

Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri İle Bitcoin Volatilitésinin Analizi (Analysis of Bitcoin Volatility with Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic Models)

Yakup SÖYLEMEZ  ^a

^a Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Zonguldak, Türkiye. yakup.soylemez@beun.edu.tr

MAKALE BİLGİSİ	ÖZET
Anahtar Kelimeler: Bitcoin, Volatilité Asimetrik Volatilité GARCH EGARCH	Amaç – Son on yılda finans alanında dijital inovasyonlar özellikle Blockchain teknolojisine bağı olarak ortaya çıkmaktadır. Blockchain teknolojisinin tüm dünyada en yaygın olarak kullanıldığı ürün ise kripto para birimleridir. Kripto para birimleri içerisinde Bitcoin gerek piyasa kapitalizasyonu gerekse işlem hacmi ile dikkat çekmektedir. Bitcoin volatilitésinin analizi hem teorik hem de pratik açıdan büyük öneme sahiptir. Bu nedenle araştırma Bitcoin yatırım analizinde en uygun volatilité modelinin belirlenerek yatırımcıya gelecek öngörüsünde kullanılabilen bir model önerisi sunulmasını amaçlamaktadır.
Gönderilme Tarihi 19 Kasım 2019 Revizyon Tarihi 1 Mayıs 2020 Kabul Tarihi 5 Mayıs 2020	Yöntem – Bu çalışmada Bitcoin volatilitésinin analiz edilmesi için 29.04.2013-17.04.2019 tarihleri arasındaki günlük logaritmik getiri serileri kullanılmıştır. Getiri serileri hesaplanırken günlük Bitcoin kapanış fiyatları esas alınmıştır. Araştırma yöntemi olarak genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) modelleri kullanılmıştır. Bu çalışma kapsamında Bitcoin logaritmik getiri serisinin volatilité modellemesi için ARCH, GARCH, GJR/TARCH, EGARCH, APARCH ve CGARCH tipi modeller karşılaştırılmıştır.
Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi	Bulgular – Çalışma Bitcoin volatilitésinin analizi için en uygun yöntemin EGARCH modeli olduğuna dair bulgular elde etmiştir. Araştırma kapsamında elde edilen bir diğer önemli bulgu ise Bitcoin getirileri üzerinde negatif şokların, pozitif şoklardan daha etkili olduğudur.
	Tartışma – Çalışma yeni ve dijital bir ürün olan Bitcoin volatilitésinin dinamiklerini çeşitli modellerle ve güncel veri setiyle analiz etmesi bakımından literatüre katkı sunmaktadır. Bitcoin yatırımcıları ve araştırmacıları çalışma sonucunda elde edilen volatilité denklemini kullanarak getiri öngörüsünde bulunabilirler. Çalışmanın bir diğer çıktısı Bitcoin getirilerini negatif haberlerin daha fazla etkilediğidir. Yatırımcılar bu bilgiyi kullanarak Bitcoin fiyatları konusunda pozisyon alabileceklerdir.
ARTICLE INFO	ABSTRACT
Keywords: Bitcoin Volatility Asymmetric Volatility GARCH EGARCH	Purpose – In the last decade, digital innovations in the field of finance emerge mainly due to Blockchain technology. The most widely used product of Blockchain technology in the world is cryptocurrencies. Bitcoin draws attention to both market capitalization and transaction volume. The analysis of the volatility of Bitcoin has great significance both theoretically and practically. Therefore, the research aims to determine the most suitable volatility model in Bitcoin investment analysis and present a model suggestion that can be used for predicting the future.
Received 19 November 2020 Revised 1 May 2020 Accepted 5 May 2020	Design/methodology/approach – In this study, daily logarithmic return series between 29.04.2013-17.04.2019 are used to analyze Bitcoin volatility. While calculating the return series, daily closing prices of Bitcoin are based on. As a research method, generalized autoregressive conditional heteroskedastic (GARCH) models are tested. In this study, ARCH, GARCH, GJR / TARCH, EGARCH, APARCH, and CGARCH type models are compared for volatility modeling of Bitcoin logarithmic return series.
Article Classification: Research Article	Findings – The study found that the best method for the analysis of Bitcoin volatility is the EGARCH model. Another important finding of the study is that negative shocks are more effective on Bitcoin returns than positive shocks.
	Discussion – The study contributes to the literature in terms of analyzing the dynamics of Bitcoin volatility, which is a new and digital product, with various models and current data set. Bitcoin investors and researchers can predict returns by using the volatility equation in result of this research. Another output of the study is that negative news effects Bitcoin returns more than positive news. Using this information, traders will be able to take positions on Bitcoin prices.

Önerilen Atıf/ Suggested Citation

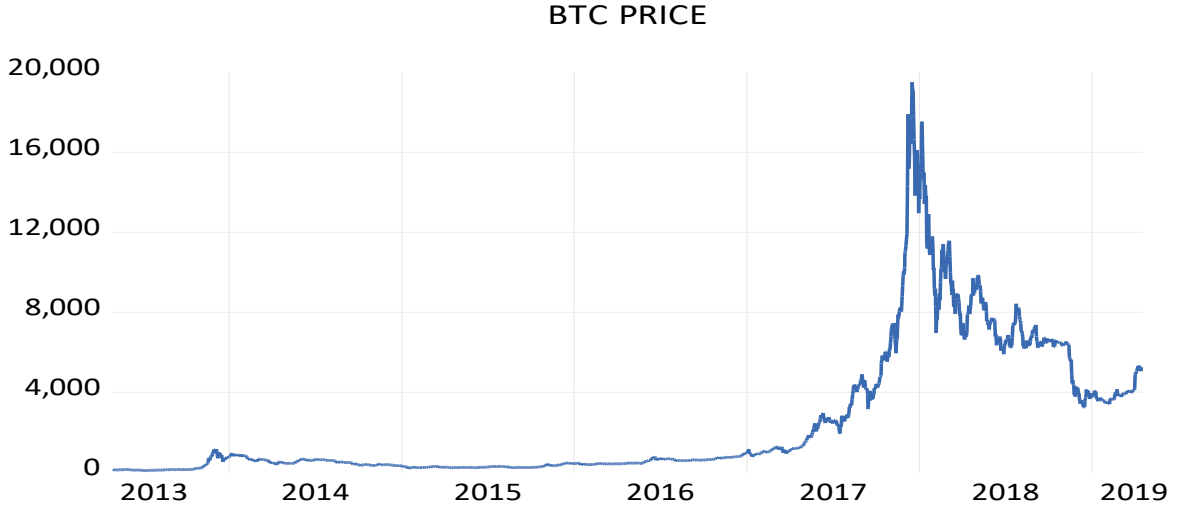
Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri İle Bitcoin Volatilitésinin Analizi, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12 (2), 1322-1333.

1. GİRİŞ

Finansal piyasalar birden çok faktörden önemli ölçüde etkilenen ve aynı zamanda bu faktörleri etkileyen yapılar olarak dikkat çekmektedir. Tarihsel bir süreç içerisinde finansal piyasaları etkileyen en önemli olgular incelendiğinde, bunlar arasında sermaye hareketlerinin liberalleşmesi, piyasalarda var olan riskin önemli ölçüde artması ve dijitalleşme ön plana çıkmaktadır. Özellikle son 10 yıl içerisinde dijitalleşme finansal ürün ve hizmetlerin yapısı üzerinde etkili olmakla beraber, finansal kurumların da geleneksel davranışlarını ve iş biçimlerini değiştirme eğilimini ortaya çıkarmaktadır. Bununla beraber dijitalleşmenin bir diğer etkisini yeni finansal ürün ve kurumları ortaya çıkarması olarak tanımlamak da mümkündür.

Finans alanında dijitalleşmenin en önemli adımlarından biri Ekim 2008 tarihinde merkezi otoriteden farklı olarak yeni bir dijital para biriminin ortaya çıkmasıyla atıldı. Bu dijital araçlar ağının genel adı Blockchain olarak bilinmektedir. Daha geniş bir ifadeyle Blockchain (blokzincir); *“bir işlemin veya veri doğrulama amacıyla gerçekleştirilen herhangi bir başka sürecin tüm kopyalarının katılımcıların tamamı tarafından muhafaza edildiği dağıtık veri tabanlarından oluşmaktadır”* (Durbilmez ve Türkmen, 2019: 30). Bitcoin dijital para birimi ise Blockchain teknolojisinin ilk uygulaması olarak ortaya çıkmıştır (Iansiti ve Lakhani, 2017: 121). Satoshi Nakamoto (2008) tarafından yayınlanan *“Bitcoin: A Peer-To-Peer Electronic Cash System”* isimli makale Bitcoin dijital para birimini tanımlayan ve bu dijital para birimi ile finansal kurumlar ve bireyler arasında para transferinin internet üzerinden yapılabileceğini ortaya koyan ilk belge olma özelliği taşımaktadır.

2008 yılından bu yana Bitcoin piyasası önemli ölçüde genişleme göstermiştir. 19.06.2019 tarihi itibarıyla dünya genelinde 39.645.327 Bitcoin hesabından 425.728.528 adet işlem yapılmıştır. Bu verilere göre Bitcoin'in günlük ortalama işlem hacmi 342.763 adet olup, toplam piyasa kapitalizasyonu ise 162.533.017.507 ABD dolarıdır (<https://www.blockchain.com>, Erişim Tarihi: 19.06.2019). Grafik 1'de bu çalışma kapsamında analizi yapılan döneme ilişkin ABD doları cinsinden Bitcoin fiyatlarının grafiği gösterilmektedir. Söz konusu grafik incelendiğinde özellikle 2016 yılının son çeyreğinden itibaren Bitcoin fiyatlarının önemli ölçüde artış gösterdiği görülmektedir. Bu durum son yıllarda Bitcoin para birimine yatırımcı ilgisini ortaya koyan kanıtlardan biri olarak öne sürülebilir.



Grafik 1. Bitcoin Fiyatları (28.04.2013-17.04.2019)

Bitcoin para biriminin dijital yapısı onu diğer para birimlerinden ayırırken aynı zamanda farklı risklerin oluşmasını da beraberinde getirmektedir. Bitcoin veya genel olarak kripto para birimlerine ilişkin temel riskler, piyasa riski, sığ piyasa problemi, karşı taraf riski, işlem riski, operasyonel risk, gizlilik ile ilgili risk ve yasal ve düzenleyici risk olarak sayılabilir (Böhme vd., 2015: 226). Söz konusu riskler Bitcoin fiyatlarının volatilitésinin artıp azalmasında etkili olmaktadır. Dolayısıyla piyasada Bitcoin'e ilişkin risklerin artması dijital para birimi üzerindeki belirsizliği artırmaktadır. Bu belirsizliğin mümkün olduğunca tahmin edilebilmesi ve genel olarak para biriminin volatilitésini tahmin edebilecek matematiksel bir denklemin oluşturulması yatırımcıya son derece faydalı bilgiler sağlayabilecektir. Söz konusu volatilité denkleminin oluşturulması bu çalışmanın da temel problemini oluşturmaktadır. Finansal piyasalarda var olan belirsizlik özellikle Bitcoin gibi regüle olmayan finansal varlıklar için daha da yüksek olmaktadır. Merkezi bir otoriteye tabi olmama bir yandan taraflar için hukuki kısıtlamalara tabi olmadan yatırım yapma gibi yeni fırsatlar

yaratırken, diğer yandan piyasa da gelişebilecek olumsuz durumlardan daha fazla etkilenme ve dalgalanma tehdidini de beraberinde getirmektedir. Bu nedenle Bitcoin volatilitesinin çeşitli yöntemlerle analiz edilerek en uygun tahmin yönteminin bulunması yatırımcılar açısından büyük önem arz etmektedir.

Finansal varlıkların volatilitesinin analiz ve tahmini amacıyla literatürde çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu amaçla kullanılacak doğrusal yapısal modeller finansal varlıklarla ilgili birçok veriyi açıklamakta yetersiz kalmaktadır. Lineer modellerin açıklayamadığı önemli finansal olgulardan biri de finansal zaman serilerine ilişkin volatilité (oynaklık) kümelenmesidir (Brooks, 2008:380). Mandelbrot (1963) bir finansal zaman serisindeki büyük getirilerin büyük getirileri ve küçük getirilerin ise küçük getirileri takip ettiğini ortaya koymuştur. Dolayısıyla finansal zaman serileri statik bir özellik göstermeyip dinamik bir yapıya sahiptir. Bu dinamik yapısı sebebiyle finansal varlıkların volatilitesi zaman içerisinde gösterdikleri hareketler takip edilerek analiz edilebilir ve gelecek fiyat hareketleri için matematiksel bir formülasyon oluşturulabilir.

Finansal varlıklara ait volatilitenin modellenmesi ve tahmin edilmesi için literatürde çeşitli tahmin modelleri kullanılmaktadır. Bu tahmin modelleri genel olarak değerlendirildiğinde; tarihi volatilité modelleri ve koşullu volatilité modelleri olarak iki kısmı ayrılabilir. Tarihi volatilité modelleri finansal varlık getirilerindeki oynaklığı, finansal varlık getiri ortalamalarında görülen değişikliklerle açıklamaya çalışan statik yöntemleri içermektedir. Bu yöntemler; rassal yürüyüş (McMillan vd., 2000: 438), tarihi ortalama (McMillan vd., 2000: 438), hareketli ortalama (McMillan vd., 2000: 438), üstel düzeltme modelleri (McMillan vd., 2000: 439), üstel ağırlıklı hareketli ortalama modeli (EWMA) (Hull, 2009: 471) ve basit regresyon modeli (McMillan vd., 2000: 439) olarak sayılabilir.

Statik olan tarihi volatilité modellerindeki eksikliklere alternatif olarak ARCH/GARCH tipi modeller geliştirilmiştir. Dinamik bir model olan otoregresif koşullu değişen varyans modeli (ARCH) Engle (1982) tarafından literatüre kazandırılmıştır. Çalışmanın metodoloji bölümünde bahsedileceği üzere söz konusu model Bollerslev (1986) ve Taylor (1986) tarafından geliştirilerek genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modeli (GARCH) oluşturulmuştur. Bununla bağlantılı olarak daha sonraki yıllarda çeşitli GARCH modelleri geliştirilmiştir.

Bu çalışma kapsamında Bitcoin logaritmik getiri serisinin volatilité modellemesi için ARCH, GARCH, GJR/TARCH, EGARCH, APARCH ve CGARCH tipi modeller karşılaştırılmıştır. Bitcoin getiri serisi oluşturulurken 28.04.2013-17.04.2019 tarihleri arasındaki günlük kapanış fiyatları esas alınmıştır. Çalışmanın amacı Bitcoin volatilitesine en uygun yöntemin belirlenmesi ve yatırımcıların gelecek öngörüsü için matematiksel bir volatilité denklemini oluşturulmasıdır. Çalışmanın literatüre olan katkısı çok yeni bir finansal araç olarak değerlendirilebilecek Bitcoin getirileri ile ilgili volatilité denkleminin çeşitli modeller karşılaştırılarak ortaya konulması ve volatilitéyi en uygun açıklayan modelin belirlenmesidir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Finansal varlıkların volatilitesinin analizi ve tahmini konusunda literatürde oldukça yaygın bir çalışma ağı mevcuttur. Bununla birlikte literatürde finansal varlık volatilitesi konusunda çok sayıda çalışmanın olması modellerin faydalı bilgiler ihtiva ettiğini açıkça ortaya koymaktadır. GARCH modelleri kullanılarak yapılan Bitcoin volatilité çalışmaları ise literatürde diğer finansal araçlara oranla azdır. Literatür genel olarak değerlendirildiğinde volatilité modellemesi özellikle riski tespit etmek ve piyasanın yönünü belirlemek amacıyla kullanılmaktadır.

Bitcoin piyasasının yönünün belirlenmesi amacıyla Bouoiyour ve Selmi (2016) tarafından yapılan çalışmada Bitcoin volatilitesini analiz etmek için çeşitli GARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda Bitcoin getirilerinin olumsuz haberlere karşı reaktif olduğu, dolayısıyla piyasanın henüz olgunlaşmadığı tespitini yapmışlardır. Bu tespit söz konusu dönemde Bitcoin'in piyasa kapitalizasyonu göz önüne alınarak değerlendirildiğinde anlamlı gözükmemektedir. Yine aynı dönemde Dyhrberg (2016) tarafından yapılan çalışmada GARCH modellerini kullanarak Bitcoin'in finansal bir varlık olarak çeşitli yönlerden kullanılabilirliği analiz edilmiştir. Çalışmada kullanılan modeller Bitcoin'in riskten korunma ve değişim aracı olarak altın ve dolarla benzerlikler gösterdiğini ortaya koymuştur. Baur vd. (2018), Dyhrberg (2016)'in yapmış olduğu çalışmaya benzer bir çalışma gerçekleştirerek altın, dolar ve Bitcoin fiyatları arasındaki ilişkiyi ortaya koymaya çalışmışlardır. Çalışma sonucunda söz konusu ilişkiyi açıklamaya uygun tek bir modelin henüz oluşturulamayacağına ilişkin bulgular elde edilmiştir. Bitcoin volatilitesinin analiz edilmesi amacıyla yapılan

bir diğer çalışmada Chu vd. (2017) en çok işlem gören yedi kripto para birimi için GARCH modellerini kullanarak volatilité analizi gerçekleştirmişlerdir. Her kripto para birimi için on iki farklı GARCH modeli beş farklı kriter esas alınarak değerlendirilmiş ve her biri için en uygun model ortaya konulmuştur. Cerqueti vd. (2020) Bitcoin volatilitésini de dahil ederek yapmış oldukları çalışmada GARCH modellerini kullanmış ve kripto para birimlerinin fiyat tahminlerinde etkin sonuçların alınabileceğine dair bulgular elde etmişlerdir.

Katsiampa (2017) Bitcoin fiyat verilerini en uygun olarak açıklayan koşullu değişen varyans modelini tespit edebilmek için çeşitli GARCH modellerini karşılaştırmıştır. Yapılan analiz sonucunda Bitcoin volatilitésini en uygun olarak açıklayan modelin AR-CGARCH modeli olduğu tespit edilmiştir. Bu çalışmaya benzer bir şekilde Urquart (2017) Bitcoin volatilitésinin analiz edilebilmesi için GARCH ve HAR (Heterogenous Autoregressive Model) modellerini karşılaştırmıştır. Çalışma sonucunda HAR modellerinin, GARCH modellerine karşı Bitcoin volatilitésinin tahmininde üstün olduğuna dair herhangi bir sonuç elde edilememiştir. Troster vd. (2019) ise yapmış oldukları çalışmada GARCH ve GAS modellerini kullanarak Bitcoin getirilerini ve risklerini analiz etmişlerdir. Yapılan çalışma sonucunda GAS modelinin daha iyi performans gösterdiğine dair bulgular elde etmişlerdir. Şahin ve Özkan (2018) tarafından yapılan çalışmada çeşitli GARCH modelleri kullanılarak volatilité analizi gerçekleştirilmiş ve Bitcoin volatilitésini en iyi açıklayan modelin TGARCH modeli olduğuna dair bulgular elde edilmiştir. Benzer bulgular Ertuğrul (2019) tarafından yapılan çalışmada da elde edilmiş ve en uygun model TGARCH olarak sunulmuştur.

Literatürde Bitcoin piyasa verileri ile çeşitli değişkenler arasında nedensellik ilişkisi kuran çalışmalar da yer almaktadır. Balcılar vd. (2017) işlem hacmi ve Bitcoin getirileri ile volatilité arasındaki ilişkiyi analiz edebilmek için parametrik olmayan bir nedensellik testi kullanmışlardır. Çalışma sonucunda işlem hacmi verileri ile Bitcoin getirileri arasında bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur. Ancak çalışma işlem hacmi verileri ile Bitcoin volatilitésinin tahmin edilemeyeceğini de ortaya koymuştur. Bu çalışmaya paralel olabilecek bir başka çalışmada ise Blau (2017) Bitcoin fiyatlarının ve volatilitésinin tahmin edilip edilemeyeceğini ve Bitcoin getirilerindeki oynaklığın spekülâtif ticarete konu edilip edilemeyeceğini test eden bir çalışma gerçekleştirmiştir. Çalışma sonucunda spekülâtif ticaretle Bitcoin volatilitésini arasında herhangi bir bağlantı bulunamamıştır.

Çalışmanın ilk kısmında Tablo 1’de verilen Bitcoin kapanış fiyatları dikkate alındığında ise fiyatların özellikle 2017-2018 yılları arasında artış gösterdiği görülmektedir. Ayrıca 2017-2019 yılları arasında Bitcoin işlem hacminde de önemli bir artış meydana gelmiştir (<https://www.blockchain.com>, Erişim Tarihi: 19.06.2019). Söz konusu nedenlerle bu dönemleri kapsayarak yapılacak çalışmalar Bitcoin volatilitésinin analiz ve tahminin de son derece önemlidir. Araştırma bu bakımdan literatürdeki boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır. Bununla beraber bu dönemi kısmen yansıtan çalışmalar da literatürde mevcuttur. Bu çalışmalar içerisinde değerlendirilen Ardia vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada logaritmik Bitcoin getiri serilerinde rejim değişikliklerinin varlığı MS-GARCH modeli kullanılarak test edilmiştir. Ayrıca bir gün öncesi için getiriler üzerindeki riske maruz değeri MS-GARCH ve GARCH modeli için karşılaştırmışlardır. Çalışma neticesinde Bitcoin getiri serilerinin rejim değişiklikleri gösterdiği ve MS-GARCH modelinin, tek rejimli GARCH modeline göre riske maruz değeri tahmininde daha uygun olduğu ortaya konulmuştur. Yine bu dönemde Guesmi vd. (2019) tarafından Bitcoin ile finansal göstergeler arasındaki çapraz etkileri ve volatilité yayılımını araştıran çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan tüm modeller getiri ve volatilité tahmininde etkili sonuçlar vermiştir. Bu modeller içerisinde GJR modelinden türetilen modelin en uygun model olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca çalışma sonucunda altın, petrol ve hisse senedinden oluşan portföye Bitcoin’in dahil edilmesi halinde yatırım riskinin azaldığına ilişkin bulgular elde edilmiştir. Söylemez ve Türkmen (2019) tarafından yapılan bir diğer çalışmada Bitcoin getirilerindeki rejim değişiklikleri MS-GARCH modeli kullanılarak analiz edilmiş ve Bitcoin getirilerinin üç farklı rejimde geçişken olduğuna dair bulgular elde edilmiştir.

3. YÖNTEM

Finansal varlıkların volatilitésinin analiz edilmesi literatür araştırması kısmında belirtildiği gibi literatürde geniş bir yere sahiptir. Dolayısıyla finansal varlıkların volatilité analiz ve tahmininde kullanılan modellerde zaman içerisinde çeşitlilik göstermiştir. Bu modeller içerisinde doğrusal olmayan ve değişen varyansı esas alan ARCH modelleri ön plana çıkmaktadır. ARCH modellerinde ortaya çıkan eksikliklerin giderilebilmesi

için ise GARCH modelleri geliştirilmiştir. Çalışma kapsamında elde edilen ampirik bulguların anlaşılabilmesi için bu kısımda çalışmada kullanılan ARCH/GARCH modelleri hakkında bilgi verilecektir.

ARCH Modeli

ARCH modeli Engle (1982) tarafından koşullu varyansın zamana bağlı olarak değişimine izin veren ve serilerin varyansını tahmin etmeye yarayan denklemler olarak geliştirilmiştir. Model doğrusal ve doğrusal olmayan iki farklı denklemden oluşmaktadır. Denklem 1’de ifade edilen doğrusal denklem, modelin bağımlı değişkeni olan y_t ’nin zaman içerisindeki değişimini göstermektedir ve koşullu ortalama denklem olarak ifade edilmektedir. Denklem 2’de gösterilen doğrusal olmayan denklem ise koşullu varyans (h_t) ile hata terimlerinin karesinin gecikme uzunluğu (q) arasındaki ilişkiyi gösteren koşullu varyans denklemidir.

$$y_t = \beta_t + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \beta_4 X_{4t} + u_t u_t \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \alpha_3 u_{t-3}^2 + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (2)$$

ARCH modelleri literatürde geniş olarak kullanılmalarına rağmen volatilité tahmininde belirli kısıtlılıkları mevcuttur. Modele ilişkin başlıca kısıtlılıklar şu şekilde ifade edilebilir (Brooks, 2008: 391-392):

- Hata terimlerinin karesinin gecikme uzunluğunun nasıl belirleneceği ARCH modelinde muğlaktır.
- Çok yüksek belirlenen gecikme uzunluğu modelin verimliliği üzerinde olumsuz etkiye sahiptir.
- Modelde yer alan α ve β katsayılarının negatif olmama koşulu ihmal edilmektedir.

ARCH modelinin yukarıda sıralanan kısıtlılıklarının ortadan kaldırılması için genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelleri (GARCH) geliştirilmiştir. Literatürde çok sayıda GARCH modeli geliştirilmiş olmasına rağmen bu kısımda araştırma kapsamında kullanılan GARCH, GJR/TARCH, EGARCH, APARCH ve CGARCH modellerinin işleyişi hakkında bilgi verilecektir.

GARCH Modeli

Bolerslev (1986) ve Taylor (1986) tarafından geliştirilen GARCH modelinde, koşullu varyansın gecikme uzunluğu da modele ilave edilmiştir. Dolayısıyla GARCH(p,q) şeklinde ifade edilen model Denklem 3’teki gibi gösterilebilir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

Denklem 3 kullanılarak çok sayıda GARCH(p,q) modeli oluşturulabilecek olsa da yapılan ampirik araştırmalarda GARCH(1,1) modelinin finansal zaman serilerindeki volatilité kümelemesini en iyi yakalayan model olduğu ortaya konulmuştur (Brooks, 2008: 394).

GJR/TARCH Modeli

GJR/TARCH modeli Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) tarafından geliştirilmiştir. Model oluşturulurken GARCH modeline pozitif asimetriyi açıklayan bir değişken ilave edilmiştir. Dolayısıyla model koşullu varyansı Denklem 4’teki gibi tanımlamaktadır:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (4)$$

Bu denklemde I_{t-1} değeri, $u_{t-1} < 0$ ise 1; diğer durumlarda ise 0’a eşit olmaktadır. Bu durumda model negatif olmama koşulunu sağlamak için $\alpha_0 > 0$, $\beta > 0$, $\alpha_1 + \gamma \geq 0$ olacak ve $\gamma < 0$ olsa bile koşul sağlanmış olacaktır (Brooks, 2008: 405).

EGARCH Modeli

Nelson (1991) tarafından geliştirilen EGARCH modeli negatif ve pozitif volatilité şoklarındaki asimetriyi gidermek için üssel (logaritmik) fonksiyon kullanılmaktadır ve model Denklem 5’teki gibi ifade edilmektedir:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (5)$$

EGARCH modeli varyansın logaritmasını aldığı için negatif olmama koşulunu da sağlamaktadır. Modelin bir diğer avantajı ise yukarıda da belirtildiği gibi negatif ve pozitif volatilitte şoklarındaki asimetriyi gidermesidir (Brooks, 2008: 406).

APARCH Modeli

Standart sapmanın modellendiği ilk çalışmalar Taylor (1986) ve Schwert (1989) tarafından geliştirilmiştir. Ancak APARCH (Asymmetric Power ARCH) modeli Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından geliştirilmiştir. APARCH modeli matematiksel olarak Denklem (6) ile ifade edilebilmektedir (Ding, 2011: 6):

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j (|\varepsilon_{t-j}| - \gamma_j \varepsilon_{t-j})^\delta + \sum_{i=1}^p \beta_i (\sigma_{t-i})^\delta \quad (6)$$

Denklem 6 incelendiğinde APARCH modelinin, standart sapmanın üs parametresini (δ) modele eklediği görülmektedir. Dolayısıyla standart sapma modele dahil edilmek yerine doğrudan modele eklenmiştir. Buna ek olarak γ değişkeni asimetrisinin modellenmesi için denklemde yer almaktadır.

CGARCH Modeli

CGARCH modeli kısa ve uzun dönemli volatilitiyi analiz edebilmek üzere geliştirilmiştir. Bu doğrultuda bir analizin yapılabilmesi için varyans serisinin kısa ve uzun dönemli bileşenlerine ayrıştırılarak volatilitte dinamikleri daha iyi ortaya konulabilecektir (Demireli ve Torun, 2010: 136). CGARCH modeli denklemleri kalıcı ve geçici trendi açıklamak üzere Denklem 7 ve 8'de gösterilmiştir:

$$\sigma_t^2 - q_t = \alpha_1 (\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta_1 (\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1}) \quad (7)$$

$$q_t = \omega + \rho (q_{t-1} - \omega) + \phi (\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \quad (8)$$

Burada $1 > \rho > (\alpha_1 + \beta_1)$ değeri kalıcı trend bileşeninin zamana bağlı hareketini gösterirken; $(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2)$ ve $(\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1})$ değerleri ise koşullu varyanstaki geçici bileşeni modellemektedir. Dolayısıyla model koşullu varyansı zamana bağlı olarak değişmekte olan uzun dönemli kalıcı trend ve bu trend içerisindeki kısa dönemli sapmalara ayırmaktadır. CGARCH modelinde Denklem 7 kısa dönemli sapmaları ifade ederken, Denklem 8 koşullu varyansı tanımlayan kalıcı trendi ifade etmektedir.

4. UYGULAMA

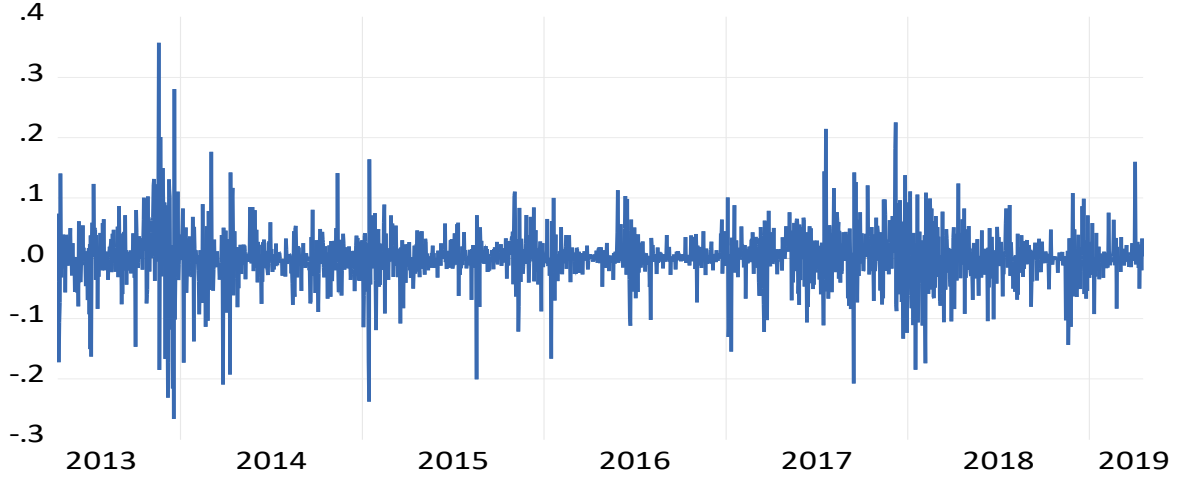
4.1. Araştırmada Kullanılan Veri Seti

Araştırmada coinmarketcap.com internet sitesinden elde edilen Bitcoin kapanış fiyatlarından türetilen günlük logaritmik getiri serisi veri olarak kullanılmıştır. Bu kapsamda çalışmada kullanılan zaman serisi 29.04.2013-17.04.2019 tarihleri arasındaki 2180 gözlemden oluşan günlük logaritmik Bitcoin getirilerinden oluşmaktadır. Bitcoin logaritmik getiri serileri günlük kapanış fiyatları esas alınarak 9 no'lu denklem kullanılarak hesaplanmıştır:

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (9)$$

Formülde r_t , t zamanındaki logaritmik getiri serisini, P_t , t zamanındaki Amerikan doları cinsinden Bitcoin fiyatını ifade etmektedir. 9 no'lu formül yardımıyla hesaplanan logaritmik getiri serileri Grafik 2'de gösterilmektedir.

RBTC



Grafik 2. Günlük Bitcoin Getiri Serisi (29.04.2013-17.04.2019)

4.2. Ampirik Bulgular

Bitcoin volatilitésinin genelleştirilmiş otoregresif koşullu varyans modelleri ile analizine geçmeden önce getiri serileri hakkında genel bir değerlendirme yapabilmek amacıyla tanımlayıcı istatistiklere yer vermek gerekmektedir. Bu amaçla Tablo 1’de araştırma kapsamında incelenen döneme ilişkin logaritmik Bitcoin getiri serilerine ait tanımlayıcı istatistikler yer almaktadır. Tablo 1 incelendiğinde Bitcoin getirilerine ait ortalama ve medyan değerlerinin her ikisinin de pozitif olduğu ve değerlerin sırasıyla %0,16 ve %0,18 olduğu görülmektedir. Bitcoin getirilerinin standart sapması ise %4,32 civarında tespit edilmiştir. Standart sapma yıllık olarak hesaplandığında ise %82,5 ($\sqrt{365 \cdot 4,32}$) civarında bulunmaktadır. Bu durum Bitcoin getirilerinin volatilitésinin yüksek olduğunu göstermektedir. Araştırmanın gerçekleştirildiği dönemde Bitcoin getirilerinde en yüksek kayıp %26,62 civarında, en yüksek getiri artışı ise %35,74 civarında gerçekleşmiştir. Araştırma kapsamında ele alınan veri seti tanımlayıcı istatistikler esas alınarak analiz edildiğinde zaman serisinde orta derecede negatif asimetri (-0.1713) ve yüksek derecede basıklık (11.0132) gözlenmektedir.

Tablo 1. Tanımlayıcı İstatistikler

Gözlem Sayısı	2180
Ortalama	0,1682
Medyan	0,1882
Maksimum	35,7450
Minimum	-26,6197
Standart Sapma	4,3197
Çarpıklık	-0,1713
Basıklık	11,0132
Jarque-Bera (Probability)	<0,01

Gujarati (1999) yapmış olduğu çalışmada durağan olmayan zaman serilerinde genellikle sahte ilişkilerin ortaya çıkabileceğini ortaya koymuştur. Bu nedenle Bitcoin zaman serilerine ilişkin durağanlık sınamalarının yapılması gerekmektedir. Bitcoin logaritmik getiri serisinin durağanlık sınamasında Augmented Dickey Fuller (ADF) ve Philips-Perron (PP) testleri yapılmış ve getiri serisinin her iki test içinde düzey değerlerinde

durağanlık varsayımını ($p < 0.05$) karşıladığı tespit edilmiştir. Söz konusu durağanlık testlerine ait sonuçlar Tablo 2’de görüldüğü gibidir.

Tablo 2. Birim Kök Testi Sonuçları

Değişken	ADF Test		PP Test	
	t-İst.	Olasılık Değeri (p)	t-İst.	Olasılık Değeri (p)
RBTC	-46.5480	0.0001	-46.7586	0.0001

Çalışmada kullanılan zaman serisine ilişkin durağanlık sınaması yapıldıktan sonra Bitcoin getiri serisine en uygun gecikme uzunluğunun tespit edilmesi amacıyla en küçük kareler (EKK) yöntemi kullanılarak çeşitli AR modelleri kurulmuştur. Bu kapsamda getiri serisini en uygun açıklayan modelin ARMA (0,0) modeli olduğu tespit edilmiştir. Zaman serisinin ARCH etkisi taşıyıp taşımadığının tespiti amacıyla da ARMA (0,0) modeline ARCH-LM testi uygulanmış olup söz konusu test sonuçları Tablo 3’te gösterilmiştir.

Tablo 3. ARCH-LM Test Sonuçları

	χ^2 Değeri	Obs.R ² Değeri	R ² Anlamlılık	F-İst.	F-İst. Anlamlılık
1	3.8414	203.1510	0.0000	223.8328	0.0000
5	11.0705	256.7498	0.0000	58.06233	0.0000
10	18.3070	289.4190	0.0000	33.22674	0.0000
15	24.9957	306.4757	0.0000	23.62507	0.0000
20	31.4104	330.7031	0.0000	19.33458	0.0000

Tablo 3’te verilen Bitcoin zaman serisine ilişkin ARCH-LM test sonucu incelendiğinde zaman serisinin değişen varyansa sahip olduğu görülmektedir ($obs.R^2 < \chi^2$). Bitcoin getiri serisinde otokorelasyon probleminin olup olmadığı ise Breusch-Godfrey LM Testi ile sınanmıştır ve seride otokorelasyon olduğu sonucuna varılmıştır. Bitcoin zaman serisinde hem otokorelasyon hem de değişen varyans bulunması getiri serisinin ARCH/GARCH modellemesine uygun olduğunu göstermektedir. Araştırma neticesinde elde edilen GARCH tipi model sonuçları ise Tablo 4’te görüldüğü gibidir.

Tablo 4’te gösterilen ampirik bulguların yorumlanmasına geçmeden önce tabloda yer alan parametrelerin ne anlama geldiğinin açıklanmasında fayda bulunmaktadır. Tablo 4’te gösterilen α parametresi, Bitcoin getirileri üzerindeki şokların etki değerini göstermektedir. β parametresi ise Bitcoin getirilerinde bir dönem önce meydana gelen volatilitenin, cari dönem volatilitesi üzerindeki etkisini temsil etmektedir. Brooks (2008: 423)’a göre $\alpha + \beta$ değerinin 1’den küçük olması durumunda koşullu varyans üzerinde meydana gelen şokların etkileri kalıcı olmamaktadır. Söz konusu değer 1’e eşit olması şokların etkisinin kalıcı olduğunu, 1’den büyük olması ise şokların uzun dönem etkisi taşıdığını göstermektedir. Dolayısıyla koşullu değişen varyans modellerinin Bitcoin volatilité öngörüsünde geçerli olması için $\alpha + \beta$ değerinin 1’in üzerinde gerçekleşmesi gerekmektedir.

Tablo 4’te verilen ARCH denkleminin ilişkin ampirik bulgular incelendiğinde, modelin Bitcoin volatilitésinin tahmininde yeterli esnekliğe sahip olmadığı görülmektedir. GARCH (1,1) modeli için ise α ve β katsayılarının her ikisinin de pozitif olduğu ve istatistiki açıdan %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Buna karşın model için tespit edilen $\alpha + \beta$ değerinin 1’den küçük olması (0.97465) koşullu varyans üzerindeki şokların etkisinin kalıcı olmadığını göstermektedir. Bu durum Bitcoin volatilitésinin öngörüsünde GARCH (1,1) modelinin kullanılmasının uygun olmayacağı sonucunu ortaya çıkarmaktadır. Bu tespit yapılırken çalışmada

modeller için standart hataların normal dağıtıldığı (Gaussian) durumun esas alındığının belirtilmesi gerekmektedir.

Tablo 4. Bitcoin Getiri Serisine İlişkin GARCH Tipi Model Sonuçları

	ARCH	GARCH	GJR	EGARCH	APARCH	CGARCH
Ortalama Denklemi						
Const (c)	0.00129 (0.0008)	0.00107 (0.0007)	0.00109 (0.0008)	0.00128** (0.0005)	0.00130** (0.0006)	0.0009 (0.0007)
Varyans Denklemi						
Const (w)	0.00132* (0.0000)	0.00000* (0.0000)	0.00000* (0.0000)	-0.5707* (0.0340)	0.00162* (0.0006)	0.00230* (0.0003)
α	0.28692* (0.0211)	0.12658* (0.0086)	0.12830* (0.0103)	0.26994* (0.0145)	0.14644* (0.0092)	0.97813* (0.0038)
β		0.84807* (0.0080)	0.84834* (0.0079)	0.94061* (0.0039)	0.84916* (0.0092)	0.11495* (0.0082)
$\alpha+\beta$		0.97465	0.97664	1.21055	0.99560	1.09308
γ				-0.0124*** (0.0071)	0.05150*** (0.0277)	
d			-0.0036 (0.0107)			
δ					1.06617* (0.0976)	
θ						0.06612* (0.0132)
AIC	-3.56568	-3.75661	-3.75571	-3.76385	-3.76259	-3.76031
SC	-3.55785	-3.74617	-3.74267	-3.75081	-3.74693	-3.74465
Log-Lik.	3889.59	4098.70	4098.72	4107.60	4107.22	4104.73
DW	1.992519	1.992291	1.992320	1.992513	1.992528	1.992071

Not: Parantez içerisindeki veriler standart hataları ifade etmektedir. * %1, ** %5 ve *** %10 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

Çalışma kapsamında oluşturulan GJR/TARCH (1,1) modeli ise Bitcoin volatilitesinde meydana gelen negatif şoklarla pozitif şokların ayrıştırılması için kullanılmaktadır. GJR/TARCH (1,1) modeline göre analizin yapılabilmesi için modelde yer alan eşik değerinin (d) istatistikî açıdan anlamlı olması gerekmektedir. Tablo 4 incelendiğinde araştırma kapsamında oluşturulan modelde yer alan eşik değerinin istatistikî açıdan anlamlı olmadığı ve bu sebeple Bitcoin volatilitesinde meydana gelen negatif ve pozitif şokların ayrıştırılmadığı sonucuna varılmaktadır.

EGARCH (1,1) modeli ise koşullu varyans üzerindeki kaldıraç etkisinin analiz edilmesi amacıyla oluşturulmaktadır ve parametrelere ait katsayıların pozitif olması koşulu model için geçerli değildir. Modelde kaldıraç etkisinin analiz edilebilmesi için γ parametresine bakılması gerekmektedir. Buna göre, $\gamma=0$ olması

durumunda modelin simetrik olduğu sonucuna varılmaktadır. $\gamma < 0$ olduğunda getiri serisindeki negatif şokların etkisinin pozitif şokların etkisinden daha büyük olduğu; $\gamma > 0$ olduğunda ise pozitif şokların etkisinin negatif şokların etkisinden büyük olduğu anlaşılmaktadır. Bu bilgilere göre Tablo 4 incelendiğinde $\gamma < 0$ olduğu ve modelin istatistiki açıdan %10 düzeyinde anlamlı olduğu tespit edilmektedir. Bu durum Bitcoin getiri serisindeki negatif şokların etkisinin pozitif şokların etkisinden büyük olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla Bitcoin yatırımcısı için negatif şokların (kötü haberler) etkisi pozitif şokların (iyi haberler) etkisinden daha büyük olarak değerlendirilmektedir. Bu bulgu dikkate alınarak Bitcoin yatırımcısının piyasadan alınacak kötü haberlere karşı daha duyarlı olduğu sonucuna ulaşılabılır.

EGARCH (1,1) modeli için değerlendirilmesi gereken diğer parametreler ise α ve β değerleridir. Bitcoin getiri serisinde meydana gelen şokların etki değerini gösteren α değeri pozitif olup istatistiki açıdan %1 düzeyinde anlamlıdır. Bitcoin getirilerinde bir dönem önce meydana gelen volatilitenin, cari dönem volatilitesi üzerindeki etkisini temsil eden β parametresi de pozitif ve istatistiki olarak %1 düzeyinde anlamlıdır. Model için tespit edilen $\alpha + \beta$ değerinin 1'den büyük olması ise (1.21055) koşullu varyanstaki şokların sürekli olduğunu ve modelin uzun süreli hafıza özelliği taşıdığını göstermektedir. Bu nedenle EGARCH (1,1) modelinin Bitcoin volatilitesinin tahmininde kullanılabileceği sonucuna ulaşılabilmektedir.

Çalışma kapsamında oluşturulan APARCH (1,1) modeli ise Bitcoin getiri serisine ait uzun dönem hafızanın test edilmesi amacıyla oluşturulmaktadır. Buna göre δ kuvvet parametresinin değerinin 1'den büyük olması zaman serisinin uzun dönem hafıza özelliği taşıdığını ifade etmektedir. Benzer şekilde δ parametre değerinin 1'den küçük olması ise zaman serisinin uzun dönem hafıza özelliği taşımadığını göstermektedir. Araştırma kapsamında analiz edilen Bitcoin zaman serisine ait oluşturulan APARCH (1,1) modelindeki δ parametre değeri incelendiğinde 1'den büyük olduğu (1.06617) ve değer istatistiki açıdan %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Bu durum Bitcoin getirilerine ait logaritmik zaman serisinin volatiliteler tahminleri için uzun dönemli hafıza özelliği taşıdığını ortaya koymaktadır.

Araştırma kapsamında son olarak oluşturulan CGARCH (1,1) modelinde ise zaman serisine ait uzun ve kısa dönem volatilitelerinin hangisinin daha kalıcı olduğu analiz edilmektedir. Bu analizin yapılabilmesi için θ parametre değerine bakmak gerekmektedir. θ değeri 0 ile 1 arasında bir değer aldığı kısa ve uzun dönem varyansın birbirine yakınsadığından bahsedilebilir. Tablo 4'te verilen değerler dikkate alındığında; α , β ve θ parametre değerlerinin 0 ile 1 arasında yer aldığı ve her üç değerinde istatistiki açıdan %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Bu göstergelere göre Bitcoin zaman serisi için uzun dönem volatilitenin kısa dönem volatilitelere göre daha kalıcı olduğu söylenebilir. Ayrıca α , β , $\alpha + \beta$ ve θ değerleri dikkate alındığında CGARCH (1,1) modelinin Bitcoin volatilitesinin tahmini için uygun bir model olduğu tespit edilmektedir. Çalışmanın önceki kısımlarında da bahsedildiği üzere $\alpha + \beta$ değerinin 1'den büyük olması (1.09308) koşullu varyanstaki şokların sürekli olduğunu ve modelin uzun dönem hafıza özelliği gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Yukarıdaki bulgular birleştirilerek analiz edilirse Bitcoin getirilerine ait zaman serisine ilişkin koşullu varyanstaki şokların sürekli olduğu ve uzun dönem hafıza özelliği gösteren modellerin EGARCH (1,1) ve CGARCH (1,1) modelleri olduğu değerlendirilmektedir. Bu iki model arasında Tablo 4'e göre en düşük AIC ve SC kriteri ile en yüksek log-likelihood kriterine sahip olan model en uygun model olarak kabul edilmektedir. Elde edilen ampirik bulgulara göre Bitcoin volatilitesini en uygun olarak açıklayan modelin EGARCH (1,1) modeli olduğu görülmektedir. Buna göre en uygun varyans denklemi de Denklem 10'da görüldüğü şekilde oluşturulabilir:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.5707 + 0.94061 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 1.21055 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + 0.26994 \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (10)$$

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

2000'li yılların başından itibaren dijitalleşme yaşamın bütün alanlarında geniş ölçüde yer almaya başlamıştır. Finans alanında dijitalleşme ise özellikle 2008 küresel finansal krizinden sonra genişlemeye başlamıştır. Bu dönemde özellikle finansal inovasyonlar çerçevesinde Fintech yatırımları artış göstermiştir. Finansal inovasyonlar içerisinde ise son on yıla damga vuran kripto para birimleri özellikle dikkat çekmektedir. Kripto para birimleri içerisinde en çok işlem gören ve yaygın olarak bilinen para birimi Bitcoin'dir. Bu sebeple Bitcoin yatırımlarının doğru yönetilebilmesi, Bitcoin volatilitesinin doğru anlaşılması ile ilgilidir.

Çalışma kapsamında otoregresif koşullu değişen varyans modeli (ARCH) ve geliştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelleri (GARCH) kullanılarak Bitcoin volatilitesi çeşitli açılardan analiz edilmiştir. Çalışmada gerçekleştirilen analizde standart hataların normal dağıldığı Gaussian yöntemi esas alınmıştır. Ampirik bulgular, Bitcoin getirileri üzerindeki negatif şokların pozitif şoklardan daha etkili olduğunu ortaya koymuştur. Bunun anlamı Bitcoin fiyatlarının negatif haberlerden daha fazla etkilendiği şeklindedir. Yani piyasa ve yatırımcılar kötü haberleri fiyatlamaya iyi haberleri fiyatlamadan daha yatkındır. Ayrıca, yapılan analiz sonucunda Bitcoin getirilerinin uzun süreli hafıza özelliği gösterdiğine ilişkin bulgular tespit edilmiştir. Dolayısıyla, Bitcoin getirilerine ait geçmiş dönem verilerinden elde edilen bilgilerle cari volatiliteler tahminleri yapılabilir sonucunu veren bulgular tespit edilmiştir.

Araştırma kapsamında yapılan analiz sonucu elde edilen bulgular geliştirilmiş otoregresif koşullu varyans modelleri arasında Bitcoin volatilitelerini en iyi açıklayan modelin EGARCH modeli olduğunu ortaya koymaktadır. Bu nedenle çalışmanın ampirik bulguları analiz edildikten sonra volatiliteler tahmini yapılabilmesi için kurulan matematiksel model paylaşılmıştır. Daha sonra yapılacak olan çalışmalarda bu çalışma kapsamında kullanılan modeller dışındaki modeller kullanılabilir. Ayrıca standart hata dağılım yöntemleri farklılaştırılarak yeniden volatiliteler test edilebileceği gibi, başka kripto para birimleri kullanılarak yeni çalışmalar geliştirilebilir.

KAYNAKÇA

- Ardia, D., Bluteau, K., & Rüede, M. (2019). Regime Changes in Bitcoin GARCH Volatility Dynamics. *Finance Research Letters*, 29, 266-271.
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2017). Can Volume Predict Bitcoin Returns and Volatility? A Quantiles-based Approach. *Economic Modelling*, 64, 74-81.
- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189.
- Blau, B. M. (2017). Religiosity and the Volatility of Stock Prices: A Cross-Country Analysis. *Journal of Business Ethics*, 144(3), 609-621.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2016). Bitcoin: A Beginning of A New Phase. *Economics Bulletin*, 36(3), 1430-1440.
- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B., & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, Technology, and Governance. *Journal of Economic Perspectives*, 29(2), 213-38.
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*.
- Cerqueti, R., Giacalone, M., & Mattera, R. (2020). Skewed non-Gaussian GARCH models for cryptocurrencies volatility modelling. *Information Sciences*, 527, 1-26.
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., & Osterrieder, J. (2017). GARCH Modelling of Cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 17.
- Demireli, E., & Torun, E. (2010). Alternatif Piyasa Oynaklıklarında Meydana Gelen Kırımların ICSS Algoritmasıyla Belirlenmesi ve Sürengeli Etkileri: Türkiye ve Londra Örneği. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (46), 129-145.
- Ding, Z., Granger, C. W., & Engle, R. F. (1993). A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model. *Journal of Empirical Finance*, 1(1), 83-106.
- Ding, D. (2011). Modeling of Market Volatility with APARCH Model.
- Dyrberg, A. H. (2016). Bitcoin, Gold and the Dollar—A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007.

- Erözel Durbilmez, S. ve Yılmaz Türkmen, S. (2019). Blockchain Teknolojisi ve Türkiye Finans Sektöründeki Durumu. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 4(1), 30-45.
- Ertuğrul, M. (2019). Kripto Paraların Volatilité Dinamiklerinin İncelenmesi: Garch Modelleri Üzerine Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & 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.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (1999). *Essentials of Econometrics (Vol. 2)*. Singapore: Irwin/McGraw-Hill.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio Diversification with Virtual Currency: Evidence from Bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437.
- Hull, J. (2009). *Options, Futures and Other Derivatives*. Pearson Education.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2017). The Truth about Blockchain. *Harvard Business Review*, 95(1), 118-127.
- Katsiampa, P. (2017). Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models. *Economics Letters*, 158, 3-6.
- McMillan, D., Speight, A., & Apgwilym, O. (2000). Forecasting UK stock market volatility. *Applied Financial Economics*, 10(4), 435-448.
- Mandelbrot, B. (1963). New Methods in Statistical Economics. *Journal of Political Economy*, 71(5), 421-440.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-peer Electronic Cash System.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370.
- Schwert, G. W. (1989). Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?. *The Journal of Finance*, 44(5), 1115-1153.
- Söylemez, Y. & Türkmen, S.Y. (2019). *Bitcoin Volatilitésinin Analizinde Markov Rejim Değişken Karar Destek Modellerinin Kullanılması*, 23.Uluslararası Finans Sempozyumu Bildiri Kitabı, Antalya, s.369-381.
- Şahin, E. E., & Özkan, O. (2018). Asimetrik Volatilitenin Tahmini: Kripto Para Bitcoin Uygulaması. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(2), 240-247.
- Taylor, S.J. (1986) *Modelling Financial Time Series*. John Wiley and Sons, Ltd., Chichester.
- Troster, V., Tiwari, A. K., Shahbaz, M., & Macedo, D. N. (2019). Bitcoin returns and risk: A general GARCH and GAS analysis. *Finance Research Letters*, 30, 187-193.
- Urquhart, A. (2017). Price Clustering in Bitcoin. *Economics Letters*, 159, 145-148.
- <https://www.blockchain.com>, Erişim Tarihi: 19.06.2019.
- <https://www.coinmarketcap.com>, Erişim Tarihi: 19.04.2019.