



**T.C.  
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ  
İSTATİSTİK ANA BİLİM DALI**

**BAYESÇİ AĞLAR VE BİRLİKTELİK ANALİZİ İLE  
MÜŞTERİLERİN ALIŞVERİŞ ÖRÜNTÜLERİNİN  
İNCELENMESİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

Yüksek Lisans Tezi

**Aslan TAHIROV**

Danışman  
**Doç. Dr. Emre DÜNDER**

SAMSUN  
2024

T.C.  
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ  
İSTATİSTİK ANA BİLİM DALI



**BAYESCI AĞLAR VE BİRLİKTELİK ANALİZİ İLE  
MÜŞTERİLERİN ALIŞVERİŞ ÖRÜNTÜLERİNİN  
İNCELENMESİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

Yüksek Lisans Tezi

**Aslan TAHIROV**

Danışman

**Doç. Dr. Emre DÜNDER**

SAMSUN  
2024

## TEZ KABUL VE ONAYI

Aslan TAHIROV tarafından, Doç. Dr. Emre DÜNDER danışmanlığında hazırlanan “BAYESÇİ AĞLAR VE BİRLİKTELİK ANALİZİ İLE MÜŞTERİLERİN ALIŞVERİŞ ÖRÜNTÜLERİNİN İNCELENMESİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından 16.1.2024 tarihinde yapılan sınav sonucunda oy birliği ile başarılı bulunarak Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı Adı Soyadı Üniversitesi Ana Bilim/Ana Sanat Dalı	Sonuç
Başkan	Doç. Dr. Haydar KOÇ Çankırı Karatekin Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	<input checked="" type="checkbox"/> Kabul <input type="checkbox"/> Ret
Üye	Doç. Dr. Emre DÜNDER Ondokuz Mayıs Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	<input checked="" type="checkbox"/> Kabul <input type="checkbox"/> Ret
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Serpil AYDIN Ondokuz Mayıs Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	<input checked="" type="checkbox"/> Kabul <input type="checkbox"/> Ret

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunca belirlenen ve yukarıda adları yazılı jüri üyeleri tarafından uygun görülmüştür.

Prof. Dr. Ahmet TABAK  
Enstitü Müdürü

## BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI

Hazırladığım Yüksek Lisans tezinin bütün aşamalarında bilimsel etiğe ve akademik kurallara riayet ettiğimi, çalışmada doğrudan veya dolaylı olarak kullandığım her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve yararlandığım eserlerin Kaynaklar'da gösterilenlerden oluştuğunu, her unsurun enstitü yazım kılavuzuna uygun yazıldığını ve TÜBİTAK Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu Yönetmeliği'nin 3. bölüm 9. maddesinde belirtilen durumlara aykırı davranılmadığımı taahhüt ve beyan ederim.

Etik Kurul Gerekli mi ?

Evet  (Gerekli ise ekler kısmına ekleyiniz)

Hayır

27 /05/2024  
Aslan TAHİROV

## TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI

**Tez Başlığı:** BAYESCİ AĞLAR VE BİRLİKTELİK ANALİZİ İLE MÜŞTERİLERİN ALIŞVERİŞ ÖRÜNTÜLERİNİN İNCELENMESİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Yukarıda başlığı belirtilen tez çalışması için şahsım tarafından 16/01/2024 tarihinde intihal tespit programından alınmış olan özgünlük raporu sonucunda;

Benzerlik oranı : % 7

Tek kaynak oranı : % 5 çıkmıştır.

27 /05 / 2024  
Doç. Dr. Emre Dündar

## ÖZET

### BAYESCI AĞLAR VE BİRLİKTELİK ANALİZİ İLE MÜŞTERİLERİN ALIŞVERİŞ ÖRÜNTÜLERİNİN İNCELENMESİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Aslan TAHIROV  
Ondokuz Mayıs Üniversitesi  
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü  
İstatistik Ana Bilim Dalı  
Yüksek Lisans, Şubat/2024  
Danışman: Doç. Dr. Emre DÜNDER

Bayesci ağlar, değişkenleri düğümler olarak ve nedensel bağlantıları oklarla betimleyen grafiksel yapılar olarak tanımlanır. Bu ağlar, yönlü döngüsüz bir graf (YDG) ve koşullu olasılıklar tablosunu içerirler. Bayesci ağlarının temel işleyişi, bir YDG oluşturmak ve bu graf üzerinden koşullu olasılık değerlerini, yani parametreleri belirlemektir. Bu ağlar vasıtasıyla mevcut verileri kullanarak, ürünler arasındaki ilişkileri ve birliktelikleri analiz edebiliriz. Bu yöntem, Gaziantep şehrindeki bir mağazada gerçekleştirilen bir uygulamaya dayanmaktadır.

Bayesci ağlar, çeşitli alanlarda belirsizlikleri çözme ve çıkarımlar yapma amacıyla etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Bu ağların oluşturulmasında, yapı öğrenme algoritmaları temel bir rol oynamaktadır. Yapı öğrenme algoritmaları, çok değişkenli veri kümelerindeki koşullu bağımsızlık ilişkilerini otomatik olarak tespit edebilir, bu da uzman müdahalesine gerek olmadan gerçekleşir. Bu çalışmada, yapı öğrenme algoritmalarının kapsamlı bir karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. Bu çalışmada perakende sektöründe faaliyet gösteren bir işletme verileri kullanılarak, alışveriş örüntüleri analiz edilmiştir. Çalışmanın verileri Gaziantep'te faaliyet gösteren bir mağazadan alınmıştır. Müşterilerin satın alma durumlarına göre 1138 farklı fiş üzerinden analizler yapılmıştır. Uygulamada veri madenciliği algoritmalarından Bayesci ağlar ve birliktelik analizleri kullanılmıştır. Bayesci ağlarda yapı öğrenme algoritmaları kullanılarak ürünlerin satın alma örüntüleri belirlenmiş; birliktelik analizindeki kurallar ile belirlenen örüntüler bir arada değerlendirilerek ürün gruplarına dair satış istatistikleri incelenmiştir. Analizlerin tamamı R-Project programı ile yapılmıştır.

**Anahtar Sözcükler:** Bayesci ağlar; market sepet analizi, veri madenciliği

## ABSTRACT

### AN APPLICATION ON THE EXAMINATION OF CUSTOMERS' SHOPPING PATTERNS USING BAYESIAN NETWORKS AND ASSOCIATION ANALYSIS

Aslan TAHIROV

Ondokuz Mayıs University  
Institute of Graduate Studies  
Department of Statistics  
Master, February/2024

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Emre DÜNDER

Bayesian networks are graphical structures that represent variables as nodes and causal connections with arrows. These networks consist of a directed acyclic graph (DAG) and a table of conditional probabilities. The fundamental operation of Bayesian networks is to create a DAG and determine the conditional probability values, namely the parameters, from this graph. Through these networks, we can analyze the relationships and associations between products using existing data. This method is based on an application conducted in a store in the city of Gaziantep.

Bayesian networks are effectively used to resolve uncertainties and make inferences in various fields. In the construction of these networks, structural learning algorithms play a fundamental role. Structural learning algorithms can automatically detect conditional independence relationships in multivariate datasets, without the need for expert intervention. In this thesis study, a comprehensive comparative analysis of structural learning algorithms has been conducted.

In this study, shopping patterns were analyzed using data from a business operating in the retail sector. The data of the study was taken from a store operating in Gaziantep. Analyzes were made on 1138 different receipts according to customers' purchasing situations. In practice, Bayesian networks and association analysis, data mining algorithms, were used. Purchasing patterns of products were determined using structure learning algorithms in Bayesian networks; Sales statistics for product groups were examined by evaluating the patterns determined by the rules in association analysis together. All analyzes were carried out with the R-Project program.

**Keywords:** Bayesian networks; data mining; market basket analysis

## ÖN SÖZ VE TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans eğitimim süresince ve 'Bayesci Ağlar ve Birliktelik Analizi ile Müşterilerin Alışveriş Örüntülerinin İncelenmesi Üzerine Bir Uygulama' başlıklı çalışmamızın her evresinde bana yol gösteren, değerli fikir ve önerileriyle destek olan, sabır göstererek dinleyen, bilgi ve tecrübesini cömertçe paylaşan sayın Doç. Dr. Emre DÜNDER hocama teşekkür eder ve şükranlarımı sunarım.

Aslan TAHİROV



# İÇİNDEKİLER

TEZ KABUL VE ONAYI .....	i
BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI .....	ii
TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI .....	ii
ÖZET .....	iii
ABSTRACT .....	iv
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR .....	v
İÇİNDEKİLER .....	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR .....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	viii
TABLolar DİZİNİ .....	ix
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Tezin amacı .....	1
<b>2. GENEL BİLGİLER</b> .....	<b>2</b>
2.1.1. Veri Madenciliğinin Tanımı .....	3
2.1.2. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi .....	4
2.1.3. Veri Madenciliği Uygulama Süreçleri.....	5
2.1.4. Veri Madenciliğinde Kullanılan Teknikler.....	7
2.2. Bayesci Ağlar .....	8
2.2.1. Bayesci Ağlar Nedir?.....	8
2.2.1.1. Bayesci Ağların Yapıları .....	9
2.2.1.2. Bayesci Ağların Kullanım Alanları.....	9
2.3. Market Sepet Analizi .....	10
<b>3. VERİ VE YÖNTEM</b> .....	<b>12</b>
<b>4. SONUÇ VE ÖNERİLER</b> .....	<b>29</b>
<b>KAYNAKÇA</b> .....	<b>30</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....	<b>33</b>

## SİMGELER VE KISALTMALAR

AIC	: Akaike Information Criterion
BIC	: Bayesian Information Criterion
BDE	: Bayesian Dirichlet Equivalence
CAM	: Cam ürünleri
ELKT	: Elektrik
KIR	: Kırtasiye
KOZ	: Kozmetik
MUT	: Mutfak
SVP	: Saksı ve Plastik



## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	12
Şekil 3.2. Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	12
Şekil 3.3. Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği .....	13
Şekil 3.4. Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	13
Şekil 3.5. Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	14
Şekil 3.6. Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği .....	14
Şekil 3.7. Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	15
Şekil 3.8. Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	15
Şekil 3.9. Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği .....	16
Şekil 3.10. Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	16
Şekil 3.11. Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.....	17
Şekil 3.12 Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği .....	17

## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Uygulamada kullanılan satış verilerine ait çizelge .....	19
Çizelge 3.2. Tüm müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçları....	20
Çizelge 3.3. Erkek müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçları..	21
Çizelge 3.4. Kadın müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçları..	22



# 1. GİRİŞ

## 1.1. Tezin amacı

Bu tez çalışmasında, müşterilerin alışveriş tercihlerini analiz etmek amacıyla veri madenciliği tekniklerinden Bayesci ağlar ve market sepet analizi yöntemleri kullanılmıştır. Bayesci ağlar, değişkenler arasındaki olasılıksal ilişkileri modelleyerek karmaşık veri setlerinde gömülü olan gizli kalıpları keşfetmeyi sağlar. Market sepet analizi ise, müşterilerin alışveriş sepetlerindeki ürünler arasındaki ilişkiyi belirleyerek, hangi ürünlerin birlikte satın alındığını ve bu ilişkilerin hangi destek ve güven düzeylerinde gerçekleştiğini ortaya koyar. Bu çalışmada, 6 farklı ürün grubu üzerinde durulmuş ve müşterilerin bu ürün gruplarını birlikte alma eğilimleri istatistiksel olarak incelenmiştir.

Tez kapsamında ilk olarak, müşterilerin alışveriş sepetlerindeki veriler toplanmış ve bu veriler kullanılarak Bayesci ağ modelleri oluşturulmuştur. Bu model, müşterilerin belirli ürünleri tercih etme olasılıklarını ve bu tercihlerdeki olası bağımlılık ilişkilerini ortaya koymuştur. Bayesci ağlara ait çeşitli yapı öğrenme algoritmaları üzerinden, ürün grupları arasındaki satın alma örüntüleri keşfedilmiştir. Daha sonra, market sepet analizi kullanılarak, müşterilerin sepetlerinde sıkça birlikte bulunan ürün çiftleri tespit edilmiş ve bu çiftlerin destek-güven düzeyleri belirlenmiştir. Destek ölçütü, belirli bir ürün çiftinin toplam alışveriş sepetlerindeki görülme sıklığını ifade ederken, güven ölçütü, bu ürün çiftinin bir arada bulunma olasılığını yansıtmaktadır.

Tezin amacı, müşterilerin alışveriş alışkanlıklarını daha iyi anlayarak, mağaza yönetimlerine ve pazarlama stratejilerine değerli bilgiler sunmaktır. Bayesci ağlar ve market sepet analizi gibi istatistiksel ve veri madenciliği yöntemlerinin bir arada kullanılması, müşterilerin alışveriş davranışlarını daha kapsamlı ve detaylı bir şekilde analiz etmeyi mümkün kılmaktadır. Bu sayede, mağazalar müşteri taleplerini daha doğru bir şekilde tahmin edebilir, raf düzenlemeleri ve ürün yerleşimleri gibi operasyonel kararlarını optimize edebilir ve hedeflenmiş pazarlama kampanyaları oluşturabilirler. Çalışmadan elde ettiğimiz bulguları; perakende sektöründe müşteri memnuniyetini artırmaya ve satışları optimize etmeye yönelik stratejilerin geliştirilmesine katkı sağlayacaktır.

## 2. GENEL BİLGİLER

Bilgisayarlar tarafından işlenebilen her türlü yazı veya sayısal ifade veri olarak adlandırılır. Bilgi, bu verilerin organize ve işlenmiş formudur. Verilerin toplanması ve işlenmesi sonucunda, veriler bilgiye dönüşmektedir (Gürsakal, 2001). Bilginin daha öz ve yoğun bir hale getirilmesiyle elde edilen, daha ileri bir bilgi türü de bulunmaktadır (Gürsakal, 2001). Bilginin daha derinlemesine işlenmesi ve anlam kazandırılmasıyla elde edilen daha yoğun bir bilgi türüne "öz bilgi" (knowledge) denir. Bilgi teknolojilerinin gelişimi ve günlük yaşamın her alanında (bankacılık, sağlık, eğitim vb.) yaygınlaşmasıyla birlikte, her sektörde büyük miktarda veri üretilmeye başlanmıştır. Teknolojideki ilerlemeler, çeşitli verilerin kaydedilmesini ve bu verilerin manyetik ortamlarda saklanmasını hem daha basit hem de daha ekonomik hale getirmiştir. Günümüzde Teknolojinin gelişmesi sayesinde, büyük hacimli ve çeşitli kategorilere ait veriler, farklı özelliklere sahip veri tabanı yönetim sistemlerinde depolanabilmektedir. Teknolojinin hızla ilerlemesinden dolayı veri miktarında ve çeşitliliğinde artışlar olmuştur, bu sebepten klasik istatistiksel yöntemlerin sınırlılıkları ortaya çıkmaya başlamıştır. Veri analizi alanında, geleneksel olarak kullanılan istatistik, son yıllarda veri madenciliği teknikleriyle birlikte anılır hale gelmiş ve bu durum veri analizindeki yaklaşımların genişlemesine, daha da karmaşık veri setlerinin işlenmesine olanak sağlamıştır (Emre ve Erol, 2017: 161).

Veri madenciliği, "Veri Tabanlarında keşif süreci gerçekleştiği için Öz Bilgi Keşfi" sürecinin temel bir parçası olarak kabul edilir. Ancak aynı zamanda, veri madenciliği kendi başına bağımsız bir süreç olarak da değerlendirilebilir. Bu süreç, büyük veri kümelerinden değerli bilgileri, örüntüleri ve ilişkileri ortaya çıkarır ve genellikle karmaşık analitik işlemleri içerir (Koyuncugil, 2007: 1).

Son yıllarda yapılan araştırmalar, veri madenciliği tekniklerinin analizlerde giderek daha fazla kullanıldığını göstermektedir. Bu teknik sayesinde, çok büyük miktardaki veriler kolaylıkla analiz edilerek raporlanabilmektedir. Veri madenciliği, geniş veri kümeleri içerisinde yer alan değişkenlerin birbirleriyle olan bağlantılarını inceleyerek, aralarındaki ilişkileri belirler ve veri tabanlarındaki bilgilerin daha da işlevsel ve anlamlı hale getirilmesini sağlar. Bu süreç, karmaşık veri yapılarını çözümlenme ve değerli bilgileri ortaya çıkarılmasında önemli role sahiptir (Savaş vd., 2012).

Veri tabanlarında öz bilgi keşfi sürecinde, modellerin oluşturulması ve değerlendirilmesi aşamaları esnasında gerçekleşen veri madenciliği, bu sürecin en kritik tekniklerinden biridir. Veri madenciliği, veri setleri içindeki ilişkileri ve bilgileri keşfetmek için kullanılan yöntemler ve araçlar bütünü ifade eder. Bu süreç, veri tabanlarındaki gizli, henüz keşfedilmemiş değerli bilgileri ortaya çıkararak, verileri kullanılabilir hale getirir (Akpınar, 2000).

Veri madenciliği teknikleri, özellikle müşterilerin alışveriş örüntülerini tespit edebilmek amacıyla yoğun olarak kullanılmaktadır (). Bu bağlamda, Bayesci ağları ve market sepet analizi teknikleri bir arada kullanılabilir. Literatürde bununla ilgili çeşitli örnekler de mevcuttur. Cinicioglu ve Shenoy (2016), bir alışveriş mağazasında Bayesci ağlar ve market sepet analizine dayalı gerçek zamanlı öneriler bulunan bir sistem geliştirmiştir. Kim (2017), Bayesci ağlardan ve market sepet analizinden yararlanarak, bir promosyon stratejisi önermiştir. Literatürde bu iki tekniğini bir arada kullanılarak alışveriş ürün gruplarının ortak değerlendirilen çalışma sayısının sınırlı olması, tezin özgün kısmını oluşturmaktadır. Çalışma kapsamında müşterilerin satın alma durumlarını betimleyen verilerden hareketle; Bayesci ağlar ile ilk olarak alışveriş gruplarının birlikte satın alınıp alınmama olguları belirlenecektir. Uygulamada ek olarak, market sepet analizinin sunduğu oransal istatistikler paylaşılacaktır.

### **2.1.1. Veri Madenciliğinin Tanımı**

Kuonen (2004) tarafından yayınlanan çalışmaya göre, veri madenciliği, iş kararlarının alınmasına yardımcı olacak doğru, sıra dışı, değerli, anlamlı ve kolay anlaşılabilir modellerin elde edilmesi süreci olarak tanımlanabilir. Büyük veri tabanlarında gizlenmiş bilgileri ortaya çıkarmak amacıyla yapılan çeşitli veri analizi işlemlerinin bütünü, veri madenciliği olarak adlandırılır. Bu süreç, geniş veri setlerinde değerli bilgileri ve örüntüleri keşfetmeyi hedefler. (Oğuzlar, 2004).

Veri madenciliği sürecinin genel amacı, mevcut bir veri setinden bilgi çıkarmak ve bunu iş dünyasında daha ileri kullanım için insan tarafından okunabilir bir yapıya dönüştürmektir. Bu süreç, veri temizleme, veri entegrasyonu, veri seçimi, veri dönüştürme, desen tanıma ve desen yorumlama gibi birden fazla aşamayı içerir. Bir diğer ifade ile veri madenciliği, işlevsel olmayan verilerden anlamlı ve hedeflenen bilgileri çıkarmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu bakımdan veri madenciliği, veriler içerisinde bulunan ilişkileri, düzensizlikleri ve istatistiksel açıdan önemli yapıları keşfetme süreci olarak da adlandırılabilir.

Veri madenciliği, e-ticarette ürün öneri sistemleri, biyoinformatik, finansal tahmin, sahtekarlık tespiti, veri tabanı pazarlaması, sosyal güvenlik ve multimedya veri tabanları gibi farklı alanlarda kullanılan bir yöntemdir (de la Vega vd., 2019)

Daha kapsamlı bir açıklamayla, teknolojik ilerlemelerin hızlı veri işleme ve büyük veri depolama kapasitesi sağlamasıyla, farklı disiplinlerin katkısıyla, çok büyük veri setlerinden elde edilen bilgilerin etkili ve daha bilgiye dayalı kararlar almak için kullanılabilmesini amaçlayan bir süreçtir. Bu süreç, önceden bilinmeyen, gizli, örtük, geleneksel yöntemlerle tespit edilmesi zor, faydalı, ilginç ve anlaşılabilir bilgilerin otomatik veya yarı otomatik olarak keşfedilmesini içerir.

Veri madenciliği, farklı sektörlerde oldukça yaygın bir biçimde kullanılan bir analiz yöntemidir (Reddy, 2011). Pazarlama, bankacılık, finans, borsa, telekomünikasyon, sağlık, sanayi, sigortacılık ve daha birçok sektörde, araştırmacılar veri madenciliği tekniklerini aktif olarak uygulamaktadır (Gupta ve Chandra, 2020).

Veri madenciliği, çok aşamalı bir süreçtir ve büyük veri tabanlarından önceden tahmin edilemeyen bilgileri çıkarma ve sonuçlandırma süreçlerini içerir. Veri madenciliği, veri tabanı sistemleri, istatistik, makine öğrenimi, görselleştirme ve bilgi bilimini içeren çok disiplinli bir alandır.

Veri madenciliğinde kullanılan teknikler iki ana başlıkta toplanmaktadır:

- Tanımlayıcı yöntemler
- Tahminsel yöntemler

Veri madenciliği, kullanılan modellerden elde edilmek istenen sonuçlar doğrultusunda üç alt başlıkta toplanabilir:

- Sınıflama ve regresyon
- Kümeleme
- Birliktelik kuralları

Tahminsel modeller arasında sınıflandırma ve regresyon yer alırken, tanımlayıcı modeller arasında kümeleme ve birliktelik kuralları bulunmaktadır (Albayrak ve Yılmaz, 2009).

### **2.1.2. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi**

Veri madenciliği, büyük veri kümelerinde desenler keşfetme sürecidir ve yapay zekâ, makine öğrenmesi, istatistik ve veri tabanı sistemlerinin kesişiminde yer alan yöntemleri içerir (Modapothala ve Issac, 2009).

1950'ler ve 1960'larda veri madenciliği daha çok temel istatistiksel analizler ve bilgi işleme üzerine kullanılıyordu (Parzen, 1998). Bilgisayarlar, veri depolama ve işleme kapasitesi açısından sınırlıydı. 1970'lere gelindiğinde, veri tabanı yönetim sistemleri geliştirildi ve bu sistemler, verilerin daha etkili bir şekilde saklanmasına ve sorgulanmasına olanak tanıdı (Collier vd. 1998). 1980'lere geldiğimizde istatistiksel analiz yöntemleri ve algoritmalar daha karmaşık hale gelmiştir. 1990'larda ise "Veri madenciliği" terimi popüler hale gelmiştir ve geliştirilen yeni algoritmalar uygulanmaya başlamıştır. 2000'li yıllara gelindiğinde "Büyük Veri" kavramı ortaya çıktı ve veri depolama ve işleme teknolojileri (örneğin, Hadoop) gelişmiştir. Bu dönemde ortaya konulan gelişmiş analitik yöntemler, daha derin ve karmaşık veri analizlerine imkân tanıdı. 2010 sonrası ise yapay zekâ ve derin öğrenme, veri madenciliğinde önemli rol oynamaya başladı. Özellikle büyük veri setlerindeki karmaşık ilişkiler, günümüzdeki teknolojik gelişmeler ve ileri algoritmaların önerilmesi sonucu; otomatik öğrenme ve tahmin modellerinin veri madenciliğinde daha yaygın hale geldiğini görmekteyiz. Bu tarihsel gelişim süreci, veri madenciliğinin nasıl daha sofistike ve güçlü bir araç haline geldiğini göstermektedir.

### **2.1.3. Veri Madenciliği Uygulama Süreçleri**

Veri madenciliği süreci, işletmelerin ve organizasyonların veri setlerinden anlamlı bilgiler çıkarmalarını sağlayarak, daha bilgilendirilmiş kararlar almasına olanak tanır. Bu süreç, disiplinlerarası bir yaklaşım gerektirir ve istatistik, makine öğrenimi, veritabanı yönetimi ve iş zekâsı gibi alanları içerir. Veri madenciliği tekniklerinin, dinamik veriler, statik veriler ve kullanım halindeki verilere uygulandığında pratik uygulamalardaki potansiyeli akademik olarak tartışılmaktadır. Ayrıca, bir veri kümesi sadece basit ve tanımlayıcı olmanın ötesinde, geleneksel veri işleme ortamları için çok büyükse son derece karmaşık, yani karmaşık olarak nitelendirilebilir. Veri madenciliği, bir veri kümesini karakterize eden ve tanımlayan desenleri, bilgileri veya kuralları çıkarmak için veri tabanlarına hesaplama algoritmaları uygular. Veri madenciliği, mevcut istatistik tabanlı keşifsel veri analizi metodolojilerini tamamlar ve gelecekte bilimsel ve iş verisi analizi ile daha derin bir şekilde bütünleşmesi muhtemeldir. Veri madenciliği, istatistik, makine öğrenimi, sinir ağları, bulanık mantık, veri tabanları ve veri ambarları gibi çeşitli alanları birleştiren bir teknolojidir (Mishra, 2013). Veri madenciliği; pazarlama, finans, imalat ve bazı

tıbbi uygulamalar gibi farklı alanlarda deęerli bilgilerin ıkarılması iin yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu sre aŐađıdaki adımlardan oluŐmaktadır:

- Problem tanımlama: Bu aŐamada, veri madenciliđi projesinin amacı ve hedefleri aık bir Őekilde tanımlanır. İŐ problemleri belirlenir ve bu problemlerin veri madenciliđi teknikleri kullanılarak nasıl zlebileceđi zerinde durulur. Analizin hedef kitlesi ve beklenen ıktılar netleŐtirilir. Bu aŐama, projenin baŐarısı iin kritik neme sahiptir nk dođru bir yol haritası oluŐturulmasını sađlar (Han vd., 2011).
- Veri setinin belirlenmesi: İkinci aŐamada, analiz iin hangi veri trlerinin ve kaynaklarının gerekli olduđu belirlenir. İhtiya duyulan verilerin trleri, bu verilerin nereden ve nasıl temin edileceđi deđerlendirilir. Verilerin dođruluđu ve gvenirliđi kontrol edilerek, analiz srecine uygun verilerin toplanması sađlanır (Witten ve Frank, 2002).
- Veri hazırlama ve n iŐleme: Bu aŐamada, toplanan veriler analiz iin hazırlanır ve n iŐlemeden geirilir. Verilerin temizlenmesi, eksik veya hatalı verilerin dzeltilmesi ve verilerin normalize edilmesi gibi iŐlemler gerekleŐtirilir. Verilerin analiz iin uygun formata dnŐtrlmesi, bu aŐamanın nemli bir parasıdır (Fayyad vd., 1996).
- Modelleme aŐaması: Bu aŐamada, araŐtırmanın amalarına uygun veri madenciliđi algoritmaları seilerek veriler zerinde modeller oluŐturulur. Verilerden tahmin edici veya ıkarımsal modeller geliŐtirilir ve eŐitli algoritmalar kullanılarak verilerin analizi sreci tamamlanır. Modelleme srecinde kullanılan algoritmaların parametre seimleri, elde edilen sonuların dođruluđunu etkiler (Han vd., 2011).
- Model eđitimi ve test sreci: Veri madenciliđi iin uygulanan modeller, eđitim verileri kullanılarak eđitilir ve test verileri ile modelin grmediđi veriler zerinden test edilir. Modelin performansı, kullanılan algoritmaya bađlı biimde eŐitli kriterler kullanılarak deđerlendirilir ve gerekirse model zerinde iyileŐtirmeler yapılır. Bu sre, modelin dođruluđunu ve gvenilirliđini artırmak iin tekrarlanabilir (Witten ve Frank, 2002).

Modellerin dođrulaması ve uygulama: Son aŐamada veri madenciliđi modelleri eđitim-test verilerinden hareketle dođrulandır ve en iyi model uygulamaya konulur. Bu

aşamada, modelin ilgili alanda nasıl kullanılacağı belirlenir ve sonuçlar iş süreçlerine entegre edilir. Modelin performansı yeni verilerle takip edilir ve gerektiğinde modeller üzerinde güncellemeler yapılır (Fayyad vd., 1996).

#### **2.1.4. Veri Madenciliğinde Kullanılan Teknikler**

Veri madenciliği, büyük veri yığınlarından anlamlı bilgi ve desenler çıkarmak amacıyla kullanılan bir dizi teknik ve yöntem içerir. Bu teknikler arasında en yaygın olanlar arasında sınıflandırma, kümeleme, ilişkilendirme kuralları ve regresyon bulunur. Özellikle büyük veri çağında; iş dünyasından sağlık sektörüne, finanstan eğitime kadar geniş bir yelpazede veri madenciliği teknikleri kullanılmaktadır. Veri madenciliğinde kullanılan tekniklerin seçimi, analiz edilen verinin türüne, amaca ve mevcut veri kalitesine bağlı olarak değişebilir. Uygulamada bu teknikler, aşağıda yer alan amaçlar doğrultusunda kullanılabilir:

- Sınıflandırma: Verileri önceden tanımlanmış sınıfların kullanılması ile, yeni verilerin hangi kategoriye ait olduğunu tahmin etmek için kullanılan işlemlerdir.
- Kümeleme: Kümeleme, verilerin benzer özelliklere sahip gruplar halinde toplanmasını amaçlar (Çakmak, 1999). K-ortalamlar, iki aşamalı kümeleme ve hiyerarşik kümeleme gibi algoritmalar, veri noktalarının benzerliklerine göre gözlemlerin gruplandırılmasını sağlar.
- Birliktelik kuralları: Birliktelik kuralları, veriler arasındaki ilişkileri keşfederek, bir öğenin diğer bir öğeyle birlikte ortaya çıkma olasılığını belirler. Market sepeti analizi, bu tekniğin yaygın bir uygulamasıdır ve hangi ürünlerin birlikte satın alındığını analiz eder (Ergün, 2008).
- Anomali tespiti: Anomali tespiti, bir veri setinde normal olmayan veya beklenmedik davranışları belirlemek için kullanılan bir tekniktir. Bu teknik, özellikle sahtekarlık tespiti, siber güvenlik, sağlık izleme ve kalite kontrol gibi alanlarda büyük önem taşır. Anomali tespiti algoritmaları, veri setindeki olağan dışı verileri tanımlayarak, olası sorunların veya fırsatların erken tespit edilmesini sağlar. Bu sayede, potansiyel riskler minimize edilirken, verimlilik ve güvenlik artırılır.
- Regresyon modelleri: Bu teknikler, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri modelleyerek, tahminsel modellerin oluşturulmasını amaçlar. İstisnai

modeller haricinde (lojistik regresyon gibi) bağımlı değişkenin sayısal olduğu durumlarda regresyon modeli ifadesi kullanılır.

- Ağ Analizi: Ağ analizi, bir ağdaki düğümler ve bağlantılar arasındaki ilişkileri inceleyen bir tekniktir. Sosyal ağlar, bilgisayar ağları, biyolojik ağlar ve lojistik ağlar gibi çeşitli alanlarda uygulanabilir (Asatani, 2018). Ağ analizi, düğümler arasındaki etkileşimleri, merkezi düğümleri, topluluk yapılarını ve yayılma dinamiklerini anlamaya yardımcı olur. Bu teknikler, özellikle bilgi yayılımını optimize etmek, ağ güvenliğini artırmak ve kritik bağlantı noktalarını belirlemek için kullanılır.

Klasik yaklaşımların yanında, Bayesci ağlar gibi grafiksel modeller de veri madenciliği kapsamında uygulanmaktadır.

## 2.2. Bayesci Ağlar

Bayesci ağlar, değişkenler arası ilişkilerdeki belirsizliği temsil eden ve bu belirsizliği denetimli hale getirmek için kullanılan grafiksel model temelli teorik modellerdir (Scutari, 2019). Bir diğer ifade ile, değişkenler arasındaki ilişkileri temsil etmek için kullanılan bir grafiksel model modeldir (Henriksen ve Barlebo, 2008). Bayesci ağlar, 'Nedensel Bayes Ağları' ve 'Algoritmalara Dayalı Bayes Ağları' olmak üzere iki yöntemle oluşturulabilir (Babacan ve Karaduman 2018).

### 2.2.1. Bayesci Ağlar Nedir?

Bayesci ağlar, belirsizlik içeren karmaşık olasılıksal ilişkileri modellemek için kullanılan grafiksel bir araçtır (Pearl, 1995). Literatürde Bayes inanç ağları (Bayesian Belief Networks-BBN), Yönlendirilmiş Döngüsüz Grafikler (Directed Acyclic Graphs-DAG) gibi farklı isimlerle de anılmaktadır. Bu metot, matematikçi Thomas Bayes'in adını taşıyan Bayes Teoremi'ne dayanır. Bayes teoremi, olasılık kuramında iki olay arasındaki koşullu olasılığı hesaplamak için kullanılan temel bir araçtır. Bayesci ağlarda, bu teorem, bir değişkenin olasılığını diğer değişkenlere dayanarak güncellemek için kullanılır. Bayes teoreminin formülü şu şekildedir:

$$P(A/B) = \frac{P(B/A)P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Bu teoremden yer alan olasılıklar şu şekilde tanımlanır:

- $P(A/B)$ : B olayı gerçekleştiğinde A olayının gerçekleşme olasılığıdır.
- $P(B/A)$ : A olayı gerçekleştiğinde B olayının gerçekleşme olasılığıdır.

- $P(A)$ : A olayının gerçekleşme olasılığıdır. Bu, önsel olasılık olarak da bilinir.
- $P(B)$ : B olayının gerçekleşme olasılığıdır.

Değişkenler arasındaki ilişkilerin oklar ve düğümler yardımıyla grafiksel gösterimi Bayesci ağların temelini oluşturur. Bayesci ağlarda her bir değişken bir düğümlerle gösterilir. Bu düğümler arasındaki ilişkiler, yönsüz döngüsel olmayan oklarla temsil edilir. Veri madenciliği kapsamında Bayesci ağlar; değişkenlerin arası korelasyonlara dayalı ilişkileri tespit etmek ve yeni gözlemleri tahmin etmek için de kullanılabilirler.

### **2.2.1.1. Bayesci Ağların Yapıları**

Bayesci ağlar, değişkenler arasındaki olasılıksal bağımlılıkları modellemek için kullanılan grafiksel yapılar olarak bilinir. Bu yapılar, değişkenler arasındaki yönlü döngüsüz grafiksel modeldeki ilişkilerin gösterilmesi için kullanılır. Pratikte Bayesci ağların yapılarını öğrenmek için çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Bir Bayesci ağ yapısı uzman tarafından belirlenebilir ya da bir algoritma ile otomatik olarak tespit edilebilir. Otomatik olarak oluşturulan bu süreç, yapı öğrenme olarak adlandırılır.

Yapı öğrenimi için üç temel yaklaşım mevcuttur: Kısıtlama tabanlı, skor tabanlı ve hibrit teknikler (Scutari, 2011). Kısıtlama tabanlı teknikler, veri içinde yer alan değişkenler arasındaki koşullu bağımsızlıkları kullanarak Bayesci Ağların yapısını çıkarırken; skor tabanlı yaklaşımlar, bir bilgi kriterine göre ağ yapısının en uygun değere sahip olmasını sağlamaya çalışır (Behjati ve Beigy, 2020; Li, 2022). Skor tabanlı tekniklerde yerel arama teknikleri ve genetik algoritmalar, tabu arama gibi daha gelişmiş arama stratejileri kullanarak puanı optimize ederek uygun yapıları elde edilir (Bromberg vd., 2009). Hibrit yaklaşım ise kısıtlama tabanlı ve skor tabanlı teknikleri birleştirir (Scutari vd., 2018). Bir Bayesci ağ yapısı öğrenildikten sonra parametre öğrenme süreci ile olasılıksal tahminler yapılabilir. Bayesci ağlarda yeni veriler, ağ yapısı üzerinden olasılıkların güncellenmesini sağlar ve bu temel prensip, Bayesci ağların çalışma tahminleme mekanizmasının temelini oluşturur (Heckerman, 1998).

### **2.2.1.2. Bayesci Ağların Kullanım Alanları**

Bayesci ağlar çeşitli veri kaynaklarından elde edilen belirsiz bilgileri temsil etmek ve bu bilgilerden sonuç çıkarmak için kullanılan grafiksel modellerdir. Kullanım alanları yapay zekâ, çevre çalışmaları, finans, genetik ve tıp gibi birçok

alanda hızla artmaktadır. Tıp alanında özellikle tanı ve prognoz konularında daha belirgin bir şekilde kullanılmaktadır. Bu iki alanda, başlangıç tanısından ayırıcı tanıya, tedavi tahmininden prognoza kadar çok sayıda farklı amaç doğrultusunda kullanılmaktadır (Segundo Muñoz-Valencia vd., 2023). Tıbbi teşhis noktasında, kanser hastalarının tanı ve prognozu üzerinde karar verme süreci için tedavi sonuçlarını yönetme ve belirleme amacıyla da Bayesci ağlara başvurulmaktadır (Ramani ve Jacob, 2013).

Risk analizi alanında güvenilirlik, kullanılabilirlik ve sistem güvenliği süreçlerindeki belirsizlikleri ortadan kaldırmak üzere uygulanmaktadır. (Rahikainen vd., 2014) Bayesci ağlar aynı zamanda eğitim (Jiang vd., 2023), ekonomi (Romanko vd., 2019), perakende sektörü (Cinicioglu ve Shenoy 2016) gibi farklı bir çok alanda da araştırmacıların yararlandığı bir yöntemdir.

### **2.3. Market Sepet Analizi**

Market sepet analizi, müşterilerin alışveriş sepetlerinde bulunan ürünlerin birlikte satın alınma eğilimlerini inceleyen bir veri madenciliği tekniğidir (Kaur ve Kang, 2016). Birçok farklı alanda uygulanabilme potansiyeline karşın bu analiz, genellikle perakendecilere müşteri davranışları hakkında değerli bilgiler sunmak ve çapraz satış stratejileri geliştirmelerine yardımcı olmak amacıyla kullanılmaktadır. Market sepet analizi, perakende satış verileri kapsamında, belirli ürünlerin birlikte satın alınma olasılıklarını uygulanır. Bu olasılıklar üzerinden birliktelik kuralları oluşturulur (Ünvan, 2021). Elde edilen kurallardan sağlıklı analiz sonuçları alabilmek için, genellikle büyük miktarda veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Bu veriler, müşterilerin gerçekleştirdiği her bir alışveriş işlemi hakkında bilgi içerir.

Market sepet analizinde birliktelik kuralları oluşturmak için en yaygın kullanılan algoritma Apriori algoritmasıdır. Apriori algoritması, sıklıkla birlikte satın alınan ürün setlerini belirler ve bu setlerin destek, güven ve kaldıraç gibi ölçümlerini hesaplar (Bilgiç, 2019).

Destek, belirli bir ürün veya ürün setinin tüm işlemler içerisindeki görülme sıklığını ifade eder. Bir ürün A için destek,

$$Destek(A) = \frac{A \text{ ile yapılan işlem sayısı}}{\text{Tüm işlemlerin sayısı}} \quad (2)$$

şeklinde hesaplanabilir.

Güven ise belirli bir ürün seti satın alındığında, başka bir ürün setinin de birlikte satın alınma olasılığını gösterir. Örneğin, A ürünü satın alındığında B ürününün de satın alınma olasılığını gösteren güven düzeyi,

$$\text{Güven}(A \rightarrow B) = \frac{\text{A ve B ile ortak işlem sayısı}}{\text{A ile yapılan işlemlerin sayısı}} \quad (3)$$

**Kaldıraç değeri**, iki ürünün birlikte satın alınmasının bağımsızlık varsayımına göre beklenenden ne kadar daha fazla gerçekleştiğini gösterir. Yüksek kaldıraç değeri, ürünlerin birlikte satın alınma eğiliminin yüksek olduğuna işaret etmektedir. Kaldıraç değeri,

$$\text{Kaldıraç}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Güven}(A \rightarrow B)}{\text{Destek}(B)} \quad (4)$$

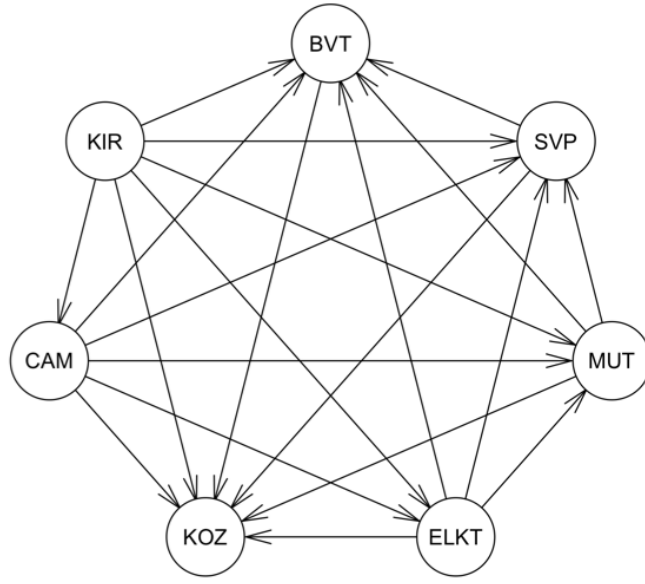
formülü ile hesaplanır.

### 3. VERİ VE YÖNTEM

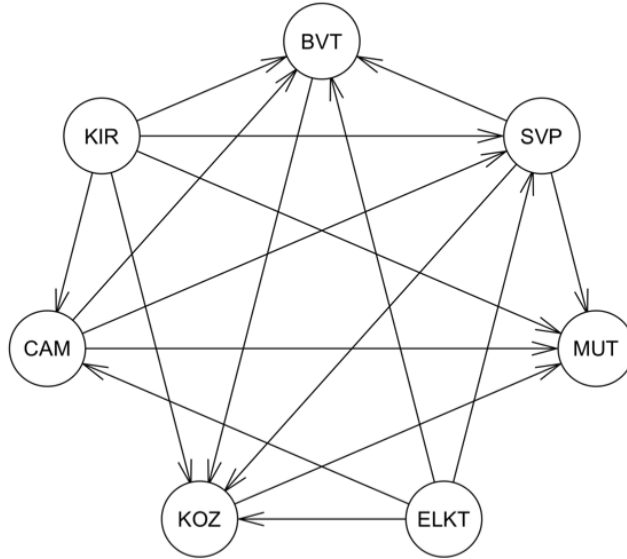
Çalışmada Gaziantep'teki bir mağazanın satış verileri kullanılmıştır. Veri seti, Gaziantep'te faaliyet gösteren bir züccaciye mağazasından elde edilen satış verilerinden oluşmaktadır. Çalışmada, toplam 1138 farklı alışveriş fişi kullanılmış ve bu fişlerde altı farklı ürün grubuna yönelik satın alma durumları satın alındı (1) ve satın alınmadı (0) şeklinde kodlanmıştır. Satış verilerindeki ürün grupları cam ürünleri (CAM), elektrik ürünleri (ELKT), kırtasiye ürünleri (KIR), kozmetik ürünleri (KOZ), mutfak ürünleri (MUT) ve saksı-plasik ürünleri (SVP) şeklinde tanımlanmıştır. Ürün grupları arası satın alma ilişkilerini belirlemek üzere iki yaklaşım kullanılmıştır:

- 1) Bayesci ağlarda yapı öğrenme algoritmaları
- 2) Market sepet analizi

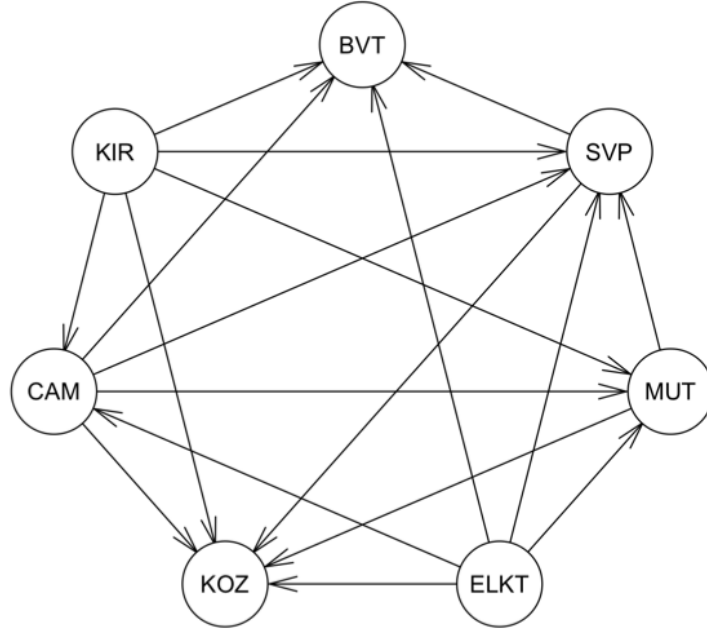
Yapı öğrenme sürecinde tepe tırmanma optimizasyonu ile skor tabanlı yaklaşımlar uygulanmıştır. Skor tabanlı algoritmalar Akaike bilgi kriteri (AIC), Bayesci bilgi kriteri (BIC), Bayesci Dirichlet eşdeğerlilik (BDE) skoru ve K2 skoru kullanılarak optimize edilmiştir (Scutari, 2010). Bu analizler sonucunda, satış verileri arasındaki ilişkiler Bayesci ağ grafikleri ve tablolar ile cinsiyet bazlı ve genel sonuçlar şeklinde gösterilmiştir. Bu grafikler ve tablolar, satış verilerindeki birliktelik kurallarını açıkça ortaya koymaktadır. İstatistiksel uygulamalarda Bayesci ağların analizi için bnlearn paketi (Scutari 2010), market sepet analizi için de arules paketi kullanılmıştır (Hahsler vd., 2005). Kurallarda, kaldırma değerleri 1'in üzerinde olan bulgular sunulmuştur. Analizlerin tamamı, R programında yapılmıştır (R Core Team, 2024).



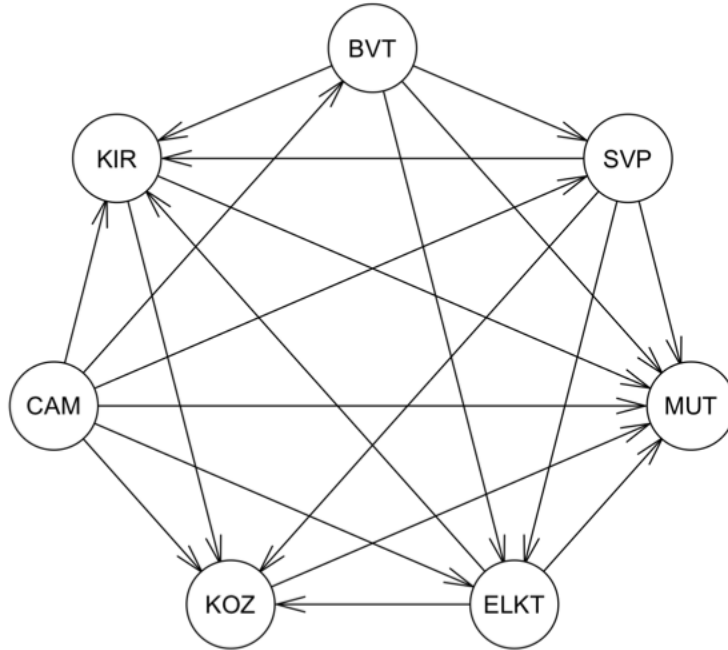
Şekil 3.1: Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği.



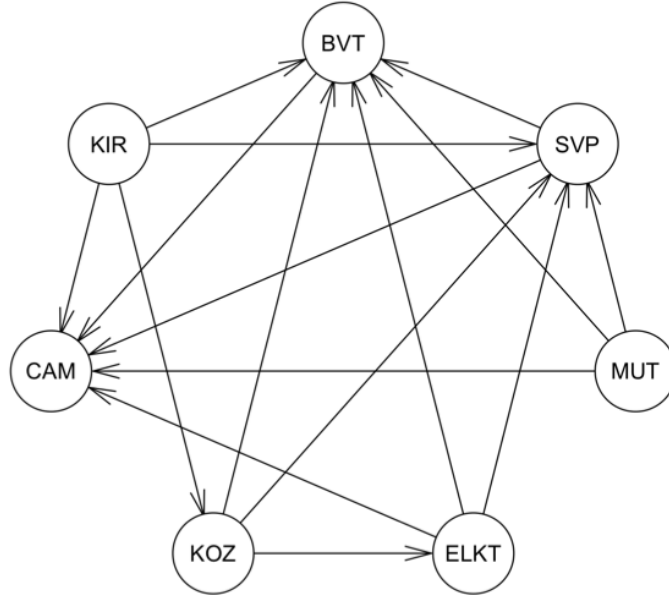
Şekil 3.2: Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



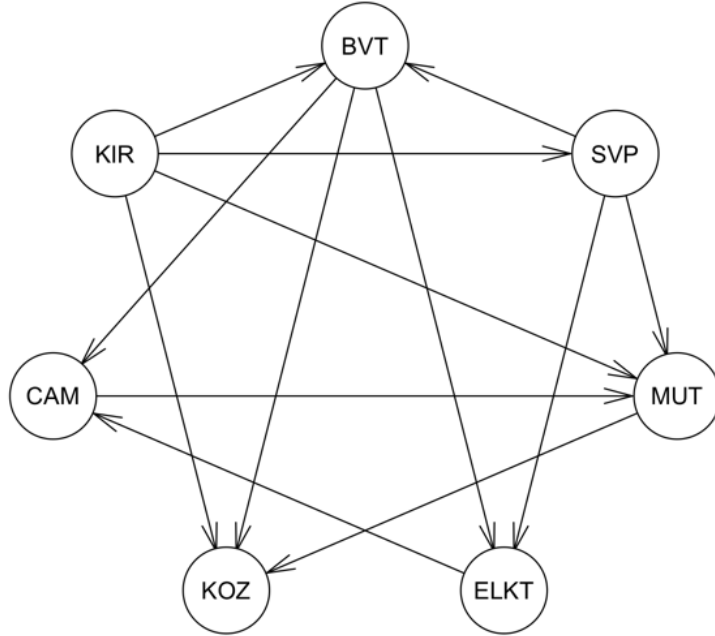
Şekil 3.3: Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



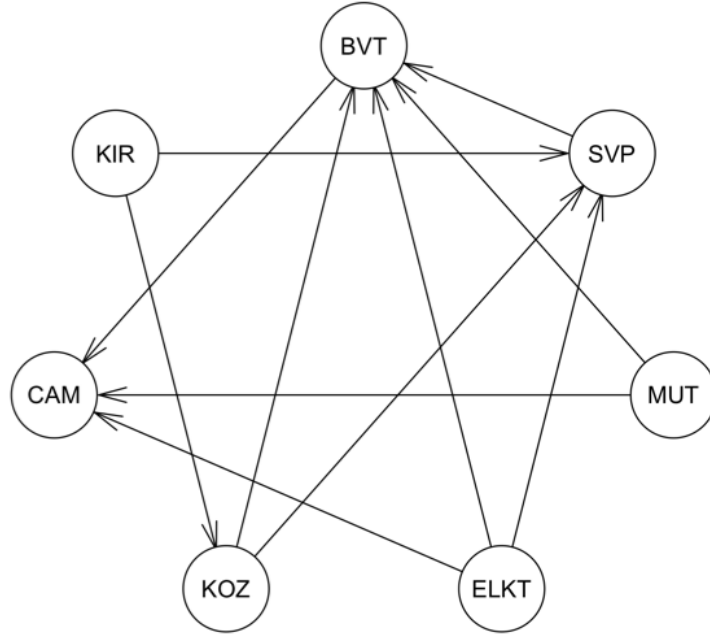
Şekil 3.4: Tüm katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



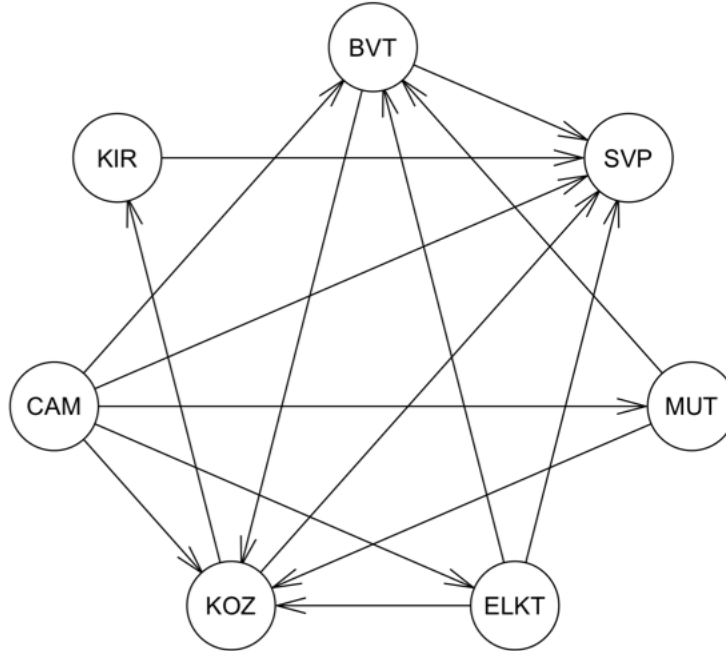
Şekil 3.5: Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



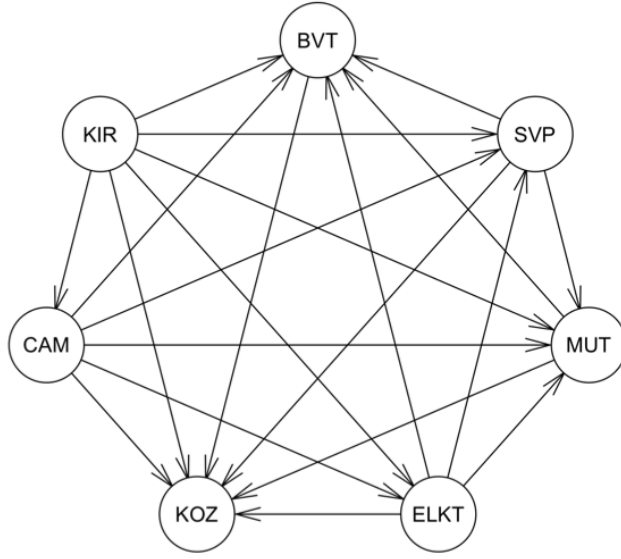
Şekil 3.6: Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



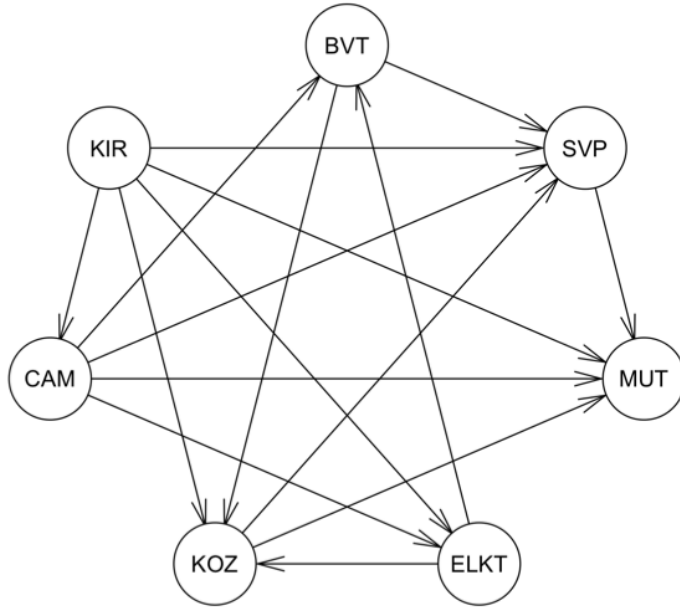
Şekil 3.7: Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



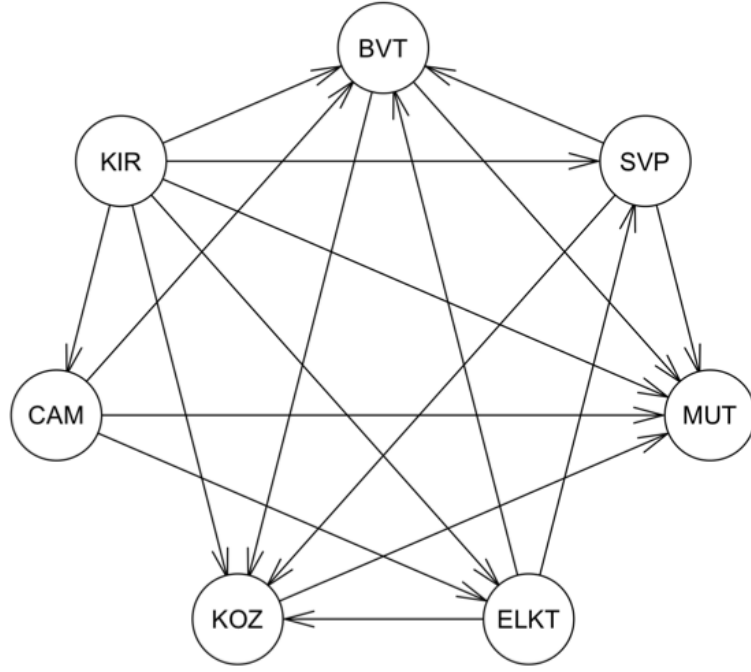
Şekil 3.8: Erkek katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



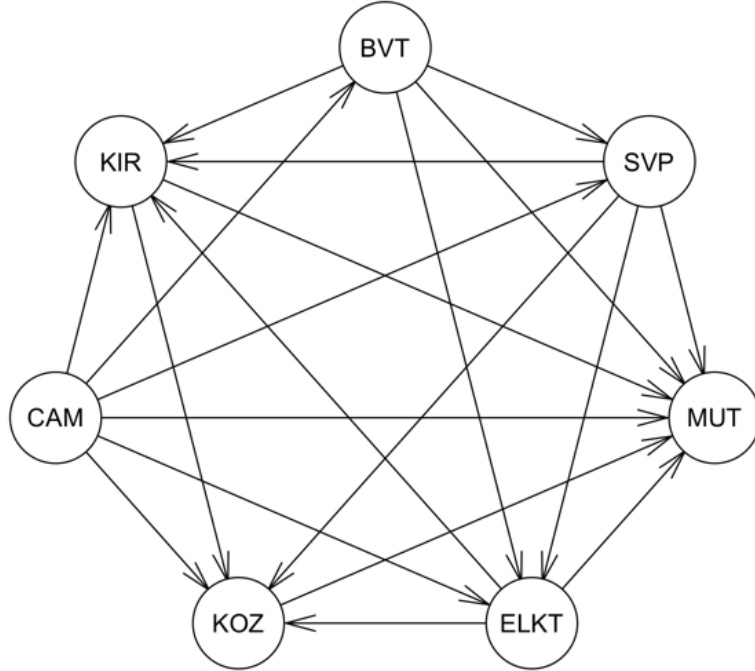
Şekil 3.9: Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin AIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



Şekil 3.10: Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BIC skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



Şekil 3.11: Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin BDE skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği



Şekil 3.12: Kadın katılımcılar için alışveriş tercihlerinin K2 skoru ile oluşturulmuş Bayesci ağ grafiği

Şekil 3.1-3.12 arasında tüm katılımcılar, erkek katılımcılar ve kadın katılımcılar için ürün gruplarının satın alma örüntülerine yönelik Bayesci yapı öğrenme algoritmalarının grafiksel sonuçları verilmiştir. Bu sonuçlara göre, bilgi kriterlerinin oluşturduğu yapılar üzerinden ortak satın alma örüntüleri üzerinden istatistiksel çıkarımlar yapılmıştır.

Tüm müşterilerin satın alma verilerinden hareketle oluşturulan Bayesci ağ yapılarına göre, bahçe ve toprak ürünlerini alan kişilerde saksı ve plastik, elektrik, cam ve kırtasiye ürünleri de satın alınmaktadır. Yine saksı ve plastik ürünlerini tercih eden kişilerde mutfak, cam, kozmetik ve kırtasiye ürünleri de tercih etmektedirler. Aynı zamanda Mutfak ürünlerini alan kişiler kozmetik, cam, kırtasiye ürünlerini de satın almaktadırlar. Elektrik ürünlerini alan kişiler kozmetik ve cam ürünlerini de talep etmektedir. Kozmetik alan müşteriler aynı zamanda Kırtasiye ürünlerini de tercih etmektedirler. Cam ürünlerinin alanlar kırtasiye, mutfak ve elektrik ürünlerini almaktadır. Yine tüm müşterilerde kırtasiye ürünlerini alanlar kozmetik, mutfak ve saksı ve plastik ürünlerini satın almaktadırlar.

Erkek müşterilerin satın alma verilerinden hareketle oluşturulan Bayesci ağ yapılarına göre, Bahçe ve toprak ürünlerini alan kişiler saksı ve plastik, elektrik ve cam ürünlerini de satın almaktadır. Yine erkeklerde saksı ve plastik ürünlerini satın alanlar ile elektrik ve kırtasiye ürünleri satın alınmaktadır. Bu yapılar göre erkeklerde mutfak ürünlerini alanlar arasında cam ürünleri talep edilmektedir. Aynı zamanda elektrik ürünlerini alanlar arasında cam ile bahçe ve toprak ürünleri satın alınmaktadır. Kozmetik ürünlerini alanlar arasında Kırtasiye, Saksı ve Plastik ve Bahçe ve Toprak ürünleri tercih edilmektedir.

Kadınların satın alma verilerinden hareketle oluşturulan Bayesci ağ yapılarına göre, bahçe ve toprak ürünlerini alan kişilerde; Saksı ve plastik, cam, kırtasiye ve elektrik ürünleri tercih edilmektedir. Yine kadınlarda saksı ve plastik ürünlerini satın alanlar ile mutfak, kozmetik ve kırtasiye ürünleri satın alınmaktadır. Bayesci ağ yapılarına göre kadınlarda mutfak ürünlerini alanlar arasında cam, kozmetik ve kırtasiye ürünleri talep edilmektedir. Aynı zamanda elektrik ürünlerini alanlar arasında kozmetik, cam ve kırtasiye ürünleri de satın alınmaktadır. Kozmetik ürünlerini alanlar, kırtasiye ve elektrik ürünlerini tercih etmektedir. Kırtasiye ürünlerini satın alan kadın müşteriler ise, kozmetik ve mutfak ürünlerini de satın almaktadırlar.

Çizelge 3.1: Uygulamada kullanılan örnek satış verilerine ait çizelge

CİNSİYET	KIRT	CAM	KOZ	ELKT	MUT	SVP	BVT
KADIN	0	0	1	0	1	1	1
KADIN	1	1	1	0	0	0	0
KADIN	1	0	0	1	1	0	0
KADIN	0	0	0	0	1	0	1
KADIN	0	0	0	0	0	1	1
ERKEK	1	0	1	0	1	0	0
KADIN	1	0	0	0	0	0	1
KADIN	0	0	0	0	1	1	1
ERKEK	0	0	0	0	1	0	0
ERKEK	0	0	0	1	0	0	0
ERKEK	0	0	0	0	0	0	1
KADIN	0	1	1	0	1	0	1
KADIN	1	0	0	1	0	0	0
KADIN	0	0	0	0	0	0	0
KADIN	0	0	0	0	0	0	0
KADIN	1	0	1	0	0	0	1
KADIN	0	0	1	0	1	1	0
ERKEK	1	0	0	0	0	1	1
KADIN	1	0	0	0	0	0	0
ERKEK	0	0	0	0	0	1	1

1: Satın aldı, 0: Satın almadı

Çizelge 3.1’de uygulama aşamasında kullanılan veri setine ait örnek bir tablo sunulmuştur. Bu örnek tabloda, müşterilerin hangi ürün gruplarını satın alıp almadıkları 0-1 kodları ile gösterilmektedir. Ek olarak, müşterilerin ürün satın alma durumlarının yanında cinsiyet grupları da veri setinde yer almaktadır.

Çizelge 3.2 : Tüm müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçlar

Kural seti		Destek	Güven	Kaldıraç	
{MUTFAK, SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.08321	0.78571	2.82259
{MUTFAK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0.08321	0.72368	2.63557
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0.17625	0.63315	2.30586
{SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.17625	0.64187	2.30586
{CAM}	=>	{KOZMETİK}	0.10363	0.39481	1.28875
{KOZMETİK}	=>	{CAM}	0.10363	0.33827	1.28875
{SAKSI VE PLASTİK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0.08321	0.47210	1.19335
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0.11498	0.41304	1.04406
{MUTFAK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.11498	0.29063	1.04406
{KOZMETİK}	=>	{MUTFAK}	0.12632	0.41235	1.04230
{MUTFAK}	=>	{KOZMETİK}	0.12632	0.31931	1.04230
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{KIRTASIYE}	0.10590	0.38043	1.04127
{KIRTASIYE}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.10590	0.28986	1.04127
{KOZMETİK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0.08548	0.27901	1.01613
{SAKSI VE PLASTİK}	=>	{KOZMETİK}	0.08548	0.31129	1.01613

Çizelge 3.2’de tüm müşteriler için çeşitli ürün gruplarının birliktelik analizi ile edilen istatistiksel sonuçları gösterilmektedir. Tüm müşterilerden elde edilen birlikte analizi bulgularına göre, kaldıraç değeri 1’den yüksek olan kural kümelerine ilişkin istatistiksel çıkarımlar aşağıda verilmiştir:

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %8’i mutfak, saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında mutfak ve saksı ve plastik ürünlerini birlikte alanların %78,5’i, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %8’i mutfak, bahçe ve toprak ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında mutfak ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %72,3’ü, saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %17,6’sı bahçe ve toprak ile saksı ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini alanların %63,3’ü saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %11,5’i saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında saksı ve plastik ürünlerini alanların %64’ü, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %10'u cam ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında cam ürünlerini alanların %39,4'ü, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %10'u kozmetik ile cam ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre tüm müşteriler arasında kozmetik ürünlerini alanların %33,8'i, cam ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %8'i saksı ve plastik, bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında saksı ve plastik ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %47'si, ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %11,5'i bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında Bahçe ve Toprak ürünlerini birlikte alanların %41'i, Mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %11,5'i mutfak ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında mutfak ile bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %29'u, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %12,6'sı kozmetik ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında kozmetik ürünlerini birlikte alanların %41'i, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %12,6'ı mutfak ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında saksı ve plastik ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %32'si, ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %10,6'ı Bahçe ve Toprak ile Kırtasiye ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %38'i, kırtasiye ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %10,6'ı kırtasiye ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek

müşteriler arasında Kırtasiye ürünlerini birlikte alanların %30'u, Bahçe ve Toprak ürünlerini de tercih etmektedir.

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %8'i kozmetik ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında Kozmetik ürünlerini birlikte alanların %28'i, saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında tüm müşterilerin %8'i saksı ve plastik ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında saksı ve plastik ürünlerini birlikte alanların %31'i, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.



Çizelge 3.3 : Erkek müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçları

Kural seti		Destek	Güven	Kaldıraç	
{MUTFAK, SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.11111	0.80392	2.41176
{MUTFAK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0.11111	0.77358	2.24766
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0.23577	0.70732	2.05512
{SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.23577	0.68504	2.05512
{CAM}	=>	{KOZMETİK}	0.09214	0.37778	1.24464
{KOZMETİK}	=>	{CAM}	0.09214	0.30357	1.24464
{SAKSI VE PLASTİK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0.11111	0.47126	1.11472
{KOZMETİK}	=>	{MUTFAK}	0.13821	0.45536	1.07709
{MUTFAK}	=>	{KOZMETİK}	0.13821	0.32692	1.07709
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0.14363	0.43089	1.01923
{MUTFAK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0.14363	0.33974	1.01923
{ELEKTRONİK}	=>	{KIRTASIYE}	0.10027	0.35238	1.00022
{KIRTASIYE}	=>	{ELEKTRONİK}	0.10027	0.28462	1.00022

Çizelge 3.3'te erkek müşteriler için çeşitli ürün gruplarının birliktelik analizi ile edilen istatistiksel sonuçları gösterilmektedir. Erkek müşterilerden elde edilen birlikte analizi bulgularına göre, kaldıraç değeri 1'en yüksek olan kural kümelerine ilişkin istatistiksel çıkarımlar aşağıda verilmiştir:

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %11,1'i mutfak, saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında mutfak ve saksı ve plastik ürünlerini birlikte alanların %80,4'ü, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %11,1'i mutfak, bahçe ve toprak ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında mutfak ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %77,4'ü, saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %23,6'sı bahçe ve toprak ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini alanların %70,7'si saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %23,6'sı saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında saksı ve plastik ürünlerini alanların %68,5'i, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %10'u cam ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında cam ürünlerini alanların %37,7'si, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %10'u kozmetik ile cam ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında kozmetik ürünlerini alanların %30,3'ü, cam ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %11,1'i saksı ve plastik, bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında saksı ve plastik ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %47'si, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %13,8'i kozmetik ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında Kozmetik ürünlerini birlikte alanların %45,5'i, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %13,8'i mutfak ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında mutfak ürünlerini birlikte alanların %32,7'si, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %14,3'ü bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %43'ü, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %14,3'ü mutfak ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında mutfak ürünlerini birlikte alanların %34'ü, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %10'u elektrik ile kırtasiye ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında elektrik ürünlerini birlikte alanların %35'i, kırtasiye ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında erkek müşterilerin %10'u kırtasiye ile elektrik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre erkek müşteriler arasında kırtasiye ürünlerini birlikte alanların %28,4'ü, elektrik ürünlerini de tercih etmektedir.

Çizelge 3.4 : Kadın müşteriler için market sepet analizi destek ve güven düzeyi sonuçları

Kural seti		Destek	Güven	Kaldıraç	
{MUTFAK, SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0,07240	0,77528	3,01568
{MUTFAK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0,07240	0,69697	2,81446
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0,15320	0,59592	2,40640
{SAKSI VE PLASTİK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0,15320	0,61864	2,40640
{CAM}	=>	{KOZMETİK}	0,10808	0,40078	1,30356
{KOZMETİK}	=>	{CAM}	0,10808	0,35154	1,30356
{SAKSI VE PLASTİK, BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0,07240	0,47260	1,22722
{SAKSI VE PLASTİK}	=>	{KOZMETİK}	0,08499	0,34322	1,11634
{KOZMETİK}	=>	{SAKSI VE PLASTİK}	0,08499	0,27645	1,11634
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{KIRTASIYE}	0,10283	0,40000	1,07989
{KIRTASIYE}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0,10283	0,27762	1,07989
{BAHÇE VE TOPRAK}	=>	{MUTFAK}	0,10388	0,40408	1,04929
{MUTFAK}	=>	{BAHÇE VE TOPRAK}	0,10388	0,26975	1,04929
{KIRTASIYE}	=>	{MUTFAK}	0,14690	0,39660	1,02986
{MUTFAK}	=>	{KIRTASIYE}	0,14690	0,38147	1,02986
{KOZMETİK}	=>	{MUTFAK}	0,12172	0,39590	1,02806
{MUTFAK}	=>	{KOZMETİK}	0,12172	0,31608	1,02806

Çizelge 3.4'te kadın müşteriler için çeşitli ürün gruplarının birliktelik analizi ile edilen istatistiksel sonuçları gösterilmektedir. Kadın müşterilerden elde edilen birlikte analizi bulgularına göre, kaldıraç değeri 1' en yüksek olan kural kümelerine ilişkin istatistiksel çıkarımlar aşağıda verilmiştir:

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %7'i mutfak, saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında mutfak ve saksı ve plastik ürünlerini birlikte alanların %77,5'i, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %7'i mutfak, bahçe ve toprak ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında mutfak ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %69,6'ı, saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %15'i bahçe ve toprak ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini alanların %69,5'i saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %15'i saksı ve plastik ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında saksı ve plastik ürünlerini alanların %61,8'i, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10,8'i cam ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında cam ürünlerini alanların %40'ı, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10,8'i kozmetik ile cam ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında kozmetik ürünlerini alanların %35'i, cam ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %7'i saksı ve plastik, bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında saksı ve plastik ve bahçe ve toprak ürünlerini birlikte alanların %47'si, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %8'i saksı ve plastik ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında saksı ve plastik ürünlerini alanların %34'ü, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %8'i kozmetik ile saksı ve plastik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında kozmetik ürünlerini alanların %27,6'ı, saksı ve plastik ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10'u bahçe ve toprak ile kırtasiye ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini alanların %40'ı, kırtasiye ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10'u kırtasiye ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında kırtasiye ürünlerini alanların %27,7'si, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10'u bahçe ve toprak ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında bahçe ve toprak ürünlerini alanların %40'ı, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir..
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %10'u mutfak ile bahçe ve toprak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın

müşteriler arasında Mutfak ürünlerini alanların %27'si, bahçe ve toprak ürünlerini de tercih etmektedir.

- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %14,7'si kırtasiye ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında kırtasiye ürünlerini alanların %39,6'ı, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %14,7'si mutfak ile kırtasiye ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında mutfak ürünlerini alanların %38'i, kırtasiye ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %12'si kozmetik ile mutfak ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında kozmetik ürünlerini alanların %39,5'i, mutfak ürünlerini de tercih etmektedir.
- Destek düzeyi sonuçları kapsamında kadın müşterilerin %12'si mutfak ile kozmetik ürünlerini bir arada almaktadır. Güven düzeylerine göre kadın müşteriler arasında mutfak ürünlerini alanların %32,6'sı, kozmetik ürünlerini de tercih etmektedir.

#### 4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde, çalışmanın sonuçları üzerinden genel değerlendirmeler yapılacaktır. Çalışmada Bayesci ağlar ve market sepet analizinin iki farklı aşamada kullanılması, müşterilerin alışveriş alışkanlıklarını anlamamıza yardımcı olmuş ve müşterilerin belirli ürün gruplarını birlikte satın alma eğiliminde olduklarını göstermiştir. Analizler sonucunda, müşterilerin belirli ürün gruplarını birlikte satın alma eğilimleri belirlenmiştir. Bu eğilimler cinsiyete göre de değerlendirilmiş ve erkek ve kadın müşterilerin alışveriş örüntüleri incelendiğinde aynı alışveriş örüntülerine sahip oldukları tespit edilmiştir. İstatistiksel bulgulara göre cinsiyet grupları bazında ayrı ayrı yapılan değerlendirmeler, ürün gruplarını satın alma durumlarında çok belirgin bir farklılığın olmadığını göstermektedir. Ancak birliktelik kuralları, oransal anlamda erkek ve kadınların farklı satın alma eğilimlerine sahip olduğunu ortaya koymuştur.

Uygulamalar ışığında elde edilen ortak sonuçlar; mağazaların satış stratejilerini geliştirmek ve müşteri memnuniyetini artırmak amacıyla kullanılabilir. Bu bulgular, mağazaların ürün yerleşim stratejilerini ve pazarlama kampanyalarını optimize etmelerine yardımcı olabilir. Örneğin, mutfak ve bahçe ürünlerinin birlikte sergilenmesi, çapraz satışları artırabilir, saksı ve plastik ürünlerinin bahçe ve ev dekorasyon ürünleriyle birlikte sergilenmesi, satışları olumlu yönde etkileyebilir. Mutfak ve bahçe ürünlerine yönelik kampanyalar, özellikle erkek müşterilere yönelik indirimler, saksı ve plastik ürünleri için çapraz satış kampanyaları ve kozmetik ürünlerinin cam ve kırtasiye ürünleriyle birlikte tanıtılması, satışları artırabilir. Sonuç olarak bu çalışma, Bayesci ağlar ve market sepet analizinin, müşterilerin alışveriş davranışlarını anlamada ve bu davranışlara uygun stratejiler geliştirmede kullanılabileceğini göstermektedir.

## KAYNAKÇA

- Acar, N. 2009. Perakendecilikte Mağaza Atmosferinin Müşteri Sadakatine Etkisi. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kayseri.
- Albayrak, A. S. ve Yılmaz, S. K. 2009. Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama. Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences, 14(1).
- Akpınar, H. (2000). Veri tabanlarında bilgi keşfi ve veri madenciliği. İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, 29(1), 1-22.
- Asatani, K., Mori, J., Ochi, M., & Sakata, I. (2018). Detecting trends in academic research from a citation network using network representation learning. PloS one, 13(5), e0197260.
- Aussem, A., Tchernof, A., de Moraes, S. R., & Rome, S. (2010). Analysis of lifestyle and metabolic predictors of visceral obesity with Bayesian Networks. BMC bioinformatics, 11, 1-9.
- Babacan, E. K., Karaduman, M. Ö. (2018). Bayes Ağları-K2 Algoritması üzerine bir çalışma. Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi
- Behjati, S., & Beigy, H. (2020). Improved K2 algorithm for Bayesian network structure learning. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 91, 103617.
- Bilgiç, E. (2019). R programlama dili ile pazar sepet analizi: Muş il merkezindeki bir süpermarkette tüketicilerin satın alma davranışlarının tespiti üzerine bir uygulama. Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 7(3), 89-97.
- Bromberg, F., Margaritis, D., & Honavar, V. (2009). Efficient Markov network structure discovery using independence tests. Journal of Artificial Intelligence Research, 35, 449-484.
- Çakmak, Z. (1999). Kümeleme Analizinde Geçerlilik Problemi ve Kümeleme Sonuçlarının Değerlendirmesi. Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, (3).
- Carvalho, A. (2011). A cooperative coevolutionary genetic algorithm for learning bayesian network structures. In Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation (pp. 1131-1138).
- Cinicioglu, E. N., & Shenoy, P. P. (2016). A new heuristic for learning Bayesian networks from limited datasets: a real-time recommendation system application with RFID systems in grocery stores. Annals of Operations Research, 244, 385-405.
- Collier, K., Carey, B., Grusy, E., Marjaniemi, C., & Sautter, D. (1998). A perspective on data mining. Centre for Data Insight, Northern Arizona University, USA, 2-4.
- de la Vega, A., García-Saiz, D., Zorrilla, M., & Sánchez, P. (2019). How Far are we from Data Mining Democratisation? A Systematic Review.
- Emre, İ. E., Erol, Ç. S. (2017). Veri Analizinde İstatistik mi Veri Madenciliği mi?. Bilişim Teknolojileri Dergisi, 10(2), 161-167.
- Ergün, E. 2008. Ürün Kategorileri Arasındaki Satış İlişkisinin Birlikte Kuralları ve Kümeleme Analizi ile Belirlenmesi ve Perakende Sektöründe Bir Uygulama, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Yayınlanmamış Doktora Tezi
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. AI magazine, 17(3), 37-37.
- Gupta, M. K., & Chandra, P. (2020). A comprehensive survey of data mining. International Journal of Information Technology, 12(4), 1243-1257.

- Gürsakar, N. (2001). Sosyal bilimlerde araştırma yöntemleri. Bursa: Uludağ Üniversitesi Yayınevi.
- Hahsler M, Gruen B, Hornik K (2005). “arules – A Computational Environment for Mining Association Rules and Frequent Item Sets.” *Journal of Statistical Software*, 14(15), 1–25. ISSN 1548-7660, doi:10.18637/jss.v014.i15.
- Han, B., & Chen, X. W. (2011). bNEAT: a Bayesian network method for detecting epistatic interactions in genome-wide association studies. In *BMC genomics* (Vol. 12, pp. 1-8). BioMed Central.
- Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann.
- Heckerman, D. (1998). A tutorial on learning with Bayesian networks. *Learning in graphical models*, 301-354.
- Henriksen, H. J. and Barlebo, H. C. (2008). Reflections on the use of Bayesian Belief Networks for adaptive management. *Journal of Environmental Management*. 88. 10251036.
- He, R., Tian, J., & Wu, H. (2016). Structure learning in Bayesian networks of a moderate size by efficient sampling. *Journal of Machine Learning Research*, 17(101), 1-54.
- Jiang, S., Huang, X., Sung, S. H., & Xie, C. (2023). Learning analytics for assessing hands-on laboratory skills in science classrooms using Bayesian network analysis. *Research in Science Education*, 53(2), 425-444.
- Kaur, M., & Kang, S. (2016). Market Basket Analysis: Identify the changing trends of market data using association rule mining. *Procedia computer science*, 85, 78-85.
- Kim, B. (2017). Developing an Efficient Promotion Strategy for a Multi-Product Retail Store: A Bayesian Network Application. *Korean Management Science Review*, 34(2), 15-33.
- Kopacheva, E. (2021). Predicting online participation through Bayesian network analysis. *Plos one*, 16(12), e0261663.
- Koyuncugil, A. S. (2007). Veri madenciliği ve sermaye piyasalarına uygulanması. *Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Raporu*, 28.
- Kuonen, D. (2004). A statistical perspective of data mining. *CRM Zine*, 48, 1-6.
- Li, C. (2022). IGBT fault prediction combining terminal characteristics and artificial intelligence neural network. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2022(1), 7459354.
- Mishra, P., Padhy, N., & Panigrahi, R. (2013). The survey of data mining applications and feature scope. *Asian Journal of Computer Science & Information Technology*, 2(4), 68-77.
- Modapothala, J. R., & Issac, B. (2009). Analysis of corporate environmental reports using statistical techniques and data mining. *Communications of the IBIMA*, 10, 32-38.
- Oğuzlar, A. (2004). Veri madenciliğinde birliktelik kuralları. *Öneri Dergisi*, 6(22), 315-321.
- Pearl, J. (1995). Causal diagrams for empirical research. *Biometrika*, 82(4), 669-688.
- Parzen, E. (1998). Data mining, statistical methods mining, and history of statistics. *Computing Science and Statistics*, 365-374.
- R Core Team (2023) R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna. <https://www.R-project.org/>
- Rahikainen, M., Helle, I., Haapasaari, P., Oinonen, S., Kuikka, S., Vanhatalo, J., ... & Hoviniemi, K. M. (2014). Toward integrative management advice of water quality, oil spills, and fishery in the Gulf of Finland: A Bayesian approach. *Ambio*, 43, 115-123.

- Ramani, R. G., & Jacob, S. G. (2013). Improved classification of lung cancer tumors based on structural and physicochemical properties of proteins using data mining models. *PloS one*, 8(3), e58772.
- Reddy, D. L. C. (2011). A review on data mining from past to the future. *International Journal of Computer Applications*, 975(2011), 8887.
- Romanko, O., Voronenko, M., Savina, N., Zhorova, I., Wójcik, W., & Lytvynenko, V. (2019). The use of static bayesian networks for situational modeling of national economy competitiveness. In *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)* (pp. 501-505). IEEE.
- Savaş, S., Topaloğlu, N., & Yılmaz, M. (2012). Veri madenciliği ve Türkiye’deki uygulama örnekleri. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 11(21), 1-23.
- Scutari M (2010). “Learning Bayesian Networks with the bnlearn R Package.” *Journal of Statistical Software*, 35(3), 1–22. doi:10.18637/jss.v035.i03.
- Scutari, M., Graafland, C. E., & Gutiérrez, J. M. (2018). Who learns better bayesian network structures: Constraint-based, score-based or hybrid algorithms?. In *International Conference on Probabilistic Graphical Models* (pp. 416-427). PMLR.
- Scutari, M. (2020). Bayesian network models for incomplete and dynamic data. *Statistica Neerlandica*, 74(3), 397-419.
- Segundo Muñoz-Valencia, C., Quesada, J. A., Orozco, D., & Barber, X. (2023). Employing Bayesian Networks for the Diagnosis and Prognosis of Diseases: A Comprehensive Review. *arXiv e-prints*, arXiv-2304.
- Ünvan, Y. A. (2021). Market basket analysis with association rules. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 50(7), 1615-1628.
- Witten, I. H., Frank, E. (2002). *Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations*. *Acm Sigmod Record*, 31(1), 76-77.

## ÖZGEÇMİŞ

Aslan Tahirov, Azərbaycan, Quba Özel Türk Lisesi'ni bitirdikten sonra Ondokuz Mayıs Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar mühendisliği bölümünden 26.06.2020 tarihinde mezun oldu. 2021 yılında OMÜ İstatistik Ana Bilim Dalı Tezli Yüksek Lisans programına girdim

### İletişim Bilgileri

ORCID ID : 0009-0000-3068-312X.

### Yayımlar:

Kongre: 3. ULUSLARARASISOSYAL VE BEŞERİ BİLİMLERE  
MULTİDİSİPLİNER YAKLAŞIMLAR KONGRESİ