





## BIST-30 ENDEKSİNDE YER ALAN PAYLARIN ORTAK HAREKETLERİNİN VERİ MADENCİLİĞİ KAPSAMINDA BİRLİKTELİK KURALI İLE İNCELENMESİ

### DATA MINING: INVESTIGATION OF CO-MOVEMENTS OF BIST-30 STOCKS BY ASSOCIATION RULE

Meltem KARAATLI\*   
Turan KOCABIYIK\*\*   
Damla YALÇINER ÇAL\*\*\*   
Merve ÇOLAK\*\*\*\* 

#### Öz

Son yıllarda teknolojinin ilerlemesi ve verilere erişimin kolaylaşması veri madenciliği çalışmalarının sayısında büyük bir artışa yol açmıştır. Bu çalışmada bir portföy oluşturmak amacıyla makroekonomik değişkenler etkisinde birlikte hareket eden paylar veri madenciliği ile tespit edilmiştir. Borsa İstanbul (BIST-30) 30 endeksinde yer alan payların yanı sıra M1 para arzı, altın ons fiyatı, ihracatın ithalatı karşılama oranı, sanayi üretim endeksi, döviz sepeti, imalat sanayi kapasite kullanım oranı, faiz, üretici fiyat endeksi, finansal hizmetler güven endeksi, uluslararası doğrudan yatırımlar, ham petrol, S&P 500 endeksi makroekonomik değişkenler olarak kullanılmıştır. Araştırmada 2014-2019 yıllarını kapsayan beş yıllık veri seti kullanılmıştır. Birlikte hareket eden işlemlerin belirlenmesi için yüksek bir performansa sahip olan FP-Growth algoritmasından yararlanılmış olup uygulama için WEKA programı tercih edilmiştir. Çalışmanın sonucunda pay piyasalarında ve makroekonomik değişkenlerde meydana gelen değişimlerden yararlanarak yatırımcıların hangi yatırım araçlarına yatırım yapabileceği veya hangi yatırım araçlarını takip edebileceği ortaya konmaya çalışılmıştır. Bu çalışmadan elde edilen

\* Doç. Dr. Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF İşletme Bölümü, meltemkaraatli@sdu.edu.tr; ORCID ID:0000-0002-7403-9587

\*\* Doç. Dr. Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF Bankacılık ve Finans Bölümü, turankocabiyik@sdu.edu.tr; ORCID ID: 0000-0003-3651-206X

\*\*\* Damla YALÇINER ÇAL Süleyman Demirel Üniversitesi İşletme Anabilim Dalı Doktora Öğrencisi, damlayalciner@gmail.com; ORCID ID: 0000-0002-9232-3063

\*\*\*\* Merve ÇOLAK Süleyman Demirel Üniversitesi İşletme Anabilim Dalı Doktora Öğrencisi, ie\_mervecolak@yahoo.com; ORCID ID:0000-0001-5327-0678

en temel sonu; Borsa İstanbul 30 endeksinde yer alan paylardan mali endeks bünyesinde bankacılık endeksi paylarının büyük oranda birlikte hareket etmesidir.

**Anahtar Kelimeler:** Veri Madencilięi, Birliklilik Kuralları, FP-Growth, Portföy Yönetimi

**JEL Kodları:** G11, G15, G41, C80

### Abstract

Nowadays, the advancement of technology and easier access to data has led to a large increase in the number of data mining studies. In this study, in order to create a portfolio, stocks acting together under the influence of macroeconomic variables were determined by data mining. In addition to the stocks in Borsa İstanbul 30 (BIST-30) index, macro-economic variables such as M1 money supply, gold ounce price, the ratio of exports to imports, industrial production index, currency basket, the capacity utilization rate of manufacturing industry, interest rate, producer price index, financial services confidence index, foreign direct investments, crude oil, S&P 500 index are used. Five-year data set covering the years 2014-2019 was used in the research. FP-Growth algorithm, has a high performance, was used to determine the transactions that move together and WEKA program was preferred for the application. As a result of the study, it is revealed which investment instruments can be invested or which investment instruments can be followed by making use of the changes in stock markets and macroeconomic variables. The main result obtained from this study; among the stocks included in Borsa İstanbul 30 index, the shares of the banking index mostly act together within the financial index.

**Keywords:** Data Mining, Association Rules, FP-Growth, Portfolio Management

**JEL Codes:** G11, G15, G41, C80

### Giriř

Veri madencilięi (data mining), büyük veri kümelerinde ilgin, beklenmedik veya deęerli yapıların keřfedilme sürecidir. Bundan dolayı, farklı yönü vardır. Bunlardan ilki büyük ölekli, “küresel” yapılarla ilgilidir; ama dağılımların řekillerini veya özelliklerini modellemektir. İkincisi ise küçük ölekli, ‘yerel’ yapılarla ilgilidir; ama burada olaęan dıřlıkları tespit etmek ve gerek olup olmadıklarına karar vermektir (Hand, 2007, 621). Dijitalleřen dünyada son yıllarda büyük oranda dijital verilerin artması ve bu verilerin ok geniř veri tabanlarında kayıtlı bulunması ile birlikte veri madencilięi süreci, birok arařtırmaya öncü olan iř, bilim, ekonomi, mühendislik, tıp gibi alanlarda etkili olmaya ve talep oluřturmaya bařlamıřtır (Wu ve Chen, 2002, 88).

Veri madencilięi; ok büyük veri setlerinde anlamlı ve kullanıřlı bir řekilde veri elde etme, bu verilerin analiz edilmesi (D. J. Hand, Mannila ve Smyth, 2001, 2) ve gelecekle ilgili tahmin yapılmasını saęlayan süreçtir (Jackson, 2002, 267). Veri madencilięi süreci günümüzde finans, pazarlama, sigortacılık, bankacılık, elektronik ticaret, iletiřim, borsa, sanayi, bilim ve mühendislik, risk analizi, eęitim, saęlık vd. gibi pek ok alanda kullanılmaktadır (Bramer, 2016, 3).

Bu alıřmada; finans sektöründe veri madencilięinde tanımlayıcı modeller arasına giren birliklilik analizi ile ilgili bir uygulama yapılmıř ve FP-Growth Algoritmasından yararlanılmıřtır. alıřmada; portföy oluřturmak amacıyla BİST-30 endeksinde yer alan paylar ve paylar üzerinde etkisi olabilecek M1 para arzı, altın ons fiyatı, ihracatın ithalatı karřılama oranı, sanayi üretim endeksi, döviz

sepeti, imalat sanayi kapasite kullanım oranı, faiz, üretici fiyat endeksi, finansal hizmetler güven endeksi, uluslararası doğrudan yatırımlar, ham petrol, S&P 500 endeksi makroekonomik değişkenleri dikkate alınmıştır. WEKA programında yer alan, birliktelik kural analizinde FP-Growth Algoritması uygulanmış ve birlikte hareket eden paylar ve makroekonomik değişkenler belirlenmiştir. Burada ulaşılmak istenen iki amaç vardır. Birincisi; piyasanın yönü aşağıya veya yukarıya döndüğünde hangi payların birlikte hareket ettiğini keşfetmektir. Böylece bir payda başlayan fiyat hareketi yardımıyla henüz harekete başlamamış diğer pay ile ilgili alım ya da satım kararı verilebilecektir. İkincisi ise paylar ile diğer alternatif yatırım araçları (altın, yurtdışı borsalar, ham petrol, faiz, döviz) ve makroekonomik değişkenler (para arzı, ihracatın ithalatı karşılama oranı, sanayi üretim endeksi, imalat sanayi kapasite kullanım oranı, enflasyon, güven endeksi ve uluslararası doğrudan yatırımlar) arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktır.

Pay piyasasını konu alan az sayıda birliktelik analizi çalışmasına rastlanmış olması araştırmanın literatüre katkı sağlayabileceği düşüncesini ortaya çıkarmıştır. Ayrıca payların birlikte hareketinin incelenmesinde makroekonomik değişkenlerin kullanıldığı başka bir çalışmaya da rastlanmamıştır.

### 1. Veri Madenciliği

Veri madenciliği; büyük veri setlerinin, veri sahibi için kullanıma hazır olacak şekilde (yararlı, faydalı, anlaşılır, kullanışlı vb.) beklenmedik ilişkiler yakalamak ve orijinal bir şekilde özetlenmesi için analiz edilmesidir (Hand ve diğerleri, 2001, 7). Gerçek bir disiplinler arası konu olan veri madenciliğinin birçok farklı şekilde tanımlanması şaşırtıcı değildir. Büyük veri tabanlarından bilgi sağlanması için kullanılan birçok veri tabanı makine öğrenimi, örüntü tanıma, istatistik, veri tabanları, görselleştirme vd. (Cabena, 1998, 12) ek olarak yüksek performanslı hesaplama, yapay zekâ, bilgi tabanlı sistemler, yapay sinir ağları, bilgi çıkarımı gibi alanlarda veri madenciliği tekniklerinde kapsamlı bir şekilde kullanılmaktadır (Han ve Kamber, 2012, 5).

Veri madenciliğinde bilgi keşfi süreci şu adımlarla gösterilmektedir (Han ve Kamber, 2012, 6-7).

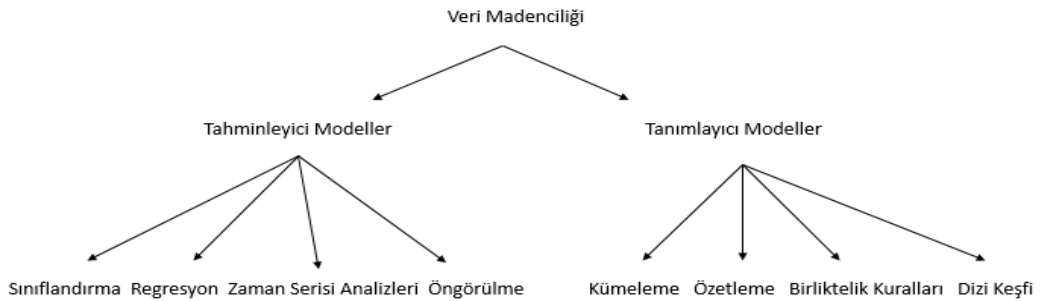
1. Veri temizleme
2. Veri birleştirme
3. Veri seçimi
4. Veri dönüşümü
5. Veri madenciliği
6. Veri değerlendirme
7. Bilgi sunumu

Bu adımların yanı sıra bu süreçte değerlendirme için gizli kalıpları da ortaya çıkarabilir. Endüstride, medyada ve araştırma ortamında veri madenciliği terimi genellikle tüm bilgi keşif sürecine atıfta bulunmak için kullanılır (Larose, 2006, 5). Bundan dolayı, veri madenciliği işlevselliğinde geniş bir bakış açısı benimsenir. Burada büyük miktardaki verilerden ilginç kalıplar ve bilgiler keşfetme süreci başlar. Veri kaynakları veri tabanlarını, veri ambarlarını, Web'i, diğer bilgi havuzlarını veya sisteme dinamik

olarak aktarılan verileri barındırır (Jain, Yadav ve Panday, 2011, 7). Veri madencilięi modelleri Őekil 1’de grldę gibi temelde iki ana bařlık altında incelenmektedir. Bu bařlıklar tahmin edici (predictive) ve tanımlayıcı (descriptive) olarak ikiye ayrılır (Peña-Ayala, 2014, 1435). Tahmin edici modeller sonuçları bilinen verilerden hareketle yani elde edilen rntlerden, veri kmeleri iin bilinmeyen sonu deęerlerinin tahminlemesi yapılır. Tanımlayıcı modellerde ise, karar vermede kullanılacak olan rntlerin tanımlaması yapılır (Vijayarani ve Dhayanand, 2015, 13). Tahminleyici modeller arasında; sınıflandırma, regresyon, zaman serisi analizi, ngrlme; tanımlayıcı modellerde ise, kmeleme, zetleme, birliktelik kuralları, dizi keři bulunmaktadır (Dunham, 2003, 5).

Veri kmesi ierisinden birliktelik kuralları ıkarılması, veriyi ieren kayıtlara ait deęiřkenlerden bir veya daha fazla (bir hedef deęiřken seilmeden, ikisinin de bulunduęu) ynl iliřkiler hakkındaki ifadelerdir. Veri madencilięi; verilerin tek bir veri tabanında dikkatlice toplandıęı varsayılarak anlamlı kurallar ıkarılmasıdır (Zhao ve Bhowmick, 2003, 14). Bu alıřmada, karar vericilerin ya da yneticilerin ngrmedięi anlamlı kurallar ıkarımı yapılmaya alıřılacaęı iin birliktelik kuralı analizinde kullanılan FP-Growth Algoritması ile bir uygulama yapılacaktır.

**Őekil 1:** Veri Madencilięi Modelleri ve İřlevleri



Kaynak: (Dunham, 2003, 8)

### 1.1. Birliktelik Kuralları Analizi

Agwaral, Imielinski ve Swami tarafından ilk kez 1993 yılında birliktelik kuralları ortaya konulmuřtur. Arařtırmacılar burada belirli kuralların ortaya ıkarılması iin birtakım dzenlemeler yaparak, yeni bir algoritma nerisinde bulunmuřlardır. Birliktelik kuralları bařka bir ęe kmesi olduęunda iřlemlerden oluřan ve her iřlemin eleman birlikteliklerinden oluřturulduęu dřnlen bir veri tabanı olmasını ifade eder (Abazeed, Mamat, Sulaiman ve Ibrahim, 2009, 5). Ayrıca; geler arasında iliřkinin nasıl olduęunu gsteren bir yntemdir. rnler/Veriler arasındaki iliřki analizi; destek, gven ve ilgi olmak zere 3 ana unsur ile llmektedir. Burada ama; kullanıcı tarafından belirlenen en dřk gven ve destek deęerlerini saęlayan kuralların bulunmasıdır (Timor, Ezere ve Grsoy, 2017, 132).

Birliktelik kuralı analizi yaparken, karşılaşılan istatistiksel kavramlar Eşitlik 1, 2, 3 ve 4'te gösterilmiştir (Köse, 2018, 6-7):

Xà Y (X ve Y, veri kümesinde bulunan öğeleri temsil etmektedir.)

Destek (Support): Bir nesnenin tüm işlemler içerisinde görülme sıklığını ifade etmektedir.

$$Des(X) = \frac{|(\{i \in I, X \subset I\})|}{|I|} \quad (1)$$

Güven (Confidence): X ve Y arasındaki tanımlanan kuralın kaç defa doğru/geçerli olduğunu göstermektedir.

$$Güven(X \rightarrow Y) = \frac{Des(XUY)}{Des(X)} \quad (2)$$

İlgi (Lift): X ve Y arasındaki ilgi, X ve Y alt kümelerinin istatistiksel olarak bağımsız olmaları durumunda, X ve Y'nin destek değerini ifade etmektedir.

$$İlgi(X \rightarrow Y) = \frac{Des(XUY)}{Des(X) \cdot Des(Y)} \quad (3)$$

Kanaat (Conviction): X ve Y arasındaki kural için kullanılan ve güven ölçütüne alternatif bir yöntem olarak uygulanan bir yöntemdir.

$$Kanaat(X \rightarrow Y) = \frac{1 - Des(Y)}{1 - Güven(X \rightarrow Y)} \quad (4)$$

Bu durumda destek değeri veri kümesindeki P(XUY) olasılığını yani X ve Y elemanının birlikte bulunma olasılığını, güven değeri ise, P(Y|X) olasılığı ise veri kümesinde X'in bulunma durumunda Y'nin bulunma olasılığını ifade eder. Birliktelik kurallarının oluşturulabilmesi için en düşük destek değerinin önceden belirlenmesi gerekir.  $0 \leq D \leq 1$  aralığındaki destek değeri 1'e yaklaştıkça birlikteliklerin sayısı artarken 0'a yaklaştıkça da azalır. Birliktelik kurallarının belirlenmesinde kullanılan bir diğer ölçüt olan güven değeri de  $0 \leq G \leq 1$  aralığında bir değer alır. Uygulamalarda güven değerinin 0,5 ve üzerinde olması tercih edilir (Liao, Ho ve Lin, 2008, 22).

## 1.2. Birliktelik Kuralları İçin Kullanılan Algoritmalar

Birliktelik kuralları büyük miktarda veriye ait gizli kalıpları keşfetmek için kullanılan en verimli veri madenciliği tekniğidir (Vijayarani ve Sharmila, 2016, 1). Birliktelik kurallarının ortaya çıkarılması için pek çok algoritma geliştirilmiştir (Sumathi ve Sivanandam, 2006, 29). Bunlar sıralı ve paralel olarak sınıflandırılmaktadır. Sıralı algoritmalar ürün kümelerinin oluşturduğu mantıksal ifadeleri içerir. Nesnelerin özelliklerini ve niceliklerini tanımladığından dolayı nicel kurallar olarak geçer. Paralel algoritmalar da ise büyük ürün kümelerinin paralellik sağlayarak oluşturulması amaçlanır. Oluşan birliktelik kurallarında özellik ve nesnelerin kaç boyutu temsil ediyorsa, ne kadar boyutlu birliktelik kuralı olduğu söylenir (Sivri, 2015, 23). Ayrıca, sıralı algoritmalar da nesne kümelerinin üretilmesi ve sayılması esnasında kolaylık sağlayan bir yöntem oluştururken, paralel algoritmalarda nesne kümeleri için işlemin paralelleştirilmesi gerekmektedir (Döşlü, 2008, 31). Tablo 1'de sıralı ve paralel algoritmalar gösterilmektedir (Erpolat, 2012, 139).

**Tablo 1:** Birliktelik Algoritmaları

Sıralı Algoritmalar	Paralel (Dağıtılmış) Algoritmalar
AIS	CD (Sayım Dağılımı)
SETM	PDM (Paralel VM)
Apriori	CCPD (Ortak Aday Bölünmüş Veri Tabanı)
Apriori-TID	DD (Veri Dağılımı)
Apriori-Hibrid	IDD (Akıllı Veri Dağılımı)
OCD (Sıradışı Aday Belirleme)	HPA (Bağlantı Kurallarının Çırpı Temelli Paralel Madenciliği)
Bölümleme Tekniđi	
Örnekleme Tekniđi	PAR (Paralel Bağlantı Kuralları)
CARMA (Sürekli Bağlantı Kuralı Madenciliđi)	DMA (Dağıtılmış Madencilik Algoritması)
DIC(Dinamik Nesne Sayımı)	Candidate Distribution (Aday Dağılımı)
FP-Growth	SH (Çarpık Tařıma)
	HD (Hibrid Dağılımı)

Kaynak: (Erpolat, 2012, 139).

### 1.3. Frequent Pattern Growth Algoritması

Birliktelik kuralları analizinde uygulanmak üzere geliştirilen yöntemlerden bir tanesi de Frequent Pattern Growth (FP-Growth) Algoritmasıdır (Han ve Kamber, 2012, 150). Belirlenen diđer yöntemlere göre daha yüksek performans gösteren bir algoritmadır (Györödi, Györödi ve Holban, 2004, 220). Apriori Algoritmasında yer alan eksiklikler FP-Growth Algoritması ile düzeltilmektedir. FP-Growth Algoritması, Apriori Algoritmasının gelişmiş şekli ni oluřturmaktadır (İslamiyah, Ginting, Dengen ve Taruk, 2019, 321). Ayrıca veri kümesini belirlemek için kullanılan alternatif yöntem olarak da yer almaktadır (Vijayarani ve Sharmila, 2016, 3). FP-Growth Algoritmasının en büyük avantajı büyük verileri hızlı bir şekilde çalıştırabilir ve sistemde yer alan kaynakları verimli şekilde değerlendirebilir olmasıdır (Kiraz ve Deliismail, 2018, 30). Tüm veri tabanını FP-Tree (Frequent Pattern Tree) sıkıştırılmış bir ağaç yapısında tutar. Tüm veri tabanını yalnızca iki kez tarayan bir algoritmadır (Han, Pei, Yin ve Mao, 2004, 54). İlk taramada yer alan tüm verilerin destek değerini bulurken, ikinci taramada ağaç yapısı oluşturulur (Sivri, 2015, 25). FP-Growth Algoritmasında veri tabanında yer alan her nesnenin destek değeri hesaplanır. Hesaplanan destek değerleri, kullanıcıların vermiş oldukları algoritmaya girdi olarak girilen eşik değerinin altında kalıyor ise elenir. Eşik değerinin üzerinde kalan değerler büyükten küçüğe doğru sıralanır, uygun bir liste oluşturulur. Destek değerleri göz önüne alınarak oluşturulan listede yaygın olmayan nesnelerin ağaca eklenmesinin önüne geçilir. Veri tabanında meydana gelen her bir hareket, nesnelerin destek değerlerine göre sıralanarak ağaca sıkıştırılmış şekilde düzenlenir. Bu düzenleme ile destek değeri daha büyük olan nesneler köke daha yakın olanlardır. Sıkıştırma işlemi çok fazla tekrarlanan nesnelerin ilk-ekler olarak birleştirilmesi yapılır. Burada maliyet büyük ölçüde azaltılır. Veri tabanı kayıtlarında olan bir nesnenin ağacın içinde olup olmadığı kontrol edilir. Eğer ağacın içinde değil ise; nesne için yeni bir düğüm oluşturularak, destek değeri 1 olarak belirlenir. Ağacın içinde ise; yalnızca o düğümün destek değeri 1 arttırılır. Ağaç oluşturulduktan sonra nesnelerin yer aldığı dallar belirlenmelidir. Belirlenen dal yalnızca ise nesnelerin kombinasyonudur. Birden fazla dal mevcut ise destek değeri o daldaki minimum

destek değeri olarak hesaplanır. Belirlenen dallar o nesne için koşullu örüntü temelini oluşturur. Koşullu örüntü temelinden, koşullu örüntü ağacı ortaya çıkarılır. Devamında koşullu örüntü ağacı üzerinden algoritma öz yinelemeli olarak yeniden çalıştırılır (Han ve diğerleri, 2004, 54). Bu durumda FP-Growth Algoritması böl ve yönet kuralını uygular. Burada büyük bir nesne kümesini, daha küçük nesne kümesi haline getirmektedir. Sonuçta elde edilen ağaç yapısı asıl veri kümesinden büyük olmamaktadır (Pandey ve Pardasani, 2009, 160). FP-Growth algoritmasının adımları şu şekilde gösterilmektedir (Kiraz ve Deliismail, 2018, 31).

1. Minimum destek değeri belirlenir.
2. Sıklık değerleri belirlenir.
3. Ürünler önem derecelerine göre sıralanır ve belirlenir.
4. Seçilen ürünler (güven düzeyi/eşik değeri) önem derecelerine göre sıralanır.
5. FP-Tree oluşturulur.

## 2. Literatür Araştırması

Çalışmanın bu bölümünde veri madenciliği kapsamında birliktelik analizi ile ilgili literatüre yer verilmiştir. İlk aşamada birliktelik analizinin sermaye piyasaları üzerine yapıldığı araştırmalar, ardından da finans dışı alanlardaki araştırmalar sunulmuştur. Literatüre ilişkin bilgiler eski tarihten yeni tarihe doğru sıralanmıştır.

Bireysel ve kurumsal yatırımcılar borsalarda oluşacak eğilimlerle ilgili ipuçlarını yakaladığında portföy yönetimi konusunda daha kolay ve başarılı kararlar verebilecektir. Veri madenciliği de eğilimleri bulmak için kullanılan yöntemlerden biridir. Apriori algoritması ve K-Means analizleri Tayvan borsasındaki eğilimleri keşfetmek için kullanılmış ve finans alanında veri madenciliği uygulamalarından yararlanılabileceği ortaya konmuştur (S.-H. Liao, Ho ve Lin, 2008, ss. 19-29).

Tayvan finans piyasalarında döviz kurlarının ve borsa endekslerinin veri madenciliği yöntemleriyle eş hareketlerini inceleyen çalışmada Apriori Algoritması kullanılmıştır. Araştırmadan elde edilen bulgulara göre Japon Yeni ile borsa tekstil sektörü endeksi arasında ters yönlü ve yüksek korelasyonlu bir ilişki bulunmaktadır. Borsa endeksleri ile Amerikan doları ve Hong Kong doları arasında ters yönlü ve yüksek korelasyonlu bir birliktelik bulunmaktadır. Ayrıca çalışma farklı koşullar altında olası portföy önerileri sunmaktadır (S. Liao, Pei-hui ve Ying-lu, 2011, ss. 4608-4617).

Na ve Sohn (2011, 9046-9049) çalışmalarında birliktelik analizi kullanarak Güney Kore KOSPI endeksinde meydana gelen değişimleri tahmin etmeye çalışmışlardır. Bu tahmin yapılırken Güney Kore dahil dokuz farklı ülke borsa endeksinden yararlanılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre KOSPI, ABD ve Avrupa'daki borsa endeksleri ile aynı yönde hareket etme eğilimindedir. Diğer taraftan KOSPI, Kore ile rekabetçi bir ilişkisi olan Hong Kong ve Japonya gibi diğer Doğu Asya ülkelerindeki borsa endekslerinin tersi yönde ilerlemektedir.

Argiddi ve Apte (2012, 30-34) veri madenciliğinde iřlem verilerinin birliktelik kural analizini kullanarak, kk lekli ve byk lekli altı adet řirket payının 5 aylık verilerini, FITI Algoritması ile Hindistan Borsası'nda gelecek tahmini yapmada kullanmıřlardır.

Gemici (2012) İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda (Borsa İstanbul) iřlem gren 10 řirkete ait pay deęerlerini incelemiřtir. Bu arařtırmada payların fiyat deęiřimleri birliktelik kuralı analizlerinden Apriori Algoritmasıyla incelenmiř ve yatırımcıların kazançlarını arttırabilmelerini saęlamak amalanmıřtır.

Liao ve Chou alıřmalarında, Ekonomik İřbirlięi ereve Anlařması'na (ECFA) imza atan Tayvan ve in'in pay piyasaları arasındaki eř hareketlilięi incelemiřlerdir. alıřmada kmeleme ve birliktelik analizi kullanılmıřtır. Her iki lkeden otuz endeks analize dahil edilmiřtir. Anlařmanın uygulanması ařamasında endeksler arasında sektrel bazda birlikte hareketler tespit edilmiřtir. Bu hareketlerin portfy eřitlendirme ařamasında karar srelerinde kullanılabileceęi belirtilmiřtir (S.-H. Liao ve Chou, 2013, ss. 1542-1554).

Karpio vd. (2013, 553-559) arařtırmalarında, Varřova Menkul Kıymetler Borsası'nda listelenen paylar arasındaki ortak hareketi keřfetmek iin bir veri madencilięi yaklařımı olan birliktelik analizini kullanmıřlardır. Pazarın davranıřını tanımlamak ve anlamak iin veri madencilięi tekniklerinin, rneęin finans teorisine dayalı fiyatlandırma modellerine gre kullanımda daha esnek olduęunu belirtmiřlerdir. Arařtırmacılara gre belirli varsayımlar yapmadan piyasa davranıřını aıklamada veri madencilięi tekniklerinin kullanımının daha etkili olduęu dřnlmektedir.

Dondurmacı ve ınar (2014, 258-271) İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (Borsa İstanbul), 1990-2010 yıllarında 10 adet bankanın; kapanıř fiyatları, menkul kıymet teknik analizlerinde yaygın biimde kullanılan teknik gstergeler, altın fiyatlarındaki deęiřmeler, dolar kurundaki deęiřmeler ve bazı yurtdıřı borsa gstergeleri alınmıřtır. Veri madencilięinde karar aęacı oluřturularak sınıflandırma yntemi uygulanmıř, yeni bir algoritma geliřtirilmiř ve regresyon karar aęaları oluřturulmuřtur.

nsal 2020 yılında gerekleřtirdięi alıřmasında, Borsa İstanbul'da iřlem gren 408 paya ait kapanıř fiyatı, gn sonu fiyat deęiřimi ve gnlk hacim verilerini kullanmıřtır. Bu veriler zerinden her bir iřlem gn iin K-Means yntemi ile kmeleme yapmıř ardından elde edilen kmelere Birliktelik Kuralı yntemlerinden Apriori algoritmasını uygulamıřtır. Arařtırmacı geliřtirilen yntemin, gnlk fiyat deęiřimine gre birbirleri ile en ok hareket eden paylara ait iliřki kurallarının ortaya ıkarmasında kullanılabileceęini belirtmiřtir (nsal, 2020, ss. 106-112).

Agrawal ve Srikant satıř iřlemleri iliřkilerinde, veri tabanında kullanılan birliktelik kural analizi keřfetme zerine iki yeni algoritma sunmuřlardır. Burada Apriori Hybrid adı verilen karma algoritmanın; iřlem byklę ve veri tabanındaki ęe sayısı bakımından mkemmell leklendirme zelliklerine sahip olduęu sonucuna ulařılmıřtır (Agrawal ve Srikant, 1994, 1-13).

Alan (2002) 31.552 hastaya ait hastane verilerine birliktelik kuralı analizi uygulamıřtır. Servis adlarının deęiřken olarak tanımlandıęı alıřmada, hastanın herhangi bir servise bařvurması



durumunda 1, başvurmadığı servislere de 0 değeri atanmıştır. Çalışmanın sonucunda hastane servislerinin doğru konumlandırılması amaçlanmıştır.

Gökay vd. çalışmalarında dokuz farklı dağıtım merkezine sahip, beş ayrı ürün üreten bir işletmenin satış analizini ele almış ve pazarlama stratejisi oluşturmuşlardır. Çalışmada birliktelik kuralları analizini kullanılmış ve hangi şubede, hangi gün, hangi ürünlerin birlikte satıldığının belirlenmesi amaçlanmıştır (Gökay Emel, Taşkın ve Tok, 2005, 30-59).

Ting vd. (2006, 29-36) stok içi ve stoklar arası ilişkisel sınıflandırmada birliktelik kuralları analizi kullanmışlardır. Altı yıllık günlük stok serileri; aynı sanayi bölgesinde, imalat zinciri aynı olan şirketlerde ve aile şirketlerinde analiz edilmiştir. Sonuç olarak tahmin doğruluğunun geliştirilebilmesi için optimal veya otomatik olarak ayarlanan bir destek sayısı oluşturulması gerektiği sonucuna varılmıştır.

Zhang vd. (2008, 315-318) çalışmada birliktelik kural analizinde yer alan geleneksel Apriori Algoritmasından daha fazla verime sahip olan FP-Growth Algoritması geliştirilmiştir. FP-Tree yapısını sağlayarak, veri madenciliği üzerinde nasıl etkilendiği gözlemlenmiştir. Sonuçta algoritmanın yürütme süresi, bellek kullanımı açısından daha yüksek verimliliğe sahip olduğu bulunmuştur.

Chen vd. (2009, 283-286) bilgisayar kümesinde çalışacak şekilde tasarlanan etkili FP-Growth Algoritması önermişlerdir. Bellek taşmasını önlemek için FP-Tree oluşturmadan projeksiyon yöntemiyle tüm koşullu tabanları bulup, alt işlemleri paralel olarak yürütmüş, iletişim maliyetini etkili şekilde azaltarak, hesaplama hızının hızlandırıldığı sonucuna ulaşmışlardır.

Laokietkul vd. birinci sınıf öğrencilerinin yeteneklerinin belirlenmesi için tam ölçekli sınıf ilişkilendirme kuralı olarak adlandırılan birliktelik kural analizi kullanılmıştır. Demografik veriler ve başarılı olma (iyi, adil, kötü) yeteneklerinin değerlendirilmesi ile tahmin modeli oluşturulmuştur. Sonuç olarak ise en iyi performans düzeyinin gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır (Laokietkul, Utakrit ve Meesad, 2009, 40-44).

Xu ve Zhang (2009, 220-223) birliktelik kuralları analizine dayalı finansal gelir analizi yapmışlardır. 2002-2007 yılları arasında yer alan, şehir geliri veri tabanından katma değer vergisi, ciro vergisi, kurumlar vergisi, kişisel gelirler vergisi, diğer vergiler (şehir bakım inşaat vergisi, konut vergisi, damga vergisi dahil), idari ücretler, cezalar, müsadere ve özel gelir verileri elde edilmiştir. Sonuç olarak; yazılım ve veri madenciliğinin sonuçları gerçek durumla tam olarak uyumlu çıkmamıştır. Bu durumdan dolayı gelirlerin sağlıklı ve hızlı bir şekilde gelişmesini sağlamak için makroekonomik kontrol önlemlerinin güçlendirilmesi ve geliştirilmesi planlanmıştır.

Zhenguo vd. (2009, 351-353) bileşik tek bağlantılı listeye göre geliştirilmiş bir FP-Growth Algoritması önermişlerdir. Önerilen bu yeni algoritmada; ilk olarak sıralama tablosunu oluşturarak tek bağlantılı liste kullanmak ve ikinci olarak FP-Tree ağacı üretmemektir. İki model arasında verimlilik ölçüldüğünde; önerilen model için bellek kullanımında algoritma geliştirildiği görülmüştür.

Karlı (2010, 54) sıralı örüntülerin bulunması için tıp fakültesi merkez laboratuvarından elde edilen verilerle birliktelik kuralları analizinde; FP-Growth Algoritması uygulamıştır. Burada laboratuvar stratejilerinin belirlenmesi ve nihai performansın artırılabilmesi sonucuna ulařılmıştır.

Min vd. (2010, 770-773) alıřmada Tıbbi karar sisteminin desteklenmesinde Apriori Algoritmasına dayalı FP-Growth analizi gerekleřtirmiřtir. Sonuta FP-Growth Algoritmasında seicilik saėlamak için en az sıklıkla kullanılan ögeler kullanılır ve arama süreci yöntem üzerindeki yükü en aza indirir.

Song ve Wei (2011, 1525-1528) dijital kütüphane için birliktelik kural analizinden FP-Growth Algoritmasına dayalı veri madenciliėi arařtırması yapmışlardır. FP-Growth Algoritması ile kütüphane dolařım kayıtlarının toplam kalitesini artırmaya yardımcı olmuş ve büyük bir anlam ifade etmiştir.

Bayram (2014) pazar arařtırması yapan bir řirketin, Türkiye’de yer alan marketlerinde satın alınan ürün grupları arasındaki iliřkiyi birliktelik kural analizi ve istatistiki yöntemler yoluyla çözümlenmiştir. Veri madenciliėinin istatistiksel yöntemlerle birleřtirilmesinin, birliktelik analizine zenginlik katacaėı sonucuna ulařılmıştır.

Söylemez vd. (2016, 11-20) Ankara ilinde 2010 yılında gerekleşen, ölümlü ve yaralamalı bütün trafik kazalarına ait, kaza yapan sürücülerin cinsiyeti, eėitim durumu, yaşı, kaza yapan araçların cinsi, kazanın gerekleştiėi zaman dilimi (gece-gündüz), hava durumu (açık-kapalı), kazanın meydana geldiėi ay, vb. verilerine birliktelik kural analizi uygulamışlardır. alıřmanın sonucunda kaza yapan sürücülerin %95’inin erkek olduėu, sürücülerin %45’inin ilkokul mezunu olduėu ve kazaların çoėunun yerleşim yeri dışında açık havada, gündüz ve aėustos ayında meydana geldiėi görülmüřtür.

Sivri (2015) özel bir řirkete ait e-ticaret perakende giyim verilerine yaş ve cinsiyette ekleyerek hangi ürünleri birlikte satın aldıklarını birliktelik kural analizinden; Apriori ve FP-Growth kuralı kullanarak tespit etmiştir.

Chang vd. (2016, 375-378) sık ürün kümelerinin arttırımlı güncellenme konusundan birliktelik kural analizinde FP-Growth Algoritmasını uygulamışlardır. FP-Growth Algoritması veri setlerindeki iliřki karmařıklıėını önemli düzeyde azaltmaktadır. Yapılan alıřmada, önerilen algoritmanın yürütme süresini önemli ölçüde azaltmasının yanı sıra diėer algoritmalarından daha iyi performans gösterdiėini kanıtlamaktadır.

Dharmaraajan ve Dorairangaswamy (2016, 170-174) web kullanıcılarının birliktelik kural analizinden; FP-Growth ve Apriori algoritmalarıyla tarama ve gezinme veri kalıplarını belirlerken kullanıcı davranıřlarını sınıflandırmış ve performans karřılařtırma yapmışlardır. Yapılan uygulamalar sonucunda FP-Growth Algoritması zaman kullanımını aısından, Apriori Algoritmasından daha iyi performans saėladıėı sonucuna ulařılmıştır.

Pei vd. (2016, 223-226) sayısal verilere dayalı birliktelik kuralları analizinden FP-Growth Algoritmasının paralelleřtirilmesi amaçlanmıştır. alıřmada büyük veri gruplarıyla bařa çıkabilmek FP-Growth Algoritmasına, PNFPGrowth Algoritması önerilerek veri çoėaltma iřlemi ve iletiřim maliyetinin en aza indirilmesi gerekleřtirilmiştir.

Vijayarani ve Sharmila (2016, 1-6) birçok birliktelik kural analizi oluşturmuşlardır. Yapmış oldukları çalışmada; Apriori, Eclat, Dclat, FP-Growth, FIN, AprioriTID, Relim, H-Mine Algoritmalarını kullanmışlardır. Algoritmalar içerisinde kullanılan performans faktörlerini ise; sık kullanılan öğelerin sayısı, bellek gereksinimleri, yürütme süresi, üretilen kuralların sayısı (farklı destek ve güven eşik değerleri), farklı boyutlardaki veri kümeleri oluşturmaktadır. Çalışma sonucunda Dclat Algoritması diğer algoritmalarından daha iyi sonuç vermiştir.

Verma vd. (2017, 2223-2231) başarısızlık oranını azaltmak ve bir sonraki dönem için gerekli önlemleri almak amacıyla öğrencilere ait akademik veri tabanlarına birliktelik kural analizi uygulamıştır.

Timor vd. (2017, 128-147) hazır giyim sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye ait alışveriş kayıtları ve müşteri verilerini ele aldıkları çalışmalarında, birliktelik kuralları analizi ile müşterilerin alışveriş alışkanlıklarını ele almışlardır. Ayrıca kümeleme analizi ile de müşterileri demografik özelliklerine göre kümelere ayırmışlardır.

Dalkılıç ve Aydın (2017, 546-553) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Dokuz Eylül Üniversitesi İİBF öğrencilerinin devamsızlık nedenleri ve devamsızlığın başarı durumu üzerindeki etkilerini araştırmak amacıyla öğrencilere anket uygulaması yapılmıştır. Anketlerden elde edilen veriler birliktelik kural analizinde kullanılmıştır.

Jiang ve Meng (2017, 97-102) birliktelik kural analizinden FP-Growth Algoritmasının paralel bir semasını önermiş ve uygulamışlardır. Önerilen PFP-Growth Algoritmasının daha verimli, veri setinin büyük ve destek değerinin düşük olması çözümü hızı üzerinde etkili olduğunu göstermiştir.

Öztürk ve Tanrısevdi (2017, 131-148) Kuşadası'nı ziyaret eden 408 kurvaziyer ziyaretçisine ait seviz demografik, on iki seyahat davranışı değişkeni, yedi adet tatmin ölçeği (yedi madde), motivasyon ölçeği (on üç madde), davranış niyeti ölçeğinden (on altı madde) oluşan bir veri setine birliktelik kuralları analizi uygulamıştır.

Kalaskar ve Barkade (2018, 1-4) erişim politikaları için özniteliğe dayalı erişim kontrolünü birliktelik kural analizi FP-Growth Algoritmasında uygulamışlardır. Algoritmada kullanılan demet (tuple veri) tekrar ve kullanıcı izni ilişkisindeki ilişkiyi geliştirmek için kullanılmıştır. Sonuç olarak bu verilerin kullanılmasının, performans üzerinde yer alan mevcut sistemden, daha iyi olduğu görülmüştür.

Kumar vd. (2018, 2341-49) çalışmalarında bir süper markete ait beş aylık satış verilerine birliktelik kuralları analizi uygulamış ve uygun ürün konumlandırılması ve promosyon planı belirlenmesi amaçlanmıştır.

Sağın (2018) perakende sektöründe faaliyet gösteren hırdavat şirketinin beş buçuk yıllık verileri üzerinde çalışma yapmıştır. Çalışmada market sepet analizi uygulanarak birbirleriyle ilişkili olan ürünlerin kategorileri belirlenmiştir. Birliktelik kural analizinde; Apriori ve FP-Growth Algoritmaları çalıştırılarak veri setlerindeki kıyaslanmalar gözlemlenmiş ve tutarlılıklarına bakılmıştır.

Zerman (2018) yoğun yolcu trafiğine sahip havalimanlarında bulunan yiyecek içecek firmalarının sattıkları ürünler üzerinde birliktelik kural analizi; Apriori, Apriori-TID, ECLAT, FP-Growth

Algoritmalarını kullanmıřtır. Yapılan analizler sonucunda; satıř yerlerindeki kampanyaların, reyon ve raflardaki rn yerleřiminin yeniden dzenlenmesi ile krlılıđın en st seviyeye ıkarılabilmesi; satıř stratejisinin ve bakıř aısının deđiřtirilmesi gerektiđi sonucuna ulařılmıřtır.

Bardak ve Bardak (2019, 58-60) veri madenciliđinde sıklıkla kullanılan birliktelik kural analizini, belirlenmiř yař, cinsiyet, blm, akademik bařarı gibi veriler ile analiz etmiřtir. Rapidminer yazılımla analiz yapıldıktan sonra; akademik bařarının arkadařlık iliřkileri zerinde etkili olduđu grlmřtr.

Islamiyah vd. (2019, 320-323) birliktelik kural analizinde Apriori ve FP-Growth Algoritmasını karřılařtırarak, satıř iřlemlerinde tketicinin satın alma modelleri incelemiřtir. FP-Growth Algoritmasının, Apriori Algoritmasına gre daha hızlı sonuca eriřtiđi bulunmuřtur.

Karasu (2019) alıřmasında bir firmaya ait perakende sektrnde hızlı tketiciler iin satıř yapan market zincirini ele almıřtır. Burada 13 řube iin; satıř hacmi, mřteri sayısı, kuruluř yeri, ciro, raftaki rn eřitliliđi, mevsimsel etki dikkate alınmıřtır. Uygulamada birliktelik kural analizinden; Apriori Algoritması kullanılarak 13 řube iin elde edilen tm veriler firmanın yararına sonu vermiřtir.

### 3. Uygulama

Bu alıřmada bir portfy oluřturmak amacıyla birlikte hareket eden paylar ve makroekonomik deđiřkenler veri madenciliđi sreci kullanılarak tespit edilmiřtir. Kullanılan paylar Borsa İstanbul 30 (BIST-30) endeksinde yer almaktadır. Gnmzde Borsa İstanbul'a yerli yatırımcı ilgisinin artması ve yerli yatırımcıların, payları elde tutma srelerinin de kısalması nedeniyle arařtırmanın gnlk verilerle gerekleřtirilmesinin daha yararlı sonular vereceđi dřnlmřtr. Bu nedenle arařtırmada yer alan deđiřkenlerin gnlk verileri kullanılmıřtır. Kaynađından aylık olarak yayımlanan bazı makroekonomik deđiřkenlere ait aylık veriler, modele dahil edilebilmeleri iin ilgili ayın gnlk verisi olarak kabul edilmiřtir.

#### 3.1. Veri Seti

alıřma iin iki grup veri ele alınmıřtır. Birinci grup veri, Borsa İstanbul 30 Endeksi'nde (BIST-30) yer alan payların 06.11.2014 ile 05.11.2019 dnemi gnlk kapanıř fiyatlarıdır. Arařtırmaya bařlanan tarihten nceki son beř yıl verileri arařtırma dnemini oluřturmuřtur. Finans piyasalarının dinamik yapısı dřnldđnde son beř yıla iliřkin bulguların daha fazla yol gsterici olabileceđi dřnlmř ve bu dneme iliřkin gnlk veriler alıřma kapsamına alınmıřtır. 2019 yılının 4. eyređi itibarıyla endekste yer alan paylar analize dahil edilmiřtir. BIST-30 endeksinde yer alan paylar iřlem hacmi ve piyasa deđeri aısından deđerlendirildiđinde Borsa İstanbul'daki en byk řirketlerdir. Ayrıca, Borsa İstanbul'un 31.12.2019 tarihli raporuna gre, Borsa İstanbul'un temel gstergesi BIST 100 endeksi toplam iřlem hacminin %79'u, tm iřlemlerin de %70'i Borsa İstanbul 30 endeksi paylarından oluřmuřtur. Bu nedenle BIST-30 endeksine dahil olan paylar analize dahil edilmiřtir. Paylara

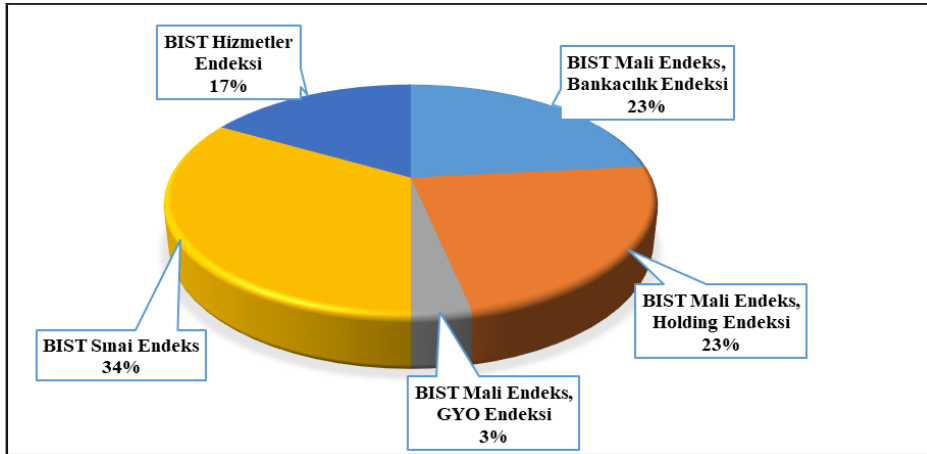
ait ayrıntılı bilgi Tablo 2'de ve yüzdeler gösterimi Şekil 2'de sunulmuştur. Pay fiyat bilgileri Yahoo Finance ve investing.com web sayfalarından elde edilip analize hazır hale getirilmiştir.

**Tablo 2:** Araştırmaya Dahil Edilen Payların Sektörlere Göre Dağılımı

Sıra No	Sektör	Pay Sayısı	Sektördeki Paylar
1	BIST Mali Endeks, Bankacılık Endeksi	7	Akbank (AKBNK), Garanti Bankası (GARAN), Halkbank (HALKB), İş Bankası (ISCTR), Türkiye Sınai Kalkınma Bankası (TSKB), Vakıfbank (VAKBN), Yapı Kredi Bankası (YKBNK)
2	BIST Mali Endeks, Holding Endeksi	7	Doğan Holding (DOHOL), Koç Holding (KCHOL), Sabancı Holding (SAHOL), Şişecam (SISE), Tav Havalimanları (TAVHL), Tekfen Holding (TKFEN)
3	BIST Mali Endeks, GYO Endeksi	1	Emlak Konut GYO (EKGYO)
4	BIST Sınai Endeks	10	Arçelik (ARCLK), Ereğli (EREGL), Ford Otosan (FROTO), Koza Anadolu Metal Maden (KOZAA), Koza Altın (KOZAL), Kardemir (KRDMD), Petkim (PETKM), Soda Sanayi (SODA), Tofaş (TOASO), Tüpraş (TUPRS)
5	BIST Hizmetler Endeksi	5	BİM (BIMAS), Pegasus (PGSUS), Turkcell (TCELL), Türk Hava Yolları (THYAO), Türk Telekom (TTKOM)

Kaynak: ("Borsa İstanbul Endeksleri", 2020)

**Şekil 2:** Araştırmaya Dahil Edilen Payların Sektörlere Göre Yüzdeler Dağılımı



Kaynak: ("Borsa İstanbul Endeksleri", 2020)

Geleneksel portföy yaklaşımı portföy riskinin minimize edilmesi için yatırım aracı çeşitlendirmesini önerir. Geleneksel yöntemden sonra ortaya konan modern portföy teorileri ise yatırım araçlarının bireysel riskleriyle birlikte portföyün toplam riskini de dikkate alır. Bu iki temel yaklaşımdan sonra arbitraj fiyatlama modeli ise portföyün riskinin yalnızca portföye dahil edilen yatırım araçlarından oluşmadığını makroekonomik değişkenlerin de portföy riskini etkilediğini ortaya koymuştur. Bu da sistematik risk olarak adlandırılır (Roll ve Ross, 1984, 14-26).

Arařtırmada deęiřkenler belirlenirken arbitraj fiyatlama modeli de dikkate alınmıřtır. İkinci grup veri, pay fiyatlarını etkileme gücüne sahip olan makroekonomik deęiřkenlerdir. Bu deęiřkenler hem ulusal hem de uluslararası literatür taranarak tespit edilmiřtir. Arařtırmaya dahil edilen makroekonomik deęiřkenlere iliřkin bilgiler Tablo 3'te sunulmuřtur.

**Tablo 3:** Arařtırmaya Dahil Edilen Makroekonomik Deęiřkenler

Sıra No	Arařtırmaya Dahil Edilen Makroekonomik Deęiřkenler	Kaynak	Literatürde Deęiřkenin Kullanıldıęı alıřmalar
1	M1 Para Arzı (M1)	TCMB	Ndlovu, Faisal, Reřatoęlu (2018, 87), Okyay, Güzel ve Acar (2017, 515), Sancar, Uęur ve Akbař (2017, 1777)
2	Altın Ons Fiyatı (ALTIN)	TCMB	Özer, Kaya ve Özer (2011, 169), Cořkun ve Ümit (2016, 54), Raza, Jawad Hussain Shahzad, Tiwari ve Shahbaz (2016, 290)
3	İhracatın İthalatı Karřılama Oranı(İİKO)	TÜİK	Sevin (2014, 277)
4	Sanayi Üretim Endeksi (SÜE)	TÜİK	Fama (1981, 555), Koyuncu (2018, 620), Humpe ve Macmillan (2009, 111)
5	Döviz Sepeti (DÖVİZ)	TCMB	Tiryaki, Erdoęan ve Ceylan (2017, 306), Ndlovu ve dięerleri (2018, 91), Aktař, Kayalıdere ve Karatař (2018, 365)
6	İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı (İS-KKO)	TCMB	Aktař ve Akdaę (2013, 57)
7	Faiz (FAİZ)	TCMB	Ratanapakorn ve Sharma (2007, 369), Ray (2012, 473), Koyuncu (2018, 620)
8	Üretici Fiyat Endeksi (ÜFE)	TCMB	Geske ve Roll (1983, 1), Tiryaki ve dięerleri (2017, 306), Sharpe (1999, 2)
9	Finansal Hizmetler Güven Endeksi (FHGE)	TCMB	Aktař ve Akdaę (2013, 57)
10	Uluslararası Doğrudan Yatırımlar (UDY)	TCMB	Umer (2016, 10)
11	Ham Petrol (OIL)	yahoo finance	Bulut (2013, 146), Güngör ve Kaygın (2015, 157), Okyay vd. (2017, 515), Tiryaki vd. (2017, 306)
12	S&P 500 Endeksi (S&P500)	investing.com	Berument ve İnce (2005, 59), Daęlı ve Ayaydın (2012, 52), Tiryaki vd. (2017, 306)

Para arzı, ihracatın ithalatı karřılama oranı, sanayi üretim endeksi, imalat sanayi kapasite kullanım oranı, üretici fiyat endeksi, finansal hizmetler güven endeksi ve uluslararası doğrudan yatırımlar veri kaynaęı kuruluşlar tarafından aylık açıklanır. Pay verileri günlük veriler olduęu için aylık açıklanan makroekonomik deęiřkenlere ait veriler o ayın tamamının günlük verisi gibi deęerlendirilmiřtir.

### 3.2. Bulgular

Arařtırmada iki farklı veri setiyle, iki grup bulgu elde edilmiřtir. Birinci grup bulgular, tüm paylar ve tüm makroekonomik deęiřkenlerin analize dahil edildięi bulgulardır. Burada 81 kural bulunmuřtur. Bu kuralların 77 tanesi BIST-30 endeksine dahil olan banka payları arasındadır. Bu durumda

bankacılık sektörü şirketleri baskın bir biçimde birlikte hareket etmektedir denilebilir. İlk veri setiyle elde edilen birliktelik kurallarından %95 güven aralığında yer alanlar Tablo 4'te sunulmuştur.

**Tablo 4:** Tüm Değişkenler İçin %95 Güven Aralığında Yer Alan Birliktelik Kuralları

Sıra	Birliktelik Kuralları	Conf.	Lift	Lev.	Conv.
1	ÜFE=1, ALTIN=1: 574 ==> S&P500=1: 554	0,97	1,36	0,11	7,93
2	ALTIN=1: 664 ==> S&P500=1: 638	0,96	1,35	0,13	7,13
3	HALKB=1, VAKBN=1, GARAN=1: 495 ==> YKBNK=1: 471	0,95	1,74	0,15	8,95
4	HALKB=1, ISCTR=1, GARAN=1: 493 ==> YKBNK=1: 469	0,95	1,74	0,15	8,91
5	HALKB=1, ISCTR=1, AKBNK=1: 483 ==> VAKBN=1: 458	0,95	1,77	0,15	8,64
6	YKBNK=1, ISCTR=1, AKBNK=1: 499 ==> GARAN=1: 473	0,95	1,82	0,16	8,88
7	YKBNK=1, HALKB=1, AKBNK=1: 489 ==> GARAN=1: 463	0,95	1,82	0,16	8,7
8	ISCTR=1, VAKBN=1, GARAN=1: 505 ==> YKBNK=1: 478	0,95	1,73	0,15	8,15
9	HALKB=1, ISCTR=1, GARAN=1: 493 ==> VAKBN=1: 466	0,95	1,77	0,16	8,19

(Tablo başlık satırında yer alan Conf.; güven düzeyini, Lift; birlikte hareket etme katsayısını, Lev.; kaldırma etkisini ve Conv.; ilişki düzeyini göstermektedir.)

Tablo 4'te verilen 1 numaralı birliktelik kuralı yorumlandığında; araştırma döneminde (1303 gün) üretici fiyat endeksi (ÜFE) ile altın ons fiyatı (ALTIN) değişkenleri 574 kez aynı yönde birlikte hareket etmiştir. S&P500 endeksi de bu iki değişkenin beraber görüldüğü kümelerde 554 kez yer almıştır yani birliktelik hareketine katılmıştır. Bu kuralın güven ölçütü ise 554/574 işlemi sonucu %97 olarak hesaplanmıştır. Buradaki birliktelik hareketi nedensellik ilişkisinden öte finans piyasalarını ilgilendiren gelişmelere verilen eş zamanlı tepkinin yansımasıdır.

Bir diğer bulgu; altın ons fiyatı ile S&P500 endeksi arasındaki birliktelik ilişkisidir. Bu değişkenler de 638 kez birlikte hareket etmiştir. Tablo 4'te yer alan diğer 7 birliktelik kuralının tamamında da paylar yer almıştır. Bu payların tamamı banka paylarıdır. Bu paylar BIST Mali Endeks, Bankacılık Endeksi paylarıdır. 3. birliktelik kuralına göre Halk Bankası, Vakıfbank ve Garanti Bankası payları 495 kez birlikte hareket etmiştir. Yapı Kredi Bankası da 471 kez bu banka paylarına eşlik etmiştir. Diğer kuralların tamamında da bankaların birlikte hareket ettiği görülmektedir. BIST-30 endeksi içerisinde yer alan bankalardan sadece bir tanesi birliktelik kurallarında yer almamıştır. Bu banka Türkiye Sınai Kalkınma Bankası'dır. Türkiye Sınai Kalkınma Bankası'nı diğer bankalardan ayıran özellik faaliyet konusu itibarıyla bu bankanın bireysel bankacılık yapmamasıdır. Türkiye Sınai Kalkınma Bankası kalkınma ve yatırım bankası olarak faaliyetlerini sürdürmektedir. TSKB dışındaki bankacılık paylarının etkisi olmaksızın değişkenlerin birlikte hareketini inceleyebilmek için ikinci grup veri setine bankacılık payları dahil edilmemiştir. İkinci grup veri seti ile elde edilen birliktelik kurallarından %95 ve daha fazla güven düzeyine sahip birliktelik kuralları analizi Tablo 5'te verilmiştir.

**Tablo 5:** Bankacılık Endeksi Dışındaki Veriler İçin %95 Güven Aralığında Yer Alan Birliktelik Kuralları

Sıra	Birliktelik Kuralları	Conf.	Lift	Lev.	Conv.
1	İİKO=1, ALTIN=1: 371 ==> S&P500=1: 363	0,98	1,38	0,08	11,96

2	ÜFE=1, İİKO=1, ALTIN=1: 342 ==> S&P500=1: 334	0,98	1,38	0,07	11,02
3	ÜFE=1, İSKKO=1, ALTIN=1: 316 ==> S&P500=1: 308	0,97	1,37	0,06	10,19
4	ÜFE=1, SÜE=1, ALTIN=1: 304 ==> S&P500=1: 296	0,97	1,37	0,06	9,8
5	ÜFE=1, TUPRS=1, ALTIN=1: 332 ==> S&P500=1: 322	0,97	1,37	0,07	8,76
6	ÜFE=1, ALTIN=1, FHGE=1: 296 ==> S&P500=1: 287	0,97	1,37	0,06	8,59
7	TTKOM=1, ALTIN=1: 357 ==> S&P500=1: 346	0,97	1,37	0,07	8,63
8	SÜE=1, ALTIN=1: 357 ==> S&P500=1: 346	0,97	1,37	0,07	8,63
9	ÜFE=1, TTKOM=1, ALTIN=1: 307 ==> S&P500=1: 297	0,97	1,36	0,06	8,1
10	İSKKO=1, ALTIN=1: 367 ==> S&P500=1: 355	0,97	1,36	0,07	8,19
11	ÜFE=1, TCELL=1, ALTIN=1: 299 ==> S&P500=1: 289	0,97	1,36	0,06	7,89
12	EREGL=1, ALTIN=1: 351 ==> S&P500=1: 339	0,97	1,36	0,07	7,83
13	TUPRS=1, ALTIN=1: 379 ==> S&P500=1: 366	0,97	1,36	0,07	7,85
14	ÜFE=1, ALTIN=1: 574 ==> S&P500=1: 554	0,97	1,36	0,11	7,93
15	ÜFE=1, EREGL=1, ALTIN=1: 312 ==> S&P500=1: 301	0,96	1,36	0,06	7,54
16	ÜFE=1, KCHOL=1, ALTIN=1: 312 ==> S&P500=1: 301	0,96	1,36	0,06	7,54
17	ÜFE=1, KOZAL=1, ALTIN=1: 336 ==> S&P500=1: 324	0,96	1,36	0,07	7,5
18	TCELL=1, ALTIN=1: 355 ==> S&P500=1: 342	0,96	1,36	0,07	7,36
19	KOZAL=1, ALTIN=1: 382 ==> S&P500=1: 368	0,96	1,36	0,07	7,39
20	ÜFE=1, DÖVİZ=1, ALTIN=1: 297 ==> S&P500=1: 286	0,96	1,36	0,06	7,18
21	TKFEN=1, ALTIN=1: 347 ==> S&P500=1: 334	0,96	1,36	0,07	7,19
22	ALTIN=1, FHGE=1: 342 ==> S&P500=1: 329	0,96	1,36	0,07	7,09
23	FAİZ=1, İİKO=1: 368 ==> ÜFE=1: 354	0,96	1,14	0,03	3,82
24	ÜFE=1, SAHOL=1, ALTIN=1: 313 ==> S&P500=1: 301	0,96	1,35	0,06	6,98
25	SAHOL=1, ALTIN=1: 360 ==> S&P500=1: 346	0,96	1,35	0,07	6,96
26	KCHOL=1, ALTIN=1: 360 ==> S&P500=1: 346	0,96	1,35	0,07	6,96
27	ALTIN=1: 664 ==> S&P500=1: 638	0,96	1,35	0,13	7,13
28	ÜFE=1, M1=1, ALTIN=1: 357 ==> S&P500=1: 343	0,96	1,35	0,07	6,9
29	EKGYO=1, ALTIN=1: 377 ==> S&P500=1: 362	0,96	1,35	0,07	6,84
30	ÜFE=1, KRDMMD=1, ALTIN=1: 325 ==> S&P500=1: 312	0,96	1,35	0,06	6,73
31	ÜFE=1, SODA=1, ALTIN=1: 324 ==> S&P500=1: 311	0,96	1,35	0,06	6,71
32	ÜFE=1, TAVHL=1, ALTIN=1: 323 ==> S&P500=1: 310	0,96	1,35	0,06	6,69
33	ÜFE=1, SISE=1, ALTIN=1: 321 ==> S&P500=1: 308	0,96	1,35	0,06	6,65
34	M1=1, İSKKO=1, İİKO=1: 296 ==> ÜFE=1: 284	0,96	1,14	0,03	3,55
35	ÜFE=1, BIMAS=1, ALTIN=1: 295 ==> S&P500=1: 283	0,96	1,35	0,06	6,58
36	KRDMMD=1, ALTIN=1: 367 ==> S&P500=1: 352	0,96	1,35	0,07	6,65
37	PETKM=1, ALTIN=1: 365 ==> S&P500=1: 350	0,96	1,35	0,07	6,62
38	ÜFE=1, PETKM=1, ALTIN=1: 316 ==> S&P500=1: 303	0,96	1,35	0,06	6,55
39	ÜFE=1, KOZAA=1, ALTIN=1: 311 ==> S&P500=1: 298	0,96	1,35	0,06	6,44
40	PGSUS=1, ALTIN=1: 382 ==> S&P500=1: 366	0,96	1,35	0,07	6,52
41	ÜFE=1, DOHOL=1, ALTIN=1: 358 ==> S&P500=1: 343	0,96	1,35	0,07	6,49
42	ÜFE=1, FAİZ=1, ALTIN=1: 334 ==> S&P500=1: 320	0,96	1,35	0,06	6,46
43	ÜFE=1, FROTO=1, ALTIN=1: 334 ==> S&P500=1: 320	0,96	1,35	0,06	6,46
44	KOZAA=1, ALTIN=1]: 355 ==> S&P500=1: 340	0,96	1,35	0,07	6,44
45	ÜFE=1, TKFEN=1, ALTIN=1: 306 ==> S&P500=1: 293	0,96	1,35	0,06	6,34
46	THYAO=1, ALTIN=1: 348 ==> S&P500=1: 333	0,96	1,35	0,07	6,31



47	DOHOL=1, ALTIN=1: 414 ==> S&P500=1: 396	0,96	1,35	0,08	6,32
48	BIMAS=1, ALTIN=1: 345 ==> S&P500=1: 330	0,96	1,35	0,07	6,26
49	M1=1, ALTIN=1: 410 ==> S&P500=1: 392	0,96	1,35	0,08	6,26
50	FROTO=1, ALTIN=1: 386 ==> S&P500=1: 369	0,96	1,35	0,07	6,22
51	KOZAL=1, KOZAA=1, ALTIN=1: 290 ==> S&P500=1: 277	0,96	1,35	0,05	6,01
52	ÜFE=1, PGSUS=1, ALTIN=1: 334 ==> S&P500=1: 319	0,96	1,35	0,06	6,06
53	TSKB=1, ALTIN=1: 399 ==> S&P500=1: 381	0,96	1,35	0,08	6,09
54	ALTIN=1, UDY=1: 288 ==> S&P500=1: 275	0,95	1,35	0,05	5,97
55	TAVHL=1, ALTIN=1: 375 ==> S&P500=1: 358	0,95	1,34	0,07	6,04
56	SISE=1, ALTIN=1: 374 ==> S&P500=1: 357	0,95	1,34	0,07	6,03
57	ÜFE=1, EKGYO=1, ALTIN=1: 330 ==> S&P500=1: 315	0,95	1,34	0,06	5,98
58	TOASO=1, ALTIN=1: 348 ==> S&P500=1: 332	0,95	1,34	0,07	5,94
59	ÜFE=1, THYAO=1, ALTIN=1: 304 ==> S&P500=1: 290	0,95	1,34	0,06	5,88
60	ÜFE=1, TOASO=1, ALTIN=1: 304 ==> S&P500=1: 290	0,95	1,34	0,06	5,88
61	SODA=1, ALTIN=1: 369 ==> S&P500=1: 352	0,95	1,34	0,07	5,95
62	TSKB=1, EKGYO=1, ALTIN=1: 278 ==> S&P500=1: 265	0,95	1,34	0,05	5,76
63	ÜFE=1, TSKB=1, ALTIN=1: 341 ==> S&P500=1: 325	0,95	1,34	0,06	5,82
64	TSKB=1, SAHOL=1, ALTIN=1: 276 ==> S&P500=1: 263	0,95	1,34	0,05	5,72
65	DÖVİZ=1, ALTIN=1: 339 ==> S&P500=1: 323	0,95	1,34	0,06	5,78
66	ASELS=1, ALTIN=1: 358 ==> S&P500=1: 341	0,95	1,34	0,07	5,77
67	ARCLK=1, ALTIN=1: 355 ==> S&P500=1: 338	0,95	1,34	0,07	5,72
68	ÜFE=1, ASELS=1, ALTIN=1: 310 ==> S&P500=1: 295	0,95	1,34	0,06	5,62
69	ÜFE=1, ARCLK=1, ALTIN=1: 307 ==> S&P500=1: 292	0,95	1,34	0,06	5,57
70	PGSUS=1, THYAO=1, ALTIN=1: 285 ==> S&P500=1: 271	0,95	1,34	0,05	5,51
71	FAİZ=1, ALTIN=1: 379 ==> S&P500=1: 360	0,95	1,34	0,07	5,5
72	S&P500=1, İSKKO=1, İİKO=1: 298 ==> ÜFE=1: 283	0,95	1,12	0,02	2,9
73	İSKKO=1, İİKO=1: 415 ==> ÜFE=1: 393	0,95	1,12	0,03	2,81
74	DOHOL=1, TSKB=1, ALTIN=1: 281 ==> S&P500=1: 266	0,95	1,33	0,05	5,09
75	TSKB=1, PGSUS=1, ALTIN=1: 277 ==> S&P500=1: 262	0,95	1,33	0,05	5,02
76	TAVHL=1, EREGL=1, THYAO=1, KCHOL=1: 277 ==> SAHOL=1: 262	0,95	1,77	0,09	8,05

(Tablo başlık satırında yer alan Conf.; güven düzeyini, Lift; birlikte hareket etme katsayısını, Lev; kaldıraç etkisini ve Conv; ilişki düzeyini göstermektedir.)

Bankacılık endeksi payları analiz dışında tutulduğunda %95 güven düzeyinde tespit edilen birliktelik kuralları Tablo 5'te gösterilmiştir. Burada 76 adet kural tespit edilmiştir. 76 birliktelik kuralının 71 tanesinde Altın yer almıştır. Altın ile S&P500 endeksi arasında çok belirgin bir birliktelik görülmektedir. Ayrıca bu analizde USD bazında altın ons fiyatıyla birliktelik kuralı olmayan pay yoktur. Madencilik sektöründe faaliyet gösteren KOZAL ve KOZAA şirketleriyle Altın arasında birliktelik kuralı tespit edilmiştir (51. Kural). 76 birliktelik kuralından yalnızca 7 tanesinde iki veya daha fazla payın birlikte hareketi bulunmaktadır (51, 62, 64, 70, 74, 75, 76). Ayrıca havacılık sektöründen Türk Hava Yolları ile Pegasus Hava Yolları arasında da birliktelik kuralı tespit edilmiştir (70. Kural). Bu şirketler ve Altın 285 kez birlikte hareket etmiştir. 76. birliktelik kuralında Tav Hava Limanları Holding,

Eređli Demir elik Fabrikası, Trk Hava Yolları ve Ko Holding %95 gven dzeyinde 277 kez birlikte hareket etmiřtir. Sabancı Holding de 262 kez bu paylar ile birlikte hareket etmiřtir.

## Sonuç

Pay piyasalarında yatırımcıların cevabını aradıđı  temel soru; hangi yatırım aracına yatırım yapılmalı, bunun zamanlaması ne olmalı ve ne miktarda yatırım yapılmalıdır. Birliktelik analizi bu sorulardan ilk ikisinin cevaplanmasına yardımcı olabilecek bir analizdir. Bu alıřma ile pay piyasalarında ve makroekonomik deđiřkenlerde meydana gelen deđiřimlerden yararlanarak yatırımcıların hangi yatırım aralarına yatırım yapabileceđi veya hangi yatırım aralarını takip edebileceđi ortaya konmaya alıřılmıřtır. Makroekonomik deđiřkenler ile payların birlikte analiz edilmesi nedensellik iliřkisi incelemekten daha ok alternatif yatırım aralarının birlikte hareketini incelemek amacıyla yapılmıřtır. rneđin altın, dviz ve faiz deđiřkenleri ile payların birlikte hareketi yatırımları ynlendirme aısından yararlı bir bilgidir. Bu alıřmadan elde edilen en temel sonu; Borsa İstanbul 30 endeksinde yer alan paylardan mali endeks bnyesinde bankacılık endeksi paylarının byk oranda birlikte hareket etmesidir. Akbank (AKBNK), Garanti Bankası (GARAN), Halkbank (HALKB), İř Bankası (ISCTR), Vakıfbank (VAKBN) ve Yapı Kredi Bankası'nın (YKBNK) birlikte hareketi tespit edilmiřtir. Bu hareketi desteklemeyen tek pay Trkiye Sınai Kalkınma Bankası'dır. Bu banka da alıřma řekli ile diđerlerinden farklıdır. Portfy yneticileri portfy eřitlendirmesi yaparken birlikte hareket eden yatırım aralarına portfylerinde yer veremeyecektir. Dolayısıyla yukarıda sayılan banka paylarını eřitlendirme amalı kullanmak yanlıř bir deđerlendirme olabilir. nk biri ykselirken diđer de ykselecek, biri dřerken diđer de dřecektir. Diđer taraftan pay piyasasında yukarı ynl hareket yařandığında ve birlikte hareket eden payların bir kısmında ykseliř yařanırken bir kısmı henz ykselmemiřse bu durumda potansiyel ykseliřten yararlanmak iin henz ykselmemiř olan paylardan alınıp fırsat deđerlendirilebilir. Bu durum pay piyasalarında dřř yařanırken de uygulanabilir. Dřř anında birlikte hareket eden paylardan bir kısmı dřerken bir kısmı henz dřmemiřse ve bu paylar portfymzde varsa bu durumda payların satıřı gerekleřtirilerek olası zardan korunmak mmkndr. Ayrıca aıđa satıř imknı varsa da potansiyel kardan yararlanma durumu olabilir.

Bankacılık endeksi dıřındaki paylar ve makroekonomik deđiřkenlerden oluřan veri seti ile elde edilen sonulara gre aynı sektrlerde faaliyet gsteren řirketlerin birlikte hareketi tespit edilmiřtir. Madencilik sektrnden Koza Anadolu Metal Maden (KOZAA) ve Koza Altın (KOZAL) řirketleri ile havacılık sektrnden Pegasus (PGSUS) ve Trk Hava Yolları (THYAO) birlikte hareket etmektedir. Elde edilen bu bilgiler iřıđında KOZAA ve KOZAL paylarının eřitlendirme amalı kullanılmayacađı aıktır.

Diđer bir nemli sonu; uluslararası piyasalarda Altın ons fiyatı (USD) ykseldike Borsa İstanbul 30 endeksinde faaliyet gsteren banka dıřı řirketlerin tamamı da kayda deđer biimde birlikte hareket etmektedir yani ykselmektedir. Yine uluslararası piyasalarda Altın ons fiyatı ile S&P500 endeksi arasındaki birliktelik kuralı da dikkat eken bir diđer kuraldır. Bu arařtırmada veri seti olarak sadece paylar kullanılmamıřtır. Paylara ilave bazı alternatif yatırım araları ve bazı makroekonomik deđiřkenler de kullanılmıřtır. Bu araların paylarla birlikte hareketi de bulgularda yer aldıđına gre

uluslararası piyasalarda fiyatı oluşan bu araçlar, altın gibi, yükselişe geçtiğinde paylara yatırım yapma zamanının geldiği düşünülebilir.

Bireysel ve kurumsal yatırımcıların, portföy oluşturma ve yönetme süreçlerinde veri madenciliği kapsamında birliktelik analizlerinden yararlanabileceği düşünülmektedir. Ayrıca birliktelik algoritmaları ile elde edilen bilgiler ilerleyen dönemde sermaye piyasalarında karar verme süreçlerini kolaylaştırmayı amaçlayan finansal teknoloji uygulamaları için de veri kaynağı olarak kullanılabilir.

## KAYNAKÇA

- ABAZEED Ashraf, Ali MAMAT, Md Nasir SULAIMAN, and Hamidah IBRAHIM., “Scalable Approach for Mining Association Rules from Structured XML Data”, 2009 2nd Conference on Data Mining and Optimization, Kajang, Malaysia: IEEE, 2009, ss. 5-9, doi:10.1109/DMO.2009.534.1918.
- AGRAWAL Rakesh, Ramakrishnan SRIKANT, “Fast Algorithms for Mining Association Rules”, 20th VLDB Conference, Chile, 1994, s. 13.
- AKTAŞ Hüseyin, Koray KAYALIDERE, Yasemin KARATAŞ, “Petrol, Dolar Kuru ve Hisse Senedi Piyasası Arasındaki Ortalama-Oynaklık Yayılım Etkisi: BIST100 Üzerine Bir Uygulama”. Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi, (2018), 354-377.
- AKTAŞ Metin, Saffet AKDAĞ, “Türkiyede Ekonomik Faktörlerin Hisse Senedi Fiyatları ile İlişkilerinin Araştırılması”, International Journal Social Science Research, 2(2), (2013), ss. 50-67.
- ALAN Mehmet Ali, Elektronik Ticaret ve İşletmeden Tüketiciye (B2C) Modeli Uygulaması, (Doktora Tezi Tezi), Sivas: Cumhuriyet Üniversitesi, 2002.
- ARGIDDI Rajesh, S. S. APTE, “Future Trend Prediction of Indian IT Stock Market using Association Rule Mining of Transaction data”, International Journal of Computer Applications, C. 39, S. 10 (2012), ss. 30-34, doi:10.5120/4858-7132.
- BARDAK Timuçin, Selahattin BARDAK, “Evaluation of the University Students Friendship Status Effect on Their Academic Achievement with Data Mining Techniques”, 4th International Symposium on Innovative Approaches in Engineering and Natural Sciences Proceedings, SETSCI, 2019, ss. 58-60, doi:10.36287/setsoci.4.6.022.
- BAYRAM Onur, Birliktelik Analizi Ve Bir Uygulaması, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), İstanbul: Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, 2014.
- BERUMENT Hakan, Onur İNCE, “Effect of S&P500’S return on emerging markets: Turkish experience” Applied Financial Economics Letters, (2005), pp. 59-64.
- BRAMER Max A., Principles of Data Mining, Third edition., London: Springer, 2016, s. 3.
- BULUT Şahin, “Türkiyede Seçilmiş Makroekonomik Değişkenler ile İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) Aarasındaki İlişki”, Aydın: Yüksek Lisans Tezi, T.C. Adnan Menderes Üniversitesi, SBE, İktisat Anabilim Dalı, (2013).
- CABENA Peter, (ed.), Discovering data mining: from concept to implementation, Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 1998, s. 12.
- CHANG, Hong-Yi, Jia-Chi LIN, Mei-Li CHENG, and Shih-Chang HUANG, “A Novel Incremental Data Mining Algorithm Based on FP-Growth for Big Data”, 2016 International Conference on Networking and Network Applications (NaNA), Hakodate City, Hokkaido, Japan: IEEE, 2016, ss. 375-78, doi:10.1109/NaNA.2016.77.

- CHEN Min, XueDong GAO, HuiFei LI, “An Efficient Parallel FP-Growth Algorithm”, 2009 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery, Zhangjiajie, China: IEEE, 2009, ss. 283-86, doi:10.1109/CYBERC.2009.534.2148.
- COŐKUN, Yener, A. znur MİT, “Trkiye’de Hisse Senedi ile Dviz, Mevduat, Altın, Konut Piyasaları Arasındaki EŐbtnleŐme İliŐkilerinin Analizi”, Business and Economics Research Journal, 7(1), (2016), 47-69. doi:10.20409/berj.201.611.6804 s.54.
- DAĐLI Hseyin, Hasan AYAYDIN, “GeliŐen Piyasalarda Hisse Senedi Getirisini Etkileyen Makroekonomik DeĐiŐkenler zerine Bir İnceleme: Panel Veri Analizi”, Atatrk niversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 26(3-4), (2012), 45-65.
- DALKILI FeriŐtah, mer AYDIN, “The factors affecting the non-attendance behaviors of the students in the faculty of economics and administrative sciences in Dokuz Eyll University”, Journal of Higher Education and Science, C. 7, S. 3 (2017), s. 546, doi:10.5961/jhes.2017.231.
- DHARMARAJAN K., M. A. DORAIRANGASWAMY, “Analysis of FP-Growth and Apriori Algorithms on Pattern Discovery from Weblog Data”, 2016 IEEE International Conference on Advances in Computer Applications (ICACA), Coimbatore, India: IEEE, 2016, ss. 170-74, doi:10.1109/ICACA.2016.788.7945.
- DONDURMACI Glser Acar, AyŐe INAR, “Finans Sektrnde Veri MadenciliĐi Uygulaması”, Akademik Sosyal Arařtırmalar Dergisi, C. 2, S. 1 (2014), s. 258-271.
- DŐL Ayhan, Veri MadenciliĐinde Market Sepet Analizi Ve Birliktelik Kurallarının Belirlenmesi, (Yksek Lisans Tezi Tezi), İstanbul: Yıldız Teknik niversitesi, 2008, s. 31.
- DUNHAM Margaret H., Data mining introductory and advanced topics, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall/Pearson Education, 2003. [https://www.academia.edu/24898437/DATA\\_MINING\\_Introductory\\_and\\_Advanced\\_Topics\\_Part\\_I](https://www.academia.edu/24898437/DATA_MINING_Introductory_and_Advanced_Topics_Part_I) (EriŐim Tarihi: 09.03.2020). pp. 5-8.
- ERPOLAT Semra, “Otomobil Yetkili Servislerinde Birliktelik Kurallarının Belirlenmesinde Apriori ve FP-Growth Algoritmalarının KarŐılaŐtırılması”, Anadolu University Journal of Social Sciences, C. 12, S. 1 (2012), ss. 137-146.
- FAMA Eugene, “Stock Returns, Real Activity, Inflation, and Money”, The American Economic Review, 71(4), (1981), pp. 545-565.
- GEMİCİ Burhan, Veri MadenciliĐi Ve Bir Uygulaması, (Yksek Lisans Tezi Tezi), İzmir: Dokuz Eyll niversitesi, 2012.
- GESKE Robert, Richard ROLL, “The Fiscal and Monetary Linkage Between Stock Returns and Inflation”, The Journal of Finance, Wiley for the American Finance Association, (1983) 38(1), 1-33.
- GKAY EMEL Gl, aĐatan TAŐKIN, Arif TOK, “Pazarlama Stratejilerinin OluŐturulmasında Bir Karar Destek Aracı: Birliktelik Kuralı MadenciliĐi”, DE Sosyal Bilimler Enstits Dergisi, C. 7, S. 3 (2005), <http://acikerisim.deu.edu.tr:8080/xmlui/handle/20.500.12397/5573>, s. 30-59.
- GNGR Bener, Ceyda YERDELEN KAYGIN, “Dinamik Panel Veri Analizi İle Pay senedi Fiyatını Etkileyen Faktrlerin Belirlenmesi”, Kafkas niversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakltesi Dergisi, 6(9), (2015), ss. 149-168.
- GYRDI Cornelia, Robert GYRDI, Stefan HOLBAN, “A Comparative Study of Association Rules Mining Algorithms”, SACI 2004, 1st Romanian – Hungarian Joint Symposium on Applied Computational Intelligence, Unpublished, 2004, doi:10.13140/2.1.1450.3365, s. 220.
- HAN Jiawei, Micheline KAMBER, Data mining: concepts and techniques, 3rd ed., Burlington, MA: Elsevier, 2012, s. 5-7.

- HAN, Jiawei, Jian PEI, Yiwen YIN, and Runying MAO, “Mining Frequent Patterns without Candidate Generation: A Frequent-Pattern Tree Approach”, *Data Mining and Knowledge Discovery*, C. 8, S. 1 (2004), ss. 53-87, doi:10.1023/B:DAMI.000.000.5258.31418.83.
- HAND D. J., Heikki MANNILA, Padhraic SMYTH, *Principles of data mining*, Cambridge, Mass: MIT Press, 2001, s. 2-7.
- HAND David J, “Principles of Data Mining”, *Drug Safety*, C. 30, S. 7 (2007), s. 621, doi:10.2165/00002.018.200730070-00010.
- HUMPE Andreas, Peter MACMILLAN, “Can macroeconomic variables explain long-term stock market movements? A comparison of the US and Japan”, *Applied Financial Economics*, 19, (2009), pp. 111–119. Retrieved from online homepage: <http://www.tandfonline.com/loi/rafe20>.
- ISLAMİYAH, Putri Lestari Ginting, Nataniel DENGEN and Medi TARUK, “Comparison of Priori and FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules”, 2019 International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE), Denpasar, Bali, Indonesia: IEEE, 2019, ss. 320-23, doi:10.1109/ICEEIE47180.2019.898.1438.
- JACKSON Joyce, “Data Mining: A Conceptual Overview”, *Communications of the Association for Information Systems*, C. 8 (2002), s. 267, doi:10.17705/1CAIS.00819.
- JAIN Yogendra Kumar, Vinod Kumar YADAV, Geetika S PANDAY, “An Efficient Association Rule Hiding Algorithm for Privacy Preserving Data Mining”, *International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE)*, C. 3, S. 7 (2011), s. 7.
- JIANG Hao, He MENG, “A Parallel FP-Growth Algorithm Based on GPU”, 2017 IEEE 14th International Conference on E-Business Engineering (ICEBE), Shanghai: IEEE, 2017, ss. 97-102, doi:10.1109/ICEBE.2017.24.
- KALASKAR Ajinkya, Vishali BARKADE, “FP-Growth Policy Mining for Access Control Policies”, 2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), Pune, India: IEEE, 2018, ss. 1-4, doi:10.1109/ICCUBEA.2018.869.7508.
- KARASU Başar, *Birliktelik Kuralları Madenciliği ve İlginçlik Ölçümleri: Bir Vaka Çalışması*, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi, 2019.
- KARLI Bahadır, *Nicel Değerli Veri Kümelerinden Sıralı Örüntülerin Çıkarılması İçin Fp-Growth Tabanlı Bir Yöntem*, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), Fırat Üniversitesi, 2010, s. 54.
- KARPIO, Krzysztof, Piotr ŁUKASEWICZ, Arkadiusz ORŁOWSKI, and T. ZĄBKOWSKI. 2013. “Mining Associations on the Warsaw Stock Exchange.” *Acta Physica Polonica A* 123 (3): 553–559. doi:10.12693/AP-hysPolA.123.553.
- KİRAZ Alper, İrem DELİİSMAİL, “İnternette Yapılan Alışverişlerin Veri Madenciliği Teknikleri ile Analizi ve Depo Süreçlerinin İyileştirilmesi”, *Bayburt Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, C. 1, S. 1 (2018), s. 14, s. 28-41.
- KOYUNCU Tuğba, “BİST-100 Endeksinin Makroekonomik Değişkenler İle İlişkisi: Ampirik Bir Çalışma”, *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (FESA)*, 3(3), (2018), ss. 615-624.
- KÖSE İlker, *Veri Madenciliği Teori Uygulama Ve Felsefesi*, İstanbul, Papatya Yayıncılık Eğitim, 2018, s.6-7.
- KUMAR, V. Srinivasa, R. RENGANATHAN, C. VIJAYABANU, and Iyer RAMYA, “Consumer Buying Pattern Analysis Using Apriori Association Rule”, *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, C. 119, S. 7 (2018), ss. 2341-49.
- LAOKIETKUL Jamornkul, Nattavee UTAKRIT, Phayung MEESAD, “A Forecasting Model to Evaluate a Freshman’s Ability to Succeed by Using Particular Full-Scaled Class Association Rules (PFSCARs)”, 2009

- International Association of Computer Science and Information Technology – Spring Conference, Singapore: IEEE, 2009, ss. 40-44, doi:10.1109/IACSIT-SC.2009.129.
- LAROSE Daniel T., *Data mining methods and models*, Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2006, s. 5.
- LIAO Shu-Hsien, Shan-Yuan CHOU, “Data Mining Investigation of Co-Movements on the Taiwan and China Stock Markets for Future Investment Portfolio”, *Expert Systems with Applications*, C. 40, S. 5 (2013), ss. 1542-54, doi:10.1016/j.eswa.2012.08.075.
- LIAO Shu-Hsien, Hsu-hui HO, Hui-wen LIN, “Mining Stock Category Association and Cluster on Taiwan Stock Market”, *Expert Systems with Applications*, C. 35, S. 1-2 (2008), ss. 19-29, doi:10.1016/j.eswa.2007.06.001.
- LIAO Shu-hsien, Chu PEI-HUI, You YING-LU, “Mining the Co-Movement between Foreign Exchange Rates and Category Stock Indexes in the Taiwan Financial Capital Market”, *Expert Systems with Applications*, C. 38, S. 4 (2011), ss. 4608-17, doi:10.1016/j.eswa.2010.09.134.
- MIN Li, Wang CHUNYAN, Yan YUGUANG, “The Research of FP-Growth Method Based on Apriori Algorithm in MDSS”, *2010 International Conference on Digital Manufacturing & Automation*, Changcha, TBD, China: IEEE, 2010, ss. 770-73, doi:10.1109/ICDMA.2010.169.
- NA Sung Hoon, So Young SOHN, “Forecasting Changes in Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) Using Association Rules”, *Expert Systems with Applications*, C. 38, S. 7 (2011), ss. 9046-49, doi:10.1016/j.eswa.2011.01.025.
- NDLOVU Boldwin, Faisal FAISAL, Nil Günsel RESATOGLU, “The Impact of Macroeconomic Variables on Stock Returns: A Case of the Johannesburg Stock Exchange”, *Romanian Statistical Review(nr.2)*, (2018), pp.87-104.
- OKYAY Uçan, Fatih GÜZEL, Melek ACAR, “Makroekonomik Göstergelerin Borsa Endeksi Üzerine Etkisi: Panel Veri Analizi İle Borsa İstanbul’da Bir Uygulama”, *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 19(2) (2017), ss. 509-523.
- ÖZER Ali, Abdulkadir KAYA, Nevin ÖZER, “Hisse Senedi Fiyatları ile Makroekonomik Değişkenlerin Etkileşimi”, *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 26(1), (2011), ss.163-182.
- ÖZTÜRK Gözde, Abdullah TANRISEVDİ, “Uluslararası Kruvaziyer Ziyaretçilerine Ait Özelliklerin Birlikte-lik Kuralı Modeli İle Analizi”, *Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, C. 3, S. 1 (2017), ss. 131-48.
- PANDEY Anjana, K.R. PARDASANI, “Rough Set Model for Discovering Hybrid Association Rules”, *International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)*, C. 9, S. 6 (2009), s. 160.
- PEI Bin, Xiuzhen WANG, Fenmei WANG, “Parallelization of FP-Growth Algorithm for Mining Probabilistic Numerical Data Based on MapReduce”, *2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, Hangzhou: IEEE, 2016, ss. 223-26, doi:10.1109/ISCID.2016.2060.
- PEÑA-AYALA Alejandro, “Educational Data Mining: A Survey and a Data Mining-Based Analysis of Recent Works”, *Expert Systems with Applications*, C. 41, S. 4 (2014), ss. 1432-62, doi:10.1016/j.eswa.2013.08.042.
- RATANAPAKORN Orawan, Subhash C. SHARMA, “Dynamic analysis between the US stock returns and the macroeconomic variables”, *Applied Financial Economics*, 17(5), (2007), pp. 369–377.
- RAY Sarbapriya, “Testing Granger Causal Relationship between Macroeconomic Variables and Stock Price Behaviour: Evidence from India”, *Advances in Applied Economics and Finance (AAEF)*, 3(1), (2012), 470-481.
- RAZA Naveed, Syed Jawad Hussain SHAHZAD, Aviral Kumar TIWARI, Muhammad SHAHBAZ, “Asymmetric Impact of Gold, Oil Price and Their Volatilities on Stock Prices of Emerging Markets”, *Resources Policy*, 49, (2016), 290-301.
- ROLL Richard, Stephen A. ROSS, “The Arbitrage Pricing Theory Approach to Strategic Portfolio Planning”, *Financial Analysts Journal*, C. 40, S. 3 (1984), ss. 14-26.

- SAĞIN Ayşe Nur, Veri madenciliği algoritmaları ile birliktelik kurallarının belirlenmesi: Perakende sektöründe bir uygulama, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), İstanbul: İstanbul Ticaret Üniversitesi, 2018.
- SANCAR Canan, Ahmet UĞUR, Yusuf Ekrem AKBAŞ, “Hisse senedi fiyat endeksi ile makroekonomik değişkenler arasındaki ilişkinin analizi: Türkiye örneği”, *International Journal of Social Sciences and Education Research*, 3(5), (2017), ss. 1774-1786.
- SEVİNÇ Erkan, “Makroekonomik değişkenlerin, BİST-30 endeksinde işlem gören hisse senedi getirileri üzerindeki etkilerinin arbitraj fiyatlama modeli kullanarak belirlenmesi”, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 43(2), (2014), 271-292.
- SHARPE Steven, “Stock Prices, Expected Returns, and Inflation”, Washington: Division of Research and Statistics Federal Reserve Board Washington, (1999), s. 2.
- SİVRİ Elif Şafak, “Veri Madenciliği E ticaret İçin Ürün Tavsiye Sisteminin Geliştirilmesi”, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), İstanbul: İstanbul Ticaret Üniversitesi, 2015, s. 23-25.
- SONG Yunlong, Ran WEI, “Research on Application of Data Mining Based on FP-Growth Algorithm for Digital Library”, 2011 Second International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, Inner Mongolia, China: IEEE, 2011, ss. 1525-28, doi:10.1109/MACE.2011.598.7239.
- SÖYLEMEZ İsmet, Ahmet DOĞAN, Uğur ÖZCAN, “Trafik Kazalarında Birliktelik Kuralı Analizi: Ankara İli Örneği”, *Ege Akademik Bakış (Ege Academic Review)*, C. 16, S. OZEL (2016), doi:10.21121/eab.2016OZEL24423. s. 11-20.
- SUMATHI S., S. N. SIVANANDAM, Introduction to data mining and its applications, Berlin ; New York: Springer, 2006.
- TİMOR Mehpare, Ayşegül EZERÇE, U. Tuğba GÜRSOY, “Müşteri Profili Ve Alışveriş Davranışlarını Belirlemede Kümeleme Ve Birliktelik Kuralları Analizi: Perakende Sektöründe Bir Uygulama-”, İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi, C. 22, S. 68 (2017), ss.128-147, s. 132.
- TING Jo, Tak-chung FU, Fu-lai CHUNG, “Mining of Stock Data: Intra – and Inter-Stock Pattern Associative Classification”, *Proceedings of the 2006 International Conference on Data Mining, DMIN 2006*, Las Vegas, Nevada, USA, June 26-29, s. 29-36.
- TİRYAKİ Ahmet, Levent ERDOĞAN, Reşat CEYLAN, “The Casual Relationship Between Selected Macroeconomic Variables and Stock returns in Turkey”, *International Journal of Economic and Administrative Studies*, 19, (2017), pp. 299-326.
- UMER Muhammad, “Macroeconomic Variables Impact on Stock Market Performance in the Short & Long Run: A Pakistan Perspective”, *Research Journal of Finance and Accounting*, 7(11), (2016), pp.10-22.
- ÜNSAL Özkan, “Veri Madenciliği Teknikleri ile Hisse Senetleri Arasındaki Fiyat Etkileşimlerinin Belirlenmesi”, *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, C. 8, S. 5 (2020), ss. 106-12, doi:10.21923/jesd.834105.
- VERMA Sushil Kumar, R.S. THAKUR, Shailesh JALOREE, “Fuzzy Association Rule Mining based Model to Predict Students’ Performance”, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, C. 7, S. 4 (2017), s. 2223, doi:10.11591/ijece.v7i4.pp2223-2231.
- VIJAYARANI S, S DHAYANAND, “Data Mining Classification Algorithms for Kidney Disease Prediction”, *International Journal on Cybernetics & Informatics*, C. 4, S. 4 (2015), ss. 13-25, doi:10.5121/ijci.2015.4402.
- VIJAYARANI S., S. SHARMILA, “Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms”, 2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), Coimbatore, India: IEEE, 2016, ss. 1-6, doi:10.1109/INVENTIVE.2016.783.0203.
- WU Yi-Hung, Arbee L. P. CHEN, “Prediction of Web Page Accesses by Proxy Server Log”, *World Wide Web*, C. 5, S. 1 (2002), s. 88, doi:10.1023/A:101.575.0423727.

- XU Zhi-Min, Rui ZHANG, “Financial revenue analysis based on association rules mining”, 2009 Asia-Pacific Conference on Computational Intelligence and Industrial Applications (PACIIA), Wuhan, China: IEEE, 2009, ss. 220-23, doi:10.1109/PACIIA.2009.540.6454
- ZERMAN Mesut, Birliktelik Kuralı Algoritmaları İle Büyük Veriler Üzerinde Analitik Analizler: Havaalanı Örneęi, (Yüksek Lisans Tezi Tezi), İstanbul: Haliç Üniversitesi, 2018.
- ZHANG Wei, Hongzhi LIAO, Na ZHAO, “Research on the FP Growth Algorithm about Association Rule Mining”, 2008 International Seminar on Business and Information Management, Wuhan: IEEE, 2008, ss. 315-18, doi:10.1109/ISBIM.2008.177.
- ZHAO Qiankun, Sourav S. BHOWMICK, “Association Rule Mining: A Survey”, Technical Report, Nanyang Technological University, 2003, s. 14.
- ZHENGUO Ding, Wei QĪNQĪN, Ding XIANHUA, “An Improved FP-Growth Algorithm Based on Compound Single Linked List”, 2009 Second International Conference on Information and Computing Science, Manchester, England, UK: IEEE, 2009, ss. 351-53, doi:10.1109/ICIC.2009.96.

### İnternet Kaynakları

- Investing.com, <https://www.investing.com/indices/us-spx-500-historical-data>, 25.12.2019
- TCMB, <https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?/evds/serieMarket>, 25.12.2019.
- TÜİK, <http://www.tuik.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>, 25.12.2019.
- Yahoo Finance, <https://finance.yahoo.com/>, 25.12.2019.
- “Borsa İstanbul Endeksleri”, Borsa İstanbul, 15.01.2020, <https://www.borsaistanbul.com/endeksler/bist-pay-endeksleri>.