

Bitcoin İçin Volatilite Tahmini: Simetrik ve Asimetrik Garch Modelleri İçin Ampirik Bir Uygulama

(Volatility Forecast For Bitcoin: An Empirical Application for Symmetric And Asymmetric Garch Models)

Ahmet Bülent ATASOY^a Gülfen TUNA^b

^a Sakarya Üniversitesi, İşletme Enstitüsü, Sakarya, Türkiye. abulentatasoy@gmail.com

^b Sakarya Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Sakarya, Türkiye. geksi@sakarya.edu.tr

MAKALE BİLGİSİ	ÖZET
Anahtar Kelimeler: Kripto paralar Risk yönetimi Bitcoin, volatilite GARCH Gönderilme Tarihi 20 Ağustos 2021 Revizyon Tarihi 2 Kasım 2021 Kabul Tarihi 15 Kasım 2021 Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi	Amaç - Bu araştırmanın amacı, kripto para piyasasında en büyük kapitalizasyona ve en çok işlem hacmine sahip kripto para olan Bitcoin'in, volatilitesini en iyi açıklayan modelin incelenmesidir. Yöntem - Araştırmada; GARCH (Doğrusal Olmayan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite) sınıfı olan; GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG ve HYGARCH modelleri kullanılmıştır. Araştırmada Bitcoin'in, 30.04.2013 ile 26.02.2021 dönemindeki 2860 günlük ABD Doları (USD) cinsinden günlük kapanış fiyat değerleri, veri seti olarak kullanılmıştır. Bulgular - Araştırma sonucuna göre Bitcoin için en uygun tahminler, HYGARCH modeli ile yapılmaktadır. Ayrıca örneklem dışı oynaklığı en iyi öngören ve en yüksek performansla sahip olan GARCH modeli; 1 günlük öngörü için FIAPARCH-BBM modeli, 5 ve 10 günlük öngörü için ise FIGARCH-CHUNG modelidir. Tartışma - Bitcoin fiyat oynaklığı, Bitcoin opsiyonlarını fiyatlandırma formüllerinde, portföy seçiminde ve risk ölçümünde önemli bir girdidir. Bu nedenle, Bitcoin fiyatlarındaki dalgalanmanın modellenmesi ve tahmin edilmesi, hem bireysel ve kurumsal yatırımcılar için hem de teorisyenler için büyük bir öneme sahiptir. Bu nedenle araştırma sonuçlarının, bireysel ve kurumsal yatırımcıların portföy riski tahminlerinde faydalı olacağı düşünülmektedir. Gelecekteki araştırmalarda, farklı kripto paralar için farklı volatilite tahmin modellerinin performanslarının incelenmesi ile bireysel ve kurumsal yatırımcılara yeni ve faydalı bilgiler sunulabileceği de düşünülmektedir.

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Keywords: Cryptocurrencies Risk management Bitcoin, volatility GARCH Received 20 August 2021 Revised 2 November 2021 Accepted 15 November 2021 Article Classification: Research Article	Purpose - The aim of this research is to examine the model that best explains the volatility of Bitcoin, which has the largest capitalization and the largest transaction volume in the cryptocurrency market. Design/methodology/approach - In research; GARCH (Nonlinear Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) class; GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG and HYGARCH models were used. In the research, the daily closing price values of Bitcoin in 2860 days in US Dollars (USD) between 30.04.2013 and 26.02.2021 were used as a data set. Findings - According to the results of the research, the most appropriate predictions for Bitcoin are made with the HYGARCH model. In addition, the GARCH model, which best predicts out-of-sample volatility and has the highest performance; FIAPARCH-BBM model for 1-day forecast, FIGARCH-CHUNG model for 5- and 10-day forecast. Discussion - Bitcoin price volatility is an important input in Bitcoin options pricing formulas, portfolio selection, and risk measurement. Therefore, modeling and predicting Bitcoin price fluctuation is of great importance for both individual and institutional investors and theorists. For this reason, it is thought that the results of the research will be useful in the portfolio risk estimations of individual and institutional investors. In future research, it is thought that new and useful information can be presented to individual and institutional investors by examining the performance of different volatility prediction models for different cryptocurrencies.

Önerilen Atf/ Suggested Citation

Atasoy, A.B., Tuna, G. (2021). Bitcoin İçin Volatilite Tahmini: Simetrik ve Asimetrik Garch Modelleri İçin Ampirik Bir Uygulama, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13 (4), 3346-3359.

1. Giriş

Yatırımcılar, optimal portföy seçimleri için farklı yatırım araçlarını tercih etmektedirler. Bu yatırım araçları, hisse senedi, tahvil, altın, emtia gibi finansal araçlar olabileceği gibi, farklı kripto para birimleri de olabilmektedir. Özellikle 2009 yılında ilk defa piyasada ortaya çıkan Bitcoin, yatırımcıların ilgisini çeken ve oldukça yüksek işlem hacmine sahip olan bir kripto para birimidir. Aynı zamanda bağımsız ve merkezi olmayan bir bilgisayar yazılımının ürünü olan Bitcoin, Satoshi Nakamoto'nun tasarladığı ilk kripto paradır. Dünya piyasalarındaki tüm ekonomik sistemler tarafından; dijital olmayan paranın varlığı ve dijital dönüşüm süreçleri sorgulanmaya başlarken, Bitcoin'e olan ilgi ise artmaktadır. Bu durumun bir sonucu olarak da 2013 yılından sonra Bitcoin liderliğinde, binlerce kripto para ortaya çıkmıştır (coinmarketcap.com). 06.04.2021 tarihi itibarıyla kripto para borsalarında, dokuz bin yüz yirmi beş adet farklı kripto para işlem görmekte olup; bunların piyasa değeri yaklaşık olarak bir trilyon dokuz yüz yetmiş beş milyar Amerikan Doları'dır (coinmarketcap.com). Bununla beraber kripto para piyasasında en yüksek işlem hacmine ise Bitcoin sahiptir.

Bitcoin'in yatırımcılar tarafından tercih edilmesinin önemli nedenlerinden biri, Bitcoin tabanlı işlemlerin genellikle anonim ve düşük maliyetlerle sonuçlandırılmasıdır (Kim, 2017). Ayrıca Bitcoin, önemli portföy çeşitlendirme avantajlarına da sahiptir (Corbet ve diğ., 2018). Bitcoin esas olarak bir para biriminden ziyade bir varlık olarak kabul edilmektedir (Glaser ve diğ., 2014; Baek ve Elbeck, 2015; Dyhrberg, 2016a). Bireysel ve kurumsal yatırımcılar, Bitcoin'i ve bazı kripto paraları; yüksek getiri, etkin çeşitlendirme gibi farklı amaçlarla portföyelerine dahil etmek istemektedirler. Bu da çeşitli borsalarda artan işlem hacmi ile Bitcoin opsiyonlarının işlem hacminin, artmasına neden olmaktadır. Bu noktada da kripto para piyasasında önemli bir paya sahip olan Bitcoin'e ait fiyatlardaki volatilitate tahmini, hem bireysel hem de kurumsal yatırımcıların ilgi odağı olmaktadır. Çünkü Bitcoin'in volatilitesi, Bitcoin opsiyonlarını fiyatlandırmada, portföy seçiminde ve risk yönetiminde önemli bir girdi olarak kullanılmaktadır. Bu da Bitcoin'e ait volatilitate tahmininde kullanılacak modellerin performansının değerlendirilebilmesinin önemini arttırmaktadır. Bu araştırmada da; Bitcoin için uygulanan modellerinin karşılaştırmalı olarak incelenmesi, volatilitate tahmininde etkin bir performans değerlendirme yapılabilmesi açısından oldukça önemlidir. Çünkü yatırımcılar ve portföy yöneticileri için etkin risk yönetimi, optimal portföy seçim sürecinin en önemli aşamalarındandır.

Engle'nin (1982) "Birleşik Krallık Enflasyonunun Varyans Tahminleri ile Otoresif Koşullu Heteroskedastisite" başlıklı makalesi, volatilitate tahmin modellerinin gelişiminde önemli bir araştırmadır. Bu araştırma, zamanla değişen volatilitate süreçlerinin dikkate alındığı, yeni modellerinin geliştirilmesine neden olmuştur. Bu tür modellerin çoğu, genelleştirilmiş otoresif koşullu heteroskedastisite (GARCH) modellerini esas almaktadır (Bollerslev, 1986). Her volatilitate tahmin modelinin performansı da farklı olduğundan, teorisyenler ve uygulayıcılar en yüksek performansa sahip volatilitate tahmin modelinin, ne olduğunu bilmek istemektedirler.

Bu araştırma ile; incelenen dönemde Bitcoin volatilitate tahmininin, en etkin olarak hangi GARCH tipi model ile yapılabileceği sorusu cevaplanmaya çalışılmaktadır. Elde edilen sonuçlar bu araştırmanın, özgünlüğü ve literatüre katkısı açısından önemlidir. Literatürde, kripto paraların volatilitate tahminleri için en yüksek performansı gösteren modellerin belirlenmesi ile ilgili olarak, sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Finansal piyasalarda yüksek işlem hacmi ve piyasa kapitalizasyonuna sahip olan Bitcoin'in riskinin hesaplanması için; riski öngören en uygun modelin belirlenebilmesi oldukça önemlidir. Bu noktada da araştırmanın literatüre önemli katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Aynı zamanda araştırmanın, akademisyenler ve uygulayıcılar için yeni çalışma alanlarının oluşmasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Araştırmadan elde edilen sonuçların; hem teorisyenlerin hem de uygulayıcıların Bitcoin risk hesaplamalarında, en iyi performansı gösteren modelin belirlenmesinde katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Yüksek getiri beklentisi ve etkin portföy çeşitlendirmesi amacıyla tercih edilen önemli kripto para birimlerinden olan Bitcoin'e ait volatilité tahminlerinin, deęişen piyasa koşullarında düşük hata payları ile yapılamaması, yatırımcıların ve portföy yöneticilerinin en önemli problemlerindedir. Bu noktada da düşük hata payına sahip volatilité tahmininin yapıldığı modelin belirlenebilmesi teorisyen ve uygulayıcılar açısından oldukça önemlidir. Bu araştırma, volatilité tahmininde kullanılabilir GARCH tipi modellerin karşılaştırmalı olarak incelenmesi ile, volatilité tahmininde en yüksek performansı gösteren modelin belirlenebilmesine katkı sağlamaktadır. Bu amaçla araştırma da giriş bölümünün ardından ikinci bölümde kavramsal çerçeve incelemelerine, üçüncü bölümde veri seti ve metodolojiye, dördüncü bölümde bulgulara yer verilmiş olup, son bölümde ise araştırma sonuçları sunulmuş ve politika uygulayıcılar için önerilerde bulunulmuştur.

2. Kavramsal Çerçeve

Literatürde kripto paraların risk tahminleri ile ilgili çeşitli araştırmalar bulunmaktadır. Bitcoin getirileri ile ilgili olarak volatilité tahmini ile ilgilenen sınırlı sayıda çalışma söz konusudur. Örneğin, Glaser ve dię. (2014) ve Gronwald (2014) doğrusal GARCH modellerini kullanırken; Dyhrberg (2016b); Bouoiyour ve Selmi (2015, 2016) ile birlikte Bouri ve dię. (2017) Threshold GARCH (TGARCH) modellerinin performanslarını incelemiştir. Asimetrik tabanlı GARCH modellerinin uygulanması konusunda Bouri ve dię. (2017); Katsiampa (2017); Baur ve dię. (2018) ve Stavroyannis (2018), ters çevrilmiş bir kaldıraç etkisinin kalıcılığını keşfetmek için geçmiş pozitif ve negatif şoklara koşullu varyans tepkisini incelemektedir. Katsiampa (2017) ise AR-CGARCH modelinin ise en uygun uyum seviyesine sahip olduğunu belirtmektedir. Charle ve Darne-Lemna (2018) ise; araştırmalarında kullandıkları farklı GARCH tipi modellerin, Bitcoin getirilerini modellemek için uygun olmadığını belirtmiştir.

Dyhrberg (2016b) çalışmasında, GARCH modellerini kullanarak, Bitcoin'in finansal varlık özelliklerini araştırmıştır. Araştırmada 19.7.2010 ile 22.5.2015 tarihleri arasındaki 1769 günlük veri kullanılmıştır. Asimetrik GARCH modeli sonuçları, Bitcoin'in risk yönetiminde yararlı olabileceğini ve piyasada olumsuz şoklar yaşandığında risk sevmeyen yatırımcılar için ideal olabileceğini göstermiştir.

Baur ve dięerleri (2016), Dyhrberg'in(2016b) yaptığı analizi geliştirmiş ve alternatif istatistiksel yöntemlerin daha güvenilir ve aynı zamanda çok farklı sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Araştırma sonucuna göre Bitcoin'in; altın ve ABD doları gibi farklı varlık grupları ile karşılaştırıldığında; getiri, volatilité ve korelasyon değerleri açısından farklılaştığı belirtilmektedir.

Kang ve dię. (2009), Diebold ve Mariano'nun (1995) DM testini dört farklı GARCH (GARCH, IGARCH, CGARCH, FIGARCH) modeli için, örneklem dışı tahmin doğruluğu ve ham petrol fiyatlarının volatilité tahmini için incelemiştir. Araştırma sonucuna göre; ham petrol fiyatlarının volatilitésinin tahmin edilmesinde, CGARCH ve FIGARCH modellerinin, GARCH ve IGARCH modellerine göre daha iyi performans gösterdiği belirtilmektedir.

Aynı zamanda Kang ve dię. (2009) ve Cheong (2009), dört farklı GARCH modelin (GARCH, APARCH, FIGARCH ve FIAPARCH); üç kayıp fonksiyonu için örneklem dışı tahmin performansını incelemiş ve GARCH modelinin, Brent ham petrol fiyatına ait volatilité tahminlerinden daha etkin sonuçlar verdiğini göstermişlerdir. Ayrıca, FIAPARCH örneklem dışı WTI tahminleri için üstün performans sağlamıştır.

Mohammadi ve Su (2010) ise on bir farklı uluslararası piyasada, haftalık ham petrol ve spot fiyatları ile dört farklı GARCH-tipi modelin (GARCH, EGARCH, APARCH ve FIGARCH) tahmin performansını incelemişlerdir. Araştırma sonucuna göre APARCH modeli, en iyi performansı göstermektedir.

Yu Wei ve diğ. (2010) petrol volatilitesi için dokuz farklı GARCH tipi modelin, tahmin performanslarını incelemişlerdir. Araştırmada; GARCH, IGARCH, GJR, EGARCH, APARCH, FIGARCH, RİSKMETRİCS, FIAPARCH ve HYGARCH modelleri arasında en yüksek performansı gösteren modeli bulmaya çalışmışlardır. Araştırma sonucuna göre, uzun dönemde doğrusal olmayan GARCH-tipi modellerin ham petrol fiyatlarındaki volatilitenin tahminlerinde, doğrusal olan modellere göre daha yüksek performans gösterdiği belirtilmektedir.

Baur ve Dimpfl (2018), 20 farklı kripto para birimi ile ilgili olarak asimetrik volatilitenin etkilerini analiz etmiştir. Araştırma sonucuna göre, pozitif şokların, volatilitenin negatif şoklardan daha fazla artırdığı ve kripto para piyasalarında genel olarak gözlenen farklı bir asimetrik etki gösterdiği belirtilmektedir.

Kaiser (2018), kripto para getirilerinde tutarlı ve anlamlı takvim etkilerinin olmadığını belirtmektedir. Mensi ve diğ. (2018), ikili uzun bellek ve yapısal kırılmaların, Bitcoin ve Ethereum piyasalarının koşullu varyans üzerindeki etkisini incelemiştir. Araştırmada, ARFIMAGARCH, ARFIMAFIGARCH, ARFIMA-FIAPARCH ve ARFIMA-HYGARCH olmak üzere dört farklı modelin sonuçlarına göre, Bitcoin ve Ethereum'un ikili uzun bellek özelliğinin piyasa verimliliğini ve rassal yürüyüş hipotezini reddettiği belirtilmektedir.

Peng ve diğ. (2018), Bitcoin, Ethereum ve Dash gibi üç kripto para birimiyle ilgili volatilitenin ve üç para birimiyle (Euro, GB Pound ve Japon Yeni (ABD doları cinsinden)) ilişkili olan tahmini performansını incelemişlerdir. Günlük ve saatlik frekans verileri kullanılarak yapılan bu analizlerde, Destek Vektör Regresyonunu kullanarak ilgili ortalama ve volatilitenin denklemlerini tahmin etmek için geleneksel GARCH modeli ile Makine Öğrenimi çerçevesi birlikte kullanılmaktadır. Araştırma sonucuna göre; SVR-GARCH modelleri, normal ve çarpık Student t dağılımlı GARCH, EGARCH ve GJR-GARCH modellerinden daha yüksek performans göstermektedir.

Phillip ve diğ. (2018a), 224 kripto para birimini incelemiş ve kripto para birimlerinin gözle görülür uzun hafıza, yoğun kuyruklu, kaldıraç ve stokastik volatilitenin özelliklerine sahip olduğunu belirtmişlerdir. Phillip ve diğ. (2018b), 114 kripto para birimi için; kaldıraçlı bir Gegenbauer uzun bellek stokastik volatilitenin modeli ve iki değişkenli Student t-hata dağılımını uygulamıştır. Araştırma sonucuna göre, Ripple'in diğer kripto para birimlerinin tamamına kıyasla en düşük gece riskine sahip olduğu belirtilmektedir.

Tan ve diğ. (2018), volatilitenin ölçümleri, asimetrik çift doğrusal Koşullu Otoregresif Aralık (ABL-CARR) modeli aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Araştırma sonucuna göre, Bitcoin Cash'in daha yüksek volatilitenin oranları gösterdiğini ve bu nedenle Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple'dan daha riskli olduğu belirtilmektedir. Bitcoin Cash, dijital bir para biriminden çok spekülasyon bir varlıktır. Spekülasyon yatırımcılar için uygun bir seçimdir. Bitcoin ve Litecoin ise daha yüksek basıklık, daha güçlü kalıcılık ve daha düşük kaldıraç etkisi ve volatilitenin özelliklerine sahiptir. Bu da daha öngörülebilir volatilitenin, daha düşük volatilitenin aralıkları sergilediklerini ve dolayısıyla daha az riskli oldukları sonucunu desteklemektedir.

Yayımla indeksi yaklaşımını kullanan Yi ve diğ. (2018), sekiz kripto para birimi arasında hem statik hem de dinamik volatilitenin bağlantısını incelemektedir. Volatilitenin bağlantılılık ağı oluşturarak VAR parametrelerini küçültmek ve tahmin etmek için LASSO'yu kullanmışlardır. Araştırma sonucuna göre; sekiz kripto para birimi arasındaki toplam volatilitenin bağlantılılığının, piyasada öngörülemeyen dışsal şoklar veya istikrarsız ekonomik koşullarda artış yaşandığında periyodik olarak dalgalandığını belirtmektedirler. Bitcoin, Dogecoin ve Litecoin gibi yüksek piyasa değeri özelliklerine sahip kripto para birimleri büyük volatilitenin şokları yayarken, küçük piyasa değeri olan kripto para birimlerinin diğerlerinden volatilitenin şokları alma olasılığı daha yüksektir. Caporale ve Zekokh (2019), VaR ve ES geriye dönük testlerinin yanı sıra MCS prosedürünü de ekleyerek, Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin için uygun en iyi modeli veya üstün GARCH volatilitenin modelleri setini incelemişlerdir.

Araştırma sonucuna göre, Standart GARCH modelinin Bitcoin için, GJR GARCH spesifikasyon modelinin ise Ethereum için uygun olduğu belirtilmektedir. Ripple ve Litecoin için ise standart GARCH modeli önerilmektedir. Borri (2019), COVAR'ı kullanarak Bitcoin, Ether, Ripple ve Litecoin piyasalarındaki koşullu kuyruk riskini tahmin etmeye çalışmaktadır. Araştırma sonucuna göre; seçilen kripto para birimleri, kuyruk riskine yüksek oranda maruz kalmaktadır. Ayrıca kripto para birimi getirileri birbirleriyle yüksek oranda ilişkilidir.

Bu araştırmanın da Bitcoin volatilitésinin tahmin edilmesinde uygun modelin belirlenmesi noktasında mevcut literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

3. Yöntem

3.1. Veri Seti

Araştırmada kullanılan veriler, Coin Market Cap internet sitesinin veri bankasından elde edilmiştir. Hesaplamalarda tutarlılık sağlanması açısından Bitcoin günlük piyasa değeri ABD Doları (USD) üzerinden tanımlanmıştır. Bu para biriminin kullanılmasının nedeni ise piyasada tedavülde %55-60 oranında USD kullanılıyor olmasıdır. Bitcoin serisi günlük kapanış fiyat ve getiri serileri olup 30.4.2013 ile 26.2.2021 arasındaki 2860 günlük dönemi kapsamaktadır. Verilerin analize hazır olması için yüzdesel Bitcoin getiri serisi hazırlanmış ve logaritması alınmıştır. Kullanılan formül şu şekildedir:

$$\text{Logaritmik getiri} = \left(\ln \frac{F_{t+1}}{F_t} \right) * 100 \quad (3.1)$$

Denklem 3.1 deki F_{t+1} , t+1 dönemdeki fiyat düzeyini; F_t ise t dönemindeki fiyat düzeyini ifade etmektedir.

Araştırma kapsamındaki istatistikî modellerin test edilmesinde ise E-Views 10 ve Oxmetrics 7 paket programlarından yararlanılmıştır. Araştırmada incelenen serinin durağan olması, elde edilen sonuçların güvenilirliği açısından önemlidir. Araştırmada kullanılan birim kök testi için ilgili hipotezler aşağıdaki gibidir:

H_0 : Seri durağan değildir.

H_1 : Seri durağandır.

H_0 red edilirse, seri birim kök içermemektedir, yani durağandır. H_0 reddedilemez ise serinin birim kök içerdiği kabul edilmektedir. Birim kök testinden sonra Bitcoin volatilitésini en iyi gösteren model yada modeller araştırılmıştır.

3.2. Araştırma Modeli

Serinin birim kök analizinden sonra Bitcoin'in volatilitésini belirlemede kullanılabilecek simetrik ve asimetrik volatilité modelleri analiz edilmiştir. Bu amaçla GARCH (Doğrusal Olmayan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite) sınıfı modeller kullanılmıştır.

3.2.1. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Bir yatırım yapılmadan önce riskin bilinmesi önemlidir. Riski tahmin etmek ve ölçmek için birçok model vardır. Doğrusal regresyon modellerinin klasik olanlarında varyans ile korelasyonun değişmediği kabul edilir. Tahmin yapılırken tahmin hatalarına ait zaman içindeki varyansın sabit olduğu düşünülmektedir. Buna "Tek Varyans" denir. Zaman serileri ile yatay kesitin birlikte

kullanıldığı modellerin bulunmaya çalışıldığı analizlerde, hata terimlerinin varyansının farklı olabildiği görülmüştür. Bu duruma ise “Değişen Varyans” denir.

Engle (1982), yayınladığı makalesinde küçük ve büyük hata terimlerinin varyans değerlerinin sabit olmadığını belirtmiştir. Zaman serilerinde görülen otokorelasyon sorununun ARCH metoduyla modellenmesini önermiştir. ARCH, koşullu değişen varyans modelidir. ARCH model ile bir serinin varyansı ve ortalaması farklı olarak modellenmektedir.

3.2.1.1. ARCH Modeli (Oto regresif Koşullu Değişen Varyans Modeli)

ARCH (q) modeli aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= Z_t \sigma_t \\ Z_t &\sim N(0, 1) \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Bu denklemde;

ω = Ortalamayı,

σ^2 = Değişen varyansı,

ε_t = Beyaz gürültü sürecini göstermektedir.

Bu modelde pozitif ve negatif şoklar, bir önceki şokların karesine bağlıdır. Bu yüzden volatilité pozitif ve negatif şoklara aynı düzeyde tepki vermektedir. Asimetrik etkileri yok saymaktadır. Bunun neticesinde yeni modeller ortaya konulmuştur.

3.2.1.2. GARCH Modeli (Genelleştirilmiş Oto regresif Koşullu Değişen Varyans)

ARCH model pozitif ve negatif şoklara aynı tepkiyi vermesi ve şoklara gecikmeli tepki vermesi nedeniyle eleştirilmiştir.

GARCH Model, Bollerslev (1986) tarafından literatüre kazandırılmıştır. ARCH formülündeki hareketli ortalama maddelerine koşullu değişen varyansı eklemiştir. Genelleştirilmiş oto regresif koşullu değişen varyans modelde, var olan volatilité önceki kalıntı gözlemleriyle ve volatilitelerle ilişkilidir. Standart GARCH modeli için, (3.3)'deki şartın sağlanması gerekmektedir.

$$\omega > 0; \quad \alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0; \quad \sum_{i=1}^p \beta_i + \sum_{j=1}^q \alpha_j < 1 \quad (3.3)$$

Standart GARCH (p, q) modeli aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= Z_t \sigma_t \\ Z_t &\sim N(0, 1) \\ \sigma_t^2 &= \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 \end{aligned} \quad (3.4)$$

3.2.2. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri arasında EGARCH Modeli ve TGARCH Modeli bulunmaktadır.

3.2.2.1. EGARCH Modeli (Üstel GARCH)

Simetrik koşullu değişen varyans modellerinde pozitif ve negatif şoklar, varyansı eşit bir şekilde etkilemektedir. İktisadi piyasalarda ise negatif şokların pozitif şoklara göre daha etkili olduğu kabul görmektedir. Bu durum simetrik modellerin negatif yönü olarak görülmüştür. Nelson (1991) yaptığı çalışmayla EGARCH modelini (Üstel GARCH) geliştirmiştir. Bu modelin temelinde olumsuz haberlerin olumlu haberlere kıyasla daha fazla volatilitiyi etkilediği görüşü vardır. EGARCH'da kaldıraç etkisi logaritma ile modellenir.

EGARCH (Üstel GARCH) modeli doğrusal olmayan biçimde aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= Z_t \sigma_t \\ Z_t &\sim N(0, 1) \\ \log(\sigma_t^2) &= \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \log(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^q g_j (Z_{t-j}) \end{aligned} \quad (3.5)$$

3.2.2.2. GJR GARCH (TGARCH Modeli)

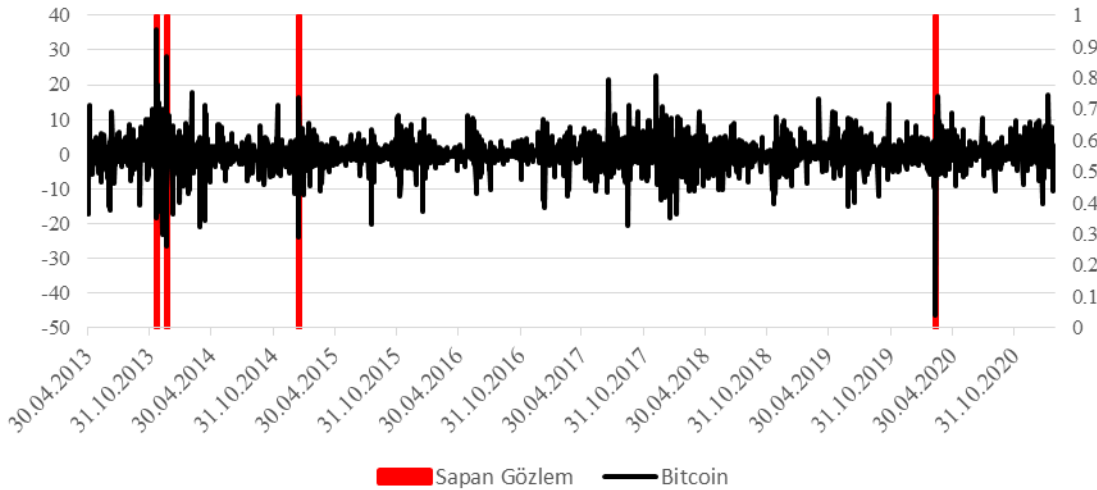
EGARCH'da kaldıraç etkisi logaritma ile modellenir. Zakoian (1994) yaptığı çalışmalarda kaldıraç etkisini kuadratik yapıdaki modeller ile oluşturmuştur. Zakoian'ın geliştirdiği TGARCH (Eşik GARCH) modelidir. TGARCH model aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i I_{t-i} \varepsilon_{t-i}^2 \quad (3.6)$$

4. Bulgular

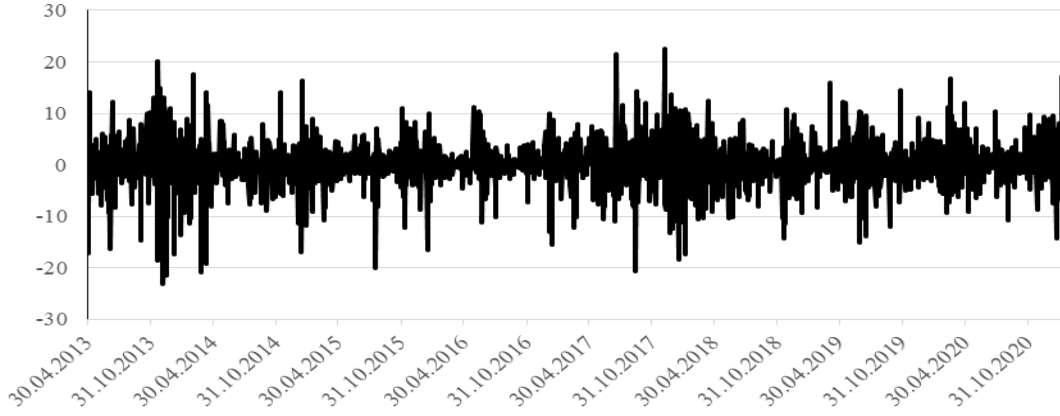
Araştırma kapsamında incelenen değişkenler için uygulanan testler sonucunda elde edilen bulgular aşağıdaki gibidir. Bitcoin'e ait getiri değerleri Tablo 1'de olduğu gibidir.

Tablo 1: Bitcoin Getiri Serisi



Tablo 1’de görüldüğü gibi 3 yerde tepe ve dip noktalar görülmüş ve bunların sapan gözlemler olduğu kabul edilmiştir. Bitcoin getiri değerlerine ait düzeltilmiş değerler ise Tablo 2’de olduğu gibidir.

Tablo 2: Düzeltilmiş Bitcoin Getiri Serisi



Tablo 2’de sonuçları etkilememesi için sapan gözlemler düzeltilmiştir. Sapan gözlemler Bodart ve Candelon (2009) tarafından önerilen yöntemle göre 9 günlük ortalama alınarak düzeltilmiştir.

Araştırmada incelenen Bitcoin getiri serisine ait temel istatistik değerler ise Tablo 3’te olduğu gibidir.

Tablo 3: Bitcoin getiri serisi için bazı tanımlayıcı istatistikler

n	2860	Std. Sap.	4.03	Q	103.145	[0.000]
Ortalama	0.213	Çarpıklık	-0.305	Qs	935.108	[0.000]
Medyan	0.192	Basıklık	8.065	ADF	-52.142	
Mak	22.512	Jarque-Bera	3101.535	[0.000]	PP	-52.23
Min	-23.111	ARCH (5)	42.237	[0.000]	KPSS	0.166

Tablo 3’e göre, analizde kullanılan değişken için hesaplanan p değerleri 0.01 kritik değerinden daha küçük olduğundan, serilerin birim kök içerdiğini ifade eden H_0 hipotezleri reddedilmiştir. Seri düzeyde durağandır ve birim kök içermemektedir. Pozitif ortalama değere sahiptir. Çarpıklık ve basıklık değerlerine göre sola çarpık ve dağılımı sivri bir seridir. Jarqua-Bera test sonuçlarına göre getiri serilerinin normal dağılmadığı görülmektedir. ARCH testine göre getiri serisi koşullu değişen varyans etkisi göstermektedir.

Seri düzeyde durağan olduğundan ARCH-LM testine geçilmiştir. Ortalama denklemini tespit etmek amacıyla 10. düzeye kadar inceleme yapılmıştır. ARMA (3,2) modelinin en uygun model olduğu görülmüştür. ARCH-LM testi ile ARCH etkisinin varlığı tespit edilmiştir. Bu tespitten sonra GARCH modellerinin denenmesine geçilmiş ve 10 GARCH modeli arasından en uygun GARCH modeli bulunmuştur. Denenen modeller GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG ve HYGARCH modelleridir. Sonuçlar Tablo 4’te verilmiştir.

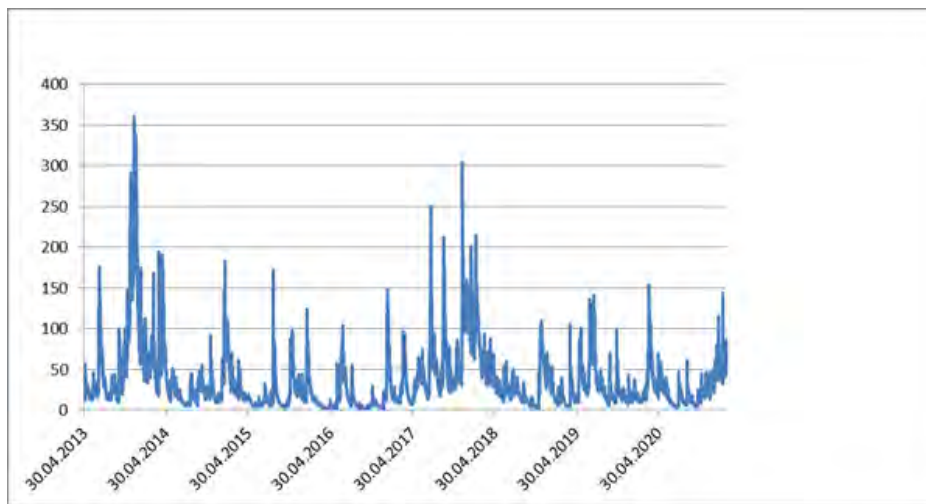
Tablo 4: Bitcoin için farklı volatilité modellerinin tahmin sonuçları

	GARCH	IGARCH	GJR	FIGARCH-BBM	FIGARCH-CHUNG	FIAPARCH-BBM	FIAPARCH-CHUNG	HYGARCH
ω	0.212816* (0.1229)	0.205295* (0.0144)	0.137190* (0.1776)	0.101648* (0.1850)	82.418081* (0.0873)	-0.031399* (0.9407)	129.856431* (0.5296)	-0.054726* (0.8027)
α	0.329015* (0.0052)	0.129775* (0.0000)	0.321164* (0.0006)					
β	0.868956* (0.0000)	0.86451* (0.0000)	0.878139* (0.0000)	0.932833* (0.0000)	0.761691* (0.0000)	0.764464* (0.0000)	0.793835* (0.0000)	0.796741* (0.0000)
γ (gama)			-0.109539* (0.0257)			-0.134013* (0.0176)	-0.093046* (0.1026)	
δ (delta)						2.328712* (0.0000)	2.231519* (0.0000)	
ϕ (fi)				-0.008003* (0.9308)	0.220742* (0.0000)	0.244582* (0.0053)	0.214649* (0.0004)	0.307921* (0.0034)
d				1.125569* (0.0000)	0.716568* (0.0000)	0.704330* (0.0000)	0.770116* (0.0000)	0.659282* (0.0000)
<i>Tani</i>								
Log(L)	-7323.372	-7345.153	-7327.634	-7336.841	-7343.66	-7339.18	-7334.708	-7326.936
AIC	5.128232	5.142764	5.131912	5.13835	5.143119	5.141384	5.138257	5.132123
Schwarz	5.149066	5.161515	5.154829	5.161268	5.166036	5.168469	5.165342	5.157124
Shibata	5.128208	5.142744	5.131882	5.138321	5.143089	5.141343	5.138216	5.132088
Hannan-Quinn	5.135744	5.149525	5.140175	5.146614	5.151382	5.15115	5.148023	5.141138
Q(20)	54.6603 [0.0000020]	71.2745 [0.0000000]	77.9638 [0.0000000]	46.9773 [0.0000371]	70.8218 [0.0000000]	68.4203 [0.0000000]	50.2205 [0.0000111]	76.0115 [0.0000000]
Q ² (20)	12.5665 [0.8166551]	14.9289 [0.6668460]	13.9659 [0.7313115]	14.9301 [0.6667634]	13.6994 [0.7484635]	16.1026 [0.5853865]	15.2571 [0.6442477]	13.6697 [0.7503538]
ARCH(5)	0.86690 [0.5025]	0.95208 [0.4460]	0.93812 [0.4550]	1.1652 [0.3238]	0.89135 [0.4858]	0.89430 [0.4839]	0.92979 [0.4604]	0.93009 [0.4602]

Tablo 4'te parantez içindeki değerler, tahminlerin standart hatalarıdır. Log(L), logaritma maksimum olabilirlik fonksiyonu değeridir. AIC, ortalama Akaike bilgi kriteridir. Q(20) ve Q²(20), sırasıyla standartlaştırılmış artıklar ve karesi alınmış standartlaştırılmış artıklar üzerinde hesaplanan 20. dereceden Ljung-Box Q istatistiğidir. ARCH(5), 5. dereceden heteroskedastisite olmayan istatistiktir. İstatistiklerin p-değerleri köşeli parantez içinde rapor edilir. * işareti %1 seviyelerinde anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 4'te, Bitcoin için farklı volatilité modellerinin tahmin sonuçları yer almaktadır. EGARCH ve FIEGARCH için yakınsama sağlanamadığından model sonuçları elde edilememiştir. Bu yüzden tabloda yer verilmemiştir. Tabloda GARCH modelin $\alpha + \beta < 1$ koşulunu sağlamadığı ve GJR modelin ise $\alpha + \beta + k * \gamma < 1$ ($k=0.5$) koşulunu sağlamadığı görülmektedir. Geriye kalan 6 model arasından en iyi tahmin yapan model seçimine geçilmiştir. GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG ve HYGARCH modelleri arasından en uygun tahminlemeyi HYGARCH modeli yapmaktadır. Buna göre HYGARCH Modeline göre koşullu varyans grafiği Tablo 5'te olduğu gibidir.

Tablo 5: HYGARCH modele göre koşullu varyans grafiği



Tablo 5'e göre Bitcoin'in koşullu varyansının belli tarihlerde arttığı gözlemlenmiştir. Temmuz 2013, Kasım-Aralık 2013, Mart-Nisan 2014, Ocak 2015, Ocak 2017, Temmuz 2017, Eylül 2017, Aralık 2017, Ocak-Şubat 2018, Temmuz 2019, Mart 2020, Şubat 2021 tarihlerinde varyans, diğer zamanlara

göre daha fazladır. Yüksek varyans değerlerine sahip olan bu tarihlerde meydana gelen Bitcoin hareketleri ise Tablo 6’da verilmiştir.

Tablo 6: Koşullu varyans grafiğine göre tarihsel Bitcoin hareketleri

Tem.13	Bitcoin'in getirisi %57 arttı.
Kas.13	Bitcoin'in getirisi %621 arttı.
Ara.13	Bitcoin'in getirisi önce %51 düştü. Ardından %67 arttı. Sonrasında %50 tekrar düştü.
Mar.14	Çin'de bitcoin yasağı ve Çin hükümetinin bankaların dijital para borsalarıyla çalışmasını yasaklamak isteyip istemediğine dair belirsizlik nedeniyle fiyat düşmeye devam etti.
Nis.14	2012-2013 Kıbrıs mali krizinden bu yana en düşük fiyata 11 Nisan'da 03: 25'te ulaşıldı.
Oca.15	26 Ocak 2015'de Coinbase, ABD’de regülasyona tabi ilk borsa olarak 25 eyalette faaliyete geçti.
Oca.17	Fiyat bir hafta içinde % 30 düşerek bir ayın en düşük seviyesi 750 \$ 'a ulaştı
Tem.17	1 Temmuz 2017: Bitcoin blokzinciri çatallanarak Bitcoin Cash isimli yeni bir kriptopara birimi ortaya çıktı. 1 Ağustos Bitcoin iki türev dijital para birimine ayrıldı: klasik bitcoin (BTC) ve Bitcoin Cash (BCH). Bu bölünmeye Bitcoin Cash sert çatalı denir.5 Ağustos 2017'de bir BTC'nin fiyatı ilk kez 3.000 ABD Doları'nı geçti. 12 Ağustos 2017'de bir BTC'nin fiyatı ilk kez 4.000 ABD Doları'nı geçti. İki gün sonra, bir BTC'nin fiyatı ilk kez 4.400 ABD Doları'nı geçti.
Eyl.17	Çin'in şirketlerin ICO'lar ile fon toplamasını yasaklamasından sonra fiyat, sert bir şekilde düştü.
Ara.17	Bitcoin, ilk kez 8 Aralık 2017 Cuma günü saat 00:28'de 18.000 doları aştı.
Oca.18	Facebook, kripto para reklamlarını yasakladı.
Şub.18	Bitcoin'in fiyatı 16 günde yüzde 50 düşerek 7.000 doların altına düştü.
Tem.19	Bitcoin 13.000 dolara yaklaştı. Uzmanlar bunu kripto paraların, blok zinciri endüstrisinin gelişmesine ve kripto para Libra'nin piyasaya sürülmesine bağlıyor.
Mar.20	1 Şubat 2020'de Covid19'da Çin dışındaki ilk ölüm gerçekleşti. 11 Mart 2020 tarihinde Dünya Sağlık Örgütü (DSÖ) tarafından pandemi ilan edildi. Bitcoin %50 değer kaybetti.
Şub.21	8 şubat 2021'de Elon Musk'ın kurucusu olduğu elektrikli otomobil üreticisi Tesla, Ocak'ta 1,5 milyar dolarlık Bitcoin aldığını ve yakında bu kripto parayla ödeme kabul edebileceğini açıkladı.

Tablo 6’da koşullu varyans değerinin artmış olduğu dönemlerde, Bitcoin piyasasında yaşanan olaylar ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Aynı zamanda modellerin öngörü performanslarını belirleyebilmek amacıyla 1 günlük, 5 günlük ve 10 günlük öngörüler yapılmış ve sonuçlar Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9’da gösterilmiştir. 1 günlük öngörü için Bitcoin getirileri için uygulanan farklı GARCH modellere ait öngörü sonuçları ise Tablo 7’de olduğu gibidir.

Tablo 7: 1 günlük öngörü performansı için bazı tanımlayıcı istatistikler

1 GÜN	IGARCH	FIGARCH- BBM	FIGARCH- CHUNG	FIAPARCH- BBM	FIAPARCH- CHUNG	HYGARCH	
Mean Squared Error(MSE)		57	96.53	98.31	0.06096	1.091	183
Median Squared Error(MedSE)		57	96.53	98.31	0.06096	1.091	183
Mean Error(ME)		7.55	9.825	9.915	-0.2469	1.045	-13.53
Mean Absolute Error(MAE)		7.55	9.825	9.915	0.2469	1.045	13.53
Root Mean Squared Error(RMSE)		7.55	9.825	9.915	0.2469	1.045	13.53
Mean Absolute Percentage Error(MAPE)		0.24	0.3123	0.3152	0.007849	0.0332	0.4301
Adjusted Mean Absolute Percentage Error(AMAPE)		0.1364	0.1851	0.1871	0.003909	0.01688	0.177
Percentage Correct Sign(PCS)		.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN
Theil Inequality Coefficient(TIC)		0.1364	0.1851	0.1871	0.003909	0.01688	0.177
Logarithmic Loss Function(LL)		0.07531	0.1402	0.1433	6.112E-05	0.00114	0.128

Tablo 7’de görüldüğü gibi 1 günlük öngörü için 10 kriter dikkate alındığında en iyi öngörü performansı FIAPARCH-BBM modelden elde edilmiştir. 5 günlük öngörü için Bitcoin getirileri için uygulanan farklı GARCH Modellere ait öngörü sonuçları ise Tablo 8’de olduğu gibidir.

Tablo 8: 5 günlük öngörü performansı için bazı tanımlayıcı istatistikler

5 GÜN	IGARCH	FIGARCH- BBM	FIGARCH- CHUNG	FIAPARCH- BBM	FIAPARCH- CHUNG	HYGARCH	
Mean Squared Error(MSE)		537.9	547.8	513.3	820.6	719.9	3179
Median Squared Error(MedSE)		523.1	490	441.1	1095	839.4	3097
Mean Error(ME)		-5.105	-4.69	-2.462	-16.49	-13.79	-47.09
Mean Absolute Error(MAE)		21.59	22.1	20.91	25.26	24.04	47.09
Root Mean Squared Error(RMSE)		23.19	23.41	22.66	28.65	26.83	56.38
Mean Absolute Percentage Error(MAPE)		185	187.6	162.2	279.8	254.6	571.4
Adjusted Mean Absolute Percentage Error(AMAPE)		0.6174	0.628	0.6258	0.5842	0.5881	0.6164
Percentage Correct Sign(PCS)		.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN
Theil Inequality Coefficient(TIC)		0.4299	0.437	0.4416	0.438	0.4282	0.5779
Logarithmic Loss Function(LL)		11.65	11.68	11.17	13.47	13.05	17.1

Tablo 8’e göre 5 günlük öngörü için ise en iyi öngörü performansını FIGARCH-CHUNG modeli göstermektedir. 10 günlük öngörü için Bitcoin getirileri için uygulanan farklı GARCH Modellere ait öngörü sonuçları ise Tablo 9’de olduğu gibidir.

Tablo 9: 10 günlük öngörü performansı için bazı tanımlayıcı istatistikler

10 GÜN	IGARCH	FIGARCH- BBM	FIGARCH- CHUNG	FIAPARCH- BBM	FIAPARCH- CHUNG	HYGARCH	
Mean Squared Error(MSE)		1412	1400	1486	1371	1344	7397
Median Squared Error(MedSE)		562.7	592.9	448.8	1124	1077	4886
Mean Error(ME)		7.497	7.262	10.82	-7.449	-2.661	-70.05
Mean Absolute Error(MAE)		30.54	30.72	30.56	31.22	30.74	70.05
Root Mean Squared Error(RMSE)		37.58	37.42	38.56	37.03	36.66	86.01
Mean Absolute Percentage Error(MAPE)		150.1	153.5	129.3	242.7	212.6	637.9
Adjusted Mean Absolute Percentage Error(AMAPE)		0.6229	0.625	0.6429	0.5506	0.5676	0.594
Percentage Correct Sign(PCS)		.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN	.NaN
Theil Inequality Coefficient(TIC)		0.508	0.504	0.5457	0.4151	0.4354	0.5375
Logarithmic Loss Function(LL)		10.74	10.8	10.31	12.47	11.96	16.97

Tablo 9’a göre 10 günlük öngörü için ise en iyi öngörü performansını FIGARCH-CHUNG modeli göstermektedir.

5. Sonuç Ve Tartışma

Bu çalışmada Bitcoin'in volatilitisini belirlemede kullanılacak simetrik ve asimetrik volatilité modelleri analiz edilmiştir. Bu amaçla GARCH (Doğrusal Olmayan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite) sınıfı modellerden; GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG ve HYGARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışmada 30.04.2013 ile 26.02.2021 arasındaki 2860 günlük veri seti kullanılmıştır. Bu konuda yapılan literatür çalışmalarında, farklı sonuçlar elde edilmiştir. Geçmiş döneme ait tüm seri incelendiğinde GARCH, EGARCH, IGARCH, GJR, FIGARCH-BBM, FIGARCH-CHUNG, FIEGARCH, FIAPARCH-BBM, FIAPARCH-CHUNG ve HYGARCH arasından en uygun tahminlemeyi HYGARCH modelin yaptığı sonucuna varılmıştır.

Modellerin öngörü performanslarını belirleyebilmek amacıyla 1 günlük, 5 günlük ve 10 günlük öngörüler yapıldığında 1 günlük öngörü için en iyi öngörü performansını FIAPARCH-BBM model yaparken, 5 ve 10 günlük öngörü performansını ise FIGARCH-CHUNG model göstermektedir. Elde edilen bu sonuç, kripto para piyasasında Bitcoin volatilité tahminlerinde kullanılacak modelin belirlenmesi açısından uygulayıcılara ve teorisyenlere önemli bilgiler sağlamaktadır.

İleride yapılacak akademik çalışmalarda değişik kripto paralar için farklı modeller incelenerek bu konunun ele alınmasının yeni veya değişik bulgular ortaya çıkaracağı ve faydalı olacağı düşünülmektedir. Araştırma sonuçlarına göre, farklı veri aralıklarında en iyi performansı sağlayan volatilité tahmin modellerinin zamanla değişebildiği öngörülmekte ve farklı zaman dilimleri için çalışmalar yapılabileceği düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

- Baek, C., Elbeck, M.A. (2015), Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, Cilt: 22 (1), Sayfa 30-34.
- Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. (2016), Bitcoin, gold and the US dollar – A replication and extension, *Finance Research Letters*; Cilt 25, Sayfa 103-110
- Baur, D.G., Dimpfl, T. (2018), Asymmetric volatility in crypto-currencies, *Economic Letters*, Sayfa: 1–15.
- Black, Fischer (1976), “Studies of Stock Price Volatility Changes”, *Proceedings of the 1976 Business Meeting of the Business and Economics Statistics Section American Statistical Association*, Washington, DC. Sayfa. 177-181.
- Bodart V., Candelon B. (2009), Evidences of Interdependence and Contagion using a Frequency Domain Framework, *Emerging Markets Review*, Cilt 10, Sayfa 140-150
- Bollerslev T. (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, Cilt 31, Sayfa: 307-327
- Borri, N. (2019), Conditional tail-risk in cryptocurrency markets, *Journal of Empirical Finance*, Cilt: 50, Sayfa 1–19.
- Bouoiyour, J., Selmi, R. (2015), Bitcoin price: Is it really that new round of volatility can be on way? *Munich Pers. RePEc Arch. No: 65580*, Sayfa:1-15
- Bouoiyour, J., Selmi, R. (2016), Bitcoin: a beginning of a new phase?, *Economics Bulletin*, Cilt: 36 (3), Sayfa 1430-1440.
- Bouri, E., Azzi, G., Dyrberg, A.H. (2017), On the return-volatility relationship in the bitcoin market around the price crash of 2013, *Economics*, Cilt: 11 (2), Sayfa 1–16.

- Bouri, E., Rangan, G., Lahiani, A., Shahbaz, M. (2018), Testing for asymmetric nonlinear short- and long-run relationships between bitcoin, aggregate commodity and gold prices, *Resources Policy*, Cilt: 57, Sayfa 224–235.
- Caporale, G.M., Zekokh, T. (2019), Modelling volatility of cryptocurrencies using markov switching GARCH models, *Research in International Business and Finance*, Cilt: 48, Sayfa 143-155.
- Charle, Amé., Darne-Lemna, O. (2018), Volatility estimation for bitcoin: replication and robustness, *International Economics*, Cilt: 157, Sayfa 23-32
- Cheah, E.-T., Fry, J., (2015), Speculative bubbles in bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of bitcoin. *Economics Letters*, Cilt 130, Sayfa: 32-36
- Cheong, C.W., (2009), Modeling and forecasting crude oil markets using ARCH-type models. *Energy Policy*, Cilt 37, Sayfa 2346-2355.
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., Yarovaya, L. (2018), Cryptocurrencies as a financial asset: a systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, Cilt 62, Sayfa 182-199
- Corbet, S., McHugh, G., Meegan, A. (2017), The influence of central bank monetary policy announcements on cryptocurrency returns volatility. *Investment Management and Financial Innovations* Cilt: 14 (4), Sayfa 60–72.
- Diebold, F.X., Mariano, R.S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, Cilt 13, Sayfa 253–263.
- Dyhrberg A.H. (2016a), Bitcoin, gold and the dollar - A GARCH volatility analysis, *Finance Research Letters*, Cilt 16, Şubat 2016, Sayfa 85-92
- Dyhrberg, A.H. (2016b). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Fin. Res. Lett.* Cilt: 16, Sayfa 139-144.
- Engle, Robert F. (1982), “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation”, *Econometrica*, Cilt. 50, No. 4, Sayfa. 987-1007.
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkon, M., Weber, M.C., Siering, M. (2014), Bitcoin - Asset or Currency? Revealing Users’ Hidden Intentions, Working Paper, Sayfa: 1-14
- Gronwald, M. (2014), The Economics of Bitcoins - Market Characteristics and Price Jumps (No. 5121)., Working Paper, Sayfa: 1-12
- Hafner, C.M., 2018, Testing for Bubbles in Cryptocurrencies With Time-Varying Volatility. Working Paper, Sayfa 1-20
- Kaiser, L (2018), Seasonality in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, Cilt 31, Sayfa 22-28
- Kang, Sang Hoon. – Mok Kang, Sang. – Min Yoon, Seong. (2009), “Forecasting Volatility of Crude Oil Markets”, *Energy Economics*, No. 31, Sayfa 119-125.
- Katsiampa, P. (2017) Volatility estimation for bitcoin: a comparison of GARCH models, *Economics Letters*, Cilt: 158, Sayfa 3-6.
- Kim, T., 2017. On the transaction cost of bitcoin. *Finance Reserch. Letters*, Cilt: 23, Sayfa: 300-305.
- Mensi, W., Al-Yahyaee, K.H., Kang, S.H. (2018), Structural breaks and double long memory of cryptocurrency prices: a comparative analysis from bitcoin and ethereum, *Finance Research Letters*, Cilt 29, Sayfa 222-230
- Mohamed Fakhfekh, Ahmed Jeribi (2020), Volatility dynamics of crypto-currencies’ returns: Evidence from asymmetric and long memory GARCH models, *Research in International Business and Finance*, Cilt: 51, No:101075, Sayfa: 1-10

- Mohammadi, H., Su, L., (2010). International evidence on crude oil price dynamics: applications of ARIMA–GARCH models. *Energy Economics*, Cilt 32 (5), Sayfa 1001–1008.
- Nelson, D.B., (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica* 59, Sayfa 347–370.
- Peng, Y., Melo Albuquerque, P.H., Camboim de Sa, J.M., Akaishi 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 Syst. Appl.* Cilt: 97, Sayfa 177-192.
- Phillip, A., Chan, J., Peiris, S. (2018a). A new look at cryptocurrencies, *Economics Letters*, Cilt: 163, Sayfa 6-9.
- Phillip, A., Chan, J., Peiris, S. (2018b), On generalized bivariate student-t gegenbauer long memory stochastic volatility models with leverage: bayesian forecasting of cryptocurrencies with a focus on bitcoin. *Econometrics and Statistics*, Cilt: 16, Sayfa 69-90
- Stavroyiannis, S. (2018) Value-at-risk and related measures for the bitcoin, *The Journal of Risk Finance*, Cilt: 19 (2), Sayfa 127–136.
- Tan, S., So-Kuen Chan, J., Ng, K. (2018), On the speculative nature of cryptocurrencies: a study on garman and klass volatility measure, *Finance Research Letters*, Cilt 32, No: 101075, Sayfa: 1-5
- Yıldız B., (2016), Volatilite Tahmininde Simetrik ve Asimetrik GARCH Modellerinin Kullanılması: Seçilmiş BİST Alt Sektör Endeksleri Üzerine Bir Uygulama, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Sayfa 83-106
- Yi, S., Xu, Z., Wang, G. (2018), Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is bitcoin a dominant cryptocurrency? *International Review of Financial Analysis*, Sayfa 1-61
- Yu Wei ve diğ. (2010), Forecasting crude oil market volatility: Further evidence using GARCH-class models, *Energy Economics*, Cilt 32, Sayfa 1477- 1484
- Zakoian, J.M. (1994) “Threshold Heteroskedastic Models,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18: 931-955
- Coinmarketcap.com, Erişim tarihi: Şubat, 2021
- <https://www.bbc.com/turkce/haberler-dunya-55983866> Erişim tarihi: Mart, 2021