

KRİPTO PARA PİYASASININ BORSA İSTANBUL ENDEKSLERİ ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ

The Effects of Cryptocurrency Market on Borsa Istanbul Indices

Bekir Tamer GÖKALP*

Öz

Kripto para piyasalarında yaşanan gelişmelerin dünya borsaları üzerinde ciddi etki gösterdiği birçok çalışmada vurgulanmıştır. Bu etkiler sebebiyle dünya borsalarındaki dalgalanmalar artmış, yatırımcıların bu piyasaları daha yakından takip etmesi ve stratejilerini bu gelişmelere göre belirlemeleri zorunluluğu doğmuştur. Bu çalışmada kripto para piyasasında yaşanan gelişmelerin Borsa İstanbul (BİST) endeksleri üzerinde etkili olup olmadığı incelenmiştir. Bu amaçla en popüler üç kripto para birimi olan Bitcoin, Ethereum ve Ripple verileri kullanılmış, bunların BIST100, BIST30 ve bankacılık (XBANK) endeksleri üzerindeki yayılım etkileri araştırılmıştır. Petrol fiyatları (WTI) ve korku endeksi (VIX) değişkenleri de çalışmada kontrol değişkenleri olarak kullanılmıştır. 01/01/2014-31/12/2021 dönemine ilişkin gerçekleştirilen analizlerden elde edilen bulgular kripto para piyasalarından çalışmada incelediğimiz endekslere doğru pozitif bir yayılım etkisi olduğunu göstermiştir. Kontrol değişkenlerinden petrol fiyatlarının volatilité üzerinde tüm modellerde anlamlı etkisi olduğu tespit edilirken korku endeksinin etkisi konusunda farklı sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen bulgular borsa yatırımcılarının yatırım kararlarında çeşitli ekonomik değişkenleri takip etmeleri gerektiğinin yanı sıra kripto para piyasasındaki gelişmeleri de yakından izlemelerinin zorunlu olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler:

Yayılım Etkisi,
Kripto Paralar,
Volatilité Yayılımı,
BEKK-GARCH,
DCC-GARCH.

JEL Kodları:

C22, G10, C53.

Keywords:

Spillover Effect,
Cryptocurrencies,
Volatility Spillover,
BEKK-GARCH,
DCC-GARCH.

JEL Codes:

C22, G10, C53.

Abstract

It has been emphasized in many studies that the developments in the crypto money markets have a serious impact on the world stock markets. Due to these effects, the fluctuations in the world stock markets have increased, and it has become necessary for investors to follow these markets more closely and determine their strategies according to these developments. In this study, it was examined whether the developments in the crypto money market have an effect on Borsa Istanbul (BIST) indices. For this purpose, data of the three most popular cryptocurrencies Bitcoin, Ethereum and Ripple were used, and their spillover effects on BIST100, BIST30 and banking (XBANK) indices were investigated. Oil prices (WTI) and fear index (VIX) variables were also used as control variables in the study. The findings obtained from the analyses in our study carried out for the period 01/01/2014-31/12/2021 showed that there is a positive spillover effect from the crypto money markets to the indices we examined. While oil prices were found to be statistically significant in all models among the control variables, different results were obtained on the effect of the fear index. The findings show that it is imperative for stock market investors to closely monitor the developments in the crypto money market in addition to track various economic variables, in their investment decisions.

* Dr., Azimut Portföy Yönetimi A.Ş., bt.gokalp@gmail.com, ORCID: 0000-0002-9766-3577

1. Giriş

2000’li yılların başından bu yana, özellikle Amerikan merkez bankası FED’in (Federal Rezerv) faiz oranlarını sıfır düzeyine yakınlaştırmasının arkasından finansal piyasalar istikrarsızlaşmıştır. Arkasından yaşanan KFK (Küresel Finansal Kriz) ve sonrasında yaşanan Rusya-Suudi Arabistan petrol fiyatı savaşı ve COVID-19 salgını gibi gelişmeler bu istikrarsızlığın halen yüksek düzeyde cereyan etmesine neden olmuştur. Bu gelişmeler sonrasında uluslararası borsalar, vadeli işlem piyasasında fiyatlar ve ham petrol fiyatları art arda düşüş göstermiştir. Altın her ne kadar Bretton Woods sonrasında uluslararası para sisteminde eskiye kıyasla aynı öneme sahip değilse de halen yatırımcıların, medyanın ve araştırmacıların büyük ilgisine sahiptir. Nitekim altın fiyatları KFK sonrasında yoğun bir artış göstermiş, diğer varlıklarda ise ciddi kayıplar yaşanmıştır (Beckmann vd., 2015). KFK sonrasında, özellikle de son yıllarda, çoğu finansal varlık türü arasındaki korelasyonlar önemli ölçüde artmıştır. Her ne kadar bu korelasyonlarda artış gözlemlense de altın ile diğer varlıklar arasındaki ilişkide yaşanan zayıflama göze çarpmaktadır (Baur ve Lucey, 2010). Tiwari ve Sahadudheen (2015) petrol fiyatları ile altın fiyatları arasındaki ilişkiyi araştırmış, petrolün en düşük, altının ise en yüksek ortalama getiriye sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Benzer şekilde, petrol en yüksek, altın ise en düşük oynaklığa sahip varlık olarak tespit edilmiştir.

Dyhrberg (2016), 2007 küresel finansal krizi ile yoğunluğu artan küresel belirsizliğin, Bitcoin’in ortaya çıkışını kolaylaştırdığını iddia etmiştir. Wang vd. (2018) ekonomi politikası belirsizliğinin (EPU) Bitcoin’in ortaya çıkışı üzerinde etkili olduğunu belirtmiştir. Fang, Bouri, Gupta ve Roubaud (2019) bir adım öteye giderek küresel ekonomi politikası belirsizliğinin (GEPU) Bitcoin ortaya çıkışının ana belirleyicisi olduğunu ifade etmiştir. Bilindiği gibi Bitcoin, blokzincir (blockchain) teknolojisine dayanan ve merkezi olmayan ilk kripto para birimidir. Bitcoin’in en önemli avantajı üçüncü bir şahsa/aracıya gerek kalmaksızın bireyler arasında elektronik ödemeleri kolaylaştırmasıdır. Sahip olduğu bu özellikten dolayı Bitcoin, politika yapıcıların, tüketicilerin, girişimcilerin ve ekonomistlerin yoğun ilgisini çekmiştir. Bitcoin sonrasında çok sayıda kripto para piyasaya çıkmış olsa da Bitcoin’in finans piyasasındaki diğer tüm varlıklardan farklı olduğu düşünülmektedir. Bu nedenle Bitcoin çok sayıda araştırmaya konu olmuştur.

Bitcoin her ne kadar diğer finansal varlıklardan farklı bir yere sahip olsa da kripto para birimi olması sebebiyle halen temkinli yaklaşılacak bir varlıktır. Yatırımcılar Bitcoin’i genellikle altınla karşılaştırır, çünkü altın ile Bitcoin arasında ciddi benzerlikler vardır. İkisinin de bir uyruğu yoktur ve herhangi bir hükümet tarafından kontrol edilememektedir. Gerek Bitcoin gerekse de altın birkaç bağımsız şirket (veya işletimci) tarafından çıkarılmaktadır (Selmi vd., 2018; Giudici ve Pagnotoni, 2019; Symitsi ve Chalvatzis, 2019; Agosto ve Cafferata, 2020; Bouri vd., 2020; Hoang ve Baur, 2020). Bitcoin günümüzde birçok yatırımcı için bir yatırım aracı olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle Bitcoin fiyat oynaklığının modellenmesi yatırım kararları ve risk yönetimi için oldukça önemlidir. Literatürde yapılan çalışmaların birçoğu GARCH ailesi modellerini kullanmayı benimsemiştir (Guesmi vd., 2019; Kayral 2020). Glaser vd. (2014) ve Gronwald (2019) doğrusal GARCH modellerini kullanmayı tercih etmişler, Bouri vd. (2020) ise eşik GARCH modellerini (TGARCH) kullanmışlardır. Eşik regresyon modelini kullanarak analiz gerçekleştiren bir diğer çalışma Gayaker vd. (2020) tarafından yapılmıştır. Döviz kurunun enflasyon üzerindeki etkisinin incelendiği bu çalışmada kur geçişkenliğinin zaman içinde arttığı tespit edilmiştir. Eşik GARCH modellerini kullanarak Katsiampa (2017) ve Baur ve Lucey (2010)

ise kořullu varyansın gemiřteki pozitif ve negatif Őoklara tepkisini arařtırmıř ve negatif bir kaldıra etkisi tespit edilmiřtir.

Yukarıdaki alıřmalar Bitcoin ile altın arasındaki iliřkiye odaklanırken bir bařka grup geleneksel varlıklar ile Bitcoin arasındaki korelasyonu incelemeye odaklanmıřtır. Kripto para birimleri ile geleneksel varlık fiyatları arasındaki dinamik dalgalanmaların modellenmesi, finansal piyasalar arasındaki artan entegrasyonun bir sonucu olarak karřımıza ıkmıřtır. Literatürdeki alıřmalar ok sayıda yöntem kullanmıřlar ve Bitcoin'in tahvil, emtia ve hisse senedi gibi geleneksel varlıklarla iliřkisine odaklanmıřtır. Elde edilen bulgular Bitcoin ile bu varlıklar arasında zayıf bir iliřki olduđunu bulgulamıřtır (Klein vd., 2018; Bouri vd., 2020). Wang vd. (2019) VIX Őoklarının Bitcoin üzerindeki etkisinin ihmal edilebilir düzeyde olduđunu tespit etmiř, Henriwues ve Sadorsky (2018) ise VIX'in Bitcoin üzerinde negatif bir etkisinin olduđunu kanıtlayan bulgulara ulařmıřtır.

Bitcoin her ne kadar uzun zamandır hayatımıza girmiř olsa da hâla gizemli bir finansal araç olarak algılanmakta ve birok finansal piyasa paydařı tarafından pek iyi anlařılamamaktadır. Bu nedenle Bitcoin'in farklı finansal yönler aısından detaylı analizlerinin yapılması gerekmektedir. Literatürde yapılan alıřmalardan hareketle řu iki sonuca ulařmak mümkündür. Birincisi, Bitcoin GARCH aile modellerini kullanan ođu alıřmada önemli derecede ilgi görmüřtür. İkincisi, Bitcoin ile geleneksel varlıklar arasındaki iliřkiler, özellikle COVID-19 salgını sırasında daha detaylı incelenmeye bařlanmıřtır. Her ne kadar arařtırma sayısında artıř yařansa da mevcut literatür Bitcoin'in oynaklıđı konusunda ortak ve net bir bulguya sahip deđildir. Aynı zamanda diđer kripto para birimleri ile geleneksel varlık sınıfları arasındaki iliřkilere dair kanıtlardan da halen yoksundur.

Bitcoin ile diđer varlıklar arasındaki dalgalanma dinamiklerini ve korelasyonları inceleyen arařtırmaların ođu BEKK-GARCH (Chancharat ve Butda, 2021), DCC-GARCH (Bouri vd., 2020) veya ADCC-GARCH (Urquarth ve Zhang, 2019; Tiwari vd., 2019) modellerini kullanmıřlardır. alıřmaların ođu, kripto para piyasasının lideri olarak Bitcoin'e odaklanmıřtır. Ancak yakın zamanda bir dizi yeni kripto para birimi ortaya ıkmıřtır ve bunların ođu blokzincir temelinde daha da geliřmiřtir. Baur ve Lucey (2010) kripto para birimlerinin oynaklık dinamiklerini modellemiřlerdir. Bununla birlikte, az sayıda alıřma, Bitcoin ile diđer kripto para birimleri arasındaki yayılma etkisine (spillover effect) odaklanmıřtır (Katsiampa, 2017). Agosto ve Cafferata (2020) kripto para birimlerinin birbirleri arasındaki yayılma etkisini birim kök testi yaklařımı ile arařtırmıřlardır. Corbet vd. (2018) kripto para piyasasında para birimleri arasında yüksek karřılıklı bir bađımlılıđın mevcut olduđunu dođrulamıřlardır. Mensi vd. (2019) dört kripto para birimi (Bitcoin, Monero, Dash ve Ripple), SandP 500, tahvil ve altın arasındaki kořullu korelasyonlarını incelemiřlerdir. Sonular, incelenen kripto para birimlerinin güçlü bir iliřki olduđunu göstermiřtir. Bununla birlikte, kripto para birimleri ile geleneksel finansal varlıklar arasındaki iliřkilerin genellikle ihmal edilebilir düzeyde olduđu bulunmuřtur. Tiwari ve Sahadudheen (2015) SandP 500 ile diđer dört kripto para birimi arasındaki zamana göre farklılařmıř korelasyonları arařtırmıř ve kripto para birimlerinin SandP 500 risklerine karřı bir önlem olarak algılandığını öne sürmüřlerdir. Charfeddine vd. (2020) ise Bitcoin ve Ethereum ile bařlıca finansal emtia ve menkul kıymetler arasındaki dinamik iliřkiyi arařtırmıř, bu iki kripto para biriminin finansal eřitlendirme için ideal olabileceđi fikrini destekleyen bulgulara ulařmıřlardır. Bouri vd. (2020) tarafından yapılan alıřmada ise Bitcoin, emtialar ve altının güvenli liman rollerini incelemiřler, Bitcoin'in finansal varlıklardan genelde izole olduđunu ve yeni bir sanal altın olarak görülebileceđini tespit etmiřlerdir. Gürsoy ve Tunel (2020) ise Bitcoin

ile SandP500, BİST100, BOVESPA, INVSAF40 ve MERVAL piyasaları arasındaki nedenselliği incelemiş, Bitcoin’in SandP500 üzerinde etkisi olduğu, BİST100, BOVESPA, INVSAF40 ve MERVAL arasında ise herhangi bir nedensellik ilişkisinin olmadığını tespit etmişlerdir.

Uluslararası piyasalar üzerine yapılan çalışmaların yanında Türkiye üzerinde yapılan çalışma sayısı da az değildir. Vardar ve Aydoğan (2019), VAR-GARCH modeli kullanarak Bitcoin ile diğer geleneksel varlıklar arasındaki getiri ve volatilité yayılmalarını incelemiş ve Bitcoin ile ABD Doları döviz kuru hariç diğer tüm finansal varlık sınıfları arasındaki volatilité yayılma etkilerinin varlığına dair bulgu tespit etmiştir.¹ Koçoğlu vd. (2016) Bitcoin piyasalarının verimliliğini incelemiş ve Bitcoin’in diğer varlıklarla bir ilişkisi olmadığı sonucuna varmıştır. Bu bulgu Bitcoin’in iyi bir portföy çeşitlendiricisi olduğuna işaret etmektedir. Öget ve Kanat (2018), G7 ülkeleri ve Türkiye’deki Bitcoin fiyatı ile borsa piyasaları arasındaki ilişkiyi VECM modeli kullanarak incelemiştir. Elde edilen bulgular Bitcoin fiyatı ile borsa piyasaları arasında uzun vadeli bir ilişki olmadığı yönündedir. Benzer bir çalışmada Dirican ve Canöz (2017), Bitcoin fiyatı ile büyük borsalar arasındaki ilişkiyi inceleyerek aralarında eşbütünlüme olduğunu bulmuşlardır. Şahin ve Çiçek (2018) non-lineer ARDL yöntemi ile faiz geçişkenliğinin etkisini incelerken Sivrikaya (2020) ise enflasyon belirsizliğinin Bitcoin ticaret hacminin en önemli itici güçlerinden biri olduğundan hareketle enflasyon belirsizliği ile Bitcoin ticaret hacmi arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Enflasyon serisine üstel bir genelleştirilmiş otoregresif koşullu heteroskedastik (EGARCH) modelleme yaklaşımı uygulayan çalışma enflasyon belirsizliğini temsil etmek için koşullu varyansı tahmin etmiştir. Ardından, doğrusal olmayan eşbütünlüme yaklaşımını kullanan çalışma Bitcoin ticaret hacminin Türkiye’deki enflasyon belirsizliği ile birlikte entegre olduğunu göstermiştir.² Alkan ve Çiçek (2020) tarafından yapılan çalışmada ise BEKK-GARCH yöntemi ile faiz, kur ve risk değişkenlerinin hisse senedi piyasasında yer alan çeşitli endeksler üzerindeki yayılma etkisi incelenmiş ve bu değişkenler arasında güçlü bir yayılma etkisinin mevcut olduğu tespit edilmiştir.

Bu çalışma Bitcoin dahil üç kripto para biriminin (Bitcoin, Ethereum ve Ripple) Türkiye’deki Borsa İstanbul 100 endeksi (BIST100), Borsa İstanbul 30 endeksi (BIST30) ve bankacılık sektörü endeksi (XBANK) ile petrol fiyatı ve VIX endeksi arasındaki ilişkileri analiz etmektedir. Çalışmada ilk olarak, kripto para birimleri ve diğer varlıklar arasındaki yayılma etkisini tahmin edilmiştir. Daha sonra, kripto para birimleri arasındaki dinamik koşullu korelasyonlar tahmin edilmiştir. Son olarak, kripto para birimleri, borsa endeksleri, petrol getirisi ve VIX endeksi arasındaki dinamik koşullu korelasyonlar incelenmiştir. Bu çalışma, özellikle COVID-19 salgını sırasında, kripto para birimleri ile finansal varlıklar arasındaki ilişkileri araştırması sebebiyle literatüre önemli bir katkı sunmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde ekonometrik metodolojinin ana hatları verilmiş, üçüncü bölümde kullanılan veriler ile ampirik bulgular ortaya konuşmuş, dördüncü bölümde çalışmanın bulguları ele alınmış, sonuç kısmında ise elde edilen bulgular tartışılmıştır.

¹ Döviz kuru volatilitesi ile ilgili olarak Akar ve Çiçek (2016) çalışmasına bakılabilir. Volatilité konusu ile ilgili detaylı bir analiz için ise Akar (2007) çalışmasından faydalanılabilir.

² Enflasyon konusu Türkiye’de en çok incelenen konulardan biridir. Enflasyon, enflasyon beklentileri, enflasyon belirsizliği gibi çeşitli değişkenler ile ilgili Çiçek (2013), Çiçek ve Akar (2013) ve Çiçek, Akar ve Yücel (2011) çalışmalarından faydalanılabilir.

2. Ampirik Metodoloji

2.1. GARCH Modeli

Çalıřmada ilk olarak Bollerslev (1986) tarafından geliřtirilen ve analizde kullanılan endeksler ile kripto para birimlerinin oynaklıđını tanımlayan GARCH modeli kullanılmıřtır. GARCH modeli, kořullu oynaklıkların sürdürülmesine izin vermesi aısından yararlıdır. Analizde ele alınan GARCH(1,1) modelinin kořullu varyans denklemini ařađıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$h_{i,t} = w_{i,0} + w_{i,1}\varepsilon_{i,t-1}^2 + w_{i,2}h_{i,t-1} \quad (1)$$

Denklem 1’de i ifadesi analizde kullanılan her bir deđiřkeni temsil etmektedir. w_0 ifadesi sabit terimi, h_t kořullu varyansı, ε_{t-1}^2 terimi ise beklenmedik gemiř řokları temsil eder. Denklemde yer alan w_1 ve w_2 katsayıları ise sırasıyla ARCH ve GARCH etkisini gösterir. Bir diđer ifade ile bu iki katsayı sırasıyla kısa ve uzun dönem volatilitelerin etkisini yansıtır. Çalıřmada kullanılan tüm deđiřkenlerin kořullu varyansı elde edilmiř ve sonrasında üç kripto para biriminin Türkiye’deki BIST100, BIST30, XBANK endeksleri ile petrol fiyatı ve VIX endeksi arasındaki iliřkileri belirlemek için ařađıdaki model oluřturulmuřtur.

$$h_t^{SE} = \alpha_0 + \alpha_1 h_t^{CC} + \alpha_2 h_t^{OP} + \alpha_3 h_t^{VE} \quad (2)$$

Denklem 2’de yer alan SE ifadesi hisse senedini (stock exchange), CC ifadesi kripto parayı (cripto currency), OP ifadesi petrol fiyatını (oil price) ve VE ifadesi korku endeksini (VIX) temsil etmektedir. Bu denklem aracılıđı ile petrol fiyatı ve korku endeksinin kontrol deđiřkenleri olarak yer aldıkları modellerde kripto paraların kořullu varyanslarının hisse senetleri endekslerinin kořullu varyansları üzerindeki etkileri analiz edilmektedir. Çalıřmanın bir sonraki ařamasında çok deđiřkenli BEKK-GARCH modeli kullanılarak hisse senedi endeksleri, kripto para birimleri, petrol fiyatı ve VIX endeksi arasındaki volatiliteler yayılımı tahmin edilmeye çalıřılmıřtır.

2.2. BEKK-GARCH Modeli

Baba vd. (1990) (bundan sonra BEKK olarak anılacaktır) tarafından geliřtirilen çok deđiřkenli kořullu varyans formülasyonları göz önüne alındığında çok deđiřkenli GARCH (1,1) modelinin kořullu varyansı řu řekilde yazılabilir:

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}^2 A + B'H_{t-1}B \quad (3)$$

Denklem 3’te yer alan H_t terimi çok deđiřkenli BEKK-GARCH modelinin kořullu varyansıdır. Modelde yer alan C terimi $n \times n$ boyutlu bir matristir ve üst üçgen matrisi biçimindedir. Yine A ve B katsayı matrisleri de $N \times N$ boyutundadır, ancak C matrisinden farklı olarak diyagonaldir. Hata terimlerinin matrisinin açılımı yazıldığında BEKK-GARCH modeli Denklem 4’teki gibi yazılabilir.

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}'\varepsilon_{t-1}A + B'H_{t-1}B \quad (4)$$

Çalıřmada kripto para birimleri ile borsa endeksleri arasındaki dinamik kořullu korelasyon iliřkisi de tahmin edilmeye çalıřılmıřtır.

2.3. DCC-GARCH Modeli

Analizde kullanılan kripto para birimleri ile borsa endeksleri arasındaki zamanla değişen oynaklıkların ve korelasyonların olup olmadığını araştırmak için Engle (2002) tarafından sunulan DCC-GARCH modeli kullanılmıştır. DCC modeli, koşullu getirilerin sıfır ortalama ve $H_t = E[r_t r_t']$ koşullu kovaryans matrisi etrafında normal dağıldığı hipotezine dayanmaktadır. DCC koşullu varyans modeli Denklem 5'teki gibi ifade edilir;

$$H = D_t R_t D_t \quad (5)$$

Denklem 5'te yer alan D_t terimi Denklem 1'de yer alan tek değişkenli GARCH(1,1) sürecinden elde edilen koşullu varyansların diyagonal matrisidir ve $D_t = [diag(h_t)]^{1/2}$ biçiminde gösterilir. Denklemde yer alan R_t terimi ise $\varepsilon_t = D_t^{-1} r_t$ biçiminde standartlaştırılmış hata terimlerinin koşullu korelasyon matrisini temsil eder ve şu şekilde ifade edilir

$$R_t = \begin{bmatrix} 1 & q_{12,t} \\ q_{21,t} & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

R_t matrisinin ayrıştırılması işlemi şu şekilde gerçekleştirilir;

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (7)$$

Denklem 7'de yer alan Q_t terimi hata terimlerinin pozitif şekilde tanımlanmış koşullu varyans-kovaryans matrisini temsil etmektedir. Q_t^{*-1} terimi ise Q_t 'nin diyagonal elementlerinin karekökünün alınarak elde edilen tersi alınmış diyagonal matristir. Q_t^{*-1} matrisi şu şekilde tanımlanır.

$$Q_t^{*-1} = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{q_{11,t}} & 0 \\ 0 & 1/\sqrt{q_{22,t}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

DCC(1,1) modeli Denklem 9'da sunulmuştur.

$$Q_t = \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1} + \theta_2 Q_{t-1} \quad (9)$$

Denklem 9'da yer alan θ_0 terimi şu şekilde hesaplanır: $\theta_0 = (1 - \theta_1 - \theta_2) \bar{Q}_t$. Engle (2002) çalışmasını takiben, \bar{Q}_t terimi ε_t 'nin ikinci momenti olarak hesaplanır ve büyük sistemlerde tahmini getirilerin örnekleme momentiyle temsil edilir. Son olarak çalışmada hesaplanacak koşullu korelasyon şu şekilde ifade edilir.

$$\rho_{12,t} = \frac{q_{12,t}}{\sqrt{q_{11,t} * q_{22,t}}} \quad (10)$$

3. Veriler

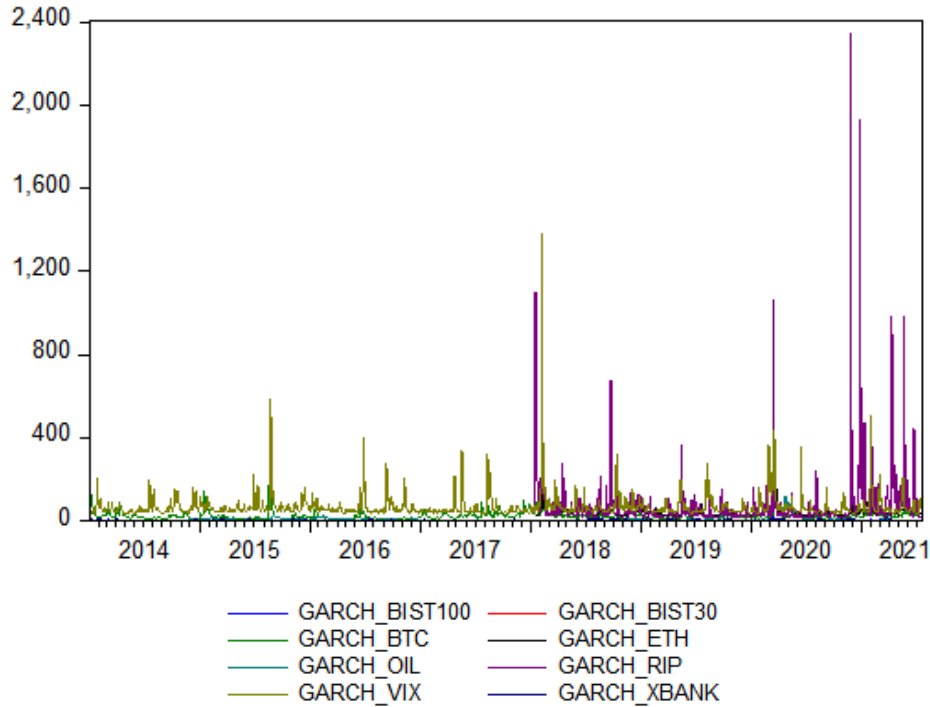
Bu çalışmada üç kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum ve Ripple), BİST borsa endeksleri (BIST100, BIST30 ver XBANK), petrol fiyatı (WTI) ve korku endeksi (VIX) kullanılmıştır. Veriler TCMB-EVDS'den, Bloomberg'den ve investing.com internet sitesinden temin edilmiş olup günlük frekans bazında 01/01/2014 ile 31/12/2021 arasını kapsamaktadır. Verilerde kapanış fiyatları dikkate alınmıştır. Değişkenlerin (y) getirileri $r_t = (\log y_t - \log y_{t-1}) * 100$ formülü ile hesaplanmıştır.

Tablo 1, borsa endeksi getirilerinin (BIST100, BIST30, XBANK), petrol, kripto para getirileri ve korku endeksinin istatistiki özetini sunmaktadır. Bu dönemde analizde kullanılan tüm deęişkenler -petrol getirileri dışında- pozitif getiri sağlarken, kripto para birimleri arasında en düşük risk Bitcoin'e aittir. Tüm varlıkların getirileri üçten yüksek basıklık deęerlerine sahiptir ve getiri dağılımı negatif ve pozitif olarak çarpıktır. Bu da tüm getirilerin normal dağılımdan uzak olduğuna işaret etmektedir. Bu durum, Gauss getiri varsayımının Jarque-Bera testi tarafından analizde kullanılan tüm deęişkenler için reddedięi anlamına gelmektedir. Ařağıdaki yer alan Şekil 1, GARCH (1,1) modelinden elde edilen koşullu oynaklıkları göstermektedir.

Tablo 1. Tanımlayıcı İstatistikler

	BIST100	BIST30	XBANK	BTC	ETH	RIP	VIX	WTI
Ortalama	0.0361	0.0301	0.0004	0.2597	0.1863	0.0462	0.0132	-0.0150
Medyan	0.0268	0.0083	0.0000	0.2435	0.1261	0.2275	-0.4090	-0.0773
Maksimum	5.8104	5.7398	8.9468	23.7135	36.8937	61.0127	76.8245	19.0774
Minimum	-10.3068	-10.4760	-10.4158	-47.5181	-58.6731	-54.7401	-29.9831	-27.9762
Standart Sap.	1.3375	1.3887	1.9995	4.7743	6.4426	7.4559	8.1142	2.5039
Çarpıklık	-0.7693	-0.5584	-0.2316	-0.7351	-0.8262	0,1031	1.3246	-1.0175
Basıklık	7.6840	6.8273	5.8530	12.1637	13.3762	15.6716	10.5233	23.0181
Jarque-Bera	1991.15*	1302.12*	684.33*	7055.86*	4190.48*	6143.42*	5211.42*	33165.21*
Gözlem sayısı	2087	2087	2087	2087	1032	1039	2087	2087

Şekil 1'e bakarak, genel olarak kripto para birimi getirilerinin geleneksel varlık sınıfı getirilerinden daha yüksek volatilitate sergiledięi görülmektedir. Buna ilaveten incelenen kripto para birimleri arasında Ripple'in en yüksek koşullu dalgalanmayı sergiledięi de gözlemlenebilir.



Şekil 1. Deęişkenlerin Koşullu Varyansı

Şekil 1 incelendiğinde Bitcoin vadeli işlemlerinin piyasaya sürülmesinin ardından 2017 yılı ve sonrasında piyasadaki volatilitenin arttığı da gözlemlenmektedir. Ancak ilginç olanı incelediğimiz kripto paraların neredeyse aynı volatilitate hareketleri sergilemesidir. Gerçekten de kripto paraların özellikle 2018 sonrasında birlikte hareketlerinin arttığı ve küresel piyasada ortak hareket sergiledikleri birçok araştırmaya da yansımıştır. Özellikle artışları takiben kripto para birimlerinin birinde başlayan azalış hızla diğer para birimleri üzerinde de etkili olmuştur.

Şekil 1, aynı zamanda Borsa İstanbul endekslerinin de (BIS100, BIST30 ve XBANK) yüksek oynaklıklar sergilediklerini göstermektedir. Ancak kripto paralar kadar yüksek oynaklıklar sergilemedikleri belirtilmelidir. Her ne kadar oynaklıklar grafiksel anlamda açık bir şekilde gözlemlenirse de bu değişkenlerin oynaklıkları arasında pozitif bir korelasyonun olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır. Bu korelasyonun ana sebebi güven yayılmasıdır. 2016 yılında yaşanan darbe girişiminin ardından yabancı yatırımcıların hisse senedi piyasasına temkinli yaklaşması ve eldeki hisseleri elden çıkarma isteklerinin artması, diğer taraftan merkez bankası yönetimine müdahale açıklamaları ve ardından gelen başkan değişiklikleri volatilitayı artıran unsurlar olmuştur. Ancak diğer taraftan bu dönemde yaşanan enflasyon hisse senetlerinin ulusal para cinsinden değerini de artırmıştır. Petrol fiyatlarında meydana gelen değişikliklerin de özellikle reel sektörde getiriler üzerinde etkili olması sebebiyle bu sektörlerin hisse senetlerinin değerlerinde de önemli değişiklikler ortaya çıkmıştır.

4. Bulgular

Çalışmada üç farklı analiz gerçekleştirileceği belirtilmişti. Bunlardan ilki Denklem 2 aracılığıyla elde edilmeye çalışılan bulgudur. Her bir değişken için GARCH(1,1) yöntemiyle elde edilen volatilitate değerleri kullanılarak kripto paraların, petrol fiyatlarının ve korku endeksinin Türkiye’deki 3 borsa endeksi üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. Elde edilen bulguları Tablo 2’de gösterilmiştir ve bu bulguları şu şekilde yorumlamak mümkündür. Her üç kripto paraların volatilitesi BIST100, BIST30 ve XBANK’in volatilitesi üzerinde etkilidir ve bu etki pozitifdir. Katsayı ve t istatistik değerleri birbirlerine çok yakındır. Bu durum üç endeksin de 3 kripto paradan benzer bir şekilde etkilendiği anlamına gelmektedir. Petrol fiyatları da aynı şekilde her üç borsa endeksini pozitif yönde etkilemektedir. Modellerden elde edilen tek farklılık ise korku endeksine ilişkindir. VIX endeksinin volatilitesi sadece BIST100 endeksinin volatilitisini etkilemekte, BIST30 ve XBANK üzerinde etkisiz olmaktadır. Bu durum bankacılık sektörünün korku endeksindeki gelişmeleri dikkate alarak önlemler aldığını, ancak reel sektörün bu konuda daha düşük dikkat derecesine sahip olduğunu göstermektedir.

Tablo 2’de yer alan analiz basit regresyon analizidir ve bu analizde kripto paralar bağımsız değişken olarak modele dahil edilmiştir. Çalışmada volatilitate yayılımını incelemek için BEKK-GARCH analizi de gerçekleştirilmiştir. Bu analiz incelemeye konu olan değişkenlerin volatiliteleri arasında bir yayılım etkisinin olup olmadığının incelenmesi açısından önemlidir. Elde edilen bulgular Tablo 3’te sunulmuştur.

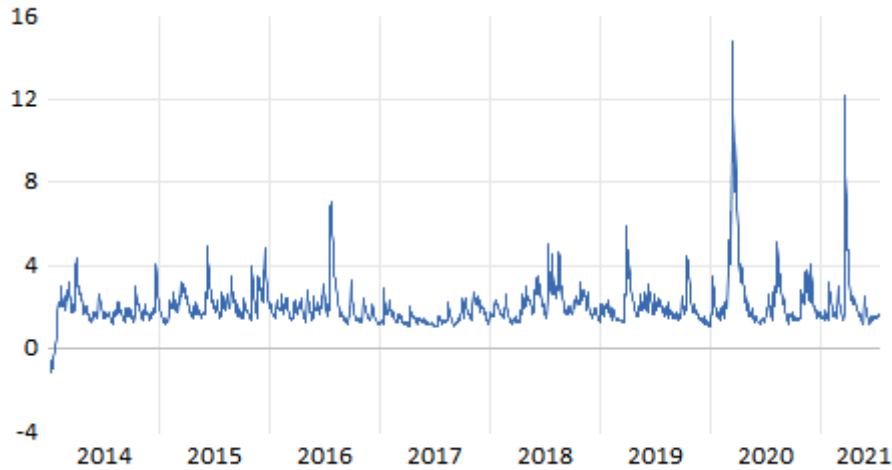
Tablo 2. Kripto Paraların Varyanslarının Hisse Senetlerinin Varyanslarına Etkisi (Denklemler 2)

Bağımlı Değişken: BIST100 (h_t^{B100})														
	h_t^{BTC}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{RIP}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{ETH}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c
Katsayı	0.0099*	0.0162*	0.0017*	3.1131*	Katsayı	0.0006*	0.0197*	0.0028*	3.2793*	Katsayı	0.0128*	0.0125*	0.0010**	2.9556*
Std. H.	0.0010	0.0017	0.0004	0.0349	Std. H.	0.0002	0.0023	0.0005	0.0564	Std. H.	0.0013	0.0023	0.0005	0.0628
t-stat	9.6015	9.4139	4.7023	89.0976	t-stat	2.7907	8.7160	5.2757	58.1885	t-stat	10.2171	5.5372	1.8269	47.0635
Prob	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	Prob	0.0089	0.0000	0.0000	0.0000	Prob	0.0000	0.0000	0.0680	0.0000
Bağımlı Değişken: BIST30 (h_t^{B30})														
	h_t^{BTC}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{RIP}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{ETH}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c
Katsayı	0.0082*	0.0163*	0.0003	1.5987*	Katsayı	0.0004*	0.0197*	0.0011*	1.7486*	Katsayı	0.0081*	0.0152*	-0.0001	1.5506*
Std. H.	0.0007	0.0012	0.0002	0.0241	Std. H.	0.0002	0.0015	0.0004	0.0380	Std. H.	0.0009	0.0015	0.0004	0.0427
t-stat	11.4897	13.7661	1.3021	66.2546	t-stat	2.7665	12.9249	2.9787	45.9889	t-stat	9.4687	9.8402	-0.1497	36.2823
Prob	0.0000	0.0000	0.1930	0.0000	Prob	0.0058	0.0000	0.0030	0.0000	Prob	0.0000	0.0000	0.8810	0.0000
Bağımlı Değişken: XBANK (h_t^{XB})														
	h_t^{BTC}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{RIP}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c		h_t^{ETH}	h_t^{OIL}	h_t^{VIX}	c
Katsayı	0.0139*	0.0329*	0.0004	3.4184*	Katsayı	0.0012*	0.0357*	0.0014	4.0083*	Katsayı	0.0130*	0.0282*	-0.0003	3.7323*
Std. H.	0.0021	0.0035	0.0007	0.0710	Std. H.	0.0005	0.0046	0.0011	0.1137	Std. H.	0.0026	0.0048	0.0011	0.1320
t-stat	6.6367	9.4120	0.5693	48.1248	t-stat	2.5403	7.8409	1.2882	35.2687	t-stat	4.9146	5.9262	-0.2658	28.2836
Prob	0.0000	0.0000	0.5692	0.0000	Prob	0.0112	0.0000	0.1980	0.0000	Prob	0.0000	0.0000	0.7904	0.0000

Tablo 3’te BEKK-GARCH modelinden elde edilen değerler sunulmuştur. Modelde 8 değişken yer almaktadır. Bunlar sırasıyla BİST100, BİST30, XBANK, BITCOIN, ETHERUM, RIPPLE, OIL PRICE ve VIX değişkenleridir. Tabloda yer alan (1,1) değeri birinci sıradaki BİST100 değişkenini, (8,8) değeri ise son sıradaki VIX değişkenini temsil etmektedir. Tablonun sol tarafı Denklem 4’teki A matrisinde yer alan değerleri (ARCH değerlerini), sağ tarafı ise B matrisinde yer alan değerleri (GARCH değerlerini) vermektedir. Bu katsayıların birbirleri ile çarpımı kovaryans katsayılarını vermektedir. Örneğin A(1,1) ile A(4,4) değerlerinin çarpımı birinci sıradaki BİST100 endeksi ile dördüncü sıradaki BITCOIN değişkenleri arasındaki volatilité yayılımını vermektedir. Her iki değişkenin katsayısı da istatistiksel olarak anlamlı olduğu için bu değişkenler arasında bir volatilité yayılımının mevcut olduğunu söylemek doğru olacaktır. Bu yayılım etkisini gösteren kovaryans grafiği ile de gösterilebilir (Şekil 2). Bu grafikte son dönemlerde değişkenler arasındaki yayılım artışı dikkat çekmektedir. Öte taraftan Tablo 3’te dikkat edilirse tek anlamsız değişken (8,8) biçiminde ifade edilen VIX endeksidir. Bu durum VIX endeksinin volatilité yayılımında pozitif bir katkı sunmadığı anlamına gelmektedir. Elde edilen bu bulgu, daha önce regresyon analizinden elde edilen bulgu ile de örtüşmektedir.

Tablo 3. BEKK-GARCH Sonuçları

	Katsayı	Std. H.	z-Stat	Prob.		Katsayı	Std. H.	z-Stat	Prob.
A1(1,1)	0.1170	0.0144	8.1302	0.0000	B1(1,1)	0.8576	0.0044	195.2667	0.0000
A1(2,2)	0.1137	0.0114	10.0027	0.0000	B1(2,2)	0.8610	0.0014	632.1700	0.0000
A1(3,3)	0.1519	0.0111	13.6823	0.0000	B1(3,3)	0.8227	0.0011	747.9336	0.0000
A1(4,4)	0.1255	0.0189	6.6402	0.0000	B1(4,4)	0.8491	0.0089	95.4045	0.0000
A1(5,5)	0.1383	0.0122	11.3343	0.0000	B1(5,5)	0.8363	0.0022	380.1464	0.0000
A1(6,6)	0.0925	0.0172	5.3779	0.0000	B1(6,6)	0.8821	0.0072	122.5139	0.0000
A1(7,7)	0.1155	0.0136	8.4926	0.0000	B1(7,7)	0.8591	0.0036	238.6389	0.0000
A1(8,8)	0.1476	0.1145	1.2886	0.2544	B1(8,8)	0.5548	0.3688	1.5043	0.3658



Şekil 2. BİST100-BITCOIN Arasındaki Yayılım Etkisi

Çalışmada kullanılan üçüncü yöntem ise DCC-GARCH analizidir. Bu analizden elde edilen bulgular aşağıda yer alan Tablo 4’te sunulmuştur. Tablo 4, Tablo 3’ten farklı olarak çarpma işlemleri yapılmış halde verilmiştir. Yani doğrudan ARCH ve GARCH katsayıları için kovaryans

deęerleri verilmiřtir. Dikkat edilirse Tablo 4’de yer alan tm deęiřkenler istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum analizde kullanılan tm deęiřkenler arasında yayılma etkisinin olduęuna iřaret etmektedir.

Tablo 4. DCC-GARCH Sonuları

	Katsayı	Std. H.	z-Stat	Prob.		Katsayı	Std. H.	z-Stat	Prob.
A1(1,1)	0.0742	0.0126	5.8981	0.0000	B1(1,1)	0.8071	0.0317	25.4848	0.0000
A1(1,2)	0.0805	0.0132	6.1128	0.0000	B1(1,2)	0.7990	0.0315	25.3348	0.0000
A1(1,3)	0.0958	0.0128	7.5033	0.0000	B1(1,3)	0.8024	0.0259	30.9836	0.0000
A1(1,4)	0.0997	0.0167	5.9707	0.0000	B1(1,4)	0.7761	0.0385	20.1434	0.0000
A1(1,5)	0.0921	0.0180	5.1182	0.0000	B1(1,5)	0.7875	0.0341	23.0615	0.0000
A1(1,6)	0.1615	0.0241	6.7051	0.0000	B1(1,6)	0.7064	0.0323	21.8937	0.0000
A1(1,7)	0.0954	0.0170	5.6029	0.0000	B1(1,7)	0.8316	0.0373	22.3095	0.0000
A1(1,8)	0.1316	0.0216	6.0864	0.0000	B1(1,8)	0.6809	0.0589	11.5517	0.0000
A1(2,2)	0.0873	0.0139	6.2662	0.0000	B1(2,2)	0.7909	0.0315	25.1040	0.0000
A1(2,3)	0.1040	0.0134	7.7385	0.0000	B1(2,3)	0.7943	0.0255	31.1022	0.0000
A1(2,4)	0.1082	0.0173	6.2656	0.0000	B1(2,4)	0.7682	0.0374	20.5580	0.0000
A1(2,5)	0.1000	0.0182	5.4934	0.0000	B1(2,5)	0.7795	0.0349	22.3405	0.0000
A1(2,6)	0.1752	0.0247	7.0971	0.0000	B1(2,6)	0.6992	0.0329	21.2515	0.0000
A1(2,7)	0.1035	0.0187	5.5191	0.0000	B1(2,7)	0.8232	0.0376	21.8811	0.0000
A1(2,8)	0.1427	0.0228	6.2584	0.0000	B1(2,8)	0.6740	0.0588	11.4684	0.0000
A1(3,3)	0.1238	0.0157	7.8749	0.0000	B1(3,3)	0.7977	0.0225	35.5256	0.0000
A1(3,4)	0.1288	0.0215	5.9999	0.0000	B1(3,4)	0.7715	0.0386	20.0069	0.0000
A1(3,5)	0.1190	0.0186	6.4017	0.0000	B1(3,5)	0.7828	0.0377	20.7904	0.0000
A1(3,6)	0.2086	0.0277	7.5237	0.0000	B1(3,6)	0.7022	0.0343	20.4518	0.0000
A1(3,7)	0.1232	0.0195	6.3304	0.0000	B1(3,7)	0.8267	0.0334	24.7569	0.0000
A1(3,8)	0.1699	0.0227	7.4837	0.0000	B1(3,8)	0.6769	0.0539	12.5698	0.0000
A1(4,4)	0.1339	0.0202	6.6353	0.0000	B1(4,4)	0.7462	0.0274	27.2389	0.0000
A1(4,5)	0.1238	0.0189	6.5373	0.0000	B1(4,5)	0.7572	0.0273	27.7603	0.0000
A1(4,6)	0.2169	0.0249	8.7187	0.0000	B1(4,6)	0.6792	0.0278	24.4250	0.0000
A1(4,7)	0.1281	0.0242	5.2902	0.0000	B1(4,7)	0.7996	0.0479	16.7001	0.0000
A1(4,8)	0.1767	0.0284	6.2216	0.0000	B1(4,8)	0.6547	0.0530	12.3438	0.0000
A1(5,5)	0.1144	0.0209	5.4690	0.0000	B1(5,5)	0.7683	0.0309	24.8492	0.0000
A1(5,6)	0.2005	0.0240	8.3490	0.0000	B1(5,6)	0.6891	0.0293	23.5558	0.0000
A1(5,7)	0.1184	0.0208	5.6956	0.0000	B1(5,7)	0.8113	0.0392	20.6755	0.0000
A1(5,8)	0.1634	0.0320	5.1008	0.0000	B1(5,8)	0.6643	0.0609	10.9046	0.0000
A1(6,6)	0.3514	0.0361	9.7315	0.0000	B1(6,6)	0.6182	0.0278	22.2047	0.0000
A1(6,7)	0.2075	0.0351	5.9152	0.0000	B1(6,7)	0.7277	0.0517	14.0845	0.0000
A1(6,8)	0.2863	0.0372	7.6976	0.0000	B1(6,8)	0.5959	0.0436	13.6597	0.0000
A1(7,7)	0.1225	0.0176	6.9687	0.0000	B1(7,7)	0.8567	0.0144	59.3188	0.0000
A1(7,8)	0.1691	0.0306	5.5189	0.0000	B1(7,8)	0.7015	0.0610	11.4927	0.0000
A1(8,8)	0.2333	0.0359	6.5056	0.0000	B1(8,8)	0.5745	0.0482	11.9256	0.0000

5. Sonu

Bu alıřmada  popler kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum ve Ripple), Borsa İstanbul endeksleri (BIST100, BIST30 ve XBANK), petrol fiyatı (WTI) ve korku endeksi (VIX) verileri kullanarak oynaklıklar arasındaki iliřki arařtırılmıřtır. Gerek regresyon analizinden gerek ok deęiřkenli BEKK-GARCH (1,1) modelinden ve gerekse de ok deęiřkenli DCC-GARCH(1,1) modelinden elde edilen sonular, kripto para birimi piyasasında karřılıklı baęımlılık iliřkisini doęrulayan bulguları ortaya koymaktadır. Ayrıca VIX endeksinden borsa endekslerine ynelik etki,  modelde de farklı tespit edilmiřtir. Birinci yntemde sadece BIST100 endeksine etki tespit edilmiř, dięer iki endekse etki bulunamamıřtır. BEKK-GARCH modelinde hibir endeks ile

volatilité yayılımı tespit edilememiş, DCC-GARCH modelinde ise tüm endekslere etki tespit edilmiştir. Bu farklılığın kaynağının, modellerin dinamik yapısının olabileceği düşünülmektedir. Diğer değişkenler arasındaki ilişkilerde ise tutarlı sonuçlar ve katsayılar elde edilmiştir. Diğer taraftan çalışmada elde edilen bulguların literatürdeki bulgular ile genel anlamda tutarlı olduğu gözlemlenmiştir. Örneğin Vardar ve Aydoğın (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışmada elde edilen Bitcoin ile Türkiye’deki finansal varlık sınıfları arasındaki volatilité yayılma etkisi bizim çalışmamızda da tespit edilmiştir. Dirican ve Canöz (2017) her ne kadar Bitcoin fiyatı ile borsa endeksleri arasındaki ilişkiyi eşbütünleşme üzerinden analiz etse de elde edilen sonuçların paralel olduğunu söylemek mümkündür.

Bu bulguların iktisadi sonuçlarına gelince, kripto para piyasasının Türkiye’deki borsa yatırımcıları tarafından yakından takip edildiği, bu piyasalarda başlayan bir volatilitenin borsa yatırımcılarının kararları üzerinde etkili olduğu, dolayısıyla borsa endekslerinin bu piyasalardaki gelişmelerden yakından etkilendiği gözlenmiştir. Bu ilişkinin önümüzdeki dönemlerde de devam etmesi olasıdır. Bu nedenle BIST’te yatırım gerçekleştiren kişilerin ellerinde tutmuş oldukları hisselerin olası getirilerini tahmin ederken kripto para piyasalarını da yakından izlemeleri gerektiğini söylemek yanlış olmayacaktır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Etik kurul izni ve/veya yasal/özel izin alınmasına gerek olmayan bu çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Araştırmacıların Katkı Oranı Beyanı

Yazar, makalenin tamamına yalnız kendisinin katkı sağlamış olduğunu beyan eder.

Araştırmacıların Çıkar Çatışması Beyanı

Bu çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Online Erişim

Kaynakça

- Agosto, A. and Cafferata, A. (2020). Financial bubbles: A study of co-explosivity in the cryptocurrency market. *Risks*, 8(2). <http://doi.org/10.3390/risks8020034>
- Akar, C. (2007). Volatilite modellerinin öngörü performansları: ARCH, GARCH ve SWARCH karşılaştırması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 8(2), 201-217. <https://dergipark.org.tr/pub/ifede>
- Akar, C. and Çiçek, S. (2016). "New" monetary policy instruments and exchange rate volatility. *Empirica*, 43(1), 141-165. <http://doi.org/10.1007/s10663-015-9298-y>
- Alkan, B. and Çiçek, S. (2020). Spillover effect in financial markets in Turkey. *Central Bank Review*, 20(2), 53-64. <http://doi.org/10.1016/j.cbrev.2020.02.003>
- Baba, Y., Engle, R.F., Kraft, D.F. and Kroner, K.F. (1990). *Multivariate simultaneous generalized ARCH*. San Diego: University of California.
- Baur, D.G. and Lucey, B.M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *Financial Review*, 45(2), 217-229. <http://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>
- Beckmann, J., Berger, T. and Czudaj, R. (2015). Does gold act as a hedge or a safe haven for stocks? A smooth transition approach. *Economic Modelling*, 48, 16-24. <http://doi.org/10.1016/j.econmod.2014.10.044>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouri, E., Shahzad, S.J.H., Roubaud, D., Kristoufek, L. and Lucey, B. (2020). Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: New insight through wavelet analysis. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 77, 156-164. <http://doi.org/10.1016/j.qref.2020.03.004>
- Chancharat, S. and Butda, J. (2021). Return and volatility linkages between bitcoin, gold price, and oil price: Evidence from diagonal BEKK-GARCH model. In W.A. Barnett and B.S. Sergi (Eds.), *Environmental, social, and governance perspectives on economic development in Asia* (pp. 69-81). Bingley: Emerald Publishing Limited.
- Charfeddine, L., Benlagha, N. and Maouchi, Y. (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling*, 85, 198-217. <http://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.05.016>
- Çiçek, S. (2013). Asymmetry and non-linearity in monetary policy of a small-open economy: Evidence from Taylor rule. *International Research Journal of Economics and Finance*, 107, 140-153. Retrieved from <http://www.internationalresearchjournaloffinanceandconomics.com/>
- Çiçek, S. and Akar, C. (2013). The asymmetry of inflation adjustment in Turkey. *Economic Modelling*, 31, 104-118. <http://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.11.026>
- Çiçek, S., Akar, C. ve Yücel, E. (2011). Türkiye'de enflasyon beklentilerinin çapalanması ve güvenilirlik. *İktisat İşletme ve Finans*, 26(304), 37-55. <http://doi.org/10.3848/iif.2011.304.3044>
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B. and Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28-34. <http://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
- Dirican, C. and Canoz, I. (2017). The cointegration relationship between bitcoin prices and major world stock indices: An analysis with ARDL model approach. *Journal of Economics Finance and Accounting*, 4(4), 377-392. <http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2017.748>
- Dyhrberg, A.H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar -A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <http://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Engle, R.F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007. <http://doi.org/10.2307/1912773>
-

- Fang, L., Bouri, E., Gupta, R. and Roubaud, D. (2019). Does global economic uncertainty matter for the volatility and hedging effectiveness of Bitcoin? *International Review of Financial Analysis*, 61, 29-36. <http://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.12.010>
- Gayaker, S., Ağaslan, E., Alkan, B. and Çiçek, S. (2021). The deterioration in credibility, destabilization of exchange rate and the rise in exchange rate pass-through in Turkey. *International Review of Economics and Finance*, 76, 571-587. <http://doi.org/10.1016/j.iref.2021.07.004>
- Giudici, P. and Pagnottoni, P. (2019). High frequency price change spillovers in bitcoin markets. *Risks*, 7(4), 111. <http://doi.org/10.3390/risks7040111>
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M.C. and Siering, M. (2014). *Bitcoin-asset or currency? Revealing users' hidden intentions. Revealing users' hidden intentions*. Paper presented at the 22nd European Conference on Information Systems. Tel Aviv, Israel. Retrieved from <https://aisel.aisnet.org/ecis2014/proceedings/track10/15/>
- Gronwald, M. (2019). Is bitcoin a commodity? On price jumps, demand shocks, and certainty of supply. *Journal of International Money and Finance*, 97, 86-92. <http://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.06.006>
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I. and Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437. <http://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.03.004>
- Gürsoy, S. and Tunçel, M.B. (2020). Kripto paralar ve finansal piyasalar arasındaki ilişkinin incelenmesi: Bitcoin ve seçili pay piyasaları arasında yapılmış nedensellik analizi (2010-2020). 3. *Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 55(4), 2126-2142. <http://doi.org/10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.20.10.1344>
- Henriques, I. and Sadorsky, P. (2018). Can bitcoin replace gold in an investment portfolio? *Journal of Risk and Financial Management*, 11(3), 48. <http://doi.org/10.3390/jrfm11030048>
- Hoang, L.T. and Baur, D.G. (2020). Forecasting bitcoin volatility: Evidence from the options market. *Journal of Futures Markets*, 40(10), 1584-1602. <http://doi.org/10.1002/fut.22144>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3-6. <http://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Kayral, İ.E. (2020). En yüksek piyasa değerine sahip üç kripto paranın volatilitelerinin tahmin edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168. <http://doi.org/10.14784/marufacd.688447>
- Klein, T., Thu, H.P. and Walther, T. (2018). Bitcoin is not the new gold -A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 59, 105-116. <http://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.07.010>
- Koçoğlu, Ş., Çevik, Y.E. ve Tanrıöven, C. (2016). Bitcoin piyasalarının etkinliği, likiditesi ve oynaklığı. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 8(2), 77-97. <http://doi.org/10.1022/jobr.2016.09.003>
- Korkmaz, Ö. (2018). The relationship between bitcoin, gold and foreign exchange returns: The case of Turkey. *Turkish Economic Review*, 5(4), 359-374. Retrieved from <http://kspjournals.org/index.php/TER/>
- Mensi, W., Rehman, M.U., Al-Yahyaee, K.H., Al-Jarrah, I.M.W. and Kang, S.H. (2019). Time frequency analysis of the commonalities between bitcoin and major cryptocurrencies: Portfolio risk management implications. *The North American Journal of Economics and Finance*, 48, 283-294. <http://doi.org/10.1016/j.najef.2019.02.013>
- Öget, E. ve Kanat, E. (2018). Bitcoin ile Türkiye ve G7 ülke borsaları arasındaki uzun ve kısa dönemli ilişkilerin incelenmesi. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (FESA)*, 3(3), 601-614. <http://doi.org/10.29106/fesa.422113>
- Selmi, R., Mensi, W., Hammoudeh, S. and Bouoiyour, J. (2018). Is bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold. *Energy Economics*, 74, 787-801. <http://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.07.007>
-

- Sivrikaya, A. (2020). The relationship between bitcoin trade volume and inflation uncertainty: Evidence from Turkey. *Third Sector Social Economic Review*, 55(4), 3037-3049. <http://doi.org/10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.20.12.1506>
- Symitsi, E. and Chalvatzis, K.J. (2019). The economic value of Bitcoin: A portfolio analysis of currencies, gold, oil and stocks. *Research in International Business and Finance*, 48, 97-110. <http://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.001>
- řahin, S. and Cicek, S. (2018). Interest rate pass-through in Turkey during the period of unconventional interest rate corridor. *Quantitative Finance and Economics*, 2(4), 837-859. <http://doi.org/10.3934/qfe.2018.4.837>
- Tiwari, A.K., Raheem, I.D. and Kang, S.H. (2019). Time-varying dynamic conditional correlation between stock and cryptocurrency markets using the copula-ADCC-EGARCH model. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 535, 122295. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122295>
- Tiwari, A.K. and Sahadudheen, I. (2015). Understanding the nexus between oil and gold. *Resources Policy*, 46, 85-91. <http://doi.org/10.1016/j.resourpol.2015.09.003>
- Urquhart, A. and Zhang, H. (2019). Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis. *International Review of Financial Analysis*, 63, 49-57. <http://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.02.009>
- Vardar, G. and Aydogan, B. (2019). Return and volatility spillovers between Bitcoin and other asset classes in Turkey: Evidence from VAR-BEKK-GARCH approach. *EuroMed Journal of Business*, 14(3). <https://doi.org/10.1108/EMJB-10-2018-0066>
- Wang, G.J., Xie, C., Wen, D. and Zhao, L. (2019). When bitcoin meets economic policy uncertainty (EPU): Measuring risk spillover effect from EPU to bitcoin. *Finance Research Letters*, 31, 489-497. <http://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.028>

Online

THE EFFECTS OF CRYPTO CURRENCY MARKET ON BORSA İSTANBUL INDICES

EXTENDED SUMMARY

The Aim of the Study

It has always been emphasized in various studies that the developments in the crypto money markets have a serious impact on the world stock markets. Due to these effects, the fluctuations in the world stock markets have increased, and it has become necessary for investors to follow these markets more closely and determine their strategies according to these developments.

It is extremely important to investigate whether the crypto money market is also effective on the Turkish economy. Although there are many studies in the literature that deal with this issue, it has been observed that these studies do not consider the externality and control variable problems much. For this reason, in this study, the spillover effect between various stock market indices (BIST100, BIST30 and XBANK) and crypto money markets (Bitcoin, Ethereum and Ripple) was analysed in a way that oil prices and fear index were determined as control variables. Analysis was performed by regression, BEKK-GARCH and DCC-GARCH methods to maintain sensitivity.

Literature

Although cryptocurrencies have been in our lives for a long time, it is still perceived as a mysterious financial tool and is not well understood by many financial market stakeholders. For this reason, detailed analyses of cryptocurrencies in terms of different financial aspects are required. Based on the studies in the literature, it is possible to reach the following two conclusions. First, cryptocurrencies have received considerable attention in most studies using GARCH family models. Second, the relationships between cryptocurrencies and traditional assets have begun to be studied in more detail, especially during the COVID-19 pandemic. Although there has been an increase in the number of studies, the existing literature does not have a common and clear finding on the volatility of cryptocurrencies. It also still lacks evidence of relationships between other cryptocurrencies and traditional asset classes.

Most studies examining volatility dynamics and correlations between cryptocurrencies and other assets are BEKK-GARCH, DCC-GARCH, or ADCC-GARCH models were used. Most of the studies have focused on Bitcoin as the leader of the cryptocurrency market. However, a number of new cryptocurrencies have emerged recently, and many of them are further developed on the basis of blockchain. However, few studies have focused on the spillover effect between cryptocurrencies and stock markets. The results generally showed a strong correlation of the cryptocurrencies and stock market returns. However, the relationships between cryptocurrencies and traditional financial assets are generally found to be negligible.

In addition to the studies on international markets, the number of studies on Turkey is not less. Vardar and Aydoğan (2019) examined the return and volatility spillover between Bitcoin and other traditional assets using the VAR-GARCH model and found evidence of the existence

of volatility spillover effects between Bitcoin and all financial asset classes except the US Dollar exchange rate. Koçođlu et al. (2016) examined the efficiency of Bitcoin markets and concluded that Bitcoin has no relationship with other assets. This finding indicates that Bitcoin is a good portfolio diversifier. Korkmaz (2018) also found that bubbles in the returns of gold, euro and dollar reduced the volatility of return of bitcoin. Then, it was shown that the dollar's, the euro's and gold's returns affected bitcoin's returns Öget and Kanat (2018) examined the relationship between Bitcoin price and stock markets in G7 countries and Turkey using the VECM model. The findings show that there is no long-term relationship between Bitcoin price and stock markets. In a similar study, Dirican and Canöz (2017) examined the relationship between Bitcoin price and large stock markets and found that there was cointegration between them. Sivrikaya (2020), on the other hand, examined the relationship between inflation uncertainty and Bitcoin trade volume, based on the fact that inflation uncertainty is one of the most important drivers of Bitcoin trade volume. Applying an exponential generalized autoregressive conditional heteroscedastic (EGARCH) modelling approach to the inflation series, the study estimated conditional variance to represent inflation uncertainty. Then, the study using nonlinear cointegration approach showed that Bitcoin trade volume is integrated with inflation uncertainty in Turkey.

This study analyzes the relationships between the Borsa İstanbul 100 index (BIST100), Borsa İstanbul 30 index (BIST30) and the banking sector index (XBANK) in Turkey, as well as the oil price and VIX index, of three cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum and Ripple), including Bitcoin. The study first estimated the spillover effect between cryptocurrencies and other assets. Next, dynamic conditional correlations between cryptocurrencies are estimated. Finally, dynamic conditional correlations between cryptocurrencies, stock market indices, oil yield and VIX index are examined. This study makes an important contribution to the literature as it explores the relationships between cryptocurrencies and financial assets, especially during the COVID-19 epidemic.

Methodology

A three-stage analysis was carried out in the study. In the first stage, simple regression, in the second stage, BEKK-GARCH, and in the third stage, the DCC-GARCH method was used. In Equation 2, SE stands for stock exchange, CC stands for crypto currency, OP stands for oil price and VE stands for fear index (VIX). By means of this equation, the effects of the conditional variances of cryptocurrencies on the conditional variances of stock indices are analysed in the models in which the oil price and fear index are the control variables. In the next stage of the study, the volatility spillover between stock indices, cryptocurrencies, oil price and VIX index was tried to be estimated by using the multivariate BEKK-GARCH model.

$$h_t^{SE} = \alpha_0 + \alpha_1 h_t^{CC} + \alpha_2 h_t^{OP} + \alpha_3 h_t^{VE} \quad (2)$$

The matrix representation of the BEKK-GARCH model can be written as in Equation 4.

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}'\varepsilon_{t-1}A + B'H_{t-1}B \quad (4)$$

The DCC-GARCH model presented by Engle (2002) was used to investigate whether there are time-varying volatility and correlations between the cryptocurrencies we used in the analysis and stock market indices. The DCC model is based on the hypothesis that the conditional returns

are normally distributed around the zero mean and the conditional covariance matrix. The DCC conditional variance model is expressed as in Equation 5;

$$H = D_t R_t D_t \quad (5)$$

Data and Findings

In this study, three cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum and Ripple), BIST stock market indices (BIST100, BIST30 and XBANK), oil price (WTI) and fear index (VIX) were used. The data was obtained from CBRT-EVDS, Bloomberg and investing.com and covers the period between 01/01/2014 and 31/12/2021 on a daily frequency basis. Closing prices are considered in the data. Returns are the log returns for each variable.

It was stated that three different analyses would be performed in the study. The first of these is the finding that is tried to be obtained through Equation 2. Using the volatility values obtained by the GARCH(1,1) method for each variable, the effects of cryptocurrencies, oil prices and fear index on 3 stock market indices in Turkey were analysed. The obtained findings are shown in Table 2 and it is possible to interpret these findings as follows. The volatility of all three cryptocurrencies is effective on the volatility of BIST100, BIST30 and XBANK, and this effect is positive. Coefficient and t statistics values are very close to each other. This means that all three indices are affected in a similar way by the 3 cryptocurrencies. Likewise, oil prices positively affect all three stock market indices. The only difference obtained from the models is related to the fear index. The volatility of the VIX index only affects the volatility of the BIST100 index and has no effect on BIST30 and XBANK. This shows that the banking sector has taken measures by considering the developments in the fear index, but the real sector has a lower degree of attention in this regard.

The values obtained from the BEKK-GARCH model are presented in Table 3. There are 8 variables in the model. These are BIST100, BIST30, XBANK, BITCOIN, ETHERUM, RIPPLE, OIL PRICE and VIX variables, respectively. The value (1,1) in the table represents the BIST100 variable in the first row, and the value (8,8) represents the VIX variable in the last row. The left side of the table gives the values in the A matrix (ARCH values) in Equation 4, and the right side gives the values in the B matrix (GARCH values). Multiplication of these coefficients with each other gives the covariance coefficients. For example, the product of A(1,1) and A(4,4) values gives the volatility spillover between the BIST100 index in the first row and the BITCOIN variables in the fourth row. Since the coefficients of both variables are statistically significant, it would be correct to say that there is a volatility spillover between these variables. This can also be illustrated by the covariance plot showing the effect of dispersion (Figure 2). In this graph, the increase in the spillover between the variables in the last period draws attention. On the other hand, if you pay attention in Table 3, the only meaningless variable is the VIX index, which is expressed as (8,8). This means that the VIX index does not make a positive contribution to the volatility spillover. This finding we obtained is also in line with the finding we obtained from the regression analysis before.

The third method used in our study is DCC-GARCH analysis. The findings obtained from this analysis are presented in Table 3 below. Unlike Table 2, Table 3 is given with multiplication operations. That is, the covariance values are given directly for the ARCH and GARCH

coefficients. Notice that all the variables in the Table are statistically significant. This indicates that there is a spillover effect among all the variables we used in the analysis.

Conclusion

In this study, we investigated the relationship between volatility using data from three popular cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum and Ripple), Borsa Istanbul indices (BIST100, BIST30 and XBANK), oil price (WTI) and fear index (VIX). The results obtained from both the regression analysis, the multivariate BEKK-GARCH (1,1) model and the multivariate DCC-GARCH(1,1) model have presented us with the findings confirming the interdependence relationship in the cryptocurrency market. Interestingly, the effect from the VIX index to the stock market indices was different in all three models. In the first method, only the BIST100 index was affected, and no effect was found on the other two indices. In the BEKK-GARCH model, volatility spillover could not be detected with any indices, while in the DCC-GARCH model, effects were detected on all indices. In the examination made to determine the possible reason for this difference, it was observed that the source of the difference was the dynamic structure of the models. Consistent results and coefficients were obtained in the relations between other variables.

As for the economic results of these findings, it has been observed that the crypto money market is closely followed by the stock market investors in Turkey, that a volatility that started in these markets has an effect on the decisions of the stock market investors, so stock market indices are closely affected by the developments in these markets. It is possible that this relationship will continue in the coming periods. For this reason, it would not be wrong to say that people who invest in BIST should closely monitor the crypto money markets while estimating the possible returns of the shares they hold.

Online