



ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

Atf için / for cited: Dağ, O., Arslan, Z. (2025). BRICS-T Ülkelerinin Borsa Endekslerinin Birlikte Hareketlerinin Veri Madenciliği ile İncelenmesi. Journal of Vocational and Social Sciences of Turkey, 7(20), pp.88-98.

**BRICS-T ÜLKELERİNİN BORSA ENDEKSLERİNİN BİRLİKTE HAREKETLERİNİN
VERİ MADENCİLİĞİ İLE İNCELENMESİ**

Okan DAĞ¹

Zühal ARSLAN²

ÖZ

Günümüzde uluslararası ve ulusal yatırımcılar optimal yatırım kararı almak ve portföy çeşitlendirmesi yapmak amacıyla gelişmekte olan ülkelerin hisse senetlerine yönelmekte ve bu gelişim bu ülkelerin endekslerini yakından takip etmelerine neden olmaktadır. Bu kapsamda Türkiye'nin ticaret ortaklarında olan ve ekonomik olarak yakın rakip görülen BRICS ülkelerinin borsa endekslerinin birlikte hareketi veri madenciliği yöntemlerinden olan birliktelik kuralı yöntemiyle incelenmiştir. Yapılan analizler sonucunda BRICS-T ülkelerinin endeksleri arasında güçlü ve istatistiksel olarak anlamlı bir eş-yönlü hareket yapısının olduğu ve JALSH endeksinin kuralların büyük bir bölümünde BRICS-T endeksleri arasında merkezi bir konumda bulunduğu tespit edilmiştir. Literatürdeki daha önceki çalışmalara kıyasla ülke borsa endekslerinin birlikte hareketinin daha çok eş bütünleşme testleri ile analiz edilmesi ve örneklem olarak seçilen BRICS-T ülkeleri borsa endekslerinin birlikte hareketliliğini veri madenciliği yöntemi ile analiz eden sayıca az çalışma olması çalışmayı özgün kılmaktadır. Araştırma sonucunda elde edilen bulguların politika yapıcılara stratejik hedef belirlemede, kurumsal ve bireysel yatırımcılara ise portföy çeşitlendirmesi ve optimal yatırım kararlarında yardımcı olması beklenmektedir.

Anahtar Kelimeler: BRICS-T, Borsa Endeksleri, Veri Madenciliği, Birliktelik Analizi

JEL Sınıflandırma Kodları: G11, G15, C80

**ANALYSIS OF THE COLLECTIVE MOVEMENTS OF THE STOCK MARKET INDICES
OF BRICS-T COUNTRIES USING DATA MINING**

ABSTRACT

Today, international and domestic investors are turning to the stocks of developing countries in order to make optimal investment decisions and diversify their portfolios, and this development has led them to closely follow the indices of these countries. In this context, the joint movement of the stock market indices of the BRICS countries, which are Turkey's trading partners and seen as close economic competitors, was examined using the association rule method, one of the data mining methods. The analyses revealed a strong and statistically significant co-directional movement structure among the indices of the BRICS-T countries and that the JALSH index occupies a central position among the BRICS-T indices in most of the rules. Compared to previous studies in the literature, the fact that the co-movement of country stock indices is analyzed more with cointegration tests and the scarcity of studies analyzing the co-movement of the BRICS-T countries' stock indices selected as a sampling data mining methods makes this study unique. Based on these findings, it is expected that the results will assist policymakers in setting strategic goals and institutional and individual investors in portfolio diversification and optimal investment decisions.

Keywords: BRICS-T, Stock Market Indices, Data Mining, Correlation Analysis

JEL Classification Codes: G11, G15, C80

¹ 0000-0001-9756-722X, Dr. Öğr. Üyesi, Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Büyükktulu Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü, okandag@isparta.edu.tr

² 0000-0002-4757-1260, Dr. Öğr. Üyesi, Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Büyükktulu Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü, zuhalkucukcakil@isparta.edu.tr



1. GİRİŞ

Küreselleşme kavramı günümüzde birçok kavramı etkilemektedir. Yabancı yatırımcılar portföy çeşitlendirmesi yapmak, optimal yatırım kararı almak amacıyla gelişmekte olan ülkelerde yatırım yapmakta ve bu ülke endekslerini yakından takip etmektedir. Hükümetler ise stratejik hedefleri belirleme noktasında kendisine en yakın bulunduğu rakip ülkelerin endekslerini yakından takip etmektedir. Eren'in (2024, s.185) çalışmasında belirttiği üzere finansal piyasalarının derinleşmesi, birbirileri ile entegre hale gelmesi, küresel borsa endekslerinin birlikte hareket edip etmediği sorusunu akla getirmektedir. Finansal serbestleşme en çok portföy oluşturma aşamasında yatırımcıları etkilemekte aldıkları risk ve getiri düzeyine göre özellikle hisse senedi aldıkları piyasaları takip ederek karar almak rasyonel yatırımcı için olması gereken karar olarak görülmektedir. Bu kapsamda yatırımcılar sadece kendi ülke borsalarını değil diğer ülke borsalarını da takip ederek uluslararası piyasalarda kazanç fırsatı yakalamaktadırlar (Güneş, 2024, s.3). Ayrıca Demirel ve Hazar'ın (2021, s.2) belirttiği üzere sermaye akımlarını, özellikle gelişmekte olan ülke ekonomilerine kayması ekonomik sistemlerin dışı açılması ve yurt dışı piyasalarla rekabet edebilme gibi fırsatlar yaratmakta ve yatırımcıların risk ve getiri unsurları açısından ilgilendikleri göstergelerden biri borsa endeks hareketleri olmaktadır. Bu kapsamda endekslerin hareketlerinin mevcut benzerliklerin/farklılaşmaların anlaşılması ve "birlikte hareket" olgusu üzerinden değerlendirilmesi hem ulusal hem de uluslararası yatırımcıların portföy oluşturma seçenekleri açısından düşük korelasyona bağlı ek getiri söz konusu olduğunda önem arz etmektedir (Altınbaş, 2022, s.42). Bu bağlamda bu çalışmada BRICS-T ülkelerine ait borsa endekslerinin eşgüdümsel hareketlerini analiz etmek amaçlanmıştır. BRICS kısaltması ilk defa 2001 yılında Jim O'neil tarafından BRIC (Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin) şeklinde kullanılmış ve 2006 yılında Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin) bir grup olarak bir araya gelmiş; 2010 yılında ise Güney Afrika gruba davet edilmiş ve böylece BRICS oluşmuştur (Morazán vd. (2012, s.6); Coşkun (2022, s.1323). BRICS ülkeleri yeni küresel büyümenin merkezi olarak görülmekte bu ülkelerin ekonomileri ve finansal piyasaları gelişmekte olan ülkeler için önemli örnekler teşkil etmekte, bir boyut olarak Afrika kıtasındaki etkinliğini arttırması da hızlı bir gelişim gösteren bu ülkelerin yakından takip edilmesine neden olmaktadır (Yaşar ve Bolat, 2023, s.183). Borsa endekslerinin birlikte hareketleri literatürde birçok farklı yöntemle araştırıldığı gerçeği göz önüne alındığında, bu çalışmada kullanılan birliktelik kuralı analizinin literatürü zenginleştireceği ve Türkiye'nin ticaret ortaklarından olan ve yakın özelliklere sahip olduğu düşünülen BRICS ülkelerinin endekslerinin birlikteliğinin analizinin literatüre katkı sağlayacağı ve kurumsal ve bireysel yatırımcıların portföylerini daha etkin ve verimli bir şekilde yönetebilmelerine politika yapıcıların ise ekonomik ve finansal politikalarını daha iyi şekillendirip yönetebilmelerine yardımcı olacağı düşünülmektedir. Çalışmanın bundan sonraki bölümünde literatür çalışmasına yer verilmiş sonrasında veri madenciliği ve birliktelik kuralları analizi açıklanmış ve daha sonrasında bulgular açıklandıktan sonra çalışma sonlandırılmıştır.

2. LİTERATÜR

Bu bölümde birliktelik analizi ve eş bütünleşme analizi ile yapılmış uluslararası ve ulusal çalışmalara yer verilmiştir.

Birliktelik ve eş bütünleşme analizi ile yapılmış uluslararası çalışmalara baktığımızda; Masih ve Majid (2013) araştırmalarında Malezya, Tayland, Yunanistan ve Amerika Birleşik Devletleri hisse senedi piyasalarının eş hareketlerini araştırmışlar ve endeksler arasındaki ilişkilerin güçlü olduğunu fakat zaman ölçekleri boyunca homojen olmadığını ortaya koymuşlardır. Stevanus ve Sukamulja (2020) çalışmalarında Asya hisse senedi fiyat endeksi ile Endonezya arasındaki birlikteliği analiz etmişler ve Malezya, Tayland, Güney Kore, Japonya, Singapur ve Hong Kong sermaye piyasaları ile Endonezya sermaye piyasalarının birlikte hareket ettiğini ortaya çıkarmışlardır. Topoğlu (2020) Avrupa ülkelerinin borsa endeksleri ile Türkiye arasındaki eş bütünleşme ilişkisini 2009-2020 tarihleri arasında incelemiş ve Avrupa ülkeleri borsa endeksinden Türkiye borsa endeksine doğru nedensellik ilişkisini vurgulamışlardır. Trabelsi vd. (2021) çalışmalarında Bombay Menkul Kıymetler Borsası'ndaki (BSE) altın getirileri ile yedi sektör endeksi arasındaki ilişkiyi 2000-2018 tarihleri arasında incelemişler ve altın getirilerinin BSE sektör endekslerinin getirilerinden önemli ölçüde bağımsız ve birlikte hareket etmediği sonucuna varmışlardır. Al-Najjar (2022) çalışmasında gelişmekte olan bir borsa endeksi olan Amman Borsa Endeksi (ASEI) ile S&P 500, NASDAQ, Nikkei, DAX, CAC ve HSI dahil olmak üzere uluslararası endeksler arasındaki ilişkiyi 2008-2019 tarihleri arasında incelemiş ve S&P 500 endeksi ve ASEI endeksi arasında güçlü bir ilişki olduğunu ortaya koymuştur. Karta vd. (2022) araştırmalarında dünyadaki 11 borsa endeksi için



2001 ve 2019 yılları arasındaki endekslerin birlikte hareketini incelemişler ve XU100 borsa endeksini hem Avrupa borsa endeksleri hem de ABD borsa endeksleri ile birlikte hareket ettiğini ortaya koymuşlardır. Amewu vd. (2022) araştırmalarında Gana'nın hisse senedi endeksi ve döviz kurunun uluslararası hisse senedi piyasaları ile birlikte hareketini 2012-2021 tarihleri arasında incelemişler ve döviz kuru ve Gana Borsası bileşik endeksinin birlikte hareket etme veya birbirine bağlılık dinamiklerinin zamanla ve frekanslar arasında değiştiğini ortaya koymuşlardır. Alamgir ve Cheng (2023) İslami ve geleneksel borsa endekslerinin birlikte hareket etme eğilimlerini COVID-19 pandemisinin nasıl etkilediğini inceledikleri çalışmalarında İslami ve geleneksel endeksler arasında güçlü bir birlikte hareket etme ve uyum olduğunu ortaya koymuşlardır. Verma (2024) araştırmasında COVID-19 öncesi ve sonrası dönemlerde büyük Asya hisse senedi endeksleri arasındaki eş bütünleşme düzeyini incelemiş ve Hong Kong, Endonezya, Malezya, Kore, Hindistan, Japonya, Çin, Tayvan, İsrail ve Güney Kore hisse senedi piyasası endekslerinin genel olarak birbirleriyle ilişkili olduğunu ortaya çıkarmıştır. Huang vd. (2024) COVID-19 salgını öncesi (2017-2019) ve sonrası (2020-2022) dönemde 70 önemli küresel hisse senedi fiyat endeksi kullanılarak endeks birlikteliğini analiz ettikleri araştırmalarında küresel hisse senedi piyasası eş hareketlilik özellikleri ortaya koymuştur. Moodley (2025) çalışmasında Johannesburg Menkul Kıymetler Borsası (JSE) büyüklük bazlı endeksleri arasındaki birlikteliği 2016-2024 tarihleri arasında araştırmış ve JSE büyüklük bazlı endekslerinin birlikte hareket ettiğini vurgulamıştır. Xiao vd. (2025) araştırmalarında COVID-19 bulaşma hızının Çin hisse senedi piyasalarının eş-zamanlı hareketi üzerindeki etkisini incelemişler ve bulaşma hızı arttıkça, Çin hisse senedi piyasaları arasındaki eş-zamanlı hareketin yoğunlaştığını ortaya çıkarmışlardır.

Birliktelik ve eş bütünleşme analizi ile yapılmış ulusal çalışmalara baktığımızda; Eren (2004) emtia piyasalarının 2010-2023 tarihleri arasında birlikte hareketini birliktelik kuralı ile analiz etmişler ve Brent petrolün diğer emtia fiyatlarıyla birlikte hareket ettiğini tespit etmişlerdir. Şahin ve Alaybeyoğlu (2018) çalışmalarında petrol ve gıda fiyatları ile Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi gıda sektörü hisse senedi fiyat endeksleri arasındaki ilişkiyi 1997-2016 tarihleri arasında incelemişler ve BİST 100, gıda ve sanayi piyasa fiyat endeksleri ile petrol ve gıda fiyatlarının uzun dönemde birlikte hareket ettiklerini tespit etmişlerdir. Kocabıyık ve Türker (2018) araştırmalarında Borsa İstanbul'da yer alan önemli endeksler arasında nedensellik ilişkisini 2010-2017 tarihleri arasında analiz etmişler ve BIST100, BIST30, Hizmet Endeksi, Mali Endeks, Sınai Endeksleri arasında uzun dönem nedensellik ilişkisi olduğunu ortaya çıkarmışlardır. İltaş ve Güzel (2019) araştırmalarında Türkiye'nin dış ticaret ortaklarının arasında yer aldığı yedi ülke borsa endeksleri arasındaki uzun dönemli ilişkiyi araştırmışlar ve BIST100 ile IMOEX, DAX 30, CAC 40, FTSE 100 ve S&P 500 arasında uzun dönemli bir ilişkinin olduğunu, fakat FTMIB ve IBEX ile uzun dönemli bir ilişki bulunmadığını ortaya koymuşlardır. Dursun ve Özcan (2019) çalışmalarında enerji fiyat değişimleri ile OECD üyesi ülkelerin borsa endeksleri arasındaki ilişkiyi 2015-2017 yılları arasında test etmişler ve elektrik, petrol ve doğalgaz fiyat endeksleri ile OECD üyesi ülke borsa endekslerinin birlikte hareket ettiğini vurgulamışlardır. Akkuş ve Gülcan (2019) çalışmalarında tüketici güven endeksi ile reel kesim güven endeksi arasındaki ilişkiyi araştırmışlar ve güven endekslerinin uzun dönemde birlikte hareket ettiklerini ortaya koymuşlardır. Kocabıyık vd. (2021) Borsa İstanbul'daki 30 endeksin 2014-2021 tarihleri arasında birlikteliği incelemişler ve XU030, XUSR, XUTUM, XBANK, XU100, XUMAL ve XKURY endekslerinin birlikte hareket ettiğini vurgulamışlardır. Demirel ve Hazar (2021) DOW 30, FTSE 100, DAX ve EURO STOXX 50 endekslerinin 2014-2019 tarihleri arasında birlikte hareketliliğini araştırmışlar ve BIST 100 endeksi değişim yönlerini %59,57 başarı oranıyla doğru tahmin etmişlerdir. Önem (2021) araştırmasında Borsa İstanbul'daki endeksler ile VIX (Korku Endeksi) arasındaki volatilité etkileşimini 2015-2020 tarihleri arasında incelemişler ve VIX (Korku Endeksi) ve BIST endekslerinin çoğunda volatilitelerin birlikte hareket ettiğini vurgulamışlardır. Altınbaş (2022) çalışmasında COVID-19 salgını esnasında hisse senedi piyasalarının birlikte hareketlerini Türkiye ile birlikte 20 ülke piyasası nezdinde incelemişler ve 19 Mart 2020 tarihinden sonra Rusya, Arjantin, Avustralya, BAE, Çin, Endonezya ve Japonya hariç ülkelerde, Avrupa bölgesinde daha güçlü olmak üzere değişen düzeylerde birlikte hareketin olduğunu tespit etmişlerdir. Şencan (2022) araştırmasında MSCI Tüm Ülkeler Dünya Endeksi (ACWI) ile MINT ülkelerinin borsa endeksleri arasındaki ilişkiyi 2011-2021 tarihleri arasında analiz etmiş ve MSCI Tüm Ülkeler Dünya Endeksi ile Nijerya borsası dışındaki MINT ülkelerinin piyasaları arasında bir eş bütünleşme ilişkisi olduğunu ortaya çıkarmıştır. Güneş (2024) çalışmasında BIST100, DAX, Şanghay ve S&P500 endeksleri arasındaki ilişkiyi 2012-2022 tarihleri arasında incelemiş ve BIST100 ile S&P500 ve Şanghay arasında pozitif, DAX ile negatif ilişkinin olduğunu tespit etmiştir. Yüzbaşıoğlu (2025) araştırmasında Türkiye, Hindistan, Rusya, Çin ve borsa endekslerinin 2003-2023 tarihleri arasındaki etkileşimini incelemiş ve bu borsaların uzun vadede güçlü bir eş bütünleşme ilişkisi gösterdiklerini ortaya koymuştur.



3. METODOLOJİ

Çalışmada BRICS-T ülkelerine ait borsa endekslerinin eşgüdümsel hareketlerini analiz etmek amacıyla analiz yöntemi olarak veri madenciliği süreçlerinden olan Birliktelik Kuralları Analizi tekniğinden yararlanılmıştır. Bu kısımda ilk olarak veri madenciliği süreci hakkında bilgi verilecektir. Bu adımın ardından birliktelik Kuralları Analizi ve Frequent Pattern Growth Algoritması (FP-Growth) detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Veri madenciliği; geniş veri setlerinde yer alan bilgilerin incelenmesi, klasik analiz yöntemlerinin kapasitesini aşmaktadır. Veri madenciliği, büyük ölçekli veri tabanlarını işleyerek anlamlı örüntü ve ilişkileri ortaya çıkarabilmesi sayesinde (Zhang ve Zhang, 2002) uzun süredir pek çok bilimsel çalışmada etkin biçimde kullanılan önemli bir analitik yaklaşım hâline gelmiştir (Chang ve Wang, 2006). Veri madenciliği teknikleri iki ana başlık altında toplanabilmektedir. Bunlar tahmin edici (predictive) ve tanımlayıcı (descriptive) teknikler olarak ifade edilebilmektedir. Tahmin edici teknikler sonuçları önceden bilinen verilerin baz alınmasıyla yani elde edilen örüntülerden, veri kümeleri için bilinmeyen sonuç değerlerinin tahminlenmesi yapılmaktadır. Tanımlayıcı tekniklerde ise, karar verme sırasında yararlanılacak olan örüntülerin tanımlanması yapılmaktadır (Vijayarani ve Dhayanand, 2015). Tahminleyici tekniklere; sınıflandırma, regresyon, zaman serisi analizi, örnek olarak verilebilirken; tanımlayıcı modellerde ise, kümeleme, özetleme, birliktelik kuralları sayılabilmektedir (Zhao ve Bhowmick, 2003). Veri madenciliği, makine öğrenimi, örüntü tanıma, istatistik, veri tabanı sistemleri, yapay zekâ ve yüksek performanslı hesaplama gibi birçok alanla yakından ilişkilidir (Cabena, 1998). Bu nedenle literatürde veri madenciliği kavramı çoğu zaman tüm “bilgi keşfi” (KDD) sürecini ifade etmek için kullanılmaktadır. Bilgi keşfi işlemi; veri temizleme, veri birleştirme, veri seçimi, dönüşüm, veri madenciliği, elde edilen bilgilerin değerlendirilmesi ve sonuçların sunulması aşamalarından oluşur (Han ve Kamber, 2012).

Veri madenciliği süreçlerinde yararlanılan tekniklerden bir olan birliktelik kuralları analizi ise ilk kez 1993 yılında Agrawal ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. Bu yöntem sayesinde bulunmaya çalışılan kurallar bütünü, bilinmeyen ilişkilerin tespitine ve daha etkin sonuçlar ortaya konmasına yaramaktadır (Liao ve Perng, 2007). Birliktelik kuralları, bir “x” hareketi (öncül olay) ortaya çıktığında “y” hareketinin (sonuç) de oluşma ihtimalini bularak iki hareket arasındaki ilişkiyi ortaya koymaya çalışmaktadır (Marukatat, 2007). A değerini kapsayan olayların, B değerini de kapsama durumu, yani birliktelik kuralı, $A \Rightarrow B$ şeklinde ifade edilmektedir (Agrawal, Imielinski vd, 1993). Birliktelik kuralları analizi, veri madenciliğinde öğeler arasındaki birlikte görülme ilişkilerini ortaya çıkarmak için kullanılan temel yöntemlerden biridir. Bu yaklaşım, özellikle perakende sektöründe müşterilerin alışveriş alışkanlıklarını belirlemede önemli bir rol oynar. Agrawal, Imielinski ve Swami’nin 1993’teki çalışmasıyla literatüre kazandırılan birliktelik kuralları, işlem kayıtlarından anlamlı öge birlikteliklerinin türetilmesini amaçlar (Abazeed, Mamat vd., 2009). Analizde üç temel ölçüt kullanılır: destek, öge kümelerinin veri tabanında ortaya çıkma sıklığını; güven, bir öge kümesinin diğerini ne ölçüde doğru biçimde tahmin ettiğini; ilgi (lift) ise öğeler arasındaki bağımlılığın derecesini gösterir. Destek ve güven değerleri 0–1 aralığında olup, uygulamalarda güvenin genellikle 0,5’in üzerinde olması tercih edilir (Liao, Ho vd., 2008). Birliktelik kuralları özellikle Pazar Sepet Analizi, çapraz satış stratejileri, promosyon planlaması ve ürün yerleşimi gibi alanlarda yaygın şekilde kullanılmaktadır (Silahtaroglu, 2008). Büyük veri üzerinde bu kuralların çıkarılmasında birçok algoritma kullanılmakla birlikte, ardışık algoritmalar arasında Apriori ve FP-Growth en çok araştırılan yöntemlerdir.

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) Algoritması ise; birliktelik kuralları analizinde kullanılan önemli yöntemlerden biridir ve literatürde yüksek performansıya öne çıkmaktadır (Han ve Kamber, 2012, 150; Györödi, Györödi vd., 2004). Apriori Algoritmasında görülen çeşitli eksiklikler, FP-Growth yaklaşımıyla giderilmiş olup, bu algoritma Apriori’nin gelişmiş bir formu olarak değerlendirilmektedir (İslamiyah, Dengen vd., 2019). Ayrıca veri kümesi oluşturma sürecinde kullanılan alternatif bir yöntem niteliği de taşımaktadır (Vijayarani ve Sharmila, 2016). FP-Growth’un en önemli avantajlarından biri, büyük veri setlerini hızlı biçimde işleyebilmesi ve sistem kaynaklarını verimli kullanmasıdır (Kiraz ve Deliismail, 2018). Bu yöntem, tüm veri tabanını FP-Tree (Frequent Pattern Tree) adı verilen sıkıştırılmış bir ağaç yapısında depolamakta ve veri tabanını yalnızca iki kez taramaktadır (Han, Pei, vd., 2004). İlk taramada nesnelerin destek değerleri hesaplanırken, ikinci taramada FP-Tree yapısı oluşturulmaktadır (Sivri, 2015). Algoritmada her nesnenin destek değeri hesaplandıktan sonra, kullanıcı tarafından belirlenen minimum destek eşiğinin altında kalan öğeler elenir. Eşik değerini aşan öğeler ise destek miktarlarına göre büyükten küçüğe sıralanarak bir liste oluşturulur. Böylece nadir görülen nesnelerin ağaca dahil edilmesinin önüne geçilir. Veri tabanındaki her kayıt, nesnelerin destek değerlerine göre sıralanarak ağaca sıkıştırılmış bir şekilde eklenir; daha yüksek destek değerine sahip nesneler köke daha yakın konumlanır. Bu sıkıştırma sayesinde

çok tekrar eden nesneler ortak başlangıç noktalarında birleştirilir ve işlem maliyeti düşer. Bir kayıt işlenirken, ilgili nesne ağaçta mevcut değilse yeni bir düğüm oluşturularak destek değeri 1 olarak atanır; eğer düğüm zaten varsa destek değeri 1 artırılır. Ağaç oluşturulduktan sonra, nesnelerin hangi dallarda yer aldığı belirlenir. Dal tek ise bu yapı nesnelerin bir kombinasyonu anlamına gelir; birden fazla dal bulunduğunda ise destek değeri, o dal içerisindeki en düşük destek değeri üzerinden belirlenir. Bu dallar, ilgili nesne için koşullu örüntü temelini oluşturur ve bu temelden koşullu örüntü ağacı elde edilir. Daha sonra algoritma, bu koşullu örüntü ağacı üzerinde öz yinelemeli biçimde çalıştırılır (Han, Pei, vd., 2004). FP-Growth bu öz yinelemeli yapı sayesinde “böl ve yönet” stratejisini uygular; geniş nesne kümelerini işlem maliyeti daha düşük, daha küçük kümelere dönüştürür. Son aşamada elde edilen ağaç yapısının, başlangıçta verilen veri kümesinden daha büyük bir yapıya dönüşmesi mümkün değildir (Pandey ve Pardasani, 2009). FP-Growth algoritmasının temel adımları şu şekilde özetlenebilir: Öncelikle minimum destek değeri belirlenir; ardından veri kümesindeki öğelerin sıklık (destek) değerleri hesaplanır. Daha sonra ürünler, önem derecelerine göre sıralanır ve eşik değerini karşılayanlar arasından güven düzeyi / eşik değeri dikkate alınarak yeniden bir öncelik sıralaması yapılır. Son olarak, bu sıralamaya göre FP-Tree yapısı oluşturulur (Kiraz ve Deliismail, 2018).

4. UYGULAMA

Bu çalışmada bir portföy oluşturmak amacıyla birlikte hareket eden farklı ülkelere ait endeksler veri madenciliği sürecinden yararlanılarak elde edilmiştir. Analiz sırasında BRICS-T ülkelerine ait benzer kategorideki endekslerden yararlanılmıştır. BRICS-T ülkelerine ait borsa endekslerinin birliktelik analiziyle incelenmesinin temel gerekçesi, bu ülkeler arasındaki finansal entegrasyon düzeyini, eş-yönlü piyasa hareketlerini ve olası bulaşma etkilerini ortaya koyarak küresel piyasa dinamiklerinin yapısal özelliklerini belirlemektir. Bu yöntem sayesinde, yalnızca doğrusal ilişkileri ölçen geleneksel korelasyon analizlerinden farklı olarak, birden fazla endeksin aynı anda gösterdiği pozitif ya da negatif hareketlerin diğer endekslerdeki olası sonuçlarını çok boyutlu şekilde değerlendirilmek istenmiştir. Böylece BRICS-T ülkelerinin piyasa davranışları arasındaki senkronizasyon, risk aktarım mekanizmaları ve çeşitlendirme potansiyelleri daha net biçimde analiz edilebilmiştir. Ayrıca elde edilen sonuçlar portföy yönetimi, finansal istikrar değerlendirmeleri ve erken uyarı modelleri için önemli bir referans oluşturarak karar vericilere daha sağlam bir analitik çerçeve sağlayacağı düşünülmektedir.

4.1. Veri Seti

Çalışma için BRICS-T ülkelerine ait endekslerin verileri LSEG Workspace Data Stream (eski adlarıyla Refinitiv Datastream, Eikon) veri tabanından temin edilmiştir. Çalışma için verisine eksiksiz bir şekilde ulaşılmış olan 08.01.2013 ile 31.07.2023 yılları baz alınmıştır. Çalışmanın veri seti günlük olarak ele alınmıştır. Çalışmanın veri seti oluşturulurken, BRICS-T ülkelerine ait endekslerin yalnızca aynı günlerde eş zamanlı olarak işlem gördüğü dönemler dikkate alınmıştır. Bu kapsamda, herhangi bir endeksin belirli bir günde kapalı olması durumunda, diğer endeksler açık olsa dahi ilgili gün analiz kapsamına alınmamış ve veri setine dahil edilmemiştir. Böylece tüm endekslerin ortak işlem günlerinden oluşan, karşılaştırılabilir ve tutarlı bir gözlem yapısı oluşturularak analizin istatistiksel geçerliliği ve karşılaştırma gücü artırılmıştır. Çalışmada BRICS-T ülkelerine ait günlük endeks kapanış değerleri, birliktelik kuralları analizinin gerektirdiği şekilde ikili (binary) forma dönüştürülmüştür. Bu kapsamda, her bir endeksin t günündeki değeri, bir önceki işlem gününe göre artış göstermesi durumunda 1, azalış göstermesi durumunda ise 0 olarak kodlanmıştır. Bu dönüşüm, finansal zaman serilerinin yön bilgisini esas alan ve birliktelik kuralları gibi veri madenciliği yöntemlerinde yaygın olarak kullanılan yön temelli ikili dönüşüm yaklaşımına dayanmaktadır. Böylece endeksler arasındaki eş zamanlı yön hareketleri analiz edilebilir hale getirilmiştir. Çalışmanın amacı getiri büyüklüklerinden ziyade, endekslerin eş zamanlı yön hareketlerini ortaya koymak olduğundan, büyüklük bilgisi içeren getiri serileri yerine yön temelli dönüşüm tercih edilmiştir. Araştırmaya dahil edilen ülkeler ve ülkelere ait endekslere Tablo 1’de yer verilmiştir.

Tablo 1. Çalışmada Yer Verilen Endeksler

ÜLKELER	ENDEKSLER
Brezilya	BOVESPA
Rusya	MOEX
Hindistan	BSE SENSEX
Çin	SHANGHAI
Güney Afrika	JALSH
Türkiye	BIST100

5. BULGULAR

Yapılan analiz neticesinde en uygun sonuçlara FP-Growth algoritması sayesinde ulaşılmıştır. Bu algoritmanın kullanılması sonucunda %75 güven aralığında 22 adet kural ortaya konmuştur. Elde edilen bu kurallara Tablo2’de yer verilmiştir.

Tablo 2. FP-Growth Algoritmasına Göre Elde Edilen Kurallar

Sıra	Birliktelik Kuralları	Conf.	Lift	Level	Conv.
1	BIST100=1, BSE=1, MOE=1, BOVESPA=1: 324 ==> JALSH=1: 273	0.84	1.6	0.05	2.95
2	BIST100=1, MOE=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 276 ==> JALSH=1: 230	0.83	1.59	0.04	2.78
3	BSE=1, MOE=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 298 ==> JALSH=1: 244	0.82	1.56	0.04	2.57
4	BIST100=1, BSE=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 286 ==> JALSH=1: 230	0.8	1.53	0.04	2.38
5	BIST100=1, BSE=1, MOE=1, SHANGHAI=1: 313 ==> JALSH=1: 250	0.8	1.52	0.04	2.32
6	BSE=1, MOE=1, BOVESPA=1: 460 ==> JALSH=1: 366	0.8	1.51	0.06	2.3
7	MOE=1, JALSH=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 312 ==> BSE=1: 244	0.78	1.44	0.03	2.06
8	BIST100=1, BSE=1, BOVESPA=1: 460 ==> JALSH=1: 359	0.78	1.48	0.05	2.14
9	BSE=1, JALSH=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 313 ==> MOE=1: 244	0.78	1.47	0.04	2.1
10	BIST100=1, BSE=1, MOE=1: 491 ==> JALSH=1: 382	0.78	1.48	0.06	2.12
11	MOE=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 402 ==> JALSH=1: 312	0.78	1.48	0.05	2.1
12	BIST100=1, MOE=1, JALSH=1, BOVESPA=1: 353 ==> BSE=1: 273	0.77	1.42	0.04	1.99
13	BIST100=1, MOE=1, SHANGHAI=1: 425 ==> JALSH=1: 327	0.77	1.46	0.05	2.04
14	BIST100=1, MOE=1, BOVESPA=1: 459 ==> JALSH=1: 353	0.77	1.46	0.05	2.03
15	BSE=1, MOE=1, SHANGHAI=1: 451 ==> JALSH=1: 345	0.76	1.46	0.05	2.00
16	BIST100=1, BSE=1, JALSH=1, SHANGHAI=1: 327 ==> MOE=1: 250	0.76	1.44	0.04	1.97
17	BIST100=1, MOE=1, JALSH=1, SHANGHAI=1: 327 ==> BSE=1: 250	0.76	1.41	0.03	1.91
18	BIST100=1, JALSH=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 301 ==> BSE=1: 230	0.76	1.40	0.03	1.91
19	BIST100=1, JALSH=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 301 ==> MOE=1: 230	0.76	1.44	0.03	1.97
20	BIST100=1, SHANGHAI=1, BOVESPA=1: 395 ==> JALSH=1: 301	0.76	1.45	0.04	1.97
21	BIST100=1, BSE=1, JALSH=1, BOVESPA=1: 359 ==> MOE=1: 273	0.76	1.43	0.04	1.94
22	MOE=1, JALSH=1, BOVESPA=1: 486 ==> BSE=1: 366	0.75	1.38	0.05	1.83

Kural 1’e bakıldığında BIST100 endeksi, BSE endeksi, MOE endeksi ve BOVESPA endeksi 324 kez birlikte aynı yönlü hareket göstermiştir. JALSH endeksi de bu dört endeksin birlikte hareket ettiği kümede 273 kez yer almıştır. Bir başka ifadeyle JALSH endeksi 273 kez bu dört endeksin birliktelik hareketlerinde yer almıştır. Kural 1’e ait güven ölçütü 273/324 işlemi neticesinde %84 olarak hesaplanmıştır.

FP-Growth algoritması sonuçları, JALSH endeksinin birliktelik kurallarında sıklıkla sonuç değişkeni olarak yer aldığını göstermektedir. Bu durum, JALSH endeksinin diğer BRICS-T ülkelerine ait endekslerin eş zamanlı yön hareketlerine yüksek düzeyde duyarlılık gösterdiğine işaret etmektedir. Söz konusu bulgu, birliktelik kuralları analizinin nedensellik değil eş zamanlılık temelli bir yöntem olması nedeniyle, JALSH endeksinin öncü bir piyasa olduğu şeklinde değil; aksine küresel ve bölgesel piyasa hareketlerine senkronize tepki veren bir piyasa yapısına sahip olduğu şeklinde yorumlanmalıdır. Hindistan finansal piyasalarının küresel sermaye akımlarına açıklığı ve gelişmekte olan piyasalar içerisindeki yüksek entegrasyon düzeyi, JALSH endeksinin merkezî bir görünüm sergilemesinin olası ekonomik nedenleri arasında değerlendirilebilir.

BRICS-T endeksleri üzerinde gerçekleştirilen birliktelik analizi sonucunda elde edilen ilk beş kural, endeksler arasında güçlü ve istatistiksel olarak anlamlı bir eş-yönlü hareket yapısına işaret etmektedir. Kural 1–5 aralığında antecedent (kralın öncülleri) kümeleri 276 ile 324 gün arasında değişen sıklıklarla aynı yönde hareket etmiş; JALSH endeksi ise bu kümelerin 230 ile 273’ünde yer alarak yüksek düzeyde eşlik etmiştir. Bu kapsamda hesaplanan güven değerleri %80–%84 aralığında gerçekleşmiş (Kural 1: 0.84; Kural 2: 0.83; Kural 3: 0.82; Kural 4: 0.80; Kural 5: 0.80) ve JALSH endeksinin BIST100, BSE, MOE, SHANGHAI ve BOVESPA endeksleriyle tutarlı bir eş-hareket eğilimi sergilediğini göstermiştir. Ayrıca lift değerlerinin 1.52 ile 1.60 aralığında (Kural 1:



1.60; Kural 2: 1.59; Kural 3: 1.56; Kural 4: 1.53; Kural 5: 1.52) yoğunlaşması, bu ilişkilerin rastlantısal olmadığını; aksine endekslerin bağımsızlık varsayımından önemli ölçüde sapacak biçimde ortak bir dinamikte hareket ettiğini göstermektedir. Conviction değerlerinin 2.32 ile 2.95 aralığında seyretmesi (en yüksek değer Kural 1’de 2.95) ise antecedent kümeleri gerçekleştiğinde JALSH endeksinin karşıt yönde hareket etme olasılığının düşük olduğunu teknik olarak doğrulamaktadır. Bu bulgular bir bütün olarak değerlendirildiğinde, BRICS-T endekslerinde çoklu kombinasyonlar düzeyinde güçlü bir senkronizasyon bulunduğu ve JALSH endeksinin bu yapısal bütünleşmede merkezî bir rol üstlendiği sonucuna ulaşılmaktadır.

Kural 6–10 aralığında elde edilen birliktelik kuralları, BRICS-T endeksleri arasında geniş tabanlı ve tekrarlayan bir eş-yönlü hareket yapısının varlığını göstermektedir. Bu kurallarda antecedent kümesinin 312 ile 491 gün arasında değişen frekanslarda birlikte hareket ettiği; ilgili consequent endekslerin ise bu kümelerde 244 ile 382 gün arasında yer aldığı görülmektedir. Güven değerleri %75 ile %80 aralığında seyretmektedir (Kural 6: 0.80; Kural 7: 0.78; Kural 8: 0.78; Kural 9: 0.78; Kural 10: 0.78) ve bu durum endekslerin karşılıklı hareketinde yüksek bir tekrarlanabilirlik olduğunu göstermektedir. Lift değerleri 1.38 ile 1.51 arasında değişmekte olup (Kural 6: 1.51; Kural 7: 1.44; Kural 8: 1.48; Kural 9: 1.47; Kural 10: 1.48), antecedent ve consequent arasındaki ilişkinin bağımsızlık varsayımından anlamlı biçimde ayrıldığını göstermektedir. Conviction değerlerinin 2.06 ile 2.30 aralığında gerçekleşmesi (en yüksek değer Kural 6’da 2.30) kuralın yanlışlanma riskinin düşük olduğunu ve endekslerin ortak yönlü hareket etme eğilimlerinin tutarlı bir yapıya sahip olduğunu teknik olarak doğrulamaktadır. Bu bulgular, Kural 6–10 setinde yer alan endeksler arasında güçlü bir finansal senkronizasyon olduğunu ve bu senkronizasyonun JALSH ve BSE gibi belirli endeksler etrafında daha yoğunlaştığını göstermektedir.

Kural 11–15 aralığında antecedent kümelerinin 402 ile 459 gün arasında birlikte hareket ettiği; JALSH veya BSE gibi consequent endekslerin ise bu kümelerde 312 ile 353 gün arasında yer aldığı tespit edilmiştir. Bu kuralların güven değerleri %76–%78 aralığında seyretmektedir (Kural 11: 0.78; Kural 12: 0.77; Kural 13: 0.77; Kural 14: 0.77; Kural 15: 0.76) ve bu değerler BRICS-T endekslerinin makroekonomik koşullara benzer tepkiler verdiğini göstermektedir. Lift değerleri 1.42 ile 1.48 aralığındadır (Kural 11: 1.48; Kural 12: 1.42; Kural 13: 1.46; Kural 14: 1.46; Kural 15: 1.46) ve bu değerler antecedent-consequent bağıntılarının istatistiksel olarak bağımsız olmadığına işaret etmektedir. Conviction değerlerinin 1.99 ile 2.10 aralığında gerçekleştirilmiş olması, bu endekslerin birlikte hareket etme olasılıklarının rastlantısal olmadığını ve karşıt yönde hareket riskinin oldukça düşük düzeyde kaldığını göstermektedir. Bu metrikler birlikte değerlendirildiğinde, Kural 11–15 aralığında BRICS-T endeksleri arasında süreklilik arz eden yapısal bir hareket paralelliği bulunduğu ve özellikle JALSH endeksinin bu dönemdeki çoklu endeks kümelerinde öne çıkarak finansal bütünleşmenin önemli bir bileşeni hâline geldiği anlaşılmaktadır.

Kural 16–22 aralığı değerlendirildiğinde antecedent kümelerinin 301 ile 486 gün arasında değişen sıklıklarda birlikte hareket ettiği; consequent endekslerin ise bu kümelerde 230 ile 366 gün arasında yer aldığı görülmektedir. Güven değerleri bu kural grubunda %75–%76 bandında yoğunlaşmıştır (Kural 16: 0.76; Kural 17: 0.76; Kural 18: 0.76; Kural 19: 0.76; Kural 20: 0.76; Kural 21: 0.76; Kural 22: 0.75). Lift değerlerinin 1.38 ile 1.45 arasında seyretmesi (örneğin Kural 18: 1.40; Kural 20: 1.45; Kural 22: 1.38), endeksler arasındaki hareket ilişkilerinin bağımsızlık varsayımından belirgin biçimde saptığını göstermektedir. Conviction değerlerinin 1.83 ile 1.97 aralığında gerçekleşmesi, antecedent kümeleri gerçekleştiğinde consequent endeksin karşıt yönde hareket etme olasılığının sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır. Bu teknik metrikler bir arada değerlendirildiğinde, Kural 16–22 kümesinin BRICS-T endekslerinin daha geniş kombinasyonlar altında bile güçlü bir senkronizasyon eğilimi sergilediğini; endeksler arasındaki ilişkinin tesadüfi değil, yapısal ve tekrarlanabilir bir finansal etkileşim modeli ürettiğini göstermektedir. Böylece, JALSH endeksinin önceki kural gruplarında olduğu gibi bu aralıkta da önemli bir rol oynadığı; aynı zamanda BSE, MOE ve SHANGHAI gibi endekslerin de çoklu kombinasyonlar içinde belirgin karşılıklı bağıntılar sergilediği teknik olarak doğrulanmaktadır.

6. SONUÇ

Finansal piyasalarda yatırımcıların karar alma süreçlerinde temel olarak hangi varlığa yatırım yapılacağı, yatırımın zamanlaması ve yatırım miktarının ne olması gerektiği soruları öne çıkmaktadır. Bu bağlamda birliktelik analizi, özellikle ilk iki sorunun yanıtlanmasında yatırımcılara önemli ölçüde yol gösterici olabilecek bir veri madenciliği yöntemidir. Bu çalışmada BRICS-T ülkelerine ait borsa endekslerinin ortak işlem günleri dikkate alınarak yapılan analiz sonucunda, endeksler arasındaki eş-yönlü hareket yapıları ortaya çıkarılmış ve yatırımcıların hangi endeksleri birlikte takip edebileceklerine ilişkin bulgular sunulmuştur.



Analiz, nedensellik ilişkisini incelemekten ziyade, alternatif yatırım araçlarının birlikte hareket örüntülerini belirlemeye yöneliktir. Elde edilen sonuçlar, JALSH endeksinin 22 kuralın büyük bölümünde consequent olarak yer almasıyla, BRICS-T endeksleri arasında merkezî bir konumda bulunduğunu; özellikle BIST100, BSE, MOE, SHANGHAI ve BOVESPA endeksleriyle yüksek güven düzeylerinde (0.75–0.84) birlikte hareket ettiğini göstermiştir. Bu durum, JALSH endeksinin bölgesel risk algısı, küresel likidite koşulları ve makroekonomik gelişmeler gibi ortak faktörlere duyarlılığının diğer endekslerle benzer yönde gerçekleştiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca bazı endeks çiftlerinin ve üçlü-dörtlü endeks gruplarının tutarlı biçimde birlikte hareket ettiği görülmüş; bu örüntüler bölgesel entegrasyonun yalnızca ikili ilişkilerle sınırlı olmadığını, çok boyutlu bir senkronizasyon yapısının var olduğunu teknik olarak teyit etmiştir. Bu sonuçlar, portföy çeşitlendirmesi açısından önem taşımaktadır; zira yüksek düzeyde birlikte hareket eden endekslerin aynı portföy içinde çeşitlendirme faktörü olarak kullanılması beklenen riski azaltmayacak, aksine ortak oynaklık yapısı sebebiyle risk yoğunlaşmasına neden olabilecektir. Ancak endeksler arasında geçişkenlik gösteren yükseliş ve düşüş dönemlerinin tespit edilmesi, yatırımcılar açısından fırsat pencerelerinin belirlenmesine katkı sağlayabilir. Özellikle çoklu endeks kümelerinde yükseliş başlamışken henüz harekete katılmamış endekslerin belirlenmesi, potansiyel getirilere erişmek için kullanılabilir. Aynı şekilde düşüş sinyallerinin ilk görüldüğü endekslerden hareketle portföy riski azaltılabilir. Çalışma ayrıca, birliktelik analizi sonuçlarının hem bireysel hem kurumsal yatırımcılar için karar destek mekanizması olabileceğini; gelecekte sermaye piyasalarına yönelik finansal teknoloji uygulamalarında endeks hareketlerini tahmin etmeye yönelik modeller için de veri kaynağı niteliği taşıyabileceğini göstermektedir. Kurumsal ve bireysel yatırımcılar özellikle hisse senedi yatırımlarında portföy çeşitlendirmesi yapmak, minimum risk maksimum getiri sağlamak amacıyla yatırım yapacakları hisse senetlerinin borsa endekslerini takip etmekte ve özellikle yakın özelliklere sahip gelişmekte olan ülkelerin borsa endeks verileri önemli bir finansal gösterge olmakta ve yatırım kararlarını etkilemesi beklenmektedir. Yatırımcıların borsalardaki birlikteliği doğru tahmin etmesi ve bu tahmine göre etkin karar alması yatırımlarını bu değişime göre sürekli güncellemesi açısından önem arz etmektedir. Ayrıca bu bulgular politika yapıcılar açısından stratejik kararlar alırken gelişmekte olan ülke piyasaları arasındaki ilişki hakkında önemli bilgiler sunmakta ve endeks birlikteliği hareketinin güçlü etkileşimler ve hızlı bilgi akışı sağlaması açısından ele alınacak stratejilerde bu dinamiklerin dikkate alınması vurgulanmaktadır. Bundan sonraki yapılacak çalışmalarda ülke gruplarını temsil eden G-5, G-7 gibi ülke borsa endekslerinin birlikte hareketinin analiz edilerek gelişmekte olan borsa endekslerinin birlikteliğinin kıyaslanması önerilmektedir.

KAYNAKÇA

- Abazeed, A., Mamat, A., Sulaiman, M. N., & Ibrahim, H. (2009). Scalable approach for mining association rules from structured XML data.
- Agrawal, R., Imielinski, T. ve Swami, A. (1993). Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases. in: Proceedings of the 1993. Association for Computing Machinery (ACM) SIGMOD, 207-216.
- Agrawal, R., & Srikant, R. (1994). Fast algorithms for mining association rules. In Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB) (p. 13). Chile.
- Akkuş, H.T., ve Gülcan, N. (2019). Türkiye’de Farklı Kesimler İçin Oluşturulan Güven Endeksleri Arasındaki Uyum ve Etkileşimin İncelenmesi. Muhasebe ve Finans İncelemeleri Dergisi, 2 (1), 11-19.
- Alamgir, M., ve Cheng, M-C. (2023). Co-Movement and Performance Comparison of Conventional and Islamic Stock Indices during the Pre- and Post-COVID-19 Pandemic Era. Risks. 11(146), 1-37.
- Al-Najjar, D. (2022). The Co-Movement between International and Emerging Stock Markets Using ANN and Stepwise Models: Evidence from Selected Indices. Hindawi Complexity. 7103553, 1-14.
- Altınbaş, H. (2022). COVID-19’un Küresel Hisse Senedi Piyasalarının Hareketleri Üzerindeki Etkisi ve Türkiye Piyasası Üzerine Bir İnceleme. Yıldız Social Science Review, 8(1), 41-51.



- Amewu, G., Junior, P.O., ve Amenyitor, E.A. (2022). Co-Movement Between Equity Index and Exchange Rate: Fresh Evidence From COVID-19 Era. *Scientific African*. 16. 1-17.
- Cabena, P. (1998). *Discovering data mining: From concept to implementation*. Prentice Hall.
- Chang, L.Y. ve Wang, H.Y. (2006). Analysis of Traffic Injury Severity: An Application of Non-Parametric Classification Tree Techniques. *Accident Analysis and Prevention*, 38, 1019–1027.
- Coşkun, A. E. (2022). BRICS-T Ekonomilerinin Makroekonomik Performanslarının Değerlendirilmesi: Entropi Tabanlı WASPAS yaklaşımı. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 21(45), 1320-1340.
- Eren, B.S. (2024). Emtia Piyasalarının Birlikte Hareketlerinin Veri Madenciliği İle İncelenmesi. *Ekonomi, Politika & Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 183-212.
- Demirel, A.C., ve Hazar, A. (2021). Borsa Endekslerinin Birbirleriyle Etkileşimi ve Endeks Yönünün Tahmini: BİST100 Üzerine Bir Uygulama. *Journal of Economics and Financial Researches*, 3(1), 1-8.
- Dursun, A., & Özcan, M. (2019). Enerji Fiyat Değişimleri ile Borsa Endeksleri Arasındaki İlişki: OECD Ülkeleri Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*. 82, 177-198.
- Güneş, H. (2024). Borsa Endeksleri Arasında Uzun Dönemli İlişkinin Tespiti. *Uluslararası Bankacılık, Ekonomi ve Yönetim Araştırmalar Dergisi*, 6(2), 1-25.
- Györödi, C., Györödi, R., & Holban, S. (2004). A comparative study of association rules mining algorithms. In *SACI 2004: 1st Romanian–Hungarian Joint Symposium on Applied Computational Intelligence* (Unpublished).
- Han, J., & Kamber, M. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Elsevier.
- Han, J., Pei, J., Yin, Y., & Mao, R. (2004). Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(1), 53–87.
- Huang, W., Wang, H., Wei, Y., ve Chevallier, J. (2024). Complex Network Analysis of Global Stock Market Co-Movement During The COVID-19 Pandemic Based On Intraday Open-High-Low-Close Data. *Financial Innovation*, 10(7), 1-50.
- İslamiyah, I., Ginting, P. L., Dengen, N., & Taruk, M. (2019). Comparison of Priori and FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules. In *2019 International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)* (pp. 320–323). IEEE.
- İltaş, Y., Güzel, F. (2019) Borsa İstanbul ile Türkiye'nin Yüksek Dış Ticaret Hacmine Sahip Ülke Borsalarının Entegrasyonu: Rejim Kaymalı Eşbütünleşme Analizinden Bulgular, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 11 (4), 3051-306.
- Kartal, B., Sert, M.F., & Kutlu, M. (2022). Determination of The World Stock Indices' Co-Movements by Association Rule Mining. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 27(54), 231-246.
- Kocabıyık, T., Dağ, O., ve Karaatlı, M. (2021). Borsa İstanbul Endekslerinin Birlikte Hareketi: FP Growth Algoritması İle Bir Uygulama. *Uluslararası İşletme, Ekonomi ve Yönetim Perspektifleri Dergisi (IJBEMP)*, 5(2), 659-672.
- Kocabıyık, T., & Teker, T. (2018). Borsa İstanbul Endekslerinin Birbiriyle Bağının Keşfi. *Journal of Life Economics*. 5(4), 192-202.

- Kiraz, A., & Deliismail, İ. (2018). İnternette yapılan alışverişlerin veri madenciliği teknikleri ile analizi ve depo süreçlerinin iyileştirilmesi. Bayburt Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 1(1), 28–41.
- Liao, C. W. ve Perng, Y. H. (2007). Data Mining for Occupational Injuries in the Taiwan Construction Industry. Safety Science, 46, 1091-1102.
- Liao, S.-H., Ho, H.-H., & Lin, H.-W. (2008). Mining stock category association and cluster on Taiwan stock market. Expert Systems with Applications, 35(1–2), 19–29.
- LSEG Workspace Data Stream (eski adlarıyla Refinitiv Datastream, Eikon). <https://www.lseg.com/en/data-analytics/products/datastream-macroeconomic-analysis> erişim tarihi 1 Kasım 2024.
- Marukatat, R. (2007). Structure-based Rule Selection Framework for Association Rule Mining of Traffic Accident Data. Computational Intelligence and Security Lecture Notes in Computer Science, LNAI, 4456, 231-239.
- Masih, M., & Majid, H.A. (2013). Comovement of Selected International Stock Market Indices: A Continuous Wavelet Transformation and Cross Wavelet Transformation Analysis. Munich Personal RePEc Archive, 1-18.
- Moodley, F. (2025). The Co-Movement of JSE Size-Based Indices: Evidence from a Time–Frequency Domain. Journal of Risk and Financial Management. 18(11), 1-21.
- Morazán, P., Knoke, I., Knoblauch, D., & Schäfer, T. (2012). The role of BRICS in the developing world. EPRS: European Parliamentary Research Service, Brussels. <https://policycommons.net/artifacts/1334337/the-role-of-brics-in-the-developing-world/1939760/>
- Önem, H.B. (2021). VIX (Korku Endeksi) ile BİST Endeksleri Arasındaki Volatilite Etkileşiminin DCC GARCH Modeliyle Analizi. İşletme Araştırmaları Dergisi, 13 (3), 2084-2095.
- Pandey, A., & Pardasani, K. R. (2009). Rough set model for discovering hybrid association rules. International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS), 9(6), 160.
- Silahtaroglu, G. (2008). Kavram ve algoritmalarıyla veri madenciliği (1. baskı). Papatya Yayıncılık.
- Stevanius, S., & Sukamulja, S. (2020). Co-integration and Co-movement Between Asian Stock Price Index and Jakarta Composite Index. The Indonesian Capital Market Review. 12(1), 1-14.
- Şahin, S., ve Alaybeyoğlu, T. (2018). Gıda ve Enerji Fiyatları ile BİST Pay Endeksleri Arasındaki Nedensellik İlişkisi. İşletme Araştırmaları Dergisi. 10(1), 914-926.
- Şencan, İ. (2022). Mıntı Ülkeleri Borsa Endekslerinin Entegrasyon Karşılaştırması. Beykoz Akademi Dergisi, 10(2), 155-167.
- Sivri, E. Ş. (2015). Veri madenciliği: E-ticaret için ürün tavsiye sisteminin geliştirilmesi (Yüksek lisans tezi). İstanbul Ticaret Üniversitesi.
- Topoğlu, E. (2020). A Study on Co-Movement Between Stock Market Indexes with Empirical Analysis. Karadeniz Ekonomi Araştırmaları Dergisi. 1(2), 97-112.
- Trabelsi, N., Gözgör, G., Tiwari, A.K., ve Hammoudeh, S. (2021). Effects of Price of Gold on Bombay Stock Exchange Sectoral Indices: New Evidence for Portfolio Risk Management. Research in International Business and Finance. 55, 1-24.



- Verma, R. (2024). Comovement of Stock Markets Pre- and Post-COVID-19 Pandemic: A Study Of Asian Markets. IIM Ranchi Journal of Management Studies. 3(1), 25-38.
- Vijayarani S, Dhayanand, S. (2015). Data Mining Classification Algorithms for Kidney Disease Prediction, International Journal on Cybernetics & Informatics, 4(4), 13-25.
- Vijayarani, S., & Sharmila, S. (2016). Comparative analysis of association rule mining algorithms. In 2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT). IEEE.
- Xiao, H., Lin, D., ve Zhang, Z. (2025). Impact of COVID-19 Transmission Rate on Co-Movement Of China's Stock Markets. Frontiers in Applied Mathematics and Statistics.11, 1-17.
- Yaşar, F., & Bolat, İ. (2023). Brics Ülkeleri ile Türkiye'nin Ekonomik Performansının Dış Ticaret Verileri Kapsamında Topsıs Yöntemi İle İncelenmesi. Erzincan Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi. 16(2), 181-194.
- Yüzbaşıoğlu, N. (2025). Gelişmekte Olan Ülke Borsaları Arasındaki Etkileşim: Türkiye, Rusya, Çin ve Hindistan Borsaları Üzerine Ampirik Bir Uygulama, İşletme Araştırmaları Dergisi, 17 (1), 795-817.
- Zhang, C. ve Zhang, S. (2002). Association Rule Mining: Models and Algorithms. Springer, New York.
- Zhao, Q. ve Bhowmick, S. S. (2003). Technical Report, CAIS, Nanyang Technological University, Singapore.