



KRİPTO PARA PİYASASINDA SÜRÜ DAVRANIŞI: COINLERDE VE TOKENLARDA PİYASA YÖNÜNDE SÜRÜ DAVRANIŞININ ANALİZİ

HERD BEHAVIOR IN CRYPTOCURRENCY MARKET: ANALYSIS OF HERDING TOWARDS THE MARKET IN COINS AND TOKENS

Aylin HANCI** 
Erdinç ALTAY*** 

Öz

Çalışmada Chang, Cheng ve Khorana (2000) ve Hwang ve Salmon'un (2004) yöntemleri kullanılarak kripto para piyasalarında sürü davranışının varlığı analiz edilmiştir. Coinmarketcap (2023) sitesi üzerinde 01.01.2023 tarihi itibarıyla piyasa değeri en yüksek ilk 200 kripto para 01.01.2019-31.12.2022 döneminde örnekleme dahil edilmiş ve kripto paralar token ve coin olarak iki grupta analiz edilmiştir. Piyasa yönünde sürü davranışının bu iki tür kripto para piyasasında analiz edilmesi için S&P Bitcoin Index, S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index, S&P Cryptocurrency Mega Cap Index ile The Royalton Crix Index piyasa göstergeleri olarak kullanılmıştır. Bu çalışmada literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak sürü davranışı kripto paralarda coinlerde ve tokenlarda karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Elde edilen bulgular, coin ve tokenlarda genel olarak sürü davranışının bulunduğu ancak piyasa getirileriyle ilişkisinin doğrusal olmayan bir yapıda olduğu yönündedir. Ayrıca coinlerde ve tokenlarda sürü davranışının ortaya çıktığı ve ortadan kaybolduğu dönemlerde farklılıklar bulunduğu dair sonuçlar elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Kripto paralar, Sürü davranışı, Davranışsal Finans

* Bu çalışma İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme (İktisat) Doktora programında yürütülen "Kripto Para Piyasalarında Sürü Davranışının Analizi" isimli doktora tez çalışmasından türetilmiştir.

** İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme (İktisat) Doktora Programı, aylin.hanci@ogr.iu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9804-257X

*** İstanbul Üniversitesi, İktisat Fakültesi, İşletme Bölümü, Finans Anabilim Dalı, eraltay@istanbul.edu.tr, ORCID: 0000-0002-4461-3891

Abstract

In this study, the existence of herd behavior in cryptocurrency markets was analyzed by implementing the methods of Chang, Cheng and Khorana (2000) and Hwang and Salmon (2004). The first 200 cryptocurrencies with the highest market value as of 1st January 2023 on the Coinmarketcap (2023) website were included in the analysis for the sample period of 1st January 2019 to 31st December 2022. Cryptocurrencies were analyzed in two groups as tokens and coins. To analyze the herding behavior towards the market in these two types of cryptocurrency markets, S&P Bitcoin Index, S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index, S&P Cryptocurrency Mega Cap Index, and The Royalton Crix Index were used as market indicators. In this study, unlike other studies in the literature, herd behavior was examined comparatively in coin and token markets. The findings indicate that there is a general herd behavior in coins as well as tokens, but the relationship with market returns is non-linear. The results also show that there are differences in the periods of herd behavior in coins and tokens.

Keywords: Cryptocurrencies, Herd behavior, Behavioral Finance

1. Giriş

Günümüzde oldukça popüler olan kripto paralar ve kripto varlıklar farklı şekillerde tanımlanabilmektedir. Kripto para, kelime olarak şifre içeren para şeklinde tanımlanabilmektedir. Merkezi otoritelerin çıkardığı para birimlerinden farklı olarak bu paraların güvenilirliğini matematiksel analizlere dayanan kriptoloji sağlamaktadır. Kriptoloji aracılığıyla uçtan uca ve dağıtık yapıların kullanıldığı blok zinciri gibi özel teknolojilerin uygulandığı sanal ve dijital paralar kripto para olarak adlandırılmaktadır ve basit olarak dijital paraların altında yer alan bir alt küme olarak düşünülebilirler (Ballis & Drakos, 2020, s.1). Satoshi Nakamoto takma ismiyle tam olarak kim olduğu belirsiz bir kişi ya da grup tarafından 2008 yılında yayımlanan bir makale kripto paraların zeminini oluşturmaktadır. İlk ortaya konulan kripto para olan Bitcoin yoğun şekilde ilgi gören aynı zamanda yıllardır değeri de en yüksek olan kripto paradır (Arzova & Özdurak, 2021, s.146). Kripto paralar her ne kadar farklı şekillerde sınıflandırılrsa da temel olarak kendilerine özgü bir blok zinciri üzerinde işlem görüp görmemesine göre kripto paralar (coins, altcoins) ve jetonlar (tokens) olarak gruplandırılabilirler. Coin'lerin kendilerine ait bir blok zinciri bulunurken, tokenlarda ise farklı kripto paraların bulunduğu mevcut bir blok zinciri bulunmaktadır. Finansal piyasalarda işlem gören Coinlerin ve tokenların sayıları gün geçtikçe artmaktadır.

Menkul kıymet gibi varlıklardan farklı olarak blok zinciri teknolojisi gibi teknolojiler kullanılarak sanal ortamda yaratılan gayri maddi varlıklar ise kripto varlıklar olarak isimlendirilmektedir. Fotoğraflar ya da videolar gibi dijital varlıkların bir çeşidi olan kripto varlıklarla ilgili çok sayıda tartışma bulunmakta olup tanımları üzerinde bile tam bir mutabakat bulunmamaktadır. Hem dijital paraların hem de kripto paraların fiyatlama mekanizmasına etkide bulunan faktörlerin araştırılması soru olarak yer almaktadır. Bu faktörler arasında kripto paraların temel değerlerini etkileyecek unsurlar yanında yatırımcı psikolojisi de rol oynayan bir başka unsur olarak görülebilir.

Rasyonel insan, psikolojik ve sosyal faktörlerden hiçbir durumda etkilenmeyen ve kendi faydasını odak noktasına alan kişi olarak tasvir edilmektedir. Geleneksel finans yaklaşımına dayalı teoriler rasyonel insan ve etkin piyasa varsayımlarına dayanmaktadır. Finansal piyasalarda yaşanan krizler ve anomaliler aslında yatırımcıların rasyonel olmadığını veya piyasaların tam olarak etkin olmadığını ortaya koymaktadır. Geleneksel finans teorilerinin etkinlik ve rasyonellik anlamındaki sıkı varsayımlarının piyasalardaki sorulara tam olarak cevap verememesi yatırımcı psikolojisini dikkate alan davranışsal finans alanının ortaya çıkmasına zemin hazırlamıştır. Kahneman ve Tversky (1979) tarafından yapılan çalışmalar, geleneksel finans alanına bir tepki olarak davranışsal finansın doğuşuna temel oluşturmaktadır. (Kahneman & Tversky, 1979, ss. 263-291) Geleneksel finasta hakim görüşlerin aksine davranışsal finans irrasyonel veya sınırlı rasyonelliğin varlığını savunmaktadır.

Finansal piyasalarda sürü davranışını inceleyen Banerjee (1992), Bikhchandani, Hirshleifer ve Welch (1992) ve Welch (1992)'in öncü çalışmalarında da gösterildiği gibi davranışsal yaklaşıma göre finansal piyasalarda yatırımcılar tıpkı sürüler halinde yaşayan canlılar gibi toplu davranışlar sergileyebilmektedir. Yatırımcıların aynı zamanda ve aynı yöne doğru işlem yapmaları şeklinde karakterize edilen bu davranışları sürü davranışı olarak tanımlanmaktadır. Bilişsel ekonomide yer alan başlıca kavramlar arasında yer alan sürü davranışı, her ne kadar farklı bilgilere sahip olsalar da farklı sebeplerle başkalarından etkilenerek onları taklit eden kişilerin davranışları olarak ortaya çıkmaktadır. Sürü davranışı, gerçek veya sahte sürü davranışı ya da rasyonel veya irrasyonel sürü davranışı gibi farklı şekillerde sınıflandırılabilir.

Yatırımcıların kendi kararlarını önemsemeden doğrudan başkalarını taklit ederek onların kararlarına uymaları şeklinde gözlemlenen sürü davranışının var olduğu bir piyasada yatırımcıların kararları kendi bilgileri yerine diğer yatırımcıların düşüncelerini yansıtmaktadır. Shiller (1990), Morris ve Shin (1999) ve Persaud (2000), bir piyasada sürü davranışının bulunması fiyatların olması gereken değerlerinden farklılaşarak piyasa riskinin yükselmesine sebep olabilmektedir. Bu kapsamda sürü davranışının piyasalarda bulunup bulunmadığının tespiti önem kazanan bir konu olmaktadır (Altay, 2008, ss. 27-28).

Sürü davranışı yatırımcıların kendi kararlarına, bilgilerine ya da yeteneklerine yeterince inanmasından ortaya çıkabildiği gibi moda, sosyal baskı gibi psikolojik faktörlerden dolayı irrasyonel şekilde de ortaya çıkabilmektedir. (Döm, 2003, s. 148). Sürü karşıtı davranış olarak da bilinen negatif sürü davranışı ise bir grup yatırımcının piyasa genelindeki fiyat hareketlerinden kaynaklanan bilgiyi göz ardı ederek o grup üzerinde baskın olan görüşe odaklanmaları anlamına gelmektedir (Gębka & Wohar, 2013, s. 63). Negatif sürü davranışının varlığı, yatırımcıların gerektiği kadar varlıkla çeşitlendirme yapmadığına ve bunun sonucu olarak da çeşitlendirilebilir riskin varlığına işaret etmektedir (Gębka & Wohar, 2013, s. 82).

Finansal piyasalarda gözlemlenen sürü davranışıyla ilgili farklı ülkelere ait menkul kıymet borularında ya da emtia piyasalarında farklı çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Kripto para piyasalarında sürü davranışını analiz eden az sayıda çalışmada ise çelişkili sonuçlar görülmektedir. Bu çalışmada

ise sürü davranışı 01.01.2019-31.12.2022 döneminde coinlerde ve tokenlarda ayrı ayrı incelenerek bu iki farklı türdeki kripto paraların fiyatlamasında farklı unsurların etkili olabileceği göz önünde bulundurulurarak analiz gerçekleştirilmiştir. Tokenların coinlerden temel farkı belirli bir projeye dayalı olarak üretilmeleridir. Bu nedenle tokenların fiyatları üzerinde bu tür kripto paraların dayandıkları projenin etkisinin varlığı beklenebilir. Bu durum, tokenların fiyatlama sürecinin coinlerin fiyatlama sürecinden daha farklı bir şekilde oluşabileceğini düşündürmektedir. Buradan hareketle coin fiyatlarının yatırımcı psikolojisinin bir ürünü olan sürü davranışından etkilenmeleri ile tokenların etkilenmeleri arasında bir farklılık olabileceği düşünülerek bu iki farklı kripto para türü ayrı ayrı incelenerek elde edilen bulgular raporlanmıştır. Literatürde daha önce bu ayrımın bir benzerinin yalnızca Yousaf ve Yarovaya (2022) tarafından kripto para birimlerini geleneksel olanlar, defiler ve değıştirmez tokenlar (NFT) olarak üç şekilde sınıflandırdığı çalışmada görülmektedir. Ancak bu çalışmanın yalnızca 2000-2001 dönemini kapsaması bizim çalışmamızın literatüre katkısı olarak değerlendirilebilir.

Bu çalışmada da finansal piyasalarda sürü davranışının varlığının test edilmesinde kullanılan temel yöntemler olan Chang, Cheng ve Khorana (2000) ile Hwang ve Salmon'un (2004) yöntemleri kullanılmıştır. Piyasa yönünde sürü davranışının incelenmesinde baz alınacak piyasa göstergesinin belirlenmesi başka bir önemli konudur. Söz konusu yöntemler, finansal ürünlerin fiyatlarının belirli bir piyasa göstergesi etrafındaki dağılımı ya da bir piyasa göstergesine karşı duyarlılıklarının dağılımına dayalı olduğundan piyasayı temsilen hangi göstergenin kullanılacağı da önem kazanmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada tek bir endeks yerine farklı piyasa endekslerinin kripto para piyasası göstergesi olarak kullanılmasıyla sürü davranışının varlığı ile ilgili daha detaylı bir analiz gerçekleştirilmiştir.

Elde edilen bulgular hem coin piyasasında hem de token piyasasında sürü davranışının görüldüğü ancak her iki grup kripto para aracında sürü davranışının farklı zamanlarda ortaya çıkıp kaybolduğu, dolayısıyla sürü davranışı şeklinde ortaya çıkan yatırımcı psikolojisinin bu varlıkların fiyatları üzerinde farklı dönemlerde ortaya çıktığı şeklindedir.

Çalışmanın bundan sonraki kısmı şu şekilde organize edilmiştir. İkinci ilgili literatür yer almaktadır. Çalışmanın üçüncü bölümü veriyi, dördüncü bölüm ise kullanılan yöntemleri açıklamakta, beşinci bölümde ise elde edilen bulgular raporlanmaktadır. Altıncı bölüm ise sonuç bölümüdür.

2. İlgili Literatür

Menkul kıymet piyasalarında sürü davranışı çok farklı ülke borsalarında incelenmiş bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır. Menkul kıymet borsaları dışında emtia piyasalarında da araştırılan sürü davranışı, kripto para piyasasında da giderek ilgi çeken bir konu haline gelmektedir. Göreli olarak yeni bir finansal ürün olan kripto paralarla ilgili sürü davranışını inceleyen literatür incelendiğinde bu konudaki en eski çalışmalardan birinin Calderón (2018) tarafından gerçekleştirildiği görülmektedir. 2013 ile 2018 yıllarında 100 adet kripto para biriminde Chang, Cheng ve Khorana (2000)

yaklaşımıyla sürü davranışının analiz edildiği çalışmada sürü davranışına ait bulgulara rastlanmıştır. İlk çalışmalardan bir başkası olan Silva et al. (2019) ise 2015 ile 2018 yılları için 50 adet kripto para birimine Chang, Cheng ve Khorana (2000) ile Hwang ve Salmon'un (2004) modellerini uygulamışlardır. Statik modellerin uygulanması sonucunda zayıf fakat istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde sürü davranışının varlığı tespit edilmiştir. Hwang ve Salmon'un (2004) modelinin uygulanması sonucu elde edilen sonuçlar ise negatif sürü davranışının varlığını göstermiştir.

Kripto para piyasasında sürü davranışının incelendiği bir başka çalışmada Amirat ve Alwafi (2020) 2015-2019 döneminde en büyük piyasa değerine sahip 20 kripto parayı örnekleme dahil etmiş ve Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemiyle negatif sürü davranışına dair bulgulara ulaşılmıştır. Bununla birlikte Bloomberg Tüketici Güven endeksiyle sürü davranışının ters orantılı ilişkiye sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ballis ve Drakos (2020) ise kripto para piyasalarında sürü davranışını 2015-2018 döneminde piyasa değerine göre en büyük 6 kripto para birimi üzerinden incelemiştir. Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yaklaşımı ve GARCH modellerinin kullanıldığı çalışmada sürü davranışının bulunduğu ve yükselen piyasalarda daha yoğun olduğu bulgularına ulaşılmıştır. Bir başka çalışmada Kyriazis (2020) ise 2017-2018 döneminde 240 adet kripto para birimini Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemiyle analiz etmiştir. Çalışma sonucunda boğa piyasalarında sürü davranışına yönelik bulgular tespit edilirken normal piyasa koşullarındansa uç olayların sürü davranışını daha da güçlendirdiği tespit edilmiştir. Júnio et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada ise sürü davranışının piyasa stresiyle olan ilişkisi incelenmiştir. Bu kapsamda 2015-2020 yılları arasında önde gelen 80 kripto para Hwang ve Salmon (2004) ve Hwang, Rubesam ve Salmon'un (2018) yaklaşımlarıyla analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar örnek dönemde sürü davranışının var olduğunu ve sürü davranışıyla piyasa stresinin doğru orantılı bir ilişkiye sahip olduğunu ortaya koymuştur.

2015-2019 döneminde kripto para piyasasında sürü davranışının varlığını test eden Kaiser ve Stöckl (2020), Chang, Cheng ve Khorana (2000) ile Hwang ve Salmon'un (2009) yöntemlerini uygulamış ve bu piyasada sürü davranışının var olduğuna dair bulgulara rastlanmıştır. Coşkun, Lau ve Kahyaoğlu (2020) 14 adet kripto para birimini Chang, Cheng ve Khorana (2000) ile Markov Modelleriyle analiz etmişler ve 2013-2018 döneminde sürü davranışına ait bulgulara ulaşımlardır. Jalal et al. (2020) ise buna yakın bir dönem olan 2015-2018 döneminde kripto paraları Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yaklaşımıyla analiz etmiş ve volatilitenin arttığı dönemlerde sürü davranışına ait bulgulara rastlamışlardır. Kripto para piyasalarında yatırımcı davranışlarını inceleyen Kumar (2021) ise 2013-2019 döneminde en çok alım satımı yapılan ilk yüz kripto para verisine Chang, Cheng ve Khorana (2000) yöntemini uygulamış ve bu çalışmada da volatilitenin yüksek olduğu dönemlerde sürü davranışının varlığı tespit edilmiştir. Bu bulguların aksine Ajaz ve Kumar (2018) 2015-2018 döneminde 6 adet kripto para birimini Chang, Cheng ve Khorana (2000) yaklaşımıyla analiz etmiş ve volatilitenin sürü davranışı üzerinde büyük bir etkiye sahip olmadığını tespit etmişlerdir. Piyasadaki yukarı ya da aşağı yönlü hareketlerin sürü davranışı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu yönünde bulgulara ulaşılmıştır.

Bouri, Gupta ve Rauboud (2019) 2013 ile 2018 yılları arasında piyasa değerine göre en yüksek 14 adet kripto para birimini Chang, Cheng ve Khorana (2000) yaklaşımıyla analiz etmiştir. Negatif sürü davranışının varlığına yönelik bulgulara ulaşmışlardır. Bashir, Kumar ve Shiljas (2021) ise 2015-2020 döneminde piyasa değerine göre en büyük 5 kripto para birimi üzerinden yine Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemiyle sürü davranışını araştırmışlardır. Elde edilen bulgular, araştırılan dönemde negatif sürü davranışı bulunduğunu göstermiştir. Negatif sürü davranışının varlığına dair bir başka bulgu da Omane-Adjepong et al.(2021) tarafından gelişmekte olan ülkelerde hisse senetleriyle kripto paraların 2016-2019 döneminde Chang, Cheng ve Khorana (2000) yaklaşımıyla incelendikleri çalışmada elde edilmiştir. Çalışma sonucuna göre bazı dönemlerde sürü davranışı tespit edilirken bazı dönemlerdeyse negatif sürü davranışı bulgularına rastlanmıştır. Akkuş, Çelik ve Karakaya (2023) tarafından yapılan çalışmada ise piyasa değeri en büyük ilk 8 kripto para 2018-2022 döneminde Chang, Cheng ve Khorana (2000) ve GARCH yaklaşımlarıyla incelenmiş, negatif sürü davranışı tespit edilmiştir.

Philippas et al. (2020), 2016-2018 döneminde piyasadaki hacmi en büyük 100 kripto para birimini Chang, Cheng ve Khorana (2000) modeliyle analiz etmişler, Google'da kripto paralarla ilgili yapılan aramalar yükseldikçe sürü davranışının arttırdığı yönünde bulgulara ulaşmışlardır. Yağcılar ve Arslan (2023) ise çalışmasında 2019-2022 döneminde Elon Musk tarafından sosyal medya platformu olan twitter üzerinden yapılan paylaşımların kripto paralar üzerinde sürü davranışına yol açıp açmadığını Chang, Cheng ve Khorana (2000) yaklaşımıyla piyasa değeri yüksek 17 adet kripto para üzerinden incelemiştir. Çalışmada Elon Musk tarafından yapılan paylaşımların sürü davranışına sebep olmadığı ancak Covid-19 pandemi dönemi dışında genel olarak ters sürü davranışına yol açtığı tespit edilmiştir.

Gyamerah (2021) Covid 19 dönemi ve öncesinde piyasa değeri yüksek 5 adet kripto para birimini kullanarak Chang, Cheng ve Khorana (2000) modeliyle analiz yapmıştır. Piyasaya yönelik sürü davranışı bulgularına ulaşılmıştır. Ayrıca, yaşanan pandeminin sürü davranışını güçlendirdiği sonucuna ulaşılmıştır. Mandacı ve Çağlı (2022) ise Covid 19 pandemisi döneminde Patterson ve Sharma'nın (2006) yaklaşımıyla 9 adet kripto para birimini incelemiştir. Pandemi döneminde sürü davranışının güçlendiğini tespit etmişlerdir. İlave olarak, sürü davranışının volatilitiyi yoğun şekilde etkilediği gözlemlenmiştir. Kallinterakis ve Wang (2019) 2013-2018 dönemi için kripto paraları Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yaklaşımıyla incelemiştir. Bu kapsamda, sürü davranışının volatilitiyi ya da işlem hacmi gibi değişkenlerle de ilişkisi analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, yükselen piyasalarda ve işlem hacimleri yükseldikçe sürü davranışının daha da arttığını, volatilitiyi düzeyiyle sürü davranışının ters orantılı bir ilişkiye sahip olduğunu göstermiştir.

Yousaf ve Yarovaya (2022) ise kripto para birimlerini geleneksel olanlar, defiler ve değiştirilemez tokenlar (NFT) olarak üç şekilde sınıflandırarak araştırmışlardır. Ancak, bu varlıklar yeni keşfedildiğinden piyasa verileri çok kısa bir dönemi kapsamaktadır. Çalışmada 2020-2021 dönemi için piyasa değeri en yüksek ilk 8 kripto para birimi Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) statik yöntemiyle ve

dinamik yöntemlerle incelenmiştir. Statik yaklaşımla sürü davranışına rastlanmamış olsa da dinamik yaklaşım sürü davranışının varlığına dair bulgular sunmuştur.

Youssef (2022) tarafından yapılan çalışmada ise kripto para piyasalarında sürü davranışını etkileyen faktörler araştırılmıştır. Bu kapsamda 2013-2019 döneminde piyasa değeri en büyük 18 kripto para birimi seçilerek hem Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yaklaşımıyla hem de dinamik yaklaşımlarla analiz edilmiş, ayrıca dolar endeksi ve altın endeksi gibi faktörlerin sürü davranışına etkileri incelenmiştir. Sonuç olarak Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yaklaşımıyla sürü davranışı tespit edilemezken dinamik yaklaşımlarda örneklem döneminde bazı tarihlerde sürü davranışı gözlemlenmiştir.

Vidal-Tomas et al. (2019), 65 kripto para birimini Christie ve Huang (1995) ile Chang, Cheng ve Khorana (2000) yöntemlerini kullanarak 2015-2017 döneminde incelemiştir. Elde edilen bulgulara göre düşen piyasalarda sürü davranışının varlığı tespit edilirken bu sonuçlar, davranışsal finans çerçevesinde yatırımcıların kayıplara kazançlardan daha fazla tepki vermemesi şeklinde yorumlanmıştır. Aynı yöntemi kullanan bir başka çalışma ise Stavroyiannis ve Babalos (2019) tarafından yapılan çalışmadır. Yazarlar, piyasa değerine göre ilk sekiz kripto para birimindeki sürü davranışı etkisini 2015-2018 döneminde araştırmıştır. Statik bir yöntem olan Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemiyle elde edilen bulgular sürü davranışının bu para birimlerinde görüldüğü yönünde iken, dinamik yaklaşımlarda sürü davranışına dair bir bulguya ulaşılmamıştır.

Literatürde yer alan çalışmalar ağırlıklı olarak finansal piyasalarda sürü davranışının test edilmesinde başlıca yöntemler Christie ve Huang (1995), Chang, Cheng ve Khorana (2000) ve Hwang ve Salmon'un (2009) yöntemlerinden birinin tek başına ya da bu yöntemlerin birlikte kullanılması şeklinde gerçekleştirildiği görülmektedir. Bu konudaki çalışmaların 2015-2018 döneminin analizinde yoğunlaştığı, elde edilen bulgular kripto para piyasasında sürü davranışının varlığını desteklediği görülmektedir. Çalışmaların yalnızca birinde farklı türdeki kripto paralar ayrı ayrı ele alınmış, diğer tüm çalışmalarda kripto paraların farklı özellikleri dikkate alınmadan bir bütün olarak analiz gerçekleştirilmiştir.

3. Veri

Çalışma kapsamına 2023 yılı itibariyle piyasa değeri en yüksek 200 adet kripto arasından örnek dönem olarak belirlenen 01.01.2019-31.12.2022 döneminin tümünde günlük fiyat verisi bulunan ve 01.01.2023 tarihi itibariyle piyasa değeri en yüksek ilk 200'e giren 45 adet coin ile 34 adet token dahil edilmiştir. Kripto paralara ilişkin fiyat verisi coinmarketcap sitesinden elde edilmiştir (Coinmarketcap, 2023, <https://coinmarketcap.com/>). Fiyat verileri ABD doları cinsindedir. Kripto piyasası göstergesi olarak kullanılacak olan S&P Bitcoin, S&P Cryptocurrency Broad Digital Market, S&P Cryptocurrency MegaCap ve The Royalton Crix endekslerine ait veriler ise <https://www.spglobal.com/en/sitesinden> elde edilmiştir (S&P Global, 2023). Örnek dönemin belirlenmesinde piyasa göstergesi

olarak seçilen endeks verileri ile örnekleme dahil edilen coin ve token fiyat verilerinin varlığı belirleyici olmuştur.

Bu çalışmada Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) ileri sürdüğü statik yaklaşımla birlikte Hwang ve Salmon (2004) tarafından geliştirilen dinamik yöntemle coinler ve tokenlar için ayrı ayrı sürü davranışının varlığı test edilmiştir. Söz konusu yöntemler ilgili literatürde de belirttiği gibi gerek kripto para piyasasında gerekse diğer finansal piyasalarda sürü davranışının analiz edilmesinde kullanılan başlıca yöntemlerdir.

Kripto para ve endeks günlük getiri oranları, ardışık iş günlerindeki fiyat ya da endeks seviyelerinin birinci logaritmik farkları olarak hesaplanmıştır:

$$R_{k,t} = \ln P_{k,t} - \ln P_{k,t-1} \quad (1)$$

$$R_{km,t} = \ln P_{km,t} - \ln P_{km,t-1} \quad (2)$$

denklemden yer alan $R_{km,t}$, k kripto parasının t günündeki getiri oranı, $R_{km,t}$, kripto para piyasası göstergesinin t günündeki getiri oranı, $P_{km,t}$, k kripto parasının t günündeki fiyatı ve $P_{km,t}$, kripto para piyasası göstergesinin t günündeki seviyesidir. Bu çalışmada kripto paralar coin ve token olmak üzere iki farklı kategoride analiz edilmekte ve kripto para piyasası göstergesi olarak farklı kripto para endeksleri kullanılmaktadır.

Tablo 1: Coin ve Token Getirilerinin Betimsel İstatistikleri

	Coin Getirilerinin Ortalaması	Token Getirilerinin Ortalaması
	$\bar{R}_{C,t}$	$\bar{R}_{T,t}$
Ortalama	-0.0021	-0.0011
Standart Sapma	0.0031	0.0035
Minimum	-0.0492	-0.0492
Maksimum	0.0240	0.0281
Çarpıklık	-1.5050	-1.7322
Basıklık	10.9868	13.4216
Gözlem sayısı	1043	1043

Coin ve token getirilerine ilişkin betimsel istatistikler Tablo 1'de yer almaktadır. Kripto para verileri haftanın tüm günleri için mevcut bulunmaktadır ancak S&P Endeksleri sadece hafta içi günler için yayımlandığından, yukarıdaki veriler sadece hafta içi günleri içerecek şekilde yer almaktadır. Tablo 1 incelendiğinde verilerin genel olarak finansal zaman serilerinin özelliklerine sahip olduğu ifade edilebilmektedir. Standart sapma değerleri ortalamalara kıyasla daha yüksek, basıklık değerleri ise üçten oldukça büyük olup kalın kuyruklu olma özelliğini yansıtmaktadır.

Çalışma kapsamına alınan kripto para piyasası göstergelerinin getiri oranlarına ait betimsel istatistikler ise Tablo 2'de yer almaktadır.

Tablo 2: Kripto Para Piyasası Göstergesi Getirilerinin Betimsel İstatistikleri

	S&P Megacap Index Getiri Oranları	S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index Getiri Oranları	S&P Bitcoin Index Getiri Oranları	The Royalton Crix Crypto Index Getiri Oranları
Ortalama	0.00158	0.00132	0.00143	0.00140
Standart Sapma	0.04435	0.04472	0.04338	0.04443
Minimum	-0.26997	-0.27607	-0.26272	-0.27255
Maksimum	0.19884	0.18739	0.21079	0.18939
Çarpıklık	-0.53696	-0.70831	-0.36236	-0.64357
Basıklık	7.72014	7.41383	8.10853	7.44057
Jarque-Bera test	1018.36 (0.00000)	933.865 (0.00000)	1156.96 (0.00000)	928.939 (0.00000)
ADF test	-21,36531 (0,00000)	-21,53049 (0,00000)	-21,52935 (0,00000)	-21,47922 (0,00000)
Gözlem sayısı	1043	1043	1043	1043

Not: p değerleri ilgili istatistiğin altında parantez içinde yazılmıştır.

Çalışmada kripto para piyasası olarak kullanılan 4 farklı endeks getiri oranlarına ilişkin betimsel istatistikler incelendiğinde en yüksek ortalama getirinin S&P Megacap Index'e ait olduğu ancak en yüksek standart sapmanın ise S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index'te olduğu görülmektedir. Tüm endeks getiri oranlarının çarpıklık katsayısının negatif olması dağılımın sola çarpık olduğu ve basıklık değerlerinin ise 3'ten oldukça büyük olması normal dağılımdan farklılığa işaret etmektedir. Bu durum Jarque-Bera testi ile de teyit edilmektedir. Söz konusu endeks getiri oranlarının durağanlık testleri de Augmented Dickey Fuller (ADF) birim kök testi ile yapılarak sabit terimsiz ve trendsiz olan getiri verilerinin durağan olduğuna dair sonuçlar elde edilmiştir.

4. Yöntem

4.1. Statik Yaklaşım

Sürü davranışının varlığının test edilmesinde yaygın olarak kullanılan ilk yaklaşım Christie ve Huang'ın (1995) yaklaşımıdır. Yazarlar, varlıkların getiri oranı dağılımlarının sürü davranışı için kullanılabilirliğini ileri sürerek aşağıda yer alan yatay kesit standart sapma formülünü kullanmışlardır. Bu yöntemde varlıkların piyasa getirilerine benzer bir dağılıma sahip olup olmadığı getiri farkları üzerinden hesaplanmaktadır (Afşar, Akseki & Kisaya, 2022, ss.18-19). Yatay kesit standart sapma aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Christie & Huang, 1995, s.32):

$$CSSD_t = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (R_{k,t} - R_{km,t})^2}{N-1}} \quad (3)$$

denklemden yer alan $CSSD_t$, t zamanında kripto para getiri oranlarının yatay kesit standart sapması ve N ise analize alınan kripto para adedidir.

Yatay kesit standart sapmanın küçük olması, varlık getirilerinin piyasayı temsil eden endeks etrafındaki dağılımının düşük olduğunu *göstermektedir*. *Bu durum*, bu dönemlerde varlıkların fiyatlarının piyasayla birlikte hareket ederek sürü davranışı özelliği gösterdiği şeklinde yorumlanmaktadır. Chang, Cheng ve Khorana (2000) ise bu yaklaşımı geliştirerek sürü davranışının ölçümünde yatay kesit mutlak sapmanın kullanılabilceğini ileri sürmüştür. Yatay kesit mutlak sapma ise aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Chang, Cheng & Khorana, 2000):

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

denklemden yer alan $CSAD_t$, t zamanında kripto para getiri oranlarının yatay kesit mutlak sapmasıdır.

Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemine göre piyasa yönünde sürü davranışının tespitinde, yatay kesit mutlak değişkenliğin piyasada aşırı yüksek ve aşırı düşük getirilerin gözlemlendiği stresli günlerdeki durumu analiz edilmektedir. Buna göre piyasanın stresli dönemleri olarak kabul edilen aşırı düşüş ve aşırı yükselişlerin gerçekleştiği günlerde yatırımcıların piyasadaki varlıkları ayrı ayrı değerlendirmek yerine bir bütün olarak göreyerek sürü davranışı göstermesi durumunda yatay kesit mutlak sapmanın azalması, bu dönemler ile $CSAD_t$ göstergesi arasında negatif bir ilişki olması anlamına gelmektedir. Bu durumun varlığını test etmek için kullanılan model ise aşağıda gösterilmektedir (Chang, Cheng & Khorana, 2000, s.1657):

$$CSAD_t = \alpha + \beta^D D_t^D + \beta^Y D_t^Y + \varepsilon_t \quad (5)$$

denklemden yer alan D_t^D , piyasanın aşırı düştüğü günlerde 1, diğer günlerde 0 olan kukla değişken ve D_t^Y ise piyasanın aşırı yükseldiği günlerde 1, diğer günlerde 0 olan kukla değişkendir.

Varlık getirilerinin piyasa ortalamaları civarında dağılım göstermesi durumunda piyasada genel olarak kabul görmüş ortak bir mutabakat olacağından yatay kesit mutlak sapma da düşüş gösterecektir. Piyasada aşırı yüksek ya da düşük getirilerin gerçekleştiği zamanlar olarak tanımlanabilecek olan stresin yüksek olduğu zamanlarda yatay kesit mutlak sapmanın düşmesi sürü davranışının bir göstergesi olarak değerlendirilmektedir. Bu sebeple, piyasa stresi olduğunda veya aşırı fiyat hareketleri yaşandığında kripto paraların yatay kesit mutlak sapmalarının durumu sürü davranışının varlığı konusunda bilgi vermektedir. Endeks getiri oranı dağılımının pozitif %1 (ya da %5) ile negatif %1 (ya da %5) uç bölgelerinde yer alan günler sırasıyla piyasanın aşırı yükseldiği ve düştüğü günler olarak tanımlanabilmekte, bu uç dönemler, piyasa stresinin yaşandığı dönemler olarak kabul edilmektedir (Altay, 2008, s. 40).

Sürü davranışının varlığının test edilmesi için ayrıca aşağıda yer alan regresyon modeli de tahmin edilerek yatay kesit mutlak sapma ile piyasa getirisi arasındaki ilişki de incelenmekte ve tahmin edilen parametreler ile aşağıda yer alan hipotezler test edilmektedir (Coşkun et al., 2020, s.6):

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

H_0 : Sürü davranışı yoktur ($\gamma_1 > 0$ ve $\gamma_2 = 0$)

H_{11} : Sürü davranışı vardır ($\gamma_2 < 0$)

H_{12} : Negatif sürü davranış vardır ($\gamma_2 > 0$)

6 numaralı denkleminde yer alan $|R_{km,t}|$ ifadesi yatay kesit mutlak sapmayla piyasa getirileri arasındaki doğrusal ilişkileri; $(R_{km,t})^2$ ise doğrusal olmayan ilişkileri ifade etmektedir. γ_2 katsayısı istatistiksel açıdan anlamlı ve negatif olduğu zaman bu durum sürü davranışının varlığının bir kanıtı olarak değerlendirilmektedir. Aynı zamanda, γ_1 katsayısı, istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif ise, azalan bir oranda sürü davranışının varlığı kabul edilmektedir. Yukarıdaki denklem, yükselen ve düşen piyasalar için ayrı ayrı tahmin edilerek olası sürü davranışının ayı ve boğa piyasalarındaki varlığı da birbirinden ayrı tutularak incelenebilir. Bunun için aşağıda yer alan denklem 7 ve 8 tahmin edilebilir (Chang, Cheng & Khorana, 2000, s.1656):

$$CSAD_t = \alpha_Y + \gamma_1^Y |R_{km,t}^Y| + \gamma_2^Y (R_{km,t}^Y)^2 + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$CSAD_t = \alpha_D + \gamma_1^D |R_{km,t}^D| + \gamma_2^D (R_{km,t}^D)^2 + \varepsilon_t \quad (8)$$

Bu çalışmada söz konusu yöntem de coin ve tokenlar için ayrı ayrı uygulanmış, böylelikle bir projeye dayalı olarak üretilen kripto paraların yatırımcı davranışı açısından olası farklılığı ortaya konulmaya çalışılmıştır.

4.2. Dinamik Yaklaşım

Christie ve Huang (1995) ile Chang, Cheng ve Khorana'nın (2000) yöntemleri sürü davranışının tespitinde çok sık kullanılan ancak statik olarak nitelendirilen yöntemlerdir. Bu yaklaşımlardaki eksikler nedeniyle zamanla dinamik yöntem olarak adlandırılan Hwang ve Salmon'un (2004) yöntemi geliştirilmiştir. Bu yaklaşıma göre varlık getiri oranlarının endeks getiri oranına karşı duyarlılığını yansıtan beta katsayıları zaman boyunca tahmin edilmekte varlık betalarının yatay kesit varyansları analiz edilmektedir. Bu yöntemde göre sürü davranışı yaşandığında piyasada işlem gören varlıkların getirileri piyasa göstergesinin getirileri ile benzer hareket sergilemektedir. Bu da varlık betalarının piyasa etrafındaki yatay kesit varyanslarının azalmasına yol açmaktadır. Dolayısıyla betaların yatay kesit varyansının azalması yatırımcıların piyasa yönünde sürü davranışı sergilediklerinin bir göstergesi olarak değerlendirilirken, bu varyansı artması ise varlık getirilerinin pazar getirisine karşı reaksiyonlarının daha geniş bir alana yayılarak piyasayla birlikte hareket etme durumundan uzaklaşılmasının bir göstergesi olmaktadır.

Bu çalışmada Hwang ve Salmon'un (2004) yaklaşımının kripto para piyasalarında uygulanmasında öncelikle piyasa göstergesinin belirlenmesi gerekmektedir. Bunun için kripto para piyasasının başlıca göstergeleri olarak sayılabilecek S&P Bitcoin Index, S&P Broad Digital Market Index, S&P Megacap Index ve S&P Royalton CRIX Index yanında kendisi de bir kripto para olan ve en yaygın olarak kullanılan ve bilinen Bitcoin kullanılmıştır.

Bu endekslerin getiri oranlarına karşı coin ve token getiri oranlarının duyarlılıkları beta katsayıları) örnek dönemin ilk gününden itibaren 60 günlük uzunluktaki kayan pencere yaklaşımına göre aşağıdaki regresyon modeli kullanılarak tüm dönem için tahmin edilmiş ve zaman boyunca her bir coin ve token için çalışmada kripto para piyasası göstergesi olarak kullanılan endeks için beta katsayıları tahmin edilmiştir:

$$R_{k,t} = \alpha_k + \beta_k R_{km,t} + \varepsilon_t \quad (9)$$

9 numaralı denklemin 60 günlük kayan pencereler yöntemiyle tüm dönem için tahmin edilmesi, beta katsayılarının zaman içindeki değişimini gözlemleyebilmeyi sağlamaktadır. Coinler ve tokenlar ayrı gruplar olarak ele alınmak üzere her bir kripto paranın t zamanı için tahmin edilen beta katsayılarının yatay kesit varyansı hesaplanarak tüm örnek dönem içindeki seyri analiz edilmektedir.

Ancak Hwang ve Salmon (2001), beta katsayılarının varyanslarının sürü davranışının tespitinde kullanılmasının hesaplama hatalarına yol açabileceğinden önemli sorunlar yaratacağını savunmaktadır. Bu yüzden, beta katsayılarının varyansları yerine standardize edilmiş beta katsayılarının sürü davranışını tespit ederken kullanılması gerektiğini ileri sürmüşlerdir. Bu şekilde oluşturulan sürü davranışı göstergesi aşağıdaki gibi gösterilmektedir (Hwang & Salmon, 2001, s.9):

$$H_{m,t} = \text{var} \left(\frac{b_{k,t}-1}{\sqrt{s_t^2 s^{km}}} \right) \quad (10)$$

denkleminde yer alan $H_{m,t}$ sürü davranışı ölçüsünü ve s_t^2 ise σ_t^2 'nin tahminini ifade etmektedir. Caparelli, D'arcangelis ve Casutto (2004), standardize edilmiş beta katsayısının, tahmin edilen beta katsayısının t-testi olduğunu, bu nedenle beta katsayısının t-test değerinin yatay kesit varyanslarının sürü davranışı göstergesi olarak kullanılabilirliğini ifade etmektedirler.

5. Bulgular

5.1. Statik Yaklaşımdan Elde Edilen Bulgular

Yatay kesit mutlak sapmayla (CSAD) piyasa stresini gösteren kukla değişkenler arasındaki regresyon sonuçları Tablo 3'te gösterilmektedir. Tablo 3'te özetlenen sonuçlar, piyasa göstergelerinin getiri oranı dağılımının en düşük %1'i içinde olduğunda D_t^D kukla değişkeninin 1, diğer durumlarda 0 ve yüksek %1'i içinde olduğunda ise D_t^Y kukla değişkeninin 1, diğer durumlarda 0 olduğu sonuçları özetlemektedir.

Tablo 3: Yatay Kesit Mutlak Sapma ile Piyasa Göstergesi Aşırı Getiri Oranları Arasındaki İlişki

$$\widehat{CSAD}_t = \alpha + \beta^D D_t^D + \beta^Y D_t^Y + \varepsilon_t$$

Piyasa Göstergesi	Coinler				Tokenlar			
	α	β^D	β^Y	R ²	α	β^D	β^Y	R ²
Panel A: Stresli Günler = %1 Uç Değerler								
S&P Bitcoin Index	0,0386	0,0765	0,0670	0,1385	0,0423	0,0812	0,0785	0,1777
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Broad Digital Market Index	0,0368	0,0849	0,0464	0,1504	0,0410	0,0880	0,0575	0,1778
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Megacap Index	0,0378	0,0913	0,0623	0,1757	0,0417	0,0948	0,0732	0,2128
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Royalton Crix Crypto Index	0,0370	0,0860	0,0545	0,1651	0,0411	0,0889	0,0674	0,1990
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
Panel B: Stresli Günler = %5 Uç Değerler								
S&P Bitcoin Index	0,0361	0,0441	0,0351	0,1959	0,0396	0,0487	0,0394	0,2508
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Broad Digital Market Index	0,0345	0,0396	0,0320	0,1962	0,0384	0,0452	0,0362	0,2522
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Megacap Index	0,0355	0,0415	0,0348	0,1967	0,0392	0,0462	0,0385	0,2487
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Royalton Crix Crypto Index	0,0348	0,0383	0,0326	0,1882	0,0387	0,0438	0,0367	0,2419
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	

Not: p değerleri ilgili parametrelerin altında parantez içinde yazılmıştır.

Tablo 3'te elde edilen bulgular hem coinlerin hem de tokenların piyasanın stresli olduğu dönemlerde piyasa göstergelerinin tamamıyla pozitif ve istatistiksel olarak yüksek düzeyde anlamlı ilişkide olduklarını göstermektedir. Bu durum, piyasa getiri oranlarında meydana gelen şok artış ve düşüşlerin yarattığı stres durumunda sürü davranışında öngörülen birlikte hareket etme eğiliminin gözükmediğine dair bir bulgu olarak değerlendirilmektedir. Oysa sürü davranışının yaşanması durumunda yatay kesit mutlak sapmaların azalarak getiri oranlarının piyasa göstergesi etrafındaki dağılımının azalması beklenmektedir. Bu durum, Tablo 3'te piyasanın stresli olduğu dönemleri getiri oranı dağılımının %5'lik uç değerlerinin yaşandığı günler olarak belirlendiği tahmin sonuçları da desteklemektedir. Her ne kadar stresli günler ile yatay kesit mutlak sapmalar arasındaki ilişki coin ve tokenlarda sürü davranışının varlığına dair bulgu sunmasa da bu modelde olası söz konusu ilişkinin doğrusal olarak modellenmesi buna neden olmuş olabilir. Bu nedenle denklem 7 ve 8'de yer alan modeller de tahmin edilerek doğrusal olmayan tahmin sonuçları Tablo 4'te yer almaktadır.

Tablo 4: Yatay Kesit Mutlak Sapma ile Piyasa Göstergesi Aşırı Getiri Oranları Arasındaki Doğrusal Olmayan İlişki

Piyasa Göstergesi	Coinler				Tokenlar			
	α_Y	γ_1^Y	γ_2^Y	R ²	α_Y	γ_1^Y	γ_2^Y	R ²
Panel A: $CSAD_t^Y = \alpha_Y + \gamma_1^Y R_{km,t}^Y + \gamma_2^Y (R_{km,t}^Y)^2 + \varepsilon_t$								
S&P Bitcoin Index	0,0084	0,8956	-1,5998	0,5414	0,0090	0,9920	-1,7570	0,6042
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Broad Digital Market Index	0,0077	0,9061	-2,3469	0,5481	0,0087	0,9970	-2,4477	0,5927
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Megacap Index	0,0082	0,8861	-1,7889	0,5415	0,0089	0,9810	-1,9567	0,5985
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Royalton Crix Crypto Index	0,0077	0,9158	-2,3465	0,5514	0,0086	1,0061	-2,4395	0,5985
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
Panel B: $CSAD_t = \alpha_D + \gamma_1^D R_{km,t}^D + \gamma_2^D (R_{km,t}^D)^2 + \varepsilon_t$								
S&P Bitcoin Index	0,0073	0,9361	-1,4711	0,5077	0,0081	1,0233	-1,5651	0,5676
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Broad Digital Market Index	0,0068	0,7913	-0,9341	0,5243	0,0072	0,9240	-1,3027	0,5972
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0003)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Megacap Index	0,0070	0,8570	-1,1335	0,5153	0,0075	0,9720	-1,3939	0,5885
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	
S&P Royalton Crix Crypto Index	0,0070	0,8072	-0,9690	0,5230	0,0075	0,9358	-1,3206	0,5906
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0002)		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	

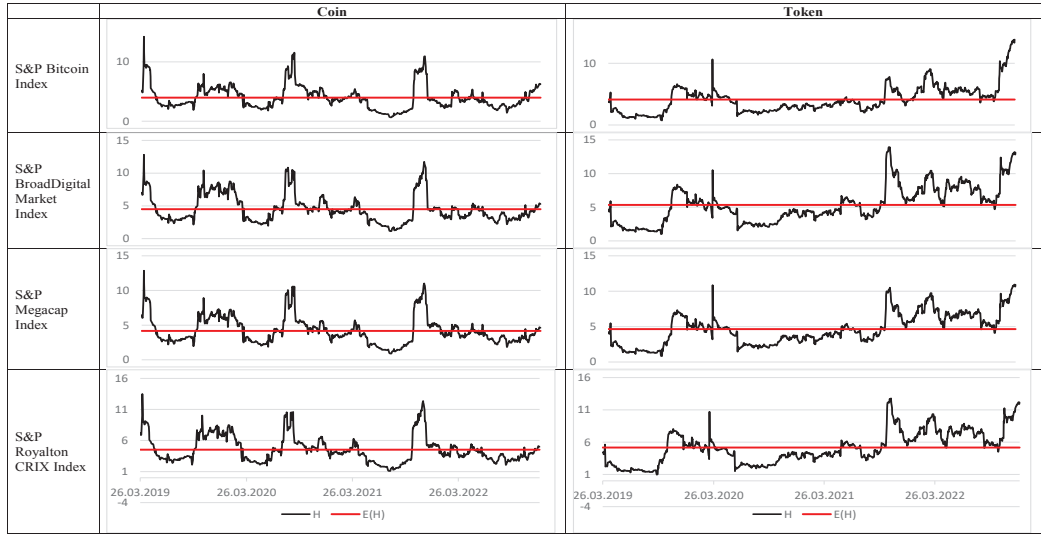
Not: p değerleri ilgili parametrelerin altında parantez içinde yazılmıştır.

Tablo 4'te özetlenen sonuçlar coinler ve tokenlar için birbirine benzer sonuçlar sunmaktadır. Elde edilen bulgular tüm piyasa göstergeleri için coinlerde ve tokenlarda γ_1^Y parametrelerinin pozitif ve istatistiksel olarak %1 düzeyinde anlamlı ve γ_2^D parametrelerinin ise negatif ve istatistiksel olarak yine %1 düzeyinde anlamlı olduğunu göstermektedir. γ_1^Y parametreleri pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı olduğundan, bu durum endekslerdeki artışların yatay kesit değişkenliği de yükselteceğinin göstergesi olarak kabul edilmektedir. γ_2^D parametrelerinin ise negatif ve istatistiksel açıdan anlamlı olması, boğa piyasalarında piyasaya yönelik sürü davranışının varlığının bir işareti olarak kabul edilmektedir. Buna göre, endekslerin getirileri yükseldikçe CSAD da artacak fakat bu artış azalan şekilde gerçekleşecektir. Elde edilen bulgular, kripto para piyasalarında sürü davranışının bulunduğunu ve piyasa getiri oranları ile yatay kesit mutlak sapma arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığını ortaya koymaktadır. Bu sonuç ele alınan dönemde hem yükselen hem de düşen piyasalarda coin ve token piyasalarında sürü davranışının var olduğunu göstermektedir.

5.2. Dinamik Yaklaşımdan Elde Edilen Bulgular

Statik analizle coin ve token piyasalarında sürü davranışının varlığına dair bulguların elde edilmesinden sonra 01.01.2019-31.12.2022 araştırma dönemi içinde sürü davranışının arış gösterdiği Hwang ve Salmon'un (2001) yöntemiyle araştırılmıştır. 60 günlük coin ve token getiri oranlarının piyasa göstergelerinin getiri oranlarına karşı duyarlılıklarının yatay kesit dağılımı olarak tanımlanan $H_{m,t}$ değişkeninin büyüklüğü ve zaman içindeki değişimi piyasa yönündeki sürü davranışının değerlendirilmesi için kullanılmaktadır. Bu çalışmada farklı endekslere karşı sürü davranışının zaman içindeki seyri ve söz konusu davranışın coin ve tokenlarda ortaya çıkma zamanlarındaki farklılık analiz bu yöntemler edilmektedir.

Hwang ve Salmon (2001)'un yaklaşımı düzeltilmiş beta katsayılarının varyansı olan $H_{m,t}$ değişkeni kullanılmaya başlanmıştır. Sürü davranışının belirlenmesinde $H_{m,t}$ 'nin büyük ya da küçük olduğu kendi ortalamasına göre değerlendirilmektedir. $H_{m,t}$ değişkeninin ortalamadan ($E(H_{m,t})$) küçük olması sürü davranışının varlığının bir göstergesi olarak kabul edilmektedir. Grafik 1'de coin ve tokenlar için $H_{m,t}$ grafikleri gösterilmektedir.



Şekil 1: Coin ve Tokenlar için Dinamik Sürü Davranışı Göstergeleri

Şekil 1 incelendiğinde tüm piyasa göstergelerinin hem coin hem de tokenlar için benzer sonuçlar ürettiği görülmektedir. Coinler için oluşturulan $H_{m,t}$ göstergeleri farklı piyasa göstergeleri kullanılsa da hemen hemen aynı zamanda ortalamasının altına inip üstüne çıkmaktadır. Bu durum token piyasası için de geçerli olup kripto para piyasasında piyasa yönünde sürü davranışının analiz edilmesinde elde edilen bulguları güçlendirmektedir. Ancak Şekil 1'de yer alan grafikler, coin ve tokenların $H_{m,t}$ göstergelerinin zaman içinde birbirinden farklı şekillerde hareket ettiği, dolayısıyla piyasa yönünde

sürü davranışı gösterme eğilimlerinin farklı zamanlarda ortaya çıktığı söylenebilir. Örnek dönemin başında yer alan Mart 2019-Mayıs 2019 döneminde coinlerin $H_{m,t}$ göstergesinin ortalamasının üzerinde olması, bu dönemde coin piyasasında piyasa yönünde sürü davranışı görülmediğinin işaretidir. Ancak bu başlangıç döneminde tokenların $H_{m,t}$ göstergesinin ortalamasının altında olması token piyasasının sürü davranışından etkilendiğini göstermektedir. Her iki piyasada da Ekim 2019- Şubat 2020 döneminde sürü davranışından çıkıldığı görülse de bu dönemden sonra girilen Şubat 2020-Mayıs 2021 zaman aralığında token fiyatlarının oldukça uzun bir süre boyunca sürü davranışından etkilendiği söylenebilir. Kripto Para Piyasa değeri 2018 yılında 740 milyar dolarlık düzeyinden 2019 yılına Mart ayına geldiğinde 135 Milyar dolar civarına kadar düşüş göstermiştir. Covid-19 Pandemisinin tüm piyasalar olduğu gibi kripto para piyasaları da etkilenmiş ve fiyatlarda ciddi düşüşler gözlemlenmiştir. Bu tarz kriz dönemlerinde yatırımcıların spekülative varlıklar yerine daha güvenilir olan yatırım araçlarına yönelmesinin fiyatlardaki düşüşleri etkilediği düşünülmektedir. Pandeminin ilk dönemlerinde ülkeler genişletici para politikaları izlemiş ve piyasalardaki fonlar yatırımcılar tarafından kripto para piyasalarına da yönlendirilmiştir. 2020 yılında kripto para piyasa fiyatları tekrar yükselmeye başlamış, kurumsal yatırımcıların da piyasaya ilgisi artmış ve Mayıs 2021 dönemine geldiğinde piyasa değeri 2 trilyon dolar civarına kadar artmıştır. Eylül 2021 döneminde Çin kripto para işlemlerini tekrar yasa dışı olarak ilan etmiştir ve böylece ülkedeki Bitcoin madencileri farklı ülkelere yönelmiştir. Yapılan araştırmalarda Bitcoin madencilerinin çoğunun ABD'ye yöneldiği tespit edilmiştir. Ardından Mayıs 2021 döneminde Dogecoin gibi şaka amaçlı farklı fenomen coinlerin ve tokenların (meme coinlerin -tokenların) fiyatlarındaki yükselişler boğa piyasası oluşumuna da katkıda bulunmuştur. Yatırımcılar arasında da fenomen haline gelen bu kripto paraların fiyatlarının Mayıs 2021 döneminde hızla artmış olmasının sürü davranışını tetiklediği düşünülebilir. Ekim 2021 döneminde kripto para fiyatlarındaki artış devam etmiş ve piyasa değeri 2,5 trilyon dolar seviyelerine ulaşmıştır. Bu dönemde Nun-fungibleToken (NFT)'ların popülerliği ve fiyatları da artış göstermiştir. Ancak, pandeminin etkilerinin azalması sonrasında ülkeler 2021 sonlarına doğru daraltıcı para politikaları uygulamaya başlamış bunun sonucu olarak da kripto para piyasalarında boğa piyasası dönemi de sona ermiştir. 2022 yılında piyasa değerleri tekrar düşüş trendine başlamış piyasa değeri 1 Trilyon dolara kadar düşmüştür (Coinmarketcap, 2023, <https://coinmarketcap.com/>). Bu dönemde bazı stable coinlerin kurları sabit tutmada başarılı olamaması sonucunda kripto paralarla ilgili bazı büyük şirketler iflas etmiştir. Ayrıca, kripto para borsalarından FTX de iflas etmiştir. Bu olumsuz durumlar kripto para fiyatlarının da düşmesinde etkili olmuştur (Caymaz, 2022, <http://tr.investing.com>). Her ne kadar token şeklinde çıkarılan kripto paraların belirli bir projeye dayalı olarak üretilmesi ve değerinin bu projenin değerine dayalı olabileceği düşünülse de piyasa dinamikleri bu ürünlerin fiyatlamasında yatırımcıların birbirlerinin alım satım kararlarına dayalı olarak aldığı kararların sonucu ortaya çıkan sürü davranışının etkili olduğunu göstermektedir. Ancak bu durum, Ekim 2021 tarihinden sonra değişmekte ve örnek dönemin sonuna kadar tüm endeksler için yapılan hesaplamalar $H_{m,t}$ göstergesinin ortalamasının üzerinde seyreterek sürü davranışının görülmediği değerlendirilmesinin yapılabilmesine neden olmaktadır. Coin fiyatlarında ise örnek dönemin sonunda bunun tam tersi bir durum görülmektedir. Bu dönemde $H_{m,t}$ göstergesi ortalamasının altında yer almakta ve

token piyasasının aksine coin piyasasında sürü davranışının Ocak 2022'ye kadar etkin olduğu ileri sürülebilmektedir. Coin ve tokenların sürü göstergelerinin birlikte hareketinin zayıflığı Tablo 5'te yer alan sürü davranışı göstergelerinin korelasyon katsayılarının düşüklüğü ile de izlenebilmektedir.

Tablo 5: Coin ve Token Sürü Davranışı Göstergelerinin ($H_{m,t}$) Korelasyonları

	S&P Megacap Index Getiri Oranları		S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index Getiri Oranları		S&P Bitcoin Index Getiri Oranları		The Royalton Crix Crypto Index Getiri Oranları	
	$H_{Cm,t}$	$H_{Tm,t}$	$H_{Cm,t}$	$H_{Tm,t}$	$H_{Cm,t}$	$H_{Tm,t}$	$H_{Cm,t}$	$H_{Tm,t}$
$H_{Cm,t}$	1	0,13290 (0,0000)	1	0,15262 (0,0000)	1	0,16224 (0,0000)	1	0,14857 (0,0000)

Tablo 5'te yer alan bulgular farklı piyasa göstergeleri ile coin ve tokenlarda hesaplanan sürü davranışı göstergeleri arasındaki korelasyonların %13,29 ila %16,22 arasında değişen değerlerde istatistiksel olarak anlamlı ve oldukça düşük olduğu görülmektedir. Bu da her iki piyasada da sürü davranışı görülse de söz konusu kripto para türlerinin birbirlerinden farklı özellikler gösterdiği ve yatırımcı psikolojisinin bir ürünü olan sürü davranışının bu piyasalarda farklı zamanlarda dolayısıyla da farklı nedenlerle ortaya çıktığı söylenebilir.

6. Sonuç

Genel olarak herhangi bir otoriteden bağımsız, şifreleme teknikleriyle yoğun teknoloji kullanılan fiziki görünümde olmayan sanal, dijital paralar olarak tanımlanana kripto paralar bugün binlerce farklı paradan oluşmakta, temel olarak coin ve token gibi iki gruba ayrılabilir. Klasik fiyatlamaya yaklaşımına göre kripto paraların fiyatlarına da temel değeri etkileyecek unsurların etki etmesi beklenmektedir. Ancak temel faktörler yanında kripto para fiyatları üzerinde yatırımcı psikolojisinin de etkisinin varlığı farklı finansal piyasalarda yapılan çok sayıda davranışsal finans konulu çalışmanın ortaya koyduğu bulgular sonucunda araştırılması gereken bir husus haline gelmiştir. Yatırımcıların finansal piyasalarda farklı sebeplerle birbirlerine benzer şekilde, aynı yönde, zamanda hareket sürü davranışına yol açmaktadır. Yatırımcı psikolojisinin bir ürünü olan sürü davranışıyla ilgili farklı menkul kıymet borsalarında ve emtia piyasalarında pek çok araştırma bulunmaktadır. Ancak, kripto para piyasalarında sürü davranışını araştıran çalışma sayısı görece olarak azdır ve farklı türlerdeki kripto paralar arasındaki olası farklılıklar gözlemlenmeden tüm kripto para piyasası tek bir bütün halinde sürü davranışı araştırmasına konu edilmektedir. Oysa bu çalışmada farklı fiyatlamaya dinamiklerine sahip olması beklenen iki ayrı kripto para türü olan coin ve tokenlarda sürü davranışının ayrı ayrı analiz edilip karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Bu çalışmada Christie ve Huang (1995) ile Chang, Cheng ve Khorana (2000) gibi sık kullanılan temel statik yaklaşımların yanı sıra Hwang ve Salmon (2004)'ün yöntemi de uygulanarak farklı modellerle geniş bir açıdan sürü davranışının incelenmesi gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. Diğer yandan

bu çalışmada 4 farklı kripto para endeksi kullanılarak piyasa yönünde sürü davranışının varlığına dair bulguların farklı göstergelerle birbirini teyit etmesi amaçlanmıştır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar hem yükselen hem de düşen piyasalarda sürü davranışının coin ve token piyasalarında var olduğuna dair bulgular sunmaktadır. Sürü davranışının varlığına dair elde edilen bu sonuçlar Calderón (2018), Ballis ve Drakos (2020), Kaiser ve Stöckl (2020), Gyamerah (2021), Mandacı ve Çağlı'nın (2022) çalışmalarında elde ettikleri sürü davranışının varlığını gösteren sonuçlar ile uyumludur. Diğer yandan bu çalışmada incelenen 01.01.2019-31.12.2022 döneminde Bouri, Gupta ve Rauboud (2019), Amirat ve Alwafi (2020), Coşkun, Lau ve Kahyaoğlu (2020), Bashir, Kumar ve Shiljas (2021), Omane-Adjepong et al. (2021) ve Akkuş, Çelik ve Karakaya'nın (2023) bulgularının aksine negatif sürü davranışının olmadığına dair bulgulara ulaşılmıştır. Bu çalışmada her ne kadar coin ve token şeklinde iki farklı tür kripto paranın her ikisinde de sürü davranışı gözlenirse de bu olgunun farklı zamanlarda görüldüğü ve sürü davranışı göstergelerinin birbiri ile korele olmadığı ortaya konulmuştur. Dolayısıyla bu iki farklı tür kripto paranın fiyatlama mekanizmasında farklı davranışsal etmenlerin rol oynadığı ve yatırımcı gözünde bu kripto paraların birbirlerinden farklı yatırım araçları olarak değerlendirildiği söylenebilir.

Bu çalışma finans dünyasında giderek önemi artan kripto para piyasasındaki fiyatlama sürecinde etkili olan davranışsal olguların göz ardı edilmemesi gerektiğini ve yatırımcı psikolojinden kaynaklanan sürü davranışının farklı türlerdeki kripto paralarda farklı zamanlarda ortaya çıkmakta olduğunu göstermektedir. Elde edilen bulgular, yatırımcılar ve portföy yöneticileri için daha gerçekçi fiyat beklentisi oluşturmalarına yardımcı olabilir. Akademik açıdan ise araştırmacıların kripto paralarla ilgili fiyatlama modellerinde sürü davranışı etkisini de göz önünde bulundurmaları ve bu etkinin coin ve tokenlar için farklı dönemlerde çıkabileceği konusunda bilgi vermektedir. Bundan sonraki çalışmalarda bu farklı kripto para kategorilerinde sürü davranışının gerçekleşmesini tetikleyen etmenlerin neler olduğu araştırılabilir.

Kaynakça

- Afşar, K. E., Akseki, U., & Kisava, Z. S. (2022). Herding Behaviour İn Emerging Markets: Evidence From Bist. *Sosyal Bilimler Metinleri*, 2022(1), 16-26.
- Ajaz, T., & Kumar, A. S. (2018). Herding in crypto-currency markets. *Annals of Financial Economics*, 13(02), 1850006.
- Akkuş, H. T., Çelik, İ., & Karakaya, T. (2023). Kripto Para Piyasalarında Sürü Davranışlarının Analizi: En Büyük Kripto Para Birimlerinden Yeni Kanıtlar. *Finans Ekonomi Ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 8(1), 107-120.
- Altay, E. (2008). Sermaye piyasasında sürü davranışı: İMKB'de piyasa yönünde sürü davranışının analizi. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 2(1), 27-58.
- Amirat, A., & Alwafi, W. (2020). Does herding behavior exist in cryptocurrency market?. *Cogent Economics & Finance*, 8(1), 1735680.
- Arzova, S. B., & Özduvak, C. (2021). Optimal Cryptocurrency and BIST 30 Portfolios with the Perspective of Markowitz Portfolio Theory. *J. Financ. Econ*, 9, 146-154.

- Ballis, A., & Drakos, K. (2020). Testing for herding in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 33, 101210.
- Bashir, H. A., Kumar, D., & Shiljas, K. (2021). Investor Attention and Herding in The Cryptocurrency Market during the Covid-19 Pandemic. *Applied Finance Letters*, 10, 67-77.
- Banerjee, A. (1992). A Simple Model for Herd Behavior, *Quarterly Journal of Economics*, 107, 797-817.
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D. & Welch, I. (1992). A Theory of Fads, Fashion, Custom and Cultural Change as Informational Cascades, *Journal of Political Economy*, 100, 992-1026.
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221.
- 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.
- Christie, W. G., & Huang, R. D. (1995). Following the pied piper: do individual returns herd around the market?. *Financial Analysts Journal*, 31-37.
- Calderón, O. P. (2018). Herding behavior in cryptocurrency markets. arXivpreprint arXiv:1806.11348.
- Caparrelli, F., D'Arcangelis, A. M., & Cassuto, A. (2004). Herding in the Italian stock market: a case of behavioral finance. *The Journal of Behavioral Finance*, 5(4), 222-230.
- Coskun, E. A., Lau, C. K. M., & Kahyaoglu, H. (2020). Uncertainty and herding behavior: evidence from cryptocurrencies. *Research in International Business and Finance*, 54, 101284.
- Caymaz G. (2022). Kripto Paralar. 23 Aralık 2023 tarihinde <https://tr.investing.com/analysis/2022ye-damga-vuran-kripto-olaylar-ve-2023-beklentileri-200490441> adresinden alındı.
- Coinmarketcap (2023), 1 Ocak 203 tarihinde <https://coinmarketcap.com/> adresinden coin ve token fiyatları alındı.
- Coinmarketcap (2023), 18 Aralık 2023 tarihinde <https://coinmarketcap.com/charts/> adresinden kripto para piyasa değerleri alındı.
- Döm, S. (2003). Yatırımcı Psikolojisi. İstanbul: Değişim Yayınları.
- Geçka, B., & Wohar, M. E. (2013). International herding: Does it differ a cross sectors?. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 23, 55-84.
- Gyamerah, S. A. (2021). Covid-19 Pandemic and Herding Behaviour in Cryptocurrency Market. *Applied Finance Letters*, 10, 58-66.
- Hwang, S., Rubesam, A., & Salmon, M. (2018). Overconfidence, sentiment and beta herding: A behavioral explanation of the low-beta anomaly. *SSRN Electronic Journal*, 82(0), 1-60.
- Hwang, S., & Salmon, M. H. (2001). A new measure of herding and empirical evidence, *Financial Econometrics Research Centre working Paper No: WP01-12*, https://wrap.warwick.ac.uk/1816/1/WRAP_Hwang_fwp01-12.pdf.
- Hwang, S., & Salmon, M. (2004). Market stres and herding. *Journal of Empirical Finance*, 11(4), 585-616.
- 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, Economicsand Business*, 7(7), 27-34.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291. <https://doi.org/10.2307/1914185>

- Kaiser, L., & Stöckl, S. (2020). Cryptocurrencies: Herding and the transfer currency. *Finance Research Letters*, 33, 101214.
- Kallinterakis, V., & Wang, Y. (2019). Do investors herd in cryptocurrencies—and why?. *Research in International Business and Finance*, 50, 240-245.
- Kumar, A. (2021). Empirical investigation of herding in cryptocurrency market under different market regimes. *Review of Behavioral Finance*, 13(3), 297-308.
- Kyriazis, N. A. (2020). Herding behaviour in digital currency markets: An integrated survey and empirical estimation. *Heliyon*, 6(8).
- Mandacı, P. E., & Çağlı, E. C. (2022). Herding intensity and volatility in cryptocurrency markets during the COVID-19. *Finance Research Letters*, 46, 102382.
- Morris, S. ve Shin, H.S. (1999). Risk Management with Interdependent Choice, *Oxford Review of Economic Policy*, 15 (3), 52-62.
- Omane-Adjepong, M., Paul Alagidede, I., Lyimo, A. G., & Tweneboah, G. (2021). Herding behaviour in cryptocurrency and emerging financial markets. *Cogent Economics & Finance*, 9(1), 1933681.
- Persaud, A. (2000). Sending the Herd off the Cliff Edge: The Disturbing Interaction between Herding and Market-Sensitive Risk Management Practices, in Jacques de Larosiere *Essays on Global Finance*, Washington: Institute of International Finance.
- Philippas, D., Philippas, N., Tziogkidis, P., & Rjiba, H. (2020). Signal-herding in cryptocurrencies. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101191.
- Raimundo Júnior, G. D. S., Palazzi, R. B., Tavares, R. D. S., & Klotzle, M. C. (2022). Market stress and herding: a new approach to the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral Finance*, 23(1), 43-57.
- Senarathne, C. W., & Jianguo, W. (2020). Herd behaviour in the cryptocurrency market: Fundamental vs. spurious herding. *The European Journal of Applied Economics*, 17(1), 20-36.
- 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.
- S&P Global (2023), 1 Ocak 2023 tarihinde <https://www.spglobal.com/en/> adresinden kripto parayla ilgili endeksler alındı.
- Shiller, R.J. (1990). Investor Behavior in the October 1987 Stock Market Crash: Survey Evidence, in *Market Volatility*, Cambridge: Massachusetts: MIT Press.
- 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.
- 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.
- Welch, I. (1992). Sequential Sales, Learning and Cascades, *Journal of Finance*, 47, 695-732.
- Yağcılar, G. G., & Arslan, Z. Kripto Varlık Piyasasında Sürü Davranışı: Yatırımcı Elon Musk'ı İzler Mi?. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 7(2), 132-148.
- Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). Herding behavior in conventional cryptocurrency market, non-fungible tokens, and DeFi assets. *Finance Research Letters*, 50, 103299.
- Youssef, M. (2022). What drives herding behavior in the cryptocurrency market?. *Journal of Behavioral Finance*, 23(2), 230-239.

HERD BEHAVIOR IN CRYPTOCURRENCY MARKET: ANALYSIS OF HERDING TOWARDS THE MARKET IN COINS AND TOKENS*

Aylin HANCI** 
Erdinç ALTAY*** 

Cryptocurrencies, which entered our lives after the global crisis, are virtual and digital currencies that do not have a physical existence, are not affiliated with any central institution, are based on cryptology based on mathematical functions, and are created using new technologies such as blockchain. Since there are no intermediary institutions as in the current financial system, trust in the cryptocurrency system is built through the technologies such as advanced encryption techniques, consensus systems, and blockchain. Additionally, as in current financial systems, data is not stored only in single centers, but transactions are shared with everyone using distributed network systems. Although cryptocurrencies have some common features, they can also be developed for different purposes such as payment, investment, speculation, or crowdfunding. Some cryptocurrencies focus on security, while others may emphasize a decentralized structure. These features are explained in detail in the prospect uses prepared for each cryptocurrency. Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, Dogecoin, USD Coin, or Tether are widely known cryptocurrencies, and the number and usage areas of these currencies are increasing rapidly over time. Cryptocurrencies can be classified into two basic groups: coins and tokens. Cryptocurrencies that have their own separate blockchain, such as Litecoin, are called coins, and cryptocurrencies that use a pre-existing blockchain, such as Tether, are

* This study was produced from the PhD thesis titled “The Analysis of Herd Behavior in Cryptocurrency Markets” which is conducted in Istanbul University, Social Sciences Institute, Business Management (Economics) PhD program.

** Istanbul University, Social Sciences Institute, Business Management (Economics) PhD Program, aylin.hanci@ogr.iu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9804-257X

*** Istanbul University, Faculty of Economics, Department of Business Management, eraltay@istanbul.edu.tr, ORCID: 0000-0002-4461-3891

called tokens. There are many discussions on the definition, pricing, taxation, legal basis, or accounting of cryptocurrencies, and different practices are encountered in different countries. In addition to some basic economic factors, the role of investor psychology in the pricing of these currencies should not be ignored.

Investor psychology was not taken into consideration in traditional finance theories, and all situations in the markets were tried to be explained with rational human and efficient market hypotheses. However, the traditional finance approach has been insufficient to explain the crises and price anomalies experienced in recent years, so different researches have emerged. In their studies, Kahneman and Tversky (1979) defended limited rationality or irrationality, contrary to the views in traditional finance. Thus, these studies paved the way for the birth of the field of behavioral finance. In this approach, investors can move collectively in herds, like some animal species. This type of behavior is called herd behavior. These behaviors are symbolized by investors moving in a group at the same time and direction in the markets. Investors may imitate others for different rational or irrational reasons, such as lack of knowledge or fashion. When there is herding behavior in a market, this can increase market risk by increasing prices. For this reason, it is important to determine whether there is herd behavior in the markets. When investors make decisions in the opposite direction of the market in a small group, it is called negative herd behavior. It is argued that the concepts of overconfidence, local herd behavior in some sub-markets, or escape to quality by turning to safe markets are related to negative herd behavior. The existence of this herding behavior indicates that investors are not diversifying at the required level.

There are some studies in the literature regarding herd behavior conducted in different countries on stock exchanges or commodity markets. Studies on herd behavior in the cryptocurrency markets are not yet of sufficient variety and level, and different results have been reached in the studies. To fill this gap in the literature, the first two hundred cryptocurrencies with the highest market value as of 2023 were examined on the Coinmarketcap website (Coinmarketcap, 2023, <https://coinmarketcap.com/>). As a result of these investigations, 45 coins and 34 tokens with daily price data between 2019 and 2022 were identified and implemented. While coins are generally used for purposes such as payment and investment, tokens can be used more for a project. For this reason, it is thought that the pricing mechanism of these two cryptocurrencies may differ from each other and may be affected differently by herd behavior. Unlike the previous studies in the literature, we examined the herd behavior in cryptocurrency market comparatively by grouping the cryptocurrencies into two different groups of coins and tokens. We also implemented the approach of Chang, Cheng, and Khorana (2000), which is widely used in herd behavior analysis, and the method of Hwang and Salmon (2004). Chang, Cheng, and Khorana (2000) approach argues that the cross-sectional absolute deviation should be calculated to determine whether the returns of assets are close to the market averages. Researchers argue that the distributions of asset returns can be used to measure the herd behavior and have demonstrated that cross-sectional absolute deviation values should be calculated and the existence of herd behavior can be decided according to these values. It is suggested that when the

market stress is high, cross-sectional standard deviation decreases, and assets move with the market, and this is considered as a sign of the existence of herd behavior. Although they are widely used, different dynamic approaches have been developed over time due to some deficiencies in static approaches such as the Chang, Cheng, and Khorana (2000) approach. The approach of Hwang and Salmon (2004) required the estimation of asset betas and analysing the cross-sectional variance of the betas over time. The decrease in the cross-sectional variances of these betas is considered as an indicator of the existence of herd behavior. This method is considered as the most important approach in successfully detecting herd behavior. We employed S&P Bitcoin Index, S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index, S&P Cryptocurrency Mega Cap Index, and The Royalton Crix Index as market proxies in order to estimate the cryptocurrency betas. The results of the method of Chang, Cheng, and Khorana (2000), it was determined that herd behavior was found in both coins and tokens in bull and bear markets, but it presents a non-linear relation. These findings are consistent with the results of research by Gyamerah (2021) and Kaiser and Stöckl (2020). According to the approach of Hwang and Salmon (2004), herd behavior is present on some dates, but not on some dates. During the sample period, herd behavior was found in coins and tokens at different periods. The findings are compatible with the results of the research conducted by Calderón (2018), Ballis and Drakos (2020), Kaiser and Stöckl (2020), Gyamerah (2021), Mandacı and Çağlı (2022). On the other hand our results show that there is no negative herd behavior over the sample period of 1st January 2019 to 31st December 2022 which is not compatible with the findings of Bouri, Gupta and Rauboud (2019), Amirat and Alwafi (2020), Coşkun, Lau and Kahyaoğlu (2020), Bashir, Kumar and Shiljas (2021), Omane-Adjepong et al. (2021) and Akkuş, Çelik and Karakaya'nın (2023).