

## COVID-19 PANDEMİ SÜRECİNDE TWİTTER YORUMLARI İLE ALTCOIN KRİPTO PARA PİYASASI ARASINDAKİ NEDENSELLİĞİN DUYGU ANALİZİ İLE İNCELENMESİ: RİPPLİ ÖRNEĞİ

Utku ERDİNÇ \* Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA \* 

### ÖZET

*Covid-19 pandemisinin dünya genelinde sağlık, eğitim gibi alanlarda olduğu gibi ekonomi alanındaki etkisi de oldukça büyüktür. Salgınla mücadele kapsamında uygulanan kapanma süreçleri ve çalışma saatlerindeki değişiklikler, bireylerin ekonomik durumlarında bozulmalara yol açmıştır. Bunun bir sonucu olarak, sosyal medyanın da etkisiyle çeşitli yatırım araçlarına gösterilen ilgi artmıştır. Bu yatırım araçlarından birisi de, kripto paralar olmuştur. Çalışmada, Twitter kullanıcılarının Ripple hakkında paylaştıkları Türkçe tweetler (40959 tweet) ile Ripple'ın gün sonu fiyatı arasındaki nedensellik, Covid-19 pandemi sürecinde duygu analizi ve nedensellik testiyle incelenmiştir. Duygu analizi sonucunda elde edilen duygu skorları ile aynı tarihlerdeki Ripple'a ait gün sonu kapanış fiyatları değişkenlerinin aynı düzeylerde durağan olmamalarından dolayı Toda-Yamamoto nedensellik testi uygulanmış ve tek yönlü bir nedensellik bulunmuştur. Analizler sonucunda #xrp etiketi ile paylaşılan Türkçe tweetlerin, Ripple'ın fiyatları üzerinde etkili olduğu, başka bir ifade ile önemli bir tahmin gücüne sahip olduğu istatistiksel olarak ortaya konmuş; ancak fiyatların Türkçe Twitter yorumlarını etkilediğine dair yeterli bir kanıt bulunamamıştır.*

**Anahtar Kelimeler:** Duygu Analizi, Kripto Para, Nedensellik, Twitter, Toda-Yamamoto Testi.

**JEL Kodları:** C12, C32, C55

## INVESTIGATION OF THE CAUSALITY BETWEEN TWITTER COMMENTS AND ALTCOIN CRYPTOCURRENCY MARKET BY SENTIMENT ANALYSIS DURING THE COVID-19 PANDEMIC: RIPPLE EXAMPLE

### ABSTRACT

*The impact of the Covid-19 pandemic on the economy, like health and education, is also quite large worldwide. The quarantines and changes in working hours implemented within the scope of the fight against the pandemic and led to deterioration in the economic situation of individuals. Along with these deteriorations, the interest in various investment instruments has increased with the effect of social*

\* Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Ankara/ Türkiye, E-mail: [utkuerdinc1998@gmail.com](mailto:utkuerdinc1998@gmail.com)

\* Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Ankara/ Türkiye, E-mail: [nurbanubursa@hacettepe.edu.tr](mailto:nurbanubursa@hacettepe.edu.tr)

#### **Makale Geçmişi/Article History**

Başvuru Tarihi / Date of Application : 6 Eylül / September 2021

Düzeltilme Tarihi / Revision Date : 30 Ekim / October 2021

Kabul Tarihi / Acceptance Date : 15 Aralık / December 2021

*media. One of these investment tools is cryptocurrencies. In this context, the causality between Twitter users' Turkish tweets (40959 tweets) about Ripple and Ripple's end-of-day closing price was examined by sentiment analysis and causality test during the Covid-19 pandemic era. Variables, which the sentiment scores obtained as a result of sentiment analysis and the end-of-day closing price of Ripple on the same dates, were not stationary at the same levels. Therefore the Toda-Yamamoto causality test was applied and a one-way causality was found. As a result of the analysis, it was statistically revealed that Turkish tweets shared with the #xrp hashtag had an effect and predictive power on Ripple's prices, however, there was not enough evidence that prices affect Turkish Twitter comments.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, Cryptocurrency, Causality, Twitter, Toda-Yamamoto Test.*

**JEL Codes:** *C12, C32, C55*

## 1. GİRİŞ

Kağıt paranın 17.yy'da basılmaya başlanması ve aynı dönemlerde bankacılık sektörünün de temellerinin atılmasıyla birlikte tüm dünya ekonomisinde bir değişim süreci başlamıştır (Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası [TCMB], 2018). Bu değişim, 1900'lü yıllara gelindiğinde ilk önce itibari paraların, ardından emtia paraların yatırım aracı haline gelmesi şeklinde devam etmiştir (Çarkacıoğlu, 2016). Son 60 yılda ise kredi kartlarının ve POS (Point of Sale) cihazlarının ortaya çıkmasıyla birlikte bu değişim daha da hızlanmış ve ekonomide adeta dijitalleşme çağına girilmiştir.

Dijitalleşen ekonomide, gelişen teknolojiye paralel bir şekilde her geçen gün daha farklı, daha karmaşık yatırım araçları yaratılmaya ve kullanılmaya başlanmıştır. Bu bağlamda, en yeni yatırım araçlarından biri de kripto paralar olmuştur. Kripto paraların ilk ortaya çıkış amacı her ne kadar dijital para ve ödeme sistemi olarak kullanılmak olsa da, günümüzde ekonomik açıdan bir yatırım varlığı olarak kabul edilmeye ve birçok yatırımcının portföyünde bulunmaya başlamışlardır (Bursa, 2018).

Kripto paralar arasında ilk piyasaya çıkan ve şu anda hala içlerinde en popüler olanı, Bitcoin'dir. Bitcoin (BTC), merkezi otoritesi olmayan eşler arası ödeme ağıdır ve her bir işlemin kaydını tutan blok zincir teknolojisini kullanmaktadır (Nakamoto, 2008). Bitcoin'in 2009 yılında ortaya çıkmasının ardından sırasıyla Litecoin (LTC-2011), Ripple (XRP-2012), Dogecoin (DOGE-2013) gibi kripto paralar piyasaya çıkmıştır. Günümüzde ise var olan kripto paraların toplam sayısı yaklaşık 6 bine ulaşmıştır (Statista, 2021).

Bitcoin dışındaki diğer tüm kripto paralar anlamına gelen altcoinlerin içerisinde, piyasa değeri 2021 yılı itibarıyla en büyük olan Ethereum (ETH-2015)'dur. Günümüzde, kripto paraların alım satım işlemlerinin gerçekleştirildiği, merkezi ya da merkezi olmayan toplam borsaların sayısı ise 300'den fazladır (Coinmarketcap, 2021). Kripto paraların merkeziyetsiz sanal paralar olmalarına karşın, yer aldıkları borsaların içerisinde en çok tercih edilenlerinin merkezi borsalar oldukları görülmektedir. Özellikle piyasaya yeni çıkan kripto paraların popüler merkezi borsalarda listelenmeye başlamaları,

çoğu zaman güvenilirliklerini artırdığı için dolaylı olarak fiyatlarının da artmasına neden olmaktadır. Kripto paraların fiyatlarını, listelenmeye başladıkları borsalar dışında etkileyen farklı etkenler de mevcuttur. Bunlardan birkaçı:

- döviz kurlarındaki değişimler, emtia paralarındaki fiyat değişimleri, piyasadaki arzlar ve ekonomik politika belirsizliği gibi yatırımcıları kaygılandıran ekonomik gelişmeler (Yen ve Cheng, 2021),

- bazı ülkelerin kripto paraları fazla riskli görmeleri ve bir değer karşılıkları olmadığı gerekçesiyle ödemelerin kripto paralar ile yapılmasını yasaklamaları ve yine bazı ülkelerde yasak uygulaması bulunmamasına rağmen caydırıcı vergilendirme uygulamalarının başlaması gibi devlet düzenlemeleri (Shanaev vd., 2019)

şeklindedir.

Son dönemde, davranışsal ekonomide yer alan, duyguların bireysel davranışları ve karar vermeyi etkilediği görüşünden hareketle yukarıdaki nedenlerin yanı sıra sosyal medya platformlarında yapılan paylaşımların da kripto para fiyatlarını etkileyen nedenlerden biri olarak ele alındığı sıkça görülmektedir (Akerlof ve Shiller, 2009). Zira sosyal medya, geçmişe kıyasla bilgi paylaşım hızını ve şeklini günümüzde tamamen değiştirmiştir. Özellikle finans açısından bilgiye hızlı ve düşük maliyet ile kolay erişim, sosyal medyanın yatırımcıların kararları üzerindeki etkisini artırmıştır. Bu yeni gerçek, ekonomi literatüründe (bkz. Bollen, Mao ve Zeng, 2011; Zhang, Fuehres ve Gloor, 2011; Si vd., 2013; Nofer ve Hinz, 2015; Pagolu vd., 2016; Nisar ve Yeung, 2018; Guo ve Li, 2019; Nti vd., 2020) sosyal medya paylaşımlarının varlık fiyatları üzerindeki etkisinin incelendiği çalışmaları da beraberinde getirmiştir.

Kripto para piyasasındaki fiyat dalgalanmalarının herhangi bir kurumsal düzenleme yerine yatırımcıların algı ve fikirlerine bağlı olması sebebiyle, sosyal medya ile kripto paralar arasındaki ilişkinin incelenmesi çok daha önem kazanmaktadır. Özellikle ticaretin, günün yalnızca sınırlı zaman dilimlerinde açık olduğu sermaye piyasalarının aksine kripto para piyasasında 24 saat açık olması; kripto para piyasalarını, yatırımcıların sosyal medya paylaşımlarının etkileriyle oluşturdukları tepkilerini en iyi yansıttıkları piyasalardan biri haline getirmektedir (Günay, 2019). Bu bağlamda, literatürde sosyal medya ve kripto para ilişkileri ile ilgili olan çalışmalar son dönemde popülerlik kazanmıştır. İlgili çalışmalar incelendiğinde, büyük bir bölümünün dijital varlık alanında lider kripto para birimi olan Bitcoin hakkında olduğu görülmektedir (bkz. Stenqvist ve Lönnö, 2017; Shen, Urquhart ve Wang, 2018; Pant vd. 2018; Polat ve Akbıyık, 2019; Philippas vd., 2019; Groß-Klußmann vd., 2019; Çılıgın vd. 2020; Gao, Huang ve Wang, 2021). Bu çalışma ise altcoinler arasında en çok işlem gören kripto paralardan biri olan ve literatürde sosyal medya ile ilişkisi genellikle diğer kripto paralar ile birlikte daha az ele

alınan (bkz. Aste 2019; Kraaijeveld ve de Smedt, 2020; Wolk, 2020; Naeem, Mbarki ve Shahzad; 2021) Ripple'<sup>1</sup> yani xrp'yi konu edinmektedir.

Çalışma kapsamında, Twitter kullanıcılarının #xrp etiketi ile Türkçe olarak yayınladıkları paylaşımların Ripple fiyatları için önemli bir tahmin edici olup olmadığı, başka bir deyişle aralarında herhangi bir nedensellik ilişkisinin bulunup bulunmadığı ve Ripple piyasası için sadece Türkçe tweetleri takip etmenin yeterli olup olmadığı Covid-19 pandemi süreci özelinde incelenmiştir. Çalışmada, incelenen sürecin başlangıcı olarak özellikle Covid-19 hastalığının tüm dünyada pandemi olarak ilan edildiği 11 Mart 2020 tarihi baz alınmıştır. Çünkü, pandemi döneminde pek çok yatırımcının çalıştıkları sektörler olumsuz olarak etkilenmiş ve bazıları da işten çıkarılmak zorunda kalmışlardır. Bu nedenle yatırımcıların çoğu, zararlarını giderebilme umudu ile gün içerisinde büyük fiyat dalgalanmalarının yaşandığı kripto para piyasasını bir kazanç fırsatı olarak görerek bu dönemde kripto paralara gösterdikleri ilgiyi daha da artırmışlardır. Ancak dünyadaki pek çok sektör ve birey için oldukça belirsiz bir sürecin başlangıcı olan pandemide yatırımcılar; kapanma kararları, uçuş yasakları, vaka ve ölüm sayılarının artması, aşı haberleri ve yeni varyantların ortaya çıkması gibi her saat başı değişen gündem ile normal dönemlere göre çok daha fazla duygusal davranarak düşüşlerde daha panik, yükselişlerde ise daha cesur alış-satış işlemleri gerçekleştirmiştir. Bu süreçte de, yatırımcıların bahsi geçen finansal duyarlılıklarını en iyi yansıttıkları sosyal medya platformlarından biri Twitter olmuştur. Bu nedenle çalışmada, tweet adı verilen ve 280 karakter limitine sahip kısa mesajlar şeklinde paylaşılan Twitter gönderilerinin kullanımı tercih edilmiştir.

Çalışmanın bir sonraki yöntem kısmında, analizlerde kullanılan metin madenciliği yöntemlerinden biri olan duygu analizi ile nedensellik testlerinden biri olan Toda-Yamamoto nedensellik testi hakkında bilgiler verilmiştir. Sonrasında, uygulama ve bulgular kısmında verilerin elde edilme ve ön işleme aşamalarından, duygu analizi ve nedensellik testinin sonuçlarından bahsedilmiştir. Son olarak sonuç bölümünde ise çalışmanın genel bir değerlendirmesi yapılmıştır.

## 2. YÖNTEM

Bu bölümde, çalışmada kullanılan yöntemler hakkında genel bilgiler verilmiştir. Öncelikle Twitter'dan elde edilen verilerin işlenmesi aşamasında kullanılan metin madenciliği yöntemlerinden duygu analizi, tweetler ile xrp fiyatları arasındaki ilişkinin incelenmesi aşamasında kullanılan nedensellik analizi ve bu analizin uygulanabilmesi için gerekli varsayım kontrolleri ele alınmıştır.

### 2.1. Metin Madenciliği

Metin madenciliği (text mining), doğal dil metinlerinden anlamlı bilgiler elde etmeye çalışan keşifsel bir analiz yöntemidir. Veri madenciliğinin bir alt alanı olarak görülen metin madenciliğinin veri

---

<sup>1</sup> Esasında Ripple, xrp kripto para biriminin arkasındaki şirketin ve ağın ismi olsa da, yatırımcılar tarafından Ripple ismi ile kastedilen de çoğu zaman xrp kripto para birimi olmaktadır. Bu yüzden çalışma boyunca da Ripple ismi ile kastedilen xrp kripto para birimi olacaktır.

madenciliğinden en önemli farkı; word, pdf, txt dosyaları gibi belgeler içerisinde bulunan yapısal olmayan verileri kullanabilmesidir. Veri madenciliğinde ise metin madenciliğinin aksine satır ve sütun olarak gösterilebilen değişken bazlı yapısal veriler kullanılmaktadır (Witten, 2005). Özellikle son yıllarda sosyal medyanın hızlı gelişimiyle birlikte sosyal medya analizlerinden dolandırıcılık tespitine kadar pek çok alanda kullanımı artan metin madenciliği; sosyal medya paylaşımları, e-postalar, internet siteleri gibi kaynaklardaki verilerin işlenmesinde kullanılmaktadır (Ceyhan vd., 2018).

Metin madenciliği süreci, öncelikle çeşitli kaynaklardan belgelerin koleksiyonu ile başlar. Ardından ön işleme aşamasına geçilerek belgeler, biçim ve karakter açısından incelenir ve yapısal halde bulunmayan verinin yapısal hale getirilmesi sağlanır. Ön işleme aşamasında; metnin kelimelere ayrılması, metinden noktalama işaretlerinin, internet bağlantılarının, simgelerin temizlenmesi ve metin içerisindeki edat, bağlaç gibi durak kelimelerin çıkarılması adımları gerçekleştirilir. Ön işleme aşamasından sonra analiz aşamasına geçilir. Makine öğrenmesine dayalı yöntemler ya da sözlük tabanlı yöntemler gibi çeşitli yöntemlerin kullanılmasıyla metinden yüksek kalitede bilginin elde edilmesinin ardından süreç sonlanır (Gaikwad, Chaugule ve Patil, 2014; Kızılkaya, 2018).

## **2.2. Duygu Analizi**

Metin madenciliğinin alt alanı olan duygu analizi (sentiment analysis), bir metnin herhangi bir konu, ürün, birey ya da hizmet için belirtmek istediği duyguyu keşfetmeyi amaçlar. Bu amaçla metinleri işler ve duygu skorlarına göre metinlere pozitif, negatif ya da nötr şeklinde duygu atamaları yapar (Liu, 2012; Seker, 2016). Duygu analizi ile bu atamalar; amaca yönelik olarak doküman, cümle ya da özellik tabanlı olmak üzere üç farklı düzey için gerçekleştirilebilir.

Doküman düzeyli duygu analizinde, metin bir bütün olarak incelenir ve baskın durumdaki duyguya göre pozitif, negatif ya da nötr olarak sınıflandırılır. Cümle düzeyli duygu analizinde, metinde yer alan tüm cümleler ayrı ayrı ele alınarak duygularına göre sınıflandırılır. Özellik tabanlı duygu analizinde ise daha ayrıntılı bir çıkarım ile duyguların hangi durum ya da özellikler için belirtildiği bilgisi de elde edilir (Boudad vd., 2017).

Duygu analizinde metinlerin işlenmesi sırasında genellikle makine öğrenmesine dayalı yapay sinir ağlarından, destek vektör makinelerinden, karar ağaçlarından, rasgele ormanlardan yararlandığı gibi duygu terimleri sözlüğünü kullanan sözlük tabanlı yöntemlerden de yararlanılmaktadır. Ayrıca son zamanlarda her iki yöntemin birleşimi olan hibrit yöntemlerin kullanımı da tercih edilmektedir.

## **2.3. Birim Kök Testleri**

Kronolojik sırayla elde edilen verilere sahip değişkenlere zaman serisi, serinin belirli bir dönem boyunca yukarıya ya da aşağıya doğru hareketine ise trend adı verilmektedir. Eğer bir seri trende sahip ise bu serinin ortalaması zamana bağımlı olur ve serinin gözlemleri arasında da bir ilişki ortaya çıkar. Dolayısıyla elde edilen son gözlem bir önceki ya da daha önceki gözlemlerden etkilenir hale gelir. Bu

da serinin gecikmeleri arasındaki ilişkilerin önemli olduğunu yani serinin durağan olmadığını gösterir. İlgilenilen bir serinin durağan olup olmadığını tespitini yapmak için kullanılan testlere, birim kök testleri denilmektedir (Kadılar ve Çekim, 2020). Bir zaman serisinin tutarlı olabilmesi için durağan olması, yani ortalama ve varyansının sabit olması gerekir. Durağanlığın tespitinde yaygın olarak kullanılan birim kök testleri, Augmented Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) testleridir. Augmented Dickey-Fuller testi, Dickey-Fuller (DF) testinin hatalar arasında otokorelasyon sorununun olduğu durumlar için güncellenmesi ile geliştirilmiştir. PP testi ise ADF testinin parametrik olmayan bir halidir ve otokorelasyon problemini gözlem kaybı olmadan çözer. Her iki test de zaman serilerinin durağanlığının incelenmesi aşamasında modelin sabit terimsiz, sadece sabit terimli ve hem sabit terimli hem de trendli olduğu durumları göz önünde bulundurur (Koç, 2015; Konaklı, 2020).

#### 2.4. Nedensellik Testleri

Değişkenler arası bağımlılıkların incelenmesi, zaman serileri arasında nedensel keşiflerin yapılabilmesi için önem arz etmektedir. Her ne kadar korelasyon analizi ve karşılıklı bilgi miktarı gibi ölçüler çoğu zaman bağımlılıkların ortaya çıkarılmasında kullanılsa da, bu ölçüler simetrik oldukları için yeterli bilgiyi sağlama konusunda eksik kalmaktadırlar. Bu nedenle, değişkenler arasındaki simetrik olmayan bağımlılıkların da incelenmesi amacıyla nedensellik testlerinin kullanımı ön plana çıkmaktadır (Hmamouche, 2020). Nedensellik testleri, iki farklı zaman serisi incelendiğinde birinin, diğerinin nedeni olup olmadığını belirlemek amacıyla uygulanan testlerdir. Analizdeki bir serinin geçmiş verileri, diğer serinin gelecekte alabileceği değerleri etkiliyor ise “Etkileyen değişken, etkilenen değişkenin nedenidir.” denir. Nedenselliğin ortaya çıkarılmasında en yaygın kullanılan test, Granger nedensellik testidir (Kitapçı, 2018). Granger nedensellik testi, zaman serilerinin birim köklerinin olmadığı yani durağan oldukları durumlarda uygulanabilen bir testtir. Eğer test, bir veya iki serinin de durağan olmadığı durumlarda uygulanır ise sahte nedensellikler ortaya çıkmakta, geçersiz sonuçlar elde edilmektedir (Engle ve Granger, 1987). Ancak bilindiği üzere seriler her zaman durağan olmayabilir ya da farklı gecikmelerde durağan hale gelebilirler. Böyle durumlar için bu çalışmada da kullanılan ve durağanlık önkoşulu bulunmayan Toda-Yamamoto nedensellik testi geliştirilmiştir (Toda ve Yamamoto, 1995; Dolado ve Lütkepohl, 1996; Gürsoy, 2020). Test;  $d_{max}$ , serilerin maksimum bütünleşme derecesini ve  $k$ , Akaike ya da Schwarz gibi bilgi kriterlerine göre belirlenmiş uygun gecikme sayısını göstermek üzere Eşitlik 1 ve 2’deki gecikmesi artırılmış VAR (Vector Auto Regressive) modeline dayanmaktadır.

$$Y_t = \mu_0 + \sum_{i=1}^k \beta_{1i} Y_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \beta_{2j} Y_{t-j} + \sum_{i=1}^k \theta_{1i} X_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \theta_{2j} X_{t-j} + \varepsilon_{1t} \quad (1)$$

$$X_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^k \delta_{1i} X_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \delta_{2j} X_{t-j} + \sum_{i=1}^k \gamma_{1i} Y_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \gamma_{2j} Y_{t-j} + \varepsilon_{2t} \quad (2)$$

Toda-Yamamoto testi, serilerin birim köklü ya da eşbütünlük olup olmadıklarını dikkate almaksızın  $k + d_{max}$  serbestlik dereceli ki-kare dağılım gösteren düzenlenmiş Wald test istatistiği ile nedensellik araştırması yapmakta ve Eşitlik 1 için  $H_0: \forall_i \theta_{1i}=0$  (X, Y'nin nedeni değildir), Eşitlik 2 için de  $H_0: \forall_i \gamma_{1i}=0$  (Y, X'in nedeni değildir) yokluk hipotezlerini test etmektedir. Yokluk hipotezlerinden sadece birinin reddedilmesi tek yönlü nedensellik olduğunun, her ikisinin de reddedilmesi ise çift yönlü nedensellik olduğunun bir göstergesidir (Toda ve Yamamoto, 1995; Koç, 2015; Dritsaki, 2017).

### 3. UYGULAMA ve BULGULAR

Çalışmada iki adet değişken kullanılmıştır. Bunlar, Ripple hakkında Twitter ortamında paylaşılan Türkçe tweetler ve Ripple'a ait gün sonu kapanış fiyat verileridir. Tweetlerin elde edilmesinde ScrapeHero, Ripple'a ait gün sonu kapanış fiyat verilerinin elde edilmesinde ise Investing adreslerinden yararlanılmıştır (scrapehero.com, 2021; tr.investing.com, 2021). #xrp etiketi ile 11 Mart 2020 ile 29 Nisan 2021 tarihleri arasında paylaşılan 40959 adet Türkçe tweete ulaşılmıştır. Bu tweetlerden bazıları Tablo 1'de örneklendirilmiştir. Ayrıca Ripple fiyat grafiği de Şekil 1'de sunulmuştur.

**Tablo 1. Verisetinden Bazı Tweet Örnekleri**

| Etiket | İçerik  |
|--------|---|
| #xrp   | <ul style="list-style-type: none"><li>● Haydi uçuşa #ripple #xrp</li><li>● #xrp düşüşlerine devam ediyor</li><li>● Ripple #xrp fiyat analizi: Yükseliş ivmesi kazandı, önemli seviyeler neler?</li><li>● #xrp 1 dolara ne zaman ulaşır?</li><li>● #xrp belirlediğimiz güçlü destek bölgesinin altında iğneler attıysa da hiç kapanış yapmadı. Umarım burayı değerlendiren olmuştur, düşen trend belirtileri diye belirtmişim #ripple</li><li>● Neredeyse aylar öncesinde #xrp #ripple ile ilgili bir teorim vardı. Eski takipçilerim biliyor. Sanırım gerçekleşmesine az kaldı. Gerçekleşince bırakın Türkiye'yi, dünyada ilk bilen ben olacağım. Daha kimsenin aklına gelmemiştir o teori.</li><li>● #xrp 0.508 destek seviyesi aşağı kırılmadığı sürece 0,601 direnç seviyesini yukarı kırarak 0,741 seviyesini hedef yapabilir. #ripple #btc #doge</li><li>● #ripple Türklerden başka alan yok, hiç yabancı tweet yok, sanki milli coinimiz #xrp</li><li>● #ripple yeterince sıkıştı, yukarı yönlü patlama hazırdır #xrp</li></ul> |





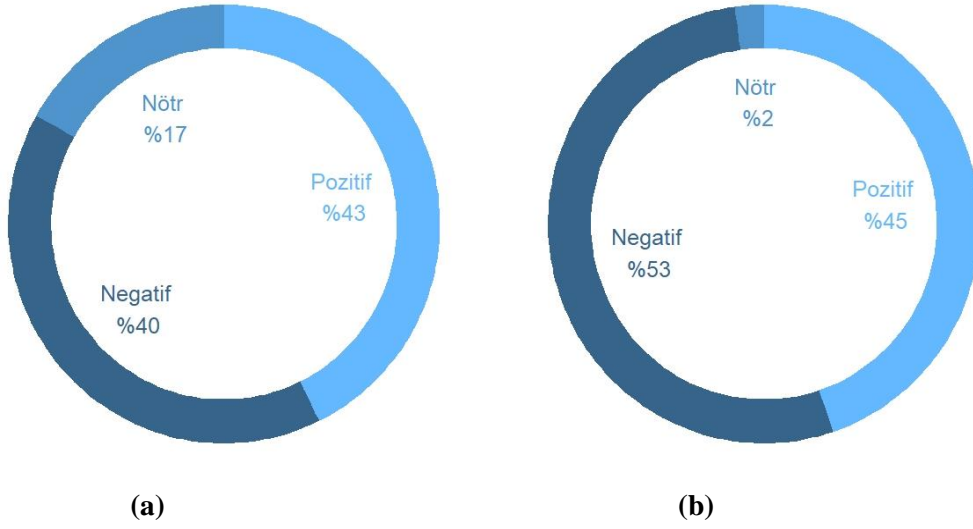
setinde yer alan kelimeleri, kelimelerin frekanslarıyla doğru orantılı olacak şekilde boyutlandırarak rasgele düzende ekrana yazdıran bir görseldir.

Şekil 2 incelendiğinde, tweetlerde en çok geçen ilk üç kelimenin “ripple”, “xrp” ve “bitcoin” kelimeleri olduğu görülmektedir. Bununla birlikte tweetlerde sıkça kripto para isimlerinin kısaltmaları (ripple, ethereum, bitcoin, vb.) ile bunların borsadaki listeleme isimlerinin (xrp, eth, btc vb.) ve piyasada bulunan popüler borsa isimlerinin (binance, btcturk vb.) yer aldığı görülmektedir.

### **3.2. Duygu Skorlarının Belirlenmesi ve Korelasyon İncelemesi**

Çalışma kapsamında, veri setinde yer alan tweetlerin önceden belirlenmiş kategorilere atanarak herhangi bir sınıflandırma modelinin performansının değerlendirilmesi amaçlanmadığı, sadece tweetlerin içerdikleri duygunun yönü keşfedilmeye çalışıldığı için sözlük tabanlı yöntem ile duygu analizinin kullanımı tercih edilmiştir. Bu amaçla; Sağlam, Genç ve Sever tarafından 2019 yılında yayımlanan ve yaklaşık 49 bin Türkçe kelimededen oluşan SWNeTR++ Türkçe sözlüğü kullanılmıştır. Sözlükte, bir belge ya da kelimenin duygu skoru belirlenirken kullanılacak kutup (polarity) ve ton (tone) değerleri bulunmaktadır. Kutup, pozitif duyguyu temsil eden +1, negatif duyguyu temsil eden -1 ya da nötr duyguyu temsil eden 0 değeridir. Ton ise duygunun gücü hakkında bilgi sağlayan ve -1 ile +1 arasında sürekli değerler alan daha ayrıntılı bir değerdir. Çalışmada, öncelikle sözlük yardımı ile tweetlerdeki kelimelerin kutup değerleri için -1, 0 ya da +1 ataması yapılmış ardından bu değerler toplanarak her tweet için bir duygu skoru oluşturulmuştur. Oluşturulan duygu skorları günler bazında toplanarak, her güne ait tek bir skor elde edilmiştir. Ardından bu skorların görselleştirilmesi yapılmıştır. Şekil 3’teki ilk grafik (a), ilgilenilen zaman aralığında paylaşılan tüm tweetler içerisinde pozitif, negatif ve nötr olanların oranını göstermektedir. İkinci grafik (b) ise elde edilen duygu skorlarının her bir gün için toplanmasının ardından çalışmanın tarih aralığı içerisinde yer alan 415 gün içerisinde pozitif, negatif ve nötr olarak kodlanan günlerin oranını göstermektedir. Her tweet için duygu skorları incelendiğinde (a), 38045 adet tweetten %43’ünün pozitif, %40’ının negatif ve %17’sinin ise nötr olduğu görülmektedir. İkinci grafiğe göre (b) ise ilgilenilen zaman aralığındaki günlerin %45’inin pozitif, %53’ünün negatif ve %2’sinin nötr tweetlerden oluştuğu görülmektedir. Bunların yanı sıra elde edilen günlük duygu skoru değerleri ile Ripple gün sonu kapanış fiyatları arasındaki doğrusal ilişki, veri setinin normal dağılım göstermemesi nedeniyle Spearman korelasyon katsayısı ile de araştırılmıştır. Negatif, pozitif ve nötr olarak sınıflandırılan tüm günlerdeki duygu skorları ile Ripple gün sonu kapanış fiyatları arasında %21’lik, sadece negatif günlerdeki duygu skorları ile Ripple gün sonu kapanış fiyatları arasında %28’lik ve son olarak da sadece pozitif günlerdeki duygu skorları ile Ripple gün sonu kapanış fiyatları arasında %51’lik bir ilişki olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu açıdan değerlendirildiğinde, pozitif günlerdeki ilişki katsayısının negatif günlerdeki ilişki katsayısının yaklaşık iki kat daha fazla olması dikkat çekicidir.

### Şekil 3. Xrp Etiketli ile Paylaşılan Tweetlerin Duygu Skorları Oranları



### 3.3. Durağanlık İncelemesi

Çalışmanın bundan sonraki kısımları EViews 10 programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tablolarda yer alan fiyat değişkeni Ripple'a ait kapanış fiyatlarını, skor değişkeni ise Ripple için elde edilen duygu skorlarını ifade etmektedir. Öncelikle bu iki serinin durağan olup olmadıklarının kontrolü için Phillips-Perron ve Augmented Dickey-Fuller birim kök testleri uygulanmıştır. Bu testlere ilişkin çıktılar Tablo 2 ve Tablo 3'te sunulmuştur.

**Tablo 2. Phillips-Perron Testinin Sonuçları**

| <b>Phillips-Perron Testi</b>          |               |              |             |
|---------------------------------------|---------------|--------------|-------------|
|                                       | <b>Düzye</b>  | <b>Fiyat</b> | <b>Skor</b> |
| <b>Sabit terim varken</b>             | t-istatistiği | -0,167       | -18,190     |
|                                       | p-değeri      | 0,939        | 0,000       |
| <b>Sabit terim &amp; Trend varken</b> | t-istatistiği | -1,653       | -18,241     |
|                                       | p-değeri      | 0,769        | 0,000       |
| <b>Sabit terim &amp; Trend yokken</b> | t-istatistiği | 0,829        | -18,386     |
|                                       | p-değeri      | 0,890        | 0,000       |
| <b>Birinci Farklar</b>                |               |              |             |
|                                       | <b>Düzye</b>  | <b>Fiyat</b> | <b>Skor</b> |
| <b>Sabit terim varken</b>             | t-istatistiği | -22,520      | -162,590    |
|                                       | p-değeri      | <0,001       | <0,001      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend varken</b> | t-istatistiği | -22,599      | -168,897    |
|                                       | p-değeri      | <0,001       | <0,001      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend yokken</b> | t-istatistiği | -22,470      | -165,439    |
|                                       | p-değeri      | <0,001       | <0,001      |

**Tablo 3. Augmented Dickey-Fuller Testinin Sonuçları**

| <b>Augmented Dickey–Fuller Testi</b>  |               |              |             |
|---------------------------------------|---------------|--------------|-------------|
| <b>Sabit terim varken</b>             | <b>Düzy</b>   | <b>Fiyat</b> | <b>Skor</b> |
|                                       | t-istatistiđi | 1,495        | -2,636      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend varken</b> | p-deđeri      | 0,999        | 0,086       |
|                                       | t-istatistiđi | 0,164        | -3,683      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend yokken</b> | p-deđeri      | 0,997        | 0,024       |
|                                       | t-istatistiđi | 2,163        | -2,613      |
|                                       | p-deđeri      | 0,993        | 0,008       |
| <b>Birinci Farklar</b>                |               |              |             |
| <b>Sabit terim varken</b>             | <b>Fiyat</b>  | <b>Skor</b>  |             |
|                                       | t-istatistiđi | -5,607       | -8,514      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend varken</b> | p-deđeri      | <0,001       | <0,001      |
|                                       | t-istatistiđi | -7,748       | -8,547      |
| <b>Sabit terim &amp; Trend yokken</b> | p-deđeri      | <0,001       | <0,001      |
|                                       | t-istatistiđi | -5,444       | -8,516      |
|                                       | p-deđeri      | <0,001       | <0,001      |

Her iki testte de ilgilenilen yokluk hipotezi “H<sub>0</sub>: Seri durađan deđildir” şeklindedir. Tablo 2’de serilerin orijinal düzeylerine bakıldıđında skor deđiřkeni için yokluk hipotezinin reddedildiđi (p<0,05), fiyat deđiřkeni için ise reddedilemediđi (p>0,05) %95 güven düzeyinde söylenebilmektedir. Ancak serilerin birinci farkları alındıktan sonra her iki seri de durađan gözükmemektedir. Tablo 3’teki ADF testinin sonucu da PP’ye benzer şekilde her iki serinin birinci farkları alındıktan sonra durađan olduklarını göstermektedir. Serilerin aynı düzeyde durađan olmamaları sebebiyle çalışmada Granger nedensellik testi yerine Toda-Yamamoto nedensellik testinin kullanımı tercih edilmiştir.

### 3.4. Uygun Gecikme Sayısının Belirlenmesi

Nedensellik testinde kullanılacak Eřitlik 3 ve Eřitlik 4’te yer alan gecikmeli VAR modelleri için en uygun *k* gecikme sayısının belirlenmesi amacıyla farklı gecikmeler ile oluşturulan modellerin performansları, bilgi kriterleri ile deđerlendirilmiştir. Çalışmada kullanılan bilgi kriterleri sırasıyla; FPE (final prediction error), AIC (Akaike information criterion), SC (Schwarz criterion) ve HQ (Hannan-Quinn) bilgi kriterleridir. Bu bilgi kriterlerinin aldıkları deđerler düřtükçe model performansı arttıđı için en düşük bilgi kriterine sahip model, en iyi model olarak seçilmektedir. Tablo 4’te bilgi kriterlerinin en düşük deđerleri yıldız (\*) ile işaretlenmiştir. Tablo 4 incelendiđinde, çođu bilgi kriterine ve LR (likelihood-ratio) deđerine göre, en iyi performansı 13. gecikmenin verdiđi belirlenmiş ve bu model üzerinden VAR modelinin varsayım kontrollerine devam edilmiştir.

$$Fiyat_t = \mu_0 + \sum_{i=1}^k \beta_{1i} Fiyat_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \beta_{2j} Fiyat_{t-j} + \sum_{i=1}^k \theta_{1i} Skor_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \theta_{2j} Skor_{t-j} + \varepsilon_{1t} \quad (3)$$

$$Skor_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^k \delta_{1i} Skor_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \delta_{2j} Skor_{t-j} + \sum_{i=1}^k \gamma_{1i} Fiyat_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{k+d_{max}} \gamma_{2j} Fiyat_{t-j} + \varepsilon_{2t} \quad (4)$$

**Tablo 4. Gecikmelere Göre Bilgi Kriterleri**

| Gecikme | LogL      | LR       | FPE     | AIC    | SC     | HQ     |
|---------|-----------|----------|---------|--------|--------|--------|
| 0       | -2318,666 | -        | 354,194 | 11,545 | 11,565 | 11,553 |
| 1       | -1634,432 | 1358,255 | 12,008  | 8,161  | 8,221  | 8,184  |
| 2       | -1619,190 | 30,105   | 11,355  | 8,105  | 8,204* | 8,144  |
| 3       | -1614,815 | 8,597    | 11,334  | 8,103  | 8,242  | 8,158  |
| 4       | -1597,858 | 33,154   | 10,626  | 8,039  | 8,218  | 8,109  |
| 5       | -1591,595 | 12,222   | 10,506  | 8,027  | 8,246  | 8,114  |
| 6       | -1581,425 | 19,643   | 10,190  | 7,997  | 8,255  | 8,099  |
| 7       | -1574,029 | 14,240   | 10,019  | 7,980  | 8,278  | 8,098  |
| 8       | -1570,558 | 6,648    | 10,046  | 7,982  | 8,320  | 8,116  |
| 9       | -1562,301 | 15,733   | 9,836   | 7,961  | 8,339  | 8,111  |
| 10      | -1552,200 | 19,145   | 9,542   | 7,931  | 8,348  | 8,096  |
| 11      | -1541,265 | 20,618   | 9,219   | 7,896  | 8,354  | 8,077  |
| 12      | -1532,038 | 17,305   | 8,983   | 7,870  | 8,367  | 8,067* |
| 13      | -1525,525 | 12,151*  | 8,872*  | 7,858* | 8,395  | 8,070  |

### 3.5. Otokorelasyon ve Değişen Varyanslılık Varsayımlarının İncelenmesi

Belirlenen VAR modelinde otokorelasyon problemi olup olmadığını tespit etmek amacıyla Tablo 5'te, "H<sub>0</sub>: Hatalar arasında ilişki yoktur." şeklindeki yokluk hipotezi incelenmiştir. Tablo 5'e göre p-değeri 0,289 olarak elde edildiği için (p>0,05) yokluk hipotezinin reddedilemeyeceğine karar verilmiştir. Bu nedenle %5 yanılma payı ile kurulan modelde otokorelasyon sorununun bulunmadığı söylenebilir.

**Tablo 5. Otokorelasyon Varsayımının Kontrolü**

| Gecikme | LM test istatistiği | p-değeri |
|---------|---------------------|----------|
| 1       | 2,519               | 0,641    |
| 2       | 4,602               | 0,330    |
| 3       | 9,372               | 0,052    |
| 4       | 9,562               | 0,048    |
| 5       | 1,618               | 0,805    |
| 6       | 1,889               | 0,756    |
| 7       | 2,110               | 0,715    |
| 8       | 6,384               | 0,172    |
| 9       | 10,270              | 0,036    |
| 10      | 3,413               | 0,491    |
| 11      | 15,107              | 0,004    |
| 12      | 7,305               | 0,120    |
| 13      | 4,978               | 0,289    |

Ayrıca modelde değişen varyanslılık problemi olup olmadığını incelenmesi için "H<sub>0</sub>: Değişen varyanslılık yoktur." şeklindeki yokluk hipotezi incelenmiş ve bu hipotez, Tablo 6'nın sonucuna göre reddedilememiştir (p>0,05). Bu sebeple, %5 yanılma payı ile kurulan modelde değişen varyanslılık sorununun olmadığı sonucuna varılmıştır.

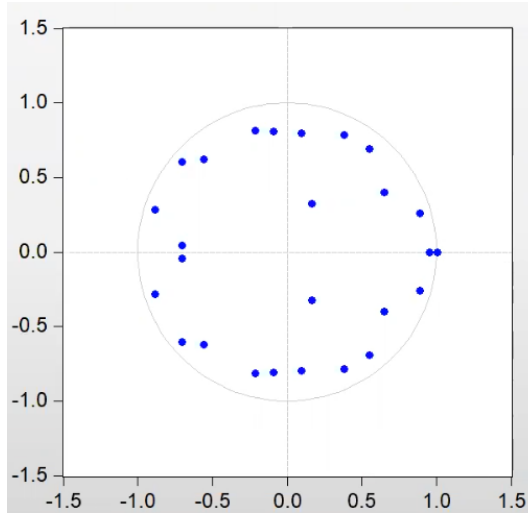
**Tablo 6. Değişen Varyanslılık Varsayımının Kontrolü**

| Ki-kare istatistiği | Serbestlik derecesi | p-değeri |
|---------------------|---------------------|----------|
| 1205,695            | 1131                | 0,060    |

### 3.6. Kararlılık İncelemesi

Son olarak, kurulan VAR modelinin geçerli olabilmesi için model sonuçlarının kararlılık koşullarını sağlayıp sağlamadığını incelemek amacıyla AR karakteristik polinomunun ters kökleri birim çember üzerine yerleştirilmiş ve Şekil 4 elde edilmiştir. Tüm karakteristik kökler, birim çember içerisinde kaldığı için kurulan modelin kararlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

**Şekil 4: AR Karakteristik Polinomlarının Ters Köklerinin Grafiği**



Genel olarak yapılan bütün incelemeler birlikte değerlendirildiğinde, modelin tüm varsayımları sağladığı görülmüş ve nedensellik analizinin gerçekleştirilmesi uygun bulunmuştur.

### 3.7. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi

Tablo 7'ye göre “ $H_0$ : Ripple ile ilgili Twitter yorumlarına bağlı olarak geliştirilen duygu skoru, Ripple’in gün sonu kapanış fiyatlarının nedeni değildir.” şeklinde kurulan yokluk hipotezi reddedilmiştir ( $p < 0,05$ ). %5 yanılma payı ile Twitter yorumlarının Ripple’in gün sonu fiyatlarını etkilediği söylenebilmektedir. Tam tersi yönlü bir nedenselliğin var olup olmadığının incelenmesi için ise ikinci bir test yapılmıştır. Tablo 8'e göre “ $H_0$ : Ripple’in gün sonu kapanış fiyatları, Ripple ile ilgili Twitter yorumlarına bağlı olarak geliştirilen duygu skorunun nedeni değildir.” şeklinde kurulan yokluk hipotezi ise reddedilememiştir ( $p > 0,05$ ). %5 yanılma payı ile Ripple’in gün sonu kapanış fiyatlarının Twitter'daki duygu skorlarının nedeni olmadığı sonucuna varılmıştır.

**Tablo 7. Düzenlenmiş WALD Testi Sonuçları**

| <b>Wald Testi</b>          |                            |                 |
|----------------------------|----------------------------|-----------------|
| <b>Ki-kare istatistiđi</b> | <b>Serbestlik derecesi</b> | <b>p-deđeri</b> |
| 55,621                     | 11                         | <0,001          |

**Tablo 8. Düzenlenmiş WALD Testi Sonuçları**

| <b>Wald Testi</b>          |                            |                 |
|----------------------------|----------------------------|-----------------|
| <b>Ki-kare istatistiđi</b> | <b>Serbestlik derecesi</b> | <b>p-deđeri</b> |
| 18,261                     | 11                         | 0,075           |

#### 4. SONUÇ ve ÖNERİLER

Kripto paralar; pandeminin de etkisiyle yatırımcı sayılarının hızla artması, içlerinden bazılarının piyasa değerlerinin dünya devi şirketlerle yarışmaya başlaması ve kurumsal şirketlerin de kripto para yatırımlarına başlamasıyla birlikte son dönemde oldukça popüler hale gelmiştir. Bu popüleriyle birlikte yatırımcı olmayan çoğu kişi tarafından bile konuşmaya başlanan kripto paralar, sosyal medyada da çok sık gündeme gelmeye başlamış, kripto paralarla ilgili paylaşım yapan hesaplar gittikçe daha fazla takipçi kazanmıştır. Bunun bir sonucu olarak davranışsal ekonomi kapsamında, yatırımcıların kripto paralara karşı alacakları alış ya da satış pozisyonlarının sosyal medya paylaşımlarından etkilendiđi yönünde hipotezler ortaya atılmıştır. Çalışma kapsamında da bu yönde ortaya konan hipotezlerin geçerliliđi, altcoinlerden biri olan ve işlem hacmi olarak en yüksek kripto paraların içerisinde yer alan Ripple için araştırılmıştır. Özellikle, kripto para piyasasının merkeziyetsiz olması sebebiyle herhangi bir kurumsal düzenlemesinin yapılmadığı ve bu nedenle de sadece yatırımcıların görüşleri ile şekillendiđi düşünöldüğünde, çalışma aracılığı ile Ripple'ın fiyatı üzerinde etkili olabilecek faktörlerden birinin ortaya çıkarılması ve fikir birliğine varılması ayrıca önem kazanmaktadır. Bu bağlamda, Ripple fiyatları üzerinde Türkçe Twitter yorumlarının etkili olup olmadığı sorusuna cevap aranmaya çalışılmıştır.

Çalışma kapsamında öncelikle, sosyal medya platformlarından yalnızca Twitter ele alınarak #xrp etiketiyle paylaşılan Türkçe tweetler üzerinden duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Duygu analizi sonucunda elde edilen duygu skorları ile aynı tarihlerde Ripple'a ait kapanış fiyatları arasında Spearman korelasyon katsayısı kullanılarak tüm günler için %21'lik, sadece negatif günler için %28'lik ve sadece pozitif günler için de %51'lik istatistiksel olarak anlamlı ve doğrusal ilişkiler elde edilmiştir. Elde edilen korelasyon miktarları incelendiđinde özellikle nötr duygu skorlarının genel korelasyonu düşürdüğü ve pozitif günlerde fiyatlara karşı duyarlılığın daha fazla, negatif günlerde ise daha az olduđu görölmektedir. Ayrıca, ilgili literatür incelendiđinde Pant vd., (2018) tarafından kripto para fiyatları için, Ranco vd., (2015) tarafından hisse senedi fiyatları için gerçekleştirilmiş duygu analizi çalışmalarında da

benzer miktarda korelasyonlar elde edildiği görülmüştür. Ancak; yöntem bölümünde de bahsedildiği gibi korelasyon analizinin sadece doğrusal ve simetrik ilişkileri ortaya çıkarması, diğer bağımlılıklar konusunda yetersiz kalması sebebiyle, korelasyon incelemesinin ardından duygu skorları ile fiyat değerlerine ayrıca nedensellik testi uygulanmıştır. Birim kök testleri sonucunda, ilgilenilen değişkenlerin aynı düzeylerde durağan olmamasından dolayı Toda-Yamamoto nedensellik testi kullanılmıştır. Nedensellik testine geçmeden önce ise bilgi kriterleri incelenerek 13 gecikmeli VAR modelinin en iyi model olduğuna karar verilmiştir. Ardından otokorelasyon, değişen varyanslılık ve kararlılık kontrolleri yapılarak tüm varsayımların istatistiksel olarak sağlandığı sonucuna varılmıştır. Son olarak Toda-Yamamoto nedensellik testi uygulanarak tek yönlü bir nedensellik elde edilmiş ve Ripple'a ait duygu skorlarının, fiyatların nedeni olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Başka bir ifadeyle, #xrp etiketi ile paylaşılan Türkçe tweetlerin, Ripple'ın fiyatları üzerinde etkisi olduğu istatistiksel olarak ortaya konmuştur. Bu durum aynı zamanda, Twitter yorumlarının Ripple fiyatları üzerinde önemli bir tahmin gücüne sahip olduğunun, bu bağlamda tweetlerin Ripple için fiyat tahmini çalışmalarında mutlaka göz önünde bulundurulması gereken yeni bir bağımsız değişken olduğunun da göstergesidir. Ayrıca, Twitter'da Ripple etiketini takip eden ancak İngilizce bilmeyen Türk yatırımcılar için sadece Türkçe tweetleri takip etmelerinin Ripple ile ilgili piyasaya dair güncel durumu yakalamaları açısından gayet yeterli olduğu da görülmüştür. Bu durumun oluşmasında Türkçe paylaşım yapan pek çok ekonomi hesabının İngilizce yayımlanan hesaplardaki haberleri Türkçe'ye çevirerek paylaşım yapmasının da etkili olduğu düşünülmektedir. Çalışma kapsamında fiyatların Türkçe Twitter yorumlarını etkilediğine dair ise yeterince bir kanıt bulunamamıştır. Bu durumun oluşmasında ise veriye ulaşamamasından dolayı günlük ortalama fiyat değişkeni yerine gün sonu fiyatlarının dikkate alınmasının etkili olduğu düşünülmektedir. Çünkü bilindiği üzere kripto para piyasası gün içerisinde yüksek dalgalanmalar sergilemekte ve yatırımcılar da çoğu zaman 24 saat boyunca işlem yapabildikleri için ertesi günü beklemeden anında tepki gösterebilmektedirler.

Çalışmanın en önemli kısıtlarından biri, duygu sınıflandırmasının yapıldığı herhangi bir Türkçe finansal sözlük bulunmaması sebebiyle analizlerde normal Türkçe sözlüğün kullanılmasıdır. Bu durumun yan etkisi olarak tweetlerde yer alan bazı finansal terimlerin yanlış duygu skorları ile etiketlenmiş olabileceği düşünülmektedir. Diğer bir kısıt ise, uygulama bölümünde gerekçelendirilmiş olmasına rağmen tweetlerde yer alan emojilerin veri ön işleme aşamasında çıkartılmasıdır. Bu durum sonucunda sadece emojilerden oluşan bazı tweetler değerlendirilemeyerek veri sayısı düşmüştür.

Konuyla ilgili gelecek çalışmalarda, Covid-19 dönemi haricinde daha farklı zaman dilimleri, farklı piyasalar ve finansal varlıklar (örneğin hisse senetleri) göz önünde bulundurulabileceği gibi, Twitter'ın yanı sıra diğer sosyal medya platformlarının, forum tartışmalarının ve web haberlerinin de dahil edildiği daha kapsamlı çalışmaların da gerçekleştirilmesi mümkündür. Ayrıca finansal varlıklar için uygulanacak tahmin modellerinde, teknik göstergelerle birlikte sosyal medya yorumlarının da birlikte ele alındığı yeni modellerin geliştirilmesi de söz konusudur.

## KAYNAKÇA

- Akerlof, G. ve Shiller, R. (2009) “Animal Spirits: How Human Psychology Drives the Economy and Why It Matters for Global Capitalism”, Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Aste, T. (2019) “Cryptocurrency Market Structure: Connecting Emotions and Economics”, Digital Finance, 1: 5-21.
- Bollen, J., Mao, H. ve Zeng, X. (2011) “Twitter Mood Predicts the Stock Market”, Journal of Computational Science, 2(1): 1-8.
- Boudad, N., Faizi, R., Rachid, O. H. ve Chiheb, R. (2017) “Sentiment Analysis in Arabic: A Review of the Literature”, Ain Shams Engineering Journal, 9(4): 2479-2490.
- Bursa, N. (2019) “Visualization of Relationships Between Conventional Investment Instruments and Cryptocurrencies”, Cryptocurrencies in all Aspects, Peter Lang, Berlin.
- Ceyhan, K., Kurtulmaz, E., Sert, O. C. ve Ozyer, T. (2018) “Bitcoin Movement Prediction with Text”, 26th IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference, 1–4.
- Coinmarketcap (2021) <https://coinmarketcap.com/>, (05.04.2021).
- Çarkacıođlu, A. (2016) “Kripto-Para Bitcoin”, Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Dairesi Araştırma Raporu.
- Çılđın, C. (2020) “Metin Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ile Bitcoin Fiyatları ve Sosyal Medyadaki Beklentilerin Analizi”, 4(1): 106–126.
- Dolado, J.J. ve Lütkepohl, H. (1996) “Making Wald Tests Work for Cointegrated VAR Systems”, Econometric Reviews, 15(4): 369-386.
- Dritsaki, C. (2017) “Toda-Yamamoto Causality Test between Inflation and Nominal Interest Rates: Evidence from Three Countries of Europe”, International Journal of Economics and Financial Issues, 7(6): 120.
- Engle, R ve Granger, C.W.J. (1987) “Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing”, Econometrica, 55(2): 251-276.
- Hmamouche, Y. (2020) "NlinTS: An R Package for Causality Detection in Time Series", The R Journal, 12(1): 21-31.
- Gaikwad, S.V., Chaugule, A. ve Patil, P. (2014) “Text Mining Methods and Techniques”, International Journal of Computer Applications, 85(17): 42-45.
- Gao, X., Huang, W., ve Wang, H. (2021) “Financial Twitter Sentiment on Bitcoin Return and High-Frequency Volatility”, Virtual Economics, 4(1): 7-18.



- Groß-Klußmann, A., König, S., ve Ebner, M. (2019) “Buzzwords Build Momentum: Global Financial Twitter Sentiment and the Aggregate Stock Market”, *Expert Systems with Applications*, 136(1): 171-186.
- Günay, S. (2019) “Impact of Public Information Arrivals on Cryptocurrency Market: A Case of Twitter Posts on Ripple”, *East Asian Economic Review*, 23(2): 149-168.
- Guo, X. ve Li, J. (2019) “A Novel Twitter Sentiment Analysis Model with Baseline Correlation for Financial Market Prediction with Improved Efficiency”, *Sixth International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS), IEEE*: 472-477.
- Gürsoy, S. (2020) “Koronavirüs Bilinirliğinin Uluslararası Risk (Volatilite) Endeksleri Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi, Toda-Yamamoto Nedensellik Uygulaması”, *Journal of Business in The Digital Age*, 3(2): 84–93.
- Investing Türkiye (2021) <https://tr.investing.com/crypto/xrp/historical-data>, (30.04.2021).
- Kadılar, C. ve Çekim, H.Ö. (2020) “Spss ve R Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş”, Seçkin Yayıncılık.
- Kejriwal, M., Wang, Q, Li, H. ve Wang, L. (2021) “An Emprical Study of Emoji Usage on Twitter in Linguistic and National Contexts”, *Online Social Networks and Media*, 24(100149): 1-23.
- Kızılkaya, Y. M. (2018) “Duygu Analizi ve Sosyal Medya Alanında Uygulama”, Doktora Tezi, Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bursa.
- Kitapçı, İ. (2018) “İktisat Sosyolojisi: İktisadi Davranışlara Sosyolojik Bir Bakış”, *Uluslararası Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 4(3): 23–41.
- Konaklı, D.N. (2020) “Birim Kök Testlerinin Makroekonomik Değişkenler Üzerine Uygulamaları”, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana.
- Koç, Ö. (2015) “Türkiye’de Doğrudan Yabancı Yatırımlar ile İhracat ve İthalat Arasındaki Nedensellik”, Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Trabzon.
- Kraaijeveld, O. ve De Smedt, J. (2020). “The Predictive Power of Public Twitter Sentiment for Forecasting Cryptocurrency Prices”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188.
- Liu, B. (2012) “Sentiment Analysis and Opinion Mining”, Toronto: Morgan & Claypool Publishers.
- Naeem, M. A., Mbarki, I. ve Shahzad, S. J. H. (2021) “Predictive Role of Online Investor Sentiment for Cryptocurrency Market: Evidence from Happiness and Fears”, *International Review of Economics & Finance*, 73, 496-514.

- Nakamoto, S. (2008) "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System", Decentralized Business Review, 21260.
- Nisar, T.M., ve Yeung, M. (2018) "Twitter as a Tool for Forecasting Stock Market Movements: A Short-window Event Study", The Journal of Finance and Data Science, 4(2): 101-119.
- Nofer, M. ve Hinz, O. (2015) "Using Twitter to Predict the Stock Market", Business & Information Systems Engineering, 57(4): 229-242.
- Nti, I. K., Adekoya, A.F. ve Weyori, B.A. (2020) "Predicting Stock Market Price Movement Using Sentiment Analysis: Evidence From Ghana", Applied Computer Systems, 25(1): 33-42.
- Pant, R.D, Neupane, P., Podel, A., Pokhrel, A. ve Lama, B.K. (2018) "Recurrent Neural Network Based Bitcoin Price Prediction by Twitter Sentiment Analysis", 3rd International Conference on Computing, Communication and Security, 128-133, Nepal.
- Pagolu, V. S., Reddy, K. N., Panda, G. ve Majhi, B. (2016) "Sentiment Analysis of Twitter Data for Predicting Stock Market Movements", International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPEs), IEEE: 1345-1350.
- Philippas, D., Rjiba, H., Guesmi, K. ve Goutte, S. (2019) "Media Attention and Bitcoin Prices", Finance Research Letters, 30: 37-43.
- Polat, M. ve Akbiyik, A. (2019) "Sosyal Medya ve Yatırım Araçlarının Değeri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Bitcoin Örneği", Akademik İncelemeler Dergisi, 14(1): 443-462.
- Sağlam, F., Genç, B. ve Sever, H. (2019) "Extending a Sentiment Lexicon with Synonym-Antonym Datasets: SWNetTR++", Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 27: 1806-1820.
- Seker, S.E. (2016) "Duygu Analizi (Sentimental Analysis)", Yönetim Bilişim Sistemleri Ansiklopedi, 3(3): 21-35.
- Shanaev, S., Sharma, S., Ghimire, B. ve Shuraeva, A. (2020) "Taming the Blockchain Beast? Regulatory Implications for the Cryptocurrency Market", Research International Business and Finance, 51(101080).
- Shen, D., Urquhart, A. ve Wang, P. (2019) "Does Twitter Predict Bitcoin?", Economics Letters, 174: 118-122.
- Si, J., Mukherjee, A., Liu, B., Li, Q., Li, H. ve Deng, X. (2013) "Exploiting Topic Based Twitter Sentiment for Stock Prediction", Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2: 24-29.

- Statista Research Department (2021) “Number of Cryptocurrencies Worldwide from 2013 to July 2021”, statista: <https://www.statista.com/statistics/863917/number-crypto-coins-tokens//>, (01.08.2021).
- Stenqvist, E. ve Lönnö, J. (2017) “Predicting Bitcoin Price Fluctuation with Twitter Sentiment Analysis”, Degree Project, KTH Royal Institute of Technology, İsviçre.
- Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası [TCMB] (2018) “Kâğıt Paranın Tarihçesi”, <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/d189b219-fe71-40bf-9754-6a5f7d0a65eb/KagitParaTarihce.pdf?MOD=AJPERES&CVID=>, (21.06.2021).
- Toda, H. Y. ve Yamamoto, T. (1995) “Statistical Inference in Vector Autoregressions with Possibly Integrated Processes”, *Journal of Econometrics*, 66(1-2): 225-250.
- ScrapeHero, Web Scraping Services based in the USA (2018) <https://www.scrapehero.com/>, (30.04.2021).
- Wołk, K. (2020) “Advanced Social Media Sentiment Analysis for Short-term Cryptocurrency Price Prediction”. *Expert Systems*, 37(2), e12493.
- Witten, I.H. (2005) “Text Mining”, *Practical Handbook of Internet Computing*, 14(1): 1-23.
- Yen, K. ve Cheng, H. (2021) “Economic Policy Uncertainty and Cryptocurrency Volatility”, *Financial Research Letters*, 38(101428).
- Zhang, X., Fuehres, H. ve Gloor, P. A (2012) “Predicting Asset Value through Twitter Buzz”, *Advances in Intelligent and Soft Computing*, 113: 23-34.

| <b>KATKI ORANI /<br/>CONTRIBUTION RATE</b>                            | <b>AÇIKLAMA /<br/>EXPLANATION</b>  | <b>KATKIDA<br/>BULUNANLAR /<br/>CONTRIBUTORS</b> |
|---|--|--|
| Fikir veya Kavram / <i>Idea<br/>or Notion</i>                         | Araştırma hipotezini veya<br>fikrini oluşturmak / <i>Form the<br/>research hypothesis or idea</i>  | Utku ERDİNÇ<br>Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA       |
| Tasarım / <i>Design</i>   | Yöntemi, ölçeği ve deseni<br>tasarlamak / <i>Designing<br/>method, scale and pattern</i>   | Utku ERDİNÇ<br>Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA       |
| Veri Toplama ve İşleme /<br><i>Data Collecting and<br/>Processing</i> | Verileri toplamak,<br>düzenlenmek ve raporlamak /<br><i>Collecting, organizing and<br/>reporting data</i>  | Utku ERDİNÇ<br>Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA       |
| Tartışma ve Yorum /<br><i>Discussion and<br/>Interpretation</i>       | Bulguların<br>değerlendirilmesinde ve<br>sonuçlandırılmasında<br>sorumluluk almak / <i>Taking<br/>responsibility in evaluating<br/>and finalizing the findings</i> | Utku ERDİNÇ<br>Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA       |
| Literatür Taraması /<br><i>Literature Review</i>                      | Çalışma için gerekli literatürü<br>taramak / <i>Review the literature<br/>required for the study</i>   | Utku ERDİNÇ<br>Arş. Gör. Dr. Nurbanu BURSA       |

---

**Hakem Değerlendirmesi:** Dış bağımsız.

**Çıkar Çatışması:** Yazarlar çıkar çatışması bildirmemiştir.

**Finansal Destek:** Yazarlar bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

**Teşekkür:** -

**Peer-review:** Externally peer-reviewed.

**Conflict of Interest:** The authors have no conflict of interest to declare.

**Grant Support:** The authors declared that this study has received no financial support.

**Acknowledgement:** -

---