



Received: June 02, 2019  
Accepted: September 17, 2019  
Published Online: December 31, 2019

AJ ID: 2018.07.02.MIS.04  
DOI: 10.17093/alphanumeric.585663  
**Research Article**

## Association Rules Analysis with R Programming: Analyzing Customer Shopping Data with Apriori and Eclat Algorithms

Umman Tuğba Şimşek Gürsoy, Ph.D. \* 

Prof., Department of Operations Research, Faculty of Business Administration, Istanbul University, Istanbul, Turkey, [tugbasim@istanbul.edu.tr](mailto:tugbasim@istanbul.edu.tr)

Özlem Akçay Kasapoğlu, Ph.D. 

Assoc. Prof., Department of Production Management, Faculty of Business Administration, Istanbul University, Istanbul, Turkey, [ozlemak@istanbul.edu.tr](mailto:ozlemak@istanbul.edu.tr)

Kutluk Atalay 

Istanbul University, Istanbul, Turkey, [atalay.kutluk14@gmail.com](mailto:atalay.kutluk14@gmail.com)

\* İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi, İ.Ü.C. Avcılar Yerleşkesi, 34320 Avcılar, İstanbul, Türkiye

### ABSTRACT

Data mining is the process of extracting meaningful information from big data sets. Data mining technique, which is widely used, has been applied to an e-commerce website in this study. In this study, it is aimed to obtain the profiles of people who shop online and to determine which e-commerce sites they use together. For this purpose, Association rules analysis is applied. Support, confidence and lift ratios and ranking of both web sites and product categories that consumers make purchases are performed. R programming language is used in the application and the results of the analysis are obtained with Apriori and Eclat algorithms.

### Keywords:

Association Rules, Apriori, Eclat, R Programming, E-Commerce, Data Mining

## R Programlama İle Birliktelik Kuralları Analizi: Tüketicilerin İnternet Üzerinden Yaptıkları Alışveriş Verisinin Apriori ve Eclat Algoritmalarıyla İncelenmesi

### Öz

Veri madenciliği büyük veriden anlamlı bilgi çıkarma sürecidir. Çok yaygın uygulama alanı bulan veri madenciliği tekniği bu çalışmada bir e-ticaret web sitesine uygulanmıştır. Bu çalışmada internet üzerinden alışveriş yapan kişilerin profillerinin elde edilmesi ve hangi e-ticaret sitelerini bir arada kullandıklarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla Birliktelik kuralları analizi uygulanmıştır. Destek, güven ve kaldıraç oranları ile hem web sitelerinin hem de tüketicilerin satın alma işlemi gerçekleştirdiği ürün kategorilerinin sıralama işlemleri gerçekleştirilmiştir. Uygulamada R programlama dili kullanılmış, analiz sonuçları Apriori ve Eclat algoritmaları ile elde edilmiştir.

### Anahtar Kelimeler:

Birliktelik Kuralları, Apriori, Eclat, R Programlama, E-Ticaret, Veri Madenciliği

## 1. Giriş

Günümüzde alışveriş alışkanlıkları değişmekte, zaman kısıtı, müşteri taleplerindeki çeşitlilik ve talepteki değişkenlik ile baş edebilmek için firmalar tedarik zincirlerini

yeniden inşa etmektedirler. Avrupa'daki e-ticaret faaliyetleri pazar doygunluğuna ulaşmak üzereyken, Türkiye'de işlem hacmi halen düşüktür.

Çok kanallı satışı gerçekleştirmeyi amaçlayan firmalar için perakende mağazacılık, yerini e-ticarete bırakmaktadır.

E-ticarete son kullanıcının talebine aracısız olarak ulaşıldığı için, bu firmalar daha çevik ve talebe duyarlı hareket edebilmekte, planlama faaliyetlerini daha sağlıklı yürütebilmektedirler.

Veri analizinin hak ettiği önemi aldığı günümüzde, bu çalışma ile R programlama dili kullanılarak Türkiye'de sıklıkla ziyaret edilen e-ticaret sitelerinde ilgili profil analizi yapılmıştır. Veri madenciliği tekniklerinden birliktelik kuralları ile tüketicilerin satın alma alışkanlıkları incelenmiştir. Analizler için Apriori ve Eclat algoritmaları kullanılmıştır.

## 2. Literatür Taraması

Bilgiç (2019) çalışmasında Birliktelik Kuralları Analizini Muş ilinde faaliyet gösteren bir süpermarkete ait verilere R programlama dilini kullanarak uygulamıştır. Perakende sektöründe tüketicilerin tercihlerini, satın alma davranışlarını anlamak, en uygun üretim ve pazarlama stratejileri geliştirebilmek açısından çok önem arz etmektedir. Çalışma, araştırmaya konu olan firmaya faydalı sonuçlar sağlamakla kalmayıp, hem araştırmacıların hem de perakendecilerin sahip oldukları verileri gelişmiş algoritmalarla analiz edebilmeleri için çalışma boyunca detaylı bir şekilde kodları paylaşılan R programlama dilini kullanmaya teşvik edici niteliktedir. Ayrıca bir çok çalışmadan farklı olarak ürünler arasındaki ilişkiler bulunurken çok genel ürün gruplarıyla çalışmak yerine daha ayrıntılı ürün gruplarıyla çalışılmıştır.

Demirok (2018) tez çalışmasında www.partistore.com sitesinin satış verilerini Knime programı ile incelemiştir. Bu e-ticaret sitesinden yapılan satış verileri üzerinde birliktelik kuralları Apriori Algoritması kullanılarak bir değerlendirme yapmıştır. Kullanılan veri içerisinde, 894 farklı ürün yer almaktadır, aynı zamanda 7.114 farklı müşteriye yapılan satış kayıtları yer almaktadır. %100 güven oranı ile doğum günü aksesuarları (masa örtüsü, masa eteği) alan kişilerin balon da aldıkları belirlenmiştir.

Budak ve diğerleri (2018), çalışmalarında Kırklareli Üniversitesi web sitesinden (www.klu.edu.tr) elde edilen bir aylık web günlük dosyası kullanarak, site-içi aramalar ve Apriori algoritması ile web sitesi ziyaretçilerinin ihtiyaç tespitine yönelik bir örnek olay incelemesi sunmayı amaçlamışlardır. Ziyaretçiler tarafından gerçekleştirilen site-içi aramalarda çoğunlukla "Yatay Geçiş", "Kayıt Yenileme", "Ders Programı", "Ders Kayıtları", "Harç", "Kontenjanlar" ve "Akademik Takvim" kelime/kelime gruplarının bir arada kullanıldıkları belirlenmiştir.

Sağın ve Ayvaz (2018) çalışmalarında perakende sektöründe faaliyet gösteren bir donanım şirketinin beş buçuk yıllık verilerine ilişkin sepeti analizi uygulamışlar ve birlikte alınan ürün kategorilerini belirlemişlerdir. Analizler için Apriori ve FP Büyüme algoritmaları ayrı ayrı çalıştırılarak faydaları karşılaştırılmıştır. Çalışmada Weka programı kullanılmıştır.

İlham ve diğ. (2018) FP-Büyüme algoritması ile pazar sepet analizi uygulaması gerçekleştirmişlerdir. FP-Büyüme algoritması, Apriori algoritmasının iyileştirilmiş

halidir, bu algoritmada sık tekrar eden öge setlerini bulmak için ağaç gelişimi yaklaşımı kullanılır. Bu nedenle FP-Büyüme algoritması, Apriori algoritmasından daha hızlıdır. Çalışmada Apriori algoritması ve FP-Büyüme algoritması ile elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Analiz sonuçları kullanılarak müşterilere promosyonlar tanımlanabilir. Ayrıca algoritma hızlı ve etkin bir şekilde tüketicilerin alışveriş örüntülerini tespit ettiği için marketin karlılığının artırılabilirliği öngörülmüştür.

Dalkılıç ve Aydın (2017) Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi'nde öğrenim görmekte olan öğrencilerin devamsızlık nedenlerinin ortaya çıkarılmasını amaçlayan ve devamsızlığın öğrencilerin başarı durumları üzerindeki etkisini inceledikleri araştırmalarında, Apriori algoritması kullanarak birliktelik kuralları çıkartmışlardır. Araştırma sonucunda, cinsiyetin, devam edilmekte olan bölümün ve akademik yılın, örgün ya da ikinci öğretimde okuyor olmanın, genel başarı durumunun, devamsızlık eğilimi üzerinde etkileri olduğu saptanmıştır. Ayrıca, fakülteden memnuniyet, ikamet edilen yer ve bu yerin fakülteye olan uzaklığı devamsızlık davranışlarını etkilerken, fakülteye ulaşım şeklinin devamsızlık davranışı üzerine önemli bir etkisinin olmadığı gözlenmiştir.

Özçalıcı (2017) çalışmasında Apriori algoritmasını kullanarak iki aylık bir veri seti üzerine çalışmıştır. Araçların donanımsal, multimedya, performans, fiyat özellikleri 1-0 veri seti haline dönüştürülmüştür. Çıkan sonuçlara göre araçların belli fiyat aralıklarında en çok hangi özelliklere sahip olduğu hangi ikili özelliğin birlikte daha çok tercih edildiği gibi bilgiler elde edilmiştir. Uygulamada Matlab programı kullanılmıştır.

Sözen ve diğerleri (2017) Apriori algoritmasını kullanarak mobilya seçimde etkili olan faktörleri (dayanaklılık, işlevsellik, estetik, maliyet) analiz edilmişlerdir. Bu amaçla, anket yöntemi ile gerekli bilgiler alınmıştır. Elde edilen veriler Weka yazılımına gönderilmiş ve birliktelik kurallarının çıkarılması sağlanmıştır. Sonuç olarak, farklı tüketicilerin mobilya seçimlerinde hangi kriterleri en çok önemsedikleri belirlenmiştir.

Solnet ve diğ., (2016) çalışmalarında konaklama sektöründe sepet analizi ile misafirlerin hangi ilişkiel ürün gruplarını tercih ettikleri üzerine bir analiz gerçekleştirmişlerdir. Beş yıldızlı bir otelin beş yıllık verisi incelenmiştir. Her bir müşteri için otelde satın alınan yiyecekler, içecekler, tercih edilen oda ve diğer giderler (kuru temizleme, internet, park) olmak üzere dört farklı kategorideki satın almaları incelenmiştir. SAS programı kullanılarak modeller kurulmuştur.

Öztemiz ve Hamamcı (2016) R programlama Dili ve Apriori ile sepet analizi gerçekleştirmişlerdir. Analiz sonucunda oluşturulacak promosyon ürünleri, indirimler, paket ürünler vb. seçenekleri ile müşteri memnuniyetini ve sadakatini artırıcı önlemler olarak dolaylı yoldan market ciro ve müşteri sayısının artırılması amaçlanmıştır.

Sarvari ve diğ. (2016) Apriori, Eclat ve FP-Büyüme algoritmalarını karşılaştırarak, en iyi birliktelik kuralı modelini seçmişlerdir. Apriori destek oranı, güven oranı ve süre olarak en iyi sonucu vermiştir.

### 3. Birliktelik Kuralları Analizi

Bir alışveriş sırasında veya birbirini izleyen alışverişlerde müşterilerin hangi ürün veya hizmetleri satın almaya eğimli olduklarının belirlenmesi, müşteriye daha fazla ürünün satılmasını sağlama yollarından biridir. Satın alma eğilimlerinin tanımlanmasını

sağlayan birliktelik kuralları tekniği, pazarlama amaçlı olarak Pazar sepet analizi adı altında veri madenciliğinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Akpınar, 2014).

Birliktelik kuralları analizi ile büyük veri tabanlarından, müşterilerin alışveriş davranışları keşfedilmeye çalışılır. Birliktelik kuralları bir ürün satın alındığında, o ürünle beraber başka hangi ürünlerin satın alındığının belirlenmesi amacıyla kullanılır. Elde edilecek olan bilgi mağaza raf düzenlemelerinde ve promosyon stratejilerinin belirlenmesinde kullanılır (Yen ve Lee, 2006). Perakende mağazalar bu tekniği, müşterilerinin satın alma eğilimlerini belirlemek için kullanmaktadır (Akpınar, 1998).

Birliktelik kurallarının araştırılması için farklı algoritmalar söz konusudur. Apriori, Eclat (Equivalence Class Transformation) ve FP Growth (Frequent Pattern) yaygın olarak kullanılan algoritmalarıdır.

- Apriori Algoritması: Adını “prior” yani bir önceki adımdan alan algoritma iterasyon temeline dayanır. Veri tabanlarında yer alan sıklıkları keşfetmeyi amaçlar. K ögeli kümeler ile k-1 ögeli kümelerin birleştirilmesi ile oluşur. İlk etapta bir elemanı olan kümeler oluşturmak için destek oranı hesaplanır ve k -1 kümesinde sıklıkla bulunan elemanlar ( ) öge aday kümesini oluşturmaktadır (Ck). Veri tabanı tarandığında ve ' ların destek değerleri hesaplanır ve kümeleri oluşturulur. Süreç yinelenerek sıklıkla bulunan elemanların olduğu öge aday kümesini oluşturamayana kadar devam eder. Bu süreçteki adım kullanılarak elde edilmesi işlemidir. Bu kısımda birleştirme ve budama adı verilen işlemler uygulanır ve sonuca ulaşılır.
- ECLAT Algoritması: “Equivalence Class Transformation (Eşdeğerlik Sınıf Dönüşüm) teriminin kısaltması olarak literatüre girmiştir. Apriori algoritması ile benzer çalışır. Apriori algoritmasında eleman bazlı işlem ( alışveriş sepetindeki ürün 1,2,3 gibi ) yapılır ancak Eclat algoritmasında elemanların geçtiği kayıtlar ( alışveriş sepeti 100, 200,.. ) baz alınır. Apriori yöntemine göre daha küçük veri setleri için uygundur. Apriori algoritmasına göre çok hızlıdır.

Eclat algoritması bir birliktelik kural çıkarımı algoritmasına örnektir. Formula1 2019, Forza Horizon 4, Asetta Corsa isimli yarış oyunlarını satın aldığınızı varsayalım. Algoritma oyunların aralarındaki ilişkiyi belirleyerek, bir sonraki alışverişte alınacak oyunun bir yarış oyunu olacağına dair bir çıkarımda bulunur ve müşteriye yarış oyunlarını reklamlarda gösterir. Bu sadece yarış oyunları için değil alışveriş listesi, araba satın alma geçmişi gibi farklı veriler üzerinde de geçerlidir.

Birliktelik kuralları analizinde ürünler arasındaki bağıntı destek ve güven kriterleri aracılığıyla hesaplanır (Gürsoy, 2009).

**Destek:**  $P(X \text{ ve } Y) = X \text{ ve } Y \text{ ürününü satın almış müşteri sayısı} / \text{Toplam müşteri sayısı}$

**Güven:**  $P(X/Y) = P(X \text{ ve } Y) / P(Y)$

$= X \text{ ve } Y \text{ ürünlerini satın almış müşteri sayısı} / Y \text{ ürününü satın almış müşteri sayısı}$

Destek kriteri veride bu bağıntının ne kadar sık olduğunu, güven kriteri ise Y ürünün almış bir kişinin hangi olasılıkla X ürününü alacağını belirtmektedir. İki ürünün satın alınmasındaki bağıntının önemli olması için her iki değer de olabildiğince yüksek olması gerekmektedir (Alpaydın, 2000, s.9).

Kural setlerinin yorumlanması için kullanılan bir diğer ölçüt **Lift (Kaldıraç) oranıdır**. Lift değeri korelasyon analizinde kullanılan bir ölçüttür. Hesaplanan değer 1'den büyük olduğunda Öncül (Antecedent) ile Sonuç (Consequent) arasında pozitif yönlü korelasyon olduğu belirlenmektedir.

## 4. Uygulama

Bu çalışmada internet üzerinden alışveriş yapan kişilerin profillerinin elde edilmesi ve hangi e-ticaret sitelerini bir arada kullandıklarının belirlenmesi amaçlanmıştır.

Veri seti anket yolu ile 214 kişiden toplanmıştır. Elde edilen veriler Microsoft Excel'e aktarılmış, R programlama dili ve IBM Modeler programı ile analiz edilmiştir. Ekte yer alan Tablo 1'de veri setine ait bir kesit görülmektedir.

Analizler için R programlama ile öncelikle kullanıcıların demografik özellikleri tanımlanmıştır. Daha sonra web siteleri için veri setinde bir düzenleme yapılmış ve veri seti Birliktelik Kuralları Analizine hazır hale getirilmiştir. Web grafiği IBM Modeler ile elde edilmiştir. Ek 2' de kurulan model görülmektedir.

### 4.1. Elde Edilen Çıktılar

Veri setinin %66,36'sının kadın olduğu sonucu elde edilmiştir.

Kullanıcıların %57,94'ü 26-35, %23,36'sı 16-25 yaş arasındadır.

Kullanıcıların medeni durumu birbirlerine çok yakın oranlara sahiptir. Evli olanların oranı %50,93'tür.

Kullanıcıların %46,73'ü Lisans, %21,1'i Lise, %16,36'sı Yüksek Okul, %8,41'i Yüksek Lisans mezunu olup, %1,4'ü Doktora yapmıştır.

Kullanıcıların %98,13'ü internet üzerinden alışveriş yapıyor musunuz sorusuna evet cevabını vermiştir. %1,87 oranı ile dört kişi bu soruya hayır yanıtını vermiştir.

İnternet alışverişi yapanların %65,71'i fırsat buldukça internet üzerinden alışveriş yapmaktadır. %19,05'i ayda 1 kez, %9,52'si 2 haftada 1kez ve %5,71'i haftada 1 kez alışveriş yapmaktadır.

Katılımcıların %51,9'u internet üzerinden alışveriş yapmak güvenlidir fikrine katılmaktadır.

Katılımcıların %80,48'i internet üzerinden kredi kartı ile ödeme yapmayı tercih etmektedir.

Tercih edilen taksit sayısı sorulduğunda, internet üzerinden alışveriş yapanların %48,1'i tek çekim yaptırmayı tercih etmektedir.

Kullanıcıların %91,43'ü internet üzerinden almak istedikleri ürünün fiyatı, piyasanın altında satılması sebebiyle alışveriş yapmaktadır.

Tüketicilerin karşılaştıkları en önemli sorunun %48 oranı ile geç teslimat olduğu belirlenmiştir. %29 oranı ile hatalı/ eksik ürün gönderimi ve %23 oranı ile müşteri hizmetlerinin ilgisizliği karşılaşılan diğer önemli sorunlardır.

İnternet üzerinden alışveriş yapan kişilerin %33,64'ü 3001-4500 TL, %23,33'ü ise 1651-3000 TL aylık gelire sahiptir.

Alışveriş yapanların hangi web sitelerini tercih ettiği incelendiğinde, en çok Trendyol, Hepsiburada, n11 ve Gittigidiyor sitelerinden alışveriş yaptığı belirlenmiştir.

Web Sitesi	Frekans	Oran
TRENDYOL	119	0,13
HEPSİBURDA	118	0,13
N11	115	0,12
GİTTİGİDIYOR	100	0,11
BİLETİX	80	0,09
KİTAPYURDU	76	0,08
D&R	75	0,08
MORHIPO	59	0,06
MARKAFONİ	49	0,05
SAHİBİNDEN	46	0,05
AMAZON	22	0,02
AVON	11	0,01
AMWAY	6	0,01
ALİEXPRESS	5	0,01

Tablo 2. Web sitelerine ilişkin dağılım

Birliktelik kuralları analizi için R programlama dili kullanılmıştır. R ile yazılan kodlar Tablo 3'te görülmektedir.

```
> rules <- apriori(data=data,parameter=list(support = 0.15 , confidence = 0.5))
Apriori

Parameter specification:
 confidence minval smax arem aval originalSupport maxtime support minlen maxlen target ext
  0.5      0.1    1 none FALSE          TRUE         5    0.15     1    10 rules FALSE

Algorithmic control:
 filter tree heap memopt load sort verbose
  0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE

Absolute minimum support count: 31

set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ...[24 item(s), 210 transaction(s)] done [0.00s].
sorting and recoding items ... [5 item(s)] done [0.00s].
creating transaction tree ... done [0.00s].
checking subsets of size 1 2 3 done [0.00s].
writing ... [21 rule(s)] done [0.00s].
creating s4 object ... done [0.00s].
> |
```

Tablo 3. R programlama kodları

Lift oranına göre yapılan sıralama Tablo 4'te görülmektedir.

```
> inspect(sort(rules,by="lift")[1:18])
  lhs                rhs      support  confidence lift  count
[1] {ELEKTRONİK,GİYİM} => {KOZMETİK} 0.1857143 0.5492958 1.460153 39
[2] {GİYİM,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {KİTAP} 0.1904762 0.7017544 1.259559 40
[3] {KİTAP,KOZMETİK} => {GİYİM} 0.2238095 0.9591837 1.243386 47
[4] {ELEKTRONİK,KOZMETİK} => {GİYİM} 0.1857143 0.9512195 1.233062 39
[5] {GİYİM,KOZMETİK} => {ELEKTRONİK} 0.1857143 0.5571429 1.231579 39
[6] {GİYİM,KOZMETİK} => {KİTAP} 0.2238095 0.6714286 1.205128 47
[7] {SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {KİTAP} 0.2285714 0.6666667 1.196581 48
[8] {SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {ELEKTRONİK} 0.1809524 0.5277778 1.166667 38
[9] {KOZMETİK} => {GİYİM} 0.3333333 0.8860759 1.148617 70
[10] {KOZMETİK} => {ELEKTRONİK} 0.1952381 0.5189873 1.147235 41
[11] {KOZMETİK} => {KİTAP} 0.2333333 0.6202532 1.113275 49
[12] {ELEKTRONİK,GİYİM} => {KİTAP} 0.2047619 0.6056338 1.087035 43
[13] {KİTAP} => {GİYİM} 0.4666667 0.8376068 1.085787 98
[14] {GİYİM} => {KİTAP} 0.4666667 0.6049383 1.085787 98
[15] {KİTAP,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {GİYİM} 0.1904762 0.8333333 1.080247 40
[16] {ELEKTRONİK,KİTAP} => {GİYİM} 0.2047619 0.8113208 1.051712 43
[17] {SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {GİYİM} 0.2714286 0.7916667 1.026235 57
[18] {ELEKTRONİK} => {KİTAP} 0.2523810 0.5578947 1.001350 53
```

Tablo 4. Lift oranına göre yapılan sıralama

Güven oranına göre yapılan sıralama Tablo 5'te görülmektedir.

```
  lhs                rhs      support  confidence lift  count
[1] {KİTAP,KOZMETİK} => {GİYİM} 0.2238095 0.9591837 1.243386 47
[2] {ELEKTRONİK,KOZMETİK} => {GİYİM} 0.1857143 0.9512195 1.233062 39
[3] {KOZMETİK} => {GİYİM} 0.3333333 0.8860759 1.148617 70
[4] {KİTAP} => {GİYİM} 0.4666667 0.8376068 1.085787 98
[5] {KİTAP,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {GİYİM} 0.1904762 0.8333333 1.080247 40
[6] {ELEKTRONİK,KİTAP} => {GİYİM} 0.2047619 0.8113208 1.051712 43
[7] {SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} => {GİYİM} 0.2714286 0.7916667 1.026235 57
```

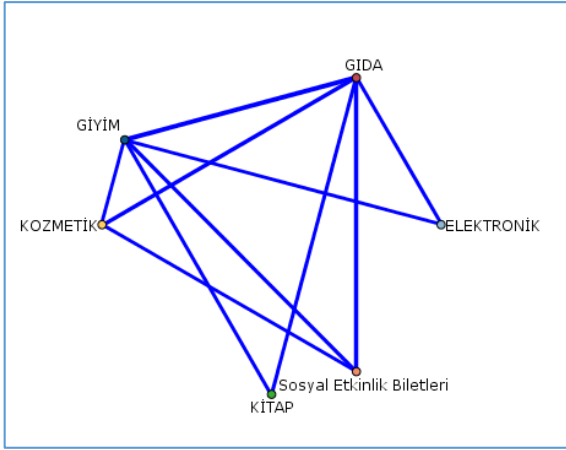
Tablo 5. Güven oranına göre yapılan sıralama

Eclat algoritması dikey yönlü veri seti üzerinde işleyen bir yapıya sahiptir. İlişki kuralları çıkarmak için küme kesişimleri kullanılır. Küçük boyutlu veri setleri için uygundur. Apriori yöntemine göre daha az zaman gerektirir. Eclat algoritmasına göre yapılan sıralama Tablo 6'da görülmektedir.

```
  items                support  count
[1] {GİYİM,KİTAP} 0.4666667 98
[2] {ELEKTRONİK,GİYİM} 0.3380952 71
[3] {GİYİM,KOZMETİK} 0.3333333 70
[4] {GİYİM,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} 0.2714286 57
[5] {ELEKTRONİK,KİTAP} 0.2523810 53
[6] {KİTAP,KOZMETİK} 0.2333333 49
[7] {KİTAP,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} 0.2285714 48
[8] {GİYİM,KİTAP,KOZMETİK} 0.2238095 47
[9] {ELEKTRONİK,GİYİM,KİTAP} 0.2047619 43
[10] {ELEKTRONİK,KOZMETİK} 0.1952381 41
[11] {GİYİM,KİTAP,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} 0.1904762 40
[12] {ELEKTRONİK,GİYİM,KOZMETİK} 0.1857143 39
[13] {ELEKTRONİK,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} 0.1809524 38
[14] {KOZMETİK,SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ} 0.1523810 32
```

Tablo 6. Eclat algoritmasına göre yapılan sıralama

IBM Modeler ile gerçekleştirilen web grafiği görselinde, sıklıkla alınan ürünler bir arada görülmektedir.



Şekil 14. Web Grafiği

## 5. Sonuç

Anket çalışması sonucunda yapılan analizlere göre internet üzerinden alışveriş yapanların çoğunlukla kadınlardan oluştuğu gözlemlenmiştir. Katılımcıların diğer profil özellikleri ise; 25-34 yaş aralığına sahip, gelir düzeyi yüksek, özel sektör çalışanlarından oluşmalarıdır. İnternet üzerinden alışveriş yapmak için bilgisayar ya da akıllı telefon sahibi olmak ve internet teknolojilerini bilmek gerektiği için internet üzerinden alışveriş yapanların profili bu özelliklere uygun çıkmıştır.

İnternet üzerinden satış yapan e-ticaret firmalarının bu profili göz önüne alarak pazarlama stratejilerini geliştirmeleri gerekmektedir. Araştırmaya katılan kullanıcıların çoğunluğu geç teslimattan şikayetçi olmuşlardır. İnternet üzerinden satışı bulunan şirketlerin lojistik ağı nedeniyle bu tip şikayetlerin olması olağan karşılanmıştır. İşletmeler bu sorunu minimize ederek cirolarını artırma yoluna gidebilirler. Katılımcıların yüksek bir oranı ödeme şeklini tek çekim olarak belirtmişlerdir. Bunun nedeni bankaların taksitlerde vade farkı koymasından dolayıdır. Bankaların taksitlerde vade farkı koymasından dolayı, işletmelerin bankalarla anlaşmasının bulunduğu banka pos cihazlarında kısa vadeli (1-6 ay) taksit seçeneklerini vade farksız ödeme imkanı ya da kısa vadeli taksit seçeneklerinde işletme karını artıracak kampanyalarla destekleyerek tüketici sayısını arttırmaları hedeflenebilir.

## Kaynakça

- Akpınar, H. (1998). Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği, İ.Ü. İşletme Fakültesi Yayını, 6.
- Akpınar, H. (2014). Data:Veri Madenciliği, Veri Analizi, Papatya Yayıncılık Eğitim, 70.
- Alpaydın, E. (2000). Zeki Veri Madenciliği, Bilişim 2000 Eğitim Semineri, 9.
- Bilgiç, E. (2019). R Programlama Dili İle Pazar Sepet Analizi: Muş İl Merkezindeki Bir Süpermarkette Tüketicilerin Satın Alma Davranışlarının Tespiti Üzerine Bir Uygulama, Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 7 (3), 89-97.
- Budak, V.Ö., Kartal, E. & Gülseçen, S. (2018). Site-içi Aramalar ve Apriori Algoritmasıyla Web Sitesi Ziyaretçilerinin İhtiyaç Tespitine Yönelik Bir Örnek Olay İncelemesi, Bilişim Teknolojileri Dergisi, 11 (2), 211-222.
- Dalkılıç, F., & Aydın, Ö. (2017). Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Öğrencilerinin Devamsızlık Davranışlarını Etkileyen Faktörler, Yükseköğretim ve Bilim Dergisi, 7 (3), 546-553.
- Demirok, Y. (2018). Birliktelik Kuralı Yöntemleri ile E-Ticaret Satışlarının Analizi. Maltepe



Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.

Gürsoy, U.T. (2009). Veri Madenciliği ve Bilgi Keşfi. Pegem Akademi, 50.

Ilham, A. v.d. (2018). Market Basket Analysis Using Apriori and FP-Growth for Analysis Consumer Expenditure Patterns at Berkah Mart in Pekanbaru Riau, In Journal of Physics: Conference Series, 1114 (1), 012131.

Özçalıcı, M. (2017). Veri Madenciliğinde Birlikte Kuralları ve İkinci El Otomobil Piyasası Üzerine Bir Uygulama, ODÜ Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi (ODÜSOBİAD), 7(1), 45-58.

Öztemiz, F., & Hamamcı, S.E. (2016). R Programlama Dili ve Apriori Algoritması Kullanılarak Market Sepet Analizi. International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium '16, Malatya, Turkey.

Sağın, A. N., & Ayvaz, B. (2018). Determination of Association Rules with Market Basket Analysis: Application in the Retail Sector, Southeast Europe Journal of Soft Computing, 7(1).

Sarvari, P. A., Ustundag, A., & Takci, H. (2016). Performance Evaluation of Different Customer Segmentation Approaches Based On RFM And Demographics Analysis, Kybernetes, 45(7), 1129-1157.

Solnet, D., Boztug, Y., & Dolnicar, S. (2016). An Untapped Gold Mine? Exploring the Potential of Market Basket Analysis to Grow Hotel Revenue, International Journal of Hospitality Management, 56, 119-125.

Sözen, E., Bardak, T., Peker, H. & Bardak, S. (2017). Apriori Algoritması Kullanılarak Mobilya Seçiminde Etkili olan Faktörlerin Analizi, İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi, 6 (3), 679-684.

Yen, S., & Lee Y. (2006). An Efficient Data Mining Approach for Discovering Interesting Knowledge from Customer Transactions, Expert Systems with Applications, 30 (4), 650-657.

## Ekler

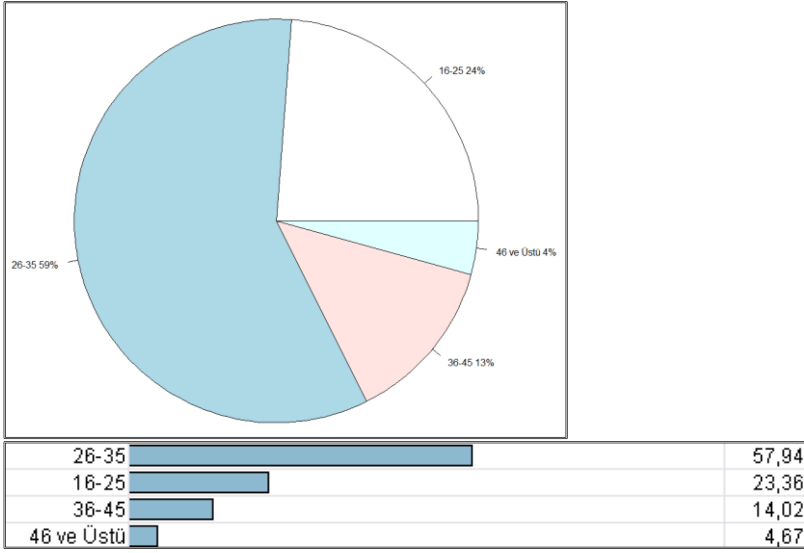
	Cinsiyetiniz	Yaşınız	Medeni Dur.	İnternet ...	En son diploma aldığınız eğitim k.	Hangi sıklıkla internet üzeri...	*İnternet üzerinden alışveriş yap
1	KADIN	36-45	EVLİ	EVET	DOKTORA	FIRSAT BULDUKÇA	KATILYORUM
2	ERKEK	16-25	BEKAR	EVET	YÜKSEK OKUL - 2 YILLIK M.Y.O	FIRSAT BULDUKÇA	KARARSIZIM
3	KADIN	16-25	BEKAR	EVET	LİSE	FIRSAT BULDUKÇA	KARARSIZIM
4	KADIN	16-25	BEKAR	EVET	LİSE	HAFTADA 1 KEZ	KATILYORUM
5	ERKEK	16-25	BEKAR	EVET	LİSE	FIRSAT BULDUKÇA	KARARSIZIM
6	KADIN	16-25	BEKAR	EVET	LİSE	FIRSAT BULDUKÇA	KARARSIZIM
7	KADIN	26-35	EVLİ	EVET	DOKTORA	2 HAFTADA 1 KEZ	KATILYORUM
8	ERKEK	26-35	BEKAR	EVET	YÜKSEK LİSANS	HAFTADA 1 KEZ	KATILYORUM
9	ERKEK	26-35	BEKAR	EVET	YÜKSEK LİSANS	FIRSAT BULDUKÇA	KARARSIZIM
10	KADIN	16-25	BEKAR	EVET	LİSE	FIRSAT BULDUKÇA	KATILYORUM

	Aşağıdaki alışveriş internet sitelerinden hangilerinden / hangisinden alışveriş yaptınız? ...	Hangi ihtiyaçlarınız için internet üzerinden alışveriş yapıyor...
1	MORHIPO, MARKAFONİ, D&R, KİTAPYURDU, BİLETİK	GIYİM, SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ, KİTAP
2	HEPSİBURDA, GİTTİGİDİYOR, SAHİBİNDEN, N11, D&R	GIYİM, ELEKTRONİK, KİTAP
3	HEPSİBURDA, MORHIPO, GİTTİGİDİYOR, TRENDYOL, D&R, KİTAPYURDU, Getir	GIDA, GIYİM, KOZMETİK, KİTAP
4	HEPSİBURDA, GİTTİGİDİYOR, TRENDYOL, N11, AMAZON, D&R, KİTAPYURDU, BİLETİK	GIDA, GIYİM, KOZMETİK, SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ, K...
5	HEPSİBURDA, GİTTİGİDİYOR, SAHİBİNDEN, N11, BİLETİK	GIYİM, KOZMETİK, ELEKTRONİK, SOSYAL ETKİNLİK BİLE...
6	MORHIPO	KOZMETİK
7	HEPSİBURDA, GİTTİGİDİYOR, TRENDYOL, N11, D&R, KİTAPYURDU, BİLETİK	GIYİM, KOZMETİK, SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ, KİTAP
8	HEPSİBURDA, GİTTİGİDİYOR, MARKAFONİ, SAHİBİNDEN, TRENDYOL, BİLETİK	ELEKTRONİK, SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ
9	BİLETİK	SOSYAL ETKİNLİK BİLETLERİ

Tablo 1. Veri Seti

KADIN	66,36
ERKEK	33,64

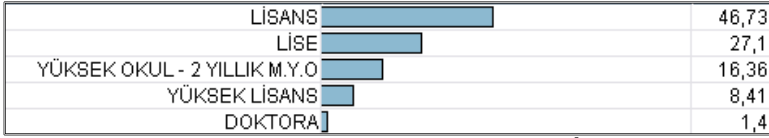
Şekil 1. Cinsiyet Değişkenine İlişkin Dağılım



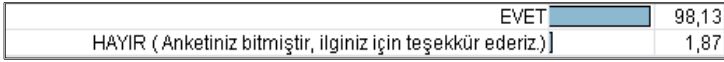
Şekil 2. Yaş Değişkenine İlişkin Dağılımlar



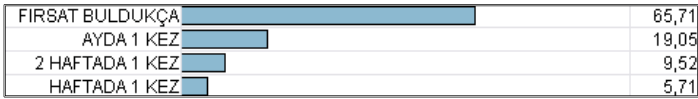
Şekil 3. Medeni Durum Değişkenine İlişkin Dağılım



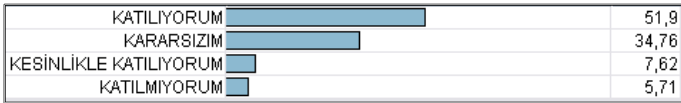
Şekil 4. En Son Diploma Alınan Kurum Değişkenine İlişkin Dağılım



Şekil 5. İnternet Üzerinden Alışveriş Yapılıyor mu Değişkenine İlişkin Dağılım



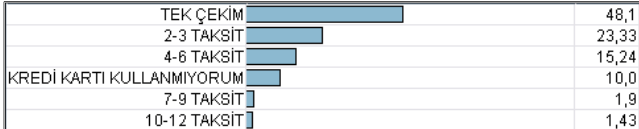
Şekil 6. Hangi Sıklıkta İnternet Üzerinden Alışveriş Yapılmaktadır Değişkenine İlişkin Dağılım



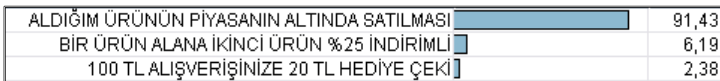
Şekil 7. İnternet Üzerinden Alışveriş Yapmak Güvenlidir Değişkenine İlişkin Dağılım



Şekil 8. Ödeme Tercih Değişkenine İlişkin Dağılım



Şekil 9. Taksit Sayısı Değişkenine İlişkin Dağılım

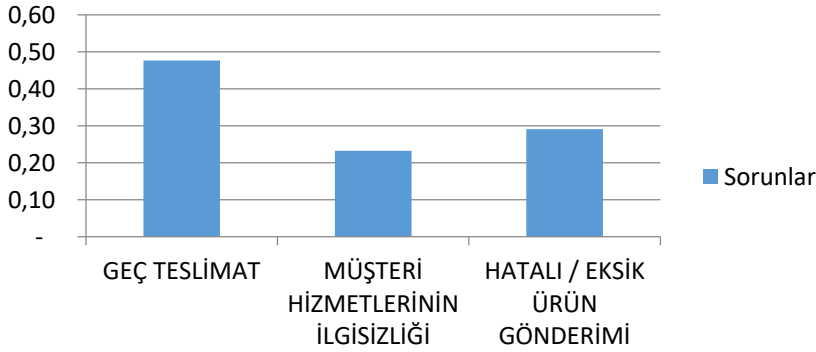


Şekil 10. Reklam / Kampanya Değişkenine İlişkin Dağılım

Karşılaşılan Sorunlar	Sorunlar	Kişi Sayısı
Geç teslimat	0,48	131
Hatalı / eksik ürün gönderimi	0,29	80
Müşteri hizmetlerinin ilgisizliği	0,23	64
<b>Genel Toplam</b>	<b>1</b>	<b>275</b>

Tablo 7. Yaşanan Sorunlar Değişkenine İlişkin Dağılım

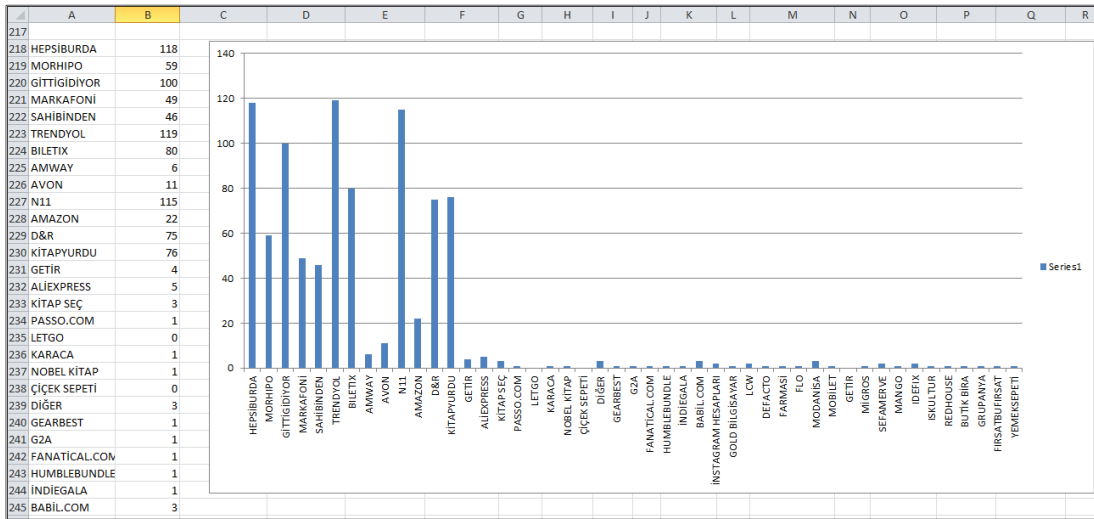
## Sorunlar



Şekil 11. Yaşanan Sorunlar Değişkenine İlişkin Dağılım

3.001 TL - 4.500 TL	34,29
1.651 TL - 3000 TL	23,33
4.501 TL - 7000 TL	19,05
1.650 TL ve Altı	17,14
7001 TL ve Üstü	6,19

Şekil 12. Aylık Gelir Değişkenine İlişkin Dağılım



Şekil 13. Tercih Edilen Alışveriş Siteleri Değişkenine İlişkin Dağılım