



Cilt / Volume: 12, Sayı / Issue: 24, Sayfalar / Pages: 284-310

Araştırma Makalesi / Research Article

Received / Alınma: 02.06.2022

Accepted / Kabul: 19.09.2022

YÜKSEK FREKANSLI KRİPTO VARLIK OYNAKLIĞININ UZUN HAFIZA VE STOKASTİK ÖZELLİKLERİNİN FIGARCH MODELİ İLE İNCELENMESİ

Volkan ETEMAN¹

Erkan IŞIĞIÇOK²

Öz

Bu çalışmada, seçilmiş kripto varlıkların yüksek frekanslı gün içi varlık getirilerinin oynaklık (volatility) modelleri ve uzun hafıza özelliklerinin karşılaştırılması olarak incelenmesi amaçlanmıştır. Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA) ve Binance Coin (BNB) olmak üzere, 4 farklı kripto varlığın, 1 günlük, 12 saatlik, 8 saatlik, 6 saatlik, 4 saatlik, 2 saatlik, 1 saatlik, 30 dakikalık ve 15 dakikalık frekans düzeylerinde gerçekleşen 36 getiri serisi FIGARCH (Fractional Integrated- Kesirli Bütünleşik/Entegre edilmiş GARCH) modeli özelinde ele alınmıştır. Yapılan analizler sonucunda, ETH 30 dakikalık getiri serisi dışında, tüm serilerde uzun hafıza özelliğinin mevcut olduğu belirlenmiştir. Örneklem frekansının artması ile hataların bağımsız ve rassal dağılmakta güçlük çektiği, farklı örneklem frekanslarının uzun hafıza parametrelerinin ortalama olarak birbirine benzer olduğu, ancak bazı varlıkların çeşitli frekanslarının avantajlı bir yatırım stratejisi oluşturabileceği yönünde bulgular elde edilmiştir. FIGARCH modeli ile tüm koşul ve kısıtlar sağlanarak, 36 veri kümesinin 35'inin anlamlı ve iyi tanımlanmış olarak modellemede başarılı olduğu belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Figarch, Uzun Hafıza, Kripto Para Piyasası, Yüksek Frekanslı Veri.

Jel Kodları: C58, G14, C4.

¹Arş. Gör., Munzur Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Uluslararası İşletmecilik ve Ticaret Anabilim Dalı, E-posta: volkaneteman@munzur.edu.tr , ORCID: 0000-0002-3430-7073.

²Prof. Dr., Bursa Uludağ Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Ekonometri Bölümü İstatistik Anabilim Dalı, E-posta: eris@uludag.edu.tr, ORCID: 0000-0003-4037-0869.

Atıf/Citation

Etman, V., & Işığışok, E. (2022). Yüksek frekanslı kripto varlık oynaklığının uzun hafıza ve stokastik özelliklerinin FIGARCH modeli ile incelenmesi. *Dicle Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12(24), 284-310.

INVESTIGATION OF LONG MEMORY AND STOCHASTIC PROPERTIES OF HIGH FREQUENCY CRYPTO ASSET VOLATILITY BY FIGARCH MODELING

Abstract

In this study, it is aimed to comparatively examine the volatility models and long memory properties of high frequency intraday asset returns of selected crypto assets. Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA) and Binance Coin (BNB) 4 different crypto assets, 1-day, 12-hour, 8-hour, 6-hour, 4-hour, 2-hour, 1-hour, 30 minute and 15 minute frequency levels are the subject of the study. The 36 data sets examined are discussed in the FIGARCH (Fractional Integrated-GARCH) model. As a result of the analysis, it has been determined that all series have long memory feature, except for the ETH 30-minute return series. It was determined that the errors were not independently and randomly distributed with the increase in the sampling frequency. It was concluded that the long memory parameters of different sampling frequencies were similar to each other on average. however, there are findings that various frequencies of some assets can create an advantageous investment strategy. By providing all the conditions and constraints with the FIGARCH model, it was determined that 35 of 36 datasets were successful in modeling as meaningful and well-defined.

Keywords: Figarch, Long Memory, Cryptocurrency Market, High Frequency Data.

Jel Codes: C58, G14, C4.

1. GİRİŞ

Finansal yatırım; finansal varlıkların fiyatlanması ve bu fiyatların oluşum süreçlerinde meydana gelen dalgalanmalardan yararlanarak getiri elde edilmesi amacıyla, tasarruf ve kaynakların finansal piyasalarda değerlendirilmesi olarak tanımlanabilmektedir. Finansal yatırıma olan talep, teknolojik gelişmeler ile paralel bir şekilde artmıştır. 1969 yılında ABD’de piyasa verilerinin işlemden geçirilip bilginin dijital olarak aktarılmasını sağlayan Quotron I sisteminin tanıtılması sonucu, doğrudan piyasa ile bilgi alışverişinin sağlanması (Phister, 1989, s. 109) ile temelleri atılan süreç; 1971’de fiziksel pazar yeri sunmaksızın tezgâh üstü piyasa olarak faaliyete başlayan NASDAQ, 1976’da NYSE tarafından tanıtılan, yatırımcıların doğrudan piyasaya emir iletebilmesini sağlayan DOT ve ardından gelen SuperDot sistemi (David, 1989, s. 68), 1990’dan sonra geliştirilen FIX protokol ve akıllı sipariş yönlendirme (SORT) (Riordan, 2009, s. 8) gibi yeni teknolojiler ve protokoller, piyasaları daha erişilebilir kılmıştır. Tüm bu teknolojik gelişmeler sonucu yatırımcılar, piyasalara evlerinden katılabilir duruma gelmiştir. Teknolojik gelişmelerin yansması sonucu, finansal piyasalara erişilebilirliğin artması ve bilginin tabana yayılması yatırımcı sayısının ve işlem hacminin artmasına neden olmuştur.

Bitcoinin ve buna bağlı olarak kripto varlık kavramının ortaya çıkması sonucu oluşan kripto varlık platformlarının sayısının artmasına ve bu platformlar aracılığıyla sağlanan piyasaya giriş kolaylığı, geleneksel piyasalara erişimde ortaya çıkan sınırların ortadan kalkmasına yol açarak, internet bağlantısına sahip her bireyin finansal anlamda bir yatırımcı olabilmesinin önünü açmıştır. Bu çalışma kapsamında, Bitcoin’in tanımlanması yönündeki tartışmalar ile birlikte;

para, varlık, emtia vb. gibi kavramlar etrafında şekillendirilmeye çalışılan sınıflandırma çabaları göz ardı edilerek, finansal dinamikleri bünyesinde barındıran bir yatırım aracı olarak kabul edilip, kripto varlıkların stokastik özellikleri incelenecektir.

Yatırımcılar tarafından finansal araçların (enstrümanların) potansiyel alım-satım fırsatlarını tanımlamak için geçmiş veya gerçek zamanlı veriler analiz edilerek, gelecekteki fiyat hareketlerini veya oynaklığı tahmin etmek için kullanılan yöntemler; i) Temel analiz, ii) Teknik analiz ve iii) Nicel analiz olmak üzere, üç kategoriye ayrılır. Temel analizin amacı, finansal varlıkların fiyatlarını etkileyebilecek ilgili bilgilerin detaylı bir şekilde analizinin yapılmasıdır. Temel analiz, finansal varlıkların gerçeğe uygun değerini veya gelecekteki potansiyel fiyatını belirlemek amacıyla yürütülen ayrıntılı bir süreçtir (Nutti vd., 2011, s. 65). Genel ekonomi ve endüstri koşulları gibi makroekonomik faktörlerin yanında; finansal raporlar, yönetim ve yatırım kararları gibi şirketlere ait faktörler de bu aşamada incelenmektedir (Treleaven vd., 2013, s. 79).

Teknik analiz ise, finansal varlık fiyatlarının geçmiş değerlerine ve işlem hacmi gibi ilgili ticaret bilgilerine dayanarak, gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Teknik analizdeki ana varsayım, piyasa fiyatının finansal varlık ile ilgili tüm bilgiyi yansıttığıdır. Bu varsayım nedeniyle, varlık fiyatlarını etkileyen faktörler dikkate alınmaz ve sadece fiyat hareketlerinin oluşturduğu örüntüler incelenir. Geleneksel olarak, göstergeler (indikatörler) ve formasyonlar ile trend belirleme çalışmaları yapılmaktadır. Son olarak; nicel veya kantitatif analiz olarak adlandırılan analiz türünde ise varlık fiyatlarının rasgele oluştuğu varsayılır ve bu rasgeleliği tanımlamak için istatistiksel ve matematiksel analiz yöntemleri kullanılarak uygun bir model oluşturulmaya çalışılır (Nutti vd., 2011, s. 65). Temel analiz ve teknik analiz aşamalarında da matematiksel ve istatistiksel yöntemler kullanılmasına rağmen, bu analiz türlerinde, finansal varlık fiyatları arasındaki deterministik ilişkilerden yararlanılmaktadır. Buna karşın; nicel analiz, finansal varlıkların stokastik davranışlarına odaklanır.

Yatırımcıların temel, teknik veya nicel analiz kullanarak fiyat oluşumlarını ve fiyat oynaklığını tahmin etme yönündeki çabalarına karşın, Fama'nın Etkin Piyasalar Hipotezi, fiyatların matematiksel olarak rassal yürüyüş modeli sergilediğini ve fiyatların rassal olarak oluştuğunu, finansal varlıkların gerçekleştireceği davranışların tahmin edilebilmesinin mümkün olmadığını iddia etmektedir. Etkin Piyasalar Hipotezi zayıf, yarı güçlü ve güçlü olarak 3 ayrı formda sınıflandırılmıştır (Fama, 1970, s. 389). Teknik analiz ile normalin üzerinde getiri elde edilemeyeceğini belirten yapı zayıf form olarak ifade edilirken, temel ve teknik analiz ile normalin üzerinde getiri elde edilemeyeceği yapısı yarı güçlü form olarak tanımlanır. Bunlara

ek olarak; içeriden bilgi elde eden yatırımcıların işlemlerinin de (insider trade) normalin üzerinde getiri elde edemeyeceğini ifade eden güçlü form yapısı, Fama tarafından belirtilmiştir.

Bu çalışma kapsamında; finansal bir varlığın cari piyasa fiyatının geçmiş tüm bilgileri yansıttığını iddia eden ve geçmiş fiyat hareketleri kullanılarak normalin üzerinde getirinin elde edilemeyeceğini varsayan, zayıf formda etkinlik kavramı, uzun hafıza kavramı çerçevesinde incelenecektir. Uzun hafıza, finansal varlıkların getiri ve oynaklıklarının otokorelasyon fonksiyonlarındaki hiperbolik azalma eğilimi veya aynı anlama gelmek üzere, yavaş ortalamaya dönme özelliği olarak tanımlanmaktadır (Balıbey, 2014, s. 2). Yavaş ortalamaya dönme özelliği, finansal sisteme gelen bilgilerin kalıcılık etkisi gösterdiğini ifade ederek, yeni bilgilerin finansal varlıkların fiyat oluşum süreci üzerindeki etkisinin yavaş ve zamana dağılan bir nitelikte olduğunu ifade etmektedir. Bu durum fiyat oluşum sürecinin, etkin piyasalar hipotezinin karakteristik özelliği olan Martingale sürecini izlemediğini ve finansal piyasalardaki fiyatların rassal olarak oluşmadığını ifade etmektedir (Gençyürek, 2019, s. 31). Tüm bu açıklamalar birlikte değerlendirildiğinde, uzun hafızanın varlığı durumunda, finansal serilerin gelecek dönem değerlerinin geçmiş dönem değerlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edilerek, teknik veya nicel analiz kullanılarak Etkin Piyasalar Hipotezinin aksine normalin üzerinde getiri elde edilebileceği iddia edilebilmektedir.

Diğer taraftan, teknik veya nicel analiz yöntemleri, finansal zaman serilerinin fiyat oluşumu veya oynaklık süreçlerinin incelenmesinde kullanılır. Finansal anlamda oynaklık, piyasalarda işlem gören varlık fiyatlarında meydana gelen dalgalanmalar olarak ifade edilebilmektedir. Yatırım sürecinin, fiziksel ticaret ortamlarından, her an her yerden işlem yapılabilmesine olanak sağlayan cep telefonlarına taşınması sonucu, yatırımcı sayısında ve işlem hacminde önemli derecede artışlar meydana gelmiştir. İşlem sayısı ve hacminin artması; yatırımcıların dikkatini, finansal varlıkların işlem fiyatlarından ziyade oynaklığın incelenmesi yönüne çekmiştir. Oynaklık, finansal piyasa aktörlerinin yatırım kararlarını belirlerken göz önünde bulundurduğu belirsizlik ve risk gibi faktörlerin değerlendirilmesinde en çok önem verilen kavramdır.

Kullanıcı sayısının ve işlem hacminin artması, yatırımcılar arasındaki rekabetin doğası gereği hız kavramına önem verilmesine neden olmuştur. Kuşkusuz, ticarete hız her zaman önemli bir kavram olmuş ve gelişen teknoloji ile birlikte, zaman kavramının ölçekleri dramatik bir ölçüde azalmıştır. Geline noktada, saniyenin binde biri (milisaniye) gibi değerler ile ölçeklenmiş zamanlarda ticari işlemler gerçekleştirilebilmektedir (Johnson, 2010, s. 323). Bu gelişmeler sonucu işlem hacminin ve buna bağlı olarak oynaklığın artması, ortaya çıkan yüksek frekanslı serilerin oynaklıklarının modellenebilmesi gerekliliğini ortaya koymuştur.

Geçmiş dönemlerdeki bilgilerin göz önünde bulundurularak öngörü varyansının değişmesine izin vermesi nedeniyle, yüksek oynaklık gösteren zaman serilerinin modellenmesinde, koşullu değişen varyans modellerinin göz önünde bulundurulması avantajlı bir modelleme seçeneği olarak değerlendirilebilir (Işığışık, 1999, s. 3). Finansal zaman serilerinde uzun hafızanın varlığı durumunda, simetrik yapıdaki GARCH modelleri yetersiz kalmakta, gözlenen oynaklıkların ne kadar kalıcı olduğunu ve finansal piyasaların oynaklık şoklarını hangi hızla unutarak ortalamasına geri dönmekte olduğunu belirlemede, uzun hafıza modellerinden yararlanılmaktadır (Balıbey, 2014, s. 69).

Bu çalışmada, oynaklığın kesirli sayı olarak hesaplanmasına olanak sağlayan FIGARCH modeli özelinde, seçilmiş kripto paraların yüksek frekanslı gün içi varlık getirilerinin oynaklık modelleri ve uzun hafıza özelliklerinin karşılaştırmalı olarak incelenmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda, kripto para piyasalarında işlem gören, Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA) ve Binance Coin (BNB) olmak üzere 4 farklı kripto varlık seçilmiştir. Seçilmiş kripto varlıkların günlük ve gün içi verilerinden oluşan farklı örneklem frekanslarında incelenmesi amacıyla; her bir kripto varlığın, 1 günlük, 12 saatlik, 8 saatlik, 6 saatlik, 4 saatlik, 2 saatlik, 1 saatlik, 30 dakikalık ve 15 dakikalık olmak üzere, 9 ayrı örneklem frekansında toplam 1.309.550 adet kapanış fiyatını içeren veri kümeleri üzerinde çalışılmıştır. Çalışmanın kapsamı, kripto varlıkların stokastik özellikleri açısından şu 3 soruya yanıt vermeyi amaçlamaktadır: i) Fiyat serileri, istatistiksel olarak anlamlı uzun hafıza özellikleri taşıyor mu? ii) Stokastik özellikler 4 farklı kripto varlığın 9 farklı örneklem frekansında anlamlı değişimler sergilemekte mi? iii) FIGARCH uzun hafıza parametresine (d) göre, kripto varlıkların uygun yatırım frekansı belirlenebilir mi?

Çalışmanın ikinci bölümünde literatür incelemesi yapılmış, üçüncü bölümde kavramsal çerçeve ve FIGARCH modeli tanıtılmış, dördüncü bölümde veri ve materyal tanıtılmış, beşinci bölümde metodoloji ve uygulama gerçekleştirilmiş ve nihayet sonuç ve tartışma başlığını içeren altıncı bölümde araştırma sorularının yanıtları irdelenmiştir.

2. LİTERATÜR

Çalışma kapsamında yapılmış çalışmalar kronolojik olarak incelenmiştir. Literatürdeki çalışmalarda 1 günlük, 6 saatlik, 15 dakikalık ve 5 dakikalık veri kümeleri ile ayrı ayrı çalışıldığı gözlemlenmiştir. Çalışmalara çeşitli kripto varlıkların konu olduğu, veri kaynaklarının Bitfinex, Bitstamp, Coinbase gibi kripto para piyasaları ile coinmarketcap, bitcoincharts.com ve investing.com isimli veri sağlayıcılarından elde edildiği gözlemlenmiştir.

Yapılan çalışmalarda, GARCH modeller ailesinden çeşitli modeller kullanılmış olup, kronolojik olarak çalışmalar aşağıdaki gibidir:

- (Gronwald, 2014); Bitcoin'in ekonomik yapısını iki farklı kavram çerçevesinde araştırmıştır. Bitcoin ekonomisinin kavramsal tartışmalarının yanında, GARCH modeli ile Bitcoin fiyat hareketleri incelenmiştir. Çalışma, yapıldığı tarih itibari ile fiyatların aşırı oynaklık içerdiğini ve piyasa koşullarının olgunlaşmamış olduğunu ifade etmektedir. Çalışmada, MtGov isimli kripto para piyasasından elde edilen 2011-2014 arası 1 günlük kapanış fiyatlarının kullanıldığı belirtilmiştir.
- (Dyhrberg, 2016); Bitcoin'in finansal varlık özelliklerini GARCH modellerini kullanarak incelediği çalışmasında, Bitcoin varyansının davranış şekli ile altın, dolar ve Euro kurlarının varyanslarının davranışlarını karşılaştırmış ve Bitcoin'in, risk yönetimi açısından altın ve dolar ile benzer riskten korunma yetenekleri olduğunu belirlemiştir.
- (Phillip ve diğerleri, 2018); Tarafından yapılan çalışmada, 5 adet kripto varlığın analiz sonuçlarına yer vermiş olsalar da çalışmanın 224 farklı varlık ile yapıldığı ve benzer özellikler bulunduğu ifade edilmektedir. Kripto varlıkların uzun hafıza ve değişen varyans ve kalın kuyruk özellikleri barındırdığı bulgular elde edilmiştir. Yöntem olarak Taylor'ın stokastik oynaklık modeli kullanılmıştır.
- (Urquhart, 2017); Bitcoin olası fiyat kümelenme davranışlarını incelediği çalışmasında, fiyatların %10'dan fazlasının ondalık basamağı 00 olan yuvarlak sayılar etrafında kümelendiği sonucuna ulaşmıştır. Çalışmada, Bitcoincharts.com isimli veri kaynağından elde edilen 2012-2017 arası günlük kapanış verilerinden yararlanılmıştır.
- (Bariviera,, 2017); Bitcoin'in getiri oynaklığının değişken zamanlı davranışını incelediği çalışmasında, 2011-2017 arası gerçekleşmiş 1453 kapanış verisinden yararlanmış ve Hurst Exponent yöntemini uygulamıştır. Çalışmada, veriler iki dönemde incelenmiş ve 2011-2014 arası bilgilerin daha kalıcı davranış sergilediği 2014-2017 arası bilgilerin ise incelemenin ilk dönemine nazaran daha bilgi etkin bir piyasa olduğu gözlemlenmiştir. Çalışmada günlük oynaklık özelliğinin tüm dönemler boyunca kalıcılık sergilediği ifade edilmiştir.

- (Bariviera vd., 2018); 12 farklı kripto para biriminin gün içi fiyat dinamiklerini inceledikleri çalışmada, kripto para birimlerinin çoğunun benzer model izlemesine karşın, ETC ve ETH'nin daha kalıcı özellik sergilediğini, DASH ve XEM isimli kripto varlıkların ise rassal yürüyüş modeline daha yakın bir model sergilediklerini ifade etmişlerdir. Thomson Reuters terminalinden elde edilen veriler, 16031 gözlem içermekte ve 2017-2018 arası 5 dakikalık veri kümesinden oluşmaktadır.
- (Peng vd., 2018); 1 günlük ve 1 saatlik kapanış fiyatları kullanılarak, kripto varlıkların oynaklıklarının tahmini konusunda yapılan çalışmada, GARCH modeli ile destek vektör regresyonu (SVR) birleştirilerek hibrit bir yöntem kullanılmıştır. SVR-GARCH olarak belirtilen yöntemin geleneksel GARCH yöntemlerinden daha iyi sonuç ürettiği belirtilmiştir.
- (Catania & Sandholdt, 2019); Bitstamp ve Coinbase isimli kripto varlık borsalarından 2011-2014 arası, saniyelik frekansta 22,457,894 ve 39,439,004 adet veri elde edilerek yapılan çalışmada, kaldıraç etkisi ve uzun hafıza gibi araştırma konuları incelenmiştir. Çalışmada günlük ve üstü frekanslarda öngörülebilirlik bulunmadığı ancak 6 saatlik frekansa kadar olan veri kümelerinde öngörülebilir yapılar olduğu belirtilmiştir.
- (Gyamera, 2019); çalışmasında, 2014-2019 arası Coinmarketcap.com isimli veri kaynağından alınan 2054 adet günlük kapanış fiyatlarını içeren veri kümeleri ile çalışılmış ve sGARCH, iGARCH, ve tGARCH modellerinin optimal tahmin performansları karşılaştırılmalı olarak incelenmiştir. Çalışmada tGARCH-NIG modelinin bitcoin getiri serisinin optimal oynaklık tahminini verdiği ifade edilmiştir.
- (Katsiampa vd., 2019); 8 kripto varlığın gün içi oynaklık dinamiklerini ve oynaklıkların ortak hareketlerini incelemişlerdir. Zamana bağlı koşullu bağıntıların olduğu gösterilen çalışmada, kripto para birimlerinin karşılıklı bağımlı olduklarını, pozitif ve negatif şokların incelenen tüm varlıkların fiyat getirilerinin koşullu varyanslarının anlamlı asimetric etkileri olduğu ifade edilmiştir.
- (Han, 2019); Tarafından yapılan çalışmada FIGARCH modelini kullanarak, getiri serilerinin oynaklıklarının uzun hafıza özelliklerini ve fiyat sıçramalarını Bernoulli yöntemi ile incelemiştir. Coinmarketcap.com isimli veri kaynağından 2017-2019 arası elde edilen veriler kullanılarak yapılan analizlerde, günlük getirilerde uzun

hafıza özelliğinin sergilendiği ancak FIGARCH modelinin tek başına modellemede yetersiz kalabileceği vurgulanmıştır.

- (Güleç & Aktaş, 2019); 8 kripto varlığın oynaklık yapısını asimetrik GACRH modelleri ile inceleyen çalışmada, fiyat hareketlerinin etkinliğini; uzun hafıza için ARFIMA ve oynaklık için FIEGARARCH modelleri kullanılarak araştırılmıştır. Çalışma, incelenen tüm varlıklarda uzun hafızanın mevcut olduğunu ve işlem hacminin artması ile oynaklığın azaldığı sonuçlarına ulaşmıştır. 2013-2018 arası 1 günlük kapanış fiyatlarından oluşturulan veri kümelerinin kullanıldığı belirtilmiştir.
- (Soylu Kaya vd., 2020); araştırmalarında, Bitcoin, Ethereum ve Ripple olmak üzere, 3 farklı kripto varlığın, uzun hafıza özellikleri incelenmiştir. Bitfinex isimli kripto varlık platformundan her bir veri kümesi için farklı bir başlangıç zamanı belirlenerek elde edilen veriler ile yapılan analiz sonucu; kripto varlık piyasasının uzun hafızaya sahip olduğu ve oynaklıktaki kalıcılığın yatırımcıların spekülasyon karları elde etmesine yardımcı olabileceği belirtilmiştir. Çalışmada, Bitcoin'in HYGARCH modeli ile Ethereum için Çarpık student t dağılımlı FIGARCH modeli ile ve Ripple için Student t dağılımlı FIGARCH modelleri önerilmiştir.
- (Akkuş & Çelik, 2020); Bitcoin getiri serisinin uzun hafıza özelliği ile oynaklığının modellenmesinde, en uygun modelin belirlenmesi kapsamında yapılan çalışmada, 2015-2019 arası 1557 adet günlük kapanış fiyatı kullanılmıştır. FIGARCH, FIAPARCH ve HYGARCH modelleri ile gerçekleştirilen araştırma, Bitcoin oynaklığının en iyi HYGARCH ile modellendiğini, FIAPARCH model sonuçlarına göre pozitif şokların negatif şoklara göre oynaklığı daha fazla arttırdığını belirtmişlerdir.
- (Söylemez, 2020); Tarafından yapılan çalışmada, Bitcoin özelinde en uygun oynaklık modelinin belirlenmesini amaçlamıştır. 2013-2017 arası 1 günlük kapanış fiyatlarının oluşturduğu veri kümeleri ile yapılan çalışmada, 6 farklı GARCH türü model karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Bu çalışmada, oynaklık modellemesinde en uygun model türünün EGARCH olduğu ortaya konmuştur.
- (Mensi vd., 2021); Tarafından yapılan çalışmada, 6 farklı kripto varlık arasındaki yüksek frekanslı çok ölçekli ilişkiler, nedensellik kapsamında incelenmiştir. 2017-2018 arasında gerçekleşen 15 dakikalık veriler kullanılarak gerçekleştirilen bu

çalışma, kripto varlık birimleri arasında çoğunlukla olumlu ortak hareketler ve uzun süreli hafıza olduğunu belirtmektedir.

- (Barjašić & Antulov-Fantulin, 2021), Tarafından Bitcoin ile ilgili atılan tweetler ile Bitcoin hacmi, Bitcoin fiyatı ve piyasada gerçekleşen alıcı ve satıcı arasındaki fiyat farklarından oluşan veriler ile yapılan çalışmada, fiyat verileri Bitfinex isimli veri kaynağından 18 Mayıs 2019 ile 30 Mayıs 2019 arasında gerçekleşen işlem fiyatları kullanılmıştır. Çalışma, GARCH modelleri ile karma dağılım hipotezi yöntemlerinin bir kombinasyonunu kullanmış ve örneklem içi modellemede en iyi sonucun GARCH(1,1) modelinde, örneklem dışı tahminde ise CGARCH(1,1) modelinde olduğu belirlenmiştir.
- (Kazova & Ercan Büyükyılmaz , 2021); Tarafından yapılan çalışmada, 10 farklı kripto varlığın oynaklık yapılarının karşılaştırılmalı analizi yapılmış ve bu çalışmada negatif ve pozitif şokların oynaklık üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Çalışmaya konu olan kripto varlıklar için en uygun modeller önerilmiş, asimetrik koşullu varyans modellerinin, simetrik ARCH modellerine göre anlamlı sonuçlar ürettiği ifade edilmiştir. Çalışma, investing.com adlı siteden elde edilen, 2017-2021 arası 1 günlük kapanış fiyatları üzerine yapılmıştır.

Tablo 1. Özet Literatür Tablosu

Yıl	Model/Yöntem	Varlık	Veri Aralığı	Veri Frekansı
(Gronwald, 2014)	GARCH	BTC	2011-2014	1 Günlük
(Dyhrberg, 2016)	GARCH	BTC/Altın/Dolar	2010-2015	1 Günlük
(Urquhart, 2017)	Probit Temelli Fiyat Kümelenmeleri	BTC	2012-2017	1 Günlük
(Bariviera., 2017)	Hurst Exponent	BTC	2011-2017	1 Günlük
(Phillip ve diğerleri, 2018)	Stokastik oynaklık	BTC/ETH/XRP/NEM/DASH	-	1 Günlük
(Bariviera vd., 2018)	Nedensellik Temelli Karmaşıklık Entropisi	BTC/BCH/DASH/ETC/ETH IOTA/LTC/NEO/NEM/XMR/XRP/ZEC	2017-2018	5 Dakikalık
(Peng vd., 2018)	SVR-GARCH	BTC/ETH/DASH	2016-2017	1 Günlük/1 Saatlik
(Catania & Sandholdt, 2019)	HAR	BTC	2011-2014 2018	1 Saniyelik
(Gyamera, 2019)	tGACRH-NIG	BTC	2014-2019	1 Günlük
(Katsiampa vd., 2019)	Diagonal BEKK	BTC/ETH/LTC/DASH/ETC/XMR/NEO/OMG	2017-2018	1 Saatlik
(Han, 2019)	FIGARCH- Bernoulli Jump	BTC/ETH/XRP	2017-2019	1 Günlük
(Güleç & Aktaş, 2019)	ARFIMA /FIEGARCH	BTC/LTC/ETH/XRP	2013-2018	1 Günlük
(Soylu Kaya vd., 2020);	HYGACRH/ FIGARCH/	BTC/ETH/XRP	2016-2018	1 Günlük

(Akkuş & Çelik, 2020)	FIGARCH/ FIAPARCH/ HYGARCH	BTC	2015-2019	1 Günlük
(Söylemez, 2020);	ARCH/GARCH/ GJR/EGARCH/ APARCH/CGARCH	BTC	2013-2017	1 Günlük
(Mensi vd., 2021)	Doğrusal olmayan Granger Nedensellik- RWCC	BTC/ETH/XMR/DASH/XRP/ LCT	2017-2018	15 Dakikalık
(Barjašić & Antulov- Fantulin, 2021)	CGARCH	BTC	04/2019- 05/2019	1 Dakikalık
(Kazova & Ercan Büyükyılmaz, 2021)	Asimetrik ve Simetrik ARCH Modelleri	BTC/ETH/ XRP/ ADA/LTC/BCH/ XLM/ LINK/TRX/DOGE	2017-2021	1 Günlük

Literatür kapsamında yapılan çalışmalar genel olarak incelendiğinde, günlük kapanış değerleri etrafında uzun hafıza ve oynaklık modellerinin araştırıldığı, gün içi yüksek frekans özellikleri barındıran çalışmaların 5 dakikalık, 15 dakikalık ve 6 saatlik örneklem frekanslarında incelendiği gözlemlenmiştir. Bu çalışma; kripto varlık fiyatlarının, 9 farklı örneklem frekansında, 4 farklı kripto varlığın stokastik özelliklerinin karşılaştırmalı olarak incelenmesi ile literatüre katkı sunmayı amaçlamaktadır. Çalışmada stokastik özellik kavramı, değişkenleri oluşturan verilerden elde edilen model parametrelerinin, örneklem uzayı içerisinde aldığı görüntü kümeleri ve bu küme elemanlarının (rassal değişkenler) istatistiksel özellikleri ve anlamlılıklarını ifade etmekte olup, rassal değişkenlerin koşullu olasılık dağılımı altında, örneklem uzayındaki davranış kalıplarını inceleyen stokastik modeller çalışma kapsamı dışındadır.

3. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Bir zaman serisinin stokastik bileşenini ifade eden hata teriminin varyansının sabit olduğu ve zamanla değişmediği varsayımı sabit varyans varsayımı olarak adlandırılır. Sabit varyans varsayımının sağlanamaması durumunda, hata teriminin değişen varyans özelliği gösterdiği ifade edilir. Değişen varyans, modellenen serinin öngörü hatalarının varyanslarının, değişen gözlem değerleri ile birlikte değiştiğini ifade ederek, varsayım ihlaline neden olmaktadır. Öngörü hatalarının dönemden döneme değişmesi sonucu oluşan dalgalanma ise “oynaklık” olarak ifade edilir. Zaman serilerinde oynaklığın olması da otokorelasyon problemine yol açarak, bir diğer varsayım ihlaline neden olmaktadır (Işığışık, 1999, s. 1). Sabit varyans varsayımının sağlanamaması durumunda, sabit kabul edilen varyans kullanılarak hesaplanan standart hataların yanlış hesaplanması; dolayısıyla standart hatalardan hesaplanan t istatistikleri ve t istatistiklerinden hesaplanan p-değerlerinin geçerliliğini kaybetmesine neden olur. Kuşkusuz, bu durum da parametre tahminlerinin yorumlanamamasıyla sonuçlanır. Sabit

varyans varsayımının sağlanamaması sonucunda ortaya çıkan değişen varyans hem F testi istatistiklerini etkilemekte hem de durağanlığın sağlanamamasına neden olmaktadır.

Finansal zaman serileri, karakteristik olarak sivri (leptokurtic) dağılım özelliği göstermektedir. Sivrilik, seri dağılımının kuyruklardaki değerlerinin gözlem frekansının yüksek olduğunu belirten kalın kuyruk özelliği ile serilerde uç durumların daha yüksek olasılıkla beklendiğini ifade eden aşırı sivrilik özelliklerine aynı anda sahip olan dağılım olarak ifade edilmektedir (Çil, 2018, s. 37). Finansal serilerin basıklık ölçüsünün sivri olması, sabit varyans varsayımının sağlanamamasına neden olmaktadır. Engle (1982), finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerini göz önünde bulundurarak, otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelini önermiştir. Denklem-1'de yer alan bir zaman serisinin

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}; \theta) + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$E[\varepsilon_t] = 0 \text{ ve } E[\varepsilon_t^2] = \sigma^2 \quad (2)$$

Şeklindeki genel formu göz önünde bulundurulduğunda; Engle, sıfır ortalama ve sabit varyansa sahip olduğu varsayılan hata teriminin (ε_t 'nin) varyansının sabit olmadığını kabul ederek, varyansın³ (h_t), öngörü hatalarının (ε) karelerinin fonksiyonu olarak değişmesine izin veren Denklem (3) ve (4)'deki modeli önermiştir:

$$\sigma_t^2 = h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (3)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (4)$$

Söz konusu denklemler Otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri olarak adlandırılır. Denklem (3) ARCH(1) modelini gösterir iken, Denklem (4) bu modelin genelleştirilmiş biçimi olan ARCH(p) modelini ifade etmektedir (Engle, 1982, s. 988).

Koşullu varyansın pozitif olması Eşitsizlik (5) ve buna bağlı model kısıtlamaları ise Eşitsizlik (6)'daki gibidir:

$$h_t > 0 \quad (5)$$

$$\alpha_0 \geq 0 \text{ ve } i = 1, 2, \dots, p \quad \alpha_i \geq 0 \quad (6)$$

Sürecin kararlılığının sağlanabilmesi için α parametrelerinin ve toplamlarının 1'den küçük olması gerekir. Bu kısıtlama, sürecin sonsuz varyansa sahip olmamasını sağlamaktadır

³ Engle, koşullu varyansı h_t olarak ifade etmektedir. Literatürdeki çalışmalarda σ_t^2 ve h_t birbirlerinin yerlerine kullanılmaktadırlar.

(Işığışık, 1999, s. 4). α parametrelerine ilişkin bu kısıtlamalara ek olarak, Eşitsizlik (7) ve (8)'deki kısıtlamalar da geçerlidir.

$$0 < \alpha_i \leq 1 \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i < 1 \quad (8)$$

ARCH modelinde uzun ve sabit gecikme yapılarının önerilmesi ve model kısıtlamalarının sağlanamayıp negatif varyanslı parametrelerin bulunabilmesi nedeniyle, Bollerslev (1986) tarafından ARCH modelinin geliştirilmiş (Generalized ARCH) şekli olan aşağıdaki GARCH modeli önerilmiştir:

$$\sigma_t^2 = h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} \quad (10)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha(L) \varepsilon_t^2 + \beta(L) h_t \quad (11)$$

ARCH modeline, koşullu değişen varyansın gecikmeli değerlerinin eklenmesi ile geliştirilmiş ARCH (GARCH(1,1)) modeli Denklem 9'da ifade edilmiştir (Bollerslev, 1986, s. 309). Denklem (10); GARCH(p,q) modeli iken, Denklem (11) bu modelin gecikme operatörü ile gösterim şeklidir. Denklem (11)'de yer alan gecikme operatörlerine ilişkin ifadeler, Bollerslev'in orjinal çalışmasında A(L) ve B(L) olarak gösterilir iken, daha sonra literatürde $\alpha(L)$ ve $\beta(L)$ formunda ifade edilmektedir. GARCH modelinin kısıtlamaları ise aşağıdaki eşitsizliklerdeki gibidir:

$$\alpha_0 > 0 \quad (12)$$

$$\alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0 \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1 \quad (14)$$

Eşitsizlik (14); modelin durağanlığı için gerekli iken, Eşitsizlik (12) ve (13) pozitif varyansın sağlanması için gerekli şartları ifade etmektedirler.

Genel hatları ile ifade edilen ARCH ve GARCH modelleri, otokorelasyon fonksiyonlarındaki ani ve hızlı azalışları ifade eden kısa hafıza süreçlerini modelleyebilirken, otokorelasyon fonksiyonlarının yavaş sönümlendiği uzun hafıza süreçlerini modelleyememektedir. Finansal zaman serilerindeki oynaklıkların ne kadar kalıcı olduğunu ve oynaklık şoklarının ne kadar sürede etkisini kaybederek serinin ortalamasına dönebildiğini belirlemek için uzun hafıza modellerinden yararlanılmaktadır (Balıbey, 2014, s. 70). Serilerin bütünleşme (fark alma)

derecelerinin I(0) ve I(1) ile sınırlandırılmayıp, 0 ile 1 arasında kesirli değerler alabileceği varsayımı ile Granger, Joyeux (1980) ve (Hosking, 1981) tarafından ARFIMA (p,d,q) modeli geliştirilmiştir (Granger & Joyeux, 1980, s. 19). ARFIMA modeli gecikme operatörü gösterimiyle Denklem (15)'deki gibi ifade edilir.

$$\Phi(L)(1-L)^d(y_t - u) = \Theta(L)\varepsilon_t \quad (15)$$

Burada, $(1-L)^d$ ifadesindeki d değeri, kesirli bütünleşme (fark alma) derecesini ifade etmektedir.

Uzun bellek süreçlerindeki gelişmelerden ve özellikle ARFIMA tipi modelleri göz önünde bulunduran Baillie ve ark. (Baillie ve diğerleri, 1996), uzun hafızayı yakalamak için “Kesirli Entegre Genelleştirilmiş Otoresif Koşullu Değişen Varyans” FIGARCH modelini önermiştir. Denklem (11)'de ifade edilen standart GARCH modeli Denklem (16)'daki formda ifade edilebilir:

$$\sigma_t^2 = h_t = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (16)$$

Sürecin, kararlılığını ve durağanlığı sağlamak için $[1 - \alpha(L) - \beta(L)]$ ve $[1 - \beta(L)]$ 'nin tüm kökleri birim çember dışında varsayılarak, GARCH süreci öngörü hatalarının kareleri kullanılarak ARMA(m,p) formunda ifade edilebilir

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)]\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (17)$$

İfadede $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ sıfır ortalama ve otokorelasyonsuz olarak belirtilerek, koşullu varyansta meydana gelen değişimler olarak yorumlanmaktadır. Baillie ve ark. (1996), otoresif gecikme polinomu olan $[1 - \alpha(L) - \beta(L)]$ ifadesinin birim kök içermesi durumunda, Engle ve Bollerslev tarafından tanımlanan IGARCH(p,q) modeline dönüşeceğini belirtmişlerdir. IGARCH modeli, $\emptyset(L) = [1 - \alpha(L) - \beta(L)](1-L)^{-1}$ olmak üzere Denklem (18)'deki formda ifade edilir:

$$\emptyset(L)(1-L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (18)$$

FIGARCH modeli Denklem (18)'deki $(1-L)$ ifadesinin yerine, ARFIMA modellerinden esinlenerek kesirli fark operatörü olan $(1-L)^d$ ifadesinin yerleştirilmesi ile elde edilir. FIGARCH modeli Denklem (19)'daki gibi ifade edilmektedir,

$$\emptyset(L)(1-L)^d\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (19)$$

$0 < d < 1$, $\emptyset(L)$ ve $1 - \beta(L)$ ifadelerinin bütün köklerinin birim çember dışında kaldığı varsayılmaktadır. FIGRACH modeli, ε_t^2 'nin koşullu varyans eşitliği olarak şöyle yazılır:

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(1)]^{-1} + \{1 - [1 - \beta(L)]^{-1}\phi(L)(1 - L)^d\}\varepsilon_t^2 \quad (20)$$

ve denklem (21)'deki gibi ifade edilir:

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(1)]^{-1} + \lambda(L)\varepsilon_t^2 \quad (21)$$

Bu çalışmada, FIGARCH modeli ile değerlendirilecek olan uzun hafıza özelliği, Denklem (19)'daki $(1 - L)^d$ ifadesindeki d parametresi özelinde yorumlanacaktır.

4. VERİ VE MATERYAL

Çalışma kapsamında kripto para piyasalarında işlem gören, Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA) ve Binance Coin (BNB) olmak üzere, 4 adet kripto varlığın ve 1 günlük, 12 saatlik, 8 saatlik, 6 saatlik, 4 saatlik, 2 saatlik, 1 saatlik, 30 dakikalık ve 15 dakikalık olmak üzere 9 frekans düzeyinde gerçekleşen 36 kapanış fiyatından oluşan getiri serisi, FIGARCH (Fractional Integrated- Kesirli Bütünleşik/Entegre edilmiş GARCH) modeli özelinde ele alınmıştır.

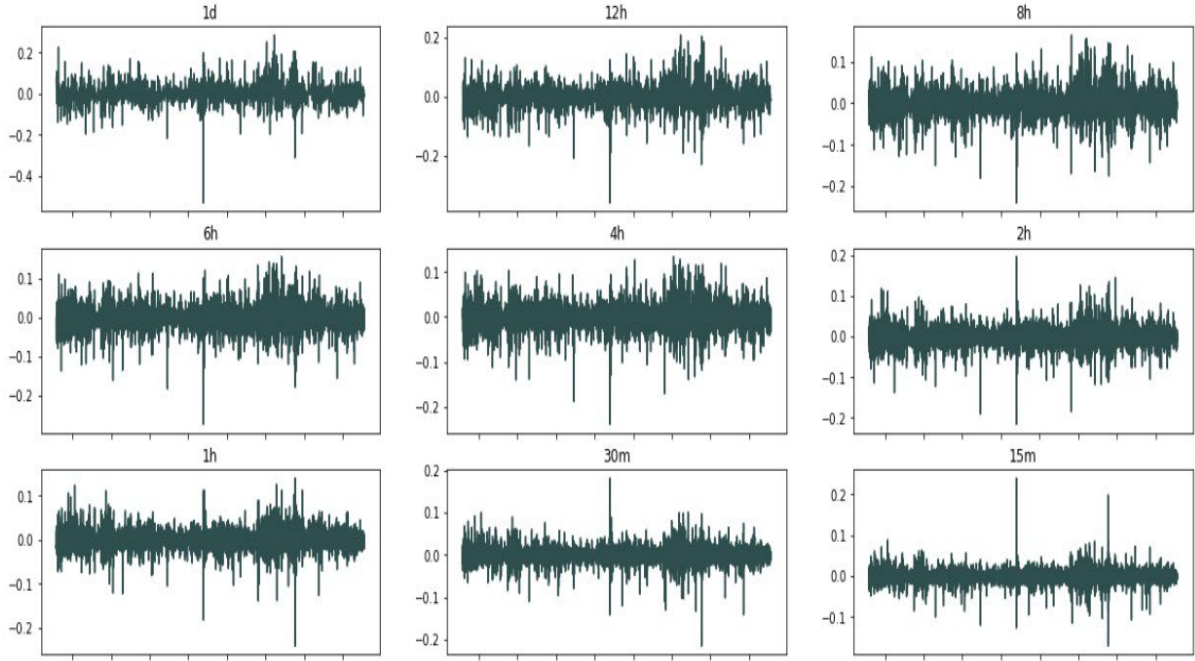
Veriler Binance isimli kripto para platformundan “python-binance” (McHardy, 2022) kütüphanesi ve platforma ait API kullanılarak elde edilmiştir. Veri toplama dışında, ARCH-LM ve Ljung-Box testleri Statsmodels (Seabold vd., 2010) isimli Python kütüphanesi ile gerçekleştirilmiştir. ARIMA modellemeleri ve FIGARCH model uygulamaları R-Projects programında, Rugarch (Galanos, 2022) isimli paket program ile gerçekleştirilmiştir. Veri manipülasyonu ve yönetimi için MySQL veri tabanı kullanılmıştır. Elde edilen serilerin, gerçekleştiği dönem aralıkları Tablo-2'deki gibidir.

Tablo 2. Kripto Varlıkların Kapanış Fiyatları Dönemi

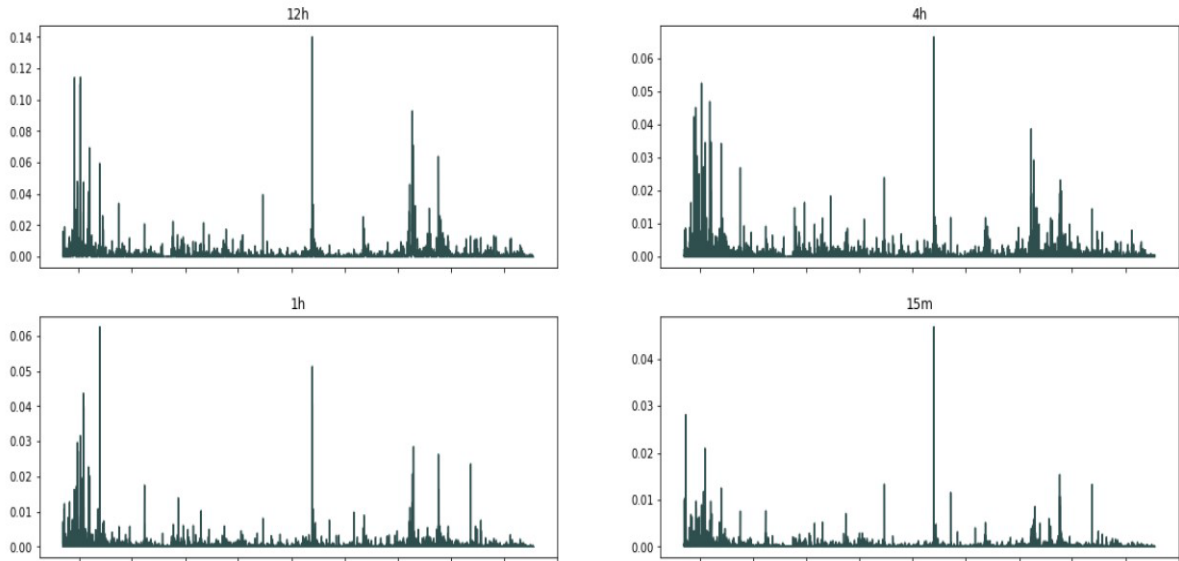
Kripto Varlık	Serinin ilk gözlem tarih ve saati	Serinin son gözlem tarih ve saati
BTC	2017-08-17 03:00:00	2022-04-11 03:00:00
ETH	2017-08-17 03:00:00	2022-04-11 03:00:00
ADA	2018-04-17 03:00:00	2022-04-11 03:00:00
BNB	2017-11-06 03:00:00	2022-04-11 03:00:00

Farklı örneklem frekanslarını incelemek amacıyla, her seri için 1 günlük, 12 saatlik, 8 saatlik, 6 saatlik, 4 saatlik, 2 saatlik, 1 saatlik, 30 dakikalık ve 15 dakikalık olmak üzere, toplam 1.309.550 kapanış fiyatını içeren 9'ar adet veri kümesi elde edilmiştir. Her fiyat serisi için $\ln(P_t/P_{t-1})$ dönüşümü uygulanarak, logaritmik getiri serileri elde edilmiştir. Böylece, çalışmada 36 farklı veri kümesi kullanılmıştır. Çalışmada yerden tasarruf amacıyla, seçilmiş bazı grafiklere yer verilmiştir. Örneğin, ADA kripto varlığına ilişkin getiri serisinin 9 farklı

frekans düzeyindeki görünüşleri Şekil-1'deki gibi iken, BNB kripto varlığa ilişkin kareli getiri serisinin 4 farklı frekans düzeyindeki (12h, 4h, 1h, 15m) görünüşleri Şekil-2'deki gibidir.



Şekil 1. ADA Getiri Serileri



Şekil 2. BNB Kareli Getiri Serileri

Şekil-1'den görüleceği üzere, ADA kripto varlığın getirilerine ilişkin serilerin tamamının örneklem frekanslarına göre farklılaştığı ve Şekil-2'de BNB kripto varlığın getirilerinin karelerine ilişkin serilerindeki oynaklık kümelenmelerinin serilerin tamamında olduğu söylenebilir. Getiri serilerinin betimsel (tanımlayıcı) istatistikleri Tablo-2'deki gibidir. Her bir

veri kümesinin sahip olduğu gözlem sayısı n sütununda verilmiştir. Verilerin normal dağılıma uygunluğunu araştıran J-B istatistikleri incelendiğinde, tüm seriler için H_0 'ın reddedildiği ve getiri serilerinin normal dağılmadığı gözlemlenmektedir.

Tablo 3. Getiri Serilerinin Betimsel İstatistikleri

		n	\bar{X}	σ	Çarpıklık	Basıklık	JB istatistiği
BTC	1g	1698	0.0013	0.0424	13.9	-1.00	1.39E+04 **
	12s	3395	0.0007	0.0295	8.0	-0.40	9.03E+03 **
	8s	5091	0.0004	0.0243	9.7	-0.40	2.03E+04 **
	6s	6786	0.0003	0.0212	10.9	-0.50	3.35E+04 **
	4s	10170	0.0002	0.0177	17.4	-0.20	1.29E+05 **
	2s	20322	0.0001	0.013	22.5	-0.30	4.30E+05 **
	1s	40622	0.0001	0.0286	16175	-0.10	4.43E+11 **
	30dk	81225	0	0.0068	39.0	-0.30	5.14E+06 **
	15dk	162440	0	0.0049	57.3	0.1	2.22E+07 **
ETH	1g	1698	0.0014	0.0536	11.3	-1.1	9.37E+03 **
	12s	4137	0.0006	0.1256	22.1	-0.0	8.36E+04 **
	8s	6212	0.0004	0.1573	5.9	-0.0	8.97E+03 **
	6s	8266	0.0003	0.1616	9.8	-0.0	3.34E+04 **
	4s	12411	0.0002	0.1636	7.1	0.0	2.62E+04 **
	2s	22610	0.0001	0.1271	14.4	-0.0	1.96E+05 **
	1s	49231	0	0.1579	14.7	-0.0	4.43E+05 **
	30dk	99117	0	0.1617	7.2	-0.0	2.15E+05 **
	15dk	173716	0	0.0735	30.1	0.0	6.55E+06 **
ADA	1g	1455	0.001	0.0587	6.6	-0.3	2.61E+03 **
	12s	2910	0.0005	0.0406	5.2	-0.3	3.27E+03 **
	8s	4365	0.0003	0.0322	4.1	-0.1	3.04E+03 **
	6s	5818	0.0002	0.029	5.8	-0.3	8.12E+03 **
	4s	8720	0.0002	0.0235	6.6	-0.3	1.61E+04 **
	2s	17425	0.0001	0.0173	10.9	-0.2	8.58E+04 **
	1s	34832	0	0.0125	16.2	-0.4	3.79E+05 **
	30dk	69650	0	0.0091	22.9	-0.3	1.52E+06 **
	15dk	139292	0	0.0065	43.4	0.1	1.09E+07 **
BNB	1g	1617	0.0035	0.063	14.7	0.3	1.45E+04 **
	12s	3233	0.0017	0.0424	10.9	0.3	1.59E+04 **
	8s	4848	0.0011	0.0346	12.5	0.4	3.18E+04 **
	6s	6462	0.0009	0.0303	12.6	0.3	4.27E+04 **
	4s	9686	0.0006	0.025	12.0	0.2	5.78E+04 **
	2s	19354	0.0003	0.0183	17.5	0.1	2.48E+05 **
	1s	38687	0.0001	0.0134	27.7	0.0	1.24E+06 **
	30dk	77353	0.0001	0.0096	32.0	-0.1	3.29E+06 **
	15dk	154696	0	0.007	40.2	0.1	1.04E+07 **

** P < 0.01- * P < 0.05

Getiri serilerinin, sabitli ve trendli durağanlık testleri ADF ve PP durağanlık testlerine göre yapılmış olup, tüm örneklem frekanslarında hem trendli hem de sabitli modellerde serilerin birim kök içermediği ve durağan olduğu sonucuna ulaşılmış olup, trendli ve sabitli modeller aynı sonuçları ürettiğinden dolayı Tablo-4'te sadece sabitli sonuçlar özetlenmiştir.

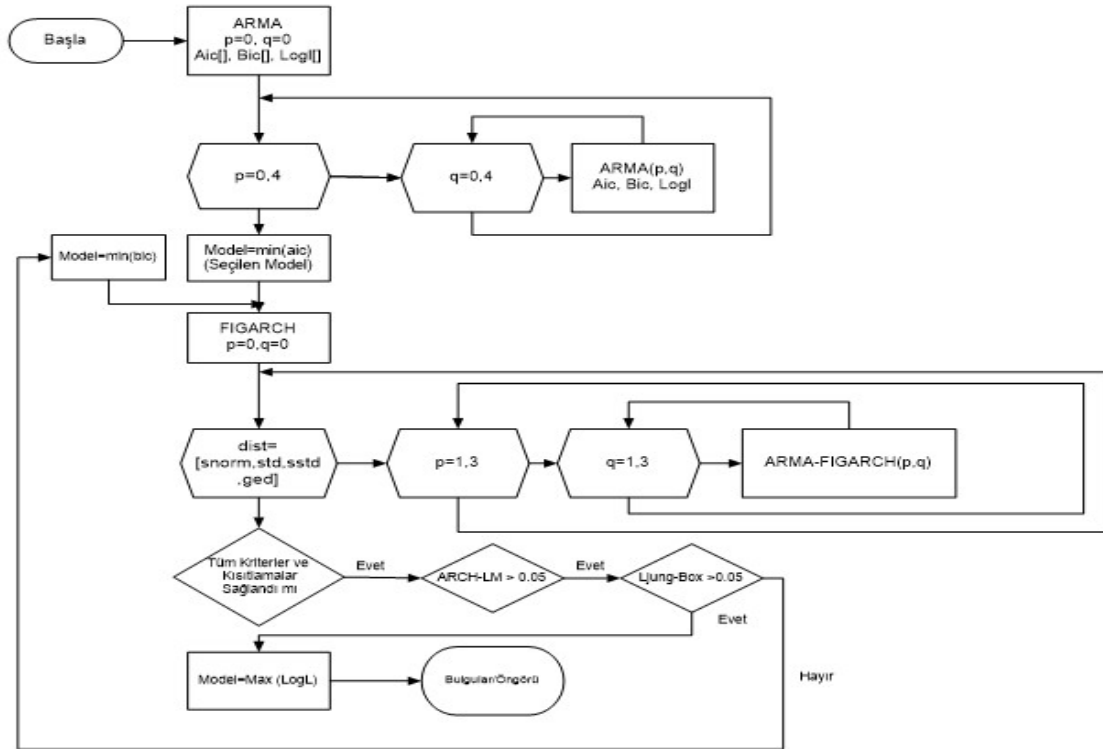
Tablo-4'deki bulgular incelendiğinde hem ADF hem de PP testine göre serilerin tamamının düzeyde durağan oldukları söylenebilir. Bu nedenle, bu aşamadan sonra her bir veri kümesi için

ortalama denklemlerin belirlenmesi ve uygun modellerin seçilmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. İlgili aşamalar metodoloji ve uygulama bölümünde ayrıntılı olarak incelenmiştir.

Tablo 4. Getiri Serileri Birim Kök Testleri

	BTC		ETH		ADA		BNB	
	ADF	PP	ADF	PP	ADF	PP	ADF	PP
1 Gün	-28.7**	-43.5**	-12.3**	-44.1**	-26.1**	-41.2**	-10.9**	-41.1**
12 Saat	-43.4**	-55.8**	-13.4**	-219.6**	-31.3**	-52.1**	-11.0**	-51.0**
8 Saat	-14.2**	-72.7**	-31.8**	-436**	-26.3**	-63.7**	-11.1**	-68.4**
6 Saat	-31.1**	-85**	-15.2**	-593**	-28.6**	-77.4**	-13.5**	-82.9**
4 Saat	-16.3**	-106.6**	-17.4**	-939**	-18.2**	-95.7**	-16.3**	-101.7**
2 Saat	-21.2**	-152.4**	-23.6**	-1314**	-26.6**	-140.2**	-23.1**	-148.1**
1 Saat	-45.8**	-223.1**	-37.6**	-3467**	-25.8**	-196.9**	-27.3**	-208.4**
30 Dk.	-37.6**	-296.5**	-40.3**	-7540**	-39.3**	-276.0**	-37.2**	-292.0**
15 Dk.	-43**	-414.3**	-46.3**	-5869**	-44.2**	-381.5**	-40.3**	-406.7**

Tablodaki değerler t istatistikleri olup, ** P < 0.01 ve * P < 0.05 değerini göstermektedir.



Şekil 3. Model Belirleme Süreci Akış Şeması

5. METODOLOJİ VE UYGULAMA

Optimum modellerin belirlenmesi amacıyla, modellerin üretilmesi ve üretilen modellerin belirli kısıtlar altında değerlendirilmesi temelinde gerçekleştirilen çalışmada, fazla sayıda model üretimi, model parametrelerinin kısıtlamaları ve anlamlılıkları göz önünde bulundurularak,

gerçekleşen karmaşık karar verme süreci için algoritmik bir metodoloji belirlenmiştir. Bu metodoloji Şekil-3'teki akış şeması olarak ifade edilmiştir.

ARMA(p,q) modelleri için p ve q değerleri, 0'dan 4'e kadar olmak üzere, tüm olası kombinasyonları içerecek şekilde, tüm modeller üretilmiş ve model seçimi minimum AIC kriterine göre yapılmıştır. FIGARCH(p,q) modellemesi, belirlenen ARMA modeli üzerine kurgulanmış ve FIGARCH modelinin p ve q değerleri 1'den 3'e kadar olan tüm modeller sınanmıştır. Tablo-2'de J-B istatistiklerinin belirttiği, getirilere ilişkin tüm serilerin normal dağılmadığı bulguları nedeniyle, tüm modeller; çarpık-normal dağılım (Snorm), Student-t (Std), Çarpık-student-t (Sstd) ve Genelleştirilmiş hata dağılımı (Ged) olmak üzere, dört dağılım ile modellenmiştir.

Karar verme süreci, tüm kriterlerin ve kısıtlamaların sağlanması ile başlamaktadır. ARCH etkisinin ve otokorelasyonun bulunmadığı modeller içerisinde en yüksek loglikelihood değerine sahip modelin belirlenerek bulgular ve/veya öngörü ile süreç sona ermektedir. Değerlendirilecek kriter ve kısıtlama sayılarının fazlalığı, koşulları sağlayan modellerin üretilmesini mümkün kılmadığı durumlarda; işlemler, ARMA modellemesi aşamasına tekrar dönerek sırasıyla en düşük BIC ile süreçler tekrar edilmiştir.

Buradan hareketle, çalışmada dikkate alınan 36 farklı veri kümesi için ortalama denklemleri tahmin edilmiş ve bulgular Tablo-4'e aktarılmıştır. Tablo-4'deki bulgulara göre, belirlenen ortalama modellerinin tamamında değişen varyans sorunu olduğu, ARCH-LM testi ile ve kareli standartlaştırılmış artıkların tamamının bağımsız dağılmadığı ve hata terimleri arasında otokorelasyon olduğu görülmektedir.

Oynaklıktaki uzun hafızayı test etmek ve araştırma sorularının incelenmesi amacıyla FIGARCH modellemesi aşamasına geçilmiştir. Tüm veri kümeleri için gerçekleştirilen modelleme çalışmalarında elde edilen sonuçlara göre seçilen uygun modeller Tablo-6'te özetlenmiştir. Tablo-6'e göre, koşulları sağlayan modellerin farklı örneklem frekanslarında, farklı dağılımlar tarafından karakterize edildiği belirlenmiştir. Tablo-7'da BTC, Tablo-8'de ETH, Tablo-9'de ADA ve Tablo-10'da ise BNB olmak üzere, 4 kripto varlığın tahmin edilen 36 modelin parametrelerine ilişkin bulgular yer almaktadır.

Tablo 5. ARMA Ortalama Denklemlerine İlişkin Bazı Bulgular

		Ortalama Modeli	AIC	ARCH-LM(20)	Q(20)	Q ² (20)
	1g	ARMA (2,0)	-5912	273.7**	26	669**
	12s	ARMA (2,0)	-14305	273.7**	26	669**
	8s	ARMA (0,3)	-23516	274.1**	27	672**

BTC	6s	ARMA (3,3)	-33162	269**	23	655**
	4s	ARMA (3,3)	-53397	269**	23	655**
	2s	ARMA (3,0)	-118782	273.1**	25.9**	668**
	1s	ARMA (0,1)	-173358	273.1**	46**	692**
	30dk	ARMA (2,1)	-581091	273.2**	26*	668**
	15dk	ARMA (3,3)	-1270102	269**	23.5*	655**
4 No'lu Tablonun Devamıdır						
ETH	1g	ARMA (2,0)	-5125	208.5**	405.9**	240.1**
	12s	ARMA (2,3)	-13685	568.8**	40.5**	661**
	8s	ARMA (3,3)	-24017	558**	38.5**	651**
	6s	ARMA (2,2)	-32123	535.2**	38.5**	651.4**
	4s	ARMA (3,3)	-53298	558**	38.5**	651.4**
	2s	ARMA (3,3)	-112671	558**	38.5**	651.4**
	1s	ARMA (1,3)	-260175	578.9**	43.3**	670**
	30dk	ARMA (2,3)	-554619	568.8**	40.5**	661.4**
15dk	ARMA (3,3)	-1176423	558**	38.5**	651**	
ADA	1g	ARMA (2,2)	-4128	64.8**	21.7	270.5**
	12s	ARMA (3,0)	-10414	64.3**	21	271**
	8s	ARMA (3,0)	-17653	64.3**	21	271**
	6s	ARMA (3,2)	-24728	61.8**	17.9	270**
	4s	ARMA (2,3)	-40701	64**	20.2	269**
	2s	ARMA (0,3)	-92014	64.8**	21.9*	274**
	1s	ARMA (0,2)	-206282	65.2**	25*	275**
	30dk	ARMA (3,3)	-457654	64.2**	20*	270**
15dk	ARMA (3,3)	-1006440	64.2**	20*	270**	
BNB	1g	ARMA (2,2)	-4353	138.9**	45.3**	1029**
	12s	ARMA (2,3)	-11328	139.6**	37.7**	1004**
	8s	ARMA (0,3)	-18970	139.1**	45.6**	1049**
	6s	ARMA (3,3)	-27048	139.2**	35.8*	999.7**
	4s	ARMA (2,3)	-44126	139.6**	37.7**	1004**
	2s	ARMA (0,3)	-100114	139.1**	42**	1032**
	1s	ARMA (2,2)	-224261	138.9**	45.3**	1029**
	30dk	ARMA (3,3)	-498904	139.2**	35.8*	999.7**
15dk	ARMA (3,3)	-1097815	139.2**	35.8*	999.7**	

** P < 0.01- * P < 0.05

Tablo 6. FIGARCH Varyans Denklemlerine İlişkin En Uygun Modeller

	BTC	ETH	ADA	BNB
1 Gün	FIGARCH(1,d,2)-Sstd	FIGARCH(1,d,0)-Snorm	FIGARCH(1,d,2)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Std
12 Saat	FIGARCH(1,d,1)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Snorm	FIGARCH(2,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Std
8 Saat	FIGARCH(1,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Sstd
6 Saat	FIGARCH(2,d,2)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(1,d,1)-Std
4 Saat	FIGARCH(1,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Snorm	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Std
2 Saat	FIGARCH(1,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(1,d,2)-Std
1 Saat	FIGARCH(1,d,2)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Sstd
30 Dak.	FIGARCH(2,d,2)-Sstd	FIGARCH(1,d,1)-Std	FIGARCH(2,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Ged
15 Dak.	FIGARCH(2,d,2)- Std	FIGARCH(3,d,2)-Sstd	FIGARCH(2,d,2)-Ged	FIGARCH(2,d,2)-Std

Tablo-5'deki modellerin gecikme değerlerinin FIGARCH(p,d,q) modelinde; p için 1 ve q için 2 değerleri etrafında yoğunlaştığı, sadece ETH 15 dakikalık zaman diliminde p değerinin 3'e kadar çıktığı gözlemlenmiştir. Metodolojik olarak, modellerin 1 ve 3 arasında sonuç üretmesi üzerine kurgulanan çalışmada, literatürde parsimony olarak adlandırılan cimrilik prensibi göz

önünde bulundurulmuştur. Cimrilik prensibi gereğince; getiri serilerinin, minimum sayıda parametre ve değişken ile açıklanmıştır.

Tablo 7. BTC Model Sonuçları

	BTC								
	1g	12s	8s	6s	4s	2s	1s	30dk	15dk
μ	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
ϕ_1	-0.03**	-0.07**		-0.25**	0.92**	-0.07		0.66**	-0.22**
ϕ_2	0.04**	0.03**		-0.46**	-0.73**	-0.02**		-0.02**	0.16**
ϕ_3				-0.38**		-0.03**			0.59**
θ_1			-0.03**	0.21**	-0.97**		-0.04**	-0.71**	0.18**
θ_2			0.05**	0.48**	0.80**				-0.20**
θ_3			-0.13**	0.41**	0.01**				-0.62**
ω	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
α_1	0.03**	0.03**	0.03**	0.03**	0.05**	0.05**	0.05**	0.03**	0.02**
α_2				0.02**				0.02**	0.01**
β_1	0.27**	0.22**	0.22**	0.35**	0.24**	0.24**	0.29**	0.25**	0.28**
β_2	0.47**	0.46**	0.45**	0.44**	0.45**	0.45**	0.47**	0.44**	0.45**
d	0.50**	0.50**	0.50**	0.62**	0.52**	0.51**	0.55**	0.49**	0.54**
AIC	-3.6492	-4.655	-5.0128	-5.3332	-5.7718	-5.056	-7.181	-7.968	-8.656
BIC	-3.6171	-4.64	-4.998	-5.319	-5.762	-5.052	-7.179	-7.966	-8.655
LogL	3108	7910	12771	18110	29363	51386	145870	323624	703101
ARCH(20)	0.17	9.12	2.02	7.15	25.9	0.99	0.004	2.29	13.10
Q(20)	12.2	38.0	24.7	37.7	21.9	64.2**	10.9	227.9**	248.8**
Q ² (20)	0.17	9.14	2.09	7.22	27.23	0.99	0.00	2.31	13.23

** P < 0.01- * P < 0.05

Tablo 8. ETH Model Sonuçları

	ETH								
	1g	12s	8s	6s	4s	2s	1s	30dk	15dk
μ	0.00	0.00**	0.00	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
ϕ_1	-0.04	-0.26**	-0.74**	-0.04**	-0.90**	0.33**	-1.00**	-0.26**	-0.75**
ϕ_2	0.06*	0.72**	-0.41**	0.94**	-0.66**	0.37**		0.74**	0.74**
ϕ_3			-0.67**		-0.75**	-0.95**			0.49**
θ_1		-0.13**	0.36**	-0.56**	0.48**	-0.80**	0.23**	-0.21**	0.64**
θ_2		-0.44**	0.53**	-0.37**	0.71**	0.27**	-0.06**	-0.53**	-0.78**
θ_3		0.00**	0.33**		0.51**	0.46**	-0.02**	0.05**	-0.51**
ω	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00	0.00**	0.00**	0.00**
α_1	0.22**	0.03**	0.08**	0.05**	0.04**	0.06**	0.03**	0.20**	0.00**
α_2		0.03**					0.03**		0.01**
α_3									0.02**
β_1	0.55**	0.23**	0.31**	0.24**	0.25**	0.16**	0.23**	0.78**	0.06**
β_2		0.45**	0.46**	0.45**	0.44**	0.42**	0.45**		0.29**
D	0.4**	0.5**	0.6**	0.5**	0.6**	0.4**	0.5**	1.0**	0.4**
AIC	-3.1	-3.2	-3.3	-3.1	-4.3	-5.7	-5.1	-7.2	-8.0
BIC	-3.1	-3.2	-3.2	-3.1	-4.3	-5.7	-5.1	-7.2	-8.0
LogL	2644	6649	10120	13026	26932	64738	124546	358972	695476
ARCH(20)	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	5.5	0.2	0.2	6.0
Q(20)	22.0	0.3	21.7	8.7	1.1	381**	1094**	138**	936**
Q ² (20)	15.0	0.0	0.6	0.0	0.0	5.6	0.2	0.2	1.0

** P < 0.01- * P < 0.05

Tablo 9. ADA Model Sonuçları

	ADA								
	1g	12s	8s	6s	4s	2s	1s	30dk	15dk
μ	0.00**	0.00**	0.00	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
ϕ_1	0.01**	0.09**	0.03**	0.16**	0.43**			0.51**	0.02**
ϕ_2	0.03**	-0.08**	0.02**	-0.62**	-0.62**			-0.42**	0.18**
ϕ_3		0.00	-0.09**	0.03**				0.13**	0.28**
θ_1				-0.33**	-0.46**	-0.05**	-0.05**	-0.59**	-0.04**
θ_2				0.68**	0.64**	0.03**	-0.03**	0.42**	-0.22**
θ_3					0.04**	0.00**		-0.17**	-0.28**
ω	0.00	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00	0.00**	0.00
α_1	0.08**	0.00**	0.00	0.03**	0.03**	0.02**	0.03**	0.04**	0.03**
α_2		0.00*	0.01**	0.03**	0.03**	0.03**	0.03**	0.02**	0.03
β_1	0.23**	0.21**	0.23**	0.23**	0.23**	0.34**	0.23**	0.26**	0.23**
β_2	0.42**	0.44**	0.45**	0.45**	0.45**	0.49**	0.45**	0.45**	0.45**
d	0.48**	0.51**	0.54**	0.52**	0.52	0.68	0.52**	0.51**	0.52**
AIC	-2.84	-3.66	-4.19	-2.80	-3.68	-5.52	-4.90	-7.02	-6.45
BIC	-2.81	-3.64	-4.17	-2.79	-3.67	-5.52	-4.89	-7.02	-6.45
LogL	2078	5338	9151	8171	16048	48124	85268	244496	448997
ARCH(20)	0.34	3.43	11.49	1.07	0.52	15.34	29.79	0.04	0.91
Q(20)	15.30	14.96	19.46	51.99	41.79**	53.93**	37.30*	105.2**	89.7**
Q ² (20)	0.35	3.50	12.23	1.09	0.52	15.53	30.60	0.04	0.92

** P < 0.01- * P < 0.05

Tablo 10. BNB Model Sonuçları

	BNB								
	1g	12s	8s	6s	4s	2s	1s	30dk	15dk
μ	0.01**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
ϕ_1	0.20**	0.11**		-0.79**	0.81**	-0.06**	-0.71**	0.09**	0.38**
ϕ_2	-0.38**	-0.61**		-0.68**	-0.68**	0.02**	0.03**	-0.35**	0.32**
ϕ_3				-0.29**		-0.04**		0.24**	-0.30**
θ_1	-0.24**	-0.18**	-0.03**	0.75**	-0.87**		0.59**	-0.14**	-0.45**
θ_2	0.44**	0.57**	0.09**	0.70**	0.74**		-0.14**	0.33**	-0.36**
θ_3		-0.04**	-0.14**	0.33**	0.04**			-0.29**	0.36**
ω	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**	0.00**
α_1	0.00**	0.00**	0.04**	0.16**	0.03**	0.05**	0.01**	0.03**	0.07**
α_2	0.02**	0.01**	0.01**		0.03**		0.02**	0.03**	0.04**
β_1	0.24**	0.24**	0.26**	0.54**	0.23**	0.24**	0.22**	0.23**	0.23**
β_2	0.48**	0.41**	0.46**		0.45**	0.45**	0.45**	0.45**	0.41**
d	0.59**	0.54**	0.53**	0.51**	0.52**	0.51**	0.52**	0.52**	0.48**
AIC	-3.02	-3.90	-4.30	-4.75	-5.03	-5.73	-6.48	-5.19	-7.90
BIC	-2.98	-3.88	-4.29	-4.74	-5.02	-5.73	-6.47	-5.19	-7.90
LogL	2456	6319	10441	15355	24352	55455	125294	200930	610862
ARCH(20)	0.30	27.50	1.79	17.11	9.57	9.05	0.39	0.11	1.40
Q(20)	13.35	41.54	40.11	33.61*	39.85**	73.16**	127.24**	70.46	549.66**
Q ² (20)	0.30	28.89	1.82	16.79	9.52	9.23	0.39	0.11	0.11

** P < 0.01- * P < 0.05

Tablo-7’da belirtilen BTC model sonuçları incelendiğinde, d parametresinin tüm frekans düzeylerinde 0 ve 1 aralığında değerler alması, gün içi getiri serilerinin 9 farklı frekans için de uzun hafıza özelliğinin bulunduğunu ve böylece BTC getiri serisinin farklı frekans düzeylerindeki oynaklığının, geçmiş değerler kullanılarak tahmin edilebilir bir yapıda olduğunu ifade etmektedir. Ortalama 0.5 değeri etrafında tahmin edilen d parametresinin, 6 saatlik getiri

serisinde almış olduğu 0.62 değeri ortalamaya geri dönme özelliğinin diğerlerine nazaran daha yavaş olduğunu ve daha kalıcı bir hafıza özelliği sergilediğini gösterir.

Tablo-8’de yer alan ETH model sonuçları incelendiğinde, uzun hafıza parametresi olan d ’nin 8 ve 4 saatlik getiri serilerinde almış olduğu 0.6 değeri, ortalamaya geri dönme özelliğinin diğerlerine nazaran daha yavaş olduğunu ve daha kalıcı bir hafıza özelliği sergilediğini gösterir. ETH 30 dakikalık veri kümesinin d parametresinin 1 olarak bulunması, patlayan varyans olarak ifade edilen ve ortalamaya dönemeyen bir süreci ifade etmektedir. Hemen ekleyelim ki, birim kök içeren ve durağan dışı davranış sergileyen bu gibi veri üretim süreçlerinin, literatürde IGARCH ile modellenmesi önerilmektedir.

Tablo-9’deki ADA model sonuçları incelendiğinde, 2 saatlik frekans düzeyinde farklılaşmasına ve daha uzun bir oynaklık kalıcılığı belirtmesine rağmen, $Q(20)$ istatistiğinin anlamlı sonuç üretmesi, kullanılan yöntem ve materyal kapsamında birkaç frekans düzeyinde otokorelasyon sergilemeyen bir model üretilemediğini ifade etmektedir.

Tablo-10’daki BNB model sonuçları incelendiğinde, yavaş ortalamaya dönme özelliğinin en yüksek olduğu frekans düzeyi 0.59 ile 1 günlük, en düşük 0.48 değeri ile 15 dakikalık getiri serilerinde olduğu belirlenmiştir.

6. SONUÇ VE TARTIŞMA

Yapılan çalışmada kullanılan metodoloji ve veri kümeleri kapsamında elde edilen FIGARCH model bulgularına göre, tüm veri kümeleri için ARCH etkisinin ortadan kalktığına ve standardize edilmiş kareli hataların $Q^2(20)$ bağımsız dağılım sergilediği ve otokorelasyon içermediği gözlemlenmiştir. Standardize edilmiş hataların $Q(20)$, frekans düzeylerinin 1 günden 15 dakikaya azalmasına (sıklığının artmasına) paralel olarak Ljung-Box testleri anlamlı sonuçlar vermiştir. Frekans düzeylerinin 1 günden 15 dakikaya azalmasıyla hataların; bağımsız dağılmadığı ve otokorelasyon sergilediği gözlemlenmiştir.

Çalışma kapsamında incelenen uzun hafıza özelliğini ifade eden d parametresi 35 seride istatistiksel olarak anlamlı ve 0 ile 1 arasında değerler almıştır. Bu durum, incelenen kripto varlıklarda ETH 30 dakikalık veri kümesi dışındaki tüm veri kümelerinde, uzun hafıza özelliğinin bulunduğunu ifade etmekte ve zayıf etkin piyasa hipotezinin reddedilerek, geçmiş veriler analiz edilerek normalin üstünde getiri elde edilebileceğini ifade etmektedir. Uzun hafıza parametresine göre, en avantajlı yatırım frekansının araştırılması değerlendirildiğinde; d parametresinin, aynı veri kümesinin tüm alt frekanslarında ortalama olarak 0.50 civarında benzer değer alması, çalışmada dikkate alınan 9 farklı frekansta anlamlı bir fark bulunmadığını

ve veri kümelerinin, kendine benzerlik (self-similarity) süreci içerdiğine işaret etmektedir. Kendine benzerlik süreci; oynaklıktaki uzun hafıza özelliğinin, dışsal şoklardan veya diğer unsurlardan etkilenmek yerine, veri üretim sürecinin içsel bir özelliği olduğunu ifade etmektedir (Baillie vd., 2007). Kendine benzerlik veya Öz benzerlik olarak ifade edilen bu kavram; alt frekansların dağılımlarının da benzer olduğunu ifade ederken (Beran, 1994, s. 50), Tablo-5'te de belirtildiği gibi, modelleme aşamasında farklı dağılımlar altında sonuç üretilmesi, Kendine benzerlik süreci ile tam olarak karakterize olmadığı şeklinde yorumlanmıştır. Uzun hafıza parametresinin (d), her ne kadar benzer sonuçlar aldığı gözlemlense de BTC 6 saatlik, ETH 4 ve 8 saatlik gibi bazı frekans düzeylerinde bir miktar farklılaşmış olması, daha kalıcı bir hafızanın varlığına işaret etmektedir. Bu durum, çalışmanın veri ve metodolojisi dikkate alınarak, farklı kripto varlıkların farklı frekans düzeylerinde uygun yatırım stratejilerinin oluşturulabileceği yönünde değerlendirilebilir.

Piyasalara ve piyasada gerçekleşen bilgilere erişim kolaylığının sağlanması ve gelişmeler göz önünde bulundurulduğunda, farklı frekans düzeylerinde verilerin toplanabilmesi mümkün olabilmektedir. Bu çalışma kapsamında, en yüksek frekans düzeyi 15 dakikalık olarak belirtilmiş olsa da mevcut koşullarda çalışmamızda kullanılmayan 5 dakika, 3 dakika ve 1 dakikalık veri kümeleri de elde edilebilmektedir. Çalışma sonuçlarında frekans düzeyinin yükselmesi ile Ljung-Box istatistiklerinin anlamlı sonuçlar vermesi, daha yüksek frekans düzeyleri ile çalışmanın otokorelasyonu ortadan kaldırmasının güçleşebileceğine işaret etmektedir. Varyans denklemlerinde kullanılan maksimum üç gecikme değerlerinin daha yüksek değerler ile sınılandığında, Eşitsizlik (14)'te ifade edilen parametrelerin toplamının 1'den küçük olması şartını sağlayamadığı, ortalama denklemleri için kullanılan dört gecikmeden büyük sınamalarda ise, ortalama denkleminin ϕ_1 parametresinin 1'den büyük değerler alarak, durağanlığın sağlanamadığı ve/veya AIC, BIC değerlerinin yükseldiği gözlemlenmiştir.

Kripto para piyasalarında işlem gören varlık sayısının 2022 yılı ilk yarısında 10121 adet olmakla birlikte (coinmarketcap, 2022); Defi, Nft ve Metaverse olarak farklı kategorilere ayrılmaktadır. Sonraki çalışmalarda, belirtilen kategoriler özelinde ve/veya kategoriler arası karşılaştırmalı olarak oynaklığın modellenmesi ve yatırım frekanslarının incelenmesi sonucu yatırımcılar ve araştırmacılar açısından değerli bilgiler elde edilebileceği öngörülmektedir. Ek olarak, çeşitli oynaklık modelleri içerisinde, farklı frekanslar için en uygun model belirlenmesi veya farklı kategori ve kategori frekansları için en uygun modellerin belirlenmesi kapsamlarında araştırma soruları incelenmesi önerilebilir. Günümüzde her alanda karar verme

süreçleri, hızlı bir şekilde insan müdahalesine kapalı algoritmalara bırakılmaktadır. Yatırım kararlarının algoritmik bir akışta, belirlenen metodoloji kapsamında elde edilebilir ve yorumlanabilir parametreler ile incelendiği bu çalışmada akışa dahil edilemeyen yapısal kırılmalar çalışmanın kısıtlılığını oluşturmakta olup ileriki çalışmalarda, alt frekanslardaki tüm kırılımların belirlenip, etkilerinin giderildiği bir yöntem algoritmaya dahil edilebilir.

Yatırım kültürünün gelişmesi sonucu, finansal piyasalardaki yeni yatırımcı sayısının artması ile birlikte, ortalama olarak aynı davranışı sergileyen yatırımcı topluluklarının oluşmasına neden olmaktadır. Bu durum, yaygın analiz yöntemlerinin kullanılması sonucunda; felsefe alanında kendini gerçekleştiren kehanet, matematik alanında Martingale ve beklenen değer, psikoloji ve finans alanlarında ise davranışsal finans kapsamalarında önemli araştırma sorularını üretmektedir. Bu alanlarda yapılan araştırmalara ekonometri dışında, ekonofizik disiplininin de dahil olması ile çok yönlü ve çok boyutlu disiplinlerarası araştırma alanında yapılan çalışmalar ile değerli bilgilerin ortaya çıkma potansiyelinin mevcut olduğu öngörülmektedir.

KAYNAKÇA

- Bariviera, A. F., Zunino, L., & Rosso, O. A. (2018). An analysis of high-frequency cryptocurrencies prices dynamics using permutation-information-theory quantifiers. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 28(7), 1-17. <https://doi.org/https://doi.org/10.1063/1.5027153>
- Akkuş, H. T., & Çelik, İ. (2020). Modelling, forecasting the cryptocurrency market volatility and value at risk dynamics of bitcoin. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22(2), 296-312. <https://doi.org/https://doi.org/10.31460/mbdd.726952>
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74(1), 3-30. [https://doi.org/doi.org/10.1016/S0304-4076\(95\)01749-6](https://doi.org/doi.org/10.1016/S0304-4076(95)01749-6)
- Baillie, R., Han, Y. W., & Myers, R. (2007). Long memory and figarch models for daily and high frequency commodity prices (working paper no. 594). *Queen Mary, University of London, School of Economics and Finance, Working Papers*.
- Balıbey, M. (2014). İkili Uzun Hafıza Modelleri: Bazı Makroekonomik Değişkenler Üzerine Bir Uygulama. Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi.
- Bariviera,, A. F. (2017). The inefficiency of bitcoin revisited: A dynamic approach. *Economics Letters*, 161, 1-4. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.09.013>
- Barjašić, I., & Antulov-Fantulin, N. (2021). Time-varying volatility in bitcoin market and information flow at minute-level frequency. *Frontiers in Physics*, 9. <https://doi.org/10.3389/fphy.2021.644102>
- Beran, J. (1994). *Statistics for long-memory processes*. Chaman & Hall.

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Catania, L., & Sandholdt, M. (2019). Bitcoin at high frequency. *Journal of Risk Financial Management*, 12(36), 1-20. <https://doi.org/doi:10.3390/jrfm12010036>
- coinmarketcap. (2022). <https://coinmarketcap.com/tr/>. 05 8, 2022 tarihinde <https://coinmarketcap.com/tr/?page=102>: <https://coinmarketcap.com/tr/?page=102> adresinden alındı
- Çil, N. (2018). *Finansal ekonometri*. DER Kitapevi Yayınevi.
- David, W. J. (1989). Technology and performance: the evolution of market mechanisms. *Business Horizons*, 32(6), 65-69. [https://doi.org/doi.org/10.1016/0007-6813\(89\)90041-4](https://doi.org/doi.org/10.1016/0007-6813(89)90041-4)
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – a garch volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Galanos, A. (2022, 04 19). *Package 'rugarch'*. Univariate GARCH Models: <https://cran.r-project.org/web/packages/rugarch/rugarch.pdf> adresinden alındı
- Gençyürek, A. G. (2019). Sermaye piyasasında ikili uzun hafıza ve emtia volatiliteleri geçişkenliği. İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı.
- Granger, C. W., & Joyeux, R. (1980). An introduction to long-memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15-29. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1980.tb00297.x>
- Gronwald, M. (2014). The economics of bitcoins - market characteristics and price jumps (working paper no. 5121). *CESifo* .
- Güleç, T. C., & Aktaş, H. (2019). Kripto para birimi piyasalarında etkinliğin uzun hafıza ve değişen varyans özelliklerinin testi yoluyla analizi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 4(2), 491-510.
- Gyamera, S. A. (2019). Modelling the volatility of Bitcoin returns using garch models. *Quantitative Finance and Economics*, 3(4), 739-753. <https://doi.org/DOI:10.3934/QFE.2019.4.739>
- Han, Y. W. (2019). Long memory volatility and Bernoulli jumps in daily crypto currency prices. *Journal of Insurance and Finance*, 30(4), 109-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.23842/jif.2019.30.4.004>
- Hosking, J. M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1), 165-176.

- Işığışık, E. (1999). Türkiye'de enflasyon'un varyansının ARCH ve GARCH Modelleri İle Tahmini. *Uludağ Üniversitesi İİBF Dergisi*, 17(3).
- Johnson, B. (2010). *Algorithmic trading & DMA An Introduction direct access trading strategies*. london: Myeloma.
- Katsiampa, P., Corbet, S., & Lucey, B. (2019). High frequency volatility co-movements in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 62, 35-52. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.05.003>.
- Kazova, F., & Ercan Büyükyılmaz , A. (2021). Kripto para birimlerinin volatilitate yapılarının karşılaştırmalı analizi. *Journal of Econometrics and Statistics*, 35, 35-57. <https://doi.org/10.26650/ekoist.2021.36.984568>
- McHardy, S. (2022, 4 9). *Welcome to python-binance v1.0.16*. <https://python-binance.readthedocs.io/en/latest/> adresinden alındı
- Mensi, W., Rehman, M. U., Shafiullah, M., Al-Yahyaee, K. H., & Şensoy, A. (2021). High frequency multiscale relationships among major cryptocurrencies: portfolio management implications. *Financial Innovation*, 7(1), 1-21. <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s40854-021-00290-w>
- Nuti, G., Mirghaemi, M., Treleaven, P., & Yingsaeree, C. (2011). *Algorithmic trading*. london: IEEE Computer Society.
- Peng, Y., Albuquerque, P. H., de Sá, J. M., Padula, A. J., & Montenegro, M. R. (2018). The best of two worlds: forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with support vector regression. *Expert Systems with Applications*, 97, 177-192. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.004>.
- Phillip, A., Chan, J. S., & Peiris, S. (2018). A new look at cryptocurrencies. *Economics Letters*, 163, 6-9. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.11.020>.
- Phister, M. J. (1989). Quotron II: an eairly multiprogrammed multiprocessor for the communication of stock market data. *Annals of the History of Computing*, 11(2), 109-126.
- Riordan, R. J. (2009, 08 04). The Economics of algorithmic trading. Universität Karlsruhe.
- Seabold, Skipper, & Josef, P. (2010). *statsmodels: econometric and statistical modeling with python*. <https://www.statsmodels.org/>. adresinden alındı
- Soylu Kaya, P., Okur, M., Çatıktaş, Ö., & Altintiğ, Z. A. (2020). Long memory in the volatility of selected cryptocurrencies: bitcoin, ethereum and ripple. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(6). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/jrfm13060107>
- Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile bitcoin volatilitésinin analizi. *Journal of Business Research - Turk*, 12(2), 1322-1333. <https://doi.org/10.20491/isarder.2020.914>
- Treleaven, P., Galas, M., & lalchand, V. (2013). Algorithmic trading review. *Communications of the ACM*, 56(11), 76-85.

Urquhart, A. (2017). Price clustering in bitcoin. *Economics Letters*, 159, 145-148.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.035>.