

# HİTİT SOSYAL BİLİMLER DERGİSİ

Hitit Journal of Social Sciences

e-ISSN: 2757-7949

Cilt | Volume: 17 • Sayı | Number: 1

Nisan | April 2024

## Kripto Para Piyasasında Yüksek Frekanslı Verilerde Sürü Davranışı

Herding Behavior in High-Frequency Data in the Cryptocurrency Market

**İbrahim Korkmaz KAHRAMAN**

Corresponding Author | Sorumlu Yazar

Öğr. Gör. Dr. | Dr.

Pamukkale Üniversitesi, Çal Meslek Yüksekokulu, Muhasebe ve Vergi Bölümü, Denizli, Türkiye

Pamukkale University, Çal Vocational School, Department of Accounting and Tax, Denizli, Türkiye

[ikahraman@pau.edu.tr](mailto:ikahraman@pau.edu.tr)

<https://orcid.org/0000-0001-5083-3586>

### Makale Bilgisi | Article Information

Makale Türü | Article Type: Araştırma Makalesi | Research Article

Geliş Tarihi | Received: 04.09.2023

Kabul Tarihi | Accepted: 14.02.2024

Yayın Tarihi | Published: 30.04.2024

### Atıf | Cite As

Kahraman, İ. K. (2024). Kripto Para Piyasasında Yüksek Frekanslı Verilerde Sürü Davranışı, *Hitit Sosyal Bilimler Dergisi*, 17(1), 54-69. <https://doi.org/10.17218/hititsbd.1355123>

**Değerlendirme:** Bu makalenin ön incelemesi iki iç hakem (editörler - yayın kurulu üyeleri) içerik incelemesi ise iki dış hakem tarafından çift taraflı kör hakemlik modeliyle incelendi. Benzerlik taraması yapılarak (Turnitin) intihal içermediği teyit edildi.

**Etik Beyan:** Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan olunur.

**Etik Bildirim:** husbededitor@hitit.edu.tr  
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/hititsbd>

**Çıkar Çatışması:** Çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

**Finansman:** Bu araştırmayı desteklemek için dış fon kullanılmamıştır.

**Telif Hakkı & Lisans:** Yazarlar dergide yayınlanan çalışmalarının telif hakkına sahiptirler ve çalışmalarını CC BY-NC 4.0 lisansı altında yayımlanmaktadır.

**Review:** Single anonymized - Two Internal (Editorial board members) and Double anonymized - Two External Double-blind Peer Review  
It was confirmed that it did not contain plagiarism by similarity scanning (Turnitin).

**Ethical Statement:** It is declared that scientific and ethical principles have been followed while conducting and writing this study and that all the sources used have been properly cited.

**Complaints:** husbededitor@hitit.edu.tr -  
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/hititsbd>

**Conflicts of Interest:** The author(s) has no conflict of interest to declare.

**Grant Support:** The author(s) acknowledge that they received no external funding to support this research.

**Copyright & License:** Authors publishing with the journal retain the copyright to their work licensed under the CC BY-NC 4.0.

## Herding Behavior in High-Frequency Data in the Cryptocurrency Market

### Abstract

This study aims to contribute to the literature by investigating whether cryptocurrency investors exhibit herding behavior. Moreover, this study examines herding behavior in the cryptocurrency market by using high-frequency data instead of daily frequencies. Given the global nature of the cryptocurrency market, intraday data facilitates a more precise analysis. In this context, the possibility of changing herding behavior with changing time intervals is investigated. In this way, we try to identify at which time intervals investors follow the movements of other investors without making sufficient use of their own information and evidence. This study investigates whether cryptocurrency investors exhibit herding behavior using both Cross-Sectional Standard Deviation (CSSD) and Cross-Sectional Absolute Deviation (CSAD) methodologies. The time dimension of herding behavior is also examined by conducting herding behavior analysis at different time intervals, including 15 minutes, 30 minutes, 1 hour, 2 hours, 3 hours, 6 hours, 12 hours, and daily data sets. The analysis covers the period from January 1, 2017, to December 31, 2022 and consists of major cryptocurrencies (BTC, ETH, LTC, XRP, and BCH) representing more than 70% of the total market capitalization. In this study, we find no evidence of herding behavior in high-frequency data, considering the entire period. Extreme price movements can be explained by rational asset pricing models. In other words, the trading decisions of cryptocurrency investors do not mimic the behavior of other investors, and investors make decisions based on their own information. Moreover, it can be argued that negative effects are more dominant than positive effects for cryptocurrency investors. As a result, cryptocurrency investors are more sensitive to negative information than positive information. The results of this study have several implications for the cryptocurrency market. First, the absence of herding behavior suggests that cryptocurrency investors are more likely to make rational investment decisions based on their own information. This is in contrast to traditional financial markets, where herding behavior is often observed. Second, the results show that cryptocurrency investors are more sensitive to negative information than positive information. This may be due to the fact that the cryptocurrency market is still a relatively new and volatile market. As a result, investors may be more likely to sell their positions in the face of negative news than to buy their positions in the face of positive news. Finally, the results of this study particularly emphasize the dominance of savvy investors and possibly institutional investors in the cryptocurrency market. This may be because these investors are more likely to have access to information and resources that enable them to make rational investment decisions. In addition, cryptocurrencies with significant market capitalization may not have been able to observe herding behavior because they are held by more rational investors. The absence of herding behavior in high-frequency data suggests that investors in the cryptocurrency market incorporate information into prices quickly, indicative of an efficient market in short time intervals. Our results suggest that investors may be less concerned about sudden and irrational market movements caused by mass behavior in short time intervals. Moreover, this suggests that investors are not overly influenced by the actions of others or in a way that can lead to rapid market movements. Hence, our study highlights the importance of the absence of herding behavior in high-frequency cryptocurrency data and provides valuable insights for efficient markets, investment strategies, and risk management practices.

**Keywords:** Behavioral Finance, Herding Behavior, Bitcoin, Ethereum, Cryptocurrency

## Kripto Para Piyasasında Yüksek Frekanslı Verilerde Sürü Davranışı

### Öz

Bu çalışma, kripto para yatırımcılarının sürü davranışı sergileyip sergilemediğini araştırarak literatüre katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Ayrıca, bu çalışma kripto para piyasasındaki sürü davranışını günlük frekanslar yerine yüksek frekanslı veriler kullanarak incelemektedir. Kripto para piyasasının küresel yapısı göz önüne alındığında, gün içi veriler daha hassas bir analizi kolaylaştırmaktadır. Bu bağlamda, değişen zaman aralıkları ile sürü davranışının değişme olasılığı araştırılmaktadır. Bu şekilde, yatırımcıların hangi zaman aralıklarında kendi bilgi ve kanıtlarını yeterince kullanmadan diğer yatırımcıların hareketlerini takip ettikleri tespit edilmeye çalışılmaktadır. Bu çalışma, hem Yatay Kesit Standart Sapma (CSSD) hem de Yatay Kesit Mutlak Sapma (CSAD) metodolojilerini kullanarak kripto para yatırımcılarının sürü davranışı sergileyip sergilemediğini araştırmaktadır. Sürü davranışının zaman boyutu da 15 dakika, 30 dakika, 1 saat, 2 saat, 3 saat, 6 saat, 12 saat ve günlük veri setleri olmak üzere farklı zaman aralıklarında sürü davranışı analizi yapılarak incelenmiştir. Analiz, 1 Ocak 2017'den 31 Aralık 2022'ye kadar olan dönemi kapsamaktadır ve toplam piyasa değerinin %70'sinden fazlasını temsil eden başlıca kripto para birimlerinden (BTC, ETH, LTC, XRP ve BCH) oluşmaktadır. Bu çalışmada, tüm dönem göz önünde bulundurulduğunda, yüksek frekanslı verilerde sürü davranışına dair herhangi bir kanıt bulunamamıştır. Aşırı fiyat hareketleri rasyonel varlık fiyatlandırma modelleri ile açıklanabilir. Başka bir deyişle, kripto para yatırımcılarının alım satım kararları diğer yatırımcıların davranışlarını taklit etmiyor ve yatırımcılar kendi bilgilerine dayanarak karar almaktadır. Dahası, kripto para yatırımcıları için negatif etkilerin pozitif etkilerden daha baskın olduğu söylenebilir. Sonuç olarak, kripto para yatırımcıları negatif bilgiye pozitif bilgidен daha duyarlıdır. Bu çalışmanın sonuçları kripto para piyasası için çeşitli çıkarımlara sahiptir. İlk olarak, sürü davranışının olmaması, kripto para yatırımcılarının kendi bilgilerine dayanarak rasyonel yatırım kararları alma olasılıklarının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu, sürü davranışının sıklıkla gözlemlendiği geleneksel finans piyasalarının aksine bir durumdur. İkinci olarak, sonuçlar kripto para yatırımcılarının negatif bilgiye pozitif bilgidен daha duyarlı olduğunu göstermektedir. Bu durum, kripto para piyasasının hala nispeten yeni ve değişken bir piyasa olmasından kaynaklanıyor olabilir. Sonuç olarak, yatırımcıların olumsuz haberler karşısında pozisyonlarını satma olasılığı, olumlu haberler karşısında pozisyonlarını satın alma olasılığından daha yüksek olabilir.

Son olarak, bu çalışmanın sonuçları özellikle bilgili yatırımcıların ve muhtemelen kurumsal yatırımcıların kripto para piyasasındaki hakimiyetini vurgulamaktadır. Bunun nedeni, bu yatırımcıların rasyonel yatırım kararları almalarını sağlayacak bilgi ve kaynaklara erişimlerinin daha yüksek olması olabilir. Buna ek olarak, önemli piyasa değerine sahip kripto para birimleri daha rasyonel yatırımcılar tarafından tutulduğu için sürü davranışını gözlemlemek mümkün olmamış olabilir. Yüksek frekanslı verilerde sürü davranışının görülmemesi, kripto para piyasasındaki yatırımcıların bilgiyi fiyatlara hızlı bir şekilde dahil ettiğini ve bunun da kısa zaman aralıklarında etkin bir piyasanın göstergesi olduğunu göstermektedir. Sonuçlarımız, yatırımcıların kısa zaman aralıklarında kitlesel davranışların neden olduğu ani ve irrasyonel piyasa hareketlerinden daha az endişe duyabileceğini göstermektedir. Dahası, bu durum yatırımcıların başkalarının eylemlerinden aşırı derecede veya hızlı piyasa hareketlerine yol açabilecek şekilde etkilenmediğini göstermektedir. Dolayısıyla çalışmamız, yüksek frekanslı kripto para verilerinde sürü davranışının olmamasının önemini vurgulamakta ve etkin piyasalar, yatırım stratejileri ve risk yönetimi uygulamaları için değerli bilgiler sağlamaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Davranışsal Finans, Sürü Davranışı, Bitcoin, Ethereum, Kripto Para

## Giriş

Hızla gelişen kripto para piyasası, yenilikçi yapısı ve geleneksel finansal sistemleri bozma potansiyeli nedeniyle son yıllarda büyük ilgi görmüştür. Dünyanın ilk kripto para birimi olan BTC (Nakamoto, 2008), kripto para birimlerinin önemli ölçüde genişlemesinin önünü açmış ve her biri kendine özgü özelliklere, kullanım alanlarına ve temel teknolojilere sahip çeşitli altcoinlerin ortaya çıkmasına yol açmıştır. BTC dışındaki tüm kripto para birimlerini kapsayan altcoinler, alternatif çözümler sunarak finansal sistemdeki belirli ihtiyaçları karşılamayı amaçlamaktadır.

Kripto para piyasası, mevcut finansal sisteme olan güvenin azalmasıyla birlikte (Paule-Vianez ve diğerleri, 2020; Youssef ve Waked, 2022), 1 Aralık 2023 itibarıyla, dolaşımdaki 27000'den fazla kripto para birimi ve 1,45 trilyon doları aşan piyasa değeri ile hızlı bir büyüme kaydetmiştir. Düzenli olarak yeni kripto para birimleri piyasaya sürülmekte ve piyasa değeri sürekli dalgalanmalar yaşamaktadır. Özellikle BTC, 756 milyar doları aşan piyasa değeri, 23 milyar doları aşan 24 saatlik işlem hacmi ve yaklaşık %52'lik piyasa hakimiyeti ile en tanınmış ve en ünlü kripto para birimi olmaya devam etmektedir (CoinMarketCap, 2023).

Kripto para piyasası çalışmalarının bir kısmı sürü davranışını incelemeye odaklanmaktadır. Bu davranış, rasyonel yatırımcıların karar verirken başkalarının davranışlarını taklit ederek irrasyonel davranmaya başlamasıdır (Kumar ve Goyal, 2015, s.90). Bazı çalışmalar, sürü davranışını belirsizlikle ilişkilendirmektedir. Diğer çalışmalar ise, bireysel yatırımcılar ile kurumsal yatırımcılar arasındaki bilgi asimetrisinin, düşük işlem hacminin ve yetersiz düzenleyici çerçevenin sürü davranışını kolaylaştırabileceğini öne sürmektedir (Kallinterakis ve Kratunova, 2007; Balcılar ve Demirer, 2015; Coskun ve diğerleri, 2020). Bouri ve diğerleri (2019), kripto para piyasasının zayıf bir yasal çerçeve ve bilgi eksikliği ile karakterize olduğunu belirterek, tecrübesiz yatırımcıların riskleri tam olarak anlamadan piyasaya girdiğini savunmaktadır.

Kripto para piyasasına katılımın herhangi bir kısıtlamaya tabi olmadığı ve birçok yatırımcının piyasa duyarlılığına hızlı bir şekilde tepki verdiği göz önüne alındığında, yüksek frekanslı işlem yapmanın yaygın olduğu söylenebilmektedir. Dolayısıyla, yüksek frekanslı verilerin kullanılması, yatırımcıların ve piyasaların dinamiklerini anlamada önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca, yüksek volatilitenin hâkim olduğu kripto para piyasasında sürü davranışının derinlemesine incelenmesine imkân sağlamaktadır.

Bu çalışmada, kripto para yatırımcılarının sürü davranışı sergileyip sergilemedikleri hem CSSD hem de CSAD yöntemleriyle araştırılarak literatüre katkıda bulunulması amaçlanmıştır. Ayrıca, bu çalışma, kripto para piyasasındaki sürü davranışını incelemek için yüksek frekanslı verileri kullanmaktadır. Sonuç olarak, daha doğru sonuçlar elde etmek için günlük frekanslar yerine daha yüksek frekansların analiz edilmesi önerilmektedir (Akhtaruzzaman ve diğerleri, 2021, s.2). Özellikle gün içi veriler, kripto para piyasasının daha doğru bir şekilde temsil edilmesini sağlayabilir. Kripto para piyasasının küresel yapısı göz önüne alındığında, gün içi veriler daha hassas bir analizi kolaylaştırmaktadır. Özetle, sürü davranışı 15 dakika, 30 dakika, 1 saat, 2 saat, 3 saat, 6 saat, 12 saat

ve günlük aralıklarla incelenmiştir. Böylece zaman aralıklarının değişmesi ile sürü davranışının değişme olasılığı araştırılmıştır. Bu sayede, yatırımcıların hangi zaman aralığında kendi bilgi ve kanıtlarını yeterince kullanmadan diğer yatırımcıların hareketlerini takip ettikleri tespit edilmeye çalışılmıştır.

Bu çalışmada, tüm dönem göz önünde bulundurularak, yüksek frekanslı verilerde sürü davranışına dair kanıtlar bulunamamıştır. Yüksek frekanslı verilerde sürü davranışının olmaması, kripto para piyasasındaki yatırımcıların bilgileri hızlı bir şekilde fiyatlara dahil ettiğini ve kısa zaman aralıklarında etkin bir piyasanın göstergesi olduğunu göstermektedir. Sonuçlarımız, yatırımcıların kısa zaman aralıklarında kitlesel davranıştan kaynaklanan ani ve irrasyonel piyasa hareketlerine ilişkin daha az endişe duyabileceklerini göstermektedir. Ayrıca, bu durum yatırımcıların diğerlerinin eylemlerinden veya hızlı piyasa hareketlerine yol açabilecek şekilde aşırı derecede etkilenmediğini göstermektedir. Dolayısıyla, çalışmamız yüksek frekanslı kripto para verilerinde sürü davranışının olmamasının önemini vurgulamakta ve etkin piyasa, yatırım stratejileri ve risk yönetimi uygulamaları için değerli bilgiler sunmaktadır.

Bu makalenin geri kalanı şu şekilde düzenlenmiştir. Birinci bölümde, sürü davranışına ilişkin kavramsal çerçeve açıklanırken, ikinci bölümde kripto para piyasasında sürü davranışına ilişkin literatür taraması sunulmaktadır. Üçüncü bölümde, veri seti tanıtılmakta ve analizde kullanılan metodoloji açıklanmaktadır. Daha sonra, dördüncü bölümde ampirik bulgular tartışılmaktadır. Son olarak, çalışmadan elde edilen sonuçlar özetlenmektedir.

## 1. Kavramsal Çerçeve

Bireyler, firmalar ve piyasalar tarafından rasyonel karar alma varsayımına dayanan geleneksel finans, portföy teorisi, sermaye varlıklarını fiyatlandırma modeli ve etkin piyasa hipotezi gibi temel finans teorilerinin temelini oluşturmaktadır (Statman, 2008, ss.1-3). Geleneksel finansın aksine, insanların para harcarken, yatırım yaparken, tasarruf ederken veya borç alırken neden ve nasıl irrasyonel kararlar aldıklarını açıklamak, finans ve psikolojinin bileşimi olan davranışsal finans dinamikleriyle açıklanan, oldukça geniş kapsamlı ve birçok teorik arka plana sahip bir alandır (Belsky ve Gilovic, 2010, ss.12-13). Sürü davranışı genellikle psikolojik faktörleri geleneksel finansal modellere entegre eden davranışsal finans çerçevesinde analiz edilmektedir.

Sürü davranışı, bireylerin kendi analizlerine dayalı bağımsız kararlar almak yerine çoğunluğun eylemlerini takip etme eğiliminde olduğu aşırı oynaklık ve kısa vadeli eğilimler için popüler bir davranışsal açıklamadır (Christie ve Huang, 1995, s.25). Yatırımcılar, piyasa konsensüsüne uygun hareket edip kendi inançlarını göz ardı ettiklerinde ortaya çıkmaktadır (da Gama Silva ve diğerleri, 2019, s.42). Piyasa stresi dönemlerinde olağandışı piyasa hareketlerinin daha sık sürü davranışına yol açabileceği varsayılmaktadır. Sürü davranışına göre, bireysel yatırımcılar yatırım kararlarını piyasanın genel hareketine dayandırmakta ve bu da menkul kıymet getirilerinin piyasa getirisine yakınsamasına yol açmaktadır (Akinsomi ve diğerleri, 2018; Coskun ve diğerleri, 2020).

Finansal piyasalarda, yatırımcıların üstün bilgiye veya analitik becerilere sahip olduğuna inanarak çoğunluğu takip etmesi (rasyonel) ya da yatırımcıların herhangi bir rasyonel değerlendirme yapmadan hareket etmesi (irrasyonel) olarak tasvir edilmektedir (Mobarek ve diğerleri, 2014, s.110). Rasyonel sürü davranışı; bilgiye dayalı sürü davranışı (bilgisel şelale), saygınlığa dayalı sürü davranışı ve ücrete dayalı sürü davranışı olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bilgiye dayalı sürü davranışında yatırımcıların yatırım kararı verirken sadece sahip oldukları bilgileri değil, diğer yatırımcıların davranışlarını da göz önünde bulundurarak değerlendirme yaptıkları ortaya konulmaktadır (Banerjee, 1992; Bikhchandani ve diğerleri, 1992). Saygınlığa dayalı sürü davranışı, profesyonel yöneticilerin itibarlarını veya kariyer beklentilerini artırmak için güvenilir yatırımcıları

veya fon yöneticilerini taklit ettiklerini öne sürmektedir (Scharfstein ve Stein, 1990). Ücrete dayalı sürü davranışında ise, fon yöneticilerinin performans ve ücretle ilgili riskleri azaltmak için birbirlerinin kararlarını taklit ettiklerini öne sürmektedir (Bikhchandani ve Sharma, 2000). Buna karşılık, irrasyonel sürü davranışında, yatırımcıların birbirlerini körü körüne takip ettiği ve rasyonel analizden vazgeçildiği savunulmaktadır (Kanojia ve diğerleri, 2022).

## 2. Literatür Taraması

Kripto para piyasasındaki sürü davranışı çeşitli çalışmalara konu olmuştur. Calderón (2018), yatırımcıların, son derece olumsuz getiriler karşısında temkinli davranma eğiliminde olduklarını, ancak piyasa olumlu getirilerin olduğu dönemlerde sürü davranışı sergilediklerini bulmuştur. Amirat ve Alwafi (2020) de kripto para piyasasında, özellikle 2016'dan 2017'nin başlarına kadar sürü davranışına dair kanıtlar bulmuştur.

Stavroyiannis ve Babalos (2019), zamanla değişen bir model kullanmış ve kripto para piyasasında sürü davranışı tespit edememiştir. Buna karşılık, Youssef (2020) aynı modeli kullanarak, örneklem döneminin çoğunda sürü davranışının yaygın olduğunu tespit etmiştir. Ayrıca, yatırımcıların volatilitenin arttığı dönemlerin yanı sıra S&P500 ve dolar endeksinin yükseliş yaşadığı dönemlerde birbirlerini taklit etme olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir.

Haryanto ve diğerleri (2020), kripto para piyasasındaki sürü davranışının piyasa modellerini takip ettiğini, yükselen piyasalarda pozitif getirilerle, düşen piyasalarda ise negatif getirilerle yoğunlaştığını tespit etmiştir. Aynı zamanda, sürü davranışı eğilimleri düşük işlem hacmiyle daha da şiddetlenmektedir. Manahov (2021), piyasa yükselişleri sırasında tüm veri setinde sürü davranışına ilişkin önemli kanıtlar ortaya koyarak bu bulguları doğrulamıştır.

Bouri ve diğerleri (2019), kripto para piyasasında zamanla değişen önemli bir sürü davranışı saptamıştır. Ayrıca, belirsizlik arttıkça sürü davranışının ortaya çıkma eğiliminde olduğunu bildirmişlerdir. da Gama Silva ve diğerleri (2019), en yüksek piyasa değerine sahip en likit 50 kripto para birimindeki sürü davranışını analiz etmiştir. Sonuçlar, kripto para piyasasındaki olumsuz haberlerin sürü davranışı ile ilişkili olduğunu göstermektedir.

Kallinterakis ve Wang (2019), kripto para piyasası performansının ortalama olarak olumlu performans gösterdiği dönemlerde, düşük volatilité dönemlerinde ve yüksek hacim dönemlerinde daha güçlü sürü davranışı gösterdiğini bildirmiştir. Benzer bir sonuç, Ballis ve Drakos (2020) tarafından da bulunmuş ve sürü davranışının yükselen piyasalarda daha güçlü hale geldiğine dair kanıtlar sunmuşlardır. Coskun ve diğerleri (2020), yatırımcıların düşük volatilité ortamlarında kendi bilgilerinden ziyade diğer yatırımcıların bilgilerine güvenme olasılığının daha yüksek olduğunu bulmuştur. Bu nedenle, volatilitenin düşük olduğu zamanlarda sürü davranışı görülmektedir. Çalışma ayrıca, her bir model için sürü karşıtı bir davranışa işaret etmektedir. Jalal ve diğerleri (2020) ise sürü davranışının yüksek volatilité dönemlerinde daha yaygın olduğunu savunmuştur.

Kumar (2021), kripto para piyasasındaki yatırımcıların piyasa düşüşleri sırasında birbirlerini taklit ettiklerini ve sürü davranışının yüksek volatilité dönemlerinde daha belirgin olduğunu belirtmektedir. Vidal-Tomás ve diğerleri (2019), sürü davranışının düşüş dönemlerinde, yükseliş dönemlerine kıyasla daha belirgin olduğunu savunmaktadır. Benzer bir sonuç, Papadamou ve diğerleri (2021) tarafından da bulunmuş ve sürü davranışının düşüş dönemlerinde daha güçlü olduğunu belirtmişlerdir.

Choi ve Yoon (2020), sürü davranışının piyasanın aşağı yönlü dönemlerinde ortaya çıktığını ve negatif sürü davranışının düşük işlem hacmi ve düşük volatilité dönemlerinde meydana geldiğini tespit etmişlerdir. Choi ve diğerleri (2022) ise, daha kısa zaman aralıklarında sürü karşıtı davranış ve daha uzun dönemlerde sürü davranışı tespit etmişlerdir. Piyasa düşüşe geçtiğinde, korkunun arttığını ve yatırımcıların bilgilerini kullanmak yerine piyasa hareketlerine tepki olarak hızlı hareket etmek

zorunda kaldıklarını belirtmişlerdir. Ayrıca, Philippas ve diğerleri (2020), kripto para birimlerinin piyasa değerinin küresel ekonomiye kıyasla küçük olması nedeniyle, internette dolaşan en hafif söylentilerin bile değerinde dalgalanmaya yol açabileceğinden bahsederler. Ocak 2016'nın başından Mayıs 2018'in sonuna kadar, Twitter hashtagleri ve Google aramalarının sürü davranışının en güçlü itici güçleri olduğunu tespit etmişlerdir.

Mandaci ve Cagli (2022), COVID-19 salgını öncesinde ve sırasında sürü davranışının varlığını araştırmış, salgın sırasında sürü davranışının yoğunlaştığını ve piyasa oynaklığı üzerinde önemli bir etkisi olduğunu ortaya koymuştur. Buna karşılık, Yarovaya ve diğerleri (2021) COVID-19'un kripto para piyasasında sürü davranışını güçlendirmede iddia etmiştir. Youssef ve Waked (2022), yalnızca yüksek volatilité durumunda sürü davranışına ilişkin önemli kanıtlar tespit etmişler, ayrıca COVID-19 salgını sırasında yatırımcıların fikir birliği davranışını izlediğini göstermiştir.

### 3. Veri Seti ve Metodoloji

Mevcut literatürde, kripto para piyasalarındaki sürü davranışını inceleyen çalışmaların çoğunda ağırlıklı olarak günlük veriler kullanılmıştır. Bu çalışmada ise dünya çapında tanınan ve yaygın olarak kullanılan bir kripto para alım satım platformu olan Bitstamp'tan elde edilen yüksek frekanslı veriler kullanılmıştır. Fiyat verileri ABD doları cinsinden ve 1 dakikalık aralıklarla alınmıştır. Daha sonra, bu veriler 15 dakika, 30 dakika, 1 saat, 2 saat, 3 saat, 6 saat, 12 saat ve günlük zaman dilimlerine dönüştürülmüştür. Dönüştürme işlemi, UTC zaman dilimindeki saat başı temel alınarak gerçekleştirilmiştir. Örneğin, 15 dakikalık veriler 00:00, 00:15, 00:30, ..., 23:45; 30 dakikalık veriler 00:00, 00:30, 01:00, ..., 23:30; 1 saatlik veriler 00:00, 01:00, 02:00, ..., 23:00; 2 saatlik veriler 00:00, 02:00, 04:00, ..., 22:00; 3 saatlik veriler 00:00, 03:00, 06:00, ..., 21:00; 6 saatlik veriler 00:00, 06:00, 12:00, 18:00; 12 saatlik veriler ise 00:00, 12:00 olarak dönüştürülmüştür. Ayrıca, günlük veriler için her günün 23:59'undaki kapanış fiyatı dikkate alınmıştır. Kripto para piyasasındaki sürü davranışını değerlendirmek için, analizimiz 1 Ocak 2017'den 31 Aralık 2022'ye kadar olan verileri içermekte ve BTC, ETH, LTC, XRP ve BCH gibi önemli piyasa değerine sahip en popüler kripto para birimlerine odaklanmaktadır.

Sürü davranışı analizleri, kripto para birimlerinin davranışlarını incelemek için bir piyasa portföyü gerektirmektedir. Vidal-Tomás ve diğerleri'ni (2019) takiben piyasa getirisini hesaplamak için eşit ağırlıklı bir piyasa portföyü oluşturulmuştur.

$$R_{m,t} = \frac{\sum_{i=1}^N R_{i,t}}{N} \quad (1)$$

burada N kripto para birimi sayısını  $R_{m,t}$  piyasa getirisini ve  $R_{i,t}$  her bir kripto para biriminin getirisini ifade etmektedir.

Christie ve Huang (1995), ABD pay senedi piyasasındaki yatırımcıların davranışlarını analiz ederek, varlık getirilerinin piyasa ortalamasına yakınlığını ölçen CSSD kullanarak bir sürü davranışı testi geliştirmişlerdir. Çalışmada, yatırımcıların olağandışı piyasa hareketlerinin yaşandığı dönemlerde kendi beklentilerini göz ardı ederek yatırım kararlarını toplam piyasa hareketine göre verdiklerinde, bireysel varlık getirilerinin genel piyasa getirisinden anlamlı bir şekilde farklılaşmayacağını ve bu nedenle CSSD değerinin normalden daha düşük olacağını ileri sürmektedirler. Denklem 2, CSSD değerinin nasıl hesaplandığını göstermektedir.

$$CSSD_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (R_{i,t} - R_{m,t})^2}{N-1}} \quad (2)$$

Christie ve Huang (1995), aşırı piyasa hareketlerinin yaşandığı dönemlerde yatırımcıların piyasa konsensüsüne uygun davranma olasılıklarının arttığını iddia etmektedir. Bu nedenle, pay senedi getirilerinin CSSD değerlerinin bu dönemlerde ortalamanın anlamlı bir şekilde altında kalıp

kalmadığını ampirik olarak test etmektedir. Denklem 3'te verilen ampirik modeli tahmin etmektedirler.

$$CSSD_t = \alpha + \beta_1 D_t^L + \beta_2 D_t^U + \varepsilon_t \quad (3)$$

Denklem 3'te  $D_t^L$  kukla değişkeni t zamanında piyasa getirisinin aşırı alt kuyrukta yer aldığı durumda 1, diğer durumlarda ise 0 değerini alırken,  $D_t^U$  ise t zamanında piyasa getirisinin aşırı üst kuyrukta yer aldığı durumda ise 1, diğer durumlarda ise 0 değerini alacak şekilde tanımlanmıştır.

$\alpha$  katsayısı, iki kukla değişkenin ifade ettiği bölgeler dışında kalan ortalama CSSD değerini yansıtmaktadır. Rasyonel varlık fiyatlandırma modellerine göre,  $\beta_1$  ve  $\beta_2$  katsayılarının pozitif ve anlamlı olması beklenmektedir. Eğer  $\beta_1$  ve  $\beta_2$  katsayıları negatif ve anlamlı ise, sürü davranışının bir kanıtı olarak yorumlanabilir (Chang ve diğerleri, 2000; Vidal-Tomás ve diğerleri, 2019). Christie ve Huang (1995), aşırı fiyat hareketlerini belirlemek için piyasa getiri dağılımının üst ve alt kuyruğundaki gözlemlerin %1 ve %5'lik dilimlerini kullanmaktadır.

Chang ve diğerleri (2000), rasyonel varlık fiyatlandırma modellerinin, bireysel varlık getirilerindeki dağılım ile bir piyasa portföyünün getirisi arasında doğrusal bir ilişki ima ettiğini belirtmektedir. Piyasa getirisinin mutlak değeri arttıkça, bireysel varlık getirilerindeki dağılım da artmalıdır. Piyasa fiyatlarında nispeten büyük hareketlerin olduğu dönemlerde, yatırımcılar sürü davranışı sergileyerek daha homojen tepki verebilirler. Bu davranışın korelasyonu artırması muhtemeldir.

Chang ve diğerleri (2000), Christie ve Huang (1995) tarafından önerilen yaklaşıma bir alternatif olarak, sürü davranışını getiri dağılımının bir ölçüsü olarak CSAD aracılığıyla analiz etmeyi önermişlerdir. Denklem 4, CSAD'nin hesaplama yöntemini göstermektedir.

$$CSAD_t = \frac{\sum_{i=1}^N |R_{i,t} - R_{m,t}|}{N} \quad (4)$$

Chang ve diğerleri (2000), piyasa stresi dönemlerinde getiri dağılımı (CSAD<sub>t</sub>) ile piyasa getirisi ( $R_{m,t}$ ) arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin oluşabileceğini iddia etmişlerdir. Christie ve Huang (1995), aşırı piyasa getirileri ve büyük fiyat hareketleri dönemlerinde sürü davranışı olasılığının daha yüksek olabileceğini ileri sürmüşlerdir; bu sebeple, Denklem 5 piyasa getirisine dayalı bir model olarak sunulmuştur.

$$CSAD_t = \alpha + \gamma_1 |R_{m,t}| + \gamma_2 R_{m,t}^2 + \varepsilon_t \quad (5)$$

Chang ve diğerleri (2000), getiri dağılımının piyasa getirileriyle doğrusal bir ilişkiye sahip olduğunu varsayan sermaye varlıklarını fiyatlandırma modeline dayanarak CSAD'yi geliştirmiştir. Aşırı piyasa oynaklığının olduğu günlerde sürü davranışı varsa, getirilerin yatay kesit dağılımının piyasa getirisinden daha az azalması veya artması beklenir. Bu durumda, sürü davranışının mevcut olduğu kabul edilirken, tahmin edilen  $\gamma_2$  katsayısının negatif ve istatistiksel olarak anlamlı olması gerekir (Chang ve diğerleri, 2000).

Economou ve diğerleri (2018), sürü davranışının yükselen ve düşen piyasa dönemlerinde asimetric bir davranış sergileyebileceğini ifade etmiştir. Düşme eğilimindeki piyasaların, gerilemenin devam etmesi halinde daha fazla kayıptan kaçınmak için yatırımcıların pozisyonlarını kapatmaya itebileceğini belirtmiştir. Bu da sürü oluşumuna neden olabilir. Öte yandan, yükselen piyasalar, yatırımcıları yukarı yönlü bir trend olduğuna inandırarak sürü oluşumunu da teşvik edebilmektedir. Bu hipotez iki farklı modelin tahmini ile test edilebilmektedir. Denklem 6 ve Denklem 7 bu modelleri göstermektedir (Ballis ve Drakos, 2020).

$$CSAD_t^{UP} = \alpha + \gamma_1^{UP} |R_{m,t}^{UP}| + \gamma_2^{UP} (R_{m,t}^{UP})^2 + \varepsilon_t, R_{m,t} > 0 \quad (6)$$

$$CSAD_t^{DOWN} = \alpha + \gamma_1^{DOWN} |R_{m,t}^{DOWN}| + \gamma_2^{DOWN} (R_{m,t}^{DOWN})^2 + \varepsilon_t, R_{m,t} < 0 \quad (7)$$

## 4. Ampirik Sonuçlar

### 4.1. CSSD Analiz Sonuçları

Tablo 1, farklı zaman ölçeklerinde CSSD'nin tanımlayıcı istatistiklerini ve birim kök testi sonuçlarını sunmaktadır.

**Tablo 1.** CSSD Tanımlayıcı İstatistikleri ve Birim Kök Testi Sonuçları

Panel A: CSSD Tanımlayıcı İstatistikler								
	15 dakika	30 dakika	1 saat	2 saat	3 saat	6 saat	12 saat	Günlük
N	175295	87647	43823	21911	14607	7303	3651	1825
Ort.	0,003	0,004	0,005	0,006	0,007	0,010	0,015	0,021
S.S.	0,003	0,005	0,005	0,007	0,008	0,011	0,015	0,020
Min.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	0,002
Mak.	0,371	0,420	0,374	0,376	0,379	0,378	0,376	0,253
Çarp.	22,999	14,545	15,162	12,508	11,296	8,881	7,106	3,960
Bas.	2304,455	885,757	791,488	494,525	368,545	222,310	118,535	28,146
Panel B: CSSD Birim Kök Testi								
ADF	-20,47***	-18,03***	-20,20***	-22,57***	-17,76***	-18,32***	-10,78***	-11,58***
PP	-841,43***	-508,31***	-307,89***	-195,41***	-143,41***	-90,84***	-56,01***	-40,65***

**Not:** \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. N, gözlem sayısı; Ort., Ortalama; S.S., Standart Sapma; Min., Minimum; Mak., Maksimum; Çarp., Çarpıklık; Bas., Basıklık; ADF, Augmented Dickey-Fuller ve PP, Phillips-Perron birim kök testidir. ADF ve PP birim kök testleri için sabit model kullanılmıştır.

Veriler 15 dakikalık zaman dilimi için 175295, günlük zaman dilimi için 1825 gözlem aralığında değişmektedir. Farklı zaman ölçeklerinde CSSD değerinin ortalaması ve standart sapması, zaman ölçeği atıkça (günlükten 15 dakikaya doğru) beklenildiği gibi azalmaktadır. Örneğin, 15 dakikalık veriler için ortalama 0,003 ve standart sapma 0,003'tür. Bir saatlik veriler için ortalama 0,005 ve standart sapma 0,005'tir. Günlük veriler için ise ortalama 0,021 ve standart sapma 0,002'dur. Tablo 1'in Panel A bölümünde, tüm zaman ölçekleri için pozitif çarpıklık olduğu görülmektedir. Ayrıca, zaman ölçeğinin artmasıyla birlikte aşırı basıklık önemli ölçüde artmaktadır. Panel B'de ise hem ADF hem de PP test istatistikleri CSSD değerlerinin tüm zaman ölçeklerinde durağan olduğunu göstermektedir.

Denklem 3'te, alt kuyruk ve üst kuyruktan kaynaklanan aşırı piyasa hareketlerini belirlemek için üç kriter kullanılmaktadır. Bu kriterler,  $D_t^L$  ve  $D_t^U$  piyasa getiri dağılımının alt ve üst kuyruğunun %1, %5 ve %10 ile sınırlandırılmasıdır. Tablo 2, her bir zaman dilimine ait regresyon tahminlerini göstermektedir.

**Tablo 2.** CSSD Analiz Sonuçları

Panel A: %1 Kriteri								
	15 dakika	30 dakika	1 saat	2 saat	3 saat	6 saat	12 saat	Günlük
$\alpha$	0,003*** (181,55)	0,004*** (123,84)	0,004*** (99,61)	0,006*** (74,19)	0,007*** (62,45)	0,010*** (42,86)	0,014*** (36,93)	0,020*** (27,87)
$\beta_1$	0,006*** (23,24)	0,010*** (11,12)	0,011*** (15,02)	0,012*** (10,58)	0,014*** (8,44)	0,011*** (5,65)	0,020*** (7,28)	0,029*** (4,22)
$\beta_2$	0,008*** (23,19)	0,010*** (16,14)	0,015*** (12,89)	0,021*** (9,86)	0,024*** (7,60)	0,014*** (8,06)	0,048*** (4,58)	0,078*** (6,63)
$R^2$	0,130	0,068	0,138	0,131	0,115	0,021	0,116	0,167
$F$ -ist	13063***	3192***	3511***	1674***	943***	77***	239***	182***
Panel B: %5 Kriteri								
$\alpha$	0,002*** (213,18)	0,004*** (129,64)	0,004*** (111,67)	0,005*** (82,68)	0,006*** (71,24)	0,010*** (41,87)	0,013*** (41,13)	0,019*** (30,76)
$\beta_1$	0,003*** (38,11)	0,005*** (22,57)	0,005*** (24,18)	0,007*** (18,60)	0,008*** (15,03)	0,006*** (8,80)	0,011*** (6,89)	0,011*** (5,53)
$\beta_2$	0,004*** (43,74)	0,006*** (27,96)	0,008*** (25,31)	0,012*** (20,28)	0,014*** (15,93)	0,009*** (13,16)	0,026*** (9,15)	0,041*** (8,76)
$R^2$	0,164	0,085	0,170	0,176	0,167	0,036	0,169	0,203
$F$ -ist	17156***	4045***	4472***	2337***	1458***	135***	372***	232***
Panel C: %10 Kriteri								
$\alpha$	0,002*** (226,44)	0,003*** (168,49)	0,004*** (117,09)	0,005*** (86,07)	0,006*** (70,67)	0,008*** (54,35)	0,012*** (41,18)	0,017*** (30,62)
$\beta_1$	0,002*** (45,15)	0,004*** (42,55)	0,004*** (28,33)	0,005*** (22,61)	0,005*** (18,28)	0,007*** (12,37)	0,008*** (8,33)	0,008*** (5,87)
$\beta_2$	0,003*** (52,22)	0,006*** (46,89)	0,006*** (31,64)	0,008*** (25,22)	0,010*** (20,17)	0,014*** (15,49)	0,019*** (11,71)	0,030*** (10,50)
$R^2$	0,147	0,191	0,158	0,169	0,159	0,169	0,159	0,209
$F$ -ist	15073***	10345***	4104***	2219***	1380***	742***	344***	241***

Not: \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. Parantez içindeki değerler t-istatistiklerini göstermektedir. Doğrusal regresyon analizleri için HAC (Newey-West) düzeltmesi uygulanmıştır.

Tablo 2, farklı zaman dilimleri için regresyon tahminlerini sunmaktadır. Panel A, %1 kriteri altında pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı  $\beta_2$  katsayıları içermektedir. Pozitif  $\beta_2$  değeri, sürü karşıtı davranışın bir göstergesidir. Panel B ve Panel C, sırasıyla %5 ve %10 kriterleri altında benzer sonuçlar göstermektedir. Bu sonuçlar, 15 dakikalık verilerden günlük verilere kadar tüm zaman dilimleri için geçerlidir.

Aşırı yukarı yönlü piyasa hareketleri sırasında ise, pozitif ve anlamlı  $\beta_2$  katsayıları, dağılımın azalmak yerine artma eğiliminde olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bulgular, rasyonel varlık fiyatlama hipoteziyle uyumlu olup sürü davranışı hipoteziyle çelişmektedir. Ayrıca, aşırı piyasa hareketleri için katsayı tahminleri, her üç kriter altında da pozitif ve %10 kriteri %5 kriterinden, %5 kriteri de %1 kriterinden daha küçük değerler almaktadır. Bu durum, piyasa getirilerinin üst ve alt %1'lik kısımlarıyla sınırlı olduğunda, rasyonel varlık fiyatlama hipotezinin en güçlü şekilde desteklendiğini göstermektedir.

#### 4.2. CSAD Analiz Sonuçları

Tablo 3, CSAD'nin tanımlayıcı istatistiklerini ve birim kök testi sonuçlarını farklı zaman dilimlerinde sunmaktadır.

**Tablo 3.** CSAD Tanımlayıcı İstatistikleri ve Birim Kök Testi Sonuçları

Panel A: CSAD Tanımlayıcı İstatistikleri								
	15 dakika	30 dakika	1 saat	2 saat	3 saat	6 saat	12 saat	Günlük
N	175295	87647	43823	21911	14607	7303	3651	1825
Ort.	0,002	0,004	0,003	0,005	0,006	0,008	0,011	0,016
S.S.	0,002	0,004	0,004	0,005	0,006	0,008	0,011	0,014
Min.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001
Mak.	0,265	0,221	0,268	0,269	0,271	0,271	0,269	0,181
Çarp.	21,993	7,961	14,671	12,124	10,948	8,604	6,865	3,855
Bas.	2150,922	240,130	757,715	472,617	353,206	212,013	113,183	26,975
Panel B: CSAD Birim Kök Testi								
ADF	-20,38***	-17,52***	-20,07***	-22,45***	-17,77***	-18,28***	-10,77***	-11,58***
PP	-840,89***	-523,51***	-308,70***	-196,63***	-144,02***	-91,03***	-55,77***	-40,43***

Not: \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. N, gözlem sayısı; Ort., Ortalama; S.S., Standart Sapma; Min., Minimum; Mak., Maksimum; Çarp., Çarpıklık; Bas., Basıklık; ADF, Augmented Dickey-Fuller ve PP, Phillips-Perron birim kök testidir. ADF ve PP birim kök testleri için sabit model kullanılmıştır.

CSSD analizinde olduğu gibi, bu zaman dilimleri 15 dakika ile günlük veriler arasında değişmektedir. Veri seti, 15 dakikalık zaman dilimi için 175295 gözlem ile günlük zaman dilimi için 1825 gözlem arasında değişmektedir. Zaman ölçeği arttıkça (günlükten 15 dakikaya), beklendiği gibi CSAD değerlerinin ortalaması ve standart sapması azalmaktadır. Ancak, 1 saatlik zaman dilimi için ortalama 0,003 iken, 30 dakikalık zaman dilimi için 0,003'tür. Bu durum istisna olarak görülebilir. Örneğin, 15 dakikalık veriler için ortalama 0,002 ve standart sapma 0,002 iken; günlük veriler için ortalama 0,016 ve standart sapma 0,014'tür. Ayrıca, CSAD'nin tanımlayıcı istatistikleri CSSD'nin tanımlayıcı istatistikleriyle karşılaştırıldığında, her bir zaman dilimi için ortalama ve standart sapmanın daha düşük olduğu görülmektedir. Bu durum, CSAD'nin aykırı değerlerin etkisini bastırması olarak ifade edilmektedir (Economou ve diğerleri, 2011).

Tablo 3'ün Panel A bölümünde, tüm zaman ölçeklerinde pozitif çarpıklık olduğu görülmektedir. Ayrıca, zaman ölçeğinin artmasıyla birlikte aşırı basıklık önemli ölçüde artmaktadır. Ortalama değerine benzer şekilde, sadece 30 dakikalık zaman dilimi için istisnadır. Panel B'de ise, hem ADF hem de PP test istatistikleri CSAD değerlerinin tüm zaman ölçeklerinde durağan olduğunu göstermektedir.

Tanım gereği, getiriler piyasa ile mükemmel bir uyum içinde olduğunda, CSAD değerleri sıfıra yaklaşmaktadır. Getiriler piyasa getirisinden farklılaştıkça, CSAD değerleri artmaktadır. Dolayısıyla, Tablo 3'te zaman ölçeği arttıkça, piyasa getirisinden sapma azalmakta ve getiriler piyasa ile daha uyumlu hale gelmektedir. Denklem 5 ile elde edilen regresyon sonuçları Tablo 4'te sunulmuştur. Böylece, Tablo 4 farklı zaman dilimleri için regresyon tahminlerini içermektedir.

**Tablo 4.** CSAD Analiz Sonuçları

	$\alpha$	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$R^2$	F-ist
15 dakika	0,001*** (19,71)	0,236*** (8,28)	1,432 (1,05)	0,337	44495***
30 dakika	0,003*** (66,36)	0,302*** (21,96)	0,938** (1,97)	0,219	12271***
1 saat	0,002*** (23,43)	0,223*** (9,49)	0,700 (0,92)	0,314	1030***
2 saat	0,003*** (23,23)	0,225*** (9,51)	0,262 (0,42)	0,293	4546***
3 saat	0,003*** (11,61)	0,210*** (4,23)	0,517 (0,48)	0,269	2681***
6 saat	0,004*** (16,19)	0,216*** (5,94)	0,083 (0,13)	0,248	1203***
12 saat	0,006*** (17,50)	0,232*** (8,46)	-0,121 (-0,35)	0,238	569***
Günlük	0,009*** (13,51)	0,215*** (6,12)	-0,015 (-0,06)	0,255	312***

Not: \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. Parantez içindeki değerler t-istatistiklerini göstermektedir. Doğrusal regresyon analizleri için HAC (Newey-West) düzeltmesi uygulanmıştır.

Tablo 4, farklı zaman dilimlerine (15 dakika, 30 dakika, 1 saat, 2 saat, 3 saat, 6 saat, 12 saat ve günlük) göre regresyon tahminlerini göstermektedir. Negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir  $\gamma_2$  katsayısı, kripto para piyasasında sürü davranışına işaret etmektedir. Bununla birlikte  $\gamma_1$  katsayısı, tüm zaman dilimleri için pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Günlük ve 12 saatlik veri setlerinde ise  $\gamma_2$  katsayısı negatif ancak istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer zaman dilimlerinde (30 dakika hariç) ise  $\gamma_2$  katsayısı pozitif ancak istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu sonuçlar sürü davranışının bu zaman dilimlerinde olmadığını göstermektedir.

Yatırımcıların, düşen piyasalarda sürü davranışına daha eğilimli oldukları varsayılmaktadır. Bunun nedeni, yatırımcıların potansiyel kayıplardan kaçınmak için piyasa konsensüsünü takip etme eğiliminde olmalarıdır. Bu hipotezi test etmek için, yükselen ve düşen piyasalar için ayrı ayrı regresyonlar yapılmıştır. Yükselen ve düşen piyasalardaki sürü davranışı için regresyon sonuçları Tablo 5 ve Tablo 6'da sunulmuştur.

**Tablo 5.** CSAD<sup>UP</sup> Analiz Sonuçları

	$\alpha$	$\gamma_1$	$\gamma_2$	R <sup>2</sup>	F-ist
15 dakika	0,001*** (14,61)	0,257*** (6,00)	1,864 (0,93)	0,345	23907***
30 dakika	0,003*** (61,38)	0,296*** (20,32)	1,455*** (3,21)	0,205	5761***
1 saat	0,002*** (12,63)	0,253*** (5,66)	1,196 (0,87)	0,343	5846***
2 saat	0,002*** (15,36)	0,284*** (8,01)	0,348 (0,38)	0,331	2772***
3 saat	0,004*** (5,96)	0,187* (1,69)	2,350 (0,96)	0,324	1785***
6 saat	0,005*** (6,55)	0,214*** (2,11)	1,185 (0,65)	0,311	856***
12 saat	0,006*** (7,07)	0,248*** (2,74)	0,674 (0,54)	0,311	427***
Günlük	0,009*** (11,09)	0,252*** (5,37)	0,469 (1,08)	0,363	272***

Not: \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. Parantez içindeki değerler t-istatistiklerini göstermektedir. Doğrusal regresyon analizleri için HAC (Newey-West) düzeltmesi uygulanmıştır.

Yükselen piyasa koşulunda farklı zaman dönemleri için tahmin sonuçları Tablo 5'te gösterilmektedir.  $\gamma_1$  katsayıları tüm zaman dilimleri için pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı iken,  $\gamma_2$  katsayısı 30 dakikalık zaman dilimi hariç pozitif ancak istatistiksel olarak anlamlı değildir. Tahminler 15 dakika, 30 dakika, 1 saat, 2 saat, 3 saat, 6 saat, 12 saat ve günlük veriler kullanılarak elde edilmiştir.

**Tablo 6.** CSAD<sup>DOWN</sup> Analiz Sonuçları

	$\alpha$	$\gamma_1$	$\gamma_2$	R <sup>2</sup>	F-ist
15 dakika	0,001*** (51,27)	0,227*** (19,17)	0,680 (1,16)	0,334	21613***
30 dakika	0,002*** (55,23)	0,305*** (17,81)	0,496 (0,77)	0,240	6783***
1 saat	0,002*** (50,63)	0,199*** (25,84)	0,190 (1,42)	0,307	4748***
2 saat	0,003*** (36,19)	0,188*** (17,25)	-0,111 (-0,63)	0,282	2100***
3 saat	0,003*** (29,86)	0,185*** (12,86)	-0,149 (-0,73)	0,267	1305***
6 saat	0,004*** (20,86)	0,165*** (8,87)	-0,074 (-0,36)	0,222	500***
12 saat	0,006*** (16,31)	0,153*** (6,86)	-0,075 (-0,46)	0,208	231***
Günlük	0,009*** (13,46)	0,106*** (4,60)	0,081 (0,50)	0,205	111***

Not: \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı göstermektedir. Parantez içindeki değerler t-istatistiklerini göstermektedir. Doğrusal regresyon analizleri için HAC (Newey-West) düzeltmesi uygulanmıştır.

Düşen piyasa koşulunda farklı zaman dönemleri için tahmin sonuçları Tablo 6'da gösterilmektedir.  $\gamma_1$  katsayıları, yükselen piyasa koşulunda olduğu gibi, tüm zaman dönemleri için pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır.  $\gamma_1$  katsayısı, 30 dakikalık zaman dilimi hariç, yükselen piyasa koşulunda düşen piyasa koşulundan daha yüksektir. Bu durum, kripto para yatırımcılarının iyi ve kötü haberlere asimetrik tepki verdiğini göstermektedir.  $\gamma_2$  katsayısı 2 saat, 3 saat, 6 saat ve 12 saat için negatiftir, ancak istatistiksel olarak anlamlı değildir.

Yatırımcıların düşen bir piyasada sürü davranışını benimseme olasılığı daha yüksektir, çünkü bu ortamda daha endişeli ve riskten kaçınırlar. Ancak, çalışmamız gün içinde kripto para piyasasında sürü davranışına dair istatistiksel olarak anlamlı bir kanıt bulamamıştır. Bu durum, kripto para yatırımcılarının kararlarının diğer yatırımcıların davranışlarını tutarlı bir şekilde taklit etme eğiliminde olmadığını göstermektedir. Bununla birlikte, kripto para yatırımcılarının sürü davranışına ilişkin olarak olumsuz etkilerin olumlu etkilerden daha baskın olduğu söylenebilir. Başka bir deyişle, bir yatırımcının kayıp bölgesinde riskten kaçınma eğilimi daha fazladır. Sonuç olarak, kripto para

yatırımcıları olumlu bilgilere kıyasla olumsuz bilgilere karşı daha yüksek bir hassasiyet sergilemektedir.

Kripto para piyasasında sürü davranışı analizinin gerçekleştirildiği bu kısımda elde edilen bulgular, önemli bir sürü davranışının olmadığını göstermektedir. Ayrıca, analiz sonuçları hem yükselen hem de düşen piyasada sürü davranışının görülme ihtimali dikkate alındığında, önemli bir sürü davranışı olmadığını ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, düşen piyasada özellikle 2 saatlik, 3 saatlik, 6 saatlik ve 12 saatlik zaman dilimlerinde istatistiksel anlamlılık olmasa da katsayı işareti sürü davranışının teorik beklentileriyle uyumludur.

Bu çalışma, kripto para piyasasında önemli bir sürü davranışının olmaması, zayıf bir yasal çerçeve ve bilgi eksikliği ile karakterize olduğunu belirten ve tecrübesiz yatırımcıların riskleri tam olarak anlamadan piyasaya girdiğini savunan çalışmalarla tutarlı değildir (Bouri ve diğerleri, 2019). Ayrıca, yatırımcı davranışlarından kaynaklanan spekülasyon balonları ve oynaklığı artırarak finansal piyasaların istikrarını etkileyebilen, çöktürlere ve dengesizliklere yol açabileceğini belirten çalışmalarla tutarlı değildir (Youssef ve Waked, 2022). Benzer şekilde, sürü davranışını belirsizlikle ilişkilendiren çalışmalarla da uyumlu değildir (Balcılar ve Demirer, 2015).

Yükselen piyasalardaki sonuçlar yatırımcılar arasında belirli bir düzeyde bağımsızlığa işaret ederken, düşen piyasalardaki tutarlı katsayı işaretleri, istatistiksel anlamlılık olmasa da sürü davranışına yönelik potansiyel bir eğilime işaret etmektedir. Bu çalışmanın bulguları, kripto para piyasasında sürü davranışının olmadığını dair sınırlı kanıt bildiren önceki bazı araştırmalarla uyumludur (Stavroyiannis ve Babalos, 2019; Vidal-Tomás ve diğerleri, 2019; Coskun ve diğerleri, 2020; Choi ve diğerleri, 2022). Aynı zamanda, istatistiksel olarak anlamsız olmasına rağmen, düşen piyasada katsayı işaretinin sürü davranışının beklenen ile uyumlu olması da literatüre farklı bir bakış açısı katmaktadır.

## Sonuç

Bu çalışma, yüksek frekanslı verileri kullanarak kripto para piyasasında sürü davranışının varlığını araştırmaktadır. Analiz, 1 Ocak 2017 ile 31 Aralık 2022 tarihleri arasındaki dönemi kapsamakta ve toplam piyasa değerinin %70'inden fazlasını temsil eden başlıca kripto para birimlerini (BTC, ETH, LTC, XRP ve BCH) içermektedir. Sürü davranışını ampirik olarak test etmek için Christie ve Huang (1995) tarafından geliştirilen CSSD metodolojisi ve Chang ve diğerleri (2000) tarafından geliştirilen CSAD metodolojisi kullanılmıştır.

Ampirik analiz sonuçları, kripto para piyasasında sürü davranışının olmadığını göstermektedir. CSSD analizi, aşırı fiyat hareketlerinin rasyonel varlık fiyatlama modelleri ile açıklanabileceğini göstermektedir. CSAD analizinin sonuçları da sürü davranışının mevcut olmadığını ortaya koymaktadır. Ancak sonuçlar, düşen piyasa koşullarında sürü davranışının daha belirgin olabileceğine işaret etmektedir.

Çalışma, kripto para piyasasında belirli bir sürü davranışının gözlenmediğini ortaya koymaktadır. Başka bir deyişle, kripto para yatırımcılarının alım satım kararları diğer yatırımcıların davranışlarını taklit etmemekte ve yatırımcılar kendi bilgilerine dayanarak karar vermektedir. Dahası, kripto para yatırımcıları için negatif etkilerin pozitif etkilerden daha baskın olduğu söylenebilir. Sonuç olarak, kripto para yatırımcıları negatif bilgiye pozitif bilgiden daha duyarlıdır.

Bu çalışmanın sonuçlarının kripto para piyasası için çeşitli çıkarımları vardır. İlk olarak, sürü davranışının olmaması, kripto para yatırımcılarının kendi bilgilerine dayanarak rasyonel yatırım kararları alma olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu, sürü davranışının sıklıkla gözlemlendiği geleneksel finans piyasalarının aksine bir durumdur. İkinci olarak, sonuçlar kripto para yatırımcılarının negatif bilgiye pozitif bilgiden daha duyarlı olduğunu göstermektedir. Bu durum, kripto para piyasasının hâlâ nispeten yeni ve değişken bir piyasa olmasından kaynaklanıyor olabilir. Sonuç olarak, yatırımcıların olumsuz haberler karşısında pozisyonlarını satma olasılığı, olumlu haberler karşısında pozisyonlarını satın alma olasılığından daha yüksek olabilir. Son olarak, bu

çalışmanın sonuçları özellikle bilgili yatırımcıların ve muhtemelen kurumsal yatırımcıların kripto para piyasasındaki hakimiyetini vurgulamaktadır. Bunun nedeni, bu yatırımcıların rasyonel yatırım kararları vermelerini sağlayacak bilgi ve kaynaklara erişimlerinin daha olası olması olabilir. Ayrıca, önemli piyasa değerine sahip kripto para birimleri daha rasyonel yatırımcıların elinde olduğu için sürü davranışı gözlemlenememiş olabilir.

Gelecekteki çalışmalar sürü davranışını diğer kripto para birimleri veya farklı zaman dilimlerinde inceleyebilir. Sürü davranışına neden olan faktörlerin altta yatan teknoloji ve piyasa dinamikleri ile nasıl etkileşime girdiği araştırılabilir. Ayrıca, sürü davranışını şekillendirmede sosyal medyanın ve çevrimiçi toplulukların rolü araştırılabilir. Sosyal medya tartışmaları, forumlar ve haberler analiz edilebilir. Sürü davranışını boğa piyasaları ile ayı piyasalarında, yüksek volatilité dönemleri ile istikrar dönemlerinde, farklı piyasa koşulları altında karşılaştırma yapılabilir. Ayrıca, ülkelerin kripto para piyasası için düzenleyici gelişmelerin sürü davranışı üzerine etkisi araştırılabilir.

**Kaynakça**

- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., Lucey, B.M., & Sensoy, A. (2021). Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID-19 crisis?. *Economic Modelling*, 102, 105588. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.105588>
- Akinsomi, O., Coskun, Y., Gupta, R., & Lau, C.K.M. (2018). Impact of volatility and equity market uncertainty on herd behaviour: evidence from UK REITs. *Journal of European Real Estate Research*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2891586>
- Amirat, A., & Alwafi, W. (2020). Does herding behavior exist in cryptocurrency market? *Cogent Economics & Finance*, 8(1), 1735680. <https://doi.org/10.1080/23322039.2020.1735680>
- Balcilar, M., & Demirer, R. (2015). Effect of global shocks and volatility on herd behavior in an emerging market: Evidence from Borsa Istanbul. *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(1), 140-159. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2015.1011520>
- Ballis, A., & Drakos, K. (2020). Testing for herding in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 33, 101210. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.008>
- Banerjee, A.V. (1992). A simple model of herd behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(3), 797-817. <https://doi.org/10.2307/2118364>
- Belsky, G., & Gilovich, T. (2010). Why smart people make big money mistakes and how to correct them: Lessons from the life-changing science of behavioral economics. Simon and Schuster
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1992). A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades. *Journal of Political Economy*, 100(5), 992-1026. <https://doi.org/10.1086/261849>
- Bikhchandani, S., & Sharma, S. (2000). Herd behavior in financial markets. *IMF Staff papers*, 47(3), 279-310. <https://doi.org/10.2307/3867650>
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- Calderón, O.P. (2018). Herding behavior in cryptocurrency markets. arXiv preprint arXiv:1806.11348. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.11348>
- Chang, E.C., Cheng, J. W., & Khorana, A. (2000). An examination of herd behavior in equity markets: An international perspective. *Journal of Banking & Finance*, 24(10), 1651-1679. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00096-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00096-5)
- Choi, K.H., Kang, S.H., & Yoon, S.M. (2022). Herding behaviour in Korea's cryptocurrency market. *Applied Economics*, 54(24), 2795-2809. <https://doi.org/10.1080/00036846.2021.1998335>
- Choi, K.H., & Yoon, S.M. (2020). Investor sentiment and herding behavior in the Korean stock market. *International Journal of Financial Studies*, 8(2), 34. <https://doi.org/10.3390/ijfs8020034>
- Christie, W.G., & Huang, R.D. (1995). Following the pied piper: do individual returns herd around the market? *Financial Analysts Journal*, 51(4), 31-37. <https://doi.org/10.2469/faj.v51.n4.1918>
- CoinMarketCap. (2023). Erişim adresi: <https://coinmarketcap.com/>
- Coskun, E. A., Lau, C. K. M., ve Kahyaoglu, H. (2020). Uncertainty and herding behavior: evidence from cryptocurrencies. *Research in International Business and Finance*, 54, 101284. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101284>
- da Gama Silva, P.V.J., Klotzle, M.C., Pinto, A.C.F., & Gomes, L.L. (2019). Herding behavior and contagion in the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 41-50. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2019.01.006>
- Economou, F., Hassapis, C., & Philippas, N. (2018). Investors' fear and herding in the stock market. *Applied Economics*, 50(34-35), 3654-3663. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1436145>
- Economou, F., Kostakis, A., & Philippas, N. (2011). Cross-country effects in herding behaviour: Evidence from four south European markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 21(3), 443-460. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2011.01.005>

- Haryanto, S., Subroto, A., & Ulpah, M. (2020). Disposition effect and herding behavior in the cryptocurrency market. *Journal of Industrial and Business Economics*, 47, 115-132. <https://doi.org/10.1007/s40812-019-00130-0>
- Jalal, R.N.U.D., Sargiacomo, M., Sahar, N.U., & Fayyaz, U.E. (2020). Herding behavior and cryptocurrency: Market asymmetries, inter-dependency and intra-dependency. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(7), 27-34. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no7.027>
- Kallinterakis, V., & Kratunova, T. (2007). Does thin trading impact upon the measurement of herding? Evidence from Bulgaria. *Ekonomia*, 10(1). <https://doi.org/10.2139/ssrn.975297>
- Kallinterakis, V., & Wang, Y. (2019). Do investors herd in cryptocurrencies—and why? *Research in International Business and Finance*, 50, 240-245. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.05.005>
- Kanojia, S., Singh, D., & Goswami, A. (2022). Impact of herding on the returns in the Indian stock market: an empirical study. *Review of Behavioral Finance*, 14(1), 115-129. <https://doi.org/10.1108/RBF-01-2020-0017>
- Kumar, A. (2021). Empirical investigation of herding in cryptocurrency market under different market regimes. *Review of Behavioral Finance*, 13(3), 297-308. <https://doi.org/10.1108/RBF-01-2020-0014>
- Kumar, S., & Goyal, N. (2015). Behavioural biases in investment decision making—a systematic literature review. *Qualitative Research in Financial Markets*, 7(1), 88-108. <https://doi.org/10.1108/QRFM-07-2014-0022>
- Manahov, V. (2021). Cryptocurrency liquidity during extreme price movements: is there a problem with virtual money? *Quantitative Finance*, 21(2), 341-360. <https://doi.org/10.1080/14697688.2020.1788718>
- Mandaci, P.E., & Cagli, E.C. (2022). Herding intensity and volatility in cryptocurrency markets during the COVID-19. *Finance Research Letters*, 46, 102382. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102382>
- Mobarek, A., Mollah, S., & Keasey, K. (2014). A cross-country analysis of herd behavior in Europe. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 32, 107-127. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2014.05.008>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. Erisim adresi: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Papadamou, S., Kyriazis, N.A., Tzeremes, P., & Corbet, S. (2021). Herding behaviour and price convergence clubs in cryptocurrencies during bull and bear markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30, 100469. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100469>
- Paule-Vianez, J., Prado-Román, C., & Gómez-Martínez, R. (2020). Economic policy uncertainty and Bitcoin. Is Bitcoin a safe-haven asset? *European Journal of Management and Business Economics*, 29(3), 347-363. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-07-2019-0116>
- Philippas, D., Philippas, N., Tziogkidis, P., & Rjiba, H. (2020). Signal-herding in cryptocurrencies. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101191>
- Statman, M. (2008). What is behavioral finance. *Handbook of Finance*, (9), 79-84. Erişim adresi: <https://eis.hu.edu.jo/ACUploads/10643/What%20is%20Behavioral%20Finance.pdf>
- Stavroyiannis, S., & Babalos, V. (2019). Herding behavior in cryptocurrencies revisited: Novel evidence from a TVP model. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 57-63. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2019.02.007>
- Vidal-Tomás, D., Ibáñez, A. M., & Farinós, J.E. (2019). Herding in the cryptocurrency market: CSSD and CSAD approaches. *Finance Research Letters*, 30, 181-186. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.09.008>

- Yarovaya, L., Matkovskyy, R., & Jalan, A. (2021). The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75, 101321. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101321>
- Youssef, M. (2020). What drives herding behavior in the cryptocurrency market?. *Journal of Behavioral Finance*, 23(2), 230-239. <https://doi.org/10.1080/15427560.2020.1867142>
- Youssef, M., & Waked, S.S. (2022). Herding behavior in the cryptocurrency market during COVID-19 pandemic: the role of media coverage. *The North American Journal of Economics and Finance*, 62, 101752. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101752>