





RESEARCH ARTICLE / Araştırma Makalesi  
<https://doi.org/10.37093/ijisi.1339748>

## Borsa İstanbul Endekslerinin Dolar, Euro, Altın ve Brent Petrol Değişkenleriyle Birliktelik Analizi

Zehra Berna Aydın\* 

Edanur Gündoğdu\*\* 

### Öz

Günümüz rekabet şartlarında verilerden doğru tahminler yapmak yatırımcılar için önemli hale gelmiştir. Bilgi ve teknolojiye gelişmelerle verinin çeşitlilik göstermesi modern istatistik tekniklere ihtiyaç duyulmasına neden olmuştur. Bu tekniklerle veri içerisinde bilinmeyen gizli ilişkileri belirleme ve tahmin her geçen gün arttırmaktadır. Veri madenciliği pek çok alanda uygulandığı gibi finans alanında da kullanılmaktadır. Bu çalışmada kullanılan veri seti 02.01.2018-27.06.2023 dönemleri arasında yayınlanan 1423 işlem gününden oluşmaktadır. Veri madenciliği tanımlayıcı modellerinden birliktelik kuralı analizi Fp Growth Algoritması ile günlük bültenlerde yayınlanan BİST30 Endeksi, BİST100 Endeksi, Dolar Kuru, Euro Kuru, Altın ve Brent Petrol değişkenleri arasındaki birliktelikte değişimi tespit edilmeye çalışılmıştır. Birliktelik analizi sonucunda 20 birliktelik kuralı üretilmiş olup en iyi 10 birliktelik kuralı elde edilmiştir. 0,99 güven ölçütünde PETROL, ALTIN, BİST30, BİST100 değişkenleri, 0,98 güven ölçütünde PETROL, EURO, BİST30, BİST100 değişkenleri, 0,97 güven ölçütünde ise USD, EUR, BİST30, BİST100 ve USD, ALTIN, BİST30, BİST100 ayrıca EUR, BİST30, BİST100 ve USD, BİST30, BİST100 arasında belirgin birliktelik görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Borsa, Menkul Kıymet Borsaları, Veri Madenciliği, Birliktelik Analizi, Fp-Growth Algoritması

**JEL Kodları:** G11, G15, C80, C82

**Cite this article:** Aydın, Z. B., & Gündoğdu, E. (2024). Borsa İstanbul endekslerinin dolar, euro, altın ve Brent petrol değişkenleriyle birliktelik analizi. *International Journal of Social Inquiry*, 17(1), 105–118. <https://doi.org/10.37093/ijisi.1339748>

\* Prof. Dr., Bursa Uludağ Üniversitesi, Ekonometri Bölümü, İstatistik Anabilim Dalı, Bursa, Türkiye (Sorumlu Yazar).

E-posta: [berna@uludag.edu.tr](mailto:berna@uludag.edu.tr), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1313-7543>

\*\* Ekonometri Anabilim Dalı, İstatistik Bilim Dalı Yüksek Lisans Mezunu, Bursa, Türkiye.

E-posta: [edaa-gundogdu@hotmail.com](mailto:edaa-gundogdu@hotmail.com), ORCID: <http://orcid.org/0009-0005-5390-901X>

### Article Information

Bu makale Prof. Dr. Zehra Berna Aydın'ın danışmanlığında Edanur Gündoğdu tarafından tamamlanan "Veri Madenciliği Çerçevesinde Yapay Sinir Ağları ve Birliktelik Kuralı Analizi Üzerine Borsa İstanbul 30 Endeksinde Bir Uygulama" başlıklı yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

Received 09 August 2023; Revised 31 January 2024; Accepted 01 April 2024; Available online 30 April 2024

## Association Rule Analysis of Borsa Istanbul Indices With Dollar, Euro, Gold, and Brent Oil Variables

### Abstract

In today's competitive conditions, it has become important for investors to make accurate predictions from data. The diversity of data because of developments in information and technology has led to the need for modern statistical techniques. With these techniques, identifying and estimating unknown hidden relationships in the data is increasing day by day. Data mining is used in many fields, as well as in the field of finance. The data set used in this study consists of 1.423 trading days published between January 2, 2018 and June 27, 2023. The Fp Growth Algorithm was used to determine the co-change between the BIST30 Index, BIST100 Index, Dollar Rate, Euro Rate, Gold, and Brent Oil variables published in the daily bulletins, through association rule analysis, which is a descriptive model in data mining. After conducting the association analysis, a total of 20 association rules were generated, and the top 10 association rules were selected. The study observed a significant association at a confidence criterion of 0.99 among OIL, GOLD, BIST30, and BIST100 variables and 0.98 among OIL, EURO, BIST30, and BIST100 variables. We also observed that all of the following groups show statistically significant association at the 0.97 confidence level: USD, EUR, BIST30, BIST100; USD, GOLD, BIST30, BIST100; EUR, BIST30, BIST100; and USD, BIST30, BIST100.

**Keywords:** Exchange, Stock Exchanges, Data mining, Association Analysis, Fp-Growth Algorithm

**JEL Codes:** G11, G15, C80, C82

## 1. Giriş

Günümüzde teknolojinin gelişimi ile birlikte, sürekli olarak artış gösteren büyük veri boyutlarını işleyebilir hale getirmek kolaylaşmış ve beraberinde fayda sağlayan sonuçlara ulaşılmıştır. Bu bağlamda veri madenciliği kavramı ortaya çıkmıştır. Veri madenciliği belirli bir amaç doğrultusunda veriyi işleyebilir hale getirerek çok büyük boyutlu veri yığınlarından bilgi edinme işlemidir. Veri madenciliği istatistik, makine öğrenimi, veritabanı sistemleri ve veri ambarı alanlarında yaygın olarak kullanılırken borsa, bankacılık, sigortacılık, pazarlama gibi finans sektörlerinin yanı sıra tıp, sağlık astronomi gibi alanlarda da kullanılmaktadır. Veri madenciliği teknikleri tanımlayıcı ve tahminleyici modeller olmak üzere iki grupta toplanmaktadır. Tanımlayıcı modeller kümeleme ve birliktelik kuralından oluşurken tahminleyici modeller sınıflama ve regresyondan oluşmaktadır.

Halka açık şirketlerin hisse senetlerinin alım satımının gerçekleştiği kurumsal piyasalara borsa adı verilmektedir. Menkul kıymet borsaları bireysel veya kurumsal yatırımcılara yatırım yapma şansı vermektedir. Menkul kıymetler borsa işlemleri Türkiye'de ilk olarak 1985 yılında İstanbul Menkul Kıymetler Borsası adıyla başlamıştır. 2013 yılından itibaren Borsa İstanbul (BİST) adıyla anonim şirket olarak devam etmektedir. Borsa İstanbul (BİST), çeşitli endeksler aracılığıyla bünyesinde işlem gören şirketlerin değişimini göstermektedir. Bu endekslerden BİST100 Endeksi en iyi 100 adet payı, BİST30 Endeksi ise en iyi 30 adet payı temsil etmektedir. Nitekim yatırımcılar için yatırıma en uygun sektör ve şirketi seçmek ve doğru yatırım yapmak oldukça önemlidir. Ancak doğru sektör ve şirketi seçmek tek başına yeterli olmayabilir bu yüzden borsa endeks verilerini etkileyen diğer olası faktörleri takip etmek yatırımcılara büyük fayda sağlayacaktır.

Çalışmanın amacı veri madenciliği tanımlayıcı modellerinden birliktelik kuralı analizi Fp Growth Algoritması ile günlük bültenlerde yayınlanan BİST30 Endeksi, BİST100 Endeksi, Dolar

Kuru, Euro Kuru, Altın ve Brent Petrol değişkenleri arasındaki birlikte değişimi belirleyerek yatırımcıların yararına bilgiler sunmaktır.

## 2. Literatür Taraması

Uluslararası ve ulusal literatür aşağıda verilmiştir: Ting vd. (2006) araştırmalarında altı aylık günlük stok zaman serilerini kullanarak, stok içi ve stoklar arası birliktelik kurallarını bulmayı amaçlamışlardır. Verilerin %70'i eğitim amaçlı %30'u ise test için ayrılmıştır. Eğitim verileri birliktelik kurallarını bulmak ve sonrasında stok fiyat hareketlerini sınıflandırmak için kullanılmıştır. Stok içi ve stoklar arası ilişkisel sınıflandırma sonuçlarına göre destek sayısının oluşturulması gerektiğine varılmıştır (Ting vd., 2006, ss. 29–36).

Na ve Sohn (2011) araştırmalarında Kore Bileşik Hisse Senedi Fiyat Endeksinde (KOSPI) meydana gelen değişimleri tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Bu amaçla çeşitli dünya borsa endekslerini de ele alarak birliktelik kuralı analizi gerçekleştirerek çıkarımlar da bulunmuşlardır. Birliktelik kuralı analizi için minimum destek seviyesi %5, minimum güven seviyesi ise %70 olarak seçilmiştir. Araştırma sonucunda KOSPI endeksi küresel borsa endekslerinden ABD ve Avrupa'daki endeksler ile aynı yönde hareket ederken, Doğu Asya ülkelerinde ise ters yönde hareket ettiği bulunmuştur.

Argiddi ve Apte (2012) araştırmalarında birliktelik kuralı analizini kullanarak, altı adet şirket payı verilerini First Intra Then Inter (FITI) algoritmasıyla Hindistan Borsasında gelecek tahminini yapmak adına kullanmışlardır.

Gemici (2012) tarafından hazırlanan tez çalışmasında İMKB'de işlem gören 10 hisse senedinin aralarındaki birlikteliklerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda 63 günlük işlem günü verileri için minimum güven seviyesi %80 ve minimum destek seviyesi de %35 olarak seçilmiştir. Analizde kullanılan birliktelik kuralı algoritmalarından apriori algoritması sonuçlarına göre belirlenen destek ve güven seviyelerine göre 9 birliktelik kuralı üretilmiştir.

Liao ve Chou (2013) çalışmalarında Tayvan ve Çin (Hong Kong) arasında 29 Haziran 2010'da imzalanan Ekonomik İşbirliği Çerçeve Anlaşması (ECFA) kapsamında Tayvan ve Çin borsalarının ortak hareketlerinin incelenmesini amaçlamışlardır. Çalışmada veri madenciliği tekniklerinden birliktelik kuralı analizi ve kümeleme analizi kullanılmıştır. Anlaşma kapsamında ele alınan 30 adet endeks arasında sektörel olarak birlikte değişimler tespit edilmiştir.

Arafah ve Mukhlash (2015) araştırmalarında Endonezya borsasında işlem gören hisse senetleri arasında birliktelik kurallarını ortaya koymayı amaçlamışlardır. Analizde 5 yıllık veri seti ile çalışılarak Bulanık Apriori algoritması kullanılmıştır. Analiz sonucunda Endonezya borsasında işlem gören hisse senetlerinin birlikte hareketi tespit edilmiştir.

Jalpa ve Rustom (2017) araştırmalarında Hindistan borsasındaki farklı hisse senetleri arasındaki ortak hareketleri tespit etmek ve yatırımcılara fayda sağlamayı amaçlamışlardır. Analizde birliktelik kuralı algoritmalarından Apriori ve Fp-Growth algoritmasını kullanmışlardır. Analiz sonucunda Fp-Growth algoritmasının daha iyi sonuçlara ulaştığı kanısına varılmıştır.

Islamiyah vd. (2019) araştırmalarında birliktelik kuralı algoritmalarından Apriori ve Fp-Growth algoritmasını kullanarak tüketici satın alma davranışını belirlemeyi amaçlamışlardır.

Analiz sonucunda Apriori ve Fp-Growth algoritmasını karşılaştırarak Fp-Growth algoritmasının daha hızlı sonuçlara ulaştığını ortaya koymuşlardır.

Ünsal (2020) araştırmasında 2019 yılına ait BİST endeksi kapanış verilerini kullanarak endekste yer alan şirketlerin birbirleri ile ilişkilerini ortaya çıkarmayı amaçlamıştır. Bu amaç doğrultusunda günlük olarak elde edilen verileri veri madenciliği yöntemlerinden biri olan k-means kümeleme tekniği ile kümelere ayırarak ardından oluşturulan kümelere apriori algoritması uygulayarak çeşitli birliktelik kuralları oluşturmuştur. Araştırma sonucunda 249 işlem günü için 4 adet küme oluşturulmuş, oluşturulan bu kümeler ile güvenilirlik oranı en yüksek 10 birliktelik kuralı üretilmiştir. Böylece günlük fiyat değişimlerini ele alarak birbiriyle etkileşimli bir başka ifade ile en çok hareket eden hisse senetlerine ulaşılmıştır.

Kocabıyık vd. (2021) araştırmalarında BİST' de işlem gören şirketlerin yer aldığı endekslerin birlikte hareketleri incelenmiştir. Araştırmada iki ayrı veri seti kullanılmıştır. İlk olarak 2014-2021 yılları arasında 30 farklı temel ve sektörel endekse ait verilerin birlikteliği tespit edilirken ikinci olarak 5 farklı sektör endekslerinin birbirleri ile hareketliliği tespit edilmiştir. Sonuç olarak ilk veri setinde yer alan temel ve sektörel endeksler arasında 703 birliktelik kuralları tespit edilmiş ve %99 güven düzeyi göz önüne alındığında ise 101 birliktelik kuralı bulunmuştur. İkinci olarak sektörel endekslerin yer aldığı veri setinde ise 45 birliktelik kuralı tespit edilmiştir.

Karaatlı vd. (2021) araştırmalarında piyasanın yönünü ve alternatif yatırım araçlarını tespit etmek amacıyla BİST-30da işlem gören şirketlerin makroekonomik değişkenler ile ilişkisini ortaya koymayı amaçlamışlardır. 2014-2019 yılları arasını kapsayan bu araştırmada birliktelik kuralı analizinden Fp-Growth algoritması kullanılmıştır. Birinci grup veri setinde BİST-30 da yer alan tüm paylara ve makroekonomik değişkenlere yer verilerek 81 birliktelik kuralı bulunmuştur. Bulunan bu kuralların 77'si BIST-30 endeksinde yer alan bankacılık sektörüne ait hisselerini içermektedir. Ardından bankacılık endeksi analiz dışı bırakılarak ikinci bir veri grubu ile analiz yapılmış olup 76 birliktelik kuralı bulunmuştur. Bulunan bu kuralların 71'i altın değişkenini içermektedir. Sonuç olarak bankacılık endeksi analiz dışında tutulduğunda aynı sektörde yer alan payların ortak hareketi söz konusu olduğu ve makroekonomik değişkenlerden altın değişkeninin BİST-30 endeksi ile büyük ölçüde birlikte değişim gösterdiği bulunmuştur.

İnce ve Alan (2022) yatırımcıların karar verme süreçlerinde etkili olabilecek bir araştırma ortaya koymuşlardır. Araştırmada Türkiye'de faaliyet gösteren 102 holding seçilerek yatırım alanları sektöre göre sınıflandırılmıştır. Ardından veri madenciliği tekniklerinden birliktelik kuralı analizinde yer alan apriori algoritması kullanılarak %50 güven seviyesinde 35 adet kural üretilmiştir. Üretilen kurallar doğrultusunda yatırımcı şirketlere yatırım alanları hakkında bilgiler sunulmuştur.

### 3. Veri Madenciliği

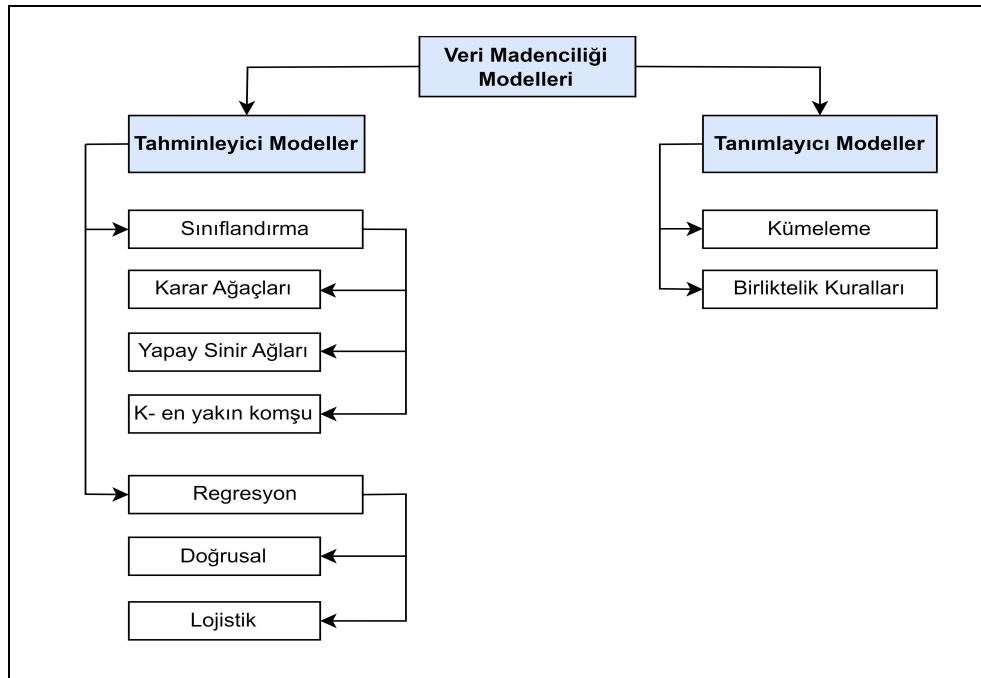
Veri madenciliği istatistik bilimine farklı bakış açıları getiren, sınırlarını yeniden çizen yapay zeka ve makine öğrenimi desteğiyle, değerli kullanılabilir bilgilerin büyük veriler içerisinde seçilmesi işlemidir (Koyuncugil, 2008, ss. 1-2). Veri madenciliği büyük veri yığınları içerisinde anlamlı bilgiler keşfetme sürecini oluştururken aynı zamanda büyük veri yığınlarından keşfedilen bilgiler ışığında var olan mevcut sistemlerin, aksaklıklarını eksiklerini tespit etmeyi ve gidermeyi

amaçlayarak daha iyi performans gösterecek sistemler oluşturmaktadır. Bu nedenle veri madenciliği birçok alanı benimseyerek geniş kullanım alanı yaratmıştır (Özbay, 2015, s. 264).

Veri madenciliği modelleri kullanılan algoritmalar ve tekniklere göre tahminleyici ve tanımlayıcı modeller olmak üzere iki gruba ayrılır (Silahtaroglu, 2016, s. 49). Tahminleyici modeller önceden bilinen veriler için tahmin edici bir model oluşturarak bu modelin sonuçlarının, bilinmeyen araştırma konumuzun tahmini için kullanılmasını sağlamaktadır (Aydın, 2007, s. 10). Tanımlayıcı modeller ilgili veri setiyle betimlemeler yaparak veri setindeki özellikleri tespit edip birbiriyle ilişkili örüntüler sunmaktadır (Bozkurt Uzan vd., 2021, s. 3470). Aşağıda veri madenciliği modelleri Şekil 1'de gösterilmiştir.

### Şekil 1

Veri Madenciliği Modelleri



Kaynak: Polat, 2022, s. 7.

Veri madenciliği kullanım alanları pazarlama, bankacılık, sigortacılık, risk yönetimi ve dolandırıcılık saptama, tıp, biyoloji, spor alanları, astronomi, borsa, arama motorları, web sitesi analizleri sıralanabilir (Aktürk & Korukoğlu, 2008, s. 114; Baykal, 2006, s. 97; Silahtaroglu, 2016, ss. 15–16).

### 3.1 Birliktelik Kuralı Analizi

Olayların birlikte gerçekleşme olasılıklarını ortaya koyan veri madenciliği modelleri birliktelik kuralları olarak adlandırılır (Özkan, 2020, s. 217). Birliktelik kuralları ilk olarak sık geçen öğeleri bularak bu öğeler arasındaki birliktelikleri ortaya koyar ve belirlenen destek ve güven seviyelerine göre kurallar üretir (Ünsal, 2020, s. 109). Birliktelik kuralı analizinde amaç ele alınan veri setindeki, birlikte artan veya birlikte azalan değerleri tespit ederek birbiriyle ilişkilendirmektir (Özkan & Boran, 2014, s. 65). Sınıflandırma analizi ile benzerlik gösteren birliktelik kuralları analizi sınıflandırma analizinde olduğu gibi yalnızca sınıfı belirlemek ile

kalmayıp, kurallar doğrultusunda verilerin özellikleri ile ilgili de çıkarımlar yapmaktadır. Üstelik birliktelik kurallarında küme olarak birlikte kullanılması söz konusu olmamaktadır. Birliktelik kuralları farklı kurallar üreterek veri kümesinin altında yatan farklı düzenlilikleri ifade etmekte ve çok küçük veri kümesinden dahi birçok birliktelik kuralı üretilebilmektedir (Witten vd., 2011, s. 72). Birliktelik kuralı analizinde kuralların türetilmesi ile sol ve sağ olmak üzere iki kısım oluşmaktadır. Sol taraf öncül veya başka bir deyişle koşulu ifade ederken sağ taraf ise bu koşula bağlı olduğunu gösteren bağlı koşulu ifade etmektedir. Sol taraf ve sağ taraf birbirine bağlı hareket ettiği için sol taraf doğruyu gösterirken sağ tarafta aynı şekilde doğruyu göstermektedir. Buna göre birliktelik kuralının genel formu Eşitlik 1'de yer almaktadır (Şentürk, 2006, s. 19):

$$\text{IF } \langle \text{ön koşul} \rangle \text{ THEN } \langle \text{bağlı koşul} \rangle \quad (1)$$

Burada ön koşul bir ya da birden fazla girdi verisinin değerini veya değer aralığını gösterirken bağlı koşul ise, bir ya da birden fazla çıktı verisinin değerini göstermektedir (Şentürk, 2006, s. 19). Birliktelik kuralları analizinde kurallar hakkında çıkarımlar yapabilmek için aşağıdaki değerlere ihtiyaç duyulmaktadır (Altunkaynak, 2017, s. 120):

Destek (Support): İlgilenilen seçeneğin ya da seçenekler kümesinin klasik olasılığını gösteren destek değeri, ilgili seçeneğin ya da seçenekler kümesinin bütün gözlemler içindeki oranını göstermekte ve Eşitlik 2 ve 3'de olduğu gibi hesaplanmaktadır:

$$P(x) = \frac{N(x)}{n} \quad (2)$$

$$P(X, Y) = \frac{N(X, Y)}{n} \quad (3)$$

Bu eşitliklerde;  $n$ = Gözlem sayısı,  $N(X)$  =  $X$  seçeneğinin görülme sayısı,  $N(X, Y)$  =  $X, Y$  seçenek kümesinin birlikte görülme sayısını gösterirken;  $X$  seçeneği için destek değeri ( $x$ ) =  $\frac{N(x)}{n}$ ;  $X$  ve  $Y$  seçenek kümesi için destek değeri ise  $P(X, Y) = \frac{N(X, Y)}{n}$  olmaktadır.

Birliktelik kuralını oluşturabilmek için  $D$  ile sembolize edilen minimum destek seviyesinin önceden belirlenmesi gerekmektedir ve minimum destek seviyesi  $0 \leq D \leq 1$  arasında değer almaktadır. Araştırmacılar tarafından uygulamalarda genellikle 0.30 alınan minimum destek değeri 0'a yaklaştığında daha fazla birliktelik kuralı üretmekte ve birlikteliklerin sayısı artmakta, 1'e yaklaştığında ise daha az birliktelik kuralı üretmekte ve birliktelik bulma azalmaktadır.

Güven (Confidence): İlgilenilen veri kümesinde  $X$  seçeneğini seçenlerin aynı zamanda  $Y$  seçeneğini de seçme olasılığını gösteren koşullu olasılık değeri olarak tanımlanmaktadır. Bu değer Eşitlik 4 ve 5'te olduğu gibi hesaplanmaktadır:

$$P(Y|X) = \frac{N(X, Y)}{N(X)} \quad (4)$$

$$P(Y|X) = \frac{P(X, Y)}{P(X)} \quad (5)$$

G ile sembolize edilen güven değeri  $0 \leq G \leq 1$  arasında değer almaktadır. Birliktelik kuralı analiz sonuçlarını yorumlamak için güven değeri kullanılan oldukça önemli bir değerdir. Güven değeri olarak araştırmacılar, uygulamalarda genellikle 0.50 veya 0.50'den daha büyük değerler seçmektedirler.

Kaldıraç (Lift): İstenilen bir X seçeneğinin B yerine A içinde aranmasının yani A'nın B'nin alt kümesi  $A(A \subset B)$  olması durumunda o özellik ile karşılaşma olasılığının kaç defa arttırılacağını göstermektedir. K ile sembolize edilen kaldıraç değeri ilgilenilen veri setinden elde edilen destek değerinin güven değerine bölünmesi ile bulunmaktadır ve Eşitlik 6'da olduğu gibi hesaplanmaktadır:

$$K(X) = \frac{P(X|Y)}{P(X)} \quad (6)$$

Yukarıda yer alan değerlendirme ölçütleri temel alındığında, birliktelik kuralı analiz istenen destek ve güven değerlerinin yüksek olduğu sonuçlar elde etmektir (Köse, 2018, s. 188). Birliktelik kuralı analizinde en çok bilinen algoritma Apriori algoritması olmakla birlikte AIS, SETM, Apriori-Hybrid, Fp-Growth gibi algoritmalarda kullanılmaktadır. Aşağıda bu çalışmada kullanılan Fp-Growth algoritmasına yer verilmiştir.

### 3.2 Fp-Growth Algoritması

Fp-Growth algoritması böl ve yönet stratejisini benimseyerek adından da anlaşıldığı üzere sık model büyümesi yani Fp büyümesi gerçekleştirmektedir. Algoritma ilk olarak sık öğeleri temsil eden veritabanını, öğe kümesi ilişkilendirme bilgilerini içeren Fp ağacına bir başka deyişle sık model ağacına sıkıştırılmaktadır. Ardından sıkıştırılmış veritabanını, her biri sık kullanılan öğe ile ilişkili bir dizi koşullu veri tabanına bölerek her veri tabanını ayrı ayrı incelemektedir. Her bir öğe için yalnızca ilişkili veri setlerini inceleyen bu algoritma modellerin büyümesi ile birlikte aranacak veri setlerinin boyutunu da önemli ölçüde azaltmaktadır (Han vd., 2012, s. 257). Fp - Growth algoritması, özellik-değer çiftlerinin eşleşmesini sayarak başlamaktadır. Bu ilk geçiş işleminden sonra, ikinci geçişte başlangıçta boş olan ancak geçişten sonra oluşan bir ağaç yapısı görüntüsü meydana gelmektedir. Algoritma büyük öğe kümelerini bularak hızlı bir şekilde ağacı oluşturmak için her durumdaki öğeleri eklemeyen önce ilk geçişte kaydedilmiş olan veri kümesindeki oluşma sıklıklarını temel alarak azalan düzeyde sıralamaktadır. Böylece minimum destek eşiği şartını sağlamayan her örnekteki ayrı öğeler ağaca dâhil edilmeyerek veri kümesinden kaldırılmaktadır (Witten vd., 2011, s. 216).

Fp-Growth algoritmasında oluşturulan Fp ağacında öğe setleri aynı örnek yolunu paylaştığı için avantaj sağlamaktadır. Dolayısıyla veri seti bilgileri büyük ölçüde sıkıştırılırken veri kümesi yalnızca iki kez taranmakta ve aday öğe kümesine ihtiyaç duymamaktadır (Wu vd., 2008, s. 1100).

## 4. Uygulama

Ülkemizde yerli ve yabancı yatırımcılar Borsa İstanbul'da işlemlerini gerçekleştirmektedirler. Çalışmada birliktelik kuralı analizi Fp-Growth Algoritması ile günlük bültenlerde yayınlanan BİST30 Endeksi, BİST100 Endeksi, Dolar Kuru, Euro Kuru, Altın ve Brent Petrol değişkenleri arasındaki birliktelikte değişimi tespit edilmesi amaçlanmıştır. Birlikte hareket eden endeks ve makroekonomik değişkenlerin tespit edilmesi yatırımcıların portföy çeşitlendirmesi yaparken portföy riskini azaltmak için pozisyon almasında etkili olacaktır. Çalışmada 02.01.2018-27.06.2023 dönemleri arasında yayınlanan 1.423 adet günlük veri ile çalışılmıştır. Tablo 1'de çalışmada kullanılan veri seti yer almaktadır:

**Tablo 1**

*Çalışmada Kullanılan Veri Seti*

Sıra	Değişkenler	Kısaltması	Kaynak
1	Borsa İstanbul 100 Endeksi	BIST100	
2	Borsa İstanbul 30 Endeksi	BIST30	
3	Altın ONS Fiyatı	ALTIN	www.investing.com
4	Brent Petrol	PETROL	
5	Euro Kuru	EUR	
6	Dolar Kuru	USD	

### 4.1 Metodoloji

Çalışmada veri madenciliği tekniklerinden birliktelik kuralı analizi adı altında yer alan Fp-Growth algoritması kullanılmıştır. Veriler 02.01.2018-27.06.2023 tarihleri arasında günlük olarak investing.com sitesinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan analiz WEKA 3.8.5 programında gerçekleştirilmiştir. Analiz öncesi ele alınan veri seti bir önceki günün kapanış fiyatına göre değerlendirilerek, ilgili günün kapanış fiyatı, bir önceki günün kapanış fiyatına göre artış göstermesi durumunda 1, azalış göstermesi durumunda 0 olarak nominal olarak düzenlenmiştir. Tablo 2'de ilgili veri setine ait düzenlemeleri gösteren bir kesit verilmiştir.

**Tablo 2**

*Birliktelik Kuralı Analizine Ait Veri Seti Kesiti*

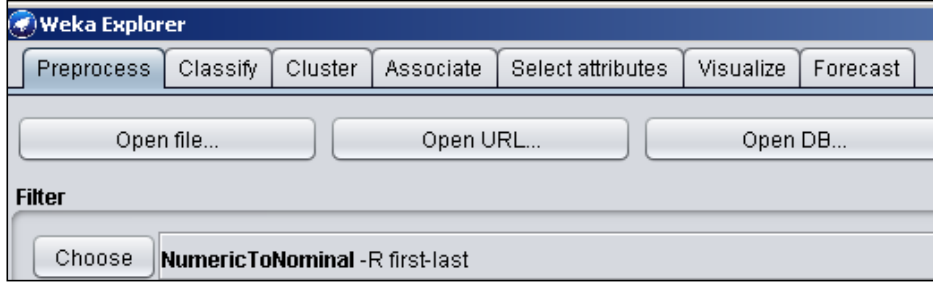
	A	B	C	D	E	F
1	BIST30	ALTIN	BRENT	EUR	USD	BIST100
2	1	1	0	1	1	1
3	0	1	1	0	0	0
4	0	1	1	1	0	0
5	1	1	0	0	0	1
6	0	0	1	1	0	0
7	0	0	1	0	0	0
8	0	1	1	0	0	0
9	1	1	1	0	1	1
10	0	1	1	1	1	0
11	0	1	1	1	1	0
12	1	1	0	1	0	1
13	1	0	1	1	0	1
14	1	0	0	1	1	1
15	0	1	0	0	0	0
16	1	0	1	0	0	1
17	1	1	1	0	0	1



Daha sonra veriler WEKA programına yüklenerek veriler birliktelik kuralı analizine uygun hale getirilmiştir. Burada unutulmaması gereken birliktelik kuralı analizine ait algoritmaları uygulayabilmek için değişken tipinin nominal olması gerektiğidir. Şekil 2’de ilgili filtrenin WEKA programındaki arayüzüne yer verilmiştir:

## Şekil 2

*NumerictoNominal Filtresinin WEKA Programındaki Seçimi*



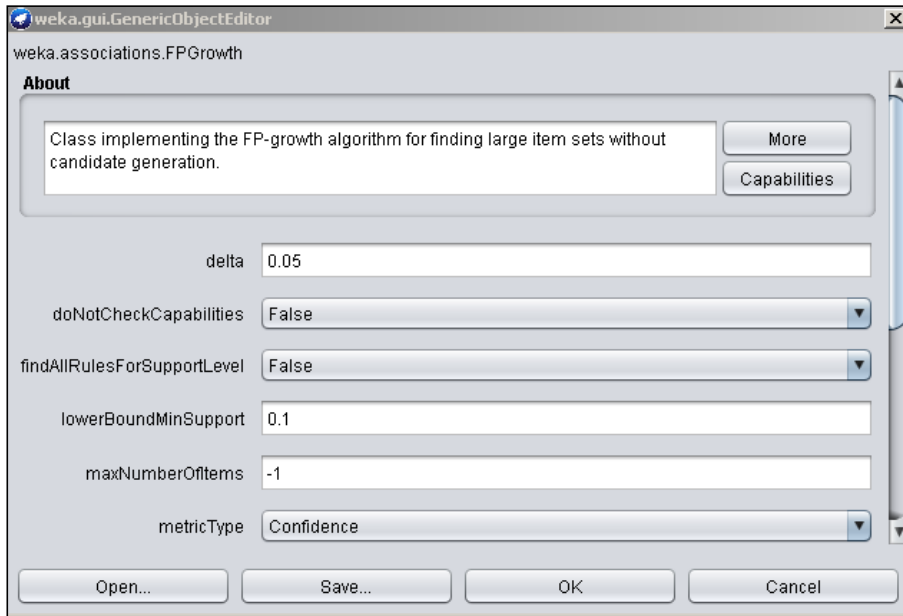
Çalışmada birliktelik kurallarının güven (confidence) düzeyine göre sıralanması istenmiştir ve güven düzeyi %95 olarak seçilmiştir.

## 4.2 Bulgular

Fp-Growth algoritması kullanılarak %95 güven düzeyinde 20 birliktelik kuralı üretilmiştir. Üretilen birliktelik kurallarına ait arayüz Şekil 3’te ve bu kurallara Tablo 3’te yer verilmiştir.

## Şekil 3

*Birliktelik Kurallarına Ait Arayüz*



**Tablo 3***Birliktelik Kuralı Analizi Sonuçları*

	<b>Birliktelik Kuralları</b>	<b>Conf.</b>	<b>Lift.</b>	<b>Lev.</b>	<b>Conv.</b>
1	PETROL=1,ALTIN=1,BİST30=1:232 ==> BİST100=1: 229	0.99	1.79	0.07	26.09
2	PETROL=1, EUR=1, BİST30=1: 225 ==> BİST100=1: 220	0.98	1.78	0.07	16.87
3	USD=1, EUR=1, BİST30=1: 263 ==> BİST100=1: 256	0.97	1.77	0.08	14.79
4	USD=1,ALTIN=1,BİST30=1:234==>BİST100=1:227	0.97	1.76	0.07	13.16
5	PETROL=1, BİST30=1:425==> BİST100=1: 412	0.97	1.76	0.13	13.65
6	EUR=1, BİST30=1: 423 ==> BİST100=1: 410	0.97	1.76	0.12	13.59
7	USD=1, BİST30=1: 453 ==> BİST100=1: 439	0.97	1.76	0.13	13.58
8	ALTIN=1, BİST30=1: 388 ==> BİST100=1: 376	0.97	1.76	0.11	13.42
9	USD=1, PETROL=1, BİST30=1: 257 ==> BİST100=1: 249	0.97	1.76	0.08	12.84
10	BİST30=1: 743 ==> BİST100=1: 718	0.97	1.76	0.22	12.85
11	BİST100=1, EUR=1: 434 ==> BİST30=1: 410	0.94	1.81	0.13	8.3
12	USD=1, BİST100=1, EUR=1: 271 ==> BİST30=1: 256	0.94	1.81	0.08	8.09
13	PETROL=1, BİST100=1, EUR=1: 233 ==> BİST30=1: 220	0.94	1.81	0.07	7.95
14	PETROL=1, BİST100=1, ALTIN=1: 244 ==> BİST30=1: 229	0.94	1.80	0.07	7.29
15	USD=1, BİST100=1, ALTIN=1: 242 ==> BİST30=1: 227	0.94	1.80	0.07	7.23
16	BİST100=1, ALTIN=1: 404 ==> BİST30=1: 376	0.93	1.78	0.12	6.66
17	USD=1, BİST100=1: 477 ==> BİST30=1: 439	0.92	1.76	0.13	5.84
18	USD=1, PETROL=1, BİST100=1: 271 ==> BİST30=1: 249	0.92	1.76	0.08	5.63
19	BİST100=1: 783 ==> BİST30=1: 718	0.92	1.76	0.22	5.67
20	PETROL=1, BİST100=1: 450 ==> BİST30=1: 412	0.92	1.75	0.12	5.51

Tablo 3'te Conf. güven düzeyini, Lift. birlikte hareket etme katsayısını, Lev. kaldıraç etkisini ve Conv. ise ilişki düzeyini göstermektedir. (Karaatlı vd., 2021, s. 564). Tablodan görüldüğü üzere 0,99, 098 ve 0,97 güven düzeyinde 10 birliktelik kuralı elde edilmiştir. Bu kurallara ilişkin yorumlar aşağıda yer almaktadır:

**KURAL1:** 1453 işlem günü içerisinde PETROL, ALTIN, BİST30 değişkenleri 232 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 229 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 229/232 işlemi sonucunda 0.99 olarak hesaplanmıştır.

**KURAL2:** 1453 işlem günü içerisinde PETROL, EURO, BİST30 değişkenleri 225 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 220 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 220/225 işlemi sonucunda 0.98 olarak hesaplanmıştır.

**KURAL3:** 1453 işlem günü içerisinde USD, EUR, BİST30 değişkenleri 263 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 256 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 256/263 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

**KURAL4:** 1453 işlem günü içerisinde USD, ALTIN, BİST30 değişkenleri 234 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 227 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 227/234 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL5: 1453 işlem günü içerisinde PETROL, BİST30 değişkenleri 427 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 412 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 412/427 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL6: 1453 işlem günü içerisinde EUR, BİST30 değişkenleri 423 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 410 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 410/423 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL7: 1453 işlem günü içerisinde USD, BİST30 değişkenleri 453 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 439 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 439/453 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL8: 1453 işlem günü içerisinde ALTIN, BİST30 değişkenleri 388 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 376 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 376/388 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL9: 1453 işlem günü içerisinde USD, PETROL, BİST30 değişkenleri 257 kez aynı yönde birlikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 249 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 249/257 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

KURAL10: 1453 işlem günü içerisinde BİST30 değişkeni 743 kez hareket ederken BİST100 değişkeni 718 kez bu harekete katılım sağlamıştır. Bu kuralın güven ölçütü 718/743 işlemi sonucunda 0.97 olarak hesaplanmıştır.

## **5. Sonuç**

Teknolojinin gelişmesiyle artık veriye ulaşmak günümüzde kolaylaşmıştır. Rekabet ortamında yığınlar halindeki verilerden doğru tahminler yapmak yatırımcılar için önemlidir. Yığın halindeki veri setlerinde veri madenciliği tekniklerinin kullanımı da her geçen gün artmaktadır. Veri madenciliği çeşitli modelleme teknikleri ile veri içerisindeki gizli ilişkileri ortaya koyarak tahminlerde bulunmaktadır. Ayrıca bu teknikler klasik istatistiksel yöntemlerin aksine esnek yapıları nedeniyle araştırmacılara birtakım avantaj sağladığı için araştırmacıların ilgi odağı olmuştur. Veri madenciliğinin geniş uygulama alanına sahip olması nedeniyle finans alanında da bu teknikler kullanılmaktadır. Borsa verileri ülkemizde Borsa İstanbul tarafından açıklanmaktadır.

Ülkemizde hisse senetlerine ilişkin yatırımlar giderek artmaktadır. Yatırımcılar düşük fiyattan hisse senedi satın alarak bu senetlerin satışını yüksek fiyattan satmaları durumunda yüksek kazanç elde ederler. Bu bağlamda hisse senetlerinin birlikte hareket ettikleri makroekonomik değişkenleri bilmek yatırımcılar için önemlidir. Borsa endeks verilerinin enflasyon, faiz, euro, dolar, petrol fiyatları ve para arzı gibi çeşitli makroekonomik değişkenler ile ilişkisinin ortaya konulması endeksin olası yükseliş ve düşüşlerinin belirlenmesini sağlayacaktır. Bu çalışmada

birliktelik kuralı analizi ile günlük bültenlerde yayınlanan BİST30 Endeksi, BİST100 Endeksi, Dolar Kuru, Euro Kuru, Altın ve Brent Petrol değişkenleri arasındaki birliktelikte değişimi tespit edilmesi amaçlanmıştır. Birliktelik kuralı analiziyle ulaşılan sonuçlar aşağıdaki gibidir:

- Analiz sonucunda %95 güven düzeyinde 20 birliktelik kuralına ulaşılmıştır.
- Maksimum güven ölçütüne sahip olan kural PETROL, ALTIN, BİST30 ve BİST100 Endeksi arasında gerçekleşmiştir. 1453 işlem günü içerisinde PETROL, ALTIN, BİST30 değişkenleri 232 kez aynı yönde birliktelikte hareket etmişlerdir. BİST100 değişkeni de bu değişkenlerin beraber yer aldığı kümelerde 229 kez yer alarak birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü 229/232 işlemi sonucunda 0.99 olarak hesaplanmıştır.

Literatürde araştırma bulgularıyla uyumlu bulgular elde eden çalışmalar olduğu görülmektedir. Örneğin Karaatlı vd. (2021) araştırmalarında BİST-30'da işlem gören şirketler ile makroekonomik değişkenler arasındaki ilişkiyi Fp-Growth algoritmasını kullanarak 81 birliktelik kuralı tespit etmişlerdir. Gemici (2012) araştırmasında İMKB'de işlem gören 10 hisse senedi arasındaki ilişkiyi birliktelik kuralı ile incelemiş hisse senetleri arasında 9 birliktelik kuralı tespit etmiştir. Na ve Sohn (2011) araştırmalarında çeşitli dünya borsa endekslerini ele alarak birliktelik kuralı analizi uygulamışlar, KOSPI endeksi küresel borsa endekslerinden ABD ve Avrupa'daki endeksler ile aynı yönde, Doğu Asya ülkelerinde ise ters yönde hareket ettiği sonucuna ulaşmışlardır.

Çalışmada elde edilen sonuçlar doğrultusunda birliktelikte hareket eden endeks ve makroekonomik değişkenlerin tespit edilmesi yatırımcıların portföy çeşitlendirmesi yaparken portföy riskini azaltmak için pozisyon almasında etkili olacaktır. Ancak unutulmamalıdır ki yatırım kararı alacak olan yatırımcılar yalnızca tespit edilen kurallar doğrultusunda değil, çeşitli teknik analiz desteğini ve diğer ekstrem noktaları da göz önüne almalıdır.

#### TEŞEKKÜR

—


#### FINANSAL DESTEK


Yazarlar bu çalışma için herhangi bir finansal destek almadıklarını beyan etmiştir.

#### ETİK

Bu çalışmada etik ilke ve standartlara uyulduğu beyan edilmiştir.

#### YAZAR KATKI BEYANI

Zehra Berna Aydın  | Kavram/fikir; Tasarım; Veri toplama/analiz; Veri/bulguların yorumu; Taslağın yazımı; Yönetme ve kontrol; Eleştirel inceleme; Son onay ve sorumluluk. Genel katkı düzeyi %50.

Edanur Gündoğdu  | Kavram/fikir; Literatür taraması; Veri toplama/analiz; Veri/bulguların yorumu; Taslağın yazımı; Eleştirel inceleme; Son onay ve sorumluluk. Genel katkı düzeyi %50.

#### ÇIKAR ÇATIŞMASI

Yazarlar herhangi bir çıkar çatışması beyan etmemiştir.

## Kaynakça

- Aktürk, H., & Korukoğlu, S. (2008). Veri madenciliği teknolojisini kullanarak fiyat değişimlerinde paralellik gösteren hisse senetlerinin bulunması ve risk azaltılması. İçinde M. Akgül, E. Derman, U. Çağlayan, N. Yücel, A. Özgüt (Ed.), *Akademik Bilişim '08 Bildiriler* 30 Ocak – 1 Şubat 2008 (ss. 113–119). İnternet Teknolojileri Derneği.
- Altunkaynak, B. (2017). Veri madenciliği yöntemleri ve R uygulamaları. Seçkin Yayıncılık.
- Arafah, A. A., & Mukhlash, I. (2015). The application of Fuzzy Association Rule on co-movement analyze of Indonesian Stock Price. *Procedia Computer Science*, 59, 235–243. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.541>
- Argiddi, R. V., & Apte, S. S. (2012). Future trend prediction of Indian IT Stock Market using association rule mining of transaction data. *International Journal of Computer Applications*, 39(10), 30–34. <https://doi.org/10.5120/4858-7132>
- Aydın, S. (2007). *Veri madenciliği ve Anadolu Üniversitesi uzaktan eğitim sisteminde bir uygulama* (Yayın No. 220873) [Doktora tezi, Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü]. Yükseköğretim Kurulu Başkanlığı Tez Merkezi.
- Baykal, A. (2006). Veri madenciliği uygulama alanları. *Dicle Üniversitesi Ziya Gökalp Eğitim Fakültesi Dergisi*, (7), 95–107. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/zggedf/issue/47963/606848>
- Bozkurt Uzan, Ş., & Özçığağlayan, M. Ö. (2021). Turizm sektöründe veri madenciliği. *Türk Turizm Araştırmaları Dergisi*, 4(4), 3465–3485. <https://www.tutad.org/index.php/tutad/article/view/368>
- Gemici, B. (2012). *Veri madenciliği ve bir uygulaması* (Yayın No. 351031) [Yüksek lisans tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Başkanlığı Tez Merkezi.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- İslamiyah, 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). Denpasar, Indonesia. <https://doi.org/10.1109/ICEEIE47180.2019.8981438>
- İnce, A. R., & Alan, M. A. (2022). A study on the use of data mining in the planning of investment field. *Journal of Research in Economics, Politics & Finance*, 7(1), 1–15. <https://doi.org/10.30784/epfad.1003459>
- Jalpa, P., & Rustom, M. (2017). A novel hybrid method for generating association rules for stock market data. *International Journal of Latest Technology in Engineering, Management & Applied Science: 3rd Special Issue on Engineering and Technology*, 6(7), 6–15. <https://www.ijltemas.in/DigitalLibrary/Vol.6Issue7S/06-15.pdf>
- Karaatlı, M., Kocabıyık, T., Yalçın Çal, D., & Çolak, M. (2021). BIST-30 Endeksinde yer alan payların ortak hareketlerinin veri madenciliği kapsamında birliktelik kuralı ile incelenmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(25), 548–571. <https://doi.org/10.14784/marufacd.976609>
- Kocabıyık, T., Dağ, O., & Karaatlı, M. (2021). Borsa İstanbul endekslerinin birlikte hareketi: FP Growth Algoritması ile bir uygulama. *Uluslararası İşletme, Ekonomi ve Yönetim Perspektifleri Dergisi (IJBEMP)*, 5(2), 659–672. <http://dx.doi.org/10.29228/ijbemp.52518>
- Koyuncuğil, A. S., & Özgülbaş, N. (2008). İMKB’de işlem gören KOBİ’lerin güçlü ve zayıf yönleri: Chaid Karar Ağacı uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(1), 1–21. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/deuifbd/issue/22743/242745>
- Köse, İ. (2018). Veri madenciliği teori uygulama ve felsefesi. Papatya Yayıncılık Eğitim A.Ş.
- Liao, S.-H., & Chou, S.-Y. (2013). Data mining investigation of co-movements on the Taiwan and China stock markets for future investment portfolio. *Expert Systems with Applications*, 40(5), 1542–1554. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.075>
- Na, S. H., & Sohn, S. Y. (2011). Forecasting changes in Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) using association rules. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 9046–9049. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.025>
- Özbay, Ö. (2015). Veri madenciliği kavramı ve eğitimde veri madenciliği uygulamaları. *Uluslararası Eğitim Bilimleri Dergisi*, 2(5), 262–272. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/inesj/issue/40015/475764>
- Özkan, M., & Boran, L. (2014). Veri madenciliğinin finansal kararlarda kullanımı. *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4(1), 59–82. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ckuiibfd/issue/32902/365502>
- Özkan, Y. (2020). *Veri madenciliği yöntemleri* (Güncellenmiş ve Genişletilmiş, 4. bs.). Papatya Bilim Üniversite Yayıncılığı.
- Polat, E. D. (2022). *Beyaz eşya sektöründe satış tahmini: Bir veri madenciliği uygulaması* [Yüksek lisans tezi, Bursa Uludağ Üniversitesi]. Bursa Uludağ Üniversitesi Açık Erişim Sistemi. <http://hdl.handle.net/11452/26450>
- Silahtaröğlü, G. (2016). *Veri madenciliği kavram ve algoritmaları*. Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Şentürk, A. (2006). *Veri madenciliği kavram ve teknikler*. Ekin Yayınevi.
- Ting, J., Fu, T.-c., & Chung, F.-l. (2006). Mining of Stock Data: Intra – and Inter-Stock Pattern Associative Classification. In *Proceedings of the 2006 International Conference on Data Mining DMIN 2006* (pp. 29–36). Las Vegas, Nevada, USA.
- Ünsal, Ö. (2020). Veri madenciliği teknikleri ile hisse senetleri arasındaki fiyat etkileşimlerinin belirlenmesi. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 8(5) 106–112. <https://doi.org/10.21923/jesd.834105>
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2011). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (3rd edition). Morgan Kaufmann.
- Wu, B., Zhang, D., Lan, Q., & Zheng, J. (2008). An efficient frequent patterns mining algorithm based on apriori algorithm and the FP-tree structure. In *Third 2008 International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology* (pp. 1099–1102). Busan, Korea (South), Institute of Electrical and Electronics Engineers.

## Extended Abstract

Today, with the development of technology, it has become easier to process the constantly increasing large data sets, and beneficial results have been achieved. In this context, the concept of data mining has emerged. Data mining makes predictions by revealing hidden relationships in data through various modeling techniques. Association rule analysis, one of the data mining methods, is an analysis that establishes a relationship between variables by producing results within the framework of certain rules. In this analysis, the values in the data set considered to be increasing or decreasing together are determined and correlated with each other. Association rules are produced according to certain support and trust levels. In addition, these techniques have become the focus of attention among researchers because they provide some advantages due to their flexible structure, unlike classical statistical methods. While data mining is widely used in the fields of statistics, machine learning, database systems, and data warehousing, it is also used in fields such as medicine, health, and astronomy, as well as financial sectors such as the stock market, banking, insurance, and marketing. Borsa Istanbul (BIST) shows the change of companies traded within its body through various indices. Among these indices, the BIST100 Index represents the best 100 shares, and the BIST30 Index represents the best 30 shares. The data set used in this study consists of 1423 trading days published between January 2, 2018 and June 27, 2023. Association rule analysis, one of the descriptive models of data mining, has been tried to determine the co-variance between Fp Growth Algorithm and BIST30 Index, BIST100 Index, Dollar Rate, Euro Rate, Gold and Brent Petrol variables published in daily bulletins. The results obtained by association rule analysis are as follows:

- 20 association rules were reached at a 95% confidence level, and the best 10 association rules were obtained.
- The rule with the maximum confidence criterion was realized between OIL, GOLD, BIST30 and BIST100 Index. Within 1453 trading days, OIL, GOLD, BIST30 variables moved together in the same direction 232 times. The BIST100 variable also participated in the unity movement by appearing 229 times in the clusters where these variables are located together. The confidence criterion of this rule was calculated as 0.99 as a result of the 229/232 process.

When the research findings were compared with the literature, it was seen that they were compatible with the following studies: Using the Fp-Growth algorithm, Karaatlı et al. (2021) found 81 rules that describe the connections between companies traded on BIST-30 and macroeconomic variables. In his research, Gemici (2012) examined the relationship between 10 stocks traded on the Istanbul Stock Exchange using the association rule and identified nine association rules among the stocks. Na and Sohn (2011) applied association rule analysis by considering various world stock market indices in their research, and they concluded that the KOSPI index moves in the same direction as the global stock market indices in the USA and Europe and in the opposite direction in East Asian countries.

Determining the index and macroeconomic variables that act together in line with the results obtained in the study will be effective in taking a position for investors to reduce portfolio risk while diversifying their portfolios. In the study, different associations can be determined by analyzing the association rule with various macroeconomic variables by considering other indices other than BIST30 Index and BIST100 Index. In addition, the joint movement of variables can be examined by applying different algorithms and confidence levels other than the Fp-Growth algorithm for BIST30, BIST50 and BIST100 indices. However, it should not be forgotten that the money that the investment will receive is not only within the framework of the determined rules, various technical analysis options and other extreme points should also be taken into consideration.