

Araştırma Makalesi / Research Article

KRİPTO PARA PİYASASINDA VOLATİL DAVRANIŞLARIN ASİMETRİK STOKASTİK VOLATİLİTE MODELİ İLE TESTİ

Doktora Öğrencisi Magsud GUBADLI 

Istanbul Üniversitesi, SBE, İstanbul, (mgubadli@gmail.com)

Prof. Dr. Vedat SARIKOVANLIK 

Istanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İstanbul, (vedsari@istanbul.edu.tr)

ÖZET

Bu çalışmada, kripto piyasasının önde gelen altı kripto para biriminin (Bitcoin, Stellar, Litecoin, Ethereum, Tether ve Ripple) volatilité yapısı, asimetrik ilişki ve/ve ya kaldıraç etkisinin var olup olmadığı test edilmektedir. 09/11/2017-31/07/2022 dönemini kapsayan ve WinBUGS uygulaması ile yapılan bu çalışmada öncelikle logaritmik fark alınarak getiri serisi hesaplanmıştır. Bu kapsamda 100.000 tekrarla örneklem sınaması yapılmış olup katsayıların başlangıç eğiliminden çıkması için tahminlerin ilk 10.000 örnekleme dışlanarak kalan 90.000 örnekleme analiz gerçekleştirilmiştir. Asimetrik stokastik volatilité modeli tahmin sonuçlarına göre kripto para birimlerinin oynaklık kalıcılığı, oynaklığın öngörülebilirliği ve para birimlerinin kendi getirilerinin şoku ile oynaklıklarının etkisi arasındaki korelasyon düzeyi ilgili parametreler ile değerlendirilmiştir. Belirtilen zaman aralığında çalışmamızda kullanılan tüm kripto para birimleri için yoğun bir volatilité kümeleşmesi olduğu gözlemlenmiştir. Bu volatilitenin sürekli olduğu ve düşük öngörülebilirliğin varlığı ampirik olarak asimetrik stokastik volatilité modeli ile elde edilen bulgular arasındadır. Ayrıca çalışmanın sonuçlarına göre Ethereum kripto para birimi dışındaki diğer beş para biriminin hiçbirinde ne kaldıraç etkisi ne de asimetrik ilişkisinin hiçbirisi gözlemlenmemiştir.

Anahtar Kelimeler: Kripto Para Birimi, Asimetrik Stokastik Oynaklık, Kaldıraç Etkisi, Oynaklığın Kalıcılığı.

TEST OF VOLATILITY BEHAVIORS ON THE CRYPTO CURRENCY MARKET WITH THE ASYMMETRIC STOCHASTIC VOLATILITY MODEL

ABSTRACT

In this study, the six major crypto currencies of the crypto market (Bitcoin, Stellar, Litecoin, Ethereum, Tether and Ripple) aims to test whether volatile structure, the asymmetric relationship and/or leverage effect exists. Our study covers the period of 09/11/2017-31/07/2022 and with WinBUGS application, the return series is calculated primarily by taking the logarithmic difference. In this context, samples were tested with 100,000 iterations and analysis was performed with the remaining 90,000 samples, excluding the first 10,000 samples of the estimates, in order for the coefficients to come out of the initial trend. According to the asymmetric effect model estimation results, the volatility persistence of cryptocurrencies, volatility predictability, and the correlation between the shock of the currencies' own returns and the effect and the shock effects of their volatility were evaluated. When we consider cryptocurrencies as a whole throughout the study, there is an intense volatility clustering for all cryptocurrencies used in our study, this volatility is continuous and the presence of low predictability is

among the findings with the empirically asymmetric stochastic volatility model. In addition, according to the results of the study, neither leverage effect nor asymmetric effect relationship was observed in any of the other five currencies except Ethereum cryptocurrency.

Keywords: *Cryptocurrency, Asymmetric Stochastic Volatility, Leverage Effect, Volatility Persistence.*

EXTENDED SUMMARY

Research Questions & Purpose

The recently developed approach in volatility modeling is stochastic volatility (SV) models. These models were presented by (Taylor, 1986) as an alternative to deterministic models. The main feature of stochastic volatility models is that volatility is included in the analysis as an unobservable latent variable. In our study, it is aimed to test both the volatility level and asymmetric and leverage effect of crypto currency markets, which have an important place in financial markets, with the stochastic volatility model. Our study aimed to contribute to the literature, which is already scarce enough in this field. The reason for choosing the stochastic volatility model in our research is that compared to the deterministic models, it gives more successful results in the case of excessive kurtosis encountered in future forecasts and financial data for a period of time. Also, the statistical properties of stochastic volatility models are easier to identify and understand, and finally, stochastic volatility models are easier to generalize to multivariate structures.

Literature Review

In our study, the literature with both stochastic and deterministic models is discussed. (Kim et al., 2021) GARCH type models and stochastic volatility model performances in two-period time intervals with nine leading cryptocurrencies in two regimes (low and high volatility periods), concluded that the SV model outperforms the GARCH family models, and that the prediction errors of the SV model tend to be more accurate as the estimated time horizon gets longer. (Huang & Xu, 2021) used the stochastic volatility model with co-jumps: (SVCJ model) in their research and examined the asymmetric volatility in 4 cryptocurrencies. It has been observed that these cryptocurrencies have quite different volatility dynamics and exhibit different return-volatility relationships. While Ethereum and Litecoin showed a negative relationship, Chainlink showed a positive relationship and this relationship changed from negative to positive in June 2016 for Bitcoin. (Katsiampa, 2019) used the BEKK-GARCH model in the study which applied for Bitcoin, Ethereum, Ripple, Stellar Lumen and Litecoin. The empirical findings confirm that the price returns of the specified cryptocurrencies are not normally distributed and the varying variance. He also found that the conditional volatility of Bitcoin, Ethereum, Ripple and Litecoin captures asymmetric effects between good and bad news, while for Stellar Lumen, asymmetric past shocks do not have significant effects on the current conditional volatility.

Methodology

In our research, the volatile structure, asymmetric relationship and/or leverage effect of six leading cryptocurrencies (Bitcoin, Stellar, Litecoin, Ethereum, Tether and Ripple) are tested. In this context, a sample test was carried out with 100,000 iterations, and analysis was carried out with the remaining 90,000 samples, excluding the first 10,000 samples of the estimates, in order for the coefficients to come out of the initial trend. The asymmetric approach we used in our research refers to the situation where negative and positive shocks have different effects on the volatility of the financial asset. According to the analysis of the asymmetric stochastic volatility model, the volatility persistence of cryptocurrencies, the predictability of volatility, and the correlation level between the shock of the currency's own returns and the effect of their volatility were evaluated with the relevant parameters. Stochastic volatility models work with Bayesian technique and methods such as Effective Importance Sampling (EIS), Monte Carlo Markov Chain (MCMC) are very popular in use. In this study, the MCMC method is used to calculate the dynamic leverage effect volatility model. The purpose behind MCMC methods is to generate variables by repeatedly sampling a Markov chain. The main idea underlying the method is to calculate the posterior composite distribution function of the parameters to be estimated in proportion to the product of the prior distribution function and the similarity function of the data set.

Results and Conclusions

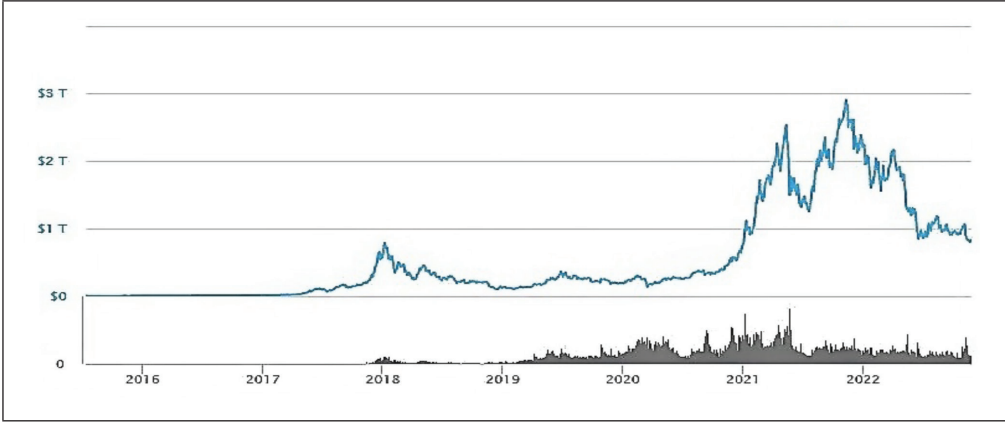
Based on results, the presence of volatility density was obtained for all cryptocurrencies included in the analysis in the study. When we consider cryptocurrencies as a whole throughout the study, it has been empirically proven that there is a high volatility cluster for all cryptocurrencies used, that this volatility is continuous and that it has low predictability. Another limitation of our study is to reveal whether there is an asymmetric relationship / leverage effect for these cryptocurrencies. Our findings have shown us that there is no asymmetrical relationship between changes in volatility and returns for Bitcoin, Litecoin, Ripple, Tether, Stellar, and that there is no leverage effect for these currencies. In this context, the existence of an asymmetrical relationship and leverage effect was only found in Ethereum currency at a weak level. When we compare the results for cryptocurrencies in our study with other previous literature studies, these findings closely overlap with the others.

1. Giriş

Finansal piyasalardaki küreselleşme olgusuyla birlikte artık getiri ve risk kavramları ulusal düzeyde kalmaktan çıkmış, uluslararası boyutlara ulaşmıştır. Finansal piyasalar geliştikçe yatırımcılar, fon yöneticileri yeni yeni finans piyasalarının arayışında olmuştur. Bu da risk iştahını arttırmış ve getiri ile beraber önem arz eden ve ölçülmesi gereken risk ve volatilité kavramını daha da önemli hale getirmiştir. Volatilité kelime anlamı itibarile riskle eşdeğer gibi algılansa bile aslında risk ile aynı anlamı içermemektedir. Çünkü risk kavramı istenilmeyen olumsuz sonuçlar sunarken, volatilité kavramı ise belirsizliđi içeren durumu ifade etmektedir. Yani volatilité sonucunda hem olumlu hem de olumsuz gelişme kaydedilebilmektedir (Poon, 2005:1). Volatilité finans piyasalarında risk ölçümü açısından önemli gösterge olmakta, politika yapıcılar, yatırımcılar ve diđer finans piyasaları katılımcıları tarafından hassasiyetle izlenmektedir (Knight vd., 2002:320). Özellikle son dönemlerde piyasalar arasındaki oynaklık etkileşimini incelemeye artan bir çalışma eğilimi ile finansal piyasa katılımcıları için yatırımlarını daha etkin bir dağılımla portföy çeşitlendirmelerine gitmelerine imkan sağlamıştır. Finansal piyasalardaki volatilité etkileşimi, finansal varlık fiyatlaması, kur ve ticaret stratejileri, riskten korunma ve etkin düzenleyici stratejilerin oluşturulması için önemlidir. Uluslararası finansal piyasaların kendi aralarındaki karşılıklı bağımlılık, yatırımcıları ve portföy yöneticilerinin yalnızca ulusal piyasaları değil aynı zamanda uluslararası piyasalardaki değişimleri derinden takip etmelerini önemli kılmaktadır (Mishkin, 2005:63).

Finansal piyasalarda volatilitenin ölçülmesi aynı zamanda kripto para piyasasını da yakından ilgilendirmektedir. Özellikle zaman serisi olarak bakıldığında kripto para piyasasının çalkantılı seyri bu alanda yatırım yapan katılımcılar için oldukça mühimdir. Son dönemlerde kripto paralara yatırım yapanlar sadece bireysel yatırımcılar olarak karşımıza çıkmamakta, aynı zamanda kurumsal yatırımcılar ve hatta devletler bile oyuncu olarak görüle bilmektedir. Bu da artan işlem hacmi ile kripto para opsiyonlarının işlem hacminin, artmasına neden olmaktadır (Atasoy & Tuna, 2021:3347). Şekil 1 kripto para piyasasının toplam değerini TradeView platform verilerine dayanarak grafiksel olarak sunmaktadır. TradingView tarafından en iyi 125 coin piyasa değeri toplanarak hesaplanan toplam kripto para piyasa değeri sunulmaktadır; bu da coinlerin sayısı ile mevcut coin fiyatlarının çarpımıdır (TradingView, 2022). Kripto para piyasasının kripto para piyasasının toplam piyasa değeri zamana göre ifade edildiğinde özellikle 2020 yılı 2. çeyreğinden başlayarak kripto para piyasası hızla tırmanışa geçtiđi ve sonraki dönemlerde sert iniş-çıkış eğilimleri ile hareketlerin daha da keskinleştiđi görülmektedir. Dolarıyla Şekil 1'den yola çıkarak volatilité modellerinin kripto para piyasası üzerinde test edilmesi gerekliliđi bir kez daha önemle ifade edilmektedir.

Şekil 1: Kripto Para Piyasa Değeri Değişimi



Kaynak : TradingView. (2022). Erişim Tarihi: 12.08.2022, <https://www.tradingview.com>

Volatilite modellerinde başlangıç temel nokta Engle (1982)'in çalışmasıyla ortaya çıkmıştır. Bu çalışmaya kadar finansal varlıkların getirilerinin ortalamada modellenmesi yapılmışken, bu çalışma ile varyansın da modellenmesi yapılmıştır. Engle varyansın zamana göre değişim gösterdiğini beklenmedik şokların etkisiyle varyansın sabitliğinin her zaman geçerli olmadığını belirtmiştir. Çalışma literatürde Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) ile volatilitenin modellenmesini mümkün kılmış ve piyasalarda volatil davranışların test edilmesinde etkinliği artırmış ve bu çalışma ile zamana göre değişen varyansın modellenmesi ihtiyacı karşılanmıştır (Engle, 1982:987). Bollerslev (1986) çalışmasında ARCH modelinin doğal bir genellemesini (GARCH) önererek deterministik volatilite modellerine katkı sağlamıştır. Sonraki yıllarda yapılan çalışmalar ile piyasaya gelen olumlu (pozitif) haberler ile olumsuz (negatif) haberlerin volatilite üzerindeki etkisinin aynı/farklı düzeylerde etki gösterme durumuna göre simetrik ve asimetrik deterministik modeller de literatüre dahil olmuştur (Hentschel, 1995:72).

Volatilite modellenmesinde bir diğer yaklaşım da stokastik volatilite (Stochastic Volatility : SV) modelleridir. Bu modeller Taylor (1986) tarafından deterministik modellere alternatif olarak sunulmuştur. Stokastik volatilite modellerinin başlıca özelliği, volatilitenin gözlenemeyen diğer ifadeyle gizli (diğer bir ifadeyle : *latent*) bir değişken olarak analizlere dahil edilmesidir. ARCH tipli modellerinde volatilite yapısı gözlenebilir değişken olarak deterministik olarak modellenebilirken, alternatif olan stokastik volatilite modellerinde gözlenemeyen bir değişken olarak ele alınmaktadır (Broto & Luiz, 2004:613). Stokastik volatilite modellerinde öngörülemeyen volatilite bir şok tarafından tespit edilmekte ve diğer modellerden farklı olarak koşullu ortalama ve koşullu varyans stokastik süreci izlemektedir (Taylor, 1986:187). Stokastik volatilite modellerinin GARCH modelleri ile kıyaslandığında bir diğer avantajı ise bir dönem sonrası tahminlerde daha etkin parametrik sonuçlar vermesidir (Das & Ghanem, 2009:84).

Çalışmamızın amacı, SV modellerinden olan dinamik kaldıraç etkili stokastik volatilite modeli aracılığıyla kripto para piyasasının önde gelen para birimlerinin volatil davranışlarını matematiksel olarak ortaya çıkarmaktır. Çalışmanın bir başka amacı ise dinamik kaldıraç etkili stokastik volatilite modeli ile kaldıraç etkisinin ve dolayısıyla asimetrik ilişkinin var olup olma-

dığını araştırmaktır. Asimetrik volatilité ile kaldıraç etkisi kavramları birbirine yakın kavramlardır. Ancak asimetrik ilişki ile kaldıraç etkisi arasında oldukça önemli çizgi bulunmaktadır. Asimetrik etki piyasada meydana gelen olumlu ve olumsuz haberlerin/bilgi farketmeden finansal varlık getirisi üzerinde farklı düzeyde etkilerinin mevcudiyetini gösterirken, kaldıraç etkisi ise meydana gelen olumsuz haberlerin/bilgilerin olumlu haberlere göre finansal varlık üzerinde daha fazla etkiye sahip olmasını belirtmektedir. Dolayısıyla her kaldıraç etkisi asimetrik ilişkiyi de kapsarken, her asimetrik ilişki kaldıraç etkisi varlığını göstermemektedir (Yu, 2006:167; Horpestad vd., 2019:540).

Kripto para piyasasının volatilité yapısı son dönemlerdeki araştırmalarla daha da fazla önem arz etmektedir. Kripto para piyasası diğer finansal varlıklara göre farklı karakteristiği kapsamaktadır. Buna örnek olarak kripto para piyasası her hangi bir merkezi bir otorite tarafından yönetilmemekte ve üretimi sınırlı sayıda yapılmaktadır (Böhme vd., 2015:213). Bununla beraber kripto paraların farklı volatilité özellikleri sebebiyle geleneksel piyasalara faydalı bir çeşitlendirme avantajı sunabileceğini öne sürülmektedir. Kripto varlıklarda görülen pozitif getiri ve volatilité ilişkisi (tersine asimetrik volatilité), özellikle piyasanın resesyon dönemlerinde, güvenli liman olarak yararlanabilecek bir araç olarak benimsenmesini sağlayabilir (Baur vd., 2018:104). Kripto para piyasalarının dönemsel olarak farklı volatilité yapılarına sahip olduğu da gözlemlenmekte böyle bir farklılık göstermesi bu piyasalara atfedilen güvenli liman olma hususunun yeniden sorgulanmasına neden olmaktadır (Chi & Hao, 2021:24). Kripto para piyasasının ilgi çekici olmasının bir diğer sebebi ise, bu piyasaların hisse senedi, tahvil, emtia gibi konvansiyonel varlıklara karşı gösterdikleri düşük korelasyon nedeniyle iyi bir çeşitlendirme aracı olarak görülmesi olabilir (Bouri vd., 2017:193).

Kripto para piyasasının yapısı çeşitli araştırmalar açısından farklılıklar sunmaktadır. Bu bağlamda yapılan bu çalışmanın literatüre önemli katkı sunması hedeflenmektedir. Çalışmanın ilk kısmında konu hakkında genel giriş niteliği aktarılmakta, ikinci kısımda literatür çalışmalarına yer verilmekte, üçüncü bölümde analizde kullanılacak ekonometrik yaklaşım anlatılmakta, dördüncü kısımda ise çalışmada kullanılan veri seti ve ampirik bulgular sunulmaktadır.

2. Literatür

Literatürde volatilité ölçümüne ait ARCH-GARCH ailesi modelleriyle incelenen deterministik yapıdaki çalışmalar daha fazla olmasına rağmen genel itibarıyla stokastik volatilité çalışmaları nicelik olarak çok daha kısıtlı sayıdadır. Stokastik yapıyla volatilité modelleri kapsamında literatür incelendiğinde (Kim vd., 2021) önde gelen dokuz kripto para birimi ile iki periodlu zaman aralığında (19.08.2018 – 27.11.2018; 02.01.2018 - 27.11.2018) GARCH tipi modeller ve stokastik volatilité modeli performanslarını iki rejim şeklinde (düşük ve yüksek volatilité dönemleri) karşılaştırdığı çalışmada SV modelinin GARCH ailesi modellerinden daha iyi performans gösterdiğini, aynı zamanda SV modelinin tahmin hatalarının, tahmin edilen zaman ufku uzadıkça daha doğru olma eğiliminde olduğu sonucunu elde etmiştir. Baur & Dimpfl (2018) 28.04.2013 - 08.08.2018 zaman aralığını kapsayan çalışmalarında 20 farklı kripto para birimi için asimetrik stokastik volatilité modeli ile analiz gerçekleştirmiştir. Bulgulara göre pozitif şokların negatif şoklara kıyasla volatilitéyi daha fazla arttırdığı belirtmiştir. Zahid & İqbal (2020) 4 kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin) ile yaptıkları çalışmada başlangıç noktası olarak her kripto para için piyasaya çıkış tarihi ile 01.06.2018 tarihine

kadar olanı periodu kalın kuyruklu stokastik volatilité modeli, ortalamada stokastik volatilité ve kaldıraç etkili stokastik volatilité modelleri ile incelemiş ve ortak parametreler kıyaslandığında en etkili sonucun kalın kuyruklu stokastik volatilité modeli ile elde edildiđi bulgusunu saptamışlardır. Ancak burada dikkat edilmesi gereken nokta, her SV modelinin farklı hedef doğrultusunda parametreler ürettiđidir. Örneđin asimetrik SV modeli deđişkenlerin kendi yapısı içinde asimetrik ilişki taşıyıp taşımadığını ve getiri ile volatilité arasında korelasyon yapısını incelerken temel SV modelinde bu parametreler bulunmamaktadır.

Kunimoto & Kakamu (2021) çalışmalarında 1 Ocak 2013 - 31 Ağustos 2019 tarihleri arasında Bitcoin'in getirileri ve oynaklığı üzerindeki haftanın günü ve tatil etkilerini araştırmıştır. Haftanın günü etkilerine ilişkin ampirik sonuçlar, Cuma ve Perşembe günlerinin sırasıyla daha büyük getiriler ve daha yüksek oynaklık kaydettiđini, Cumartesi ve Pazar günleri ise daha küçük oynaklıkların kaydedildiđini göstermiştir. Diđer yandan çalışmada tatil etkileri açısından, getiriler üzerinde tatil sonrası olumlu etki ve oynaklık üzerinde tatil öncesi zayıf olumlu etkinin yalnızca Amerika Birleşik Devletleri'nde mevcut olduđu gözlemlenmiştir. Çalışmada bir asimetri etkisi görülmemiş ve Bitcoin piyasasında asimetri etkisinin olmadığı desteklenmiştir.

Cross vd. (2021) 21.01.2017–20.01.2019 dönemini kapsayan Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin birimleri için fiyat ve oynaklık oluşumunun karşılıklı bağımlılıđının 2017-2018 kripto para birimi balonu sırasında, yaygın olarak ticareti yapılan bu dört kripto para biriminde varlığını araştırmıştır. 2017'deki balon sırasında Litecoin ve Ripple'da bir risk primi etkisine dair kanıt bulunmuş ayrıca olumsuz haber etkilerinin, dört kripto para biriminin tamamında 2018'deki kripto para birimi çöküşünün önemli bir itici gücü olduđu kanıtlanmıştır. Bu, kripto para piyasalarının bu dönemde zayıf formda verimli olmadığını göstermiştir. Anavatan & Kayacan (2019) iki önemli model olan log-normal SV ve kaldıraçlı stokastik volatilité modelleri ile 19.12.2011 – 29.01.2018 dönemini kapsayan ve Bitcoin getirilerinin oynaklığını günlük veriler ile test etmiştir. Elde edilen sonuçlara göre Bitcoin getirilerinin oynaklığının kalıcı ve öngörülemez düzeyde olduğunu, ayrıca Bitcoin getirilerinde kaldıraç etkisinin bulunmadığı sonucunu elde etmişlerdir.

Chaim & Laurini (2018) çalışmasında Mayıs 2013-Nisan 2018 arasında Bitcoin üzerinde günlük aralıkta getiri ve volatilité yapısını incelemiştir. Çalışmada Bitcoin için volatilité sıçramalarının kalıcı yapıda olduđuna işaret edilmektedir. Aynı zamanda iki dönem için yüksek volatilité olduđuna kanıtlar sunulmaktadır. İlk dönem olarak 2013 sonlarından 2014 yılının başlarına kadar, 2. Dönem olarak ise 2017 yılının Aralık ayı için bulunmaktadır. Parametre tahminleri, zamanla deđişen bir ortalama oynaklık bileşeninin, otoregresif oynaklık sürecinin zamansal kalıcılıđını azalttıđını göstermektedir. Tiwari vd. (2019) çalışmalarında Bitcoin için 09.09.2011-24.02.2018 ve Litecoin için ise 28.04.2013-27.11.2017 zaman aralığını ele almış, GARCH ailesi modelleri ile stokastik modelleri karşılaştırmalı olarak test etmiştir. Çalışma sonucuna göre Bitcoin'deki volatilitéyi açıklamada stokastik volatilité modelinin, Litecoindeki volatilitéyi açıklamada ise GARCH-t modelinin daha etkili olduđu bulgusunu ortaya koymuşlardır.

Shi vd. (2020), 05.08.2017-05.04.2018 aralığında çok deđişkenli stokastik volatilité modeli ile yaptıđı çalışmada altı kripto para biriminin (Bitcoin, Litecoin, Ripple, Ethereum, Stellar ve Dash) arasında Bitcoin'in esas olarak Litecoin ile ilişkili olduđunu ancak Ethereum'un

daha çok diğer kripto para birimleri ile ilişkili olduğunu ampirik olarak kanıtlamışlardır. Bohte & Rossini (2021), 08.08.2015-28.02.2019 aralığı için Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple üzerinde hem ARCH-GARCH hem de stokastik modellerden oluşan sekiz model kombinasyonu önerilmiştir. Elde edilen bulgulara göre stokastik volatilité modelinin diğer modellerden çok daha iyi performans ortaya koyduğunu ileri sürmüştür.

Kakinaka & Umeno (2021) Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin için 01.06. 2016-28.12. 2020 dönemi için fiyat-volatilité çapraz korelasyonlarında asimetrik oynaklık dinamikleri multifraktal davranışları incelemiştir. Boğa ve ayı rejimleri arasındaki fiyat dalgalanmalarına volatilité sürecinde asimetrik reaksiyonların varlığı doğrulanmıştır. Bitcoin ve Ethereum için ayı piyasalarında fiyat ve oynaklık arasında daha güçlü çapraz korelasyonlar mevcuttur. Ripple ve Litecoin için ise boğa piyasalarında fiyat ve oynaklık arasında daha güçlü çapraz korelasyonların olduğu gözlemlenmiştir. Kakinaka & Umeno (2022) 02.06.2016-25.09.2021 dönemini kapsayan çalışmada, altı (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Monero ve Dash) kripto para biriminde asimetrik volatilité etkisinin ölçüğe bağlı yapısını araştırıyor. Çalışmada fiyat değişikliklerinin oynaklığının farklı zaman ölçeklerinde getiri şoklarıyla pozitif mi yoksa negatif mi ilişkili olduğu tespit edilmektedir. Asimetrik oynaklık olgusunun ölçüğe ve kripto para birimine göre değiştiğini ve yapının zamana göre değiştiği bulunmaktadır. Hisse senedi piyasalarında tipik olarak gözlemlenenin aksine, küçük para birimleri, olumlu şokların (iyi haberlerin) oynaklık üzerinde olumsuz şoklardan (kötü haberler) daha büyük bir etkiye sahip olduğu nispeten büyük ölçeklerde “ters” asimetrik bir oynaklık etkisi göstermektedir. Bitcoin ve Ethereum için ise olumsuz haberlerin, tüm ölçeklerde olumlu haberlere göre oynaklık artışı üzerinde daha büyük bir etkisi vardır. Huang & Xu (2021) araştırmalarında stokastik oynaklık atlama (stochastic volatility model with co-jumps:SV CJ) modelini kullanarak 4 kripto para birimindeki asimetrik volatilitéyi 28.04.2013-31.08.2020 zaman aralığında incelemiştir. Bu kripto para birimlerinin oldukça farklı oynaklık dinamiklerine sahip olduğu ve farklı getiri-volatilité ilişkileri sergilediği görülmüştür. Ethereum ve Litecoin negatif bir ilişki gösterirken, Chainlink pozitif bir ilişki göstermiş ve bu ilişkinin Bitcoin için Haziran 2016’da negatiften pozitive doğru değiştiği görülmüştür.

Literatüre bakıldığında kripto para birimlerinin volatil yapısı sadece SV modelleri ile incelenmemekte, aynı zamanda deterministik volatilité modelleri ile de konu geniş şekilde araştırılmaktadır. Çalışmamızda deterministik modeller ile yapılan literatür çalışmalarına yer verilmesi, elde edilen bulguların deterministik yapıli modeller ile ortaya çıkan bulgular ile de karşılıklı etkileşimi açısından oldukça önemlidir. Bu bağlamda Kumar & Anandarao (2019) 15.08.2015-18.01.2018 arasında Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple kripto para birimleri üzerinde IGARCH (1,1) ve DCC-GARCH(1,1) modellerini test etmiştir. GARCH sonuçlarından, analiz döneminde Bitcoin’den Ethereum ve Litecoin’e istatistiksel olarak önemli bir oynaklık yayılımı olduğu görülmektedir. Diğer taraftan koşullu kovaryans ölçümlerinin ilk dönemlerde oldukça düşük volatilité yayılımı gösterdiği ancak 2017’den sonra artan volatilité yayılımına dair kanıt sağlandığı bulgular arasında olmuştur. Genel olarak, çalışmada sonuçlar kripto para piyasalarında değişkenliğin yüksek ve kripto para piyasalarında sürü davranışı olasılığına işaret etmektedir.

Cheikh vd. (2020) çalışmalarında Ethereum için 07.08.2015-01.12.2018, Bitcoin, Ripple ve Litecoin için ise 28.04.2013 -01.12.2018 tarihleri arasında iyi ve kötü haberler arasındaki asimetrik etki geleneksel olarak yalnızca iki olası varyans rejimine izin veren eşik GARCH

modelleri kullanılarak modellenmiştir. Çalışmada kullanılan kripto para birimleri için tersine çevrilmiş bir asimetrik reaksiyona sahip olduğu yani, iyi haberlerin oynaklık üzerinde kötü haberlerden daha fazla etkisi var gibi görünüyor, kripto para birimlerinde güvenli liman hipotezini desteklemektedir. Bouoiyour & Selmi (2016) Bitcoin için yapılan volatilité çalışmasında kullanılan dönemler iki dönem şeklinde (1. Dönem : 01.12.2010-31.12.2014) ve (2. Dönem : 01.01.2015-20.07.2016) ele alınmaktadır. Çalışmada GARCH ailesi modelleri kullanılmış ve belirtilen ilk dönemde, bir Eşik GARCH modeli tahmin edilerek kalıcı oynaklığa ilişkin kanıtlar bulunmuştur. İkinci dönemde, bir Üstel GARCH modeli kullanılarak oynaklığın daha az kalıcı olduğu bulunmuştur.

Bununla beraber, Bitcoin fiyat oynaklığının olumlu şoklardan (iyi haber) ziyade olumsuzdan (kötü haber) etkilendiğini gösterilen kanıtlar arasındadır. Liu & Serletis (2019) günlük veriler ışığında 07.08.2015-27.04.2019 tarihleri arasında önde gelen kripto para birimlerinin (Bitcoin, Ethereum, ve Litecoin) oynaklığı ve getirileri arasındaki ilişkiyi incelemek, kripto para piyasasındaki ve ayrıca kripto para piyasasından diğer finansal piyasalara yayılmaları araştırmak için VARMA BEKK-GARCH modellerini kullanmıştır. Genel olarak, kripto para birimleri arasında istatistiksel olarak anlamlı şok ve oynaklık aktarımı bulunmuştur. Ayrıca, kripto para piyasasından Amerika Birleşik Devletleri'ndeki ve diğer önde gelen ekonomilerdeki (Almanya, Birleşik Krallık ve Japonya) diğer finansal piyasalara istatistiksel olarak önemli yayılma etkilerinin varlığı gözlemlenmiştir.

Katsiampa (2019) 07.08.2015-10.02.2018 aralığında Bitcoin, Ethereum, Ripple, Stellar Lumen ve Litecoin için uyguladıkları çalışmasında BEKK-GARCH modelini kullanmıştır. Ampirik bulgular, belirtilen kripto para birimlerinin fiyat getirilerinin normal dağılmadığını ve değişen varyansı doğrulamaktadır. Ayrıca Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin'in koşullu oynaklığının iyi ve kötü haberler arasında asimetrik etkiler yakaladığı, Stellar Lumen için asimetrik geçmiş şokların mevcut koşullu oynaklıkta önemli etkileri olmadığını da saptamıştır. Son olarak, kripto para birimlerinin oynaklık dinamiklerinin büyük haberlere oldukça duyarlı olduğu ve Bitcoin ile Litecoin'in her birinin koşullu varyansta bir yapısal kırılma noktası sergilediği elde edilen bulgular arasındadır. Almansour vd. (2021) 2010-2020 dönemleri arasında günlük frekansda ARCH ve GARCH modellerini kullanarak 9 kripto para (toplam piyasanın %80'i) piyasası üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmalarında kripto para piyasasındaki negatif şokların, bu çalışmada kullanılan tüm kripto para birimleri için eşit büyüklükteki pozitif şoklardan daha fazla oynaklık seviyesini arttırdığı gösterilmiştir. Ayrıca ARCH ve GARCH'ın kripto para piyasası oynaklığını tahmin etmede önemli bir etkiye sahip olduğunu ve başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Kahraman vd. (2019) günlük frekansda 24.08.2016-07.05.2018 aralığında ARCH, GARCH, T-GARCH, GARCH-M, E-GARCH, I-GARCH, AP-GARCH ve C-GARCH modelleri ile Bitcoin, Ethereum ve Ripple birimleri arasında Bitcoin için volatilité tahmininde en uygun model ARCH, AP-GARCH ve C-GARCH olarak belirlenmiş, Ethereum ve Ripple için ise ARCH, GARCH ve AP-GARCH modellerinin uygunluğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda belirtilen kripto para birimleri için kaldıraç etkisine rastlanmamıştır. Bununla beraber, Bitcoin ve Ethereum için şokların uzun dönemli olduğu (uzun hafıza etkisi taşıdığı), Ripple için ise şokların kısa dönemli (uzun hafıza etkisi taşımadığı) karakterize edildiği ifade edilmiştir. (Bouria vd., 2018) bu çalışmada, kripto para piyasasında sürü davranışının varlığını incelemektedir. Kripto para birimlerinde gözlemlenen aşırı oynaklık ve trendlerin, davranışsal bir

açıklama sunacağı yazarlar tarafından düşünülecek, davranışsal finans perspektifinden araştırma yapılmıştır. Analizde, kripto para piyasasının %68,36'nı oluşturan ve piyasa değeri olarak en yüksek 14 kripto para birimi kullanılmıştır. Örneklem dönemi, 28.04.2013 ile 02.05.2018 tarihleri arasında olup 1830 gözlemden oluşmaktadır. Statik modelden elde edilen sonuçlara göre önemli bir sürü davranışı bulunamamıştır. Ancak, veri serilerinde yapısal kırılmaların olması ve serilerin doğrusal olmamaları, statik bir modelin uygulanmasının uygun olmadığını işaret ettiğinden; hareketli regresyon analizi yapılmıştır. Bulgulara göre, kripto para piyasasında zamanla değişen önemli bir sürü davranışı varlığı tespit edilmiştir.

Conrad vd. (2018) Mayıs 2013-Aralık 2017 dönemi arasında Bitcoin'in uzun ve kısa vadeli oynaklık bileşenlerini çıkarmak için GARCH-MIDAS modelini ele almışlardır. Bulgulara göre S&P 500'ün gerçekleşen oynaklığının, uzun vadeli Bitcoin oynaklığı üzerinde olumsuz ve oldukça önemli bir etkiye sahip olduğu sonucu elde edilmiştir. Son olarak, Baltık kuru endeksi ile uzun vadeli Bitcoin oynaklığı arasında güçlü bir pozitif ilişki bulunmuştur. Bu sonuç, Bitcoin oynaklığının küresel ekonomik aktivite ile yakından bağlantılı olduğu görüşünü ifade etmektedir. Bununla beraber, GARCH-MIDAS modeline dayalı Bitcoin volatilité tahminlerinin basit GARCH modellerine dayalı tahminlerden daha üstün olduğu çalışmada gösterilmektedir.

3. Ekonometrik Yöntem

Finansal varlık getirilerinin karakteristik özellikleri mevcuttur. Varlık getiri dağılımlarının leptokurtik olması, getiri kümelemelerinin varlığı, kaldıraç etkisi gibi özellikler varlık getirilerinin temel özellikleri arasındadır (Yu & Meyer, 2006). Stokastik volatilité modeli ise bu özellikleri açıklamada önemli yere sahiptir. Bu anlamda SV modellerinin oldukça üstün avantajları bulunmaktadır (Pellegrini & Rodriguez, 2007:3):

- Deterministik modeller ile karşılaştırıldığında bir dönem sonrası için yapılan gelecek tahminlerinde ve finansal verilerde karşılaşılan aşırı basıklık durumunda daha başarılı sonuçlar vermektedir.
- Stokastik volatilité modellerinin istatistiksel özelliklerinin belirlenmesi ve anlaşılması daha kolaydır.
- Stokastik volatilité modellerinin çok değişkenli yapıları genelleştirilmesi daha kolaydır.

Aşırı gözlemlerin ortaya çıkması ve varlık getirileri arasındaki bağımlılığın karmaşık yapısı nedeniyle, geleneksel yaklaşımlar genellikle bireysel dağılımlardaki ve bağımlılıktaki asimetrilerin etkilerini dahil etmekte başarısız olur. Diğer yandan SV iki hata sürecini göz önünde bulundurur, ancak GARCH modeli tek bir hata terimini dikkate alır, böylece SV modeli daha iyi bir örneklem içi uyum sağlar. SV modelindeki tahmin gücünün etkinliği, diğer GARCH ailesi modellerinden daha iyi bir risk yönetimi aracı olarak kullanılabilmesine dair çıkarımlar sağlar (Kim vd., 2021:2). Stokastik volatilitéde asimetrik yaklaşım negatif ve pozitif şokun finansal varlığın volatilitésini üzerinde farklı etkilere sahip olması durumunu ifade eder. Eğer negatif şoklar, pozitif şoklara göre volatilitéyi daha fazla artırırsa burada kaldıraç etkisinden bahsedilmektedir. Asimetrik stokastik oynaklık modeline olan ilginin nedeni de, negatif / olumsuz olarak nitelendirilen bu haberlerin bir finansal varlığın oynaklığını pozitif / olumlu haberlere kıyasla daha fazla arttırdığı görüşüdür.

Asimetrik ilişkilerin varlığına literatürde ilk olarak Harvey & Shephard (1996) tarafından yapılan çalışmayla değinilmiştir. Bu çalışmada Kalman filtresi kullanılarak elde edilen volatilité ile getiri serisinin işaretini ilişkilendirmişlerdir. Daha sonra Jacquier vd. (2004) asimetrik SV modellerine katkı sağlamış ve $\text{corr}(\varepsilon_t, \eta_t) = \rho$ eşzamanlı korelasyon ilişkisi yerine $\text{corr}(\varepsilon_t, \eta_{t-1}) = \rho$ dönemlerarası korelasyon geçişine izin veren yapıyı modellemiştir. Asimetrik stokastik oynaklık modeli için katkılar Asai & McAleer (2005) tarafından yapılan çalışmalarla devam etmiştir. Asai & McAleer, bu asimetrik davranışları, dinamik kaldıraç etkili stokastik oynaklık modeli ile açıklamaya çalışmışlardır. Buradan yola çıkarak r_t gibi bir zaman serisinin oynaklığının ortaya konulması amacıyla gösterilen modelin ilk hali aşağıdaki şekilde olacaktır:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_t + y_t \\ y_t &= \sigma_t + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (1)$$

(1) nolu denklemde yer alan μ_t sabit terimi, y_t stokastik süreç izleyen getiri serisini, ε_t ise sıfır ortalamalı ve birim varyanslı tesadüfi bir değişkeni ifade etmekte, σ_t ise r_t zaman serisinin geçmiş değerlerine bağlı olan deterministik ya da stokastik bir süreç izlemektedir. (Pellegrini & Rodriguez, 2007:6).

$$\begin{aligned} y_t &= \exp(h_t/2) \varepsilon_t \\ h_t &= \gamma + \phi h_{t-1} + \eta_t \end{aligned} \quad (2)$$

(2) nolu denklemde stokastik volatilité modellemesinde aranan gizli, latent volatilité h_t ile ifade edilmektedir. Burada η_t ve ε_t birbirinden bağımsız yapıdaki tesadüfi değişkenleri göstermektedir (Harvey & Shephard, 1996:430).

$$\begin{aligned} y_t &= \sqrt{h_t} \varepsilon_t \\ \log h_t &= \gamma + \phi \log h_{t-1} + \eta_t \end{aligned} \quad (3)$$

(3) nolu denklem ise Taylor (1986)'un geliştirdiği ve otoregresif Taylor stokastik oynaklık modeli olarak bilinen modelidir. Bu model (2) nolu model ile aynı olup aslında h_t 'nin pozitif olması gerektiği varsayımından hareketle h_t 'nin oynaklık sürecinde logaritmik değer olarak ele alınmasıyla oluşan modeli sunmaktadır. Bu modelden yola çıkarak asimetrik volatilité modeli türetilmektedir. Özellikle finansal çalkantıların yaşandığı dönemlerde piyasa fiyatlarındaki dalgalanmalar sürecinde asimetrik volatilité modelleri daha da anlamlılığını belirgin olarak ifade etmektedir. Asimetrik oynaklık kavramında ele alınan değişken fiyatları (ve ya getirileri) ile oynaklık arasında ters (negatif) korelasyonlu bir ilişki mevcuttur. Asai & McAleer (2005) tarafından dinamik asimetrik volatilité modeli olarak nitelendirilen volatilitédeki değişmeler ile getiriler arasındaki doğrudan negatif korelasyona bağlı olarak asimetrik ilişkileri açıklayan model aşağıdaki şekildedir:

$$h_{t+1} = \mu + \phi h_t + \eta_t \quad \eta_t: N(0, \sigma_\eta^2) \quad (4)$$

$$E(\varepsilon_t \eta_t) = \rho \sigma_\eta \quad (5)$$

μ : Volatilite modelinin sabit terimini

ϕ : Volatilite kalıcılığını (sürekliliğini)

η : Volatilitenin değişkenliğini

ρ : ε_t ile η_t arasındaki korelasyon katsayısını ifade etmektedir.

(5) no'lu gösterimde ρ katsayısının anlamlılığı durumunda asimetrik bir ilişkiden, ρ katsayısının 0'dan küçük olması halinde ise dinamik kaldıraç etkili volatiliteden söz edilebilmektedir. Stokastik volatilite modelleri Bayesyen teknikle çalışmakta olup, Etkin Önem Örneklemesi (Effective Importance Sampling: EIS), Monte Carlo Markov Zinciri (MCMC) gibi yöntemler kullanımda oldukça popülerdir. Bu çalışmada dinamik kaldıraç etkili volatilite modelinin hesaplanmasında MCMC yöntemi kullanılmaktadır. MCMC yöntemlerinin arkasındaki amaç bir Markov zincirini tekrar tekrar örnekleyerek değişkenler üretmektir. Kim vd. (1998:364). Yöntemin temelinde yatan ana düşünce, tahmin edilecek parametrelerin sonsal (posterior) birleşik dağılım fonksiyonunun, önsel (prior) dağılım fonksiyonu ile veri setine ait benzerlik fonksiyonunun çarpımı ile orantılı olarak hesaplanmasıdır. Önsel yoğunluk fonksiyonu (6) nolu denklem ile ifade edilmektedir :

$$\rho(\gamma, \phi, \sigma_\eta, h_0, \dots, h_n) = \rho(\gamma, \phi, \sigma_\eta) \rho(h_0 | \gamma, \sigma_\eta)'_{t=1}^n \rho(h_t | h_{t-1}, \gamma, \phi, \sigma_\eta) \quad (6)$$

Sonsal dağılım fonksiyonu (7) nolu denklem ile gösterilmiştir:

$$\rho(\gamma, \phi, \sigma_\eta, h_0, \dots, h_n | y_1 \dots y_n) \mu p(\gamma) p(\phi) p(\sigma_\eta) p(h_0 | \gamma, \sigma_\eta)'_{t=1}^n p(h_t | h_{t-1}, \gamma, \phi, \sigma_\eta)'_{t=1}^n (y_t | h_t) \quad (7)$$

4. Veri Seti ve Ampirik Bulgular

Çalışmamızda kripto para piyasasının temeli ve piyasa değerinin büyük bir kısmını oluşturan önde gelen kripto para birimleri olan Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Tether (USDT), Ripple (XRP), Litecoin (LTC) ve Stellar (XLM) ele alınmıştır. Kullanılan kripto para birimleri 09.11.2017-31.07.2022 tarihleri arasındaki dönem esas alınarak her kripto para birimi için 1725 gözlem volatilite modellemesine tabi tutulmuştur. Buna göre :

Tablo 1: Kripto Para Birim ve Toplam Piyasa Değerleri

Kripto Para Birimi	Piyasa Değeri*
Bitcoin (BTC)	469.67 Milyar \$
Ethereum (ETH)	242.45 Milyar \$
Tether (USDT)	67.31 Milyar \$
Ripple (XRP)	18.97 Milyar \$
Litecoin (LTC)	4.58 Milyar \$
Stellar (XLM)	3.25 Milyar \$
Seçili Kripto Para Birimlerin Piyasa Değeri / Toplam Kripto Para Birimlerinin Piyasa Değeri	806.23 / 1.153 = 69.92%

Kaynak : Investing. (2022). Erişim Tarihi: 12.08.2022, <https://www.investing.com>

*Tablodaki veriler 12.08.2022 tarihli değerleri ifade etmektedir.

Yukarıdaki tabloda kripto para birimlerinin her birinin piyasa değeri belirtilmiş ve 6 major kripto para biriminin toplam kripto para piyasa değeri içinde yaklaşık %70 değer ağırlığına sahip olduğu görülmektedir. Kripto para birimi seçiminde sadece piyasa değeri bakımından ayırım yapılmamış, aynı zamanda yatırımcılar açısından popüleriteye sahip para birimleri de modellemede kullanılmıştır. Buna göre Bitcoin, Ethereum, Tether kripto para birimleri piyasa değeri ve hacim açısından sıralamada en yukarıdayken, Ripple, Litecoin ve Stellar'ın ise piyasa değeri sırasıyla 7, 21 ve 27. sırayı almalarına rağmen yatırımcılar için yoğun popülerite kazanması açısından çalışmamızda kullanılmasına karar verilmiştir. Anlaşılacağı üzere ele aldığımız altı kripto para biriminin hem piyasa değeri hem de popülerite açısından kripto para piyasasını temsil ettiği düşünülebilir. Çalışmaya ait getiri serilerinin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 2'de, serilerinin getiri grafikleri ise Şekil 2'de gösterilmiştir :

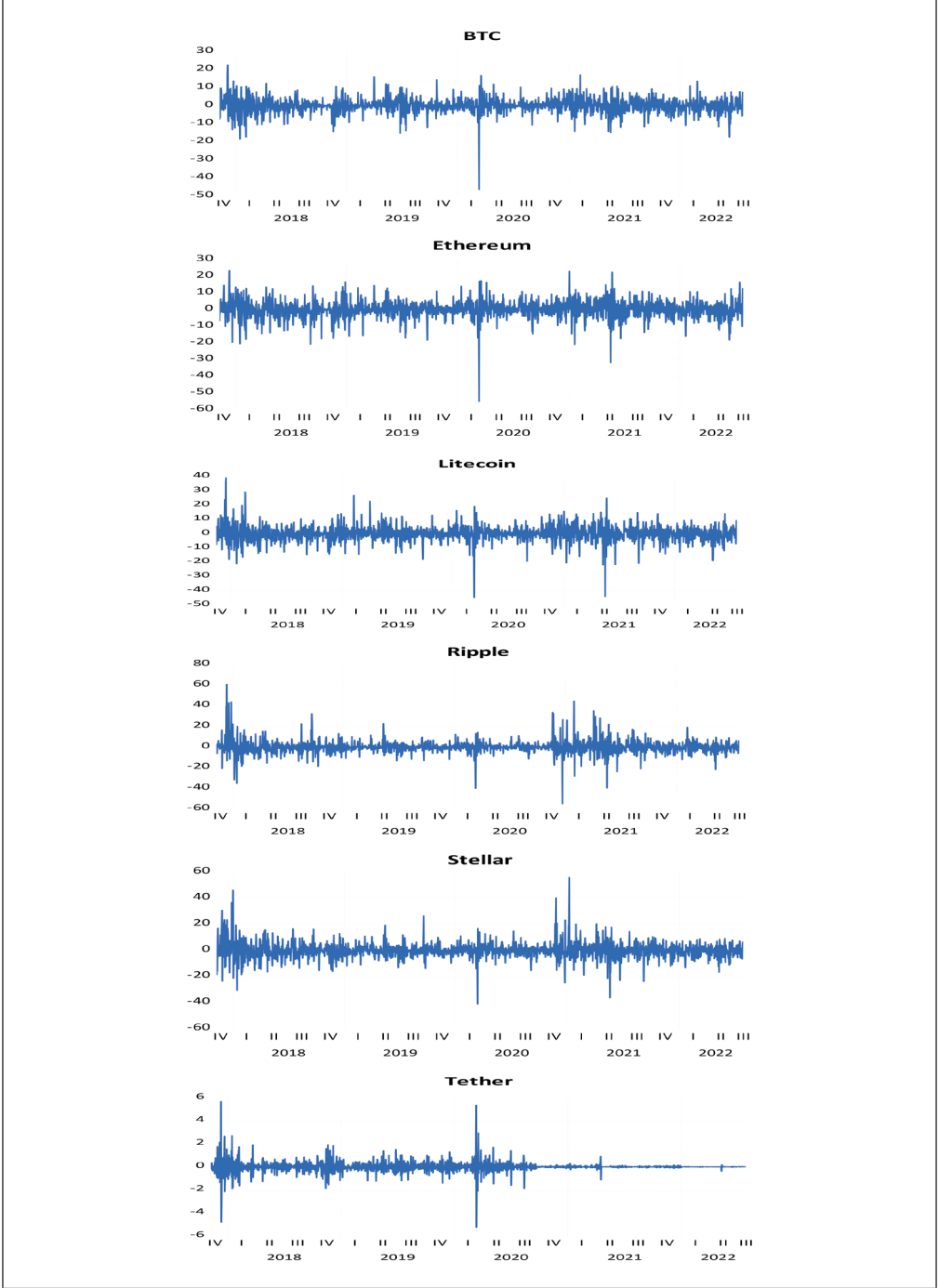
Tablo 2 : Kripto Para Birimlerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler

	Bitcoin	Ethereum	Litecoin	Ripple	Stellar	Tether
Ortalama	0.069601	0.096591	-0.002825	0.034122	0.062687	-0.000457
Medyan	0.148229	0.125628	0.007130	-0.080902	-0.074374	-0.001201
Maksimum	22.51190	23.47406	38.93211	60.68853	55.91838	5.660628
Minimum	-46.47302	-55.07317	-44.90616	-55.05025	-40.99505	-5.256970
Stand. Sapma	4.117233	5.212231	5.641382	6.512503	6.301353	0.467378
Çarpıklık	-0.813371	-0.915958	-0.134156	0.828738	0.801662	0.683539
Basıklık	14.73209	12.61813	11.47266	19.08329	13.23501	44.80783
Jarque-Bera	10083.22	6890.245	5164.790	18789.52	7714.058	125764.3
Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Gözlem Sayı	1725	1725	1725	1725	1725	1725

Kaynak: Eviews 10 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

Tablo 2'deki tanımlayıcı istatistiklerin değerlerine bakıldığında özellikle üçüncü moment olarak nitelendirilen çarpıklık ve dördüncü moment olarak bilinen basıklık değerlerinin finansal varlık getirisinin özelliğini taşıyan leptokurtik nitelikte olduğu ve dolayısıyla getirilerin normal dağılmadığı varsayımını karşıladığını göstermektedir. Aynı şekilde Jarque-Bera istatistikleri de bu bilgiyi onaylamaktadır. Ayrıca olasılık değerlerinin istatistiksel olarak anlamlı bulunması da Tablo 2 değerlerinin güvenilirliğini bize sunmaktadır. Şekil 2'de ise fark alınarak elde edilen getiri serilerinin zamana göre durağan süreç izlediğini ve analizimiz için uygun seri olduğu sonucunu doğrulamaktadır.

Şekil 2 : Çalışmada Kullanılan Birimlere Ait Getiri Serilerinin Grafikleri



Kaynak : Eviews 10 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

Çalışmada getiri serileri üzerinden model kurulmuş, burada getiri serileri $\ln(P_t/P_{t-1}) \times 100$ denklemi üzerinden elde edilmiş ve WinBugs 1.4 programı üzerinden model tahminleri yapılmıştır. Bu kapsamda 100.000 tekrarla (iterasyon) örneklem sınaması yapılmış olup katsayıların başlangıç eğiliminden çıkması için tahminlerin ilk 10.000 örnekleme dışlanarak kalan 90.000 örnekleme analiz gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla örneklem sayısının yüksek olmasının daha kesin parametrik sonuçlar türetmesi, ilk %10 kısmının dışlanması ise başlangıç (önsel dağılımlara) değerlere olan bağımlılıktan çıkartılmasını hedeflemektedir. Çalışmaya ait model sonuçları sırasıyla Bitcoin için Tablo 3’de, Ethereum için Tablo 4’de, Tether için Tablo 5’de, Ripple için Tablo 6’da, Stellar için Tablo 7’de ve son olarak Litecoin için ise Tablo 8’de sunulmaktadır:

Tablo 3: Bitcoin Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilite Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{BTC}	-7.003*	0.1134	0.001731	-7.227	-6.778
ϕ_{BTC}	0.8576*	0.03315	0.001464	0.7828	0.913
ρ_{BTC}	-0.1039	0.0582	0.001534	-0.2179	0.01046
$\sigma_{\epsilon_{BTC}}$	0.0302*	0.001715	2.63E-05	0.02696	0.03374
$\sigma_{\eta_{BTC}}$	0.5984*	0.0772	0.003798	0.4587	0.7621

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 3’te Bitcoin için elde edilen model sonuçlarına göre dört parametre anlamlı iken bir parametre %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamsız çıkmıştır. Volatilitenin sürekliliğini (volatilite kümelemesini) ifade eden ϕ_{BTC} parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve 0.86 gibi bir değerle 1’e yakın bir sonuçlar vermesi yoğun bir volatilite kümelemesine sahip olduğunu yani volatilite sürekliliğinin mevcut olduğunu ifade etmektedir. Volatilitenin ölçümü açısından bir diğer önemli parametre olan $\sigma_{\eta_{BTC}}$ katsayısı da volatilitenin değişkenliğini varyans olarak göstermekte, bunun sonucu olarak ($\sigma_{\eta_{BTC}}^2 = 0.36$) gibi bir değer almaktadır. Bu da Bitcoin piyasasında volatilite değişkenliğinin yüksek düzeyde olduğu sonucunu ifade etmektedir. Bu sonuçlar bize Bitcoin piyasasının volatilitenin öngörülebilirliğinin zor olduğunu göstermektedir. Diğer önemli parametre olan ρ_{BTC} katsayısı Bitcoin piyasasında volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki doğrudan ilişkiyi ifade etmekte, ancak Bitcoin için yapılan model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olduğunu, yani volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki her hangi bir asimetrik ilişkinin veya kaldıraç etkisinin mevcut olmadığını belirtmektedir.

Tablo 4: Ethereum Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilite Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{ETH}	-6.385*	0.08772	0.001444	-6.558	-6.212
ϕ_{ETH}	0.8313*	0.0366	0.001538	0.7484	0.8918
ρ_{ETH}	-0.1234*	0.06111	0.001622	-0.2402	-2.99E-04
$\sigma_{\epsilon ETH}$	0.04111*	0.001805	2.98E-05	0.03767	0.04479
$\sigma_{\eta ETH}$	0.5291*	0.06101	0.0028	0.4219	0.6582

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 4'te sunulan Ethereum kripto para birimi için elde edilen model sonuçlarına göre bütün parametre değerleri anlamlılık ifade etmektedir. Oluşabilecek volatilite kümelemesinin sürekliliğini ifade eden ϕ_{ETH} parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve 0.83 gibi bir değerle 1'e yakın bir sonuç vermesi sebebiyle yoğun bir volatilite kümelemesine sahip olduğunu yani volatilite sürekliliğinin mevcut olduğunu ifade etmektedir. Volatilitenin ölçümü açısından bir diğer parametre olan $\sigma_{\eta ETH}$ katsayısı da yaklaşık 0.53 değerini elde etmekte, volatilitenin değişkenliğini varyans olarak göstermekle 0.53 değerinin sonucu olarak bu değer yaklaşık ($\sigma_{\eta ETH}^2=0.28$) gibi bir sonuç almaktadır. Bu da Ethereum kripto parasının volatilite değişkenliğinin yüksek düzeyde olduğu sonucunu ifade etmektedir. Bu sonuçlar bize Ethereum piyasasının volatilitelerinin öngörülebilirliğinin nispeten zor olduğunu göstermektedir. Diğer önemli parametre olan ρ_{ETH} katsayısı Ethereum piyasasında volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki doğrudan korelasyon ilişkisini ifade etmekte, Ethereum için yapılan model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu, yani volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki bir asimetric etkinin mevcut olduğunu, aynı zamanda bu parametre değerinin negatif işaretli olması ise Ethereum getirileri üzerinde oluşan şok efekti ile Ethereum volatilitesi üzerindeki şok arasında -0.12 düzeyinde anlamlı fakat zayıf düzeyde kaldıraç etkisinin varlığını belirtmektedir.

Tablo 5: Tether Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilite Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{USDT}	-11.73*	0.8772	0.00676	-13.19	-9.741
ϕ_{USDT}	0.9872*	0.005075	8.68E-05	0.9765	0.9961
ρ_{USDT}	0.1209	0.06954	0.001731	-0.01573	0.2544
$\sigma_{\epsilon USDT}$	0.003157	0.001673	1.22E-05	0.001367	0.00767
$\sigma_{\eta USDT}$	0.4937*	0.03527	0.001356	0.4286	0.5664

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 5'te Tether kripto para birimi için elde edilen model sonuçlarına göre üç parametre değeri anlamlılık ifade ederken iki parametre ise istatistiksel olarak anlamsız değerler almaktadır. Tether için $\phi_{USD\text{T}}$ parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve 0.987 gibi bir değerle 1'e oldukça yakın bir sonuç vermesi sebebiyle çok yoğun bir volatilitate kümelemesine sahip olduğunu yani volatilitate sürekliliğinin yüksek düzeyde mevcut olduğunu göstermektedir. $\sigma_{\eta_{USD\text{T}}}$ katsayısı da yaklaşık 0.49 değerini elde etmekte, bu değer varyans olarak karşılığı yaklaşık ($\sigma_{\eta_{USD\text{T}}}^2=0.24$) gibi bir sonuç almaktadır. Bu da elde edilen değer Tether kripto parasında volatilitate değişkenliğinin diğer kripto para birimlerine kıyasla nispeten daha düşük olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla $\phi_{USD\text{T}}$ parametre değerinin 1'e oldukça yakın, $\sigma_{\eta_{USD\text{T}}}$ parametresinin ise 0'a yakın olması diğer kripto paralarla kıyaslandığında kısmi olarak bize Tether kripto para piyasasının volatilitatesinin öngörülebilirliğinin diğer kripto para birimleri ile kıyaslandığında nispeten daha öngörülebilir düzeyde olduğunu göstermektedir. Diğer parametre olan $\rho_{USD\text{T}}$ katsayısı Tether için yapılan model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olduğunu, yani volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki değişimde bir asimetric etkisinin mevcut olmadığını, Tether getirilerinin maruz kaldığı şoklar ile Tether volatilitatesinin maruz kaldığı şoklar arasında kaldıraç etkisinin ve dolayısıyla asimetric bir ilişkinin bulunmadığını desteklemektedir.

Tablo 6: Ripple Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilitate Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{XRP}	-6.526*	0.1233	0.001367	-6.77	-6.285
ϕ_{XRP}	0.8445*	0.02815	0.001053	0.783	0.8939
ρ_{XRP}	0.02301	0.05379	0.001128	-0.0826	0.1282
$\sigma_{\epsilon_{XRP}}$	0.03834*	0.002365	2.64E-05	0.03388	0.04318
$\sigma_{\eta_{XRP}}$	0.73*	0.06716	0.002897	0.6067	0.8685

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 6'da sunulan Ripple kripto para birimi için elde edilen model sonuçlarına göre ρ_{XRP} parametresi dışında diğerleri anlamlılık ifade etmektedir. Volatilitate sürekliliğini ifade eden ϕ_{XRP} parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve 0.84 gibi bir değerle 1'e yakın bir sonuç vermesi sebebiyle yoğun bir volatilitate kümelemesine sahip olduğunu yani volatilitate sürekliliğinin mevcut olduğunu göstermektedir. $\sigma_{\eta_{XRP}}$ katsayısı da yaklaşık 0.73 değerini elde etmekte, 0.73 değerinin varyans sonucu olarak bu değer yaklaşık ($\sigma_{\eta_{XRP}}^2=0.53$) gibi oldukça yüksek bir sonuç almaktadır. Bu parametre değeri Ripple piyasasında volatilitate değişkenliğinin çok yüksek düzeyde olduğu sonucunu ifade etmektedir. Bu sonuçlar bize Ripple biriminin volatilitatesinin öngörülebilirliğinin oldukça zor olduğunu göstermektedir. Diğer parametre ρ_{XRP} katsayısı Ripple piyasasında volatilitedeki değişimler ile Ripple getirileri arasındaki doğrudan ilişkiyi ifade etmekte, Ripple için yapılan model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olduğunu, yani volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki bir asimetric ve kaldıraç etkilerinin mevcut olmadığını bize sunmaktadır.

Tablo 7: Stellar Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilite Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{XLM}	-6.235*	0.1014	0.001426	-6.435	-6.037
ϕ_{XLM}	0.8471*	0.02996	0.001197	0.7831	0.8998
ρ_{XLM}	0.03337	0.05761	0.001353	-0.08092	0.1446
$\sigma_{\epsilon XLM}$	0.04432*	0.002248	3.18E-05	0.04005	0.04889
$\sigma_{\eta XLM}$	0.5683*	0.06062	0.002773	0.4602	0.6978

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 7’de Stellar kripto para birimi için elde edilen model sonuçlarına göre ρ_{XLM} parametresi dışında diğerleri istatistiksel anlamlılık ifade etmektedir. Volatilite sürekliliği parametresi ϕ_{XLM} burada da %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve yaklaşık 0.85 değeriyle 1’e yakın bir sonuç vermesi bize yoğun bir volatilite kümelemesine sahip olduğunu belirtmektedir. Stellar için yapılan bu modelde $\sigma_{\eta XLM}$ katsayısı da yaklaşık 0.57 değerini elde etmekte, 0.57 katsayısının varyans sonucu olarak bu gösterge yaklaşık ($\sigma_{\eta XLM}^2=0.32$) gibi oldukça yüksek bir sonuç almaktadır. Bu parametre değeri Stellar kripto para biriminde volatilite değişkenliğinin çok yüksek düzeyde olduğu sonucunu ifade etmektedir. Bu sonuçlar bize Stellar para biriminin volatilitenin öngörülebilirliğinin düşük olduğunu göstermektedir. Ripple piyasasında volatilitedeki değişimler ile Ripple getirileri arasındaki doğrudan korelasyon ilişkisini ifade etmekte bize yardımcı olan ρ_{XLM} parametresi ise model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olduğunu, yani volatilitedeki değişimler ile getiriler arasındaki bir asimetric ve kaldıraç etkilerinin mevcut olmadığını desteklemektedir.

Tablo 8: Litecoin Birimine Ait Kaldıraç Etkili Stokastik Volatilite Modeli Tahmin Sonuçları

	Ortalama	Std. Sapma	MC Hatası	Güven Aralığı (%95)	
μ_{LTC}	-6.3*	0.08772	0.001407	-6.473	-6.126
ϕ_{LTC}	0.8202*	0.03788	0.001561	0.7377	0.8844
ρ_{LTC}	-0.02877	0.06149	0.001508	-0.1491	0.09168
$\sigma_{\epsilon LTC}$	0.04289*	0.001883	3.03E-05	0.0393	0.04674
$\sigma_{\eta LTC}$	0.5593*	0.06505	0.00299	0.4415	0.6952

Kaynak : WinBUGS 1.4 model çıktısı ile yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

*Tablo değerleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 8’de Litecoin için elde edilen model sonuçlarına göre dört parametre anlamlı iken bir parametre %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamsız olarak sonuçlanmıştır.

Litecoin için volatilité kümelemesi parametresi olan ϕ_{LTC} parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlı ve 0.82 gibi bir deęerle 1'e yakın bir sonuçlar vermesi yoğun bir volatilité kümelemesine sahip olduğunu yani volatilité sürekliliğinin mevcut olduğunu ifade etmektedir. Volatilitenin ölçümü açısından bir dięer parametre olan $\sigma_{\eta_{LTC}}$ katsayısı da volatilitenin deęişkenliğini varyans olarak göstermekte, standart sapması yaklaşık 0.56 iken bu deęerin sonucu olarak varyans deęeri ($\sigma_{\eta_{LTC}}^2=0.31$) gibi bir sonuç almaktadır. Bu da Litecoin piyasasında volatilité deęişkenliğinin yüksek düzeyde olduğu sonucunu ifade etmektedir. Bu sonuçlar bize Litecoin piyasasının volatilitesinin öngörülebilirliğinin düşük düzeyde olduğunu bize göstermektedir. Dięer parametre olan ρ_{LTC} katsayısı Litecoin piyasasında volatilitedeki şoklara karşı deęişmeler ile getirilerin şoklara karşı deęişmesi arasındaki doğrudan korelasyon ilişkisini ifade etmekte, ancak Litecoin için yapılan model sonucunda bu parametrenin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olduğu, yani volatilitedeki deęişmeler ile getiriler arasındaki her hangi bir asimetric ve ya kaldıraç etkisinin mevcut olmadığını belirtmektedir.

5. Sonuç

Teknolojinin hızlı gelişimi ile beraber internet kullanımının da yaygınlaşması birçok alanla birlikte finans dünyasında da deęişim ve yenilikleri meydana getirmektedir. Finans dünyasında bu yeniliklerin başında yatırım araçlarından olan kripto paralar vardır. Kripto para sistemi, özel şifrelemelerden oluşan, denetleyici ve düzenleyici otoritelerden bağımsız ve dięer paralara göre güvenlik seviyesi daha yüksek olan, sermaye kısıtlamalarına tabi olmayan ve aynı zamanda sanal ortamda kullanım avantajı sunan paralardır. Bu üstünlükleri sebebiyle paraların yatırım amacıyla kullanımları yaygınlaşmaktadır. Kripto paraların getiri iştahı ile beraber volatilité yapısının da dięer geleneksel finansal araçlardan daha farklı yapıda olduğu yapılan çalışmalarla ortaya konulmaktadır.

Literatürde kripto para birimlerinin kendi aralarında volatilité yayılma etkisini ölçen, dięer finansal varlık türleri ve endekslerle ilişkilerini dikkate alan çalışmalara rastlamak mümkündür. Fakat kripto para birimlerinin kendi volatilitesini, bununla birlikte asimetric yapısını dikkate alan çalışmalar ise sınırlı sayıdadır. Dolayısıyla bu çalışmada kripto para piyasasının önde gelen altı kripto para birimleri (Bitcoin, Stellar, Litecoin, Ethereum, Tether ve Ripple) üzerinde dinamik kaldıraç etkili stokastik volatilité modeli ile tahmin edilmiştir. Her deęişken için 1725 gözlemi kapsayan ve WinBugs uygulamalı bu çalışmamızda öncelikli olarak logaritmik fark alınarak getiri serisi hesaplanmıştır. Buna sebep ise genel olarak getiri serilerinin fiyat serilerinin aksine durağanlık koşulu açısından istatistiksel anlamlılık talebini karşılamasıdır.

Dinamik kaldıraç etkili SV modeli tahmin sonuçlarına göre kripto para birimlerinin volatilité sürekliliği, volatilité öngörülebilirliği ve para birimlerinin kendi getirilerinde oluşan şoka karşı etki ile volatilitelerinin maruz kaldığı şok etkileri arasındaki korelasyon ilişkisi deęerlendirilmiştir. Buradan yola çıkarak çalışmada analize dahil edilen bütün kripto paralar için volatilité yoğunluğunun varlığı bulgusu elde edilmiştir. Çalışma genelinde kripto para birimlerini bütün olarak ele aldığımızda kullanılan tüm kripto para birimleri için yüksek bir volatilité kümelemesinin mevcut olduğu, bu volatilitenin sürekli olduğu ve düşük düzeyde öngörülebilirliğinin varlığı ampirik olarak kanıtlanmıştır. Çalışmamızın bir dięer kısıtı ise bu kripto para birimleri için asimetric ilişkinin / kaldıraç etkisinin mevcut olup olmadığını ortaya çıkartmaktır. Bulgularımız Bitcoin, Litecoin, Ripple, Tether, Stellar için volatilitedeki deęiş-

meler ile getiriler arasındaki bir asimetrik ilişkinin mevcut olmadığını, aynı zamanda bu para birimleri için dolayısıyla kaldıraç etkisinin mevcut olmadığını bize göstermiştir. Bu bağlamda asimetrik ilişkinin ve kaldıraç etkisinin varlığına zayıf düzeyde sadece Ethereum para biriminde rastlanmıştır.

Çalışmamızda kripto para birimleri için bulunan sonuçlar diğer literatür çalışmaları ile de karşılaştırdığımızda yakından örtüşmektedir. Özellikle volatil yapıları açısından başka literatür çalışmalarının sonuçları ile aynı düzeyde bulgular elde edilmiştir. Nitekim bu durumun esas nedeni tahmin edildiği gibi genel olarak bakıldığında kripto para piyasasına ilişkin volatil sürecin diğer finansal araçlara kıyasla gözle görülebilir bir değişkenlik içerisinde fiyatlama tahminlemelerinin olağandışı seyirleri gösterilebilir. Asimetrik ilişki yönünden ise diğer literatür çalışmalarında ortak kullanılan bir sıra kripto para birimlerinde bu durum gözlemlenirken sonuç itibarıyla çalışmamızdaki elde edilen asimetrik ilişki / kaldıraç etkisinin daha düşük olduğu ve kullandığımız kripto para birimlerinin simetrik yapıda davranışlar sergilediğini (Ethereum dışında) göstermektedir. Araştırmamızda elde ettiğimiz ampirik sonuçlar özellikle portföye eklenecek kripto para seçiminde bu tip yatırım araçlarının “güvenli liman” olup-olmadığı, portföy yönetimi, risk düzeyinin belirlenmesi ve riskten korunma açısından oldukça önem arz eden niteliktedir. Aynı şekilde volatilité düzeyinin matematiksel ölçümü, yatırım stratejilerinin sağlanması bakımından da önemli göstergedir.

Son yıllarda artan ilgi ile beraber kripto para piyasası finansal piyasalarda işlem hacmi bakımından önemli paya sahip olduğu görülmektedir. Kripto para piyasası finans piyasalarında risk iştahını arttırmakla beraber aynı zamanda yüksek volatil yapısı ile de doğru yatırım imkanlarının seçiminde dikkatli davranılması gerektiğini zorunlu hale getiriyor. Bu anlamda yapmış olduğumuz bu çalışma belirtilen volatil yapılarının araştırılmasında çeşitli yollardan birisi olmakta ve araştırmacılar tarafından bu alanda yapılacak çeşitli ampirik araştırma tekniklerinin kripto para piyasasının karmaşık volatil yapısına ışık tutmakta yardımcı olacağı düşünülmektedir. Araştırma, kripto piyasadaki oynaklık dinamiklerini daha iyi anlamak için araştırmacılar tarafından diğer popüler kripto para birimlerini içerecek şekilde genişletilebilir ve yatırımcılar için kripto para piyasası doğasının benimsenmesi adına daha dolgun fikirler suna bilir.

Katkı Oranı Beyanı

Yazarlar makaleye eşit oranda katkı sağlamıştır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur. Çalışmanın yazarları arasında sonuçları etkileyebilecek herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynakça

- Almansour, B., Alshater, M. & Almansour, A. (2021). Performance of ARCH and GARCH models in forecasting cryptocurrency market volatility. *Industrial Engineering & Management Systems*, 20(2), 130-139.
- Anavatan, A. & Kayacan, Y. (2019). Are Bitcoin returns predictable?. *Journal of Current Researches on Business and Economics*, 9(1), 13-22.

- Asai, M. & McAleer, M. (2005). Dynamic asymmetric leverage in stochastic volatility models. *Econometric Reviews*, 24(3), 317-332.
- Atanu, D., Kumar, D. & Basu, N. (2009). A Review on recent trends of stochastic volatility models. *International Review of Applied Financial Issues and Economics*, 1(1), 83-106.
- Atasoy, A. B. & Tuna, G. (2021). Bitcoin için volatilité tahmini: Simetrik ve asimetric Garch modelleri için ampirik bir uygulama. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13(4), 3346-3359.
- Baur, D. & Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148-151.
- Baur, D. G., Dimpfl, T. & Kuck, K. (2018). Bitcoin, gold and the US dollar—A replication and extension. *Finance Research Letters*, 25, 103-110.
- Bohte, R. & Rossini, L. (2019). Comparing the forecasting of cryptocurrencies by Bayesian time-varying volatility models. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(3), 150-168.
- 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.
- Bouri, E., Gupta, R. & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221.
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D. & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier. *Finance Research Letters*, 20, 192-198.
- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B. & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of Economic Perspectives*, 29(2), 213-38.
- Broto, C. & Luiz, E. (2004). Estimation methods for stochastic volatility models: A survey. *Journal of Economic Survey*, 18(5), 613-649.
- Chaim, P. & Laurini, M. P. (2018). Volatility and return jumps in bitcoin. *Economics Letters*, 173, 158-163.
- Cheikh, N. B., Zaided, Y. B. & Chevallerier, J. (2020). Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: New evidence from smooth transition GARCH models. *Finance Research Letters*, 35.
- Chi, Y. & Hao, W. (2021). Volatility models for cryptocurrencies and applications in the options market. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75(1), 1-19.
- Conrad, C., Custovic, C. & Ghysels, E. (2018). Long and short-term cryptocurrency volatility components: A GARCH-MIDAS analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 23-35.
- Cross, J. L., Hou, C. & Trinh, K. (2021). Returns, volatility and the cryptocurrency bubble of 2017-18. *Economic Modelling*, 104.
- Das, S. & Ghanem, R. (2009). A bounded random matrix approach for stochastic upscaling. *Multiscale Modeling & Simulation*, 8(1), 296-325.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Göktaş, Ö. & Hepsağ, A. (2016). BIST-100 endeksinin volatil davranışlarının simetrik ve asimetric stokastik volatilité modelleri ile analizi. *Ekonomik Yaklaşım*, 27(99), 1-15.
- Harvey, A. & Shephard, N. (1996). Estimation of an asymmetric stochastic volatility model for asset returns. *Journal of Business & Economic Statistics*, 14(4), 429-434.
- Hentschel, L. (1995). All in the family nesting symmetric and asymmetric Garch models. *Journal of Financial Economics*, 39(1), 71-104.

- Horpestad, J. B., Lyócsa, Š., Molnár, P. & Olsen, T. B. (2019). Asymmetric volatility in equity markets around the world. *The North American Journal of Economics and Finance*, 48, 540-554.
- Investing. (2022). Erişim Tarihi: 12.08.2022, <https://www.investing.com>
- Huang, Z. J. & Xu, L. (2021). Sequential learning of cryptocurrency volatility dynamics: Evidence based on a stochastic volatility model with jumps in returns and volatility. *The Quarterly Journal of Finance*, 11(2), 1-37.
- Jacquier, E., Polson, N. G. & Rossi, P. E. (2004). Bayesian analysis of stochastic volatility models with fat-tails and correlated errors. *Journal of Econometrics*, 122(1), 185-212.
- Kahraman, K., Küçükşahin, H. & Çağlak, E. (2019). Kripto para birimlerinin volatilitate yapısı: GARCH modelleri karşılaştırması. *Fiscaeconomia*, 3(2), 21-45.
- Kakinaka, S. & Umeno, K. (2021). Exploring asymmetric multifractal cross-correlations of price–volatility and asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 581.
- Kakinaka, S. & Umeno, K. (2022). Asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets on multi-time scales. *Research in International Business and Finance*, 62.
- Katsiampa, P. (2019). An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 50, 322-335.
- Kim, J., Jun, C. & Lee, J. (2021). Forecasting the volatility of the cryptocurrency market by GARCH and stochastic volatility. *Mathematics*, 9(14), 1-16.
- Kim, S., Shephard, N. & Chib, S. (1998). Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with ARCH models. *Review of Economic Studie*, 65, 361-393.
- Knight, L., Satchell, S. & Yu, J. (2002). Theory & methods: Estimation of the stochastic volatility model by the empirical characteristic function method. *Australian & New Zealand Journal of Statistics*, 44(3), 319-335.
- Kumar, A. & Anandarao, S. (2019). Volatility spillover in crypto-currency markets: Some evidences from GARCH and wavelet analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 524, 448-458.
- Kunimoto, N. & Kakamu, K. (2021). Is Bitcoin really a currency? A viewpoint of a stochastic volatility model. Erişim Tarihi: 05/08/2022, <https://arxiv.org/pdf/2111.15351.pdf>
- Liu, J. & Serletis, A. (2019). Volatility in the cryptocurrency market. *Open Economies Review*, 30, 779-811.
- Pellegrini, S. & Rodrigez, A. (2007). Financial econometrics and SV models. Erişim Tarihi: 12.08.2022, http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/spellegr/esp/Curso_Cordoba/Tutorial_Guide.pdf
- Poon, S. H. (2005). A practical guide to forecasting financial market volatility. John Willey.
- Shi, Y., Tiwari, A. K., Gozgor, G. & Lu, Z. (2020). Correlations among cryptocurrencies: Evidence from multivariate factor stochastic volatility model. *Research in International Business and Finance*, 53.
- Taylor, S. J. (1986). *Modelling financial time series*. U.K.: John Wiley.
- TradingView. (2022). Erişim Tarihi: 12.08.2022, <https://www.tradingview.com>
- Yu, J. & Meyer, R. (2006). Multivariate stochastic volatility models: Bayesian estimation and model comparison. *Econometric Reviews*, 25, 361–384.
- Zahid, M. & Iqbal, F. (2020). Modeling the volatility of cryptocurrencies: An empirical application of stochastic volatility models. *Sains Malaysiana*, 49(3), 703-712.