)

Lopez, J. A. (2001). Evaluating the Predictive Accuracy of Volatility Models, *Journal of Forecasting*, 20(2), 87-109, (https://doi.org/10.1002/1099-131X(200103)20:2<87::AID-FOR782>3.0.CO;2-7, Erişim Tarihi: 03.06.2024)

- Mahmoudi, M. (2023). Examining the Effect of Monetary Policy and Monetary Policy Uncertainty on Cryptocurrencies Market, *arXiv preprint arXiv:2311.10739*, (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.10739>, Eriřim Tarihi: 15.08.2024).
- Malik, W. (2016). The History and the Future of Bitcoin (Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi), *Prag Üniversitesi, Bankacılık Enstitüsü Finans ve Ekonomi Bölümü*, 1-43 ([The_future_and_the_history_of_Bitcoin.pdf](#) (ambis.cz), Eriřim Tarihi:06.07.2024).
- Mankiw, N. G. (2007). *Macroeconomics 6th Eds.*, Worth Publishers
- Mayer, W. J., Liu, F. ve Dang, X. (2017). Improving the Power of the Diebold-Mariano-West Test for Least Squares Predictions, *International Journal of Forecasting*, 33(3), 618-626, (<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.01.008>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- McAleer, M. ve Hafner, C. M. (2014). A One Line Derivation of EGARCH, *Econometrics*, 2(2), 92-97, (<https://doi.org/10.3390/econometrics2020092>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Mcleay, M., Radia, A. ve Thomas, R. (2014). Money in the Modern Economy: An Introduction, *Bank of England Quarterly Bulletin*, Q1, (https://antiterror-info.org/exchange/latr/Money_creation_in_the_modern_economy.pdf, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Mokni, K. (2021). When, Where and How Economic Policy Uncertainty Predicts Bitcoin Returns and Volatility? A Quantiles-Based Analysis, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, 65-73, (<https://doi.org/10.1016/j.qref.2021.01.017>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Muřetescu, R. C., Grigore, G. E. ve Nicole, S. (2022). The Use of GARCH Autoregressive Models in Estimating and Forecasting the Crude Oil Volatility, *European Journal of Interdisciplinary Studies*, 14(1), 13-38, (<http://doi.org/10.24818/ejis.2022.02>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Müller, F. M., Santos, S. S., Gössling, T. W. ve Righi, M. B. (2022). Comparison of Risk Forecasts for Cryptocurrencies: A Focus on Range Value at Risk, *Finance Research Letters*, 48, 102916, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102916>, Eriřim Tarihi: 16.02.2023)
- Naimy, V. Y. ve Hayek, M. R. (2018). Modelling and Predicting the Bitcoin Volatility Using GARCH Models, *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 8(3), 197-215, (<https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2018.088994>, Eriřim Tarihi: 20.05.2023)
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer to Peer Electronic Cash System, *Decentralized Bus. Rew.*, 21260, (<https://assets.pubpub.org/d8wct41f/31611263538139.pdf>, Eriřim Tarihi: 06.07.2024)
- Nelson, D. B. (1990). Arch Models as Diffusion Approximations, *Journal of Econometrics*, 45(1-2), 7-38, ([https://doi.org/10.1016/0304-4076\(90\)90092-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(90)90092-8), Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 59(2), 347-370, (<https://doi.org/10.2307/2938260>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)

- Nemat, R. (2011). Taking a Look at Different Types of E-Commerce, *World Applied Programming Journal*, 1(2), 100-104, (<https://www.giulia.tropics.com.br/publicacoes/50ae49508cbec9.86159373.pdf>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Neto, A. P. ve Matarazzo, G. (2020). Bitcoin, Ethereum e XRP: Uma Analise Historica das Criptomoedas e Suas Tecnologias, *Revista Ciencia Em Evidencia*, 1(1), 27-41, (<https://doi.org/10.47734/rce.v1i1.1559>, Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Noori, N. A. ve Mohammad, A. A. (2021). Dynamical Approach in Studying GJR-GARCH (Q,P) Models with Application, *Tikrit Journal of Pure Science*, 26(2), 145-156, (<https://www.semanticscholar.org/paper/Tikrit-Journal-of-Pure-Science-Noori-Mohammad/a011a3cb2a769cc124921269720bfb1a25cb23b2?p2df>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Ou, P. ve Wang, H. (2010). Financial Volatility Forecasting by Least Square Support Vector Machine Based on GARCH, EGARCH and GJR Models: Evidence from ASEAN Stock Markets, *International Journal of Economics and Finance*, 2(1), 51-64, (<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=ccad723b0b0017146ba5b70766e9d81e8a0a8d45>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Özdemir, L. (2025). Kripto Paraların Volatilite Düzeylerinin Asimetrik GARCH Modeli ile Karşılaştırılması, *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(1), 493-509, (<https://doi.org/10.25287/ohuiibf.1600186>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Özdemir, M.O. ve Emeç H. (2020). Tek Değişkenli GARCH Modelleri ile Türkiye'nin CDS Prim Oynaklığının Analizi, *İzmir İktisat Dergisi*, 35(1), 113-122, (<https://doi.org/10.24988/ije.202035109>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Palit, B. ve Mukherjee, S., (2022). Can Cryptocurrency tap the Indian Market? Role of Having Robust Monetary and Fiscal Policies, *MPRA*, (<https://mpra.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/111850>, Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Patton, A. J. (2011). Volatility Forecast Comparison Using Imperfect Volatility Proxies, *Journal of Econometrics*, 160(1), 246-256, (<https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2010.03.03>, Eriřim Tarihi: 18.04.2025)
- Peneder, M. (2021). Digitization and the Evolution of Money as a Social Technology of Account, *Journal of Evolutionary Economics*, 32(1), 175-203, (
- Petrica, A. C. ve Stancu, S. (2017). Emprical Results of Modeling EUR/RON Exchange Rate Using ARCH, GARCH, EGARCH, TARCH and PARCH Models, *Romanian Statistical Review*, 1, 57-72,
- Phillips, P. C. B. ve Perron, P. (1988). Testing for a Unit Root in Time Series Regression, *Biometrika*, 75(2), 335-346, (<https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>, Eriřim Tarihi: 15.05.2024)
- Polizu, C., Oliveros-Rosen, E. de la Mata, M., Kanaster, T., Gupta, S., Guadagnuolo, L. ve Birry, A. (2023). Are Crypto Markets Correlated with Macroeconomic Factors”, *S&P Global*, (<https://www.spglobal.com/en/research-insights/special-reports/are-crypto-markets-correlated-with-macroeconomic-factors>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)

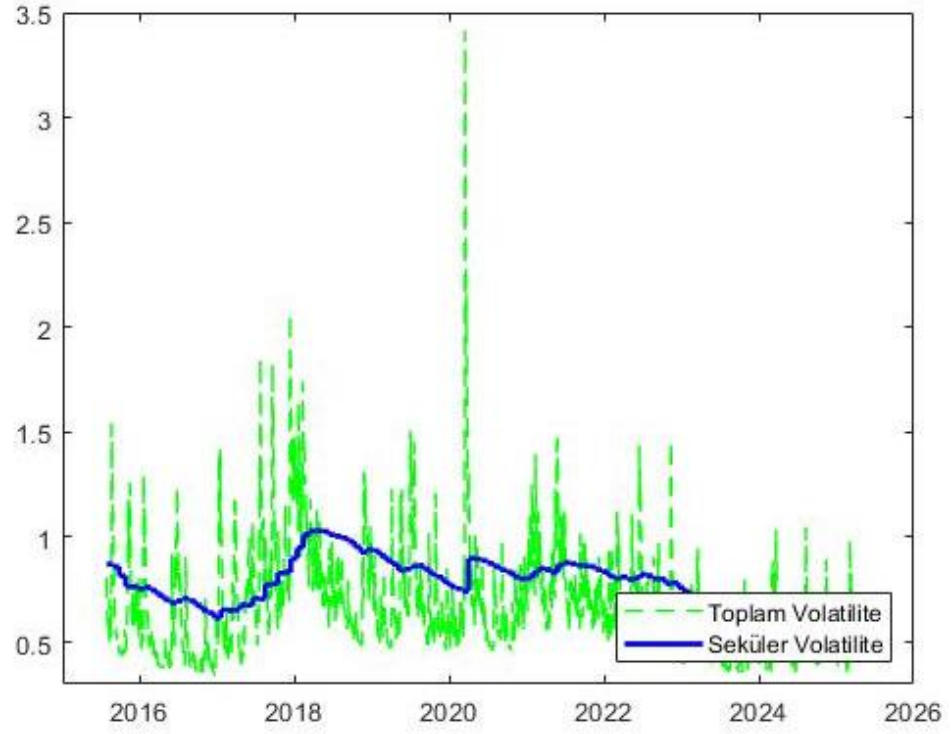
- Poon, S. H. (2005). *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*, John Wiley & Sons
- Ran, G., Zixiang, Z. ve Jianhao, L. (2022). Consumption-Invstment Comovement and the Dynamic Impact of Monetary Policy Uncertainty in China, *Economic Modelling*, 113, 105908, (<https://doi.org/10.1016/j.econmod.2022.105908>, Eriřim Tarihi: 16.01.2025)
- Rich, R. W., Rayman, J. ve Butler J.S. (1991). Generalized Instrumental Variables Estimation of Autoregressive Conditional Heteroskedastic Models, *Economic Letters*, 35(2), 179-185, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/016517659190167J>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Sarmah, S. S. (2018). Understanding Blockchain Technology, *Computer Science and Engineering*, 8(2), 23-29, (doi: 10.5923/j.computer.20180802.02, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Schwartz, D., Youngs, N. ve Briono, A. (2014). The Ripple Protocol Consensus Algorithm, *Ripple Labs Inc White Paper*, 5(8), 151, (https://exponentialstocks.com/wpcontent/uploads/wpforo/default_attachments/1634556441-ripple_consensus_whitepaper.pdf, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Shahzad, S. J. H., Bouri, E., Roubaud, D. ve Kristoufek, L. (2020). Safe Haven, Hedge and Diversification For G7 Stock Markets: Gold Versus Bitcoin, *Economic Modelling*, 87, 212-224, (<https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.07.023>, Eriřim Tarihi: 09.01.2025)
- Shrivastva, N., Devi, S. ve Verma, J. K. (2020). Digital Money: The Empowering New Currency, *2020 International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE)*, (s. 837-840), IEEE, (<https://doi.org/10.1109/ComPE49325.2020.9200036>, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- Soni, N. (2020). An Analysis of Cryptocurrency and Their Functioning, *SSRN 3683771*, (<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3683771>, Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Sotiropoulou, A. ve Guégan, D. (2017). Bitcoin and the Challenges for Financial Regulation, *Capital Markets Law Journal*, 12(4), 466-479, (<https://doi.org/10.1093/cmlj/kmx037>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Söderberg, G. (2018). Are Bitcoin and Other Crypto Assets Money?, *Sweriges Riksbank Economic Commentaries*, 5, 1-14, (<https://www.riksbank.se/globalassets/media/rapporter/ekonomiska-kommentarer/engelska/2018/are-bitcoin-and-other-crypto-assets-money.pdf>, Eriřim Tarihi: 24.09.2024)
- Stavroyiannis, S. (2018). Value-at-Risk and Related Measures for the Bitcoin, *The Journal of Risk Finance*, 19(2), 127-136, (<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/jrf-07-2017-0115/full/html>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Sturesson, E. ve Wennström, A. (2023). Volatility Forecasting A Comparative Study of Different Forecasting Models (Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi), *Göteborg Üniversitesi, İşletme, İktisat ve Hukuk Fakültesi, İsveç*

- Svizzero, S. ve Tisdell, C. (2019). Barter and the Origin of Money and Some Insights from the Ancient Palatial Economies of Mesopotamia and Egypt, *Economic Theory, Applications and Issues (working paper)*, 81, 1-35, (http://www.uq.edu.au/rsmg/clem-tisdell_working-papers, Eriřim Tarihi: 07.07.2024)
- řenol, Z. (2020). Borsa, Döviz Kuru ve Petrol Fiyatları Arasındaki Oynaklık Yayılımı, *Muhasebe Bilim Dünyası*, 22(4), 629-647, (<https://doi.org/10.31460/mbdd.649121>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Tapscott, D. ve Tapscott, A. (2016). Blockchain Revolution How the Technology Behind Bitcoin is Changing Money, Business, and the World, New York.
- Taştan, H. ve Güngör, A. (2019). Türkiye’de Hisse Senedi Piyasa Volatilitesinin Makroekonomik Temelleri, *Business and Economics Research Journal*, 10(4), 823-832, (doi: 10.20409/berj.2019.203, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Tatachar, A. V. (2021). Comparative Assessment of Regression Models Based On Model Evaluation Metrics, *International Research Journal of Engineering and Technology*, 8(9), 853-860, (https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/73250877/IRJET_V8I9127-libre.pdf?1634803489, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Terven, J. R., Cordova-Esparza, D. M., Ramirez-Pedraza, A. ve Chavez-Urbiola, E. A. (2023). Loss Functions and Metrics in Deep Learning, *arXiv önbaskı arXiv: 2307.02694*, (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.02694>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)
- Tokatlıoğlu, Y. (2023). Küresel Ekonomik Politik Belirsizliğin Türkiye’de BİST Endeksi ve Döviz Kuru Oynaklıklarındaki Rolü: GARCH-MIDAS Yaklaşımı, *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(2), 508-534, (<https://doi.org/10.18074/ckuiibfd.1286397>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Tomic, N., Todorovic, V. ve Cakajac, B. (2020). Potential Effects Of Cryptocurrencies On Monetary Policy, *The European Journal of Applied Economics*, 17(1), 37-48, (<https://doi.org/10.5937/ejae17-21873>, Eriřim Tarihi: 26.09.2024)
- Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası, 2023. Kâğıt Paranın Tarihçesi, (<https://tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/d189b219-fe71-40bf-9754-6a5f7d0a65eb/KagitParaTarihce.pdf?MOD=AJPERES>, Eriřim Tarihi:12.06.2024).
- Vidal-Tomas, D. ve Ibanez, A. (2018) Semi-Strong Efficiency of Bitcoin, *Finance Research Letters*, 27, 259-265, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.03.013>, Eriřim Tarihi: 05.05.2024)
- Vissering, W. (1877). *On Chinese Currency, Coin and Paper Money*, (Vol. 1)
- Wang, L., Ma, F., Liu, J. ve Yang, L. (2020). Forecasting Stock Price Volatility: New Evidence from the GARCH-MIDAS Model, *International Journal of Forecasting*, 36(2), 684-694, (<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.08.005>, Eriřim Tarihi: 05.03.2023)
- Wang, P., Li, X., Shen, D. ve Zhang, W. (2020). How Does Economic Policy Uncertainty Affect The Bitcoin Markets?, *Research In International Business*

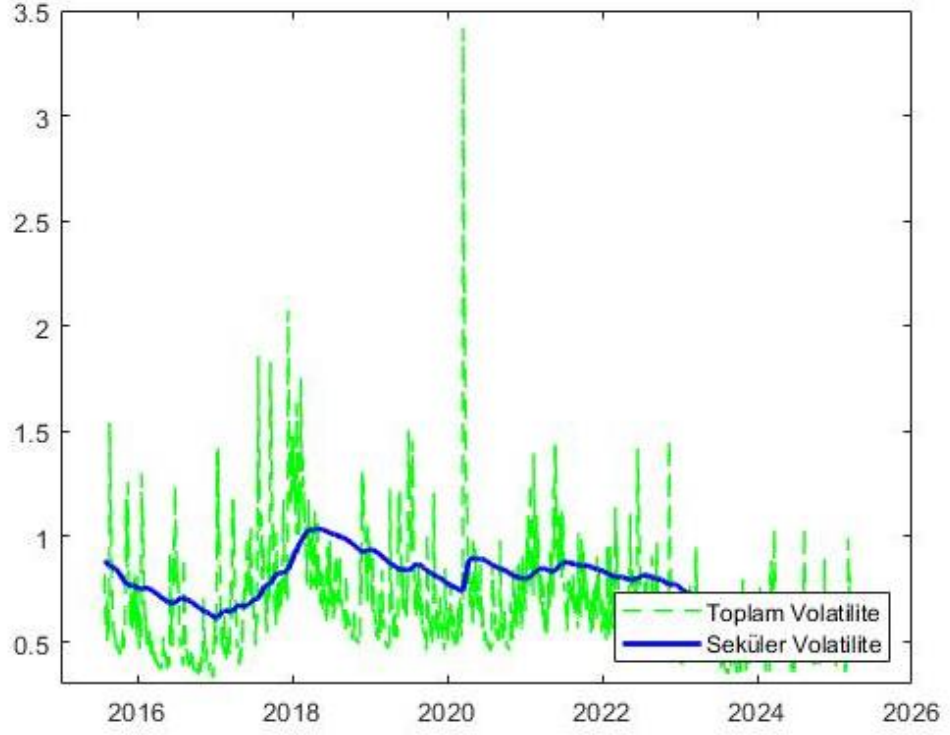
- and Finance*, 53, 101234, (<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101234>, Eriřim Tarihi: 03.05.2024)
- Wang, Y. ve Wu, C. (2012). Forecasting Energy Market Volatility Using GARCH Models: Can Multivariate Models Beat Univariate Models?, *Energy Economics*, 34(6), 2167-2181, (<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2012.03.010>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Wen, D. U. ve Wang, H. H. (2004). Price Behavior in China's Wheat Futures Market, *China Economic Review*, 15(2), 215-229, (<https://doi.org/10.1016/j.chieco.2004.03.002>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- West, K. D. ve Cho, D. (1995). The Predictive Ability of Several Models of Exchange Rate Volatility, *Journal of Econometrics*, 69(2), 367-391, ([https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01654-I](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01654-I), Eriřim Tarihi: 20.05.2023)
- Xu, Q., Bo, Z., Jiang, C. ve Liu, Y. (2019). Does Google Search Index Really Help Predicting Stock Market Volatility? Evidence from A Modified Mixed Data Sampling Model on Volatility, *Knowledge-Based Systems*, 166, 170-185, (<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.12.025>, Eriřim Tarihi: 17.05.2023)
- Yanardağ, M. Ö. (2015). 19. Yüzyıl Osmanlı Devleti Para Düzeni: Kâğıt Para Kullanımına Geçiş Aşamalarının İktisadi Analizi, *Journal of International Social Research*, 8(36), 918-933
- Yen, K. C. ve Cheng, H. P. (2021). Economic Policy Uncertainty and Cryptocurrency Volatility, *Finance Research Letters*, 38, 101428, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101428>, Eriřim Tarihi: 25.09.2024)
- Yen, K. C., Nie, W. Y., Chang, H. L. ve Chang, L. H. (2023). Cryptocurrency Return Dependency and Economic Policy Uncertainty, *Finance Research Letters*, 56, 104182, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104182>, Eriřim Tarihi: 05.05.2024)
- 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, (<https://doi.org/10.25095/mufad.396721>, Eriřim Tarihi: 12.02.2023)
- Zhou, Z., Fu, Z., Jiang, Y., Zeng, X. ve Lin, L. (2020). Can Economic Policy Uncertainty Predict Exchange Rate Volatility? New Evidence from the GARCH-MIDAS Model, *Finance Research Letters*, 34, 101258, (<https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.08.006>, Eriřim Tarihi: 03.06.2024)

EKLER

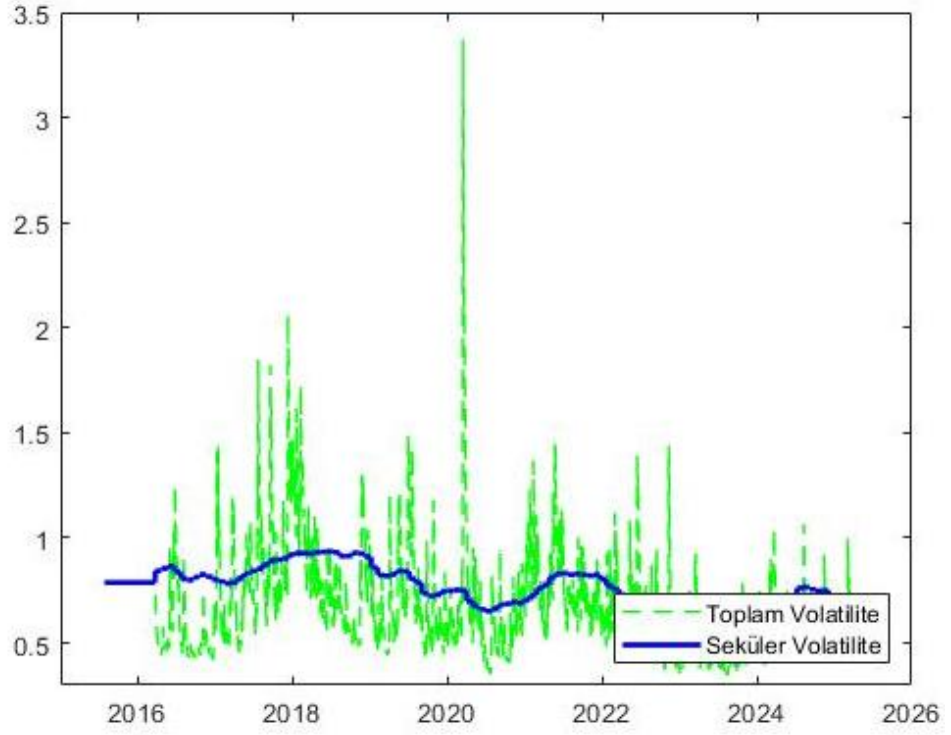
EK-1. BTC GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



**EK-2. BTC Rolling Window GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun
Dönemli Volatilite Serisi**



**EK-3. BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



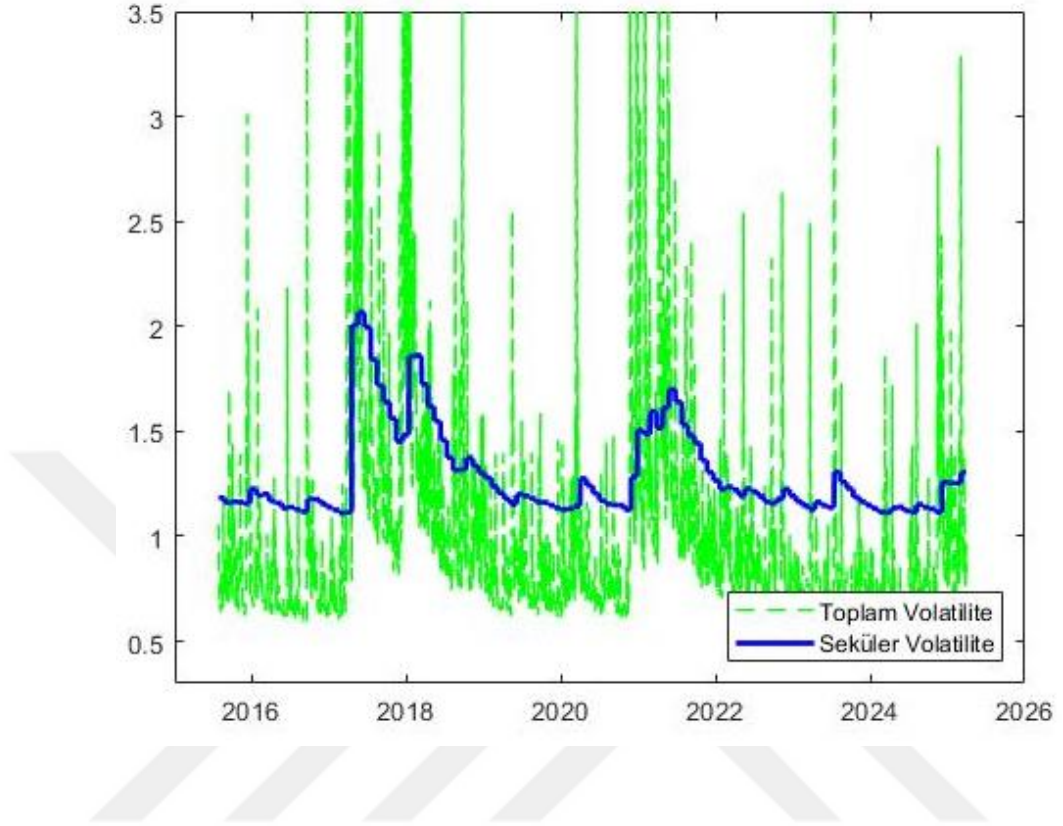
EK-4. BTC Getirisi GARH-MIDAS₂₄ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0018*** (0.0004)	0.1377*** (0.0000)	0.8137*** (0.0000)	0.0782*** (0.0000)	7.6238*** (0.0008)	0.0050*** (0.0000)	4256	3296	6536.2
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

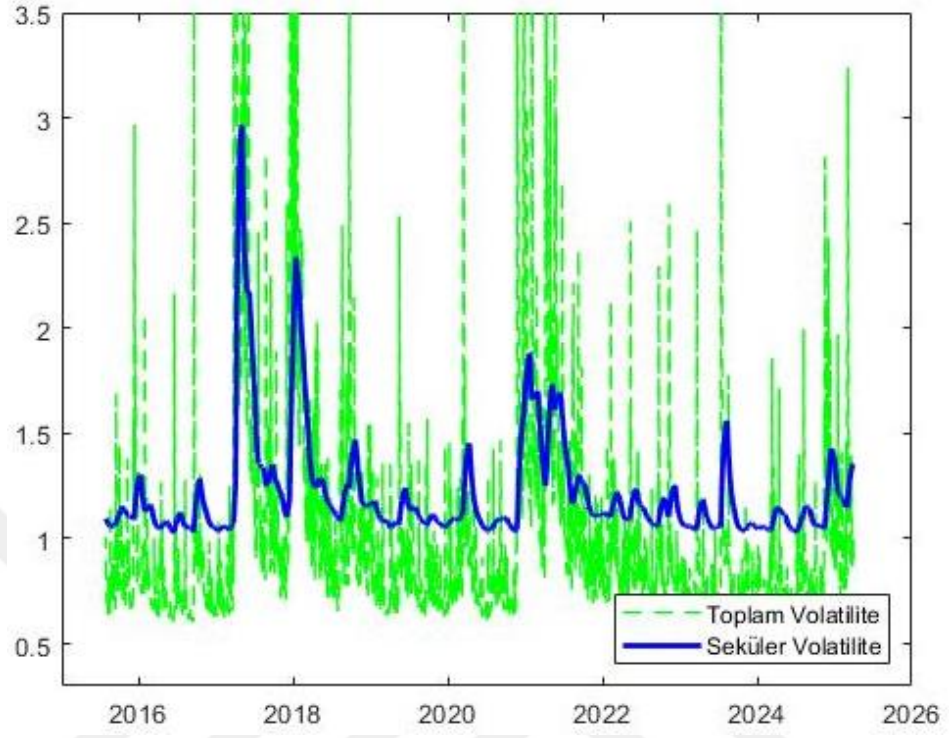
EK-5. BTC GARCH-MIDAS₂₄ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



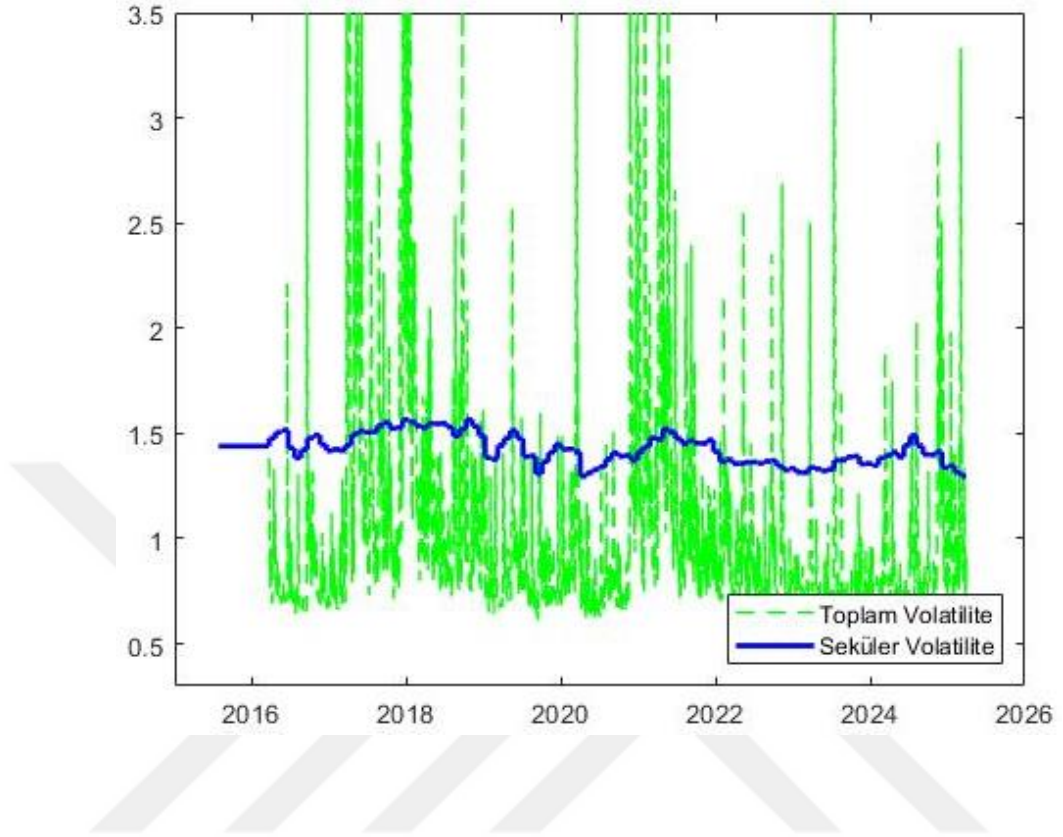
EK-6. XRP GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



**EK-7. XRP Rolling Window GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini: Toplam ve Uzun
Dönemli Volatilite Serisi**



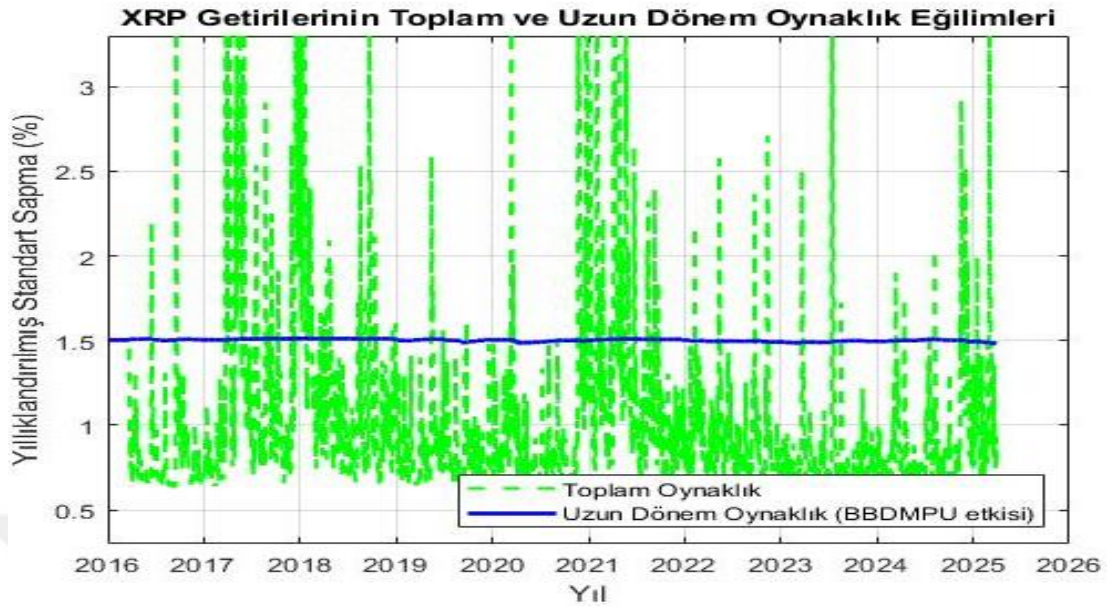
**EK-8. XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₂₄ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



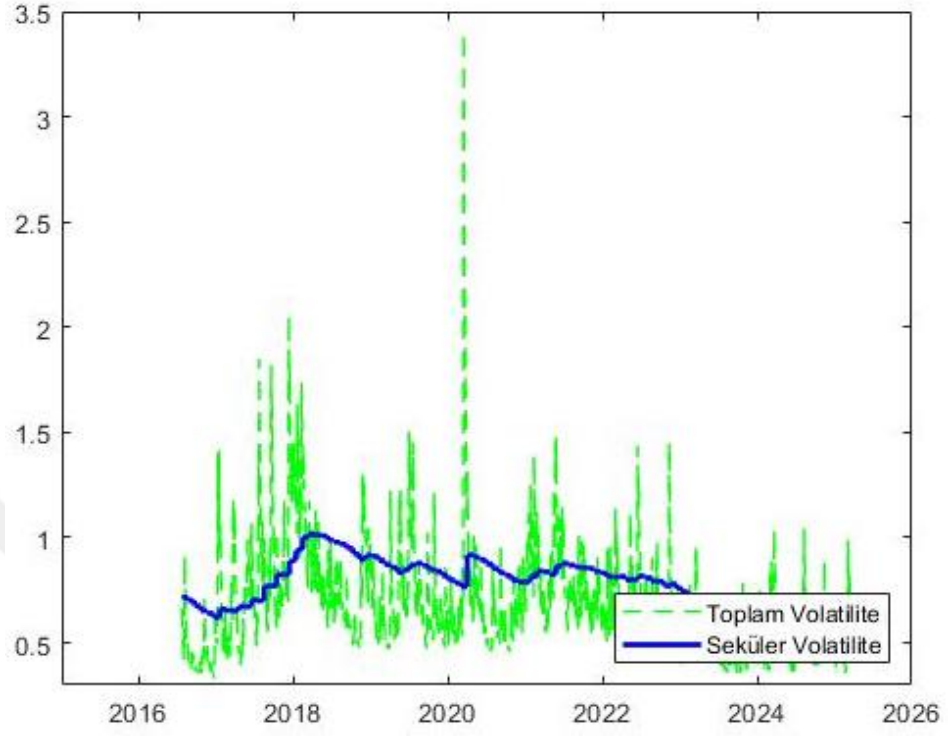
EK-9. XRP Getirisi GARCH-MIDAS₂₄ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	-0.0008 (0.2934)	0.3024*** (0.0000)	0.6175*** (0.0000)	-0.0935*** (0.0000)	49.884 (0.3781)	0.0097*** (0.0000)	4256	3296	5169.59
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

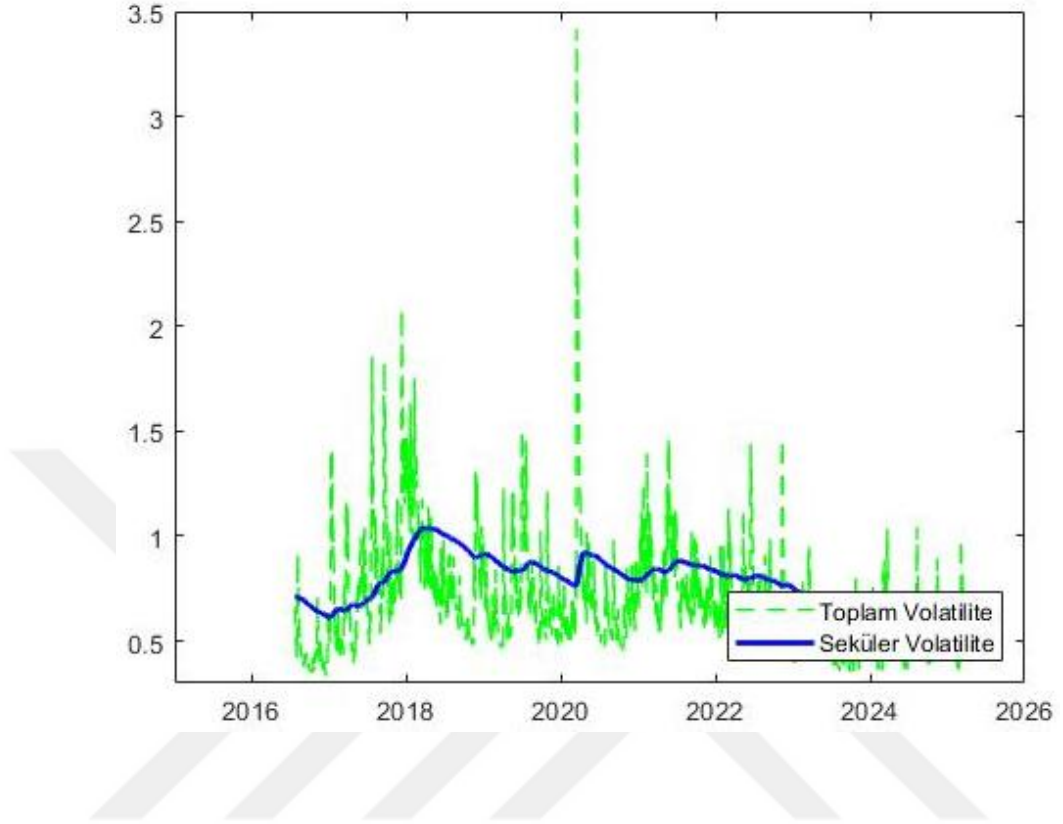
EK-10. XRP GARCH-MIDAS₂₄ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



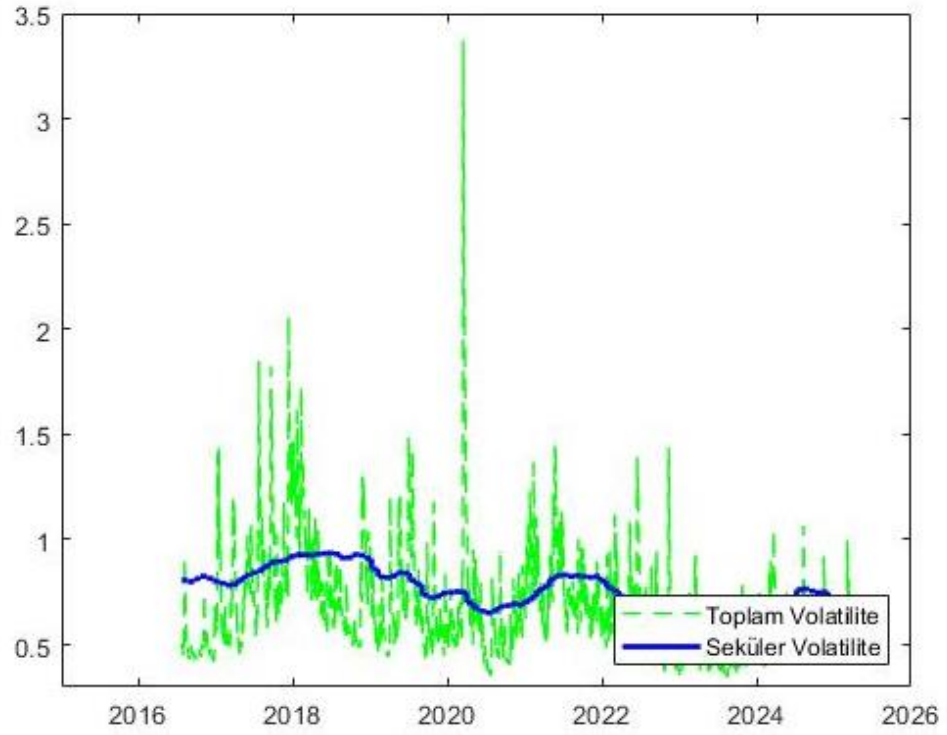
EK-11. BTC GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



**EK-12. BTC Rolling Window GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun
Dönemli Volatilite Serisi**



**EK-13. BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



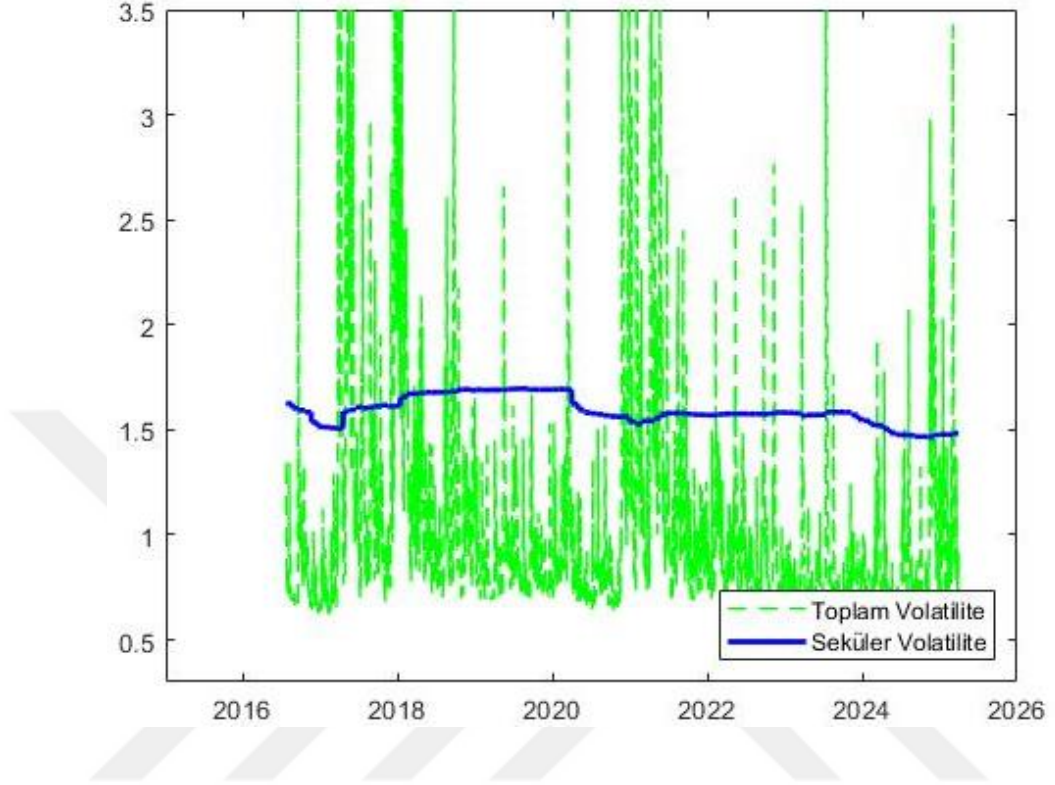
EK-14. BTC Getirisi GARCH-MIDAS₃₆ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0018*** (0.0005)	0.1377*** (0.0000)	0.8137*** (0.0000)	-0.0782*** (0.0000)	7.6238*** (0.0008)	0.0050*** (0.0000)	4256	3296	6535.29
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

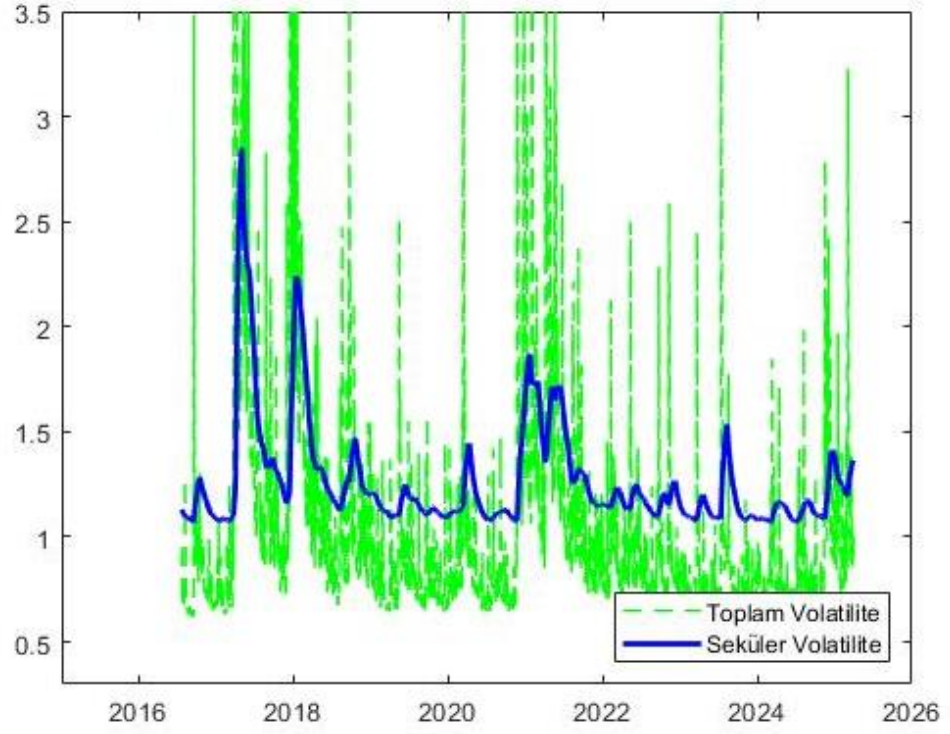
EK-15. BTC GARCH-MIDAS₃₆ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



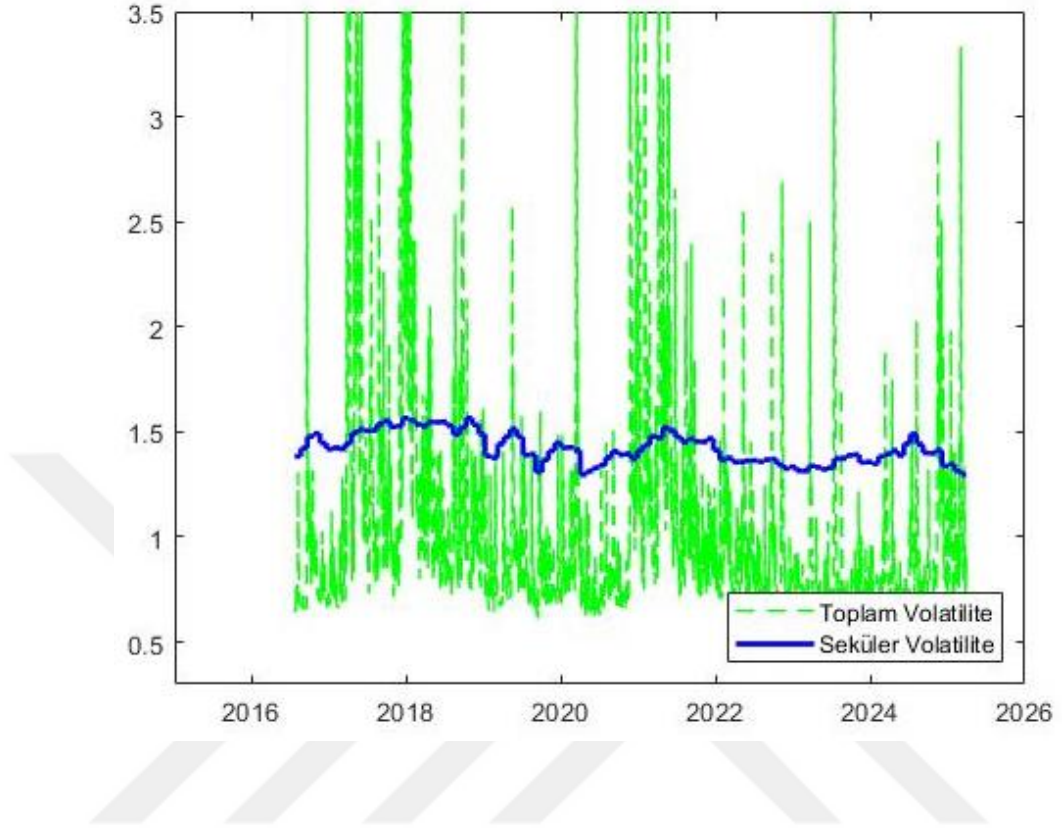
EK-16. XRP GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



**EK-17. XRP Rolling Window GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini: Toplam ve Uzun
Dönemli Volatilite Serisi**



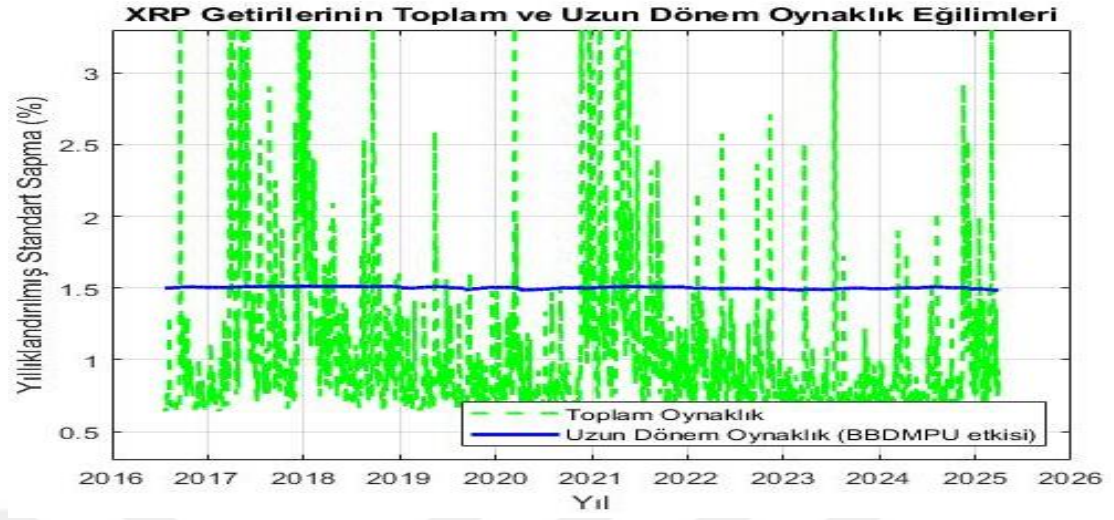
**EK-18. XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₃₆ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



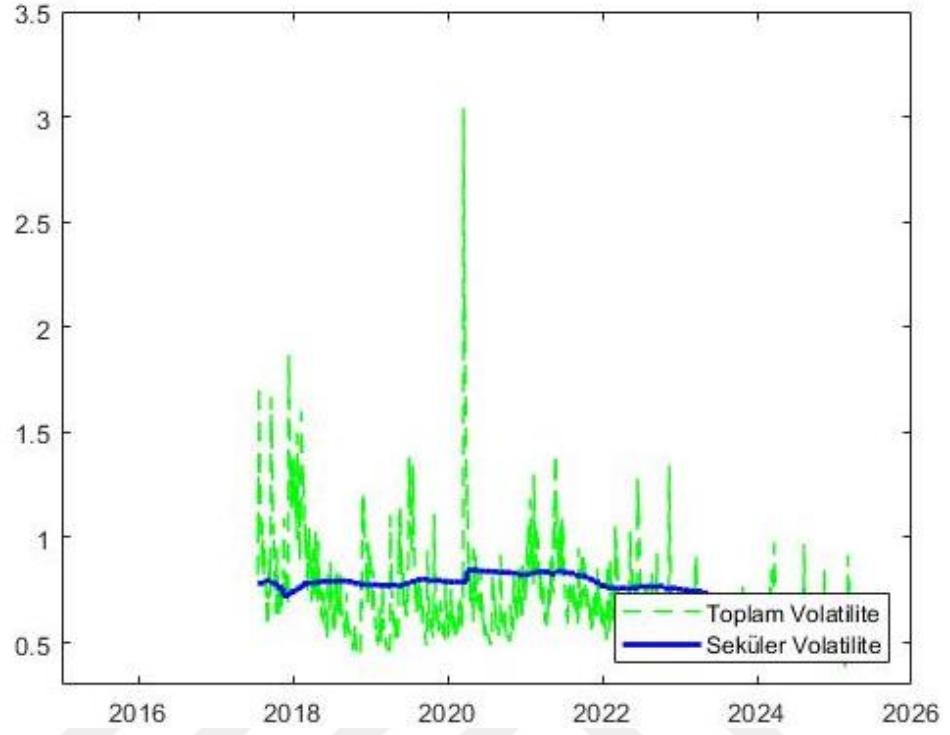
EK-19. XRP Getirisi GARCH-MIDAS₃₆ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	-0.0008 (0.2934)	0.3024*** (0.0000)	0.6125*** (0.0000)	-0.0935 (0.0000)	49.884 (0.3781)	0.0097*** (0.0000)	4256	3296	5169.59
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

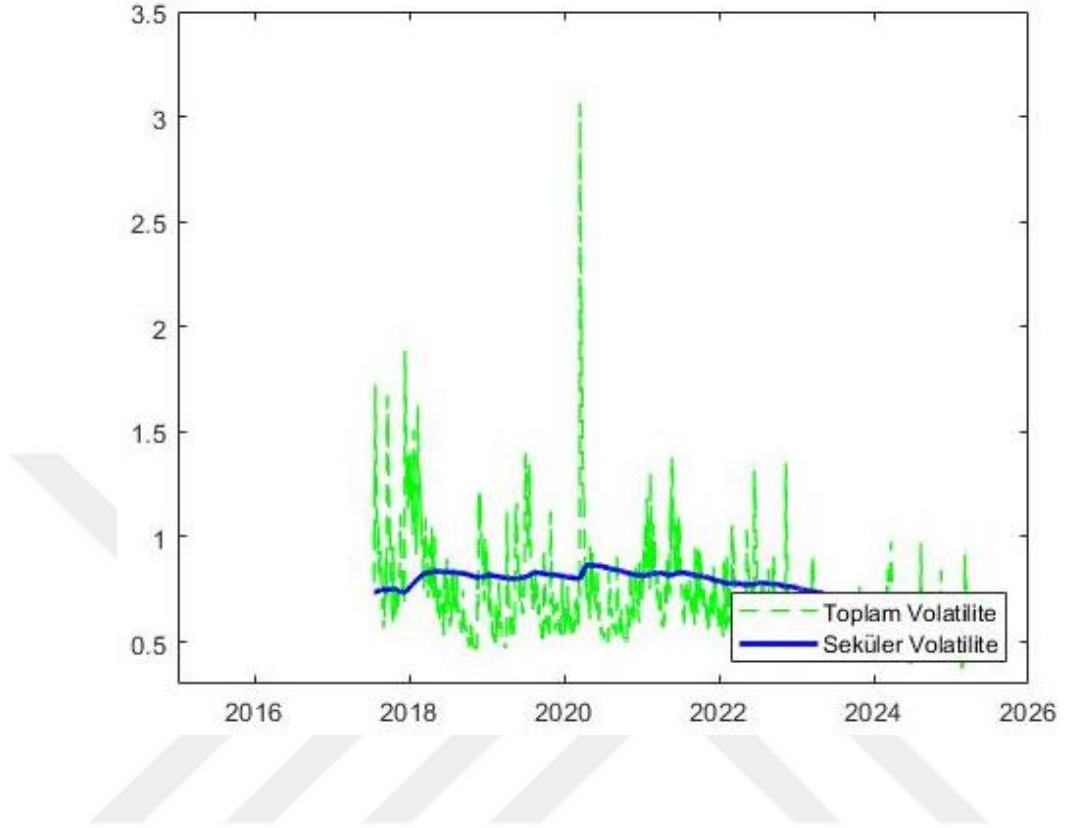
EK-20. XRP GARCH-MIDAS₃₆ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



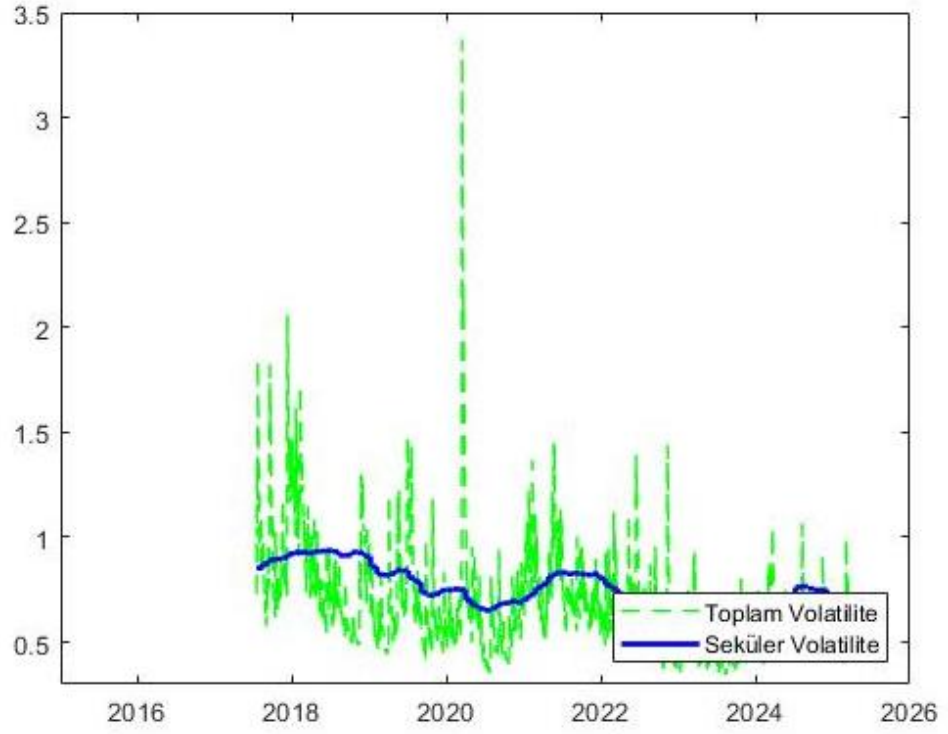
EK-21. BTC GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



EK-22. BTC Rolling Window GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun Vadeli Volatilite Serisi



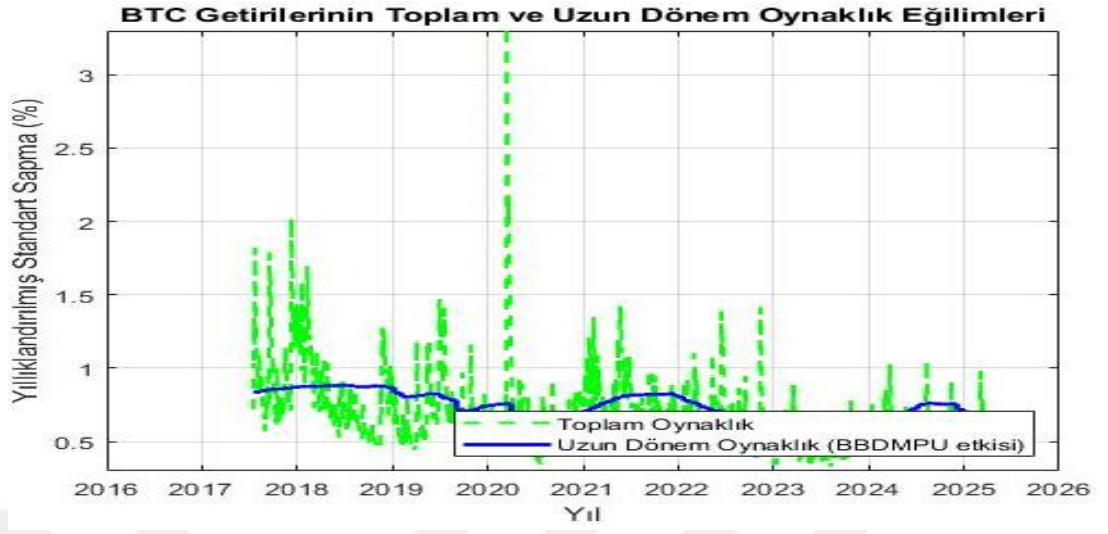
**EK-23. BTC ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



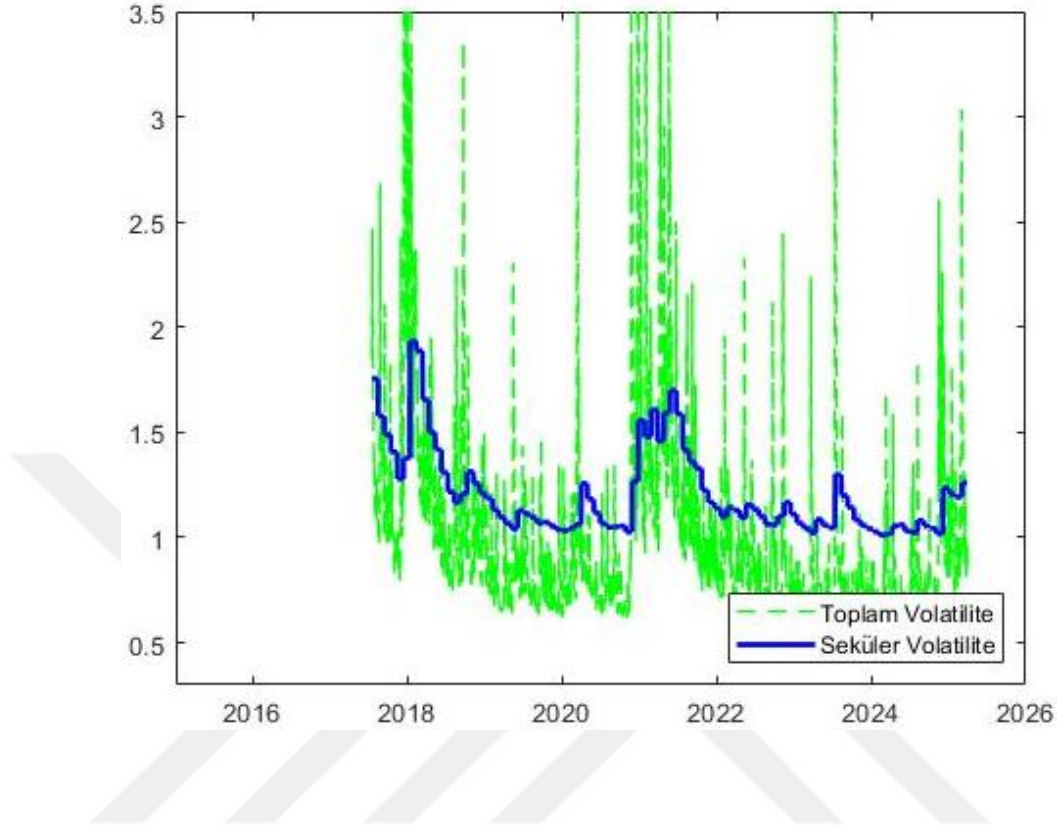
EK-24. BTC Getiri GARCH-MIDAS₄₈ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0018*** (0.0004)	0.1377*** (0.0000)	0.8137*** (0.0000)	-0.0782*** (0.0000)	7.6238*** (0.0008)	0.0050*** (0.0000)	4256	3296	6535.2
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

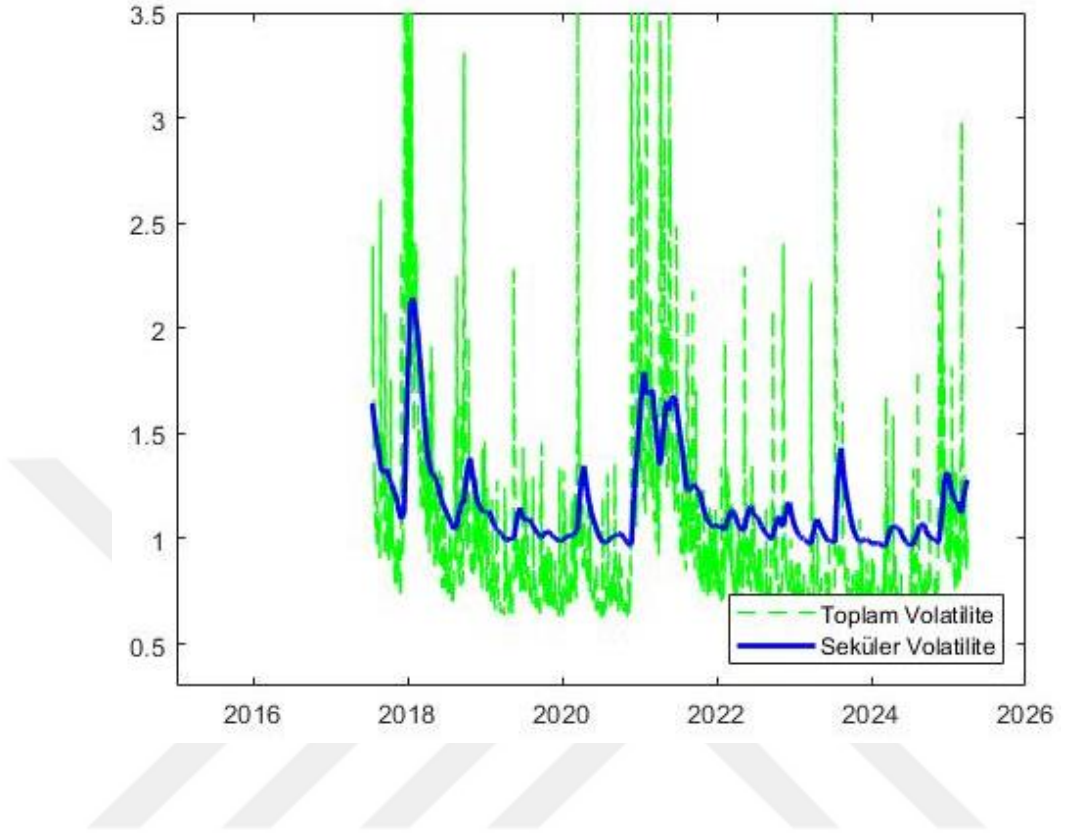
EK-25. BTC GARCH-MIDAS₄₈ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



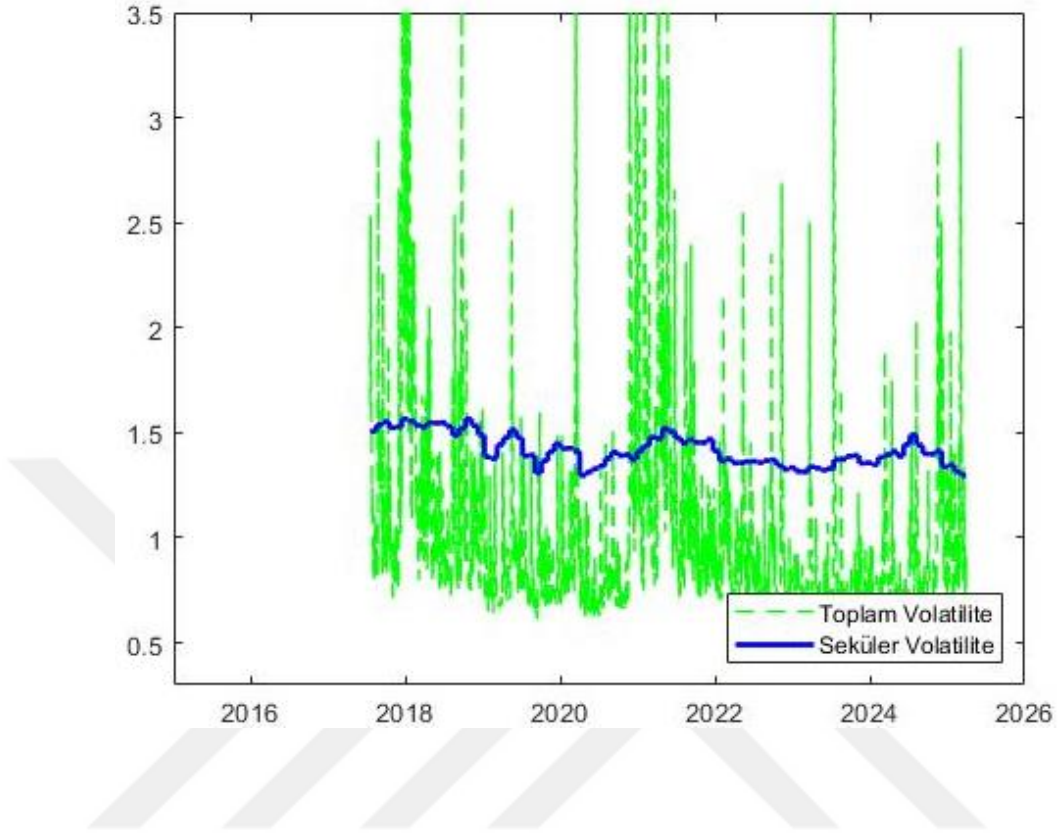
EK-26. XRP GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini: Kısa ve Uzun Vadeli Volatilite Bileşenleri



**EK-27. XRP Rolling Window GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini: Toplam ve Uzun
Dönemli Volatilite Serisi**



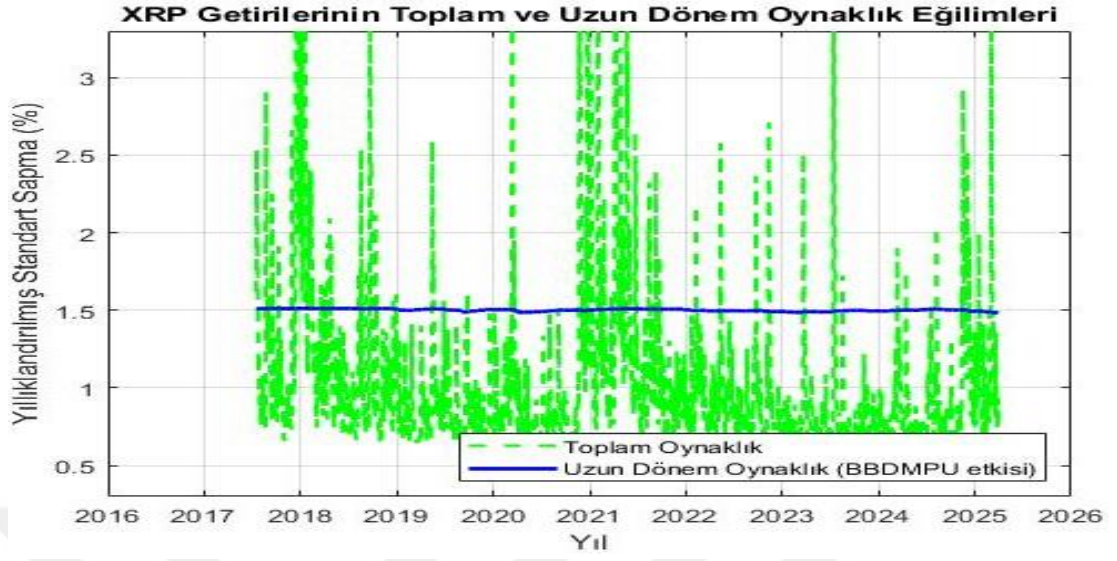
**EK-28. XRP ve BBDMPU Endeksi ile Elde Edilen GARCH-MIDAS₄₈ Tahmini:
Toplam ve Uzun Dönemli Volatilite Serisi**



EK-29. XRP Getirisi GARCH-MIDAS₄₈ Modeli Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	-0.0009 (0.2934)	0.3024*** (0.0000)	0.6175*** (0.0000)	-0.0935*** (0.0000)	49.884 (0.3781)	0.0097*** (0.0000)	4256	3296	5169.5
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-30. XRP GARCH-MIDAS₄₈ Çerçevesinde Volatilite Ayrıştırması



EK-31. BTC GARCH-MIDAS₁₂ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0019*** (0.0003)	0.1429*** (0.0000)	0.8060*** (0.0000)	0.1560*** (0.0000)	1.001*** (0.0000)	0.0256*** (0.0000)	3893	3533	6946.95
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve % 10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-32. XRP GARCH-MIDAS₁₂ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	-0.0012* (0.0696)	0.3400*** (0.0000)	0.5464*** (0.0000)	0.1126*** (0.0000)	2.0289*** (0.0000)	0.0585*** (0.0000)	3893	3533	5624.48
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-33. BTC GARCH-MIDAS₂₄ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0019*** (0.0003)	0.1429*** (0.0000)	0.8060*** (0.0000)	0.1560*** (0.0000)	1.001*** (0.0000)	0.0256*** (0.0000)	3893	3533	6946.95
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-34. XRP GARCH-MIDAS₂₄ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β	Uzun Dönem Parametreleri θ ω m	Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	0.0010 (0.1666)	0.3125*** 0.5702*** (0.0000) (0.0000)	0.1162*** 7.5885*** 0.0573*** (0.0000) (0.0000) (0.0000)	3893	3173	5002.59
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir						
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir						

EK-35. BTC GARCH-MIDAS₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0021*** (0.0003)	0.1487*** (0.0000)	0.8055*** (0.0000)	0.2067*** (0.0000)	2.5589*** (0.0000)	0.0068 (0.6820)	3893	2813	5471.38
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-36. XRP GARCH-MIDAS₃₆ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
XRP	-0.0009 (0.3017)	0.3079*** (0.0000)	0.5635*** (0.0000)	0.1155*** (0.0000)	49.988*** (0.0000)	0.0590*** (0.0000)	3893	2813	4328.76
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-37. BTC GARCH-MIDAS₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log- Olabilirlik
BTC	0.0018** (0.0116)	0.1143*** (0.0000)	0.8367*** (0.0000)	0.1938*** (0.0000)	1.0177*** (0.0000)	0.0000 (1.0000)	3893	2453	4682.81
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-38. XRP Getirilerine Ait GARCH-MIDAS₄₈ Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

Model	Başlangıç Parametresi μ	Kısa Dönem Parametreleri α β		Uzun Dönem Parametreleri θ ω m			Gözlem Sayısı	Düzeltilmiş Gözlem Sayısı	Log-Olabilirlik
XRP	-0.0004 (0.6401)	0.2420*** (0.0000)	0.6228*** (0.0000)	0.1174*** (0.0000)	49.997*** (0.0000)	0.0518*** (0.0000)	3893	2453	3817.22
Parantez içindeki değer olasılıkları göstermektedir									
***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde istatistiksel anlamlılıkları göstermektedir									

EK-39. BTC Getirilerine Ait GARCH-MIDAS Tahmini Kayıp Fonksiyon Sonuçları

Model	MAE	MSE	RMSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH-MIDAS ₁₂	0.001189	0.000002	0.001554	0.032133	0.001756	-6.074340
GARCH-MIDAS ₂₄	0.001079	0.000002	0.001488	0.031027	0.001827	-6.128686
GARCH-MIDAS ₃₆	0.001047	0.000002	0.001468	0.030707	0.001850	-6.144980
GARCH-MIDAS ₄₈	0.001098	0.000002	0.001492	0.031112	0.001779	-6.117229



EK-40. XRP Getirilerine Ait GARCH-MIDAS Tahmini Kayıp Fonksiyon Sonuçları

Model	MAE	MSE	RMSE	HMAE	HMSE	QLIKE
GARCH-MIDAS ₁₂	0.004701	0.000055	0.007433	0.069227	0.011393	-4.890538
GARCH-MIDAS ₂₄	0.004785	0.000056	0.007466	0.069641	0.011249	-4.879734
GARCH-MIDAS ₃₆	0.005372	0.000060	0.007729	0.073018	0.010725	-4.796708
GARCH-MIDAS ₄₈	0.004465	0.000054	0.007370	0.068245	0.012287	-4.916343



ÖZGEMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyad, ad : ATAŞ Gülşah

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet
	Ankara Hacı Bayram Veli	
Yüksek lisans	Üniversitesi	2025
	Ekonometri/Ekonometri	
Lisans	Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari	2020
	Bilimler Fakültesi/Ekonometri	
Lise	Başkent Yabancı Dil Ağırlıklı Lise	2007

