

## Kripto Paralar, Endeksler ve Emtialar Arasındaki Birlikteliklerin Makine Öğrenmesi ile Analizi

### Analysis of the Associations Among Cryptocurrencies, Market Indices and Commodities Using Machine Learning

Yasemin KESKİN BENLİ<sup>a</sup> Hilal ABACI ÖZDEMİR<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve Finansman Bölümü, Ankara, Türkiye. [yasemin.benli@hbv.edu.tr](mailto:yasemin.benli@hbv.edu.tr)

<sup>b</sup> Çankırı Karatekin Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve Finansman Bölümü, Çankırı, Türkiye. [hilalabaci@karatekin.edu.tr](mailto:hilalabaci@karatekin.edu.tr)

#### MAKALE BİLGİSİ

#### ÖZET

##### Anahtar Kelimeler:

Kripto Paralar  
Endeksler ve Emtialar  
Makine Öğrenmesi  
FP-Growth Algoritması  
Apriori Algoritması

**Amaç** – Günümüzde hem yatırımcılar hem de finansal sistemler için giderek daha önemli hâle gelen kripto varlıklar, yüksek volatil olmaları nedeniyle yatırımcıların portföy stratejilerinde önemli bir yer edinmektedir. Çalışmanın amacı, Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Altın ve Brent Petrol'ün kapanış değerleri arasındaki birliktelikleri ortaya koyarak, yatırımcıların etkin portföy çeşitlendirme stratejilerini geliştirmelerine ve portföy riskini azaltmalarına yardımcı olacak sonuçlar sunmaktır.

**Yöntem** – Araştırmanın hipotezi, Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Altın ve Brent Petrol'ün kapanış değerlerinin birlikte hareket edip etmedikleridir. Veri setini, 04.01.2021–19.01.2024 tarihleri arası Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Altın ve Brent Petrol'ün hafta içi ve borsaların açık olduğu 744 iş gününe ait kapanış değerleri oluşturmaktadır. Verilerin analizinde Makine öğrenmesi algoritmalarından olan Apriori ve FP-Growth birliktelik modeli kullanılmıştır. Farklı destek seviyelerinde (0,10 ve 0,25) değişkenler arasındaki birliktelikler tespit edilmiştir.

Gönderilme Tarihi 2 Mart 2025

Revizyon Tarihi 25 Ağustos 2025

Kabul Tarihi 1 Eylül 2025

**Bulgular** – Apriori ve FP-Growth birliktelik analizleri sonuçlarına göre, Bitcoin, Ethereum, Solana, NASDAQ 100 ve S&P 500'ün kapanış değerlerinin genellikle birlikte hareket ettiği gözlemlenmiştir. Altın ve Brent Petrol diğer değişkenlerle genellikle ters yönde, nadiren de olsa paralel yönde birliktelikler sergilemiştir. Özellikle 0,25 destek seviyesindeki birliktelik kurallarında, kripto paralar ile Altın ve Brent Petrol'ün herhangi bir birliktelikleri olmaması, yatırımcıların portföy riskini azaltması için önemli bir bulgudur.

##### Makale Kategorisi:

Araştırma Makalesi

**Tartışma** – Çalışma, kripto varlıklar, endeksler ve emtialar arasındaki birliktelikleri inceleyerek, yatırımcıların portföy çeşitlendirme stratejilerini daha etkin bir şekilde kullanmalarına yardımcı olabilecek ve risklerini azaltabilecek sonuçlar ortaya koymaktadır. Ayrıca birlikte hareket etmeyen Altın, Brent Petrol ve kripto varlıklardan oluşturulacak bir portföy ile yatırımcılara kazanç fırsatları sunma ve risk azaltma yani portföy çeşitlendirme imkânı sunmaktadır.

#### ARTICLE INFO

#### ABSTRACT

##### Keywords:

Cryptocurrencies  
Market Indices and  
Commodities  
Machine Learning  
FP-Growth Algorithm  
Apriori Algorithm

**Purpose** – Cryptocurrencies, which are becoming increasingly important for both investors and financial systems today, have gained an important place in investors' portfolio strategies due to their high volatility. The aim of the study is to reveal the associations between the closing values of Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Gold and Brent Oil, and to provide results that will help investors develop effective portfolio diversification strategies and reduce portfolio risk.

**Design/methodology/approach** – The hypothesis of the study is to examine whether the prices of Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Gold and Brent Oil move together. The data set consists of the closing values of Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Gold and Brent Oil for weekdays and 744 business days when the stock exchanges were open between 04.01.2021 and 19.01.2024. Apriori and FP-Growth association analyses, which are machine learning algorithms, were applied at different support levels to determine associations between variables. Associations among variables were detected at different support levels (0,10 ve 0,25).

Received 2 March 2025

Revised 25 August 2025

Accepted 1 September 2025

**Results** – According to the results of the Apriori and FP-Growth association analysis, it was observed that the closing values of Bitcoin, Ethereum, Solana, NASDAQ 100 and S&P 500 generally move together. Gold and Brent Oil, on the other hand, have generally exhibited opposite and rarely parallel associations with other variables. Especially in the association rules at the 0.25 support level, no

#### Önerilen Atıf/Suggested Citation

Keskin Benli, Y., Abacı Özdemir, H. (2025). Kripto Paralar, Endeksler ve Emtialar Arasındaki Birlikteliklerin Makine Öğrenmesi ile Analizi, İşletme Araştırmaları Dergisi, 17 (3), 2103-2119.

associations with cryptocurrencies have been detected. This is an important finding for investors to reduce portfolio risk.

**Article Classification:**  
Research Article

**Discussion** – The study examines the associations among cryptocurrencies, indices, and commodities, presenting findings that can assist investors in optimizing their portfolio diversification strategies and, consequently, reducing risks more effectively. Moreover, by constructing a portfolio comprising non-correlated assets such as Gold, Brent Crude Oil, and cryptocurrencies, it offers investors opportunities for profit generation and risk reduction, that is, the possibility of portfolio diversification.

## 1. Giriş

Çağımızın en önemli finansal inovasyonlarından biri olarak kabul edilen Bitcoin'in çıkışından sonra yatırımcılar için alternatif bir kaynak haline gelen kripto para birimlerinin kullanımı ve sayısı artarak yeni bir para birimi olarak karşımıza çıkmaktadır. Kripto paraların hızla artış göstermesinin altında dijitalleşme sürecinin gelişimi bulunmaktadır.

Dijital bir varlık olan Bitcoin (BTC) ve diğer kripto para birimlerinin temeli kriptografiye dayanmaktadır. Sistem, blockchain teknolojilerini kullanarak dijital bir para birimi ortaya koymaktadır. Böylece merkezi bir yönetimden bağımsız yani herhangi bir hükümet veya başka bir aracı olmadan, güvenli, şeffaf ve hızlı bir şekilde sahiplerinin dijital imzalarını kullanarak paralarını transfer etmelerine ve kabul edildiği durumlarda ödeme aracı olarak kullanmalarına fırsat vermektedir (Courtois ve Mercer, 2017: 559; Thuy ve Khai, 2020: 108; Yadav vd., 2022). Sunduğu bu fırsatlarla birlikte yatırımcılar için kripto para birimleri oldukça cazip bir konuma gelmiştir. Ayrıca fiyatlarının oynaklığı sebebiyle yatırımcılarına olağanüstü kâr fırsatı sunması tercih edilme sebeplerinin temelini oluşturmaktadır.

Yatırımcıların odağı haline gelen kripto paraların çoğalması ve yaygınlaşması, bazı ülkelerde sistem üzerinde çalışmalar yapma gereği uyandırmıştır. Örneğin El Salvador Bitcoin'i 2021 yılında yasal ödeme aracı olarak benimseyen ilk ülke olmuştur. Ülkede Bitcoin'in geniş çapta benimsenmesinden sonra GSYİH'nin artış göstereceği düşünülmektedir (Gaikwad ve Mavale, 2021: 112; Burke, 2022: 6; Divetia, 2023: 10). Nisan 2022'de ise Orta Afrika Cumhuriyeti Parlamentosu kripto para birimlerinin kullanımına ilişkin düzenlemeler gerçekleştirmiştir. Bu düzenlemeler onu dünyada ikinci, Afrika ülkeleri arasında ilk olarak Bitcoin'i yasal ödeme aracı olarak seçen ülke yapmıştır (Liu vd., 2022: 14; Stevanović vd., 2023: 31). Ocak 2024'te Amerika Birleşik Devletleri'nde menkul kıymetler ve borsaları denetleyen Amerika Birleşik Devletleri Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu (SEC), Bitcoin Borsa Yatırım Fonlarını (ETF'ler) onaylamıştır (Olabanji vd., 2024: 148; Solowey ve Schulp, 2024). Bu gelişme ile Blackrock ve Fidelity gibi dünyanın en büyük kurumsal varlık yönetim şirketleri de ABD borsalarında spot Bitcoin ETF'lerini sunmaya başlamıştır (Mazur ve Polyzos, 2024: 4). Yaşanan bu gelişmelerin, diğer ülke ve yatırım şirketleri tarafından takip edilmesini beklemek oldukça olası bir sonuç olacaktır. Bu açıdan finansal sistem üzerinde bir çığ etkisi yaratan kripto para sisteminin hükümetler, sistemler, kurumsal ve bireysel yatırımcılar için daha da önemli hâle geleceği öngörülebilir. Ayrıca kripto piyasasında yaşanan gelişmeler ve buna bağlı olarak değişim gösteren fiyat hareketleri de araştırılması gereken konu olarak karşımıza çıkmaktadır. Literatür incelendiğinde kripto paraların fiyat hareketlerini araştıran (Wang ve Chen, 2020; Almansour vd., 2021; Oyedele vd., 2023; Patra ve Mohanty, 2023; Rather, 2023; Zhong vd., 2023) çeşitli çalışmalar mevcuttur. Ancak bu çalışmaların çoğu ya geleneksel ekonometrik yöntemlerle yapılmış ya da fiyat tahmini Bitcoin ve Ethereum gibi belirli kripto paralar üzerine gerçekleştirilmiştir. Altcoin ya da kripto paraların diğer önemli finansal varlıklarla olan ilişkilerini inceleyen çalışmalar oldukça sınırlıdır. Bu nedenle çalışmanın amacı, Solana, Bitcoin, Ethereum, Nasdaq 100, S&P 500, Altın ve Brent Petrol arasındaki birliktelikleri ortaya koyarak yatırımcılara yol gösterici olmaktır. Makine öğrenmesi algoritmalarından Apriori ve FP-Growth birliktelik analizlerinden yararlanılarak elde edilen sonuçlar değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgularla, yatırımcıların portföy çeşitlendirme stratejilerine yardımcı olması ve literatüre katkı sağlaması düşünülmektedir.

## 2. Kripto Paralar

2008 yılında Satoshi Nakamoto tarafından yazılan "Bitcoin: Peer to Peer Electronic Cash System ("Bitcoin: Kişiden Kişiye Elektronik Para Sistemi)" isimli makale ile birlikte ilk defa Blockchain sistemi ve kripto para Bitcoin (BTC) gündeme gelmiştir (Nakamoto, 2009; Tapsell vd., 2018). Bitcoin ilk olarak Ocak 2009'da işlem görmesine rağmen Bitcoin satın alımı 21 Mayıs 2010 yılında Laszlo Hanyecz'in 25 dolar değerindeki pizza için 10.000 BTC göndermesi ile gerçekleşmiştir (Pacaj ve Dobrinka, 2018: 183; Orlando, 2024: 4; Hertanto vd., 2024:

431). Bu satın alma ile birlikte Bitcoin finansal araç olarak finansal sistemde yerini almıştır. Son yıllarda özellikle teknolojik gelişmeler ve buna bağlı olarak teknolojik işlemlerin herkes tarafından kullanılabilir hle gelmesi ile yatırım yapmak isteyenlerin yeni bir finansal araç olarak kripto para birimlerine yönelmesine olanak tanımıştır.

Kripto para birimleri kriptografi olarak bilinen sistem ile oluşturulduklarından taklit edilmesi zor bir değişim aracı olarak tasarlanmışlardır. Dijital bir varlık olmaları sebebiyle, merkezi bir otorite tarafından da müdahaleden uzaktır. Ayrıca finansal aracı kurumlara ihtiyaç duyulmaması, her yerde ve her zaman internet ile işlem olanağı sunması, para birimlerine dönüştürülebilir olması gibi avantajları bünyesinde barındırmaktadır (Bhosale ve Mavale, 2018: 133; Aggarwal vd., 2019: 2). Kripto para birimleri, likiditeden yoksunlukları, çalındıklarında tamamen kaybolma ihtimallerinin olması, bağımsız yapıları sonucu kara para aklama ve vergi kaçakçılığı gibi olumsuz durumlarda kullanılması da dezavantajları içermektedir (Scott vd., 2017: 423; Bhosale ve Mavale, 2018: 133; Parashar ve Rasiwala, 2019: 104; Teichmann ve Falker, 2021: 94). Tüm bu dezavantajlarına rağmen, yatırımcıların özellikle düşük işlem maliyeti ve yüksek kâr elde edebilecekleri bir yatırım aracı haline gelmesi, kripto paraların son yıllarda en çok tercih edilen finansal araç olmasına neden olmuştur.

Günümüzde kripto paraların sayısı giderek artış göstermektedir. 02 Haziran 2024 tarihi itibarıyla piyasada işlem gören toplam 9189 adet kripto para bulunmaktadır. Ayrıca kripto paraların toplam piyasa değeri 2,53 trilyon dolardır (Investing.com, 2024). Piyasa değerinin bu denli yüksek olmasını özellikle Bitcoin üzerinden ifade edecek olursak, Bitcoin'in en düşük piyasa değerine sahip olduğu 14 Temmuz 2010 tarihindeki fiyatı (0,04865 USD) ile 02 Haziran 2024 tarihindeki fiyatı (67907,53 USD) arasındaki fark açıklamaktadır (Cryptocurrency Market Capitalizations, 2024). Yıllar itibarıyla piyasa fiyatları arasındaki fark karşılaştırıldığında Bitcoin'in olağanüstü bir fiyat artışı sergileyerek yatırımcılarına normalüstü kâr elde etme fırsatı sunduğunu ve yatırımcıların Bitcoin gibi diğer altcoinleri de finansal araç olarak tercih etmelerine neden olduğunu görmekteyiz.

### 3. Literatür

Kripto para birimleri açısından yapılan literatür incelendiğinde (i) fiyat, getiri, oynaklık tahminleri ile ilgili çalışmalar, (ii) finansal varlıklar arasındaki nedensellik ilişkileri ile ilgili çalışmalar, (iii) anomali etkisi varlığını tespit etmeye yönelik çalışmalar olduğu görülmektedir.

(i) Ibrahim vd. (2024) covid-19 öncesi ve sırasında kripto para birimleri, Altın ve borsalar arasındaki oynaklığı incelemiştir. Çalışmada, DCC-GARCH (Dinamik Koşullu Korelasyon-Genelleştirilmiş Otoresgresif Koşullu Değişen Varyans), dalgalık uyumluluğu ve kademeli-korelasyon ağı modelleri kullanılarak Bitcoin piyasasından geleneksel piyasalara geçen oynaklıklar test edilmiştir. Bitcoin ile Altın arasında uzun vadeli oynaklığın ve piyasadaki çalkantı ve belirsizlik süreçlerinde kısa vadeli oynaklığın söz konusu olduğu sonucuna varılmıştır. Bununla birlikte Bitcoin ile seçmiş oldukları altı borsa arasında uzun vadeli bulaşmanın varlığı tespit edilmiştir. Chen (2023) Rastgele Orman Regresyonu ve Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) yoluyla Bitcoin fiyatının ertesi günkü fiyatını tahmin ederken Bitcoin fiyatını nelerin etkilediğini açıklamaya çalışmıştır. Rastgele orman regresyonunun RMSE (Kök Ortalama Kare Hata) ve MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hata) tahmin hatalarının LSTM'inkinden daha iyi sonuçlandığını ve Bitcoin fiyatının açıklayıcı değişkenlerin yalnızca bir gecikmesine sahip model ile tahmin edileceği sonucuna ulaşmıştır. Çelik ve Özdemir (2023) Rastgele Orman Regresyon algoritması ile Bitcoin fiyat tahmini yapmıştır ve modelin başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Poongodi vd. (2020) kripto para biriminin geçmiş fiyat hareketlerinden yola çıkarak doğrusal regresyon (LR) ve destek vektör makinesi (DVM) ile analiz ederek modellerin doğru tahmin güçleri belirlenmiştir. DVM yönteminin doğruluğu (%96,06), LR yöntemine (%85,46) göre daha yüksek bulunmuştur. Heikal vd. (2022) dünya petrol fiyatlarındaki değişmelerin kripto para fiyatları üzerindeki etkisini çoklu doğrusal regresyon modeli ile incelemiştir. Analiz sonucunda dünya piyasasındaki petrol fiyatı dalgalanmalarının kripto para getirisi üzerinde olumlu etkisinin olduğunu tespit etmiştir. Zhang vd. (2021) yüksek risk taşıyan kripto para birimleri ile yüksek kâr sağlanıp sağlanamayacağını araştırmıştır. Balcılar vd. (2017) işlem hacmi ile Bitcoin getirileri ve oynaklığı arasındaki nedensellik ilişkisini araştırmıştır. Buna göre, işlem hacmine bağlı volatilitate ile getirilerinin arasında nedensellik ilişkisi olduğu belirlenmiştir.

(ii) Aksoylu (2024) Bitcoin ve Ethereum, Ripple, Tether, Litecoin, Monero, Stellar, Dash, Nem ve Dogecoin kripto paralar arasındaki uzun vadeli ilişkiyi tespit etmek için Vektör Otoregresyon (VAR), kısa vadeli nedensellik ilişkisini tespit etmek için Angel Granger nedensellik testi analizlerini gerçekleştirmiştir. Çalışma sonucunda uzun dönemde Bitcoin ile Dogecoin, Dash, Litecoin, Nem, Stellar ve Ripple arasında bir ilişki, kısa dönemde tüm altcoinlerle çift yönlü nedensellik ilişkisinin varlığı bulunmuştur. El Mahjouby vd. (2024) dört kripto para birimi Bitcoin, Litecoin, Ethereum ve Monero için Apriori birliktelik analizi uygulamışlardır. Çalışmada Bitcoin'in fiyat davranışlarının diğer kripto paraların kısa vadeli hareketleriyle güçlü bir şekilde ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır. Demir vd. (2021) çalışmalarında Temmuz 2015 ile Mart 2019 arasındaki dönem için Bitcoin'in Ethereum, Ripple ve Litecoin üzerindeki asimetric etkisini Doğrusal Olmayan Otoregresif Dağıtılmış Gecikme (NARDL) modelini kullanarak araştırmışlardır. Analizlerde Bitcoin'in hem kısa hem de uzun dönemde altcoinler üzerindeki asimetric etkisinin varlığı tespit edilmekle birlikte, kısa vadede Bitcoin fiyatında yaşanacak bir düşüşün, altcoin fiyatlarındaki artıştan daha büyük etkiye sahip olduğu bulunmuştur. Göttfert (2019) Bitcoin ile Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash, EOS ve Litecoin kripto para birimleri arasındaki ilişkiyi eşbütünleşme analizi ile test etmiştir. Bitcoin ile Bitcoin Cash, Ethereum, Litecoin ve Ripple ile eşbütünleşik bir ilişkinin olduğu sonucuna varmıştır. Bitcoin ile altcoinler arasındaki nedenselliği inceleyen bir diğer çalışmada Ciaian vd. (2018) Bitcoin-altcoin fiyat ilişkisinin kısa vadede uzun vadeye göre daha yüksek olduğunu gözlemlemiştirlerdir.

(iii) Anomali etkisi üzerine yapılan çalışmalar; Ergün (2024) haftanın günü, yılın ayı ve ay dönümü anormalliklerinin NFT coinleri (Stacks, Tezos ve Decentraland) ve Bitcoin üzerindeki etkisini araştırmıştır. 2019-2023 dönemi için genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) modelini kullanmıştır. Haftanın günü anomalisi olarak Bitcoin'in perşembe ve cuma günleri, Stacks'ın çarşamba günleri daha düşük getiri elde ettiği sonucuna varmıştır. Yılın ayı anomalisi olarak tüm kripto paraların ocak ayında anormal getiriler sağladığı, ay başı anomalisi olarak yalnızca Stacks'ın ayın son günü ve sonraki üç gününde istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif getiri elde ettiği sonuçlarına ulaşmıştır. Tosunoğlu vd. (2024) Bitcoin, Ethereum (ETH) ve Cardano (ADA) kripto para birimlerinde haftanın günü anomalisinin varlığını yapay sinir ağları yöntemi kullanarak test etmişlerdir. Çalışmada bitcoin için haftanın günü etkisinin varlığı söz konusu iken ETH ve ADA için söz konusu olmadığı sonucuna varılmıştır. Liu (2024) Bitcoin getirileri üzerinde takvim anomalilerinin varlığını sınıamıştır. Regresyon analizi ve güç oranı (power ratio) analizleri ile cuma günleri ve belirli gün içi dönemlerde istatistiksel olarak anlamlı anormallikleri tespit ederken bu sonuçların genel piyasa verimliliğini kesin olarak etkileyecek seviyede olmadığını vurgulamıştır. Verma vd. (2023) kripto para birimlerinde (Ethereum, Ripple, Litecoin, Stellar ve Tether) çubuk grafiği, ısı haritası, student's t-testi, varyans analizi, kukla değişkenlerle regresyon analizi ve Kruskal-Wallis testi ile haftanın günü anomalisinin varlığını incelemiştir. Çalışmada Kripto para birimlerinde haftanın günü etkisinin söz konusu olmadığı sonucuna varılmıştır. Qadan vd. (2022) mevsimsel ve takvim anomali etkilerini sekiz kripto para biriminin (Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, Dash, Monero, Nem ve Ethereum Classic) fiyatlandırma verimliliği üzerindeki etkilerini araştırmıştır. Çalışmada anomali etkilerinin (Pazartesi etkisi, ay başı etkisi) kripto para birimleri için mevcut olmadığı yalnızca Bitcoin için olduğu tespit edilmiştir. Kripto para birimlerinde takvim anomalisi (haftanın günü, ayın dönüşü ve yıl sonu etkisini) araştıran bir diğer çalışma Susana vd. (2020), GARCH (1,1) modelini kullanarak kukla değişkenlerle Regresyon analizini gerçekleştirmiştir. Çalışma sonucunda perşembe günleri, mart ve nisan ayları ve yılın başında anormalliklerin varlığı tespit edilmiştir. Bitcoin'in günlük getirileri ve oynaklığı üzerinde takvim anomalilerini test eden Kinatader ve Papavassiliou (2021), GARCH kukla modeli ile Cadılar Bayramı, haftanın günü ve yılın ayı etkilerini analiz etmiştir. Çalışmada Cadılar Bayramı için anomali etkisi bulunmakla birlikte, hafta sonu riskin daha düşük, hafta başında Bitcoin'in volatilitesinin daha yüksek olduğu sonuçlarına ulaşılmıştır, ayrıca ocak ayı etkisinin tersi sonuçlar çıktığı da görülmüştür. Baur vd. (2019) bitcoin getirileri ve işlem hacminde gün içi, günün saati, haftanın günü ve yılın ayı etkileri gibi anomalileri incelemiştir. Caporale ve Plastun (2019) Student t-testi, kukla değişkenlerle regresyon analizi, Kruskal-Wallis testi ve Varyans Analizi gibi çeşitli istatistiksel yöntemlerle haftanın günü anomalisi varlığını test etmiştir. Çalışma sonucunda Bitcoin için pazartesi günlük getirilerin haftanın diğer günlerine göre önemli ölçüde daha yüksek olduğu görülmüştür.

## 4. Yöntem ve Veri Seti

### 4.1. Yöntem

Kripto para birimlerinin veri türleri ve erişilebilirliği yapılacak araştırmalar için oldukça önemlidir. Verilerin günlük ve büyük olması nedeniyle analizi de karmaşık ve uzun bir zaman alabilmektedir. Bu bağlamda Makine Öğrenmesi (ML) algoritmaları, büyük ölçekli verilerin analizi konusunda daha başarılı ve uygun bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır (Jordan ve Mitchell, 2015: 259). ML bilgisayarların öğrenmesini sağlayan algoritmaların tasarımını yani daha verimli bir şekilde verileri nasıl işleyeceklerini öğretmeyi kapsamaktadır. Öğrenmenin amacı, verilerdeki istatistiksel düzenleri ve kalıpları keşfetmektir (Ayodele, 2010: 19; Mahesh, 2020: 381). ML algoritmaları genel olarak veri setlerinden öğrenme ve tahmin yapma sürecini optimize etmek adına denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme, yarı denetimli öğrenme ve takviyeli öğrenme şeklinde dört kategoriye ayrılmıştır (Murphy, 2012: 2; Russell ve Norvig, 2016: 17- 20; Praveena ve Jaiganesh, 2017: 32). Çalışmada denetimsiz öğrenme analiz yöntemlerinden olan Apriori ve FP-Growth birliktelik analizleri uygulanmıştır.

**Birliktelik kuralları**,  $X \Rightarrow Y$  biçiminde ifade edilir. X, "öncül", Y "sonuç" olarak tanımlanır. X ile Y'nin kesişimi  $X \cap Y = \emptyset$  boş kümedir. Kurallar oluşturulurken Birliktelik Kuralı Madenciliği tekniğinden yardım alınır. İlişkilendirme kurallarının destek (support) ve güven (confidence) faktörü olmak üzere iki temel ögesi bulunmaktadır. Güven faktörü,  $0 < \text{güven} < 1$  arasında bir değer olmalıdır. Ayrıca kurallar oluşturulurken, uygun olmayan kuralların önüne geçmek adına bu ölçütler için minimum destek ve minimum güven eşik değerleri belirlenerek analize başlanır. Destek değeri, birliktelik kuralının hangi sıklıkla ortaya çıktığını; güven değeri ise X kümesini içeren işlemlerden kaçının aynı zamanda Y kümesini de içerdiğini göstermektedir. Yani bu iki ölçüt, kuralların ne kadar yaygın ve güçlü olduğunu belirlemek için kritik öneme sahiptir (Agrawal, vd., 1993: 208; Chen vd., 2013: 6531; Prasanna ve Ezhilmaran, 2016: 5).

Birliktelik kurallarının üçüncü bir ögesi ilgi (lift) değeridir. İlgi (lift), bir kuralın güven değerinin beklenen güven değerine oranını ifade eder. İki olayın (X ve Y) istatistiksel olarak bağımsız olduğu varsayımına dayanarak, birlikte gerçekleşme sıklığını ölçmek amacıyla kullanılan bir metriktir. İlgi değerinin 1'den büyük olması, iki olay arasında anlamlı bir pozitif ilişki olduğunu göstermektedir. İstatistiksel gösterimleri (1), (2), (3) ve (4) No.lu eşitliklerde sunulmuştur. (Han vd., 2011: 245- 266; Patel ve Yadav, 2022: 799-800).

$$\text{Destek (Support)} (X \rightarrow Y) = \frac{n(X \cup Y)}{N} = \frac{(X, Y)'nin\ birlikte\ bulunduğu\ küme\ sayısı}{\text{toplam küme sayısı}} \quad (1)$$

$$\text{Güven (Confidence)} (X \rightarrow Y) = \frac{n(X \cup Y)}{n(X)} = \frac{(X, Y)'nin\ birlikte\ bulunduğu\ küme\ sayısı}{X'in\ bulunduğu\ küme\ sayısı} \quad (2)$$

$$\text{Güven} (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Destek } X \cap Y}{\text{Destek } X} \quad (3)$$

$$\text{İlgi (Lift)} (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Güven} (X \rightarrow Y)}{\text{Destek} (Y)} = \frac{P(X \cap Y)}{P(X) \cdot P(Y)} \quad (4)$$

Kanaat (conviction) değeri, bir kuralın (örneğin  $X \rightarrow Y$ ) beklenen doğruluğuna oranla ne kadar güvenilir olduğunu yani iki olay arasındaki ilişkinin bağımsızlıktan uzaklığını göstermektedir. Kanaat değeri, hem P(X) hem de P(Y) olasılıklarını dikkate alır ve 1'den büyük olması kuralın anlamlı ve rastgelelikten uzak olduğunu gösterir. İstatistiksel gösterimi (5) No.lu eşitlikte sunulmuştur (Prajapati vd., 2017: 21).

$$\text{Kanaat (Conviction)} (X \rightarrow Y) = \frac{1 - \text{Destek}(Y)}{1 - \text{Güven}(X \rightarrow Y)} = \frac{P(X) * P(Y)}{P(X \cup Y)} \quad (5)$$

Son olarak kaldıraç (leverage) değeri, veri setinde aynı anda gözlemlenen neden ve sonuç öğelerinin beklenenden daha fazla olup olmadığını gösteren değerdir. Kaldıraç değeri  $> 0$  iki öğe arasında pozitif bir ilişki; kaldıraç değeri  $= 0$  bu iki öğenin bağımsızlığı; kaldıraç değeri  $< 0$  bu iki öğe arasında negatif ilişkinin varlığı söz konusudur. Değerin -0.25 ile 0.25 arasında değişmesi beklenmektedir. Formül (6) No.lu eşitlikte sunulmuştur (Syahrir ve Mardedi, 2023: 56).

$$\text{Kaldıraç (Leverage)} (X \rightarrow Y) = \sigma(X \cup Y) - (\sigma(X) \times \sigma(Y)) \quad (6)$$

**Apriori birliktelik kuralı**, sık kullanılan öğe kümelerini tespit etmek için uygulanan birliktelik kurallarının en temel algoritmasıdır. Apriori algoritması, k-öge kümelerinin (k+1)-öge kümelerini keşfetmek için seviyeli

olarak yani daha büyük öge kümelerine doğru genişleyerek gerçekleşmektedir. İlk olarak, sık 1-öge kümeleri (L1) bulunur ve bu kümelerden, sık 2-öge kümelerini (L2) bulmak için yardım alınır. Ardından sık 2 öge kümesi, L3'ü bulmak için kullanılır. Bu işlem daha büyük öge kümelerini (L4, L5,... Lk) tespit edene kadar tekrar eder. Algoritma, yeni bir sık öge kümesi bulunamayınca son bulur. Çalışma prensibinin bu şekilde yinelemeli olmasından dolayı, algoritmanın ismi 'prior' (önceki) kelimesinden türetilmiştir (Han vd., 2000: 1; Li vd., 2013: 90). Ayrıca algoritmada işlem verimliliğini artırmak adına minimum destek eşliğini karşılamayan öge kümeleri 'budama' adı verilen teknik ile taramadan çıkartılarak işlemler sürdürülmektedir (Aggarwal vd., 2014: 24). Apriori birliktelik algoritması veri yapısının basit olması, uygulama kolaylığı ve güçlü kural birliktelikleri üretmesi gibi avantajları içerirken; özellikle uygulama esnasında veri tabanının birçok kez taranarak yapılmasından dolayı özellikle büyük veri setlerinde tarama süresinin uzun sürmesine neden olması gibi dezavantajlara da sahiptir (Hu, 2022; 3; Syahrir ve Mardedi, 2023: 66).

**FP-Growth birliktelik kuralı**, bir veri kümesinde en sık görülen öge kümelerinin belirlenmesini sağlar. FP-Growth algoritması, sık öge kümelerini bulmak için Frekans Örüntü Ağacı (FP-Tree) adı verilen bir veri yapısını uygular (Han vd., 2000: 1; Putri ve Hardianto, 2024: 2). Büyük veri kümelerinde hızlı bir şekilde çalışması için geliştirilmiştir. Algoritma üç adımda gerçekleşmektedir. İlk adımda büyük bir veri tabanı FP-Tree yapısına dönüştürülür. Böylece kısa sürede veri tabanındaki ögelerin ilişkilerinin korunması sağlanır. İkinci adımda, algoritma bir örüntü parçası büyüme yöntemi ile sık öge kümelerini doğrudan FP-Tree üzerinden tespit etmektedir. Yani veri tabanını okuyarak her işlemi FP-Tree'deki bir yola konumlandırır, aşağıdan yukarıya bir strateji ile FP-Tree'den birliktelikleri tespit eder. Üçüncü adımda, böl ve yönet yaklaşımı ile koşullu veri tabanlarında bağlantılı kalıpların madenciliğini kolaylaştırmakta, arama süresini kısaltmakta ve verimliliği artırmaktadır (Han vd., 2000: 8; Han vd., 2007: 58; Sidhu vd., 2014: 7; Hu vd., 2021: 885).

#### 4.2. Veri Seti

Çalışmanın veri seti, kripto para birimlerinin piyasa değerleri incelenerek belirlenmiştir. 21.01.2024 tarihinde piyasa değeri en yüksek olan ilk beş kripto para birimi; Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Tether (USDT), Binance Coin (BNB) ve Solana (SOL) şeklindedir (Cryptocurrency Market Capitalizations, 2024). Çalışma kapsamına temel kripto para birimi Bitcoin, piyasa değeri en yüksek altcoin olan Ethereum ve son dönemlerde sergilediği fiyat performansı ile dikkat çeken Solana dâhil edilmiştir. Tether, fiyatının sabit olması nedeniyle; Binance Coin ise Solana'ya kıyasla daha sınırlı fiyat oynaklığı ve piyasa hareketliliği sergilemesinden dolayı analiz kapsamına alınmamıştır. Kripto para birimlerine ek olarak, yatırımcılar için güvenli liman niteliği taşıyan altın, küresel enerji piyasalarının belirleyicisi Brent Petrol gibi emtiaların yanı sıra, yüksek piyasa değeri ve likiditeye sahip işletmeleri bünyelerinde barındırmaları nedeniyle küresel finansal dinamiklerin bir göstergesi olarak NASDAQ 100 ve S&P 500 endeksleri çalışma kapsamına alınmıştır. Böylece farklı varlık grupları arasındaki ilişkilerin analizine olanak sağlanmıştır.

Veri seti, Solana, Bitcoin, Ethereum, Altın, Brent Petrol, NASDAQ 100 ve S&P 500 değişkenlerinin, 04.01.2021-19.01.2024 tarihleri arasında, 744 iş gününe ait kapanış değerlerinden oluşmaktadır. Kapanış değerleri; kripto varlıklar ve emtialar için ABD doları (USD), NASDAQ 100 ve S&P 500 için ise kapanış endeks puanlarıdır. Veriler bir önceki günün kapanış değerleri dikkate alınarak, artış gösterdiği günlerde "1", azalış gösterdiği günlerde "0" şekline dönüştürülmüştür. Veriler Investing.com adresinden derlenmiştir.

#### 5. Verilerin Analizi

Analizler için WEKA 3.9.6 yazılımından yararlanılmıştır. Değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 1'de sunulmuştur.

**Tablo 1.** Değişkenlerin Tanımlayıcı İstatistikleri

Değişkenler	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Maximum
Solana	56,573	54,801	1,934	248,419
Bitcoin	35069,634	12539,314	15776,2	67527,9
Ethereum	2199,435	858,669	1038,56	4808,38
S&P 500	4227,781	290,173	3577,03	4839,81
NASDAQ 100	13858,775	1581,728	10679,34	17314,01
Altın	1856,098	102,075	1630,9	2093,1
Brent Petrol	83,919	14,304	51,09	127,98

Tablo 1'e göre, Solana ve Bitcoin'in geniş fiyat aralığına ve yüksek oynaklığa sahip olduğu; Solana'nın kapanış değerlerinin 1,93 USD ile 248,419 USD arasında değişirken, Bitcoin'in kapanış değerlerinin 15776,2 USD ile 67527,9 USD arasında dalgalandığı görülmüştür. Aynı şekilde Ethereum kapanış değerlerinin de yüksek oynaklık sergileyerek 1038,56 USD ile 4808,38 USD arasında işlem görmüştür. Buna karşın, S&P 500 ve NASDAQ 100 gibi geleneksel piyasa endeksleri daha düşük oynaklık sergilemiş ve sırasıyla 3577,03-4839,81 puan ve 10679,34-17314,01 puan aralığında işlem görmüşlerdir. Brent Petrol kapanış değerlerinin 51,09 USD ile 127,98 USD arasında değişim göstermiştir. Son olarak Altın kapanış değerlerinin 1630,9 USD ile 2093,1 USD arasında değişim göstererek diğer varlıklara göre daha istikrarlı bir seyir izlemiş ve güvenli liman rolünü korumuştur.

Birliktelik algoritmalarında kullanılan destek değerleri artırıldığında, elde edilen birliktelik kuralları daha güçlü sonuçlar vermektedir. Bununla birlikte destek değerlerinin aşırı yüksek olması bazı kuralların tespit edilememesine, çok düşük olması ise fazla sayıda ve gereksiz kural üretilmesine neden olabilmektedir (Sabah ve Bayraktar, 2020: 73). Bu nedenle, çalışmada birliktelik algoritmaları iki farklı destek seviyesi (0.10 ve 0.25) kullanılarak analizler gerçekleştirilmiştir. Böylece farklı destek seviyelerinden elde edilen kuralların karşılaştırılmasıyla, en güçlü birlikteliklerin tespit edilmesi amaçlanmıştır.

### 5.1. Apriori Birliktelik Analizi Sonuçları

Apriori Algoritması, minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 ve 0.25 destek seviyelerinde gerçekleştirilmiştir. Tespit edilen tüm kurallarda ilgi katsayısı (lift) değerleri  $> 1$  olması, değişkenler arasında anlamlı bir ilişkinin mevcut olduğunu göstermektedir. Kaldıraç (lev.) değerleri  $> 0$  olması, bu ilişkilerin pozitif yönde olduğunu ifade ederken, kanaat (conv.) değerleri  $> 1$  olması, tespit edilen birlikteliklerin rastgelelikten uzak olduğunu ifade etmektedir. Apriori algoritması ile minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 destek seviyesinde maksimum 155 kural elde edilmiş ve en yüksek güven (confidence) düzeyine sahip ilk 20 birliktelik kuralı Tablo 2'de sunulmuştur.

**Tablo 2.** Apriori İlk 20 Birliktelik Kuralı (%10 Destek Seviyesi)

(↑ artışları, ↓ azalışları, → birliktelikleri göstermektedir)

Apriori Birliktelik Kuralları		Conf.	Lift.	Lev.	Conv.	
1	Solana↓ Ethereum↓ S&P 500↓ Altın↑ 80 → Bitcoin↓	78	0.97	1.94	0.05	13,28
2	Solana↓ Ethereum↓ NASDAQ 100↓ Altın↑ 76 → Bitcoin↓	74	0.97	1.94	0.05	12,62
3	Bitcoin↓ Ethereum↓ NASDAQ 100↓ Brent Petrol↓ 87 → S&P 500↓	84	0.97	2.03	0.06	11.39
4	Bitcoin↑ Ethereum↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓ 85 → NASDAQ 100↑	82	0.96	1.80	0.05	9.87
5	Solana↑ Ethereum↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓ 80 → NASDAQ 100↑	77	0.96	1.80	0.05	9.29
6	Bitcoin↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓ 99 → NASDAQ 100↑	95	0.96	1.79	0.06	9.19
7	Solana↓ Ethereum↓ NASDAQ 100↓ S&P 500↓ 148 → Bitcoin↓	142	0.96	1.91	0.09	10.53
8	Solana↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓ 98 → NASDAQ 100↑	94	0.96	1.79	0.06	9.10
9	Ethereum↓ NASDAQ 100↓ Brent Petrol↓ 94 → S&P 500↓	90	0.96	2.01	0.06	9.84
10	Solana↑ Bitcoin↑ NASDAQ 100↑ Altın↓ 90 → S&P 500↑	86	0.96	1.83	0.05	8.58
11	Solana↑ NASDAQ 100↑ Brent Petrol↑ 131 → S&P 500↑	125	0.95	1.82	0.08	8.92
12	Solana↑ Bitcoin↑ NASDAQ 100↑ Brent Petrol↑ 109 → S&P 500↑	104	0.95	1.82	0.06	8.66
13	Solana↓ Ethereum↓ S&P 500↓ Brent Petrol↑ 86 → Bitcoin↓	82	0.95	1.90	0.05	8.57
14	Solana↓ Ethereum↓ S&P 500↓ 166 → Bitcoin↓	158	0.95	1.90	0.10	9.18
15	Bitcoin↓ NASDAQ 100↓ Brent Petrol↓ 103 → S&P 500↓	98	0.95	2.00	0.07	8.99

16	Solana↓ Ethereum↓ NASDAQ 100↓	162 → Bitcoin↓	154	0.95	1.89	0.10	8.96
17	Solana↑ Bitcoin↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓	81 → NASDAQ 100↑	77	0.95	1.77	0.05	7.52
18	Solana↓ Ethereum↓ S&P 500↓ Brent Petrol↓	80 → Bitcoin↓	76	0.95	1.89	0.05	7.97
19	Solana↑ Bitcoin↑ Ethereum↑ NASDAQ 100↑ Altın↓	79 → S&P 500↑	75	0.95	1.81	0.05	7.53
20	Ethereum↑ S&P 500↑ Brent Petrol↓	98 → NASDAQ 100↑	93	0.95	1.77	0.05	7.58
Conf.; güven düzeyi, Lift; birlikte hareket etme katsayısı (ilgi), Lev.; kaldıraç etkisi, Conv.; kanaat değeri							

Tablo 2’de kural 1’e göre; Solana, Ethereum ve S&P 500’deki azalış ve Altın’daki artış 80 kez birlikte gerçekleştiği duruma, Bitcoin birlikteliğe 78 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, kuralın güven düzeyi 78/80 işlemi sonucu %97 olarak hesaplanmıştır. Kural 2’ye göre; Solana, Ethereum ve NASDAQ 100’deki azalış ve Altın’daki artış 76 kez birlikte gerçekleşmiştir, Bitcoin birlikteliğe 74 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %97’dir. Kural 3’e göre; Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100 ve Brent Petrol’de 87 kez birlikte azalış meydana gelmiştir, S&P 500 birlikteliğe 84 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %97’dir. Kural 4’e göre; Bitcoin, Ethereum ve S&P 500’deki artışın ve Brent Petrol’deki azalışın birlikte gerçekleştiği 85 duruma, NASDAQ 100 birlikteliğe 82 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 5’e göre; Solana, Ethereum ve S&P 500’deki artış ve Brent Petrol’deki azalış 80 kez birlikte gerçekleşmiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 77 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 6’ya göre; Bitcoin ve S&P 500’deki artış ve Brent Petrol’deki azalış 99 kez birlikte gözlemlenmiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 95 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 7’ye göre; Solana, Ethereum, NASDAQ 100 ve S&P 500’de 148 kez birlikte azalış gerçekleşmiştir, birlikteliğe Bitcoin 142 kez azalarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 8’e göre; Solana ve S&P 500’deki artışın ve Brent Petrol’deki azalışın 98 kez birlikte gözlemlendiği durumda, NASDAQ 100 birlikteliğe 94 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 9’a göre; Ethereum, NASDAQ 100 ve Brent Petrol 94 kez birlikte azalış gerçekleştirmiştir, S&P 500 birlikteliğe 90 kez azalarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır. Kural 10’a göre; Solana, Bitcoin ve NASDAQ 100’deki artış ve Altın’daki azalış 90 kez birlikte gerçekleşmiştir, S&P 500 birlikteliğe 86 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %96’dır.

Kural 11’e göre; Solana, NASDAQ 100 ve Brent Petrol 131 kez birlikte artış gerçekleştirmiştir, S&P 500 birlikteliğe 125 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 12’ye göre; Solana, Bitcoin, NASDAQ 100 ve Brent Petrol’de 109 kez birlikte artış gözlemlenmiştir, S&P 500 birlikteliğe 104 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 13’e göre; Solana, Ethereum ve S&P 500’deki azalışın ve Brent Petrol’deki artışın 86 kez birlikte hareket ettiği belirlenmiştir, Bitcoin birlikteliğe 82 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 14’e göre; Solana, Ethereum ve S&P 500’de 166 kez birlikte azalış gözlemlenmiştir, Bitcoin birlikteliğe 158 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 15’e göre; Bitcoin, NASDAQ 100 ve Brent Petrol birlikte 103 kez azalış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 98 kez azalış göstererek eşlik etmiş ve güven düzeyi %95’tir. Kural 16’ya göre; Solana, Ethereum ve NASDAQ 100 162 kez birlikte azalış sergilemiştir, Bitcoin birlikteliğe 154 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 17’ye göre; Solana, Bitcoin ve S&P 500’deki artışın ve Brent Petrol’deki azalışın 81 kez birlikte gerçekleştiği durumda, NASDAQ 100 birlikteliğe 77 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 18’e göre; Solana, Ethereum, S&P 500 ve Brent Petrol 80 kez birlikte azalış göstermiştir, Bitcoin birlikteliğe 76 kez azalış sergileyerek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 19’a göre; Solana, Bitcoin, Ethereum ve NASDAQ 100’deki artışın ve Altın’daki azalışın 79 kez birlikte gerçekleştiği gözlemlenmiştir, S&P 500 birlikteliğe 75 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir. Kural 20’ye göre; Ethereum ve S&P 500’deki artış ve Brent Petrol’deki azalış 98 kez birlikte gerçekleşmiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 93 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95’tir.

Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 destek seviyesinde gerçekleştirilen Apriori algoritması sonuçlarına göre; Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100 ve S&P 500 genellikle birlikte hareket ederken, Altın ters yönde bir eğilim göstermiştir. Brent Petrol genellikle negatif yönlü bir eğilim sergilese de birkaç durumda bu varlıklar ile aynı yönde birliktelikler sergilediği görülmüştür. Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.25 destek seviyesinde Apriori algoritması ile maksimum 14 adet birliktelik kuralı elde edilmiş ve Tablo 3’te sunulmuştur.



**Tablo 3.** Apriori Analizi Birliktelik Kuralları (%25 Destek Seviyesi)

(↑ artışları, ↓ azalışları, → birliktelikleri göstermektedir)

Apriori Birliktelik Kuralları				Conf.	Lift.	Lev.	Conv.	
1	Ethereum↓ S&P 500↓	205 →	Bitcoin↓	190	0.93	1.85	0.12	6.38
2	Bitcoin↑ Ethereum↑ S&P 500↑	205 →	NASDAQ 100↑	189	0.92	1.72	0.11	5.60
3	Solana↑ NASDAQ 100↑	239 →	S&P 500↑	219	0.92	1.75	0.13	5.42
4	Bitcoin↑ S&P 500↑	243 →	NASDAQ 100↑	222	0.91	1.71	0.12	5.13
5	Ethereum↑ S&P 500↑	240 →	NASDAQ 100↑	219	0.91	1.70	0.12	5.07
6	Ethereum↓ NASDAQ 100↓	205 →	Bitcoin↓	187	0.91	1.82	0.11	5.37
7	Bitcoin↓ NASDAQ 100↓	220 →	S&P 500↓	200	0.91	1.91	0.13	5.48
8	NASDAQ 100↑ Brent Petrol↑	227 →	S&P 500↑	206	0.91	1.73	0.12	4.92
9	S&P 500↑ Altın↑	205 →	NASDAQ 100↑	186	0.91	1.69	0.10	4.76
10	Solana↓ Ethereum↓	268 →	Bitcoin↓	243	0.91	1.81	0.15	5.13
11	Bitcoin↑ NASDAQ 100↑	245 →	S&P 500↑	222	0.91	1.73	0.13	4.86
12	Solana↑ S&P 500↑	242 →	NASDAQ 100↑	219	0.90	1.69	0.12	4.68
13	Solana↑ Bitcoin↑	294 →	Ethereum↑	266	0.90	1.73	0.15	4.83
14	Bitcoin↑ Ethereum↑	210 →	S&P 500↑	189	0.90	1.72	0.11	4.55
Conf.; güven düzeyi, Lift; birlikte hareket etme katsayısı (ilgi), Lev.; kaldıraç etkisi, Conv.; kanaat değeri								

Tablo 3'te kural 1'e göre; Ethereum ve S&P 500'ün 205 kez birlikte azalış sergilediği gözlemlenmiştir, Bitcoin birlikteliğe 190 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi 190/205 işlem sonucu %93 olarak hesaplanmıştır. Kural 2'ye göre; Bitcoin, Ethereum ve S&P 500'de 205 kez birlikte artış meydana gelmiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 189 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 3'e göre; Solana ve NASDAQ 100'ün 239 kez birlikte arttığı belirlenmiştir, S&P 500 birlikteliğe 219 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 4'e göre; Bitcoin ve S&P 500'ün 243 kez birlikte arttığı duruma, NASDAQ 100 birlikteliğe 222 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 5'e göre; Ethereum ve S&P 500'de 240 kez birlikte artış sergilerken, NASDAQ 100 birlikteliğe 219 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 6'ya göre; Ethereum ve NASDAQ 100 birlikte 205 kez azalış gösterirken, Bitcoin birlikteliğe 187 kez azalış sergileyerek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 7'ye göre; Bitcoin ve NASDAQ 100 birlikte 220 kez azalış sergilerken, S&P 500 birlikteliğe 200 kez azalış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 8'e göre; NASDAQ 100 ve Brent Petrol birlikte 227 kez artış sergilerken; S&P 500 birlikteliğe 206 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 9'a göre; S&P 500 ve Altın birlikte 205 kez artış göstermiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 186 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 10'a göre; Solana ve Ethereum birlikte 268 kez azalmıştır, Bitcoin 243 kez azalış göstererek birlikteliğe eşlik ederken, birlikteliğin güven düzeyi %91'dir. Kural 11'e göre; Bitcoin ve NASDAQ 100'de 245 kez birlikte artış görülmüştür, S&P 500 birlikteliğe 222 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 12'ye göre; Solana ve S&P 500 birlikte 242 kez artış göstermiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 219 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır. Kural 13'e göre; Solana ve Bitcoin 294 kez birlikte artmıştır, Ethereum 266 kez artış göstererek birlikteliğe eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır. Kural 14'e göre; Bitcoin, Ethereum ve NASDAQ 100 birlikte 210 kez artış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 189 kez artış sergileyerek eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır.

Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.25 destek seviyesinde gerçekleştirilen Apriori algoritması sonuçlarına göre; Bitcoin, Ethereum, Solana, S&P 500 ve NASDAQ 100 genellikle birlikte hareket etmektedir. Buna karşın, Altın ve Brent Petrol sadece birer kez pozitif yönlü birliktelikte yer almıştır. Bu birliktelikleri sadece S&P 500 ve NASDAQ 100 endeksleri ile gerçekleştirmiştir, Altın ve Brent Petrol kripto paralar ile herhangi bir birliktelik sergilememiştir.

## 5.2. FP-Growth Birliktelik Analizi Sonuçları

FP-Growth Algoritması minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 ve 0.25 destek seviyelerinde gerçekleştirilmiştir. Tespit edilen tüm kurallarda ilgi katsayısı (lift) değerleri > 1, Kaldıraç (lev.) değerleri > 0, kanaat (conv.) değerleri > 1'dir. Bu değerler, değişkenler arasında anlamlı, pozitif ve rastgelelikten uzak ilişkilerin olduğunu ifade etmektedir. FP-Growth algoritması ile minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 destek seviyesinde

maksimum 52 kural elde edilmiş ve en yüksek güven (confidence) düzeyine sahip 20 birliktelik kuralı Tablo 4'te sunulmuştur.

**Tablo 4.** FP-Growth Analizi İlk 20 Birliktelik Kuralı (%10 Destek Seviyesi)

(↑ artışları, ↓ azalışları, → birliktelikleri göstermektedir)

FP-Growth Birliktelik Kuralları				Conf.	Lift.	Lev.	Conv.
1	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Solana↑	131 →	S&P 500↑ 125	0.95	1.82	0.08	8.92
2	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Solana↑ Bitcoin↑	109 →	S&P 500↑ 104	0.95	1.82	0.06	8.66
3	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Solana↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	98 →	S&P 500↑ 93	0.95	1.81	0.06	7.78
4	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Solana↑ Ethereum↑	107 →	S&P 500↑ 101	0.94	1.80	0.06	7.28
5	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Bitcoin↑	135 →	S&P 500↑ 127	0.94	1.80	0.08	7.15
6	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	114 →	S&P 500↑ 107	0.94	1.79	0.060	6.79
7	NASDAQ 100↑ Solana↑ Bitcoin↑	194 →	S&P 500↑ 181	0.93	1.78	0.11	6.60
8	NASDAQ 100↑ Solana↑ Altın↑ Bitcoin↑	104 →	Ethereum↑ 97	0.93	1.78	0.06	6.19
9	S&P 500↑ Ethereum↑ Altın↑ Bitcoin↑	114 →	NASDAQ 100↑ 106	0.93	1.74	0.06	5.88
10	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Altın↑ Bitcoin↑	82 →	S&P 500↑ 76	0.93	1.77	0.04	5.58
11	NASDAQ 100↑ Solana↑ S&P 500↑ Altın↑ Bitcoin↑	95 →	Ethereum↑ 88	0.93	1.77	0.05	5.66
12	Solana↑ S&P 500↑ Ethereum↑ Altın↑ Bitcoin↑	95 →	NASDAQ 100↑ 88	0.93	1.73	0.05	5.51
13	NASDAQ 100↑ Solana↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	176 →	S&P 500↑ 163	0.93	1.77	0.10	5.99
14	Solana↑ Altın↑ Bitcoin↑	162 →	Ethereum↑ 150	0.93	1.77	0.09	5.94
15	S&P 500↑ Altın↑ Bitcoin↑	130 →	NASDAQ 100↑ 120	0.92	1.72	0.07	5.49
16	Solana↑ S&P 500↑ Altın↑ Bitcoin↑	103 →	NASDAQ 100↑ 95	0.92	1.72	0.05	5.31
17	Solana↑ S&P 500↑ Altın↑ Bitcoin↑	103 →	Ethereum↑ 95	0.92	1.76	0.06	5.45
18	S&P 500↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	205 →	NASDAQ 100↑ 189	0.92	1.72	0.11	5.60
19	Solana↑ S&P 500↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	177 →	NASDAQ 100↑ 163	0.92	1.72	0.09	5.48
20	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑ Solana↑ S&P 500↑ Ethereum↑	101 →	Bitcoin↑ 93	0.92	1.85	0.06	5.63
Conf.; güven düzeyi, Lift; birlikte hareket etme katsayısı (ilgi), Lev.; kaldıraç etkisi, Conv.; kanaat değeri							

Tablo 4'te kural 1'e göre; Brent Petrol, NASDAQ 100 ve Solana 131 kez birlikte artış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 125 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi 125/131 işlemi sonucu %95 olarak hesaplanmıştır. Kural 2'ye göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Solana ve Bitcoin 109 kez birlikte artış gerçekleştirmiştir, S&P 500 birlikteliğe 104 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %95'tir. Kural 3'e göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Solana, Ethereum ve Bitcoin 98 kez birlikte artış sergilemiştir, S&P 500 birlikteliğe 93 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %95'tir. Kural 4'e göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Solana ve Ethereum 107 kez birlikte artış gerçekleştirmiştir, S&P 500 birlikteliğe 101 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %94'tür. Kural 5'e göre; Brent Petrol, NASDAQ 100 ve Bitcoin 135 kez birlikte artmıştır, S&P 500 birlikteliğe 127 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %94'tür. Kural 6'ya göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Ethereum ve Bitcoin 114 kez birlikte artış yönünde hareket etmiştir, S&P 500 birlikteliğe 107

kez artış göstererek eşlik ederken, kuralın güven düzeyi %94 olarak tespit edilmiştir. Kural 7'ye göre; NASDAQ 100, Solana ve Bitcoin 194 kez birlikte artmıştır, S&P 500 birlikteliğe 181 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 8'e göre; NASDAQ 100, Solana, Altın ve Bitcoin 104 kez birlikte artış göstermiştir, Ethereum birlikteliğe 97 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 9'a göre; S&P 500, Ethereum, Altın ve Bitcoin 114 kez birlikte artış göstermiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 106 kez artış sergileyerek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 10'a göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Altın ve Bitcoin 82 kez birlikte artmıştır, S&P 500 birlikteliğe 76 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür.

Kural 11'e göre; NASDAQ 100, Solana, S&P 500, Altın ve Bitcoin 95 kez birlikte artış sergilerken, Ethereum birlikteliğe 88 kez artış sergileyerek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 12'ye göre; Solana, S&P 500, Ethereum, Altın ve Bitcoin'de 95 kez birlikte gerçekleşen artışa, NASDAQ 100 birlikteliğe 88 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 13'e göre; NASDAQ 100, Solana, Ethereum ve Bitcoin 176 kez birlikte artış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 163 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 14'e göre; Solana, Altın ve Bitcoin 162 kez birlikte artış sergilemiştir, Ethereum birlikteliğe 150 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %93'tür. Kural 15'e göre; S&P 500, Altın ve Bitcoin 130 kez birlikte artış sergilemiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 120 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 16'ya göre; Solana, S&P 500, Altın ve Bitcoin 103 kez birlikte artmıştır, NASDAQ 100 birlikteliğe 95 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 17'ye göre; Solana, S&P 500, Altın ve Bitcoin 103 kez birlikte artış göstermiştir, Ethereum birlikteliğe 95 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 18'e göre; S&P 500, Ethereum ve Bitcoin 205 kez birlikte artmıştır, NASDAQ 100 birlikteliğe 189 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 19'a göre; Solana, S&P 500, Ethereum ve Bitcoin 177 kez birlikte artış sergilemiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 163 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 20'ye göre; Brent Petrol, NASDAQ 100, Solana, S&P 500 ve Ethereum 101 kez birlikte artış göstermiştir, Bitcoin 93 kez artarak birlikteliğe eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir.

Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 destek seviyesinde gerçekleştirilen FP-Growth algoritması sonuçlarına göre; Bitcoin, Solana, Ethereum, NASDAQ 100 ve S&P 500 çoğu durumda birlikte hareket etmektedir. Brent Petrol ve Altın değişkenlerinin diğer değişkenler ile aynı yönde hareket ettiği görülmüştür. Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.25 destek seviyesinde FP-Growth algoritması ile maksimum 10 adet birliktelik kuralı elde edilmiş ve Tablo 5'te sunulmuştur.

**Tablo 5.** FP-Growth Analizi Birliktelik Kuralları (%25 Destek Seviyesi)

(↑ artışları, ↓ azalışları, → birliktelikleri göstermektedir)

FP-Growth Birliktelik Kuralları				Conf.	Lift.	Lev.	Conv.
1	S&P 500↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	205 →	NASDAQ 100↑ 189	0.92	1.72	0.11	5.60
2	NASDAQ 100↑ Solana↑	239 →	S&P 500↑ 219	0.92	1.75	0.13	5.42
3	S&P 500↑ Bitcoin↑	243 →	NASDAQ 100↑ 222	0.91	1.71	0.12	5.13
4	S&P 500↑ Ethereum↑	240 →	NASDAQ 100↑ 219	0.91	1.70	0.12	5.07
5	Brent Petrol↑ NASDAQ 100↑	227 →	S&P 500↑ 206	0.91	1.73	0.12	4.92
6	S&P 500↑ Altın↑	205 →	NASDAQ 100↑ 186	0.91	1.69	0.10	4.76
7	NASDAQ 100↑ Bitcoin↑	245 →	S&P 500↑ 222	0.91	1.73	0.13	4.86
8	Solana↑ S&P 500↑	242 →	NASDAQ 100↑ 219	0.90	1.69	0.12	4.68
9	Solana↑ Bitcoin↑	294 →	Ethereum↑ 266	0.90	1.73	0.15	4.83
10	NASDAQ 100↑ Ethereum↑ Bitcoin↑	210 →	S&P 500↑ 189	0.90	1.72	0.11	4.55
Conf.; güven düzeyi, Lift; birlikte hareket etme katsayısı (ilgi), Lev.; kaldıraç etkisi, Conv.; kanaat değeri							

Tablo 5'te kural 1'e göre; S&P 500, Ethereum ve Bitcoin 205 kez birlikte artmıştır, NASDAQ 100 birlikteliğe 189 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi 189/205 işlemi sonucu %92 olarak hesaplanmıştır. Kural 2'ye göre; NASDAQ 100 ve Solana 239 kez birlikte artış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 219 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %92'dir. Kural 3'e göre; S&P 500 ve Bitcoin 243 kez birlikte artmıştır, NASDAQ 100 birlikteliğe 222 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 4'e göre; S&P 500 ve Ethereum 240 kez birlikte artış göstermiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 219 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 5'e göre; Brent Petrol ve NASDAQ 100 birlikte 227 kez artmıştır, S&P 500 birlikteliğe 206 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 6'ya göre; S&P 500 ve Altın 205 kez birlikte

artış göstermiştir, NASDAQ 100 birlikteliğe 186 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 7'ye göre; NASDAQ 100 ve Bitcoin 245 kez birlikte artmıştır, S&P 500 birlikteliğe 222 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %91'dir. Kural 8'e göre; Solana ve S&P 500 birlikte 242 kez artmıştır, NASDAQ 100 birlikteliğe 219 kez artış göstererek eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır. Kural 9'a göre; Solana ve Bitcoin 294 kez birlikte artmıştır, Ethereum birlikteliğe 266 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır. Kural 10'a göre; NASDAQ 100, Ethereum ve Bitcoin 210 kez birlikte artış göstermiştir, S&P 500 birlikteliğe 189 kez artarak eşlik etmiştir, güven düzeyi %90'dır.

Minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.25 destek seviyesinde gerçekleştirilen FP-Growth algoritması sonuçlarına göre; Bitcoin, Ethereum, Solana, NASDAQ 100 ve S&P 500 arasında güçlü birliktelikler mevcuttur. Altın ve Brent Petrol sadece birer adet birliktelik kuralında yer almıştır, bu birliktelikler sadece S&P 500 ve NASDAQ 100 ile pozitif yönde olmuştur, kripto paralar ile herhangi bir birliktelik sergilenmediği görülmektedir.

## 6. Sonuç ve Tartışma

Kripto paraların kullanımları ile sayılarının giderek artmasına bağlı olarak, kripto varlıklar ile diğer finansal varlıklar arasındaki ilişkilerin önemi de artmıştır. Çalışmada Solana, Bitcoin, Ethereum, NASDAQ 100, S&P 500, Altın ve Brent Petrol'ün kapanış değerleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Bunun için minimum 0.90 güven düzeyi ve 0.10 ile 0.25 destek seviyelerinde Apriori ve FP-Growth birliktelik analizleri gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Apriori ve FP-Growth algoritmalarının farklı destek seviyelerinde uygulanan analizlerine bakıldığında, düşük destek seviyelerinde (0,10) daha fazla kural üretildiği, destek seviyesi (0,25) olduğunda kural sayısının önemli ölçüde azaldığı gözlemlenmiştir. Ayrıca algoritmalarından elde edilen kural sayılarında, çalışma prensiplerinden kaynaklı farklılıklar gözlemlenmiştir.

Minimum 0.90 güven düzeyi ile 0.10 destek seviyesinde gerçekleştirilen Apriori ve FP-Growth algoritmalarından elde edilen sonuçlara göre; Bitcoin, Ethereum, Solana, NASDAQ 100 ve S&P 500 kapanış değerlerinin genellikle birlikte hareket ettiği görülmüştür. Öte yandan, Altın ve Brent Petrol kapanış değerlerinin diğer varlıklarla olan ilişkisinin daha değişken olduğu gözlemlenmiştir. Altın, genellikle ters yönde hareket ederek güvenli liman özelliği taşıırken, sadece bir birliktelikte pozitif yönlü hareket sergilemiştir. Bu birliktelik NASDAQ 100 ve S&P 500 endekslerinin kapanış değerleri ile gerçekleşmiştir. Brent Petrol, genellikle kripto varlıklar ve borsa endeksleriyle ters yönde hareket ederken, bazen paralel yönde hareket etmiştir. Paralel yönde birliktelik sergilediği kurallarda genellikle NASDAQ 100 ve S&P 500 yer almaktadır, Brent Petrol ve Altının yer aldığı birliktelik sayısı diğer değişkenlere göre oldukça azdır.

Minimum 0.90 güven düzeyi ile 0.25 destek seviyesinde gerçekleştirilen Apriori ve FP-Growth algoritmalarından elde edilen sonuçlara göre; Bitcoin, Ethereum, Solana, S&P 500 ve NASDAQ 100'ün kapanış değerleri oldukça fazla birliktelikler sergilemektedir. Altın ve Brent Petrol'ün kapanış değerleri sadece birer adet birliktelik kuralında yer almıştır ve birliktelikleri S&P 500 ve NASDAQ 100'ün kapanış değerleri ile pozitif yönde gerçekleşmiştir.

Keskin Benli (2014) Türkiye hisse senedi piyasasını, gelişmekte olan ülkelerin hisse senedi piyasaları ile ilişkisini eşbütünleşme testi ile analiz etmiştir. Elde edilen sonuçlara göre; yatırımcılara portföy çeşitlendirme stratejileri açısından rehberlik edecek bir çerçeve sunmuştur. Benzer şekilde, bu çalışmada birliktelik analizi yöntemi kullanılarak, S&P 500 ve NASDAQ 100 endeksleri arasında aynı yönde anlamlı birliktelikler olduğu tespit edilmiştir ve yatırımcılara portföy çeşitlendirmesi konusunda bilgi sağlamıştır. Her iki çalışma göz önüne alındığında, belirli borsa endeksleri arasındaki eşbütünleşme ve ilişki yapılarının farklı yöntemler kullanılarak ortaya konabileceği görülmüştür.

Yatırımcıların finansal araçları birlikte değerlendirmesi portföy stratejileri açısından önemlidir. Portföy yatırımcıları varlıklardan birkaçının değer değişimleri dikkate alarak diğerleri hakkında öngörülebilir ve getiri elde ederek riskini azaltabilir. Altın ve Brent Petrol'ün diğer değişkenlerden daha bağımsız olduğu görülmüştür. Özellikle 0.25 destek seviyesinde gerçekleştirilen algoritmalar sonucunda Brent Petrol ve Altın ile kripto paraların kapanış değerleri arasında herhangi bir birlikteliğin tespit edilememesi, portföy çeşitlendirme stratejilerinde risk minimizasyonu için oldukça önemli bir bilgi sunmaktadır. Kısaca bu sonuçlar, yatırımcılara piyasa dinamiklerini daha iyi anlamalarına ve portföylerini risk yönetimi açısından daha dengeli bir şekilde oluşturmalarına yardımcı olacaktır.

Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar, El Mahjouby vd. (2024)'ün Apriori birliktelik analizi ile benzer sonuçlar ortaya koymuştur. Her iki çalışma sonucunda Bitcoin fiyatlarının diğer kripto varlıkların fiyatları ile birliktelikler sergilediği belirlenmiştir. Yine aynı şekilde, farklı yöntemler ile yapılan analizlerde Bitcoin'in farklı altcoinleri etkilediğini ifade eden Aksoylu (2024), Götfert (2019), Ciaian vd. (2018)'in çalışmalarıyla da benzer sonuçlar çıkmıştır. Eren (2024) emtialar üzerine FP-Growth ve Apriori analizleri gerçekleştirmiş ve Brent Petrol'ün tüm emtialar ile birliktelikleri olduğunu tespit etmiştir. Bu çalışmada da benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Öte yandan Heikal vd. (2022)'nin yaptığı çalışmada dünya piyasasındaki petrol fiyatlarının kripto para getirisi üzerinde olumlu etkisi olduğu sonucuna varılmasına rağmen bu çalışmada farklı sonuç elde edilmiştir.

Çalışmada elde edilen sonuçlar ele alınan dönemler için geçerlidir, çalışma dönemi değiştikçe elde edilen sonuçların değişeceği de malumdur.

Gelecek çalışmalarda, değişkenler arasındaki ilişkilerin daha detaylı ve uzun vadeli analizleri yapılabilir. Özellikle, yalnızca kripto varlıklardan oluşan birliktelikleri veya kripto varlıkların makroekonomik değişkenlerle olan ilişkilerini ele alan çalışmalar geliştirilebilir. Ayrıca faiz ve enflasyon oranları, Merkez Bankası politikaları, döviz kuru ve ekonomik büyüme gibi makroekonomik faktörlerin kripto varlıklar üzerindeki etkilerinin, makine öğrenmesi ve geleneksel yöntemlerin birlikte kullanıldığı modellerle araştırılması, piyasa hareketlerinin daha kapsamlı bir şekilde anlaşılmasına ve fiyat hareketlerinin tahmin edilmesine yardımcı olacaktır.

### Kaynaklar

- Agrawal, R., Imieliński, T., & Swami, A. (1993, June). Mining association rules between sets of items in large databases. *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, 207–216.
- Aggarwal, C. C., Bhuiyan, M. A., & Hasan, M. A. (2014). Frequent pattern mining algorithms: A survey, 19–64). *Springer International Publishing*.
- Aggarwal, A., Gupta, I., Garg, N., & Goel, A. (2019). Deep learning approach to determine the impact of socio-economic factors on bitcoin price prediction. In *2019 Twelfth International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, 1–5. IEEE.
- Aksoylu, E. (2024). Examining the relationship between Bitcoin and altcoins. *PressAcademia Procedia*, 18(1), 92–94.
- Almansour, B. Y., Alshater, M. M., & Almansour, A. Y. (2021). Performance of ARCH and GARCH models in forecasting cryptocurrency market volatility. *Industrial Engineering & Management Systems*, 20(2), 130–139.
- Ayodele, T. O. (2010). Types of machine learning algorithms. *New Advances in Machine Learning*, 3(19–48), 5–1.
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 64, 74–81.
- Baur, D. G., Cahill, D., Godfrey, K., & Liu, Z. F. (2019). Bitcoin time-of-day, day-of-week and month-of-year effects in returns and trading volume. *Finance Research Letters*, 31, 78–92.
- Bhosale, J., & Mavale, S. (2018). Volatility of select crypto-currencies: A comparison of Bitcoin, Ethereum and Litecoin. *Annual Research Journal of SCMS, Pune*, 6(1), 132–141.
- Burke, Q. J. (2022). *The great Bitcoin experiment: A social analysis of cryptocurrency in El Salvador*.
- Caporale, G. M., & Plastun, A. (2019). The day of the week effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 31.
- Chen, C. H., Lan, G. C., Hong, T. P., & Lin, Y. K. (2013). Mining high coherent association rules with consideration of support measure. *Expert Systems with Applications*, 40(16), 6531–6537.

- Chen, J. (2023). Analysis of bitcoin price prediction using machine learning. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(1), 51.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, A. (2018). Virtual relationships: Short and long run evidence from Bitcoin and Altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173–195.
- Cryptocurrency Market Capitalizations. (2024). <https://coinmarketcap.com/>.
- Courtois, N. T., & Mercer, R. (2017, January). Stealth address and key management techniques in blockchain systems. In *ICISSP 2017 – Proceedings of the 3rd International Conference on Information Systems Security and Privacy*, 559–566.
- Çelik, S., & Özdemir, D. (2023). Rastgele orman regresyon algoritması ile Bitcoin fiyat tahmini. *Journal of Scientific Reports-B*, (008), 55–64.
- Demir, E., Simonyan, S., Garcia Gomez, C. D., & Lau, C. K. M. (2021). The asymmetric effect of Bitcoin on altcoins: Evidence from the nonlinear autoregressive distributed lag (NARDL) model. *Finance Research Letters*, 40, 101–754.
- Divetia, M. (2023). Consequences of adopting cryptocurrency as a legal tender with reference to El Salvador. *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, 6(1), 10–11.
- El Mahjouby, M., Taj Bennani, M., El Fahssi, K., Elgarouani, S., Lamrini, M., & El Far, M. (2024). Forecasting trends in cryptocurrencies through the application of association rule mining techniques. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 17(1), 1–13.
- Eren, B. S. (2024). Emtia piyasalarının birlikte hareketlerinin veri madenciliği ile incelenmesi. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 183–212.
- Ergün, Z. C. (2024). NFT coinlerdeki takvim anomalileri. *Ekonomi, Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 43–60.
- Gaikwad, A., & Mavale, S. (2021). The impact of cryptocurrency adoption as a legal tender in El Salvador. *International Journal of Engineering and Management Research*, 11(6), 112–115.
- Göttfert, J. (2019). *Cointegration among cryptocurrencies: A cointegration analysis of Bitcoin, Bitcoin Cash, EOS, Ethereum, Litecoin and Ripple* (Master's thesis). Umeå Universitet.
- Han, J., Pei, J., & Yin, Y. (2000). Mining frequent patterns without candidate generation. *SIGMOD Record*, 29(2), 1–12. <https://doi.org/10.1145/335191.335372>.
- Han, J., Cheng, H., Xin, D., & Yan, X. (2007). Frequent pattern mining: Current status and future directions. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 15(1), 55–86.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Heikal, M., Saragih, M. M. S., Ilham, R. N., Khaddafi, M., & Rusydi, R. (2022). Effect of world oil prices on cryptocurrency return. *Journal of Accounting Research, Utility Finance and Digital Assets*, 1(1), 61–68.
- Hertanto, R., Muchtar, M., & Sihombing, P. R. (2024). Dinamika pasar cryptocurrency: Pengaruh harga Bitcoin, emas, minyak mentah, dan IHSG terhadap Ethereum dan Binance Coin. *Journal of Law, Administration, and Social Science*, 4(3), 430–440.
- Hu, S., Liang, Q., Qian, H., Weng, J., Zhou, W., & Lin, P. (2021). Frequent-pattern growth algorithm based association rule mining method of public transport travel stability. *International Journal of Sustainable Transportation*, 15(11), 879–892.
- Hu, L. (2022). Research on English achievement analysis based on improved CARMA algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), 8687879.
- Ibrahim, B. A., Elamer, A. A., Alasker, T. H., Mohamed, M. A., & Abdou, H. A. (2024). Volatility contagion between cryptocurrencies, gold and stock markets pre-and-during COVID-19: Evidence using DCC-GARCH and cascade-correlation network. *Financial Innovation*, 10(1), 104.

- Investing.com. (2024). *Crypto Currencies*. <https://tr.investing.com/crypto/currencies> (Erişim Tarihi: 2 Haziran 2024).
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255.
- Keskin Benli, Y. (2014). Türkiye borsasının gelişmekte olan ülkeler borsaları ile eşbütünleşme analizi. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, (23), 18–32.
- Kinateder, H., & Papavassiliou, V. G. (2021). Calendar effects in Bitcoin returns and volatility. *Finance Research Letters*, 38, 101420.
- Li, N., Zeng, L., He, Q., & Shi, Z. (2013). Parallel implementation of Apriori algorithm based on MapReduce. *International Journal of Networked and Distributed Computing*, 1(2), 89–96.
- Liu, A., Goni, O., & Mitha, A. (2022). *Cryptocurrency in Africa: Alternative opportunities for advancing the Sustainable Development Goals?: Development Futures Series No. 46*.
- Liu, C. H. (2024). Exploring calendar effects in Bitcoin returns: An analysis of market efficiency. *Journal of Applied Finance & Banking*, 14(4), 33–52.
- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms – a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1), 381–386.
- Mazur, M., & Polyzos, E. (2024). Spot Bitcoin ETF. Available at SSRN 4810965.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: A probabilistic perspective*. MIT Press, s. 124.
- Nakamoto, S. (2009). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Bitcoin.org*. <https://bitcoin.org/en/bitcoin-paper>.
- Olabanji, S. O., Oladoyinbo, T. O., Asonze, C. U., Adigwe, C. S., Okunleye, O. J., & Olaniyi, O. O. (2024). Leveraging fintech compliance to mitigate cryptocurrency volatility for secure US employee retirement benefits: Bitcoin ETF case study. Available at SSRN 4739190.
- Orlando, G. (2024). Exploring crypto & blockchain in finance: Present and future. Available at SSRN 4787238.
- Oyedele, A. A., Ajayi, A. O., Oyedele, L. O., Bello, S. A., & Jimoh, K. O. (2023). Performance evaluation of deep learning and boosted trees for cryptocurrency closing price prediction. *Expert Systems with Applications*, 213, 119233.
- Pacaj, I., & Dobrinka, Z. (2018). Electronic money: Bitcoin. In *Международный конкурс студенческих научно-исследовательских работ по экономике* (2, 183–187).
- Parashar, N., & Rasiwala, F. (2019). Bitcoin–Asset or currency? User's perspective about cryptocurrencies. *IUP Journal of Management Research*, 18(1).
- Patel, H. K., & Yadav, K. P. (2022). Association rule mining using retail market basket dataset by Apriori and FP-Growth algorithms. *Journal of Algebraic Statistics*, 13(3), 798–803.
- Patra, G. R., & Mohanty, M. N. (2023). Price prediction of cryptocurrency using a multi-layer gated recurrent unit network with multi features. *Computational Economics*, 62(4), 1525–1544.
- Poongodi, M., Sharma, A., Vijayakumar, V., Bhardwaj, V., Sharma, A. P., Iqbal, R., & Kumar, R. (2020). Prediction of the price of Ethereum blockchain cryptocurrency in an industrial finance system. *Computers & Electrical Engineering*, 81, 106527.
- Prajapati, D. J., Garg, S., & Chauhan, N. C. (2017). Interesting association rule mining with consistent and inconsistent rule detection from big sales data in distributed environment. *Future Computing and Informatics Journal*, 2(1), 19–30.
- Prasanna, S., & Ezhilmaran, D. (2016). Association rule mining using enhanced Apriori with modified GA for stock prediction. *International Journal of Data Mining, Modelling and Management*, 8(2), 1–13.

- Praveena, M., & Jaiganesh, V. (2017). A literature review on supervised machine learning algorithms and boosting process. *International Journal of Computer Applications*, 169(8), 32–35.
- Putri, I. D., & Hardianto, R. (2024). Application of the FP-Growth Algorithm in Consumer Purchasing Pattern Analysis. *Journal of Computer Science and Information Technology*, 44–49.
- Qadan, M., Aharon, D. Y., & Eichel, R. (2022). Seasonal and calendar effects and the price efficiency of cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 46, 102354.
- Rather, A. M. (2023). A new method of ensemble learning: Case of cryptocurrency price prediction. *Knowledge and Information Systems*, 65(3), 1179–1197.
- Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 709. Pearson.
- Sabah, L., & Bayraktar, H. (2020). Veri madenciliği birliktelik kuralları ile binaların risk durumlarının analizi: Kaynaşlı, Düzce örneği. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 6(1), 70–78.
- Scott, B., Loonam, J., & Kumar, V. (2017). Exploring the rise of blockchain technology: Towards distributed collaborative organizations. *Strategic Change*, 26(5), 423–428.
- Sidhu, S., Meena, U. K., Nawani, A., Gupta, H., & Thakur, N. (2014). FP Growth algorithm implementation. *International Journal of Computer Applications*, 93(8), 6–10.
- Solowey, J., & Schulp, J. J. (2024). Three lessons from the SEC's grudging Bitcoin ETF approval.
- Stevanović, S., Starčević, V., & Mičić, L. (2023). Development of the global cryptocurrency market. *New Economist/Novi Ekonomist*, 17(34).
- Susana, D., Sreejith, S., & Kavisamathi, J. K. (2020). A study on calendar anomalies in the cryptocurrency market. In *Re-imagining Diffusion and Adoption of Information Technology and Systems: A Continuing Conversation: IFIP WG 8.6 International Conference on Transfer and Diffusion of IT, TDIT 2020, Tiruchirappalli, India, December 18–19, 2020, Proceedings, Part I*, 166–177. Springer International Publishing.
- Syahrir, M., & Mardedi, L. Z. A. (2023). Determination of the best rule-based analysis results from the comparison of the FP-Growth, Apriori, and TPQ-Apriori algorithms for recommendation systems. *Matrix: Jurnal Manajemen Teknologi dan Informatika*, 13(2), 52–67.
- Tapsell, J., Akram, R. N., & Markantonakis, K. (2018). An evaluation of the security of the Bitcoin peer-to-peer network. In *2018 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings), IEEE Green Computing and Communications (GreenCom), IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom), and IEEE Smart Data (SmartData)*, 1057–1062. IEEE.
- Teichmann, F. M. J., & Falker, M. C. (2021). Cryptocurrencies and financial crime: Solutions from Liechtenstein. *Journal of Money Laundering Control*, 24(4), 775–788.
- Thuy, N. T. T., & Khai, L. D. (2020). A fast approach for Bitcoin blockchain cryptocurrency mining system. *Integration*, 74, 107–114.
- Tosunoğlu, N., Abacı, H., Ateş, G., & Saygılı Akkaya, N. (2023). Artificial neural network analysis of the day of the week anomaly in cryptocurrencies. *Financial Innovation*, 9(1), 88.
- Verma, R., Sharma, D., & Sam, S. (2023). Cryptocurrency market anomaly: The day-of-the-week-effect. *Finance India*, 37(1).
- Wang, Y., & Chen, R. (2020). Cryptocurrency price prediction based on multiple market sentiment. In *Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences*, 1092–1100.
- Yadav, S. P., Agrawal, K. K., Bhati, B. S., Al-Turjman, F., & Mostarda, L. (2022). Blockchain-based cryptocurrency regulation: An overview. *Computational Economics*, 59(4), 1659–1675.
- Zhang, W., Li, Y., Xiong, X., & Wang, P. (2021). Downside risk and the cross-section of cryptocurrency returns. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106246.



Zhong, C., Du, W., Xu, W., Huang, Q., Zhao, Y., & Wang, M. (2023). LSTM-ReGAT: A network-centric approach for cryptocurrency price trend prediction. *Decision Support Systems*, 169, 113955.