



## Sosyal Medyadaki İletilerin Kripto Para Fiyatları Üzerindeki Etkisi: Twitter Örneđi

Noor Mohammad RASHIDI<sup>1, a</sup>  
Doç. Dr. Çađatay ORÇUN<sup>2, b, ✉</sup>

<sup>1</sup>Dokuz Eylül Üniversitesi, İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, İzmir, Türkiye

<sup>2</sup>Dokuz Eylül Üniversitesi, İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, İzmir, Türkiye

<sup>a</sup>ORCID: 0000-0001-5718-120X

<sup>b</sup>ORCID: 0000-0001-7413-6099

✉ Sorumlu Yazar: [cagatay.orcun@deu.edu.tr](mailto:cagatay.orcun@deu.edu.tr)

Geliş tarihi: 15/01/2024

Kabul tarihi: 14/05/2024

**Özet:** Sosyal medya, günümüzde milyarlarca insanın bağlantı kurduđu ve bilgi alışverişı yaptıđı bir platform haline gelmiştir. Özellikle kripto para birimleri, sosyal medya platformlarında büyük bir ilgi görmektedir. Kripto paraların volatilitesi ve hızla deđişen piyasa koşulları, yatırımcıların sosyal medyada paylaşılan bilgilere dayanarak yatırım kararları vermelerine yol açması beklenmektedir. Bu araştırma, Twitter'daki yorumlar ve Bitcoin, Ethereum ve Dogecoin fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Tweetlerin duygu deđerleri ve kripto para fiyatları karşılaştırılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre, Bitcoin fiyatları ile Twitter yorumları arasında nedensellik ilişkisi bulunmuştur. Ancak, Ethereum ve Dogecoin fiyatları ile Twitter yorumları arasında bir nedensellik ilişkisi bulunamamıştır. Bu sonuçlar, Bitcoin fiyatlarının deđişimine bađlı olarak sosyal medya yorumlarının etkilendiđini gösterirken, Ethereum ve Dogecoin fiyatlarının temel belirleyicilerinin Twitter yorumlarından farklı faktörlere dayandığını düşündürmektedir. Bu çalışma, sosyal medya platformlarının kripto para piyasalarını etkileme ve yatırımcıların davranışlarını yönlendirme potansiyeline dikkat çekmektedir. Sosyal medyanın finansal bilgilere hızlı erişim ve yatırım kararları üzerindeki büyük etkisi, yatırımcıların kripto para birimlerine yatırım yapma ve portföylerini çeşitlendirme eğilimini artırabilir. Ancak, bu tür bilgilerin dikkatli bir şekilde deđerlendirilmesi ve temel belirleyicilerin de göz önünde bulundurulması önemlidir.

**Anahtar Sözcükler:** Sosyal Medya, Kripto Varlıklar, Duygu Analizi, Piyasa Tahmini

## The Impact of Social Media Posts on Cryptocurrency Prices: The Example of Twitter

**Abstract:** Social media has become a platform where billions of people connect and exchange information today. Cryptocurrencies, in particular, have garnered significant attention on social media platforms. The volatility and rapidly changing market conditions of cryptocurrencies lead investors to make investment decisions based on information shared on social media. This research examines the relationship between Twitter comments and the prices of Bitcoin, Ethereum, and Dogecoin. The sentiment values of tweets are compared with cryptocurrency prices. According to the research results, a causal relationship between Bitcoin prices and Twitter comments has been found. However, no causal relationship between Ethereum and Dogecoin prices and Twitter comments has been observed. These results show that social media comments are affected by changes in Bitcoin prices, while the main determinants of Ethereum and Dogecoin prices are based on different factors than Twitter comments. This study highlights the potential of social media platforms to influence cryptocurrency markets and guide investor behavior. The significant impact of social media on quick access to financial information and investment decisions may enhance investors' tendency to invest in cryptocurrencies and diversify their portfolios. However, careful evaluation of such information and consideration of fundamental determinants are crucial.

<sup>1</sup> Tezden türetilmiştir.

**Keywords:** *Social Media, Cryptocurrency, Sentiment Analysis, Market Forecast*

## 1. Giriş

Kitle iletişim araçlarının sayıları her geçen gün artmakta ve internet teknolojileri, özelliklede sosyal medya, insanların etkileşim ve bilgi paylaşımını kolaylaştırmaktadır. Ancak, çeşitlilik arttıkça gerçek bilgi ve habere ulaşma konusunda bazı güçlükler ortaya çıkabilmektedir. Aynı zamanda, internet üzerinden yapılan fikir alışverişi bireylerin ve toplulukların algı, görüş ve davranışlarını etkileyebilmektedir.

"Yeni medya" kavramı, günümüzde yaygın olarak kullanılan eş zamanlı, yüksek kapasiteli iletişim unsurlarını ifade etmektedir. Bu, ağlar, sosyal paylaşım siteleri, mobil mesajlaşma ve diğer görece yeni teknoloji uygulamalarını içerebilir. Yeni medya, aynı zamanda etkileşimli ve çok boyutlu, yüksek hızlı katmanlı etkileşimi gerçekleştiren multimedya yapısına sahip araçlar ve iletişim kanallarını da ifade eder (Binark, 2014: 25).

Sosyal medya, insanların internet teknolojileri vasıtasıyla içerik oluşturup paylaşabildikleri, aynı zamanda ağdaki diğer üyeler ile kolayca iletişim ve etkileşim kurmalarına olanak tanıyan çevrimiçi bir platform ağıdır. Sosyal medya son yıllarda daha yaygın kullanılmaya başlamış ve artık internet kullanıcıları sadece kişisel bilgi alışverişi yapmak veya arkadaşları, meslektaşları ya da akrabaları ile iletişim kurmak için değil, aynı zamanda çeşitli konularda düşünce ve görüşlerini ifade etmek için de kullanılmaktadır. Sosyal medya, şirketler için müşterilerin ürün ve hizmetler hakkındaki düşüncelerini öğrenmek için yararlıdır ve hükümet, kurumlar ve kamuya ait kişiler için de genel kamuoyunun izlenimlerini anlamak için önemlidir (Agustini, 2021: 5).

İş analitiği, işletmelerin faaliyetlerini izlemelerine ve gerçekçi karar vermelerine destek olmalarına yarayan bilgi, istatistik, matematik ve bilgisayar temelli işlemlerdir (Evans, 2016: 46). Üretim, araştırma geliştirme, kalite, halkla ilişkiler, pazarlama ve finans gibi farklı sektörlerde kullanılabilir (Uyrun vd., 2021: 268). İş analitiği araştırmaları ve çalışmaları aracılığıyla, sosyal medyadan veri toplama ve analizi yaparak pazarlama ve finansal kararlar almak mümkündür. Bu işlemlere sosyal medya analizi denir (Holsapple vd., 2018: 33). Dijital sosyal ağlar insanların satın alma veya yatırım kararlarını etkileyebildiği için iktisat bilimlerinin de ilgisini çekmektedir.

Sosyal ağlar dışında, dijital para birimleri de bilgi teknolojisinin önemli bir yapısıdır. Dijital bilgi teknolojilerinin iletişim yöntemlerini çeşitlendirmesi, paranın tanımını değiştirmiştir. Küresel ölçekte iletişimin bu kadar kolay ve hızlı olduğu bir dönemde, maddi varlıkların dijital aktarımı ve satışı için gerekli teknolojik temel oluşmuşken, bu fırsatın değerlendirilmesi için dijital para birimleri kullanılmıştır. Blockchain adı verilen bir teknoloji altyapısı kullanılarak dijital para birimleri ortaya çıkmıştır. Sosyal ağların etkileşim ve iletişimde bir devrim yarattığı gibi, dijital paralar da ekonomide yeni bir çağın başlangıcı olarak kabul edilmektedir (Chung vd., 2018: 3).

Kripto para birimleri, geçmişte neredeyse kamuoyunun dikkatini hiç çekmemiştir. Ancak, yasadışı mallar pazarı İpek Yolu'nun ortaya çıkması ve halkın sözde "darknet"e artan ilgisi ile bu durum değişmiştir. Bitcoin yasadışı amaçlar için para birimi olarak algılanmış ve günümüzde kripto para birimleri toplumun ve kamuoyunun farkındalığında giderek daha fazla yer edinmektedir. Bu hususta yapılan çalışmalar genel olarak kripto para birimlerinin getirilerini nasıl belirlendiği ve tahmin edebilirliği konularını ele almaktadır. Kripto para birimleri oldukça değişken olma eğilimindedir ve bu durum onları dış etkenlere karşı hassas hale getirmektedir. Bu durum "şişir ve boşalt" şemalarının uygulanmasına sebep olmaktadır. "Şişir ve boşalt" (pump and dump) terimi, kripto para birimleri veya diğer varlık piyasalarında yaygın olarak kullanılan bir manipülasyon yöntemini tanımlar. Bu yöntemde, düşük likiditeli bir varlık veya kripto para birimin fiyatı yapay olarak şişirilir ve ardından bu yükselişten faydalanmak isteyen kişiler tarafından satışa geçilir (boşaltılır) (Steinert, 2018: 13).

Son yıllarda dijital para birimlerine olan talep önemli ölçüde artmış ve popüler bir küresel yatırım aracı haline gelmiştir. Özellikle Bitcoin, uluslararası borsalarda son dönemlerde milyar dolarları aşan işlem hacmine ulaşmıştır. Çok hızlı bir yükselişe sahip olan kripto para borsaları, her çeşit yatırımcının dikkatini çekmiş ve iştahını arttırmıştır. Günümüzde kripto para borsaları, uzun tarihe sahip ve ciddi anlamda büyük borsalar ile rekabet edecek duruma gelmiştir. Sosyal medya, dijital para birimlerinin gelecekteki değerini tahmin etmelerine ve buna göre yatırım kararlarını almalarına olanak tanıyan önemli bir bilgi mecrası haline gelmiştir. Bu kapsamda bu çalışmanın amacı, bir sosyal medya aracı olarak Twitter'daki iletiler ile seçili kripto para birimleri arasındaki ilişkiyi incelemek olarak belirlenmiştir.

## 2. Materyal ve Metot

Bu araştırma, Twitter topluluğunun Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ve Dogecoin (DOGE) kripto paralarıyla ilgili duygu ve görüşlerinin, fiyatların gelecekteki yönünü tahmin etmek için istatistiksel olarak bir nedensellik ilişkisi olup olmadığını incelemeyi amaçlamaktadır. 03-09-2020 ile 31-10-2022 tarihleri arasında toplam 56 milyon tweet verisini içeren bu çalışmada, günlük olarak olumlu ve olumsuz kripto para paylaşımları [www.coindesk.com](http://www.coindesk.com) sitesinden, aynı tarih aralığındaki kripto para fiyatları ise [www.finance.yahoo.com](http://www.finance.yahoo.com) sitesinden elde edilmiştir. Başlangıç tarihinin 03-09-2020 olarak belirlenmesinin sebebi, analizin yapıldığı tarih itibarıyla coindesk.com sitesinde en eski verinin ilgili tarihe ait olmasıdır. Toplam 789 gözlem üzerinde yapılan analizlerle bu ilişkinin varlığı araştırılmıştır.

### 2.1. Toda Yamamoto Nedensellik Testi

Araştırmada, çift yönlü nedensellik ilişkisini incelemek için Toda Yamamoto (1995) nedensellik analizi tercih edilmiştir. Bu analiz, Granger (1969) nedensellik testine göre daha esnek koşullar sunar ve serilerin durağanlık derecelerine bakmaksızın analize dahil edilmesine izin verir. Bu esneklik, daha fazla bilgi elde etme ve başarılı sonuçlar elde etme olasılığını artırır. Toda Yamamoto testi için öncelikle gecikme uzunluğu (p) VAR modeliyle belirlenir. Ardından, değişkenlerin maksimum bütünleşme derecesi (dmax) belirlenir ve gecikme uzunluğuna (p) eklenir. Bu şekilde ilgili VAR modeli oluşturulur ve çift yönlü nedensellik ilişkisi araştırılır.

$$Y_t = a_0 + \sum_{i=1}^{P+d_{\max}} a_{1i} + \sum_{i=1}^{P+d_{\max}} a_{2i} + u_t \quad (1)$$

$$X_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{P+d_{\max}} \beta_{1i} + \sum_{i=1}^{P+d_{\max}} \beta_{2i} Y_{t-i} + v_t \quad (2)$$

İkinci denklem için hipotezler aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

H0: Y'den X'e doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.

H1: Y'den X'e doğru bir nedensellik ilişkisi vardır.

### 2.2. Duygu Analizi

Duygu analizi, insanların yazılı metinlerinde ifade ettikleri fikirler, değerlendirmeler, tutumlar ve duyguların incelendiği bir araştırma alanıdır. Bu yöntem, geleneksel finans piyasalarıyla birlikte kripto para piyasasında da yatırımcıların duygu ve düşüncelerini belirlemek için kullanılabilir. Duygu analizi, yazılı dildeki duygu polaritelerini, yani pozitif ve negatif ifadeleri belirleyerek metinlerin genel pozitivitesini ölçer. Örneğin, Twitter'daki kripto para ile ilgili pozitif ve negatif paylaşımların sayısı, belirli bir kripto para için internet sitesinden toplanabilir. Bu analiz, yatırımcıların piyasa duygularını anlamada ve karar vermede değerli bir araç olabilir (Eickhoff vd., 2015: 14).

$$Pozitivite = \frac{Pozitif}{Pozitif + Negatif} \quad (3)$$

## 3. Literatür Taraması

Araştırma alanı ile ilgili yerli ve yabancı birkaç çalışma bu başlık altında derlenmiştir.

Ranco'nun (2015) yaptığı araştırma, Twitter gönderilerindeki duygusal içeriğin kümülatif anormal getiriler üzerinde etkili olduğunu göstermiştir. Aynı çalışmada, kripto para birimlerinin likiditesinin, olumlu ve olumsuz haber duyurularının gerçekleştirilmesi sonrasında arttığı veya azaldığı belirlenmiştir.

Polat ve Akbıyık (2018) tarafından gerçekleştirilen araştırma, Twitter yorumları ile Bitcoin fiyatları arasındaki ilişkiyi detaylı bir şekilde incelemiştir. Çalışma kapsamında, 349 saatlik bir süreyi ve yaklaşık 10.000 veri noktasını içeren bir veri seti analiz edilmiştir. Araştırma sonuçlarına göre, Twitter

yorumlarının Bitcoin fiyatlarını etkileyen bir Granger nedenselliği oluşturmadığı belirlenmiştir. Ancak, elde edilen bulgular, Bitcoin fiyatlarının Twitter yorumlarının etkisi altında olduğunu göstermiştir.

Bartov ve diğerleri (2018) tarafından gerçekleştirilen bir araştırmada, halka açık firmalarla ilgili atılan tweet'lerin tümü detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Her bir tweet, pozitif (1), nötr (0) veya negatif (-1) olarak sınıflandırılmıştır. Bir firmanın genel duyarlılık durumu, ilgili tüm tweet'lerin ortalama duygu puanlarının hesaplanmasıyla ölçülmüştür. Araştırmanın bulguları, bir firmanın toplam duygu durumu ile üç aylık kazanç duyurusundan önceki hisse senedi duyuru getirilerinin tahmin edilmesi arasında bir ilişkinin varlığını öne sürmektedir.

Nikolaos ve diğerleri (2022) tarafından gerçekleştirilen çalışma, COVID-19 pandemisi döneminde Twitter üzerinde duygusal ölçütlerin kripto para birimleri üzerindeki etkilerini incelemiştir. Araştırmada, Litecoin, Ethereum, Cardano ve Ethereum Classic gibi kripto para birimlerinin yatırımcı duygusundan nasıl etkilendiğini ölçmek amacıyla doğrusal olmayan Granger nedensellik testleri kullanılmıştır. Bulgular, özellikle bu kripto para birimlerini etkileyen duygusal ölçütlerin Twitter kaynaklı olduğunu göstermektedir. Ayrıca, belirsizlik ölçütlerinin her bir kripto para birimini doğrusal olmayan bir şekilde etkilediği tespit edilmiştir.

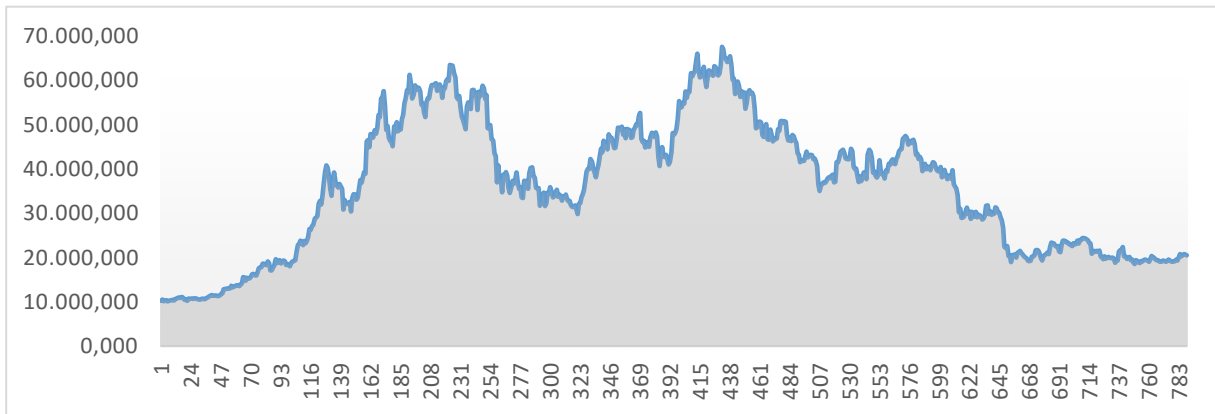
Omar ve diğerlerinin (2023) çalışması, sosyal set analizi (SSA) yöntemi kullanılarak kripto para birimleri üzerindeki sosyal medya kullanıcılarının etkileşim dinamiklerini incelemiştir. Araştırma, 1.724.328 iletiyi analiz ederek, Twitter kullanıcılarının kripto para birimlerine yönelik olumlu bir tutum sergilediğini ortaya koymaktadır. Ayrıca, olaylar ile kullanıcı etkileşimi arasında bir ilişki olduğunu belirtmekte ve kripto para birimleriyle ilgili olayların, kullanıcıların duygularını, algılarını ve tartışma konularını değiştirdiğini göstermektedir.

#### 4. Bulgular ve Değerlendirilmesi

Çalışmanın bu bölümünde BTC, ETH ve DOGE ile ilgili bulgular üç alt başlıkta ele alınarak değerlendirilecektir.

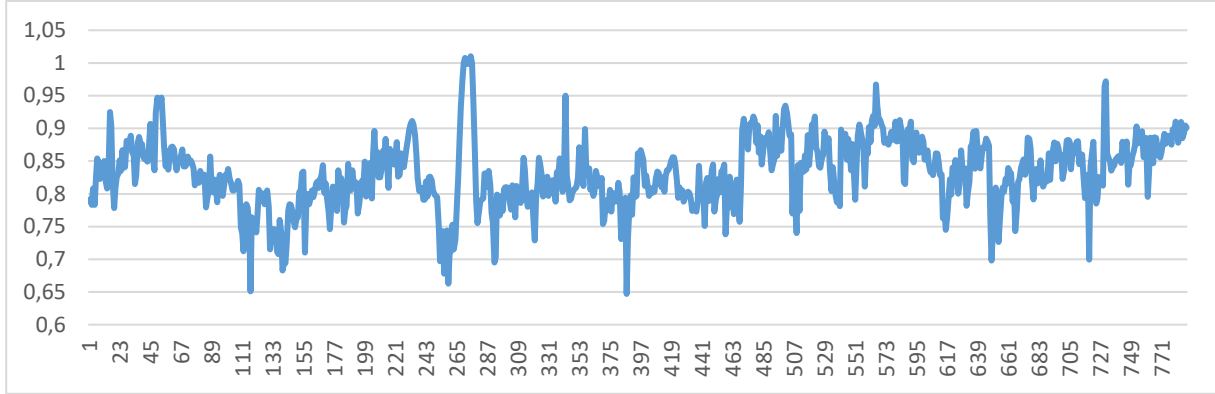
##### 4.1. BTC İlişkin Bulgular

Bitcoin, Satoshi Nakamoto takma adını kullanan bir kişi veya grup tarafından 2008 yılında tanımlanan merkezi olmayan bir kripto para birimidir (Nakamoto, 2008). Ocak 2009'da piyasaya sürülen Bitcoin, eşler arası bir çevrimiçi para birimi olup, doğrudan katılımcılar arasında gerçekleşen işlemler için aracıya ihtiyaç duymaz (Nakamoto, 2008). Bu dijital para birimi, kripto para piyasasında hala öncü bir konumda bulunmaktadır ve piyasa değeri 1,1 trilyon doları 2021 yılında görmüştür (<https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/> (20.05.2023)). Ocak 2024 itibarıyla fiyatı 42.650 ABD Doları olan Bitcoin, CoinMarketCap sıralamasında birinci sıradadır ve dolaşımdaki arzı 19.599.193 BTC'dir. Maksimum arzı ise 21.000.000 BTC olarak belirlenmiştir. Bu durum, kurumsal ilginin artması ve kullanım alanlarının yaygınlaşmasıyla büyük ölçüde gerçekleşmiştir (<https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/> (20.05.2023)).



Şekil 1. BTC fiyat grafiği

Şekil 1, 03-09-2020 ile 31-10-2022 tarihleri arasındaki döneme ait USD cinsinden günlük BTC fiyat grafiğini göstermektedir. Grafik incelendiğinde, analiz süresi boyunca BTC fiyatının sabit bir trend izlemediği, aksine 10.000 USD ile 70.000 USD arasında oynak bir hareket gösterdiği görülmektedir. Bu tür bir trendin varlığının, analiz sonuçlarını etkileyebileceği düşünülmektedir.



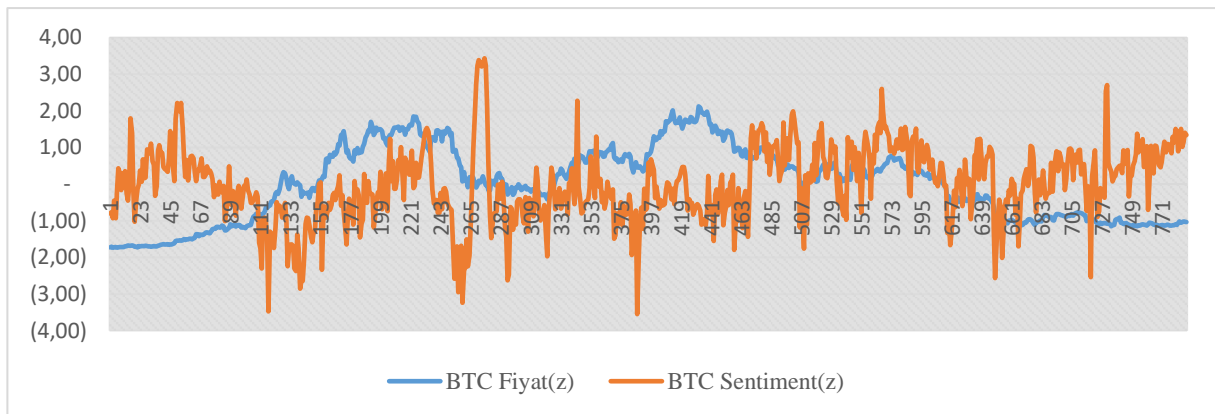
Şekil 2. BTC duygu değerleri

Şekil 2, 789 dönemlik tweet verisinden duygu analizi yoluyla elde edilen BTC'nin duygu değerlerini göstermektedir. Grafik incelendiğinde, BTC'nin duygu değerlerinin 0,60 ile 1,00 arasında değişkenlik gösterdiği görülmektedir. Grafikteki yüksek trendler, söz konusu dönemde BTC ile ilgili olumlu mesajların ağırlıklı olarak tweet edildiğini ifade ederken, düşük trendler ise olumsuz mesajların paylaşıldığını vurgulamaktadır.

BTC birim fiyatı ile Twitter duygu değerleri arasındaki ilişkiyi gözlemlemek amacıyla, değişkenler normalize edilerek tek bir grafikte görselleştirilmesi önerilmektedir. Verilerin normalize edilmesi için, Zhang ve diğerleri tarafından 2014 yılında geliştirilen (z) değeri kullanılmıştır.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

Denkleme göre, x değerinin kendisi, m serinin ortalaması ve  $\sigma$  ise serinin standart sapması olarak ifade edilmektedir.



Şekil 3. BTC fiyatı ve duygu değer grafikleri

Şekil 3'te, 789 dönemlik BTC fiyat grafiği ile BTC duygu değerleri verileri sunulmuştur. Grafik incelendiğinde, BTC fiyatı ile Twitter duygu değerleri arasında 4 ve -4 arasında değişkenlik gözlemlendiği

görülmektedir. Ayrıca, grafik açısından net olmamakla birlikte, iki değişkenin genellikle birbiriyle uyumlu olduğu anlaşılmaktadır. Bu nedenle, iki değişken arasında bir ilişkiden bahsetmek mümkündür.

Bu ilişkinin istatistiki olarak anlamlı olup olmadığını belirlemek için zaman serisi analizlerinden yararlanılmıştır. Bu analizler kapsamında, öncelikle birim kök testleri yapılmış, daha sonra Toda-Yamamoto nedensellik analizleri kullanılmıştır.

Toda-Yamamoto nedensellik testinin gerekçesine göre VAR modelinin maksimum bütünleşme derecesi (dmax) ile optimal gecikme uzunluğu (p) tespit edilmeli ve sonra “p+dmax” biçiminde bir VAR modeli tahmin edilmelidir (Çil Yavuz, 2006: 169). Bu amaçla, Genişletilmiş Dickey Fuller (ADF) testi, değişkenlerin maksimum bütünleşme derecesini belirlemek için kullanılmıştır (Analizde dikkate alınan değişkenler için ADF birim kök test raporu aşağıda sunulmuştur.

Değişkenler		ADF –t istatistiği (Düzeyde) (Sabit Terim)	ADF –t istatistiği (İlk Fark) (Sabit Terim)	Bütünleşme Derecesi
BTC Birim Fiyatı(P)		-1,734434 (0)	-28,89408 (0)	(1)
Duygu Değeri(S)		-6.877269 (2)	-	(0)
Anlamlılık	% 1	-3,438433	-3,438433	
	% 5	-2,864998	-2,864998	
	% 10	-2,568666	-2,568666	

Parantez içinde verilen sayılar, gecikme uzunluğunu gösteren rakamlardır.

**Tablo 1.** BTC ADF birim kök test sonuçları

Tablo 1, iki değişkenin de birim kök test sonuçlarını göstermektedir. Analizde, gecikme uzunlukları belirlenirken Akaike bilgi kriterleri (AIC) dikkate alınmıştır. Ayrıca, değişkenlerin t-istatistikleri Mac Kinnon kritik değerleri ile karşılaştırılmıştır. İlk değişken olan BTC Birim Fiyatı, düzeyde bu değerlerin altında değildir. (-1,734434 > -3,438433, -2,864998, -2,568666).

Yapılan analiz sonuçlarına göre, birinci değişken (BTC Birim Fiyatı) için %5 anlamlılık düzeyinde H<sub>0</sub> temel hipotez reddedilmemiştir. Bu da birinci değişkenin düzeyde birim kök içerdiği ve birinci farkı alındıktan sonra durağanlaştığı anlamına gelmektedir. Ancak ikinci değişken (Duygu Değerleri) için %5 anlamlılık düzeyinde H<sub>0</sub> temel hipotez reddedilmiştir, yani ikinci değişken düzeyde durağan hale gelmiştir. Bu sonuç, ikinci değişkenin t-istatistiği kritik değerlerinden küçük olduğundan anlaşılmaktadır. Sonuç olarak, serilerin aynı dereceden bütünleşik özelliğe sahip olmadığı ve maksimum bütünleşme derecesinin 1 olduğu tespit edilmiştir.

Çift yönlü ilişkiyi incelemek için T-Y (Toda-Yamamoto) nedensellik testi kullanılmıştır. Bu yöntemle göre, “p+dmax” bileşeninin belirlenmesi gerekmektedir. Bir önceki aşamada, “dmax=1” olarak belirlenmiştir. Ancak (p) değerinin bulunması için, VAR (Vector Autoregression) modelinin sonuçları Tablo 2’de sunulmuştur.

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-7400.677	NA	586052.9	18.95692	18.96885	18.96151
1	-5188.864	4406.634	2053.611	13.30311	13.33891*	13.31688
2	-5179.949	17.71582	2027.926	13.29052	13.35020	13.31347*
3	-5174.998	9.813538*	2022.994*	13.28809*	13.37163	13.32022
4	-5173.673	2.618649	2036.904	13.29494	13.40235	13.33625
5	-5171.038	5.196739	2044.037	13.29843	13.42972	13.34892
6	-5169.595	2.836945	2057.473	13.30498	13.46014	13.36465
7	-5167.447	4.215085	2067.257	13.30972	13.48875	13.37857
8	-5165.094	4.602635	2076.006	13.31394	13.51683	13.39197

Not: Bilgi kriterlerinin açıklaması; Tahminci Hata(FPE), Akaike Bilgi Kriteri(AIC), Schwarz Bilgi Kriteri(SC), Hannan-Quinn Bilgi Kriteri(HQ). \*optimal gecikme uzunluğunu ifade etmektedir.

**Tablo 2.** Gecikme uzunluğunun belirlenmesi, VAR modeli

Tablo 2'deki analiz sonuçlarına dayanarak, en uygun gecikme uzunluğunun 3 olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle, "p" gecikme sayısı 3 olarak belirlenmiştir. Tablo 1'de yer alan birim kök analiz sonuçlarına göre (BTC Birim Fiyatı) I(1) dereceden ve (Duygu Değeri) ise I(0) dereceden durağan olduğu görülmüştür. Bu nedenle, en yüksek bütünleşme derecesi, yani  $d_{max}=1$  olduğuna karar verilmiştir. T-Y nedensellik testi için gereken "p+d<sub>max</sub>" seviyesinin 4 olduğu görülmüştür. Bu nedenle, 4 gecikmeli bir T-Y nedensellik testi uygulanmıştır. Elde edilen analiz sonuçları aşağıdaki tabloda raporlanmıştır.<sup>2</sup>

Nedensellik Yönü	Gözlem	Ki Kare İstatistiği	Olasılık Değeri	Karar
S => P	785	3,337831	0,502960676	Twitter yorumlarından Bitcoin fiyatına doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.
P => S	785	11,65659	0,020096291	Bitcoin fiyatından Twitter yorumlarına doğru bir nedensellik ilişkisi vardır.

**Tablo 3.** T-Y nedensellik test sonuçları

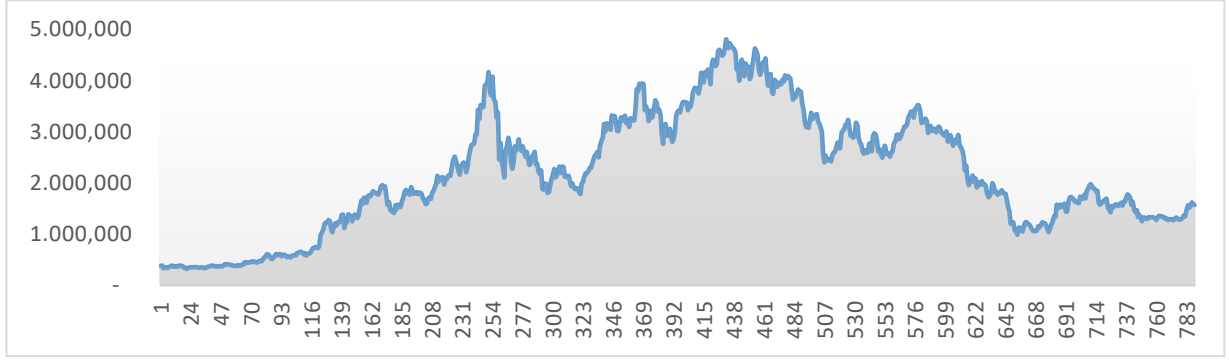
Yapılan analizler sonucunda, ilk nedensellik yönüne bakıldığında Twitter yorumlarının Bitcoin fiyatının nedeni olmadığı hipotezi reddedilememiştir ve H<sub>0</sub> hipotezi kabul edilmiştir. Ancak, ikinci nedensellik yönüne bakıldığında Bitcoin fiyatlarının Twitter yorumlarının nedeni olmadığı hipotezi reddedilmiş ve bu doğrultuda Twitter yorumlarının Bitcoin fiyatlarından etkilendiği sonucuna varılmıştır. Bu sonuçlar, Bitcoin fiyatındaki artış ve düşüşler Twitter yorumları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Bu bulgular ayrıca, Akbıyık ve Polat (2019) çalışmasını desteklemektedir.

#### 4.2. ETH'a İlişkin Bulgular

Ethereum, 2015 yılında Vitalik Buterin tarafından kurulan bir blok zinciri tabanlı platformdur. Bitcoin'in ötesine geçerek akıllı sözleşmelerin yürütülmesini sağlamak amacıyla geliştirilmiştir. Ethereum, bir merkezi olmayan uygulama geliştirme platformu olarak hizmet verir ve birçok farklı sektörde potansiyel uygulamalar sunar. Ethereum, blok zinciri teknolojisinin temel prensiplerini kullanır. Her blok, geçerli işlemleri ve bir önceki bloğa referansı içerir. Ethereum'un blok zinciri, proof-of-work (PoW) adı verilen bir konsensüs mekanizması kullanır. Bu mekanizma, işlemlerin doğrulanmasında madencilere dayanır. Madenciler, karmaşık matematiksel problemleri çözerek yeni bloklar oluşturur ve blok zincirine ekler. Bu işlem, ağdaki güvenliği sağlar ve çift harcamaların önlenmesine yardımcı olur. Ethereum'un esnek ve programlanabilir doğası, birçok sektörde kullanım potansiyeline sahip olmasını sağlar. Finans, sigortacılık, sağlık, tedarik zinciri yönetimi, oylama sistemleri ve oyun endüstrisi gibi birçok alanda Ethereum tabanlı uygulamalar geliştirilebilir (Buterin, 2014: 5).

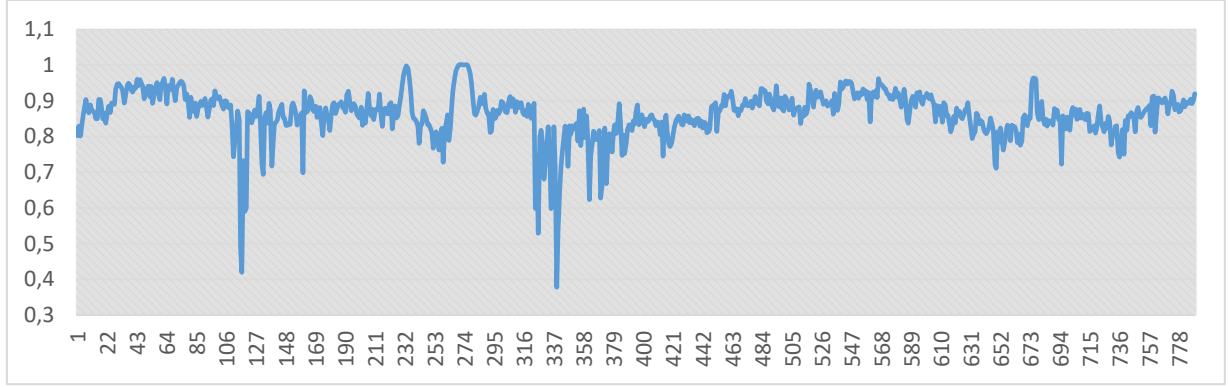
Ocak 2024 itibariyle Ethereum'un fiyatı 2.510 ABD doları seviyesindedir. Dolaşımda olan ETH token sayısı 120.180.819'dur ve maksimum arzı mevcut değildir.

<sup>2</sup> T-Y. Nedensellik testi uygulanırken serilerde otokorelasyon ve değişen varyans sorunu olmadığı tespit edilmiştir.



Şekil 4. ETH Fiyat Grafiği

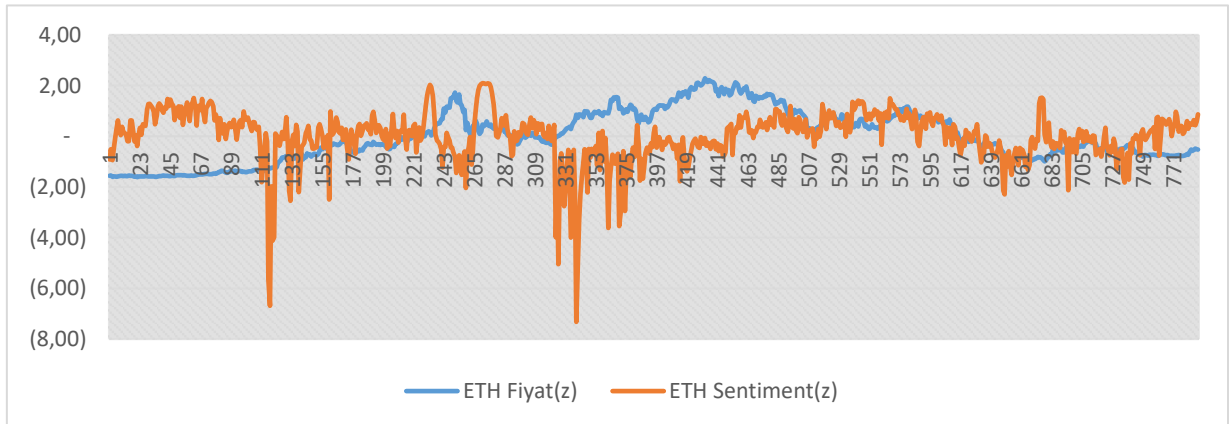
Şekil 4, Ethereum'un 789 dönemlik USD cinsinden fiyat grafiğini göstermektedir. Grafikten anlaşıldığı üzere, Ethereum fiyatı 1.000 USD'nin altında ve 4.000 USD'nin üzerinde değişiklik göstermektedir. Ayrıca, Bitcoin ve Ethereum fiyat grafikleri paralel olarak incelendiğinde, her iki grafik de birbirine benzerlik göstermektedir.



Şekil 5. ETH Duygu Değerleri

Şekil 5'te 789 dönemlik tweet verisinden elde edilen duygu analizi sonuçlarına dayanarak ETH'nin duygu değer grafiği gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, ETH'nin duygu değerlerinin 0,3 ile 1,1 arasında değiştiği görülmektedir. Grafik, 1 ve 1'e yakın değerlerin ETH hakkında olumlu haberlerin tweet edildiği tarih aralıklarını gösterdiği, düşük trendlerin ise olumsuz haberlerin tweet edildiği tarih aralıklarını gösterdiği şeklinde yorumlanabilir.

Ayrıca ETH birim fiyatı ve Twitter duygu değerleri arasındaki ilişkiyi görebilmek için, değişkenleri normalize ederek tek bir grafikte görselleştirilmesinde fayda vardır.





### Şekil 6. ETH Birim Fiyatı ile Duygu Değerleri

Şekil 6, 789 dönemlik ETH fiyatı ve Twitter duygu değeri grafiğini göstermektedir. Grafik incelendiğinde, ETH fiyatının Twitter duygu değerleri ile birlikte -8 ve 4 arasında değişkenlik gösterdiği görülmektedir. Grafik analizi, Twitter topluluğunun ETH'ye dair olumsuz tutumlarının zaman zaman yükseldiğini ancak fiyat açısından bir etki yaratmadığını ortaya koymaktadır. Aksine, bazı dönemlerde iki çizginin entegre şekilde hareket ettiği görülmektedir. Bu durum, ETH fiyatını etkileyen faktörlerin sadece Twitter yorumları ile sınırlı olmadığını, diğer piyasa faktörlerinin de etkisi olduğunu düşündürmektedir.

Bu ilişkinin istatistiki olarak anlamlı çıkıp çıkmayacağına bakmak adına, zaman serisi analizleri ve Toda-Yamamoto nedensellik analiz sonuçları tablodaki gibidir.

Değişkenler		ADF –t istatistiği (Düzye) (Sabit Terim)	ADF –t istatistiği (İlk Fark) (Sabit Terim)	Bütünleşme Derecesi
ETH Birim Fiyatı (P)		-1,872901 (6)	-10,68336 (5)	(1)
Duygu Değeri (S)		-4.036449 (15)	-	(0)
Anlamlılık	% 1	-3,438486	-3,438486	
	%5	-2,865021	-2,865021	
	% 10	-2,568679	-2,568679	

**Tablo 4.** ETH ADF Birim Kök Test Sonuçları

Tablo 4'te, her iki değişken için de ADF birim kök test sonuçları yer almaktadır. Bu test sonuçları, gecikme uzunluklarını belirlerken otomatik olarak Akaike bilgi kriterlerine göre yapılmıştır. Ayrıca, değişkenlerin t-istatistikleri Mac Kinnon kritik değerleri ile karşılaştırılmıştır. İlk değişken olan ETH Birim Fiyatı düzeyde bu kritik değerlerin altında değildir ( $-1,872901 > -3,438486, -2,865021, -2,568679$ ). Bu nedenle, 5% anlamlılık düzeyinde ilk değişken için  $H_0$  temel hipotezi reddedilemez. Başka bir deyişle, birim kök içerdiği ve birinci farkı alındıktan sonra durağan hale geldiği anlaşılmaktadır.

Ancak, ikinci değişken olan Duygu Değerleri için  $H_0$  temel hipotez reddedilerek düzeyde durağan hale gelmiştir. Bu sonuç, ikinci değişkenin t-istatistiği kritik değerlerinden küçük olduğundan anlaşılmaktadır. Bu nedenle, seriler aynı dereceden bütünleşik özelliklere sahip değillerdir. Ayrıca, maksimum bütünleşme derecesi (1) olarak belirlenmiştir.

Çift yönlü ilişkiyi incelemek için T-Y nedensellik analizi kullanılmıştır. T-Y testi için, bir önceki bölümde belirtildiği gibi, “p+dmax” bileşeninin belirlenmesi gerekmektedir. Tablo 4'e göre, maksimum bütünleşme derecesi “dmax=1” olarak belirlenmiştir. (p) değerini belirlemek için de bir VAR modeli oluşturulmuştur. VAR modelin sonuçları, tablodaki 5. sırada yer alan gibi sunulmuştur.

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-5594.597	NA	5745.198	14.33187	14.34381	14.33646
1	-3504.848	4163.443	27.51949	8.990648	9.026453	9.004419
2	-3496.311	16.96446	27.20162	8.979030	9.038705	9.001981
3	-3475.480	41.28973*	26.05408	8.935928	9.019472*	8.968058*
4	-3470.812	9.227756	26.00960*	8.934218*	9.041632	8.975528
5	-3469.347	2.888688	26.17904	8.940710	9.071993	8.991200
6	-3464.679	9.180833	26.13435	8.938999	9.094152	8.998669
7	-3460.262	8.664097	26.10656	8.937931	9.116955	9.006782
8	-3457.429	5.543607	26.18477	8.940918	9.143812	9.018949

Not: Bilgi kriterlerin açıklaması; Tahminci Hata (FPE), Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Schwarz Bilgi Kriteri (SC), Hannan-Quinn Bilgi Kriteri (HQ). \*optimal gecikme uzunluğunu ifade etmektedir.

**Tablo 5.** Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi, VAR modeli

Tablodaki sonuçlara göre, değerlerin üçüncü gecikmede anlamlı olduğu görülmektedir. Bu nedenle, optimal gecikme uzunluğu ( $p=3$ ) olarak belirlenmiştir. Bu sonuçlar doğrultusunda, ( $p+d_{max} = 1+3=4$ ) olarak belirlenmiştir. Diğer bir deyişle, 4 gecikmeli bir T-Y nedensellik analizinin uygulanması gerektiği öne çıkmaktadır.<sup>3</sup>

Nedensellik Yönü	Gözlem	Ki Kare İstatistiği	Olasılık Değeri	Karar
S => P	785	7,196188	0,125876737	Twitter yorumlarından Ethereum fiyatına doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.
P => S	785	2,561554	0,633648544	Ethereum fiyatından Twitter yorumlarına doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.

**Tablo 6.** T-Y Nedensellik Test Sonucu

Analiz sonuçları incelendiğinde, birinci senaryoda olasılık değerleri kullanılarak  $H_0$  hipotezi reddedilemediği görülmüştür. Bu sonuçlar, Twitter yorumlarının Ethereum fiyatının artış ve düşüş nedeni olmadığı anlamına gelmektedir. İkinci senaryoda da olasılık değerlerine dayanarak, Ethereum fiyatındaki artış ve düşüşlerin Twitter yorumlarından kaynaklanmadığı sonucuna varılmıştır. Dolayısıyla, her iki senaryoda da  $H_0$  hipotezi reddedilmemiş ve herhangi bir nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır.

### 4.3. Dogecoin'a İlişkin Bulgular

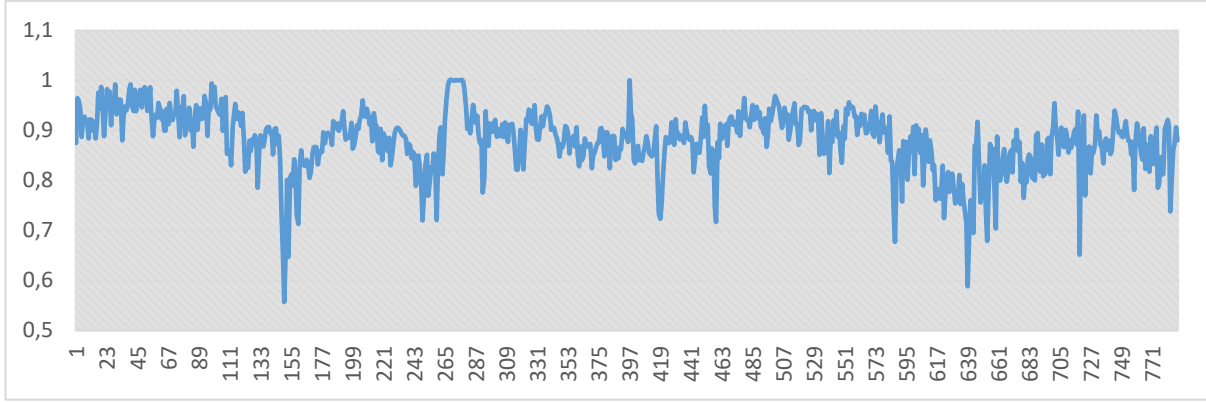
DOGE, aslında sadece eğlence amaçlı yaratılmış olsa da, Ocak 2024 itibariyle piyasa değeri açısından 11,5 Milyar \$ değere sahip olarak 10. sıraya yerleşmiştir. Özellikle Ocak 2021'de, fiyatı %800 artarak birçok büyük ve küçük yatırımcıyı kendisine çekmiştir. DOGE topluluğu ve Twitter üzerindeki DOGE, Elon Musk, Snoop Dog, Gene Simmons ve Mark Cuban gibi isimler tarafından desteklenmiştir (Chohan, 2017: 1). Bu nedenle, etkileyiciler tarafından yapılan olumlu veya olumsuz tweetlerin DOGE fiyatında aşırı tepkiye neden olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, DOGE'un manipülasyona açık olduğunu göstermektedir. DOGE fiyatındaki değişkenlik, Şekil 7'de gösterilmektedir.



**Şekil 7.** Dogecoin Fiyat Grafiği

<sup>3</sup> T-Y. Nedensellik testi uygulanırken serilerde otokorelasyon ve değişen varyans sorunu olmadığı tespit edilmiştir.

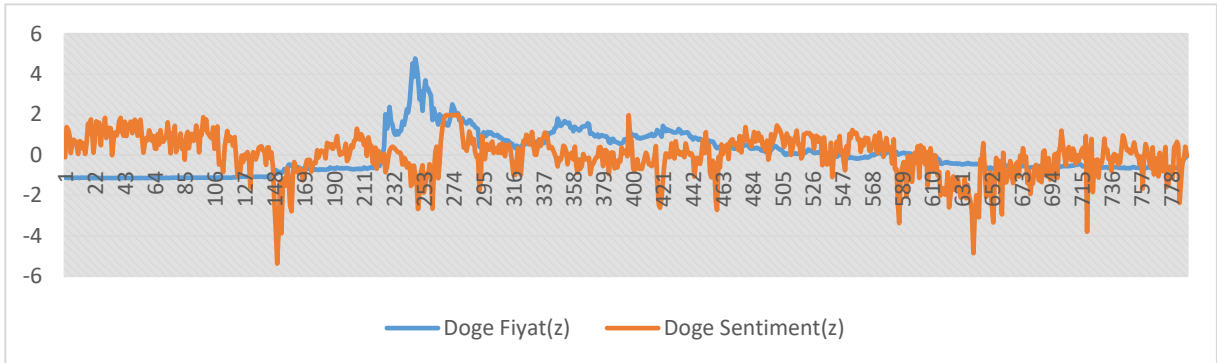
Şekil 7, analiz dönemi boyunca USD cinsinden DOGE fiyatını göstermektedir. Bu grafik, DOGE fiyatının 0 ile 0,8 USD arasında değiştiğini göstermektedir. Ayrıca, grafikte 28-04-2021 ile 09-05-2021 tarihleri arasında DOGE fiyatının 0,68 USD aralığına yükseldiği görülmektedir. Bu artış, bu tarihler arasında Dogecoin ile ilgili olumlu bir gelişmenin meydana geldiğini işaret etmektedir.



Şekil 8. Dogecoin Duygu Değerleri

Şekil 8, Twitter verilerinden elde edilen 789 dönemlik DOGE duygu değer grafiğini göstermektedir. Grafik incelendiğinde, DOGE duygu değerlerinin 0,2 ile 1,1 arasında değiştiği görülmektedir. Bu değerler, Twitter topluluğunun DOGE'e karşı tutumlarına bağlı olarak oluşmaktadır. Duygu değerleri 1'e yakın olan değerler, Twitter topluluğunun DOGE'e olumlu bir tutum içinde olduğunu göstergesi iken, 0'a yakın değerler ise olumsuz bir tutum içinde olduklarının göstergesidir.

Ayrıca iki değişkenin arasındaki ilişkiyi grafik açısından görebilmek için serileri normalize ederek tek bir grafikte gösterilmesi şekildeki gibidir.



Şekil 9. DOGE Fiyatı ile Duygu Değerleri

Şekil 9, 789 döneme ait DOGE fiyat ve duygu değerlerinin grafiğini göstermektedir. Grafik incelendiğinde, her iki serinin de -6 ile 6 arasında değiştiği görülmektedir. Ancak, duygu değerleri ile fiyat çizgisinin benzerlik oranının düşük olduğu açıktır.

Bu ilişkinin sayısal olarak anlamlı çıkıp çıkmayacağına bakmak adına, zaman serisi analizleri ve Toda-Yamamoto nedensellik analiz sonuçları tablodaki gibidir.

Değişkenler		ADF –t istatistiği (Düzye) (Sabit Terim)	ADF –t istatistiği (İlk Fark) (Sabit Terim)	Bütünleşme Derecesi
Dogecoin Birim Fiyatı(P)		-2,515760 (19)	-5,258906 (18)	(1)
Dogecoin Duygu Değeri(S)		-4.145293 (8)	-	(0)
Anlamlılık	%1	-3,438627	-3,438627	
	%5	-2,865083	-2,865083	
	%10	-2,568712	-2,568712	

Parantez içinde verilen sayılar, gecikme uzunluğunu gösteren rakamlardır.

**Tablo 7. DOGE ADF Birim Kök Test Sonuçları**

Gecikme uzunlukları belirlenirken Akaike bilgi kriterleri otomatik olarak kullanılmıştır. Ayrıca, değişkenlerin t-istatistikleri, Mac Kinnon kritik değerleri ile karşılaştırılmıştır. Birinci değişken olan Dogecoin birim fiyatı için, bu değerlerin altında olmadığı ( $-2,515760 > -3,438627$ ,  $-2,865083$ ,  $-2,568712$ ) görülmektedir. Buna göre, 5% anlamlılık düzeyinde birinci değişken için  $H_0$  temel hipotezi reddedilemez. Başka bir deyişle, birinci değişkenin düzeyde birim kök içerdiği ve birinci farkı alındıktan sonra durağan hale geldiği anlaşılmaktadır.

Ancak, ikinci değişken (Duygu Değerleri) için  $H_0$  temel hipotezi reddedilmekte ve düzeyde durağan hale gelmektedir. Bu durum, ikinci değişkenin t-istatistiğinin kritik değerlerden küçük olduğu anlamına gelmektedir. Sonuç olarak, seriler aynı derecede bütünleşik özelliklere sahip değillerdir. Dahası, maksimum bütünleşme derecesi (1) olarak belirlenmiştir.

T-Y nedensellik analizi, iki değişken arasındaki nedensel ilişkiyi sorgulamak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem uygulanırken öncelikle “p+dmax” bileşenin belirlenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, Tablo 7'ye göre maksimum bütünleşme derecesi “dmax=1” olarak belirlenmiştir. Ardından, (p) değerinin belirlenmesi için bir VAR modeli kurulmuştur.

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	1664.776	NA	4.85e-05	-4.258069	-4.246134	-4.253479
1	3387.205	3431.626	5.95e-07	-8.658656	-8.622851	-8.644886
2	3410.405	46.10294	5.67e-07	-8.707824	-8.648149*	-8.684873
3	3421.651	22.28977	5.56e-07	-8.726378	-8.642834	-8.694248
4	3434.719	25.83536	5.43e-07	-8.749601	-8.642187	-8.708290
5	3436.863	4.226827	5.46e-07	-8.744847	-8.613563	-8.694356
6	3460.426	46.34264*	5.19e-07	-8.794945	-8.639792	-8.735275*
7	3465.243	9.448658	5.18e-07	-8.797037	-8.618014	-8.728187
8	3469.425	8.180955	5.18e-07*	-8.797502*	-8.594609	-8.719471

**Tablo 8. Optimal Gecikme Uzunluğu, VAR Modeli**

Tablo 8'de yer alan sonuçlara göre, 8. gecikme uzunluğunda değişkenler arasında anlamlı bir ilişki olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, optimal gecikme uzunluğu 8 olarak belirlenmiştir, yani toplam bileşen sayısı (p+dmax) 9'dur. Bu durum, 9 gecikmeli bir T-Y nedensellik analizi yapılması gerektiğini ortaya koymaktadır.<sup>4</sup>

<sup>4</sup> T-Y. Nedensellik testi uygulanırken serilerde otokorelasyon ve değişen varyans sorunu olmadığı tespit edilmiştir.

Nedensellik Yünü	Gözlem	Ki Kare İstatistiği	Olasılık Değeri	Karar
S => P	780	4,319033	0,889188586	Twitter yorumlarından Dogecoin fiyatına doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.
P => S	780	9,541547	0,388856586	Dogecoin fiyatından Twitter yorumlarına doğru bir nedensellik ilişkisi yoktur.

**Tablo 9:** T-Y Nedensellik Test Sonucu

Analiz sonuçları, birinci senaryoda Twitter yorumlarının Dogecoin fiyatındaki artış ve düşüşlerin nedeni olmadığına dair H<sub>0</sub> hipotezini reddedememiştir. Benzer şekilde, ikinci senaryoda olasılık değerlerine dayanarak, Dogecoin fiyatındaki artış ve düşüşlerin temel nedeni olarak Twitter yorumlarının ortaya çıkmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Bu nedenle, her iki senaryoda da nedensellik ilişkisi bulunamamıştır ve H<sub>0</sub> hipotezi reddedilmemiştir.

## 5. Tartışma ve Sonuç

Bu araştırma, Twitter'da yapılan yorumlar ve paylaşımlar ile Bitcoin, Ethereum ve Dogecoin fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemeyi amaçlamıştır. Tweetlerin duygu değerleri ve kripto para fiyatları zaman serisi analiziyle karşılaştırılmış ve nedensellik ilişkisi araştırılmıştır.

Yapılan araştırmalar, Bitcoin fiyatları ile Twitter yorumları arasında bir nedensellik ilişkisi olduğunu ve Bitcoin fiyatlarının Twitter yorumlarını etkilediğini göstermektedir. Bu ilişki, Bitcoin fiyatlarındaki dalgalanmaların Twitter'da daha fazla yorum ve paylaşımın tetikleyicisi olduğunu ortaya koymaktadır. Ethereum temelli analizler ise Ethereum fiyatı ile Twitter yorumları arasında bir nedensellik ilişkisi olmadığını ve H<sub>0</sub> hipotezinin geçerli olduğunu göstermektedir. Yani, Twitter yorumları Ethereum fiyatındaki değişikliklerin nedeni değildir. Benzer şekilde, Dogecoin fiyatının Twitter yorumlarından etkilenmediği ve Dogecoin fiyatındaki değişikliklerin Twitter yorumlarına bağlanamayacağı sonucuna ulaşılmıştır. Bu sonuçlar, Dogecoin fiyatının temel belirleyicilerinin farklı faktörlere dayandığını düşündürmektedir. Bu bulgular, önceki çalışmalarla bazı uyumsuzluklar göstermektedir ve bu farklılıkların nedenleri yöntemlerin ve veri analizlerinin farklılığından kaynaklandığı düşünülmektedir. Özellikle, bazı çalışmalarda makine öğrenme teknikleri ve LSTM modeli gibi daha karmaşık analiz yöntemleri kullanılmıştır.

Bu araştırma, kripto para piyasalarının Twitter yorumları ile ilişkisini inceleyerek, özellikle Bitcoin, Ethereum ve Dogecoin gibi kripto paraların fiyatları üzerindeki etkisini anlamamıza katkı sağlamaktadır. Üstelik kripto para piyasalarının karmaşıklığını vurgulayarak, daha derinlemesine araştırmalara ihtiyaç olduğunu belirtir ve ayrıca sosyal medyanın finansal piyasalara etkisi üzerine yeni bir bakış açısı sunduğu düşünülmektedir.

Kripto para fiyatları ile Twitter yorumları arasındaki ilişkiyi daha iyi anlamak için daha uzun süreli ve çeşitli piyasa koşullarını içeren veriler kullanılabilir. Ayrıca, geleneksel hisse senedi piyasalarının etkisi de araştırılabilir. Duygu analizi için daha gelişmiş yapay zeka teknikleri kullanılabilir ve farklı kripto paralar ile geleneksel varlıkların benzer analizlere tabi tutulması faydalı olabilir. Ayrıca, farklı sosyal medya platformlarının etkisi karşılaştırılabilir ve manipülasyon yöntemleri incelenmesi faydalı olabilir. Gelecekteki fiyat tahminleri için zaman serisi modelleri geliştirilebilir.

Kripto yatırımcıları için sosyal medya, özellikle Twitter, önemli bir bilgi kaynağıdır. Twitter yorumları ile kripto fiyatları arasında bir ilişki olduğu düşünülüyor ve duygu analizi ile bu tepkileri takip etmek, piyasa davranışları hakkında anlayış geliştirmeye yardımcı olabilir. Farklı kaynakları izlemek, çeşitli piyasa faktörlerini anlamak açısından önemlidir. Ayrıca, uzman görüşlerini takip etmek yararlı olabilir, ancak aceleci kararlar yerine sağlam bir strateji ve sabır daha önemlidir. Karmaşık finansal piyasalarda dikkatli ve bilinçli bir yaklaşım, yatırımcılara istikrarlı ve sürdürülebilir getirilere ulaşmalarında yardımcı olabilir.

## **Çıkar Çatışması**

Yazarlar çıkar çatışması olmadığını beyan etmişlerdir

## **Yazarların Katkı Oranı**

Yazarlar makaleye eşit oranda katkı sağlamış olduklarını beyan etmişlerdir.

## **Etik Beyan**

Bu çalışmada sunulan veri, bilgi ve belgeler akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde edilmiştir.

## **Finansal Destek**

Bu araştırma için herhangi bir fon sağlayan kurumdan/ sektörden hibe alınmamıştır.

## **Açıklama**

Bu çalışma, Ulusal Tez Merkezi'nde 831638 numara ile yer alan Noor Mohammad Rashidi'nin "Sosyal medyadaki iletilerin kripto para fiyatları üzerindeki etkisi: Twitter örneği" başlıklı yüksek lisans tezinden türetilmiştir.

## **Kaynakça**

Agustini T. (2021). Sentiment Analysis on Social Media using Machine Learning-Based Approach. *Faculty of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science Master Thesis*.

Bartov, E., Faurel, L., Mohanram, P.S., 2018. Can Twitter help predict firm-level earnings and stock returns? *Account. Rev.* 93 (3), 25–57.

Binark, M. (2014). Yeni Medya Çalışmalarında Araştırma Yöntem ve Teknikleri. İstanbul: Schola Ayrıntı. *RumeliDE Dil ve Edebiyat Araştırmaları Dergisi.* 25, 1198 – 1213.

Buterin, V. (2014). A Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform. *White Paper*, Ethereum Project.

Chohan, U. (2017). A History of Dogecoin. *SSRN Electronic dergisi.* DOI: 10.2139/ssrn.3091219.

Chung, H., & Secara, N. (2018). Blockchain Revolution. Best's Review. <https://doi.org/10.1515/ngs-2017-0002>.

Çil Yavuz, N; (2006), "Türkiye'de Turizm Gelirlerinin Ekonomik Büyümeye Etkisinin Testi. *Dogus University Journal*, 2(7), 162 – 171.

Eickhoff, M. & Muntermann, J. (2015). Stock Analysts Vs. The Crowd: A Study on Mutual Prediction. 14. *Proceedings of the 19th Pacific Asia Conference on Information Systems Pacific Asia Conference on Information Systems*, pp. 1-14.

Holsapple A, Shih-Hui Hsiao B, Ram Pakath, Clyde W. (2018). Business social media analytics: Characterization and conceptual framework. C. 110 S. 32-45 [doi.org/10.1016/j.dss.2018.03.004](https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.03.004)

Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.

Nikolaos K. vd., (2022), The diffrenctial influence of social media sentiment on cryptocurrency returns and bolatility during COVID-19, <https://doi.org/10.1016/j.qref.2022.09.004>

Omar H. vd., (2023). Uncover Social Media Interactions On Cryptocurrencies Using Social Set Analysis (SSA), <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.277>

Polat, M. ve Akbıyık, A. (2019). Sosyal Medya ve Yatırım Araçlarının Deęeri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Bitcoin Örneęi, *Akademik İncelemeler Dergisi*, 1(14), 443-462.

Ranco G, Aleksovski D, Caldarelli G, et al (2015) The effects of twitter sentiment on stock price returns. PLOS ONE 10(9):1ş21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0138441>.

Steinert, L., Herff, C., 2018. Predicting altcoin returns using social media. *Plos One* 13(12).

Uyrun, Ö.F., Sabuncu İ. (2021). Sosyal Medya ve Dięer Yatırım Aracı Verilerine Dayalı Hisse Senedi Deęeri Tahmini. *Acta Infologica* 5(2), 267-285.

Zhang, X., Wang, C., Li, E., & Xu, C. (2014). Assessment Model of Ecoenviromental Vulnerability Based on Improved Entropy Weight Method.

<https://coinmarketcap.com/>.

<https://finance.yahoo.com/>.

<https://coindesk.com/>.