

**T.C.
KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**ALTERNATİF SOSYAL KATMANLARIN BİLİŞSEL ALIŞVERİŞ
SEPETLERİNİN VERİ MADENCİLİĞİ İLE İNCELENMESİ
VE UYGULANMASI**

SEREN SEZEN KARALÖK

EYLÜL 2019

ÖZET

ALTERNATİF SOSYAL KATMANLARIN BİLİŞSEL ALIŞVERİŞ SEPETLERİNİN VERİ MADENCİLİĞİ İLE İNCELENMESİ VE UYGULANMASI

KARALÖK, Seren Sezen

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ

Eylül 2019, 117 sayfa

İnsanlık tarihinin başlangıcından günümüze kadar geçen sürede, edinilmiş ve aktarılmış her bilginin temeli veriye dayanmaktadır. Gelişen teknoloji ve küreselleşme ile beraber veri kavramı çok büyük bir alana yayılmış ve artan veriyi depolama sorunu ortaya çıkmıştır. Ardından depolanan yığın veri içinden işe yarar, anlamlı bağlantılar çıkartmayı sağlayan ve bilgiye ulaşmaya yardımcı olacak veriyi elde etme problemi doğmuştur. Bu noktada çözüm olarak önce veri tabanlarında bilgi keşfi çalışmaları başlamıştır, sonra ise veri madenciliği kendini göstermiştir. Veri madenciliği, hacmi büyük veri yığınları içerisinde anlamlı ve işe yarar veriler bulma işlemine denmektedir. Bu çalışmada, veri madenciliği çalışmalarında sık kullanılan birliktelik kuralları ile market sepet analizi yapılmıştır. Perakendecilik sektöründe öncü zincir marketlerden biri olan Migros Ticaret A.Ş. firmasının sosyal katman olarak farklı iki mağazasından edinilen fiş bilgilerinden yararlanılmıştır. Sosyal katmanların tüketici davranışlarına etkilerinin belirlenebilmesi için düzeyleri farklı iki mağaza tercih edilmiştir. Çalışma verileri, SPSS Clementine programında Apriori algoritması kullanılarak analiz edilmiştir. Analiz sonucunda farklı sosyal katmanlarda bulunan tüketicilerin alışveriş alışkanlıkları incelenmiştir ve farklılıklar tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ışığında firmaya tavsiyelerde bulunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Tüketici Davranışları, Veri Madenciliği, Birliktelik Kuralları, Market Sepet Analizi

ABSTRACT

ANALYSING AND APPLICATION OF ALTERNATIVE SOCIAL LAYERS AND COGNITIVE MARKET BASKET WITH DATA MINING

KARALÖK, Seren Sezen

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Industrial Engineering, M. Sc. Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ

September 2019, 117 pages

From the beginning of human history to the present day, the basis of each acquired and imparted knowledge is based on data. With the developing technology and globalization, the concept of data has spread to a large area and the problem at increasing data storage has emerged then the problem of acquiring data, which is useful for extracting meaningful correlation from the stored mass data and helpful for accessing the information, has arase. At this point, as a solution; information discovery studies have started in the databases and than data mining has rised to the occasion. Data mining is called that the task of finding meaningful and useful data from large volumes of data. In this study, market basket analysis was conducted with using association rules that are frequently used in data mining studies. The receipted information obtained from two different (according to social layer) Migros stores, which is one of the leading chain stores in the retailing sector, was used. Two stores with different levels were preferred in order to determine the effects of social layers on consumer behavior. The study data were analyzed with using Apriori algorithm in SPSS Clementine program. As a result of analysis, shopping hobbies of consumers in different social layers were examined and differences were determined. According to the results, recommendations were made to the company.

Keywords: Consumer Behavior, Data Mining, Association Rules, Market Basket Analysis.

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans tez çalışmam süreci boyunca bana yol gösteren ve tecrübelerini ve desteğini esirgemeyen danışmanım ve çok değerli Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ hocama, çalışmam konusunda yardımlarını esirgemeyen bir diğer hocam Dr. Öğr. Üyesi Adnan AKTEPE'ye,

Yüksek lisans çalışmamın uygulama bölümü için kullandığım her türlü veri ve manevi desteği sağlayan değerli Migros Ticaret A.Ő. çalışanı Tiryal DEMİRKILINÇ'a,

Bugünlere gelirken bana, olabilecek en büyük desteği veren ve bana pes etmemeyi daima yolumda devam etmem gerektiğini öğreten çok kıymetli annem Gül TEKİNAY'a, canım ağabeyim Alperen KARALÖK'e, babam Cengiz KARALÖK'e ve daima desteğini bilip hissettiğim dayım Acil 112 Müdürü Muhammet Ali TEKİNAY'a teşekkürlerimi sunarım.

Eylül 2019

Seren Sezen Karalök
(Endüstri Mühendisi)

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ÇİZELGELER DİZİNİ	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
1.GİRİŞ	1
2.LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	3
3. SOSYAL KATMANLARA GÖRE DEĞİŞEN TÜKETİCİ ALIŞKANLIKLARI	12
3.1. Tüketim Kavramı	12
3.2. Tüketici Davranışları.....	15
4. VERİ MADENCİLİĞİ	21
4.1. Veri Madenciliğine Genel Bakış	21
4.1.1. Veri Tabanları ve Veri Ambarları	22
4.1.2. Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi.....	23
4.1.3. Veri Madenciliği Tanımları.....	24
4.2. Veri Madenciliği Modelleri ve Teknikleri	26
4.2.1. Tahmin Edici Modeller ve Teknikler	27
4.2.1.1. Sınıflandırma.....	27
4.2.1.1.1. Karar Ağaçları.....	28
4.2.1.1.2. Yapay Sinir Ağları	29
4.2.1.1.3. Genetik Algoritmalar	30
4.2.1.1.4. Naive – Bayes	30
4.2.1.1.5. K – En Yakın Komşu	31
4.2.1.2. Regresyon Analizi.....	32

4.2.2. Tanımlayıcı Modeller ve Teknikler	32
4.2.2.1. Kümeleme Analizi	32
4.2.2.2. Birlikelik Kuralları ve Ardışık Zamanlı Örüntüler	33
4.3. Veri Madenciliğinde Kullanılan Yazılımlar.....	33
4.3.1. Ticari Yazılımlar	34
4.3.2. Açık Kaynak Kodlu Yazılımlar	35
5. BİRLİKTELİK KURALLARI	38
5.1. Birliktelik Kurallarının Matematiksel Modeli.....	39
5.2. Birliktelik Kuralları Algoritmaları	41
5.2.1. Apriori Algoritması.....	41
5.2.2. AIS Algoritması	48
5.2.3. Apriori Tid Algoritması	48
5.2.4. Apriori – Hybrid Algoritması	49
5.2.5. SETM Algoritması.....	50
6. MARKET SEPET ANALİZİ UYGULAMASI	51
6.1. Firma ve Çalışma Hakkında.....	51
6.2. Amaç ve Önem.....	52
6.3. Verilerin Toplanması ve Verilerin Düzenlenmesi	53
6.4. Birliktelik Kuralları ile İlişkilerin Belirlenmesi.....	59
7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME	96
KAYNAKLAR	111

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>ÇİZELGE</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4. 1. Veri Madenciliği Teknikleri	27
Çizelge 4. 2. Veri Madenciliği Yazılımları	33
Çizelge 5. 1. Sepet Bilgileri İçin Veritabanı	42
Çizelge 5. 2. Tekli Birliktelikler İçin Destek Değeri	43
Çizelge 5. 3. Minimum Destek Değeri Koşuluna Uyan Ürünler	43
Çizelge 5. 4. İkili Birliktelikler İçin Destek Değerleri.....	44
Çizelge 5. 5. İkili İlişki Tablosu.....	45
Çizelge 5. 6. Üçlü Birliktelikler İçin Destek Değerleri.....	45
Çizelge 5. 7. Üçlü İlişki Tablosu.....	46
Çizelge 5. 8. Üçlü İlişkilerden Elde Edilen Birliktelik Kuralları.....	47
Çizelge 6. 1. Veri Setlerindeki Ürün Sayısı ve Ürün Ana Grupları.....	53
Çizelge 6. 2. A Mağazası için Pareto Analizi ile Belirlenen Ürünler	55
Çizelge 6. 3. B Mağazası için Pareto Analizi ile Belirlenen Ürünler	56
Çizelge 6. 4. Güven değeri %98,8'in üzerinde kalan birliktelikler, A Mağazası	69
Çizelge 6. 5. Güven değeri %82,5'in üzerinde kalan birliktelikler, B Mağazası.....	87

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>ŞEKİL</u>	<u>Sayfa</u>
Şekil 4. 1. Bilgi Hiyerarşisi [50]	25
Şekil 4. 2. Karar Ağacı Yapısı	29
Şekil 6. 1. A mağazası için pasta grafiği.....	56
Şekil 6. 2. B mağazası için pasta grafiği	58
Şekil 6. 3. SPSS Clementine’de Kaynak Belirleme Ekranı	59
Şekil 6. 4. SPSS Clementine Veri Giriş Ekranı	60
Şekil 6. 5. SPSS Clementine Veri Türü ve Yönü Belirleme Ekranı, A Mağazası.....	61
Şekil 6. 6. Type Modülü Ekranı, A Mağazası.....	62
Şekil 6. 7. SPSS Clementine Table Ekranı, A mağazası.....	63
Şekil 6. 8. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, A Mağazası.....	64
Şekil 6. 9. SPSS Clementine Apriori Algoritması Ekranı, A Mağazası	65
Şekil 6. 10. SPSS Clementine Modeli, A Mağazası	66
Şekil 6. 11. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %98,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, A Mağazası	67
Şekil 6. 12. SPSS Clementine SPSS Clementine Apriori Algoritması, %85 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı	68
Şekil 6. 13. SPSS Clementine, Distribution Modülü Ekranı, A Mağazası	74
Şekil 6. 14. Ürün kategorilerindeki dağılım, A Mağazası.....	75
Şekil 6. 15. SPSS Clementine Web Modülü Ekranı, A Mağazası	76
Şekil 6. 16. SPSS Clementine, Web Modülü Çıktısı Ekranı, A Mağazası	77
Şekil 6. 17. SPSS Clementine, Ürün Bazlı Web Modülü Çıktısı Ekranı, A Mağazası	78
Şekil 6. 18. SPSS Clementine Veri Türü ve Yönü Belirleme Ekranı, B Mağazası ...	79
Şekil 6. 19. SPSS Clementine Type Modülü Ekranı, B Mağazası.....	80
Şekil 6. 20. SPSS Clementine Table Ekranı, B Mağazası	81
Şekil 6. 21. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, B Mağazası	82
Şekil 6. 22. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, B Mağazası	83
Şekil 6. 23. SPSS Clementine Modeli, B Mağazası.....	84

Şekil 6. 24. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %82,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, B Mağazası	85
Şekil 6. 25. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %80,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, B Mağazası	86
Şekil 6. 26. SPSS Clementine Distribution Modülü Ekranı	91
Şekil 6. 27. Ürün kategorilerindeki dağılım, B Mağazası	92
Şekil 6. 28. SPSS Clementine, Web Modülü Giriş Ekranı	93
Şekil 6. 29. SPSS Clementine, Web Modülü Çıktısı Ekranı, B Mağazası.....	94
Şekil 6. 30. SPSS Clementine, Ürün Bazlı Web Modülü Çıktısı Ekranı, B Mağazası	95



1.GİRİŞ

İnsanlığın varoluşundan bu güne kadar kat edilen bütün yolların aslı edinilen bilgi birikiminden geçmektedir. Bu birikimlerin tek başınayken anlam ifade etmeyen en küçük parçasına veri ve anlamlandırılmış veriye bilgi denmektedir. Bilgi; saklanması, saklandıktan sonra geliştirilmesi ve geliştirildikten sonra aktarılması gereken, biriktikçe olgu ve ilkelere dönüşen ürünlerin bütünüdür.

Günümüzde sürekli olarak artan veri, saklanma ihtiyacı duyularak veritabanı tanımını ortaya çıkartmaktadır. Gelişen teknoloji ve küreselleşme ile beraber artan ve saklanması zor görünen birçok veri, bu veritabanları sayesinde sahip olan kişi ve kuruluşlar tarafından depolanabilmektedir.

Depolandıkça hacmi büyüyen veri, kirli veri tanımını ortaya çıkartmaktadır. Kirli veri ihtiyaç duyulan ve ulaşılması gereken bilgiyi kapatmaktadır. Kapanmış ve karmaşıklaşmış bu veriler çoğaldıkça bu verileri işlemek için yeni metotlara ihtiyaç duyulmaktadır. Bununla beraber veri güvenliğinin önemi de her geçen gün veri artışı ile doğru orantılı olarak artmaktadır.

Gün geçtikçe artan bu sorunlar, yeraltında değerli maden bulma işlemine benzetildiğinden Veri Madenciliği olarak adlandırılan ve oldukça büyük miktarda veri içinden çeşitli bağıntılar ve kurallar elde ederek veri analizi yapan bu yöntemlerin bulunmasını sağlamıştır.

Bu zamana kadar yapılan çalışmalara bakıldığında içinde verinin olduğu her türlü alanda veri madenciliği tekniklerinin uygulandığı görülmektedir. Sektörde veri madenciliği, birliktelik kuralları ile market sepet analizi konusunda oldukça ilerlemiştir.

Bu çalışmanın amacı farklı eğitim, kültür ve gelir seviyelerindeki iki farklı bölgede yer alan ve ülke çapında geniş bir kitleye yayılıp her tür demografik kesime hitap eden sektöründe öncü marketler zinciri olan Migros Ticaret A.Ş. grubunun farklı iki marketinden alışveriş yapan insanların, alışveriş alışkanlıklarından yola çıkılarak

yeni bir birliktelik analizi modeli geliřtirmek ve daha iyi hizmet ve müşteri memnuniyeti konusunda öneriler sunmaktır. Tercih edilen zincir grup, günümüzde çok geniş kullanım alanlarına sahip marketlerinde gıda ve genel ihtiyaç maddelerinin haricinde kırtasiye, kitap, züccaciye, beyaz eşya ve konfeksiyon gibi bölümleriyle müşterinin ihtiyaç duyduğu tüm gereksinimleri karşılamaktadır. Marketlerde ürün gruplarının bu şekilde geniş olması da birlikte satın alınan ürünlerin analizini önemli kılmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, veri madenciliği, birliktelik kuralları ve market sepet analizi ile literatürde yapılan çalışmalar incelenmiş ve özetlenmiş şekilde sunulmuştur.

Çalışmanın üçüncü bölümünde, veri analizinin gelişmesini sağlayan Veri Madenciliği ve Veri Madenciliğinde Bilgi Keşfi süreçleri anlatılmış ve Veri Madenciliği yöntemlerinden bahsedilmiştir.

Çalışmanın dördüncü bölümünde, veri madenciliği modellerinden biri olan birliktelik kuralları hakkında bilgi verilmiştir. Kural için geliştirilen algoritmalarından bahsedilmiş ve algoritma seçimi yapılmıştır.

Çalışmanın uygulama bölümü olan beşinci bölümünde, sektöründe öncü market zincir grubundan alınan her iki veri seti de tercih edilen yöntemler ile işlenmiştir ve veri madenciliği yöntemlerinden olan birliktelik kuralları ile market sepet analizi çalışması yapılmıştır.

Çalışmanın son bölümünde ise, market sepet analizinden elde edilen kurallar ve bağıntılar yer almıştır, birlikte satın alınan ürün grupları belirlenmiştir ve değerlendirilip tartışılmıştır. Yapılan değerlendirmeler sonrasında verdiği hizmette artış sağlamak isteyen gruba yeni öneriler ve stratejiler sunulmuştur.

Bu çalışmada, sosyal katmanlar ifadesi sosyoloji bilimi ile ilgilidir.

2.LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Veri madenciliğinin ortaya çıkması, 1950 yılında icat edilen ve ENIAC olarak adlandırılan ilk bilgisayara dayanmaktadır. 1960'larda veri koleksiyonlarından veri tabanları oluşturulmaya başlamıştır. 1970'lerde veri tabanlarında veriler arasındaki ilişkileri görmek adına uygulamalar yapılmaya başlamıştır. 1989 yılında Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi(VTBK)(Knowledge Discovery in Database-KDD) Çalışma Grubu toplantısı yapılmıştır. 1990'larda günlük işlemlerden geçen büyük miktarda verinin nasıl değerlendirilebileceği ve saklanacağı sorgulanmaya başlamıştır. 1992 yılında veri madenciliği ile ilgili ilk yazılım geliştirilmiştir. 2000'li yıllara geçildiğinde ise Veri Ambarları ve Veri Madenciliği çalışmaları hızla artmıştır.

Berry ve Linoff [1], veri madenciliğini, büyük miktardaki verinin, veriden anlamlı bağıntı ve kurallar çıkarılması amacıyla analizinin yapılması olarak tanımlamıştır. Veri madenciliğinde kümeleme, tahmin, tanımlama ve görselleştirme, sınıflandırma ve birliktelik kuralları gibi teknikler kullanılmaktadır.

Literatüre bakıldığında veri madenciliği ile ilgili çok sayıda çalışma olduğu görülmektedir. Daha güncel bilgilerin görülmesi adına bu çalışmada son yıllarda uygulanan çalışmalara yer verilmiştir.

Gürgen [2], yaptığı çalışmada, veri madenciliği ve bir veri madenciliği yöntemi olan birliktelik kurallarını ayrıntılı olarak incelemiştir. Çalışmasında Türkiye'deki zincir marketlerden bir tanesinin 7 günlük fiş verisini kullanmıştır. Sonuca ulaşip anlamlı örüntüler elde edebilmek için yine bir veri madenciliği uygulama türü olan sepet analizini ve Apriori algoritmasını kullanmıştır.

Baysal [3], çalışmasında, kendi sektöründe lider ve olan müşterilerine bayileri aracılığı ile ulaşan bir kuruluşun bayileri ile gerçekleştirdiği işlemler sonucunda elde ettiği veriler ve çalışması kapsamında bayilere ilişkin kişisel değerlendirmeleri elde edebilmek amacı ile hazırlanan anket verileri, veri madenciliği tekniklerinden biri olan kümeleme tekniği ile analiz edilerek Bayi Yönetim Sistemi için bayi profilleri modellemiştir.

Timor ve Şimşek [4], yaptıkları çalışmada, Türkiye perakende sektöründe yer alan büyük bir firmadan aldıkları verileri birliktelik kurallarında market sepet analizini kullanarak analiz etmiş ve müşterilerin satın alma davranışlarını etkileyen değişkenleri belirlemişlerdir. Çalışmada SPSS Clementine programı kullanılmıştır. Çalışma sonucunda müşterilerin satın alma davranışlarını etkileyen faktörler karar ağacı tekniği kullanılarak belirlenmiştir.

Albayrak vd. [5], yaptıkları çalışmada, İMKB 100 endeksinde sanayi ve hizmet sektörlerine dahil 173 işletmenin, belirli aralıktaki yıllara ait yıllık finansal göstergelerinden yararlanarak bir veri madenciliği tekniği olan karar ağaçları tekniğini uygulamışlardır. Çalışma sonucunda firmaları buldukları sektörde birbirinden ayıran en önemli değişkenler saptanmıştır.

Bozkır [6], yaptığı çalışmada, veri madenciliği yönetim biliminin karar destek sistemleri için tercih edilebilirliğini ve önemini anlatmıştır. Çalışmasında, veri madenciliği tekniğini esas alan web tabanlı çevrimiçi bir karar destek ve raporlama aracı geliştirmiştir. Geliştirilen araç ile kullanıcılara web ortamında karar ağaçları, kümeleme ve birliktelik kuralları şeklinde veri madenciliği yöntemlerinden üç tanesi üzerinde analiz yapabilme imkanı sunmuştur.

Gülce [7], çalışmasında veri madenciliği ile ilgili kavramları ve özel olarak market sepet analizinde kullanılabilmesi için birliktelik kuralları üreten apriori algoritmasını ele almıştır. Bir anket veri setinden, apriori algoritması kullanılarak birliktelik kurallarını bulan bir uygulama geliştirilmiştir.

Seyrek vd. [8], çalışmalarında, Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren mevduat bankalarına etkinlik ölçümünü veri zarflama analizi yönteminden yararlanarak yapmıştır. Elde edilen veriler kullanılarak banka etkinliği tahmininde en önemli finansal performans göstergelerinin neler olduğunu veri madenciliği tekniklerini kullanarak tespit etmişlerdir.

Bulut [9], yaptığı çalışmada, öğrencileri madde bağımlılığından korumak için aile ve okullar tarafından kullanılacak bir erken uyarı sistemi geliştirmiştir. Çalışmanın amacı, gelecekte bir öğrencinin madde bağımlısı olma riskini veri madenciliği, makine öğrenmesi ve örüntü tanıma bilim dallarında bulunan sınıflandırma

algoritmaları kullanılarak hesaplamaktır. Veri toplama metodu olarak anket yöntemi kullanılmıştır.

Gülçe [10], çalışmasında, çeşitli veri madenciliği yöntemleri kullanarak öğrencilerin akademik başarılarını belirleyen faktörlerin tespit etmiş ve başarısızlık riski taşıyan öğrencileri belirlemiştir.

Timor vd. [11], yaptıkları çalışmalarında, hazır giyim perakende sektöründe bulunan bir firmanın alışveriş kayıtları ile alışverişi gerçekleştiren müşteri verilerini birliktelik analizinde kullanarak müşterilerin alışveriş alışkanlıklarını belirlemeye çalışmıştır. Daha sonra da kümeleme analizi yöntemini kullanarak, müşteri portföyünü, demografik özellikler dikkate alınarak bölümlendirmiştir.

Ekim [12], çalışmasında, Selçuk Üniversitesinde kullanılan öğrenci işleri otomasyonundan elde edilen verileri kullanarak, öğrenciler hakkında gelecekle ilgili tahminde bulunabilmek adına gerekli birliktelik kurallarını kullanmıştır. Çalışmasında Apriori algoritması ile karar ağacı algoritmasından yararlanmıştır.

Savaş vd. [13], yaptıkları çalışmada, veri madenciliğinin günümüzde nasıl bir noktada olduğuna değinmişlerdir ve Türkiye’de veri madenciliği adına yapılan çalışmaları incelemişlerdir.

Durdu [14], çalışmasında, veri madenciliğini kullanarak perakende sektöründe yer alan bir firma için, müşteri ilişkileri yönetimi aktivitelerine temel olabilecek bir yapı geliştirmiştir. Çalışmada müşteri ana verisi ve satış işlemleri, müşteri ilişkileri yönetimi için kullanılacak anlamlı verilere dönüştürülmüştür. Bu kapsamda, apriori algoritmasını kullanarak market sepet analizi yapmış ve birliktelik kurallarını bulan bir uygulama geliştirmiştir.

Çınar vd. [15], yaptıkları çalışmada, belirli miktarda uygulanan müşteri memnuniyeti anket sonucunda, memnun olma veya memnun olmama durumlarının bağlı olduğu ana ve gizli nedenleri ortaya çıkartmaya çalışmışlardır. Çalışmalarında K-Means ve C5.0 algoritmaları gibi veri madenciliği algoritmalarını kümeleme ve sınıflandırma yapmak için kullanmışlardır.

Alaeddinođlu [16], alıřmasında, Van Gölü ile ilgili gemiř yıllara ait edindiđi verileri Apriori algoritması ile incelemiř ve Mekansal-Zamansal bir veri madenciliđi uygulaması gerekleřtirmiřtir. Bylece gl eřrafında alınması gereken nlemler ve yapılabilecek olası yatırımlar belirtilmek istenmiřtir.

Ertuđrul vd. [17], yaptıkları alıřmada, veri madenciliđi uygulama alanlarından biri olan sađlık sektrnden edindikleri verileri kullanmıřlardır. Hastane bilgi ynetim sisteminde yer alan veriler kullanılarak gelen hasta profillerini belirlemeye alıřan bir uygulama yapmıřlardır. alıřma sonucunda sađlık personellerinin gelen hastalar hakkında daha net bilgiler edinmesini sađlayan bir karar destek mekanizması oluřturmaya alıřmıřlardır.

Aktrk [18], yaptıđı alıřmada, alıřanlara yneticileri hakkında sorular sorarak anket alıřması yapmıřtır. Arařtırma sonularını bazı anket analiz yntemleri kullanarak deđerlendirmiřtir. alıřmada, farklı veri madenciliđi yntemleri kullanarak anket sonularını ve sorulan soruların yneticiler zerindeki etkilerini analiz etmeyi ve en iyi modeli bulmayı amalamaktadır.

řengr vd. [19], yaptıkları alıřmada, veri madenciliđi yntemlerinden olan Yapay Sinir Ađları ve Karar Ađlarını kullanarak Fırat niversitesi'nde belirlenmiř bir blmn đrencilerinin mezuniyet notlarının tahmin edilmesi zerine odaklanmıřlardır. alıřma sonucunda yapay sinir ađları, karar ađlarına oranla daha iyi sonu vermiřtir.

Yakut vd. [20], alıřmalarında, ncelikle bařarılı ve bařarısız iřletmeleri belirleyerek istatistiksel model kurulurken kullanılacak veri setlerini oluřturmuřlardır. Oluřan verilerden yararlanılarak elde edilen İMKB'de iřlem gren belirli sayıdaki sanayi iřletmesinin belirli dnemler arasındaki finansal bařarısızlıklarını veri madenciliđi ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin ederek hangi yntemin daha iyi sonu verdiđini bulmaya alıřmıřlardır.

Karacan [21], alıřmasının amacından benzetim girdi modellemesini kolaylařtıracak yntemler geliřtirmek olarak tanımlamıřtır. Amaca ulařabilmek adına veri madenciliđi yntemlerini incelemiřtir ve C# tabanlı (raw miner) bir ara

geliştirmiştir. Raw miner sayesinde bilgi ön işleme tabi tutulmuş, kümeleme analizi yapılmış ve bilginin modellenmesi için sonuçlar görülmüştür.

Bükey [22], yaptığı çalışmada, bir vaka analizi geliştirmiştir. Bankacılık sektöründe müşteri ilişkileri yönetimi ve veri madenciliği uygulamalarının karşılaştırmalarını yapmıştır.

Duran vd. [23], çalışmalarında, bir bankanın doğrudan pazarlama kampanyası verileri, veri madenciliği yöntemlerinden olan yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve karar ağaçları yöntemleri kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmadaki asıl amaç, kampanyaya katılacak hedef müşteri kitlesini belirleyebilmek için belirtilen yöntemlerin tahmin güçlerini karşılaştırarak kampanyayı en iyi tanımlayan modelin belirlenmesidir.

Alkan [24], çalışmasında, bir gezgin satıcı problemi için veri madenciliği temelli yöntem geliştirmiştir. Veri madenciliği yöntemlerinden biri olan ardışık zamanlı örüntüler tekniğine benzer bir algoritma kullanarak rassal olarak üretilen gezgi satıcı turlarında en çok tekrar eden şehir çiftleri tespit edilmiştir.

Kaya vd. [25], çalışmalarında, veri madenciliğinin açık kaynak kodlu yazılımlarından olan Keel, Knime, Orange, R, Rapid-Miner (Yale) ve Weka yazılımlarını karşılaştırmışlardır. Böylece, kullanılacak her bir veri kümesi için hangi yazılımın daha etkin sonuç vereceğini belirlemişlerdir.

Alagöz vd. [26], yaptıkları çalışmada, veri madenciliği ile muhasebe bilgi sisteminin ilişkisi ve birbiriyle hangi noktalarda kesiştiklerini incelemişlerdir. Yapılan araştırmaya göre veri madenciliği ile elde edilen veriler, muhasebe bilgi sistemi ile elde edilen kalıplaşmış bilgilere göre farklılık göstermektedir.

Sağlam [27], çalışmasında, bir perakende firmasını gruplandırmak amacıyla veri madenciliğini kullanmıştır. Mağazaları personel maliyeti benzerliklerine göre sınıflandırmak için veri madenciliği algoritmalarından olan Random Forest ve K-medoids kullanmış, sonraki aşamada veri madenciliği yazılımları olan Weka ve R'da çalışmıştır.

Dağ [28], çalışmasında, veri madenciliği tekniklerinden bahsetmiş, bankacılık ve diğer konular hakkında yapılan veri madenciliği çalışmalarını incelemiştir. Çalışmada, edinilen banka verileri kullanılarak Weka yazılımı üzerinden veri madenciliği yapılmıştır.

Doğrul [29], çalışmasında, veri madenciliği tekniklerinden biri olan birliktelik kurallarında trafik kaza verilerinin analizini yapmıştır. Yapılan analiz sonucunda, kazaları önleyici tedbirler önermeye yardımcı olmaya çalışmıştır.

Gülmez [30], çalışmasında bir veri madenciliği tekniği olan yapay sinir ağları üzerinde yoğunlaşmıştır. Çalışmada, yeni geliştirilen ve sonuç vermede oldukça iyi olan iyon hareketi algoritması, sosyal örümcek algoritması ve stokastik fraktal arama algoritmalarının yapay sinir ağları üzerindeki olumlu etkilerini değerlendirmiştir. Çalışma sonucunda algoritmalar için belirli karşılaştırmalar yapılmıştır.

Karalök vd. [31], çalışmalarında, sektöründe önde gelen market zinciri bir kurumdan alınan fiş verilerinden yararlanarak, müşteri alışkanlıklarını en iyi şekilde analiz edebilmek ve ulaşılabilecek en doğru ve en hızlı çözüm için veri madenciliğinde birliktelik kuralları ile market sepet analizi yöntemini kullanmışlardır. Çalışmalarında veri madenciliği algoritmaları olan Apriori, Gri ve Carma algoritmalarında veri analizi yaptıktan sonra kıyaslama yapmışlardır.

Eker [32], çalışmasında bir eğitim yazılımından elde edilen veriler ile veri madenciliği çalışması yapmıştır. Anlamlı örüntüler çıkartabilmek adına Apriori algoritmasını kullanmıştır. Elde edilen sonuçlar, yazılımı kullanan kurum ve kişilere sunulmuştur.

Duraloğlu [33], çalışmasında, satış sonrası hizmetlerde müşteri beklentilerinden faydalanarak belirli periyotlarda anketler yapmıştır. Yapılan anketler kümeleme analizi ile ayrıştırılmış ve her küme için farklı stratejiler geliştirilmiştir. Hizmet tamamlandıktan sonra müşteri memnuniyeti ölçümü, ankete geri dönüş süresi ile beraber Anova'da değerlendirilmiş ve değişiklikler yapılmıştır.

Özçalıcı [34], çalışmasında, web kazıma tekniğini kullanarak ikinci el araba satan bir platformdan belirli miktarda değişkeni bir araya getirmiştir. Çalışmada apriori

algoritmasını kullanmış ve birliktelik kuralları ağ grafiği desteği ile görsellik sağlamıştır. Çalışma sonucunda, “dizel araçlar az yakar, fazla hız yapamazlar, torkları yüksektir;...” gibi anlamlı örüntüler oluşturmuştur.

Bastem vd. [35], çalışmanın amacını, sosyal medyada kullanıcıların yapmış olduğu paylaşımlar üzerinden kişilik analizi yapabilen bir yapay zeka sistemi ortaya çıkartmak olarak tanımlamaktadırlar. Kullanılacak verileri dünyaca bilinen ve yaygın bir şekilde kullanılan sosyal medya platformlarından biri olan Twitter üzerinden temin etmişlerdir. MBTI kişilik göstergesi baz alınarak analizi gerçekleştirmişlerdir.

Orakcı [36], çalışmasında, suç bilimlerini temel alarak, veri madenciliği ve makine öğrenmesi tekniklerinden suç analizi konusunda nasıl faydalanılabileceğini açıklamıştır. Çalışmalar sonucunda Ulusal Vaka Tabanlı Raporlama Sistemi ve Küresel Terörizm Veritabanı kullanılarak tahminler ve analizler yapmıştır.

Kılıçalan [37], çalışmasında, veri madenciliğinde tahmin edici yöntemlerden olan sınıflama ve regresyon yöntemleri ele alınmış olup C0.5 karar ağacı, CHAID karar ağacı, lojistik regresyon ile Bayes ağları yöntemlerini incelemiş ve TÜİK tarafından toplanan Hanehalkı İşgücü Araştırması verilerinden yararlanarak gerçek veriler üzerinde analiz yapıp karşılaştırma yaparak modellerin başarı durumunu karşılaştırmıştır.

Deveci [38], çalışmasında, ilk olarak bir e-ticaret sitesinden alışveriş yapan müşteri portföyünü belirlemeye ve onlara uygun yeni alışveriş stratejileri belirlemeye çalışmıştır. Belirli veri madenciliği algoritmalarını kullanmıştır. Çalışmanın ikinci aşamasında, bir telekomünikasyon şirketine ait müşteri verileri üzerinde yapay sinir ağları, naive bayes, destek vektör makineleri ve lineer regresyon kullanarak müşteri ayrılma analizi yapmıştır.

Aksoy [39], çalışmasında belirli yıllar arasında Borsa İstanbul İmalat Sanayi sektöründeki işletmelerin finansal başarısızlık durumları hakkında tahmin yürütebilmek için, çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi, yapay sinir ağları, C0.5 karar kuralı türetme algoritması, sınıflandırma ve regresyon ağaçları analizlerini yapmıştır. Yaptığı çalışmada sonuç olarak, finansal başarısızlık

belirlemede tahmin edebilme konusunda önceki seneler için en geçerli tahmin gücüne sahip model belirlemiştir.

Yıldırım vd. [40], çalışmasında, veri madenciliği algoritmalarının performanslarının, bilgi keşfi sürecinde kullanılan bulut bilişimin ölçeklenebilirliği sayesinde arttırılabileceğini, ek olarak her yerden ulaşılabilirlik, düşük maliyet ve kolay yönetilebilirlik avantajlarının sağlanabileceğini göstermiştir. Çalışmada veri madenciliği bulut platformunda gerçekleştirilmiştir.

Budak vd. [41], çalışmanın amacını, site içi aramalar ve apriori algoritması kullanılarak web sitesi ziyaretçilerinin ihtiyaç tespitini yapabilmek adına gerçekleştirilmiş bir olay incelemesi olarak tanımlamışlardır. Çalışma Kırıkkaleli Üniversitesi web sitesinden alınan veriler ile gerçekleştirilmiştir. Yapılan analiz sonucunda birliktelik kuralları ile kullanılan apriori algoritması sayesinde, “ders programı”, “kayıt yenileme”, “yatay geçiş”, “harç”, “kontenjanlar” gibi tekrar eden kelime ve kelime grupları ile “ders programı ve yatay geçiş aramalarını yapan ziyaretçilerin %60’ı harç kelimesini de aratmıştır” gibi anlamlı örüntüler elde edilmiştir.

Yalçın [42], sağlık sektöründe yaptığı çalışmada, veri madenciliği teknikleri ve istatistiksel metotlar ile bir biyopsi tekniği kullanılarak elde edilen verilerle meme kanserinin önceden tahminini ve tedavi sürecinin erken başlatılmasını amaç edinmiştir. Çalışmasında belirlediği veri madenciliği algoritmalarının her biri ile analiz yapmış ve kıyaslama ile hangisinin daha iyi sonuç verdiğini tespit etmeye çalışmıştır.

İpek [43], çalışmasında, misyon ve vizyon kavramlarının işletmelerin performans ölçütlerini nasıl etkilediklerini görebilmek için veri madenciliği kullanarak çalışmalar yapmıştır.

Karaatlı vd. [44], yaptıkları çalışmada, Borsa İstanbul’da işlem gören hisse senetlerinin günlük artış, azalış ve sabit kalma durumları göz önüne alınarak bir veri seti oluşturmuşlardır. Elde edilen veri setinden anlamlı bir kümeleme oluşması ve kümelerin analizlerinin sektör ve işletme için yapılmasını amaçlamışlardır.

Yıldız [45], çalışmasında, UCI (University of California, Irvine) Makine Öğrenim Deposunda bulunan, Almanya'daki bir bankanın müşteri verilerinin bulunduğu veri setini veri madenciliği aşamalarından geçirerek, veriyi kullanılabilir hale getirmeye çalışmıştır. Veri ön işleme ve dönüştürme tekniklerini, Weka yazılımı kullanılarak anlamlandırmıştır. Kredi skorlama için en uygun veri madenciliği tekniğinin hangisi olduğunu belirlemek amaçlanmıştır.

Yapılan literatür araştırması sonucunda, veri madenciliği tekniklerinin güncel olarak yaygın bir şekilde her sektörde uygulandığı ve çalışmaların anlamlı sonuçlar kazandırdığı görülmüştür. Veri madenciliğinde birliktelik kuralları analizi çalışmaları da yaygın bir şekilde devam etmektedir.

3. SOSYAL KATMANLARA GÖRE DEĞİŞEN TÜKETİCİ ALİŞKANLIKLARI

3.1. Tüketim Kavramı

Sözlükte tüketim kelimesi, üretilen şeylerin kullanılıp harcanması, herhangi bir şeyin zamanla bitmesi anlamlarına gelmektedir. Daha geniş tabir ile tüketim, insana fayda sağlayan mal ve hizmetlerin insan ihtiyaçları doğrultusunda kullanılması demektir. Tüketim elde edilen nihai kullanımdır.

İktisadi mal ve hizmetler kavramları, sahip olmak için karşılığında bir bedele ihtiyaç duyulan mal ve hizmetler için kullanılmaktadır. Bu mal ve hizmetler satın almak eylemini ortaya çıkartmaktadır. İnsanların ihtiyaç duyduğu, kendilerine fayda sağlayacak ve tatmin edici olabilecek ürünleri, mal veya hizmetleri, satın alıp bu doğrultuda kullanması tüketim kavramını açıklamaktadır.

İnsanlığın başlangıcından bu güne, insanların kendilerini idame ettirmelerini, yaşamlarına devam etmelerini sağlayan ve sürekliliği olan tüketmek eylemi, ihtiyaçlar doğrultusunda kullanım demektir. Gelişen ve büyüyen toplum, teknoloji, küreselleşme gibi kavramlarının hepsi tüketmek eyleminin hem kendisini hem de etki alanını ve şeklini genişletmekte ve değiştirmektedir. Tarihte Sanayi Devrimi veya Endüstri Devrimi olarak da bilinen, insan gücü ile üretim kavramının tamamen değişerek makine gücü ile üretime geçilmesi olayı üretim, üretici, tüketim ve tüketici kavramlarının hepsini kökten etkilemiştir. Üretimin gelişmesiyle beraber tüketim ve tüketici tamamen piyasaya bağlı hale gelmiştir ve tüketim artık çok çeşitli hale dönüşmüştür. Bununla beraber, insan ihtiyaçları artık, sadece ihtiyaç olarak kalmamıştır ve istek, arzu, tatmin olma, memnuniyet gibi kavramlar tüketimi şekillendirmeye başlamıştır.

1929'da, Amerika Birleşik Devletleri ile başlayan ve sonrasında küreselleşen, dünya tarihinin en elzem olaylarından biri olan Büyük Buhran yaşanmıştır. Büyük Buhran, borsanın çöktüğü, birçok banka ve şirketin battığı ve milyonlarca insanın işsiz kaldığı büyük bir ekonomik krizdir. Bu tarihten önce ekonomik olarak dikkate alınan

iki kavram sermaye birikimi ve üretimdir. Bu iki kavramı kullanarak rehavete kapılan ve Birinci Dünya Savaşı'ndan sonra süper güç olarak bilinen Amerika, bu kriz ile dünya çapında dev ekonomilerin çökmesine sebep olmuştur. Yaşanan bu olaydan sonra ekonominin yönü tüketim ve harcamaya dönmüştür. İlerleyen tarihlerde tüketim, daha da ön plana çıkmaya başlamış ve sadece ekonomi biliminde değil sosyoloji ve sosyal bilimlerde büyük yer kaplayan bir konu haline gelmeye başlamıştır [46].

Türk toplumunda tüketim kavramı Osmanlı döneminden bu güne kadar büyük değişime uğramıştır ve farklı olarak tüketim, ekonomik değişimlerden doğmak yerine uluslararası pazar oluşumu ve artışı durumlarından etkilenerek ortaya çıkmıştır. Batı ülkelerinde tüketimcilik kavramı, ticaretin gelişmesiyle oluşan zengin sınıfla başlamış ve sanayileşme ile beraber refah devlet koşullarından sonra alt tabakalara yayılmıştır. Türk toplumunda ise batı ülkelerinin aksine önce tüketim daha sonra üretim süreci başlamıştır ve üretim her zaman tüketime göre daha geri planda kalmıştır. Bu gelişme döneminde, Türk toplumunda üretim hep iç talebi karşılamaya yönelik olmuş ve uluslararası pazara dahil olabilmek için üretim gerçekleştirilememiştir [46].

Tüketim için gelişme gösteren bu dönemde asıl etken Batılı yaşam tarzını benimsemeye çalışmaktır. Oluşan sosyal katmanlardan sonra, tüketim taklit etme eylemini de içine almıştır. Sosyal katmanlarda üst tabakada yer alan topluluk, Batı'nın davranışlarını kendine empoze ederek, taklit etmeye başlamıştır. Toplumun alt tabakalarında yer alan topluluklar ise zamanla üst tabakanın değer ve davranışlarını benimsemiştir. Kısaca taklit edileni taklit etme durumu yaşanmıştır [46].

Cumhuriyet dönemi Türk toplumu için tüketim kültürü genişletmesi açısından büyük öneme sahiptir. Yaşam tarzı ve alışkanlıkların değişmesi tüketimin yönünü de etkilemiştir. Bu dönemde daha da önemlisi tüketim ürünlerinin üretilmesi konusunda büyük adımlar atılmıştır. 1950'den sonra tüketim kültürü kavramı iyice şekillenmeye başlamıştır. Dış ve iç etmenler bu konuda büyük önem taşımaktadır. Dış politikada gelişen ve hızla yayılan bir Batı kültürü ve sanayileşme devam ederken, iç

etmenlerde kentleşme kendini statüsel olarak hızlıca belli etmeye başlamıştır. Özellikle 1970'e kadar tüketim kültürünün gelişmesini ve yayılmasını etkileyen büyük sebepler vardır. Sebeplerden biri o dönemde diğer ülkeleri tarafından benimsenmiş Keynes'çi ekonomik politikasından büyük bir etkilenmenin söz konusu olmasıdır. Başka bir sebep, tarım kültürünün büyümesi ile gelirlerin artması sonucu zenginlerin çoğalarak tüketime yönelmesidir. Bir diğeri, karayollarının gelişmesi ile ulaşımın kolaylaşmasının da etkisiyle kentleşme oranının artması ve kente gelenlerin yeni tüketim kültürünü benimsemesidir. Son olarak, dini kültürlerin kamusal alana yani eğitim ve siyaset gibi bölümlere yeniden ilişmesi önemli sebepler arasında yer almaktadır [46].

Sosyoloji, toplum yapısının insan üzerindeki etkilerini inceleyen diğeri ismi toplum bilimi olan bir bilim dalıdır. Sosyolojide, bakış açılarının değişkenliğini ve altyapısal olarak izlenimsel farklılıkları ortaya koymak için paradigmlar geliştirilmektedir. Bu paradigmlar; pozitivist, eleştirel ve yorumlayıcı olarak üç başlık altında incelenmektedir. Bu sebepten, sosyal, kültürel, ekonomik gibi toplumun yapısını etkileyen bütün kavramlar bir dönem sonra sıklıkla sosyolojik altyapı olarak incelenmeye başlamış ve insan yapısıyla bu kavramlar bağdaştırılmaya çalışılmıştır.

1980'lerden sonra tüketim kavramı da sosyolojik olarak daha fazla incelenmeye başlamış ve yönünün sosyolojik etkisel olarak giderek arttığı görülmüştür. Tüketim araştırmaları paradigmlar ile beraber incelenmiştir. Pozitivist paradigmda tüketim, öngörü ve kontrol kavramları ile bağdaştırılmıştır. Başlarda pozitivist paradigmda da iki önemli nokta üzerinde durulmuştur. Birinci yargıda tüketim hakkında fizyolojik ve biyolojik ihtiyaçların karşılanmasında tüketicilerin rasyonel kararlar vermesi şeklinde yer alırken, ikinci yargıda bu ihtiyaçlar karşılanırken öğrenme ve karar verme süreçleri nasıl ilerler sorusuna yanıt aranması söz konusudur. 1980'lerden sonra bu yargılar değişerek tüketici yönlendirilme nesnesi olmak yerine anlama nesnesi olmaya başlamıştır. İkinci olarak tüketim yorumlayıcı paradigmda incelemiştir. Yorumlayıcı paradigmda, pozitivist paradigmda ek olarak nitel çalışmalar yer almaya başlamıştır. Yorumlayıcı paradigma, insan doğasını daha soyut olarak incelemektedir. Rasyonel bir yaklaşım sergilemediğini öne sürerek bağlı olduğu kavramları narsistik, metafiziksel, sembolik vb. kavramlarla

bütünleştirmektedir. Yorumlayıcı paradigmaya göre tüketim aşamalarında tüketiciler aktif katılımcılar olarak yer almaktadır. 1980'lerden sonra yorumlayıcı paradigmada ilgi, sosyoloji dışında antropolojiye de yönelmiş, aynı zamanda pazarlama için de tüketim ve tüketici davranışları hakkında yeni araştırmalara ve yorumlamalara başlanmıştır. Son olarak tüketim eleştirel paradigma olarak incelenmiştir. Bu paradigmanın amacı, tüketim araştırmalarını inceleyerek eleştirel bir yaklaşımla durumlara bakarak iyileştirme çalışmalarına destek vermektir. Bu sayede dünya daha iyi bir yer haline gelecektir anlayışı mevcuttur. Genel olarak tüketimin içine pazarlamanın da girdiği çalışmalar bu üç paradigmada görülmektedir [46].

3.2. Tüketici Davranışları

Tüketmek eyleminde olduğu gibi, tüketici kavramının da insan doğasıyla bütünleşen ve insan ne kadar gelişirse o kadar gelişen bir yapısı olduğu görülmektedir. Tüketici, üretilen ve sunulan mal ve hizmeti, edinilecek fayda doğrultusunda satın alan, kullanan ve tüketen kimselere denmektedir. Tüketim kavramının şekillenmesinde ve gelişmesinde asıl rol oynayan diğer kavram tüketici kavramıdır. Çünkü tüketici olarak adlandırılan kişi, tüketmek eylemini gerçekleştiren, zinciri oluşturan ve katılan ve toplumun oluşmasında en büyük role sahip en küçük birimdir. Satın alma işlemini gerçekleştiren diğer bir kişi müşteridir ve bu bağlamda tüketici ile aynı anlama sahip olduğu durumu oluşturmaktadır. Ancak müşteri sadece satın alma işlemini gerçekleştirirken, tüketici satın alma işlemini gerçekleştirdikten sonra ek olarak fayda edinme aşamasında da yer almaktadır. Tüketim ve tüketici kavramlarının eş zamanlı olarak gelişmesi de tüketici davranışları kavramını ortaya çıkarmaktadır.

Tüketici davranışları, bir mala veya hizmete duyulan ihtiyaç ile beraber ortaya çıkan bir süreçtir. İhtiyaç duyma evresinden sonra ihtiyacın karşılandığı an ve ihtiyaç karşılandıktan sonra da devam etmektedir. Kısaca, bir karar verme süreci de denebilmektedir. Her kişi/tüketici kendine özel davranışlar sergilemektedir. Sosyolojik, psikolojik, kültürel vb. birçok etken tüketici davranışlarının değişmesinde büyük rol oynamaktadır.

Tüketici davranışlarının belirli yapısal özellikleri vardır. Bunları kısaca sıralamak gerekirse;

- Tüketici davranışları, insan davranışlarının bir alt kolunu oluşturmaktadır. Bu sebepten insan davranışlarını etkileyen bütün durumlar, tüketici davranışlarını da etkilemektedir.
- Tüketici davranışları, bir eylem veya olay yerine bir süreci incelemektedir.
- Tüketici davranışları, bir amaca ulaşmak için objektif bir şekilde değerlendirilmektedir. Tüketiciler, ihtiyaçları doğrultusunda hizmet ve ürün satın almaktadır. Potansiyel olarak tüketicilerin çözümleri hizmetler, ürünler ve mağazalardan oluşmaktadır. Tüketici davranışları ise bu amaçlar doğrultusunda oluşup, süreci inceleyen bir yaklaşımdır.
- Tüketici davranışları, bir süreci temsil ettiği için satın alma ve ürün kullanıp fayda sağlama, ihtiyaçları giderme evresinden de oluşmaktadır.

Tüketiciler, tüketici davranışları sürecinde satın alma kararı aşamasında belirli faktörlerden etkilenmektedir. Bu faktörler ikiye ayrılmaktadır. İçsel ve dışsal faktörler. Tüketicilerin sosyal çevreleriyle ve çoğunlukla pazarlama ve ekonomi ile ilgili konularını dışsal faktörler incelerken; tecrübeler ve psikolojik altyapı gibi konularla içsel faktörler ilgilenmektedir. Asıl etkili olan faktörler sıralanacak olursa;

- ✓ Kültürel faktörler
- ✓ Sosyal faktörler
- ✓ Kişisel faktörler
- ✓ Psikolojik faktörler

şeklinde olmaktadır.

Kültürel faktörler

Tüketici davranışları üzerinde hatırı sayılır bir etkiye sahip olan kültürel faktörler, tüketici davranışları için tüketicinin kültürü, alt kültürü ve sosyal sınıfını incelemektedir.

- **Kültür:** Bir toplum bilimi terimi olan kültür, terimsel anlam olarak, tarihsel ve toplumsal gelişme süreci içinde yaratılan her türlü değerlerle, bunları kullanmada, sonraki kuşaklara iletmede kullanılan, insanın doğal ve toplumsal çevresine egemenliğinin ölçüsünü gösteren araçların tümü şeklinde tanımlanmaktadır. Kültür; örf, adet, ahlak, tutum, inanç, sanat, davranış vb. birçok kavramı barındırmaktadır. Bu kavramlar da aynı zamanda, eğitim, sanat gibi soyut kavramlarla beraber, yiyecek, giyecek, barınma gibi ihtiyaçlardan oluşan diğer somut kavramları da içerisinde barındırmaktadır. Yaşam koşullarını ve adaptasyonu genel dürtüde kültür belirlemektedir.
- **Alt kültür:** Bir toplumda farklı bölgelerden oluşan her alt kültür birleşerek bir toplum kültürü oluşturmaktadır. Nüfus yoğunluğunun artması ile beraber ortaya bölgesel farklılıklar çıkmıştır.. Farklılaşan bu küçük sosyal grupların bütün özellikleri alt kültürü oluşturmaktadır.
- **Sosyal sınıf:** Toplumda üye özellikleri olarak benzeyen ve belirli sınırları olan alt bölümler bulunmaktadır. Her bölüm kendine özel bir düzene sahiptir. Bu bölümler yani sosyal sınıflar, davranışları, beğenileri, tarzları bakımından birbirine benzeyen üyelerden oluşmaktadır. Bir sosyal sınıfın belirlenebilmesi için ortak özelliklerin birkaç taneden fazla olması gerekmektedir. Pazarlama stratejisi geliştirirken sosyal sınıflar göz önünde bulunarak her sınıfa farklı bir strateji ile yaklaşmak mümkün olabilmektedir.

Sosyal Faktörler: Kültürel faktörlere ek olarak sosyal faktörler, içerisinde referans grupları, aile, roller ve statüler gibi farklı faktörleri de barındırmaktadır.

- **Referans Grupları:** Tüketicilerin düşünce tarzlarını, fikirlerini ve tercihlerini etkileyen insan gruplarına referans grubu denmektedir. Aile, yakın arkadaşlar, komşu gibi temas kurmanın zor ve zaman almayacağı kişi ve kişiler referans gruplarından üyelik gruplarını oluşturmaktadır. Yakın çevre olarak adlandırılan bu gruplar ürün veya hizmet tanıtımı konusunda bir düşünceye etki konusunda büyük rol oynamaktadır. Ünlüler olarak adlandırılan sinema ve ses sanatçıları, sporcular veya ün kazanmış dini, ticari birlikler ikincil

üyelik grupları olarak bilinmektedir. Giyim kuşam, hareketler, tavırlar, davranışlar, mimikler vb. özellikler bakımından özellikle çocuk ve genç yaş kesimi için oldukça büyük bir etki alanına sahiptir. Günümüzde pazarlama çalışmalarında sosyal medya aracılığı ile ikincil üyelik grupları kullanılarak tüketici eğilimleri etki altına alınmaya başlamıştır.

- **Aile:** Aile, referans grupları arasında pazarlama çalışmaları için en büyük öneme sahip faktördür. Toplumda, kişinin ilk algısı aile ortamında oluşmaktadır. Pazarlama çalışmalarında aile yapısı, örneğin eşlerin her ikisi de çalışıyorsa veya kadın çalışmıyorsa veya çocuklar öğrenim görüyorsa gibi aile yapısındaki değişiklikler, satın alma alışkanlıklarını etkileyerek “ailede kimin sözünün geçtiği” kavramını ortaya çıkartmaktadır.

Yapılan bir araştırmaya göre;

- Daha büyük çaplı (hayat sigortası, otomobil, televizyon vb.) alımlara evin beyi,
- Beyaz eşya takımları, mutfak eşyaları gibi alımlara evin hanımı,
- Tatil, ev, dış eğlenceler gibi alımlarda her iki tarafın da sözü sahibi olduğu

kanısına varılmıştır.

- **Roller ve statüler:** Toplumda her birey bulunduğu grup (aile, arkadaş grubu, iş hayatı, projeler, kulüpler, organizasyonlar) içinde belirli bir role ve statüye sahiptir. Her bir grup için hem kişinin hem de grubun diğer üyelerinin yapması gereken ya da beklentisel olarak açıklanan bir takım görevleri, faaliyetleri veya davranışları mevcuttur. Kişinin grup içindeki rolü, her durumu etkilediği gibi tüketici davranışlarını da etkilemektedir.

Kişisel Faktörler: Kişisel faktörler demografik ve durumsal faktörler olarak ikiye ayrılabilir. Durumsal faktörler, insan yaşamında anlık ve beklenmedik değişimlerden oluşmaktadır. Örneğin, beklenmedik bir kazadan sonra hastaneden beklenen hizmet, ani gerçekleşen bir olaydan kaynaklı yapılacak yolculuk için satın alınan otobüs, tren

veya uçak bileti. Beklenmedik bir şekilde kırılan bir dişin acil bir şekilde yaptırılmak istenmesi ancak bir anda maddi sıkıntıya girip yaptırılmaması veya tam aksine maddi eksikliklerden kaynaklı satın alınamayan bir ürünün aylık bir maaş zammı sonucunda alınabilmesi gibi çok çeşit durumlar söz konusu olabilmektedir. Ancak kişinin genel tüketici davranışları durumlarını bu durumlar üzerinden incelemek doğru sonuca ulaşmak konusunda hata vermektedir. Kişisel faktörler için asıl önemli olan; yaş ve yaş dönemi, meslek, ekonomik durum, yaşam tarzı ve kişiliğinden oluşan demografik durumlardır.

- **Yaş ve yaş dönemi:** Toplumda bir kişinin yaşı ve bulunduğu yaş dönemi satın alma davranışlarının şekillenmesinde büyük rol oynamaktadır. Kişinin her yaş döneminde ihtiyaç duyacağı ürün veya hizmet değişmektedir. 3-4 yaşlarında bir çocuğun parka gitmek ihtiyacı, bir bebek için bez ve mama ihtiyacı, okul döneminde olan bir çocuğun defter, kalem ihtiyacı gibi.
- **Meslek:** Toplumda bir kişinin mesleği; ekonomi, statü, rol, sorumluluk, davranış vb. birçok konuda değişiklik sebebi olmaktadır. Bu sebeplerden satın alma kararları da büyük ölçüde etkilenmektedir. Beyaz yakalı bir çalışanın takım elbise alma ihtiyacı buna örnek olarak verilebilir.
- **Ekonomik durum:** Alım gücü, diğer bütün faktörlerden farklı olarak bir tüketicinin ürün veya hizmet seçimini en çok etkileyen faktördür. Bir kişinin alım gücü yoksa kalan bütün faktörler etkisiz olacaktır.
- **Yaşam tarzı:** Toplumda kişilerin yaşam tarzı; hayata bakışı, düşünceleri, fikirleri, alışkanlıkları ve birçok şeyi belirleyen bir durumdur. Örneğin; aylık geliri ve eğitim düzeyi aynı evli, çocuk sahibi bir kişi ile evli olmayan bekar bir kişinin satın alma alışkanlıkları tamamen farklı olmaktadır.

Psikolojik Faktörler: Kişinin kendi düşüncelerinden etkilenerek davranışsal değişime uğrama sebeplerinin tümüne psikolojik faktörler denmektedir.

- **Motivasyon (güdüleme):** Kişiyi harekete geçiren güçlerin bütününe denmektedir. Tatmin edilmeye çalışılan uyarılmış bir ihtiyaç olarak da tanımlanmaktadır. Güdüler, gerilim artırıcı veya azaltıcı etkilere sahiptir.
 - Biyolojik güdüler: açlık, susuzluk, barınma gibi durumlar ve fizyolojik gerilimler
 - Psikolojik güdüler: sevgi, saygı gibi manevi değerlerden etkilenecek ortaya çıkan gerilim durumları
 - Duygusal güdüler: saygınlık, ün, beğenilme, prestij sahibi olma gibi durumlardan etkilenir.
 - Mantıksal güdüler: ürün veya hizmetin somut olarak mantık çerçevesi dahilinde değerlendirilmesi sonucu ortaya çıkar.
- **Algılama:** Bir olay veya nesnenin varlığı üzerine duyular yoluyla bilgi edinme eylemidir. Algılar, güdüler ve tutumlardan etkilenecek şekillenmektedir. Bu yüzden pazarlama konusunda tüketicilerin algılarını etkileyebilecek özelliklerden faydalanmak gerekmektedir
- **Öğrenme:** Kişinin bilgi ve tecrübelerinden etkilenecek ortaya çıkan davranış değişikliği durumudur. Öğrenme, kişinin psikolojik varlığı öğrenme süreci ile ortaya çıkmaktadır. Deneyimlerin öğrenmeyi nasıl etkilediği, tüketici davranışları için önemli bir noktadır. Duyular yoluyla anlaşılabilen (ses, söz, şekil vb.) şeyler etkiyken, buna karşı gösterilen içsel veya dışsal davranışlar tepki olmaktadır. Belirli bir uyarıcıya karşı kişinin sürekli gösterdiği tepki, bir süre sonra o kişi için bir davranış haline dönüşmektedir.
- **Tutum ve inançlar:** Bir fikre veya nesneye karşı gösterilen olumlu ya da olumsuz oluşan bütün duygulara tutum denmektedir. Kişisel deneyime veya dış etkenlerden gelen bir konu hakkındaki doğru veya yanlış bilgilere, görüş ve düşüncelere ise inanç denmektedir. Pazarlamacılar, tüketiciler direkt ürün ve hizmet ile temas halinde olduğu için araştırma yaparak tüketicilerin tutumları hakkında edindiği bilgiler doğrultusunda yeni stratejiler geliştirebilmektedir [47].

4. VERİ MADENCİLİĞİ

4.1. Veri Madenciliğine Genel Bakış

Depolanabilen veri kavramı, günümüzde artan teknoloji ve küreselleşme ile birlikte önemini günden güne artırmaktadır. Önemi artan bu kavram beraberinde veri yığınlarını da ortaya çıkartmaktadır. Yığın denildiği zaman konu her ne olursa olsun, analiz etme veya yığını azaltma ihtiyacı doğmaktadır. Veri yığınları da olası bir şekilde sorunları da beraberinde getirmiştir.

Artan verinin getirdiği sorunlara çözüm ihtiyacı başladıkça, veri analizi sağlayacak yöntem ve araçlar ortaya çıkmaya başlamıştır. Veri Madenciliği (Data Mining) bu aşamada devreye girmektedir ve beraberinde Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi (Knowledge Discovery of Database) sürecini de başlatmıştır.

Kısaca yaygın kullanılan Veri Madenciliği tanımlarına yer verilmiştir.

“Veri Madenciliği, büyük miktardaki veri içinden gelecekle ilgili tahmin yapmaya alt yapı sağlayan bağıntı ve kuralların bilgisayar programlarından yararlanılarak ortaya çıkarılmasıdır.”

“Veri Madenciliği, büyük hacimli veri yığınları içerisinde karar alabilmek için potansiyel olarak faydalı olabilecek, uygulanabilir ve anlamlı bilgilerin çıkarılmasına verilen addır. Veri madenciliği geniş anlamda veri analiz teknikleri bütünüdür ve tek başına bir çözüm değildir. Mevcut problemleri çözmek, kritik kararları almak veya geleceğe yönelik tahminleri yapmak için gerekli olan bilgileri elde etmeye yarayan bir araçtır.”

“Varlığıyla bulunduğu yerde bir anlam ifade eden verilerin bir disiplin altında toplanarak belirli bir teknik veya teknikler kullanılarak işlenmesiyle artıklarından arındırılması sonucunda anlamlı bilgileri gün yüzüne çıkaran ve geleceğe yön verebilmemizi sağlayan ve bu sonuçlara matematiksel ve istatistiksel yöntemlerle mutlaklık kazandıran bir süreçtir.” [48]

Veri madenciliği tanımlarından da anlaşılacağı üzere veri madenciliği kısaca, yığın verilerden anlamlı örüntüler çıkartarak bilgiye ulaşma işlemidir.

4.1.1. Veri Tabanları ve Veri Ambarları

Düzenlenmiş verilerin tamamına veri tabanı denmektedir. Veri tabanı, bir veri hakkında anlık bir şekilde istenen her ayrıntıya ulaşmaya yardımcı olan, ulaşılan veri üzerinde değişiklik yapmak istendiği zaman anlık bir şekilde bunu sağlayan ve yine tüm kullanıcılar tarafından yapılan bu değişikliğin görülmesine destek altyapıya sahip veri topluluğudur..

Veri tabanlarına en çok çalışma hayatında çok ihtiyaç duyulmaktadır. Bir şirket için iyi bir veri tabanı, sürekli çalışma süresine sahip olmalıdır. Veri tabanındaki kapanma, büyük veri kayıplarına sebep olabilmektedir. [49]

Birçok veri kaydı yapabilen yazılım mevcuttur. Ancak veri tabanı yazılımları bu yazılımlardan farklı olarak bilgiyi en hızlı şekilde düzenleyebilmektedir ve bilgi üzerinde değişim yapabilmektedir. Oracle, SQL Server, Sybase gibi çeşitli veri tabanı yazılımları vardır.

En çok bilinen veri tabanı biçimlerinden birisi çevrim içi işlem yapabilen OLTP (On Line Transactional Processing – Çevrimiçi İşlem İşleme) sistemidir. Bu sistemler genellikle veri girişi, veri güncelleme ve veri silme işlemlerinde kullanıcıya destek sağlamaktadır.

Veri analizi ve raporlama konularında veri ambarları devreye girmektedir. Raporlama ve analiz çıktıları günümüzde bilinen ismi ile PDF dosyaları gibi, değişken değil aksine sabit ve tek seferlik bir durum göstermektedir.

Veri tabanları olarak OLTP sistemleri tercih edilirken, veri ambarları sistemlerini çoğunlukla OLAP (Online Analytical Processing – Çevrimiçi Analitik İşleme) dosyaları tercih edilmektedir.

4.1.2. Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi

Veri madenciliğiyle veri tabanlarında bilgi keşfi isimsel olarak birbirlerine benzediklerinden çoğu zaman aynı kavramlar kullanılabilir. Ancak veri madenciliği, veri tabanlarında bilgi keşfinin 5 aşamasından yalnızca bir katmanını oluşturmaktadır.

Tanımlanmış problem ve problemden elde edilen hedef veri belirlendikten sonra veri tabanlarında bilgi keşfi aşamaları şu şekilde devam etmektedir;

- Veri ön işlemleri (data preprocessing);
Bu aşamada kirli veri kavramı yer almaktadır. Veri temizleme yani, kirli kalabalık veriden anlamlı veriler elde etme çalışmaları yapılmaktadır. Daha sonra bu veriler birleştirilir.
- Veri seçme ve dönüştürme (data selection);
Elde edilen verilerin veri madenciliği çalışmasına uyumlu olması için bu aşamada yeniden ön işleme çalışmaları yapılır. Bu ön işlemler şunlardır;
 - Veri madenciliği konusu ile ilgili bilgi seçimi
 - Madencilik yapılacak veri türünün belirlenmesi
 - Veriler arasındaki hiyerarşik yapının ve genellemenin belirlenmesi
 - Veri madenciliği sonunda bulunacak bilgi için yenilik ve ilginçlik ölçümü yöntemlerinin belirlenmesi
 - Veri madenciliği sonunda bulunacak veri için sunum ve görselleştirme araçlarının belirlenmesi.
- Veri madenciliği;
Ön işlemler sonucu elde edilen verilerden anlamlı örüntüler çıkarmayı sağlayan aşamadır.

- **Örüntü değerlendirme (pattern evaluation)**

İkinci aşamada yapılan ilginçlik ölçümünün yeniden veri madenciliği sonucu elde edilen örüntülere yapıldığı aşamadır. Elde edilen örüntülerin ne kadar faydalı ve farklı olduğunu görebilmek adına yapılmaktadır.
- **Bilgi sunumu (knowledge presentation)**

Analizi yapılmış verilerin görselleştirme ve raporlaştırma araçları kullanılarak sunumlarının sağlanması aşamasıdır.

Veri tabanlarında bilgi keşfi süreci, aşamaları arasında sürekli olarak veri akışı olan, ileriye ve geriye doğru hareket edebilen bir yapıya sahiptir.

4.1.3. Veri Madenciliği Tanımları

Veri madenciliğinde ön plana çıkan tanımlardan bazıları şunlardır:

- **Veri**

Veri, işlenmemiş, tek başına anlam ifade etmeyen, ham gerçek enfomasyona sahip en küçük parçacığa denmektedir. Veriler iki şekilde adlandırılmaktadır: nicel veriler ve nitel veriler. Nicel veriler, ölçüm ya da sayım yoluyla elde edilmektedir. Nitel veriler ise sayısal değer içermeyen verilere denmektedir.
- **Veri seti**

Elde edilen verilerin toplamına veri seti denmektedir. Veri setleri, veriler hakkında belirli özellikleri göstermektedir.

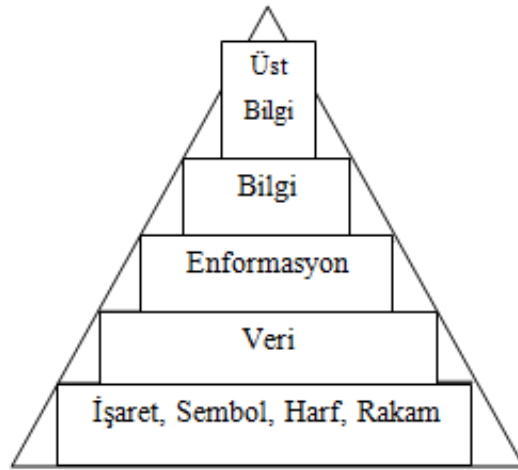
Belirli aşamalardan geçip anlamlandırılmış ve ilişkilendirilebilen, düzenlenmiş bilgi parçasına enfomasyon denmektedir.

➤ **Bilgi**

Dönüştürülmüş ve anlamlandırılmış veriye bilgi denmektedir. Deterministik bir sürece sahip olan bilgi, yapılacak şeye karar vermek aşamasında yardımcı olmak için kullanılan bir araç olarak görülmektedir [50].

➤ **Üst Bilgi**

Bilgilerin analizi ve sentezlenmesiyle oluşan yeni kavram üst bilgidir [50].



Şekil 4. 1. Bilgi Hiyerarşisi [50]

➤ **Örnek**

Madencilik aşamalarında kullanılan genel olarak girdilerin bütününe durum veya örnek denir. Örneklerin her biri farklı gözlemler için kullanılmaktadır. Bir sistem için girdi olarak kullanılan örnekler, veri madenciliğinde, genelleştirilmiş bir modeli oluşturma safhasında değerlendirilmektedir.

➤ **Nitelik**

Genel olarak deęişken veya deęişebilen durumların belirli zamanlar arasında sahip oldukları durumlara nitelik denir. Deęişken, karakteristik, alan, özellik veya boyut tanımları nitelięin dięer isimleridir.

➤ **Model**

Veri madencilięi modeli, kısaca iliřki tablosuna benzemektedir. Her model, baęlı olduęu veri madencilięi algoritması ile bir iliřki içindedir [51].

➤ **Vakalar**

Vaka, TDK'de kelime anlamı olarak "olay" řeklinde tanımlanmıřtır. Veri madencilięinde vakalar analizi yapılacak olaylar ve olay örgüleri bütünüdür. Vaka, bilgiye ulařmak için elde edilmesi gereken bilgi parçacıęıdır.

4.2. Veri Madencilięi Modelleri ve Teknikleri

Veri tabanlarında bilgi keřfi ařamalarından biri olan veri madencilięi, büyük ölçekli verilerden anlamlı örüntüler elde edilmesini saęlayan adımlardan bir tanesidir.

Bu süreçte kullanılabilecek veri madencilięi modeli veya teknięi, uygulanacak olan verinin yapısına, tipine, girdi ve çıktılarının türüne ve ulařılmak istenen sonucun çeřidine göre řekillenmektedir.

Veri madencilięinde çeřidine göre ayrılan teknikler tahmin edici ve tanımlayıcı olmak üzere iki ana grupta incelenmektedir.

Çizelge 4. 1. Veri Madenciliği Teknikleri

Tahmin Edici Modeller	Tanımlayıcı Modeller
Sınıflandırma	Kümeleme
Karar Ağaçları	Birliktelik Kuralları ve Ardışık Örüntüler
Yapay Sinir Ağları	
Genetik Algoritmalar	
Naive – Bayes	
K – En Yakın Komşu	
Bellek Temelli Nedenleme	
Regresyon	

4.2.1. Tahmin Edici Modeller ve Teknikler

Tahmin edici modeller, daha önceden üzerinde çalışılmış ve belirli sonuca ulaşılmış verilerden yararlanarak elde edilen sonuçları bilinmeyen verilere göre bir model geliştirilmesi ve sonuçlarının tahmin edilme aşamalarında kullanılmaktadır. Örneğin, bir fabrika sipariş üzerine üretim yapmaktadır. Belirli bir zamana kadar olan sipariş kayıtları ve üretim miktarı üzerinden, bir sonraki dönem veya dönemlere ait gelebilecek sipariş miktarlarına üretilecek ürün miktarı ya da stok kullanılıyorsa elde bulundurulması gereken stok adedi gibi bilgiler, eski veriler kullanılarak oluşturulacak yeni model sayesinde tahmin edilebilmektedir.

4.2.1.1. Sınıflandırma

Sınıflandırma kısaca, düzenlemek, tasnif etmek ve ayırmak anlamlarına gelmektedir. Veri madenciliğinde ise sınıflandırma, belirli özelliklere göre sınıflara ayırmak ve yeni gelen her verinin kendi özelliklerine göre atanmasını sağlama işlemidir.

Bir ürünün yapısı ve özellikleri ile alıcı yani müşteri özelliklerinin kesişmesi esnasında sınıflandırma kullanılabilir. Bu sayede uygun müşteri için uygun ürün veya uygun ürün için uygun müşteri bağıntıları elde edilebilmektedir.

- ✚ 8-14 yaş aralığında bulunan müşteriler çoğunlukla çikolata-bisküvi-gofret reyonlarını tercih etmektedir.
- ✚ 40-55 yaş aralığındaki kadın müşteriler genellikle züccaciye reyonlarını tercih etmektedir.

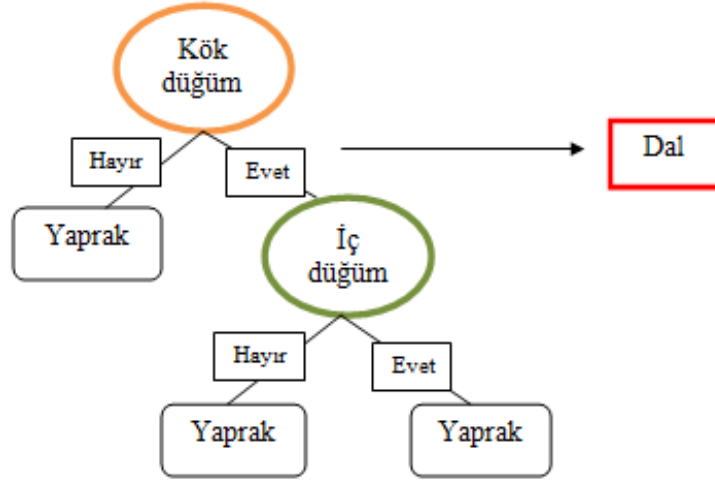
Gibi bağıntılar elde edilebilmektedir ve bu bağıntılar sayesinde müşteriye hitap eden ürünler belirlenebilmektedir.

4.2.1.1.1. Karar Ağaçları

Karar ağaçları kolay ulaşılması, yorumlanması, eldeki veriye kolaylıkla uyum sağlayabilmesi ve güvenilir bir veri madenciliğinde sınıflandırma tekniklerinden biri olduğundan en fazla kullanılan ve tercih algoritmalarından biri haline gelmiştir.

Karar ağaçları yapısal olarak ağaç diyagramlarına benzemektedir. Kök düğüm ile başlar ve yaprak düğüm ile son bulur. Her dal bir kuralı oluşturmaktadır. Şekil 4.2’de karar ağacı yapısı görülmektedir.

Sınıflandırma işlemi karar ağaçları kullanılarak iki aşamada yapılmaktadır. Birinci aşama öğrenme aşamasıdır. Geçmişten elde edilmiş bir öğrenme veri seti kullanılarak model oluşturulur. Öğrenilmiş model sayesinde karar ağacı oluşmuş olur ve bu da sınıflandırma kurallarını oluşturur. İkinci aşamada oluşmuş modelin doğruluğunun test edilmesi vardır. Belirlenmiş bir test verisi ile kuralların doğruluğu denendikten sonra elde edilen sonuç pozitifse yani kabul görür seviyede ise kullanılan kurallar analizi yapıp sınıflandırılacak yeni veriler üzerinde kullanılabilir, denmektedir.



Şekil 4. 2. Karar Ağacı Yapısı

4.2.1.1.2. Yapay Sinir Ağları

Zeka, zihnin öğrenme, öğrenilen şeylerden çıkarım yapabilme, uyum sağlayabilme ve her şey için çözüm üretebilme yeteneklerinin bütünüdür. Kısaca zihnin bir uyum içinde çalışma kabiliyetidir.

İnsan beyninin zekası, nasıl öğrendiği ve tecrübe ettiği gibi durumlar merak edilmeye başladıkça yapılan çalışmalar yapay zeka bilimi ortaya çıkarmıştır. Yapay sinir ağları yapay zeka teknolojilerinin en çok bilinen yöntemlerinden bir tanesidir.

Yapay sinir ağları bilgisayarların insan beyni gibi olayları öğrenmesi ve çözümlemesi üzerine çalışan bir tekniktir. Anlamsız, karmaşık veriden anlamları çözümler, veriler çıkartma işlemi yapmaktadır. Karmaşıklığa karşı sağladığı uyum ile diğer bilgisayar teknolojilerinden çok daha iyi sonuç vermektedir. Tamamen insan beynine benzetilerek oluşturulan yapay sinir ağlarının alt yapısı da öğrenmeye dayanmaktadır. Yapay sinir ağlarında öğrenme aşamasında, sonucu belirli girdiler kullanılmaktadır. Modele hem girdiler hem de çıktılar aynı anda girilmektedir. Bu sayede yapay sinir ağları girdi ve çıktı analizi yaparak problem çözümünü için elde etmesi gereken ilişkileri edinmiş olacaktır. Ne kadar çok öğrenme verisi kullanılırsa öğrenme yetisi o kadar artmaktadır. Sonraki aşama test aşamasıdır. Öğrenmenin

doğruluğu sonucu bilinen test verileri ile test edildikten sonra kontrol edilir. Test etme işlemindeki tahmin sürecince yapay sinir ağı karşılıklı geri bildirim ile kendini test ederek iyileştirme yapmaktadır. Doğruluğu kesinleştirildikten sonra çözümlenmesi istenen veri seti modele girilir. Tahmin süreci başlamış olur. Yapay sinir ağları sonuca ulaşmak için birçok yol denemektedir. Denenen her yolla çözüme ulaşabilse de kullanıcı çözümü hangi yoldan yaptığını görememektedir.

4.2.1.1.3. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritmalar da yapay sinir ağları gibi yapay zekanın hızla gelişen ve kullanımda yaygınlaşan dallarından biridir. Genetik algoritmalar, Darwin'in evrim teorisinden esinlenilerek 1970'li yıllarda John Holland tarafından icat edilmiştir ve arkadaşları ile öğrencileri tarafından geliştirilmiştir.

Genetik algoritmalar, yapısal ve çözüme ulaşma yolları açısından doğada işleyen evrimsel prosese benzetilerek çalışan bir optimizasyon yöntemidir. DNA yapısına benzemektedir. Her bir kod iki dizeden oluşan kromozomlar içermektedir. Mutasyona uğrama ya da evrimleşme sürecine benzer bir şekilde ilerleyen bu kodlar her basamakta yeni bir çaprazlama yaparak yeni bir set oluşturmaktadır. Canlıların mutasyona uğraması ya da evrimleşmesi gibi çaprazlamaya giren her kod artık bir önceki nesilden daha iyi olmuştur. Bu durum ilerledikçe daha da iyi değerli veri setleri elde edilmeye başlamaktadır. Buna verilecek en iyi örnek insanlığın evrimleşmesidir. Evrimleşmeye benzemesi sebebiyle çözülmesi en karmaşık problemler bile bu yöntem ile çözüme kavuşabilmektedir

4.2.1.1.4. Naive – Bayes

En kısa açıklaması ile adını İngiliz matematikçi Tomas Bayes'ten alan Naive – Bayes sınıflandırıcı, olasılık tabanlı bir sınıflandırıcıdır. Her bir grup ya da sınıf için ayrı ayrı olasılık hesaplamaktadır. Çözümlenmesi gereken her örnek için ayrı ayrı en uygun ve en yüksek olasılığa sahip sınıfı bulmaktadır.

Naive Bayes sınıflandırıcı, yapısı, ilerleyişi ve öğrenme yolları olarak yapay sinir ağları ve karar ağaçlarına benzemektedir. Elde bulunan bilgiler dahilinde öncelikle sınıflara ayrılması gereken özellikleri içeren bir eğitim verisi ile eğitim aşamasından geçmektedir. Eğitim verilerinde özellikle sınıf ve kategori yapısının olması önemli noktadır. Test verileri ne kadar çok olursa öğrenme ve doğru sonuca ulaşma ihtimali o kadar fazla artacaktır. Yapay sinir ağlarında olduğu gibi eğitimden sonra bir test verisi ile yapı denir.

Naive Bayes sınıflandırıcı sadece sayısal verilerle değil sözel verilerle de çalışabilmektedir. Bu sebepten metin inceleme modellerinde çoğunlukla kullanılmaktadır. Metin modelleri haricinde fazlasıyla tercih edilmesinin sebepleri arasında basit olasılığa dayanan alt yapısı, hızlı sonuca ulaşma ve eksik verilere karşı duyarlı olmaması gibi durumlar da yer almaktadır.

4.2.1.1.5. K – En Yakın Komşu

K – En Yakın Komşu algoritması sınıflandırma yöntemlerinin bellek temelli nedenleme tekniğinin gösterilecek en uygun örneğidir. Bellek temelli nedenleme tekniği, isminden de açıkça anlaşılacağı üzere çözüme geçmiş tecrübeleri kullanarak ulaşmaya çalışan bir tekniktir. Çözülme istenen problemlerin öncelikle daha önceden çözümlenmiş karşılaştırılma durumuna dahil olup olmadıklarına bakılmaktadır. Benzer bir durum söz konusu ise bulunan eski çözüm yeni probleme entegre edilmektedir. Ve yine bu çözüm de saklanarak bir sonraki problemler için kullanılmaktadır.

K – En Yakın Komşu algoritması yönteminde k parametresi bulunmaktadır. Eski verilere dahil edilip tecrübe olarak kullanılacak yeni veri setinin eldeki verilere olan uzaklığı hesaplanarak k sayıdaki en yakın komşu sayısı hesaplanır. Eldeki yeni veri seti, belirlenen k sayıdaki komşuların en yakın uzaklıkta olan komşu veya komşularına atanır. Bu sayede yeni veri tecrübe için kullanılacak örnek veri seti için işaretlenmiş olur ve atama sağlanır.

4.2.1.2. Regresyon Analizi

Kullanılan iki veya daha fazla deęişken arasındaki sebep – sonuç ilişkisini inceleyen ve bu ilişkiler sonucunda tahminlerde bulunmaya yardımcı olan matematiksel modellere regresyon analizi modelleri denmektedir. Örneęin, bir ülkede yaş ortalaması ile işsizlik durumu arasındaki ilişkinin hesaplanması regresyon analizi ile yapılabilmektedir.

4.2.2. Tanımlayıcı Modeller ve Teknikler

Tanımlayıcı modeller, kısaca, problemin çözümü için karar verme aşamasında elde bulunan verilerin tanımlanmasını sağlamaktadır.

4.2.2.1. Kümeleme Analizi

Çoęunlukla veriler arasındaki uzaklık kullanılarak, özelliklerinin kendi aralarında birbirine benzerlik gösteren verilerin gruplandırılmasına kümeleme analizi denmektedir.

Kümelemede her veri, elde bulunan kümelerin yani içine girebilme ihtimali taşıyan kümelerin elemanlarıyla kıyaslanmaktadır. Veriler arasındaki uzaklık burada devreye girmektedir. Veri kendine benzeyen ve aynı zamanda kendine en yakın olan veri ile küme oluşturmakta veya veri kümesine atanmaktadır. Bu sayede veri atandığı veri kümesinin tanımlanmış değerini de deęiştirmiş olacaktır. Her zaman olduğu gibi yine en uygun çözümü arayan bu yöntem ile optimum deęer bulanana kadar bu işlemi yapılmaya devam edecektir. Her aşamada veriler tekrar atanacak ve tanımlanmış deęerler tekrar deęişecektir.

Kümeleme analizi, deneme ve yanılma ile ilerleyen bir altyapıya sahip veri madencilięi tekniklerinden biridir. Kümeleme analizinde genel amaç, belirgin özelliklere göre önceden gruplanmamış daęınık veriyi sınıflandırmaktır. Bir kümeleme modelinin iyi çalışıp çalışmadığı verilerin bulunduğu küme içindeki

benzerlik oranının maksimum olmasından ve kümeler arası benzerliğin minimum olmasından anlaşılmaktadır.

4.2.2.2. Birlikelilik Kuralları ve Ardışık Zamanlı Örüntüler

Birbirlerini izleyen dönemlerde gerçekleşen ve gerçekleşen olayların birbiri ile ilişkisi olduğu durumların tanımlanmasında ardışık zamanlı örüntüler kullanılmaktadır. Örnek olarak, bir hastanın, belirli bir hastalık sebebi ile bir operasyon geçirdikten tahmini belirli bir süre sonra belirli bir olasılık ile o hastanın enfeksiyon kapması durumu verilebilir.

Veri madenciliğinde birliktelik kuralları, büyük çaplı veri setleri içinden anlamlı örüntüler ve kurallar çıkartma işlemine denmektedir. Birliktelik kuralları verilen veriler arasındaki ilişkiyi, koşullu olasılığa dayalı olarak ifade etmeye olanak sağlamaktadır. Bölüm 5’te birliktelik kuralları ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

4.3. Veri Madenciliğinde Kullanılan Yazılımlar

Veri madenciliğinde kullanılan yazılımlar ticari yazılımlar ve açık kaynak kodlu yazılımlar olarak ikiye ayrılmaktadır. Çizelge 4.2’de kullanılan bazı yazılımlar verilmiştir. Belirgin olarak kullanılan bazı yazılımlar tanımlanmıştır.

Çizelge 4. 2. Veri Madenciliği Yazılımları

Ticari Yazılımlar	Açık Kaynak Kodlu Yazılımlar
SPSS Modeler (Clementine)	Orange
Excel Data Mining Add In	Rapid Miner
SPSS	Weka
SAS Enterprise Miner	R Project & R Studio
Angos	Keel
Kxen	Knime
MS SQL Server	Tanagra

Matlab

Oracle

Scriptella ETL

jHepwork

Elki

4.3.1. Ticari Yazılımlar

Bu tür yazılımlar, veri madenciliğine uygun koşullara getirildikten sonra satışa sunulmaktadır. Genellikle lisans yenileme durumları söz konusu olan yazılımlardır.

➤ **SPSS Modeler (Clementine)**

IBM SPSS Modeler, kurucuları tarafından, veri madenciliği, istatistik, tahmine dayalı analitik, metin analizi, ön görüsel modelleme gibi analiz yönetimi gerektiren çalışmalar için kullanılan analitik bir platform olarak tanımlanmaktadır.

IBM SPSS Modeler kullanıcı ara yüzünün kolay anlaşılabilirliği sebebiyle fazlasıyla tercih edilmektedir. Veri analizi yapılırken kod yazma gibi bir durum söz konusu değildir. Veri tanımlanmasında, yönetilmesinde ve geri bildirim almada oldukça başarılı olan IBM SPSS Modeler aynı zamanda veri çözümlemede piyasadaki birçok yazılıma göre daha hızlıdır.

➤ **Excel Data Mining Add In**

Microsoft'un amiral gemisi olarak da tanımlanan Excel kullanım kolaylığıyla dünyada en çok kullanılan bilgisayar programı ve programlamacı olarak bilinmektedir. Excel birçok konuda olduğu gibi veri madenciliği için de Microsoft'un kendi ürünü olan bir veri madenciliği eklentisine sahiptir. Microsoft SQL Server ile beraber çalışmaktadır. Yığın verilerdeki anlamlı eğilimleri keşfederek görselleştirme sağlamaktadır.

➤ **SAS Enterprise Miner**

İstatistiksel Analiz Sistemi, yığın veriler kullanılırken daha kuvvetli analizler yapılmasını sağlamak için geliştirilmiş bir yazılımdır. Kullanıcılar bu sistem ile veri analizinin çok daha hızlı olduğunu ve yeni algoritmalar geliştirebildiğini belirtmişlerdir.

- **Matlab**

MathWorks şirketi tarafından geliştirilen ve dördüncü nesil bir programlama dili olan Matlab, çok paradigmalı bir sayısal hesaplama yazılımıdır. Dördüncü nesil programlama dilleri, daha az kod yazarak yeni çözümler üretmeye yönelik dillerdir. Eski nesil dillere göre daha kolay bir kullanıma sahiptir. Matlab, matris işlemleri, kullanıcı arayüzü oluşturma, fonksiyon oluşturma, veri işleme gibi bir çok işlem yapabilmektedir. Matlab, C, C++ ve Java gibi diğer program dilleri ile beraber çalışabilme altyapısına sahiptir. Lineer cebir, optimizasyon, istatistik, nümerik analiz gibi matematiksel hesaplamaların tümünde etkili ve hızlı sonuç vermektedir. Analizleri çözümüleme hızı ile ön plana çıkmaktadır. Tercih edilmesinin başlıca sebepleri arasında, kullanım kolaylığı, da az kod yazımı, görselleştirme gibi özellikler bulunmaktadır.

4.3.2. Açık Kaynak Kodlu Yazılımlar

Açık kaynak kodlu yazılımlar, ticari olmayan yazılımlar olarak bilinmektedir. Ücretsiz olarak ulaşılabilen yazılımlardan oluşmaktadır.

- **Orange**

C++ dili altyapısına sahip ve açık kaynak kodlu olan Orange yazılımı, Slovenya Ljubljana Üniversitesi Bilgisayar ve Enformatik Bilimleri bölümü yapay zekâ araştırmaları ekibi tarafından geliştirilmiş bir yazılımdır. Veri hazırlama, modelleme, veri analizi ve metin madenciliği gibi işlemler Orange ile sağlanabilmektedir. Ara yüz ve grafik tasarımı Phyton ve Qt3 altyapısına sahiptir [51].

- **RapidMiner**

Dortmund Teknoloji Üniversitesi Yapay Zekâ bölümünde geliştirilmiş olan RapidMiner, Java altyapısına sahip bir veri madenciliği yazılımıdır. RapidMiner veri madenciliği, makine öğrenmesi, tahmin analizi, iş analizi ve metin madenciliği uygulamalarında kullanılmaktadır [52]. Yazılım iş analizi konusunda en iyiler arasında yer almaktadır. Açık kaynak kodlu sürümünün yanı sıra Pro kullanım için lisanslı bir sürümü de bulunmaktadır.

- **Weka**

Weka yazılımı, Yeni Zelanda'da bulunan yazılıma adını veren Waikato Üniversitesinde geliştirilmiştir. Yazılımın dili Java'dır. Makine öğrenme ve veri madenciliğinde yaygın kullanıma sahiptir. Weka aynı zamanda doğrudan bir veri kümesine de uygulanabilmektedir. Görselleştirme, veri ön işlem, sınıflandırma, kümeleme, ilişki analizi yapma gibi birçok alan için araca sahiptir [52].

- **R Project & R Studio**

Ross Ihaka ve Robert Gentleman tarafından tasarlanmış başlarda R & R olarak bilinen, GNU Tasarımın bir parçası olan S programlama dilinin geliştirilerek ortaya çıkan R yazılımı istatistiksel hesaplama ve grafikler için tasarlanmıştır. Aynı zamanda bir programlama dilidir.

- **Keel**

Granada Üniversitesi, İspanya Ulusal Bilim Projeleri Kurumunun desteklemesi üzerine Keel yazılımını geliştirmiştir. Java altyapılı bir yazılım olan Keel, kurulum şartı olmadan çalışabilmektedir. Sınıflandırma ve kümeleme algoritmalarının çeşitlerine sahiptir [52].

- **Knime**

Konstanz Üniversitesi'nde bulunan görsel veri madenciliği araştırma ekibi tarafından Java dili kullanılarak yazılmış Knime, açık kaynak kodlu bir yazılımdır. Veri birleştirme ve dönüştürme, görselleştirme ve model kurma, yönetimi sağlama, iş analizi yapma gibi bir çok işlem için araçlara sahiptir. Görsel çek bırak ara yüzü oldukça fazladır.



5. BİRLİKTELİK KURALLARI

Birliktelik kuralları, veri madenciliğinde en çok kullanılan tekniklerden biri olup büyük ölçüde veriler arasından anlamlı örüntüler ve kurallar çıkarmak için kullanılan bir madencilik tekniğidir. Bir veri kümesinde belirli durumların özelliklerinin beraber görülme olasılığını ölçerek, “birliktelik” olarak adlandırılacak bütün durumların bulunmasına birliktelik kuralları denmektedir. Veri tabanlarında veri madenciliği ile birliktelik kuralları sayesinde, yığın verilerde gizli kalmış, işe yarar ve ilginç ilişkilere sahip veriler keşfedilmektedir.

Veri artışı ile işe yarar veri arayışının artmasıyla beraber anlamlı örüntüler bulmak adına geliştirilen birliktelik kuralları, ilk olarak 1993 yılında Agrawal, Imeilinski ve Swami tarafından tanımlanmıştır. İsimlerinin baş harfi olan AIS algoritması ile birliktelik kuralları tanıtılmıştır [53]. Artan veri ile beraber artış gösteren veri madenciliği çalışmaları devam ederken, birliktelik kurallarında geliştirilen ilk klasik uygulama “market sepet analizi” olmuştur. Çoğunlukla perakende sektöründe gerçekleştirilen market sepet analizi çalışmaları, müşterilerin yapısal olarak gösterdikleri farklılıkları ve bununla ilgili çıkarımlarda bulunulmasına destek olacak birliktelikleri yani beraber satın alınan ürünleri birer durum olarak belirlemeyi amaçlamaktadır.

Literatürde genel olarak birliktelik kuralları, market sepet analizi ile beraber anılmaktadır. Birliktelik kurallarında market sepet analizi, bir müşterinin bir ürünü veya ürünleri satın aldıktan sonra hangi ürünü satın alma ihtimalinin olduğu veya hangi ürünü satın aldığı, haftanın hangi günlerinde ya da yılın hangi aylarında, hangi durumlarda bu ürünleri almayı tercih ettiği gibi analizler ile elde edilen sonuçlar sayesinde yorumlanabilmesine ve gelecekle ilgili tahminler ışığında müşteri memnuniyetini artırmak adına çalışmalar yapılmasına olanak sağlamaktadır.

Birliktelik kurallarında market sepet analizi denildiğinde, literatürde, perakende sektöründe birlikteliklerin müşteri memnuniyeti durumunu nasıl ve ne derece etkileyeceğini anlatmaya yarayan, durum olarak klasik birlikteliklerden farklı olan

yüksek sıklıkta rastlanan bir hikaye mevcuttur. Çalışma Walmart adında bir süpermarket zincirinde gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışma sonucunda, Cuma günleri bebek bezi alan müşteriler yüksek oranla bira da satın almaktadır gibi bir bağıntı elde edilmiştir. Bira ile bebek bezi, peynir ile zeytin veya ekmelekle süt gibi her zaman aklımıza gelebilecek bir bağıntı değildir. Araştırmacılar elde edilen bu birlikteliğe şu şekilde bir yorum getirmişlerdir: “Küçük çocukları olan ebeveynler Cuma günleri eğlence adına partiye gitmek yerine bira satın alarak evlerinde eğlenmek durumunda kalmaktadır. Bu yüzden Cuma günleri bebek bezi satın alan ebeveyn yüksek ihtimal ile bira da satın almaktadır.” [54]. Normal şartlarda düşünce veya tecrübe ile akla gelmeyecek bu tür birliktelikler, yığın veri içinden veri madenciliğinde birliktelik kuralları ile kolaylıkla çıkarılabilmektedir.

5.1. Birliktelik Kurallarının Matematiksel Modeli

Veri madenciliğinde birliktelik kurallarının matematiksel modeli yine 1993 yılında Agrawal ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir.

Modelde, ürünler adı verilen bir $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_m\}$ kümesi ve işlemler yani tüm hareketler adı verilen bir D kümesi bulunmaktadır. Her i farklı bir nesne veya işe karşılık gelmektedir. D kümesinde tanımlanan her özel hareketi ise T simgeler ve tanımlanması $T \subset I$ şeklindedir. TID her harekete özel tek bir numaradır ve m ise küme eleman sayısıdır.

A ve B birer iş veya nesnelerin kümesini temsil ediyor, bir hareket kümesi olan T için, $A \subset T$ ise yani T kümesi A kümesini kapsıyor ise ve A ve B kümeleri için $A \subset I$ ve $B \subset I$ ve $A \cap B = \emptyset$ koşullarının hepsi sağlanıyorsa A kümesi ve B kümesi için birliktelik kuralı $A \Rightarrow B$ şeklinde ifade edilmektedir. Bu şekilde ifade edilen birlikteliklerde A öncül (antecedent) ve B ardıl (consequent) veya sonuç olarak tanımlanmaktadır.

Birliktelik kuralı şu şekilde tanımlanabilmektedir:

$$A_1, A_2, A_3, \dots, A_m \Rightarrow B_1, B_2, B_3, \dots, B_n \quad (5.1.1)$$

Birliktelik kurallarında, elde edilen birliktelikler tanımlanırken sıkça kullanılan diğer iki kavram “güven (confidence)” ve “destek (support)” kavramlarıdır. Güven ve destek değerleri veriler ile ilgili ilginçlik derecesi hakkında bilgi edinmeyi sağlamaktadır. Güven değeri elde edilen birlikteliğin kesinliği yani güvenilirliği hakkında bilgi verirken, destek değeri elde edilen birlikteliğin ya da başka bir tabir ile kuralın kullanılabilirliği hakkında bilgi vermektedir. Kullanılan veri setinin büyüklüğüne göre bu değerler farklılık göstermektedir.

A ve B nesne veya iş grubunun bir sepette kaç kez görüldüğünü ölçmek için destek sayısı kullanılır ve sayı $(A \Rightarrow B)$ şeklinde ifade edilir. Destek değeri bir birlikteliğin genel veri seti içindeki oranını elde etmek için kullanılır ve şu denklem ile elde edilir:

$$\text{destek } (A \Rightarrow B) = \frac{\text{sayı } (A,B)}{\text{yapılmış bütün alışveriş kayıtları}} \quad (5.1.2)$$

Güven değeri, bir A ve B nesne veya iş grubu için ifade edilecek olursa; A grubunu satın alan müşteriler güven değeri kadar olasılık ile B grubundan da satın almaktadır, şeklindedir. Güven değeri şu denklem ile elde edilmektedir:

$$\text{güven } (A \Rightarrow B) = \frac{\text{sayı } (A,B)}{\text{sayı } (A)} \quad (5.1.3)$$

Birliktelik kurallarında örüntü elde edebilmek için kullanılan eşik değerleri vardır. Bu değerler minimum destek (minsup) ve minimum güven (minconf) değerleridir. Bu oranlar veri analizi aşamasında araştırmacı tarafından belirlenmektedir. Elde edilen destek ve güven oranları bu iki eşik değerinin üstünde elde edilemezse, birlikteliklerin güvenilirliği tartışmalı bir hale girmektedir. Güvenilir birliktelikler elde

edebilmek yani güçlü kurallar elde edebilmek için güven ve destek değerlerinin minimum değerlerin üzerinde kalması gerekmektedir. Eğer bir minsup değeri çok yüksek bir değer olarak kullanılırsa az sayıda çok kullanılan birliktelikler elde edilmekte, düşük tutulursa çok fazla sayıda beraberliği nadir görülen birliktelikler elde edilmektedir. Bir minconf değeri çok yüksek kullanıldığında az sayıda birliktelik kuralı elde edilmekte ancak elde edilen birlikteliklerin kesinlik oranı çok yüksek olacaktır. Tam tersi durumda ise kesinliği düşük birçok birliktelik kuralı elde edilecektir. Oranı düşük ve belirsizliği yüksek birliktelik kuralları gelecek ile ilgili tahminlerde kullanılabilir.

Yığın verilerde birliktelik kuralları uygulamaları iki adımdan geçerek gerçekleşmektedir:

- i. Elde edilen örüntülerden sık tekrarlanan iş veya nesnelere bulunmaktadır. Bulunan iş veya nesnelere kullanıcı tarafından belirlenen minimum destek oranı temel alınarak elenmektedir.
- ii. Kesinliği yüksek yani güçlü ilişkiler sağlayan birliktelik kuralları tekrarlanması sık olan iş veya nesnelere oluşmaktadır. Elde edilen bu birliktelik kuralları kullanıcı tarafından belirlenen minimum destek ve minimum güven değerleri olan eşik değerlerinin üstünde kalmalıdır.

5.2. Birliktelik Kuralları Algoritmaları

Birliktelik kuralları, birçok algoritma kullanılarak elde edilebilmektedir. Gelişme gösteren belirgin algoritmalar açıklanmıştır.

5.2.1. Apriori Algoritması

Veri madenciliğinde birliktelik kuralları büyük önem taşımaktadır. Bu önemle beraber Agrawal ve arkadaşları tarafından 1994 yılında birliktelik kuralları adına geliştirilmiş ve elde edilmiş en büyük başarı Apriori algoritmasıdır. Apriori algoritması adını kökeni olan “prior” dan almaktadır ve “prior”, “önceki” anlamına

gelmektedir. Algoritmaya apriori denmesi ise, algoritmanın veri analizi yaparken kurduğu birliktelik bilgilerini önceki adımdan temin etmesinden gelmektedir. Birliktelik kuralları için bu zamana kadar geliştirilmiş en iyi sonuç veren algoritma olarak bilinmektedir.

Apriori algoritması, büyük veri tabanları içinde önemli ve ilginç örüntüleri keşfetmek için veri tabanını defalarca kez taramaktadır. Algoritma, yaptığı ilk analizde yığın veri içinde en çok tekrarlanan verileri keşfetmektedir. Minimum destek değer şartına uyan tek elemanlı kümeler yani yaygın öğeler bulunmaktadır. Devamında gelen analizlerde ise yapılan ilk analizde bulunmuş yaygın öğeler kullanılarak yeni potansiyel yaygın öğe kümeleri bulunmaktadır. Analizler eldeki verilerle yaygın öğe kümesi tükenene kadar bu döngüde devam etmektedir.

Veri madenciliğinde çalışmaları sık görülen birliktelik kurallarında market sepet analizi için apriori algoritması bir örnekle anlatılmıştır. Çizelge 5.1’de sepet bilgileri verilmiştir. Örnek için minimum destek değeri 3 ve minimum güven değeri %60 olarak belirlenmiştir.

Çizelge 5. 1. Sepet Bilgileri İçin Veritabanı

Fiş No	Satın Alınan Ürünler
1	Ekmek, peynir, zeytin, domates, süt
2	Ekmek, peynir, süt, gazete
3	Peynir, domates, makarna
4	Ekmek, gazete, süt
5	Un, süt, domates, çay, şeker
6	Ekmek, süt
7	Domates, makarna, süt
8	Ekmek, peynir, zeytin, süt, çay, gazete
9	Un, makarna
10	Süt, şeker

Eldeki öge seti verilerine göre destek değeri için yeni bir tablo oluşturulmuştur (Çizelge 5.2).

Çizelge 5. 2. Tekli Birliktelikler İçin Destek Değeri

Ürünler	Destek Değeri
Ekmek	5
Peynir	4
Zeytin	2
Domates	4
Gazete	3
Makarna	2
Süt	7
Un	2
Çay	2
Şeker	2

Elde edilen yeni tekli birliktelik verilerine göre minimum destek değerini sağlamayan her ürün elenmektedir. Minimum destek değeri 3 olarak belirlenmiştir. Belirlenen bu değere göre “zeytin”, “makarna”, “un”, “çay” ve “şeker” ürünleri şartı sağlamamaktadır.

Çizelge 5. 3. Minimum Destek Değeri Koşuluna Uyan Ürünler

Ürünler	Destek Değeri
Ekmek	5
Peynir	4
Domates	4
Gazete	3
Süt	8

Bu aşamadan sonra ikili birliktelik sağlayan öğeler için yeni destek değeri tablosu oluşturulmaktadır.

Çizelge 5. 4. İkili Birliktelikler İçin Destek Değerleri

Ürünler	Destek Değeri
Ekmek, peynir	3
Ekmek, domates	1
Ekmek, gazete	3
Ekmek, süt	5
Peynir, ekmek	3
Peynir, domates	2
Peynir, gazete	2
Peynir, süt	3
Domates, ekmek	1
Domates, peynir	2
Domates, gazete	0
Domates, süt	3
Gazete, ekmek	3
Gazete, peynir	2
Gazete, domates	0
Gazete, süt	3
Süt, ekmek	5
Süt, peynir	3
Süt, domates	3
Süt, gazete	3

Çizelge 6’da $A \Rightarrow B$ veya $B \Rightarrow A$ birlikteliklerinden biri devre dışı bırakılmaktadır. Aynı anlama gelmektedirler. Belirlenen ikili birlikteliklerden sonra yeniden

minimum destek deęeri 3 belirlenmiřtir. Minimum destek deęerini saęlamayan ikili birliktelikler elenmiřtir. Oluřan yeni ürün tablosu Çizelge 5.5’de görölmektedir.

Çizelge 5. 5. İkili İliřki Tablosu

Ürünler	Destek Deęeri
Ekmek, peynir	3
Ekmek, gazete	3
Ekmek, süt	5
Peynir, süt	3
Domates, süt	3
Gazete, süt	3

Elde edilen ikili birlikteliklerden sonra, bu birliktelikler baz alınarak üçlü ve hatta dilerirse dörtlü birliktelikler elde edilebilmektedir. Bu yine algoritma içinde kullanıcı tarafından belirlenen ve tercih edilen bir deęerdir. Maksimum birliktelik sayısı 3 olarak kabul edilmiřtir, ikili iliřki tablosu baz alınarak üçlü iliřki tablosu oluřturulmuřtur.

Çizelge 5. 6. Üçlü Birliktelikler İçin Destek Deęerleri

Ürünler	Destek Deęeri
Ekmek, peynir, zeytin	2
Ekmek, peynir, domates	1
Ekmek, peynir, süt	3
Ekmek, peynir, çay	1
Ekmek, peynir, gazete	2
Ekmek, gazete, peynir	2
Ekmek, gazete, süt	4
Ekmek, gazete, zeytin	2
Ekmek, gazete, çay	1

Ekmek, st, peynir	3
Ekmek, st, zeytin	2
Ekmek, st, domates	1
Ekmek, st, gazete	4
Ekmek, st, ay	1
Peynir, st, ekmek	3
Peynir, st, zeytin	2
Peynir, st, gazete	2
Peynir, st, domates	1
Peynir, st, ay	1
Domates, st, ekmek	1
Domates, st, peynir	1
Domates, st, zeytin	1
Domates, st, un	1
Domates, st, makarna	1
Gazete, st, ekmek	4
Gazete, st, peynir	2
Gazete, st, zeytin	1
Gazete, st, ay	1

Elde edilen çl iliřkilerden sonra yeni bir minimum destek deęer elemesi yapılmaktadır. Minimum destek deęeri 3 olarak kabul edilmeye devam etmektedir. Deęeri saęlamayan kmeler elenmektedir. Birbirini tekrar eden birliktelikler tek olarak kabul edilmiřtir.

izelge 5. 7. çl İliřki Tablosu

rnler	Destek deęeri
Ekmek, peynir, st	3
Ekmek, gazete, st	4

Elde edilen üçlü birlikteliklere göre güven değeri hesaplanmaktadır. Maksimum birliktelik değeri 3 olarak belirlendiği için döngü burada sonlanmıştır.

Çizelge 5. 8. Üçlü İlişkilerden Elde Edilen Birliktelik Kuralları

Birliktelik kuralları	Açıklama	Güven oranı
Ekmek, peynir ⇒ süt	Ekmek ve peynir alan müşterilerin süt alma olasılığı	$3/3 = \%100$
Ekmek, süt ⇒ peynir	Ekmek ve süt alan müşterilerin peynir alma olasılığı	$3/5 = \%60$
Peynir, süt ⇒ ekmek	Peynir ve süt alan müşterilerin ekmek alma olasılığı	$3/3 = \%100$
Süt ⇒ ekmek, peynir	Süt alan müşterilerin ekmek ve peynir alma olasılığı	$3/8 = 37,5$
Peynir ⇒ ekmek, süt	Peynir alan müşterilerin ekmek ve süt alma olasılığı	$3/4 = \%75$
Ekmek ⇒ peynir, süt	Ekmek alan müşterilerin peynir ve süt alma olasılığı	$3/5 = 60$
Ekmek, gazete ⇒ süt	Ekmek ve gazete alan müşterilerin süt alma olasılığı	$3/3 = \%100$
Ekmek, süt ⇒ gazete	Ekmek ve süt alan müşterilerin gazete alma olasılığı	$3/5 = \%60$
Gazete, süt ⇒ ekmek	Gazete ve süt alan müşterilerin ekmek alma olasılığı	$3/3 = \%100$
Süt ⇒ ekmek, gazete	Süt alan müşterilerin ekmek ve gazete alma olasılığı	$3/8 = 37,5$
Gazete ⇒ ekmek, süt	Gazete alan müşterilerin ekmek ve süt alma olasılığı	$3/3 \%100$
Ekmek ⇒ gazete, süt	Ekmek alan müşterilerin gazete ve süt alma olasılığı	$3/5 = \%60$

Analizin başında minimum güven değeri %60 olarak belirlenmiştir. Elde edilen sonuç ilişki tablosuna göre güven değerine uymayan ilişkiler elenmektedir. Elde

edilen sonuçlara göre bazı kesin birliktelikler bulunmuştur. Örneğin; ekmek, peynir ⇒ süt ilişkisi elde edilen güven değerine göre %100 olasılıkla beraber satın alınmaktadır. Bu birliktelik yorumlanacak olursa; “ ekmek ve peynir satın alan müşteriler kesin olarak süt de satın almaktadırlar.” gibi bir yorum elde edilmektedir. Analiz sonucunda dikkat edilecek nokta, birlikteliklerin terslerinin koşulu sağlamamasıdır. Yani ekmek ve peynir satın alan müşteriler kesinlikle süt de satın almaktadır denirken, her süt alan müşterinin ekmek ve peynir satın almadığı yorumu çıkmaktadır.

5.2.2. AIS Algoritması

İsmini geliştiricileri olan Agrawal, Imeilinski ve Swami'nin baş harflerinden alan AIS algoritması, 1993 yılında, geliştirilmiş ve yayınlanmış ilk birliktelik algoritması olarak bilinmektedir. Algoritma yaygın olan bütün nesne kümeleri bulmayı amaçlamaktadır. AIS algoritması veri tabanını sürekli olarak tarama şeklinde çalışmaktadır. Algoritma ilk taramasında tek elemanlı nesne kümelerinin destek sayısını saymaktadır. Bu sayede nesnelerin veri tabanında ne sıklıkla görüldüğü de keşfedilmiş olacaktır. Aday nesne kümeler üretebilmek adına her taramada sıklığı belirlenen yaygın nesne kümeler genişletilmektedir. Bir adım tarama bittikten sonra belirlenen yaygın olan nesne kümeler ile belirlenen aday nesne kümelerinin kesişimi olarak görülen nesne kümeler belirlenir. Belirlenen bu ortak nesne kümeler yeni aday kümeler elde edebilmek için veri tabanından edineceği yeni nesnelere ile genişletilebilmektedir. Bu tarama işlemleri sürekli bir şekilde devam etmektedir. Algoritma sık geçen nesne kümeleri bulamayınca durmaktadır.

5.2.3. Apriori Tid Algoritması

İşlevsel olarak Apriori Tid Algoritması, Apriori algoritması ile aynıdır. İki algoritma da önceki adımları sürekli olarak tarayarak nesne küme oluşturma ve eleman artırma ile eleman eleme işlemi yapmaktadır. Apriori Tid algoritması tarama aralarındaki geçişlerde sık görülen nesne kümeleri belirlemek için apriori gen algoritmasını kullanmaktadır. Algoritmayı farklı kılan özelliği ise, birinci tarama döngüsünden sonra destek sayısı hesaplama işlemleri için veri tabanlarından yararlanmamasıdır.

Algoritma ilk geçişten sonraki her geçişte destek sayısı hesaplaması için bir önceki adımdaki aday nesne kümelerini kullanmaktadır. Algoritmada böyle bir işlevin denenmiş olmasının sebebi ise, büyük veri tabanında tarama işleminin uzun sürmesi kanısı ile, her taramada veri tabanını küçülterek zamandan kazanç sağlamaktır.

5.2.4. Apriori – Hybrid Algoritması

İsminden de anlaşılacağı gibi Apriori – Hybrid algoritması melez bir algoritmadır. Agrawal ve arkadaşları tarafından 1994 yılında veri tabanlarındaki keşifler için yapılan taramaların her aşamasında tek çeşit algoritma kullanılmasının tek seçenek olmadığını keşfederek daha iyi sonuçlar elde edileceğine inanarak Apriori – Hybrid algoritmasını geliştirmişlerdir. Algoritma Apriori ile Apriori Tid algoritmasının birleşiminden oluşmaktadır. Yapılan çalışmalara göre veri tabanlarında tarama işlemleri için gerçekleşen ilk geçişlerde Apriori algoritması daha başarılı olmuştur. Ancak sonraki tarama geçişlerinde Apriori Tid algoritmasının daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Elde edilen bu sonuçlardan sonra Apriori – Hybrid algoritması ilk geçişler için Apriori algoritmasını kullanırken, sık geçen nesnelere kümesinin belleğe sığabileceğinin anlaşılmasından sonra Apriori Tid algoritmasını kullanmaktadır.

Apriori – Hybrid algoritması, veri tabanı büyüklüğündeki değişimlerden ne şekilde etkilendiğine bakılması adına büyük veri setleri ile de denenmiştir. Neredeyse her çeşit veri üzerinde Apriori – Hybrid algoritması Apriori algoritmasından daha iyi çalışmıştır. Ancak algoritma performansının artması her zaman optimizasyonu sağlamamakta olup, algoritma içindeki geçişlerin maliyetinin arttığı gözlenmiştir. Apriori Tid algoritmasının kullanım süresi arttığı zaman bu maliyet göz ardı edilebilmektedir. Bu noktada doğru veri için doğru algoritma seçimi devreye girmektedir. İlk geçişin uzun süreceği zamanlarda Apriori – Hybrid algoritması amacında ulaşmamış olacaktır.

5.2.5. SETM Algoritması

1995 yılında Houtsma tarafından geliştirilen SETM algoritması, diğer algoritmalarından farklı olarak sık görülen nesne kümelerinin belirlenmesinde SQL kodlarından yararlanmaktadır.

AIS algoritması gibi veri tabanını defalarca kez tarayan SETM algoritması, ilk taramasında veri tabanını tek tek sayarak sık görülen nesnelere belirlemektedir. Bir sonraki taramada ilk yaptığı taramada bulunduğu sık görülen nesne kümelerinden yararlanarak yeni aday nesne kümeleri belirlemektedir. SETM algoritması, AIS algoritmasından farklı bir şekilde çalıştığı verinin TID yani transaksyon kimliği bilgisini de saklamaktadır. Farklı olan diğer bir özellik ise sonraki aşamada nesne kümelerinin isim bilgisine göre sıralanmasıdır. İsim bilgisine göre sıralanan nesne kümeleri arasında küçük olan kümeler sırasıyla silinmektedir. İşlem bu şekilde sık geçen nesne küme bulunamayana kadar devam etmektedir.

6. MARKET SEPET ANALİZİ UYGULAMASI

Yapılan literatür çalışması incelendiğinde veri madenciliği çalışmalarının her türlü alana yayıldığı ve uyarlanabildiği görülmektedir. Bu çalışmada veri madenciliği tekniklerinden biri olan ilişki analizi sağlayan birliktelik kuralları yöntemi ile market sepet analizi çalışması yapılmıştır.

6.1. Firma ve Çalışma Hakkında

Veri madenciliği uygulaması, Türkiye’de perakende sektörünün öncüsü olan Migros Ticaret A.Ş.’de gerçekleştirilmiştir. Migros, gıda ve ihtiyaç maddeleri haricinde, kozmetik, kırtasiye, züccaciye, elektronik, kitap ve tekstil gibi kategorileriyle oldukça geniş bir alana yayılmıştır ve müşterilerinin gereksinimlerini her açıdan karşılamayı amaçlamaktadır. Migros, 2018 yılında, faaliyet gösterdiği il sayısını 81’e yükseltmiş ve Türkiye’nin her bölgesine hitap etmeye başlamıştır. Migros mağazaları, M Migroslar, Macrocenter ve Ramstore mağazaları olmak üzere 2019 yılında toplamda 2139 mağazadan oluşmaktadır. Grupların hitap ettiği kesimler demografik ve sosyal yapıya bakıldığı zaman farklılık göstermektedir. Örneğin, MacroCenter grubu genel olarak tercih edilen konumlar ve mağaza yapısı bakımından diğer Migros mağazalarından oldukça farklıdır. Firmanın yayılım oranı arttıkça, hitap ettiği müşteri kitlesi sayısı da bununla doğru orantılı olarak artmaktadır. Bu da kalite anlayışını doğrudan ve dolaylı yollardan etkilemektedir.

Migros misyonunu, “benzersiz hizmet kalitesi, öncü uygulamaları, zengin ürün çeşitliliği ve aile bütçesine katkıyı esas alan fiyatlandırmasıyla eşsiz bir alışveriş deneyimi sunmak ve tüm paydaşları için değer yaratan; topluma ve çevreye duyarlı faaliyetlerde bulunmak” şeklinde tanımlamıştır [55] .

Belirlediği misyondan yola çıkan Migros, ana stratejilerini, faaliyet gösterdiği ülkelerin perakendecilik sektöründeki standartlarını yukarı çekecek müşteri memnuniyeti anlayışı ile sürdürülebilir kalite, saygınlık ve sektörel liderliği sağlamak üzerine yapılandırmaktadır [55].

Stratejilerinden de anlaşılacağı üzere, Migros, iç müşteri ve dış müşteri anlayışını geliştirerek, kalite tanımını müşteri memnuniyeti ile güçlendirmiştir. Müşteri memnuniyetini her yönden amaç edinen Migros için veri madenciliğinde market sepet analizi ile yapılan bu çalışma, sektörde liderliği koruma, yeni ürün tanıtma ve sürdürülebilir kalite anlayışları için oldukça önemli bir altyapı sağlayacaktır.

6.2. Amaç ve Önem

Çalışmanın temel amacı, veri madenciliği ile market sepet analizi yöntemi kullanılarak farklı ekonomik, kültürel ve sosyal çevrede bulunan müşteriler ile bu müşterilerin yaptıkları alışverişlerdeki ürünler arasındaki birliktelik ve örüntülere bakarak müşterilerin satın alma alışkanlıklarını belirlemeye çalışmaktır. Elde edilen geniş veri setinin analizi sonucunda, farklı müşteri kesimlerini kapsadığı için, sosyal yapının değişmesinin müşteri alışkanlıklarını nasıl değiştirdiği, farklı müşteri tiplerinin hangi ürünü ve hangi ürün markasını tercih ettiği, tercih edilen ürün ile beraber hangi ürünü satın aldığı ya da satın alma eğilimliliği gösterdiği gibi birçok bilgi elde edilmektedir. Bu bilgiler sayesinde market yöneticileri, müşterilerin beraber satın alma eğilimi gösterdikleri ürünlerin neler olduğunu bilerek, bu ürünleri yakın raflara koymak, bu ürünleri kısa süreli promosyonlar şeklinde satışa sunmak, bu ürünlerle ilgili kısa süreli indirimler yapmak ya da tamamen farklı bir yöntem ile bu ürünlerin buldukları rafları birbirinden uzaklaştırıp ara raflara yeni ürünler yerleştirerek ürün tanıtımı yapmak gibi çeşitli yeni satış stratejileri geliştirebilmektedir.

Market sepet analizindeki temel amaç, satın alınan ürünler arasındaki ikili ilişkileri belirledikten sonra müşteri memnuniyeti artışı yönünde yeni çalışmalara alt yapı hazırlamak ve kar artışı elde edebilmektir.

Örneğin, bir X müşteri kitlesi a ürününü satın alıyorsa ve b ürününü de yüksek oranda satın alıyorsa, bu X müşteri kitlesi için olası bir b ürünü müşterisi kitlesi denmektedir [56].

6.3. Verilerin Toplanması ve Verilerin Düzenlenmesi

Bu çalışmada kullanılan veriler Türkiye'nin sektöründe öncü perakende firması olan Migros Ticaret A.Ş.'nin, Ankara ilinde bulunan iki mağazasından (A mağazası ve B mağazası) temin edilmiştir. Tercih edilen konumlar ekonomik sermaye, kültürel sermaye ve sosyal sermaye seviyesi olarak çeşitli farklılıklar göstermektedir. Çalışmada iki farklı mağazanın kullanılmasının sebebi yapısal farklılıkların alışveriş alışkanlıklarını nasıl etkilediğini göstermektir.

Türkiye geneli edinilen bilgilere göre Migros aylık ortalama 35-40 milyon civarı ya da günlük ortalama 1,2 milyon işlem/sepet gibi bir değere sahiptir. Çalışma için temin edilen veriler her iki mağaza için de 2017 yılının Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarındaki müşteri alışveriş (fiş bilgisi) kayıtlarından oluşmaktadır. Kullanılan veriler, gerçek müşteri kayıtlarından oluşmaktadır. Çalışma bir zaman diliminde yapıldığı için anakütle sonsuz sayıdadır. Bu zaman dilimi içerisinde her iki mağazadan toplamda 65535'er alışveriş kaydı temin edilmiştir. A mağazası veri setinde, 1665 adet ürün ve 9 ana gruptan oluşmaktadır. B mağazasının veri seti, 999 adet ürün ve 9 ana grubu içermektedir. Çizelge 11'de iki veri seti için frekanslar ile ürün grupları yer almaktadır.

Çizelge 6. 1. Veri Setlerindeki Ürün Sayısı ve Ürün Ana Grupları

Ana Grup	A Mağazası	B Mağazası
Deterjan-Kağıt-Kozmetik	333	231
Et ve Et Ürünleri	47	42
Gıda Dışı	610	125
İş ve Ürün Geliştirme	6	1
Kuru Gıda	394	309
Malzeme	2	-
Meyve-Sebze	76	136

Şarküteri Pazarlama	172	145
Tütün-Akollü İçecek	25	2
Hazır Yemek-Meze	-	8
TOPLAM	1665	999

Temin edilen verilere gerekli işlemler yapılarak uygun hale getirildikten sonra, veri sayısı her iki veri seti için de 10000 olarak belirlenmiştir.

Çalışmada birliktelik kuralı uygulanacak ürünler ardışık pareto analizleri yapılarak belirlenmiştir ve yeni ürün grupları oluşturulmuştur.

- **Pareto analizi**

Kalite kontrol araçlarından biri olan pareto analizi, genel olarak bir problemi oluşturan sebeplerin ve önem derecelerinin neler olduklarını belirlemeye yarayan bir yöntemdir.

Diğer bir tabir ile 20/80 ilkesi olarak da bilinen bu yöntemde öncelikle verilerin toplamının %80'e denk gelen kısmı seçilir, yani burada kümülatif toplama işlemi yapılmaktadır. Çıkan sonuçlar 20/80 ilkesine göre şu şekilde yorumlanır: problemin %20'si problem sayısının %80'inin kaynağı olduğu görülür.

Çalışmada pareto analizinin kullanım amacı demografik yapıya göre değişkenlik gösteren ürün çeşitliliğini daha belirgin bir şekilde ortaya koymaktadır. Açıklamadan da anlaşılacağı üzere, pareto analizi ile daha çok tercih edilen, müşteri memnuniyetini daha çok etkileyen, satın alınma ihtimali daha çok olan ürünler belirlenmiştir. Yapılan çalışma sonucunda geliştirilen stratejiler özelden genele doğru ilerleyecektir. Yani, önce birlikte satın alınan ürünler belirlenecek ve daha sonra ürünlerin olduğu raflar belirlenip düzenlenecektir.

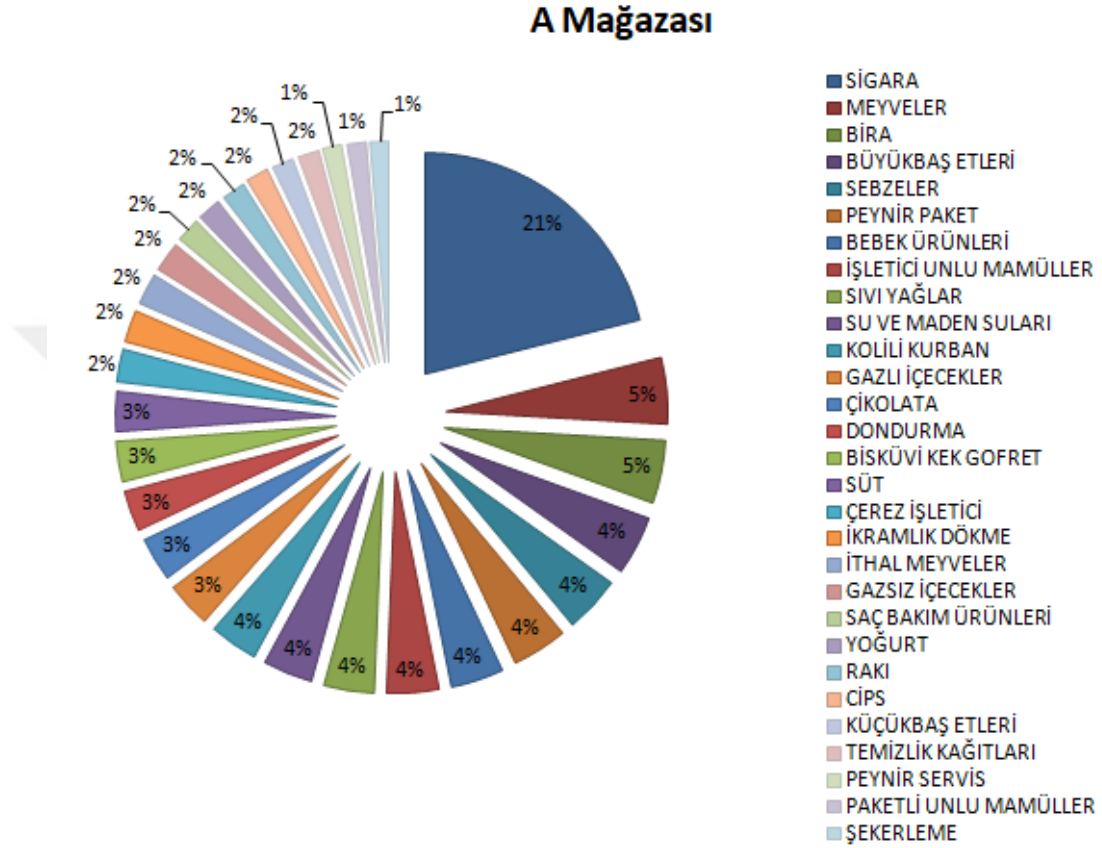
Pareto analizi işlemi, Microsoft Excel programından yararlanılarak yapılmıştır.

Çizelge 12’de A mağazası için yapılmış pareto analizi sonucu görülmektedir. 29 adet ürün elde edilmiştir. Elde edilen ürünler veri madenciliği yazılımı olan SPSS Clementine programında işlenmiştir.

Çizelge 6. 2. A Mağazası için Pareto Analizi ile Belirlenen Ürünler

ÜRÜNLER	SATIŞ(TL)	YÜZDE
ŞİGARA	442606	16,59%
MEYVELER	101882,32	3,82%
BİRA	96878,65	3,63%
BÜYÜKBAŞ ETLERİ	90702,9	3,40%
SEBZELER	86786,55	3,25%
PEYNİR PAKET	84813,62	3,18%
BEBEK ÜRÜNLERİ	80973,82	3,03%
İŞLETİCİ UNLU MAMULLER	79797,39	2,99%
SIVI YAĞLAR	77033,15	2,89%
SU VE MADEN SULARI	76343,26	2,86%
KOLİLİ KURBAN	74195	2,78%
GAZLI İÇECEKLER	69491,05	2,60%
ÇİKOLATA	67244,4	2,52%
DONDURMA	62501,43	2,34%
BİSKÜVİ KEK GOFRET	62138,55	2,33%
SÜT	61264,54	2,30%
ÇEREZ İŞLETİCİ	49892,92	1,87%
İKRAMLIK DÖKME	49037,64	1,84%
İTHAL MEYVELER	48093,12	1,80%
GAZSIZ İÇECEKLER	45597,74	1,71%
SAÇ BAKIM ÜRÜNLERİ	37439,7	1,40%
YOĞURT	35971,74	1,35%
RAKI	35788,9	1,34%
CİPS	34307,44	1,29%
KÜÇÜKBAŞ ETLERİ	32470,07	1,22%
TEMİZLİK KAĞITLARI	32156,26	1,21%
PEYNİR SERVİS	29096,07	1,09%
PAKETLİ UNLU MAMULLER	28831,74	1,08%
ŞEKERLEME	28668	1,07%
TOPLAM		78,78%

Şekil 6.1’de A mağazası için tercih edilen pareto analizi sonrasındaki ürün dağılımı daha belirgin bir şekilde görülmektedir. A mağazasından Haziran-Temmuz-Ağustos aylarında yapılan alışverişlerde, satışından en çok kazanç sağlanan ürünlerin %21 oranla sigara ve %5 oranla meyve olduğu görülmektedir.



Şekil 6. 1. A mağazası için pasta grafiği

Çizelge 6.3’te B mağazası için yapılmış pareto analizi sonucu görülmektedir. 32 adet ürün elde edilmiştir. Elde edilen ürünler veri madenciliği yazılımı olan SPSS Clementine programında işlenmiştir.

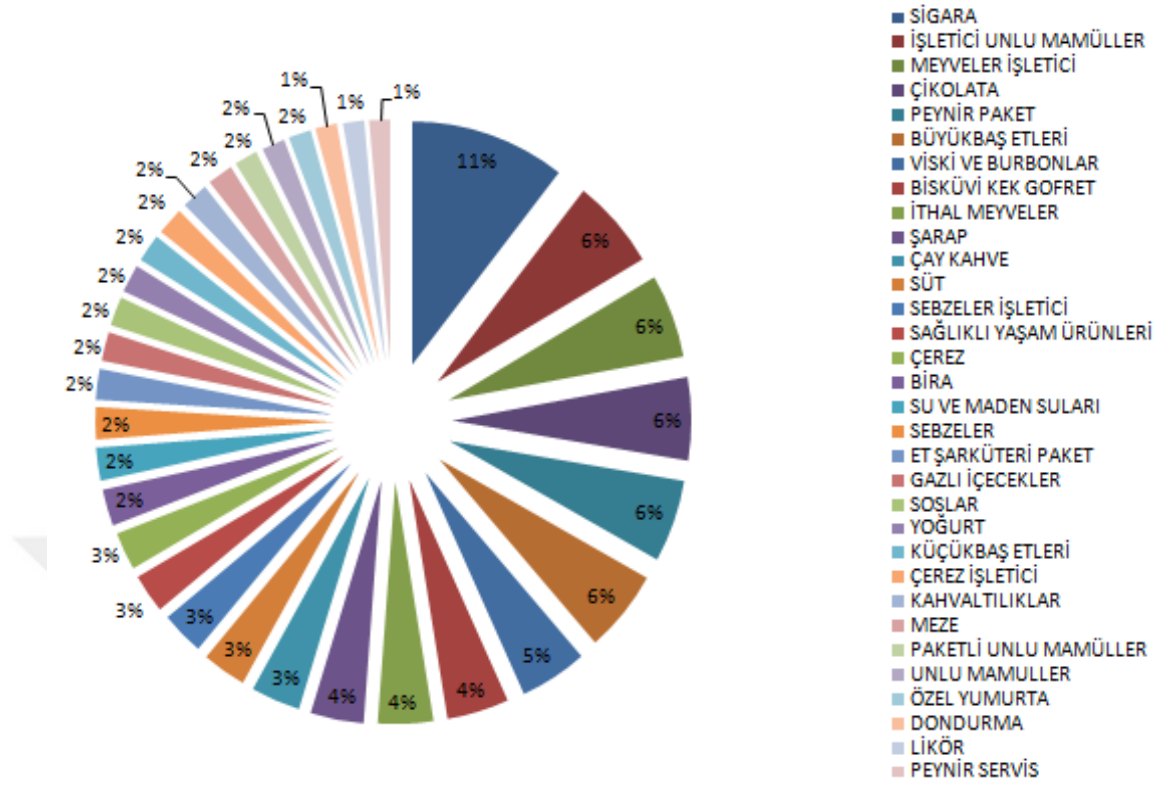
Çizelge 6. 3. B Mağazası için Pareto Analizi ile Belirlenen Ürünler

ÜRÜN	SATIŞ	YÜZDE
SİGARA	52158	7,39%
İŞLETİCİ UNLU MAMULLER	29918,14	4,24%
MEYVELER İŞLETİCİ	27700,46	3,92%
ÇİKOLATA	27397,2	3,88%

PEYNİR PAKET	27343,35	3,87%
BÜYÜKBAŞ ETLERİ	27341,88	3,87%
VİSKİ VE BURBONLAR	22759,8	3,22%
BİSKÜVİ KEK GOFRET	20863,83	2,96%
İTHAL MEYVELER	18617,57	2,64%
ŞARAP	17832,25	2,53%
ÇAY KAHVE	16641,6	2,36%
SÜT	14852,48	2,10%
SEBZELER İŞLETİCİ	14568,11	2,06%
SAĞLIKLI YAŞAM ÜRÜNLERİ	12884,3	1,83%
ÇEREZ	12580,89	1,78%
BİRA	12169,85	1,72%
SU VE MADEN SULARI	10843,16	1,54%
SEBZELER	10674,26	1,51%
ET ŞARKÜTERİ PAKET	10185,4	1,44%
GAZLI İÇECEKLER	9632,18	1,36%
SOSLAR	9585,29	1,36%
YOĞURT	9233,53	1,31%
KÜÇÜKBAŞ ETLERİ	9211,27	1,31%
ÇEREZ İŞLETİCİ	9072,3	1,29%
KAHVALTILIKLAR	9053,53	1,28%
MEZE	8607,51	1,22%
PAKETLİ UNLU MAMULLER	7805,45	1,11%
UNLU MAMULLER	7762,8	1,10%
ÖZEL YUMURTA	7569,89	1,07%
DONDURMA	7243,3	1,03%
LİKÖR	7106,3	1,01%
PEYNİR SERVİS	7052,22	1,00%
TOPLAM		70,31%

Şekil 6.2’de B mağazası için tercih edilen pareto analizi sonrasındaki ürün dağılımı daha belirgin bir şekilde görülmektedir. B mağazasından Haziran-Temmuz-Ağustos aylarında satışından en çok kazanç sağlanan ürünlerin %11’ini “sigara” oluşturmaktadır. %5’ini ise “unlu mamuller” oluşturmaktadır.

B Mağazası



Şekil 6. 2. B mağazası için pasta grafiği

Verilerden elde edilen iki sonuca bakıldığında alışkanlıklardaki sosyal, kültürel ve ekonomik farklılıklar kendini belli etmektedir. Demografik yapı üzerinde durulacak olunursa, Ankara ili hakkında edinilmiş tecrübeler ile beraber analizi yapılan veriler ışığında, B mağazası müşterilerinin daha bilinçli seviyede oldukları çıkarımı yapılabilmektedir. Tercih edilen ürün farklılıkları ekonomik sermayeden daha çok kültür farkını ortaya koymaktadır.

Her iki veri seti için yapılan Excel çalışmasının ardından, uygulamada kullanılacak veri seti düzenlemesi yapılmıştır. Ana grupları belirlenen yeni veriler SPSS Clementine program uygunluğuna göre veri cinsi değiştirilerek “var” veya “yok” veri seti haline dönüştürülmüştür. Bu yeni veri setinde her bir fiş bilgisi için, satın alınan her ürüne 1 ve satın alınmayan her ürüne 0 değeri atanmıştır. Böylelikle aynı anda 1 değerine sahip olan her ürün, birliktelik örüntüsünü oluşturmuş olacaktır.

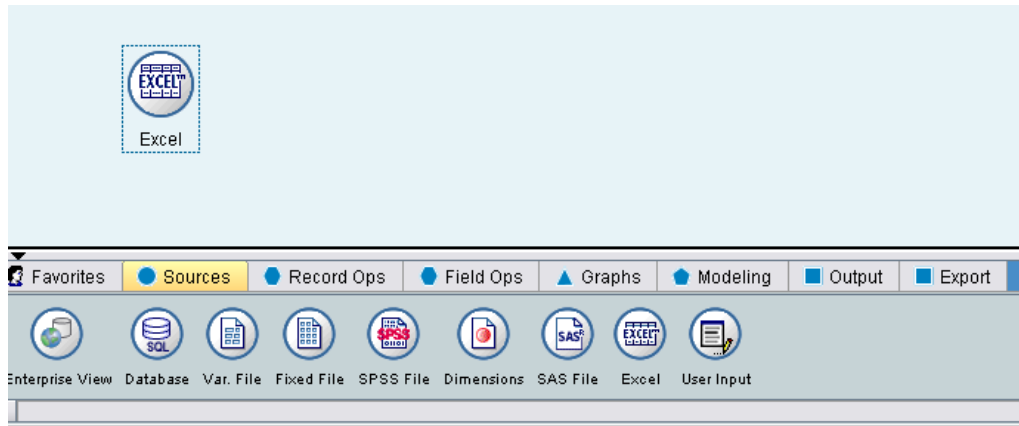
6.4. Birliktelik Kuralları ile İlişkilerin Belirlenmesi

Yapılan uygulamada, veri madenciliği yazılımlarından olan SPSS Clementine programında bulunan Apriori algoritması kullanılmıştır. Uygulamanın en önemli noktalarından biri de kullanılan Apriori algoritmasının içerdiği minimum güven ve minimum destek değerlerinin belirlenmesidir. Algoritmada uygulamanın çözümü sonucunda elde edilecek birliktelik örüntülerinin azlığı veya çokluğu, tamamen bu değerlere bağlıdır. Güven ve destek değerleri ile oluşan birliktelik kuralları sayısı ters orantılıdır, yani minimum güven ve destek değeri ne kadar büyürse oluşan örüntü sayısı da bir o kadar azalmaktadır. Çalışmada minimum güven ve minimum destek değerleri deneme yöntemi ile belirlenmiştir.

Analizler öncelikle A mağazası için yapılacaktır. Daha sonra aynı işlemler B mağazası için de uygulanacaktır.

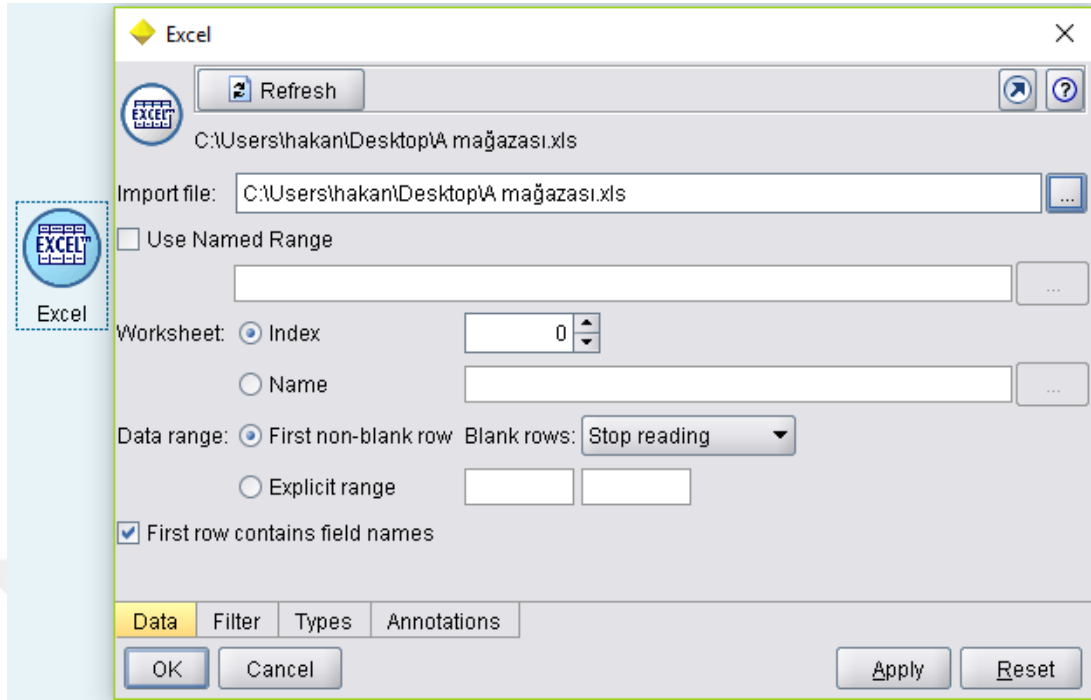
Şekil 6.3'te SPSS Clementine yazılımının içeri veri alma işleminde kullanılan kaynak (source) modüller görülmektedir. Verilerin ön işlemde geçtiği yer bir Excel dosyası halinde olduğu için kaynak algoritması olarak Excel seçilmiştir.

A mağazası verileri bu aşamada içeri alınmıştır.



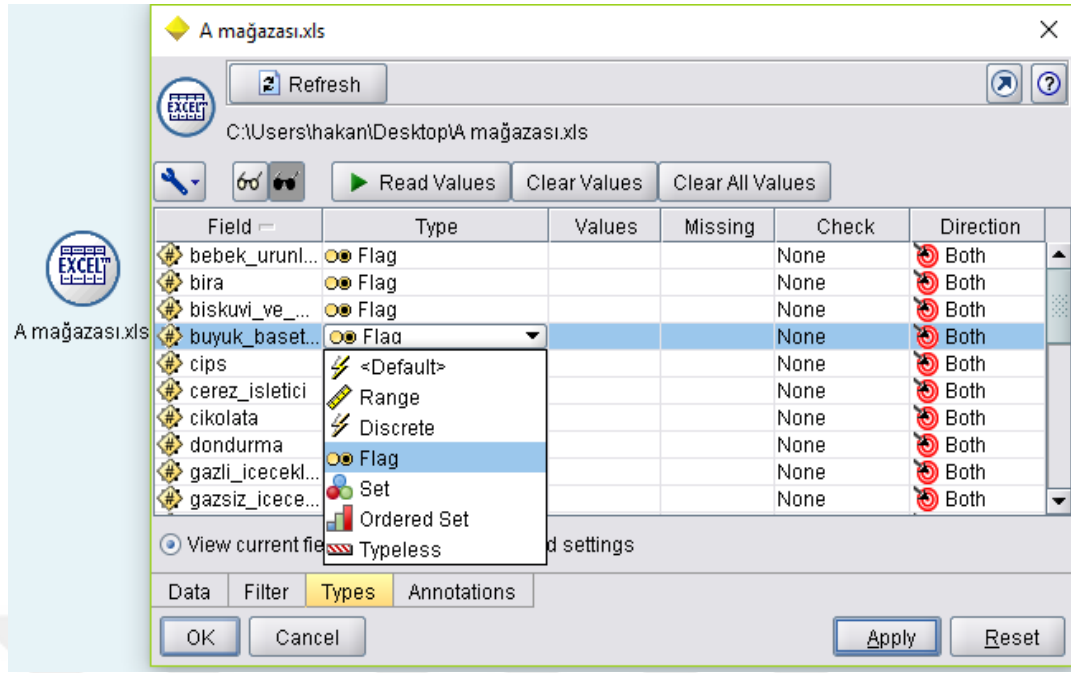
Şekil 6. 3. SPSS Clementine’de Kaynak Belirleme Ekranı

Şekil 6.4'te seçilen Excel algoritmasının içine analizi yapılmış 0-1 veri tipli Excel dosyasının alındığı veri giriş ara yüzü görülmektedir.



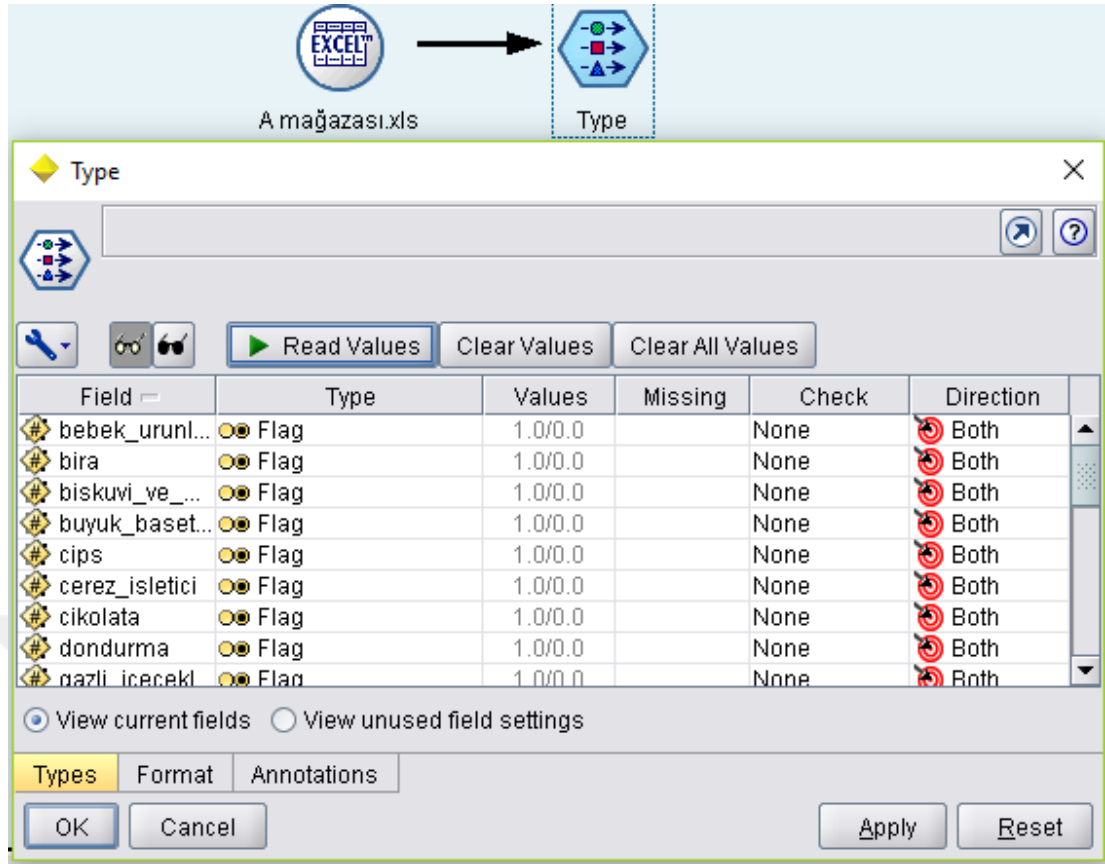
Şekil 6. 4. SPSS Clementine Veri Giriş Ekranı

Yine veri giriş modülünün içinde “type” penceresini açtığımız zaman artık verilerin girdi ve çıktı cinsini belirleyebilecek aşamaya geçilmektedir. Şekil 6.5’de, 0-1 veri tipli girdilerin, yani mağazaya gelen müşteri ürünü satın alıyor veya almıyor durumunun olma ihtimalinin eşit olasılıklarda olmasından kaynaklı, girdi tipinin “flag” seçildiği ve çıktı yönü olarak, yine bütün girdiler aynı zamanda birer çıktı olduğu için “both” seçildiği görülmektedir. Girdi türü ve çıktı yönü belirlendikten sonra “Read Values” butonu ile veriler yazılım içine aktarılmış ve veri madenciliği aşamasının birinci basamağı tamamlanmış olmaktadır.



Şekil 6. 5. SPSS Clementine Veri Türü ve Yönü Belirleme Ekranı, A Mağazası

Şekil 6.6'da yine girdi tipi ve çıktı yönünün belirlenip veri formatının da görülebildiği ara modüllerden biri olan "Type" modülü ekranı vardır.



Şekil 6. 6. Type Modülü Ekranı, A Mağazası

Şekil 6.7’de, çıktı (output) modüllerinden biri olan “Table” modülü görülmektedir. Table modülü, yüklenen dosyanın içindeki 10.000 müşteri alışveriş verilerinden elde edilen analiz için gerekli bilgileri göstermektedir.

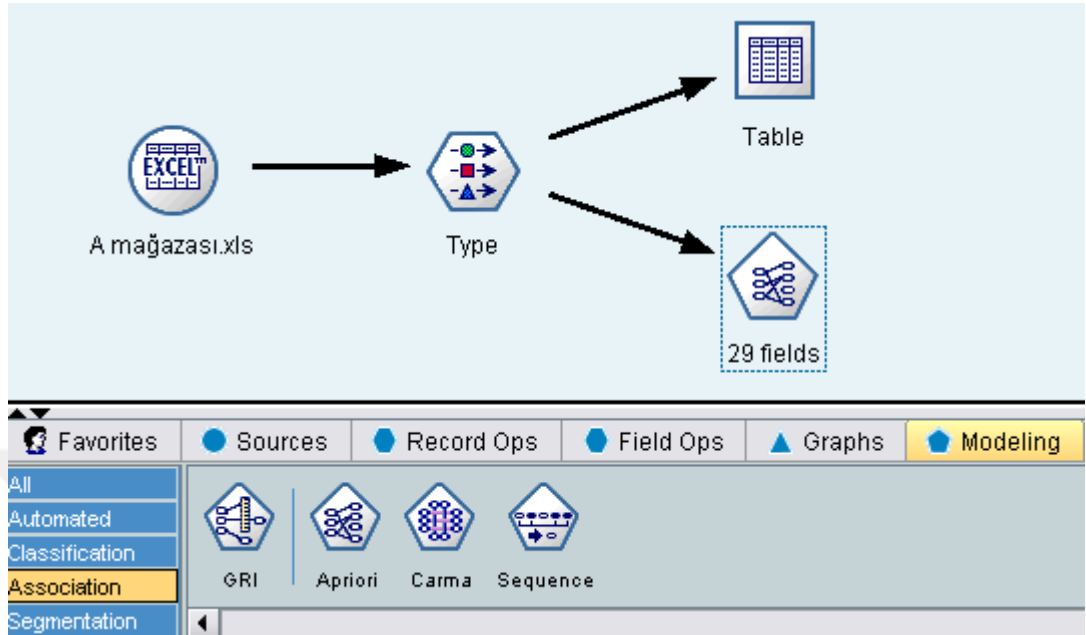
	bebek_urunleri	bira	biskuvi_ve_gofret	buyuk_basetleri	cips	cerez_isletici	cikolata	dondurma
1	0.000	1.0...	1.000	0.000	0.0...	1.000	0.000	0.000
2	0.000	0.0...	1.000	0.000	0.0...	1.000	1.000	1.000
3	1.000	0.0...	0.000	0.000	0.0...	0.000	0.000	0.000
4	0.000	0.0...	1.000	0.000	1.0...	0.000	1.000	1.000
5	0.000	0.0...	1.000	1.000	1.0...	0.000	1.000	0.000
6	0.000	0.0...	1.000	0.000	0.0...	0.000	1.000	0.000
7	0.000	0.0...	1.000	1.000	0.0...	0.000	1.000	1.000
8	1.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	1.000	1.000	0.000
9	0.000	1.0...	0.000	0.000	0.0...	1.000	1.000	0.000
10	0.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	0.000	1.000	0.000
11	0.000	0.0...	1.000	0.000	0.0...	0.000	1.000	1.000
12	0.000	0.0...	1.000	0.000	0.0...	0.000	1.000	0.000
13	0.000	1.0...	1.000	0.000	0.0...	1.000	1.000	0.000
14	1.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	1.000	1.000	1.000
15	0.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	0.000	0.000	0.000
16	0.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	1.000	0.000	1.000
17	0.000	1.0...	1.000	1.000	1.0...	0.000	1.000	0.000
18	1.000	1.0...	1.000	0.000	1.0...	0.000	1.000	0.000

Şekil 6. 7. SPSS Clementine Table Ekranı, A mağazası

SPSS Clementine yazılımında bir çok problem için veri madenciliği çalışması yapılabilmektedir. Otomatikleştirme (Automated), sınıflandırma (Classification), birliktelik (Association) ve segmentasyon (Segmentation) olmak üzere dört gruptan oluşmaktadır. Şekil 10'da birliktelik analizi için tercih edilen modüller görülmektedir.

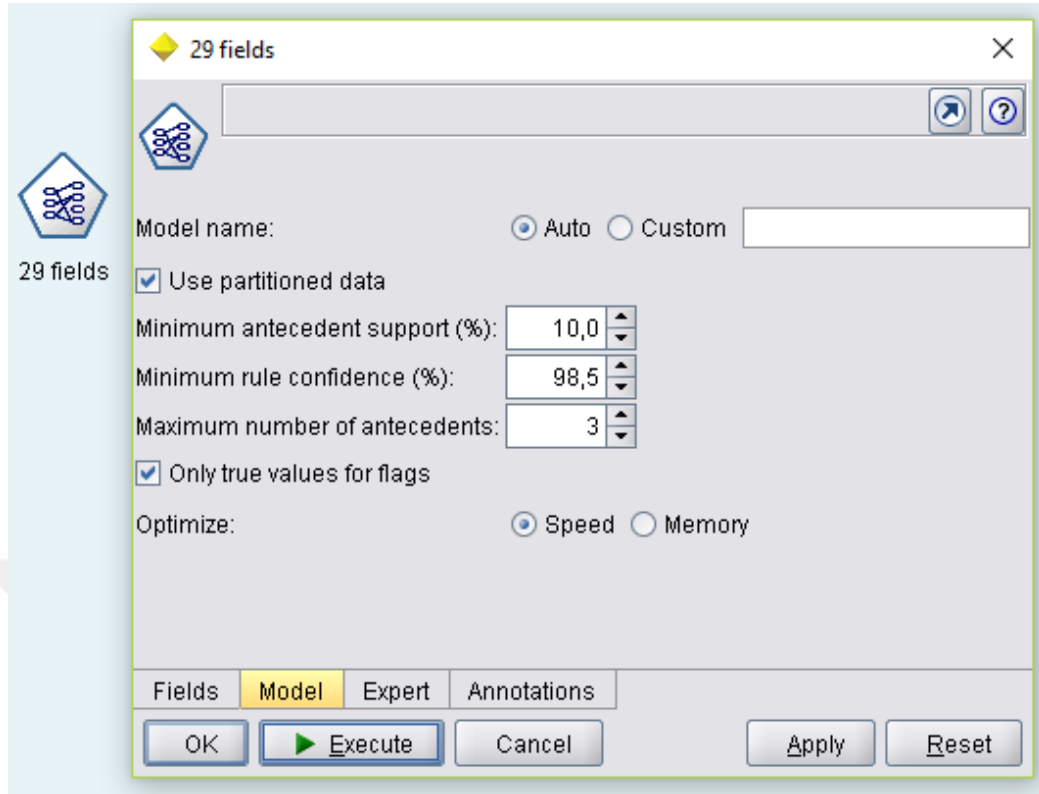
Çalışmada Apriori algoritması kullanılmıştır. Birliktelik kuralları ayıklanırken apriori algoritmasının tercih edilmesinin en önemli sebeplerinden biri, geçmişte yapılan çalışmalar da incelendiğinde edinilen tecrübeler ile beraber, veri madenciliğinde büyük veri setleri kullanılarak yapılan analizlerde, en hızlı ve doğru birliktelikleri çıkartan algoritma olmasıdır.

Şekil 6.8'de type modülü ile A mağazası verilerininin 29 ürün grubunun Apriori algoritması içine alındığı görülmektedir.



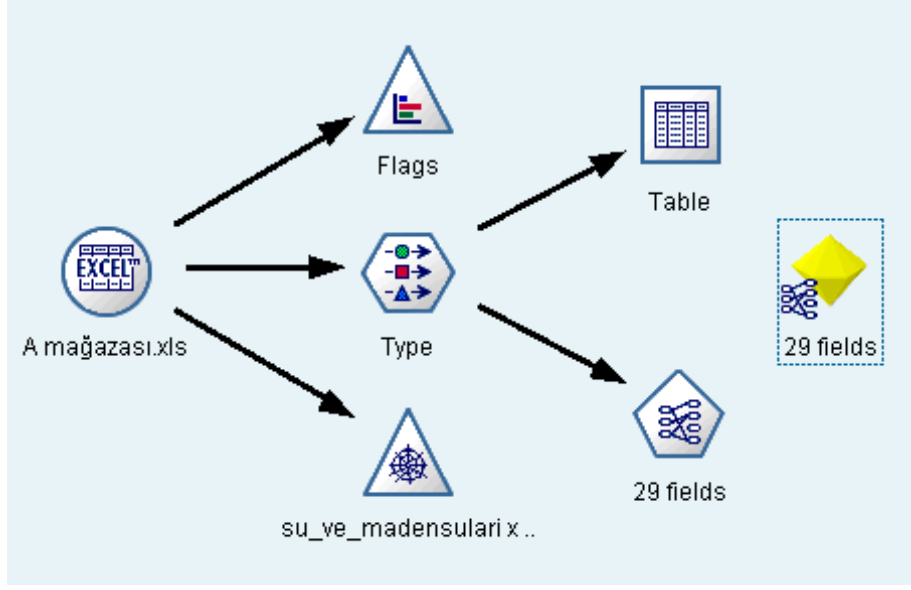
Şekil 6. 8. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, A Mağazası

Şekil 6.9’da SPSS Clementine programında güven ve destek değerlerinin belirlendiği ara yüz görülmektedir. Minimum destek değeri %10 ve minimum güven değeri %98,5 olarak tercih edilmiştir. Maksimum öncül değeri ise 3 olarak belirlenmiştir. Öncül değerin belirlenmesindeki amaç, bir müşteri fişinde en fazla öncül değer kadar satın alınan üründen sonra hangi ürünün alındığı veya alınma eğiliminde bulunduğu durumunu belirtmektir. Örneğin, bir müşteri kitlesi a,b ve c ürünlerini satın almaktadır ve bu ürünleri satın alan müşteri kitlesi %95 olasılıkla d ürününü de satın almaktadır; bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunması örneklem kütle üzerinden %12’dir, gibi örüntüler ve anlamlar çıkarılmaktadır.



Şekil 6. 9. SPSS Clementine Apriori Algoritması Ekranı, A Mağazası

Güven, destek ve öncül değerleri belirlendikten sonra “Execute” butonu ile program çalıştırılmıştır. Şekil 6.10’da çalıştırılan “29 fields” verisi görülmektedir.



Şekil 6. 10. SPSS Clementine Modeli, A Mağazası

Şekil 6.11’de, %10 destek ve %98,5 güven değerleri ile analizi yapılmış A mağazası çıktıları görülmektedir. Yapılan analiz sonucunda 128 adet ilişkilendirilmiş örüntü çıkmıştır.

29 fields

File Generate

Sort by: Confidence % 128 of 128

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut sigara	12,2	99,18
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sekerleme sigara	10,0	99,1
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut sebzeler	10,9	99,083
su_ve_madensulari	peynir_paket dondurma sekerleme	13,72	99,052
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut meyveler	10,49	99,047
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sekerleme	10,47	99,045
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut biskuvi_ve_gofret	11,43	99,038
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut isletici_unlu_mamul...	10,95	98,995
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut	12,77	98,982
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut	10,69	98,971

Model Settings Summary Annotations

OK Cancel Apply Reset

Şekil 6. 11. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %98,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, A Mağazası

Güven değeri değiştirildiği zaman kural sayısının artacağı veya azalacağını görülmesi adına Şekil 6.12'de minimum destek değeri %10 ve minimum güven değeri %85 olan ekran çıktısı paylaşılmıştır. %85 güvenilirlikte toplamda 5496 adet birliktelik kuralı elde edilmiştir.

29 fields

File Generate

Sort by: Confidence % 5496 of 5496

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut sigara	12,2	99,18
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sekerleme sigara	10,0	99,1
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut sebzeler	10,9	99,083
su_ve_madensulari	peynir_paket dondurma sekerleme	13,72	99,052
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut meyveler	10,49	99,047
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sekerleme	10,47	99,045
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut biskuvi_ve_gofret	11,43	99,038
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut isletici_unlu_mamul...	10,95	98,995
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut	12,77	98,982
su_ve_madensulari	temizlik_kagittlari sut cikolata	10,69	98,971

Model Settings Summary Annotations

OK Cancel Apply Reset

Şekil 6. 12. SPSS Clementine SPSS Clementine Apriori Algoritması, %85 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı

%10 minimum destek ve %98,5 minimum güven değerleri ile elde edilen Apriori algoritması çıktısında güven değeri %98,8'in üzerinde kalan birliktelik kuralları Çizelge 6.4'te gösterilmiştir.

Çizelge 6.4'te görünen ürünlere karşılık gelen “1,0” değeri, o ürünün bir müşteri alışveriş fişinde görüldüğünü göstermektedir. Çıktıların böyle değer almış şekilde görünmesinin sebebi, Excel dosyasının 0-1 tamsayıli veri şeklinde hazırlanmış olmasıdır. Bu değerler, ‘var’ ya da ‘yok’ anlamına gelmektedir.

Migros Ticaret A.Ş. firmasına faydalı olması adına elde edilen 128 verinin tamamı ek olarak paylaşılmıştır (EK1).

Çizelge 6. 4. Güven değeri %98,8’in üzerinde kalan birliktelikler, A Mağazası

Ardıl (Consequent)	Öncül (Antecedent)	Destek (Support) %	Güven (Confidence) %
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and sigara = 1,0	12,2	99,180
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sigara = 1,0	10	99,100
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and sebzeler = 1,0	10,9	99,083
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and sekerleme = 1,0	13,72	99,052
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and meyveler = 1,0	10,49	99,047
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sekerleme = 1,0	10,47	99,045
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,43	99,038
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	10,95	98,995
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0	12,77	98,982
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and cikolata = 1,0	10,69	98,971
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	10,68	98,970

su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0 and sigara = 1,0	13,55	98,967
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	17,44	98,853
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and sebzeler = 1,0	10,4	98,846
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,18	98,837
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and meyveler = 1,0	10,28	98,833
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0 and sigara = 1,0	14,53	98,830
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and yogurt = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	11,09	98,828
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0 and sigara = 1,0	12,7	98,819
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,63	98,812
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,78	98,812
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0	14,23	98,805

Çizelge 6.4'te görülen A Mağazası için analiz sonucu elde edilen birlikteliklerin yorumlaması şu şekildedir:

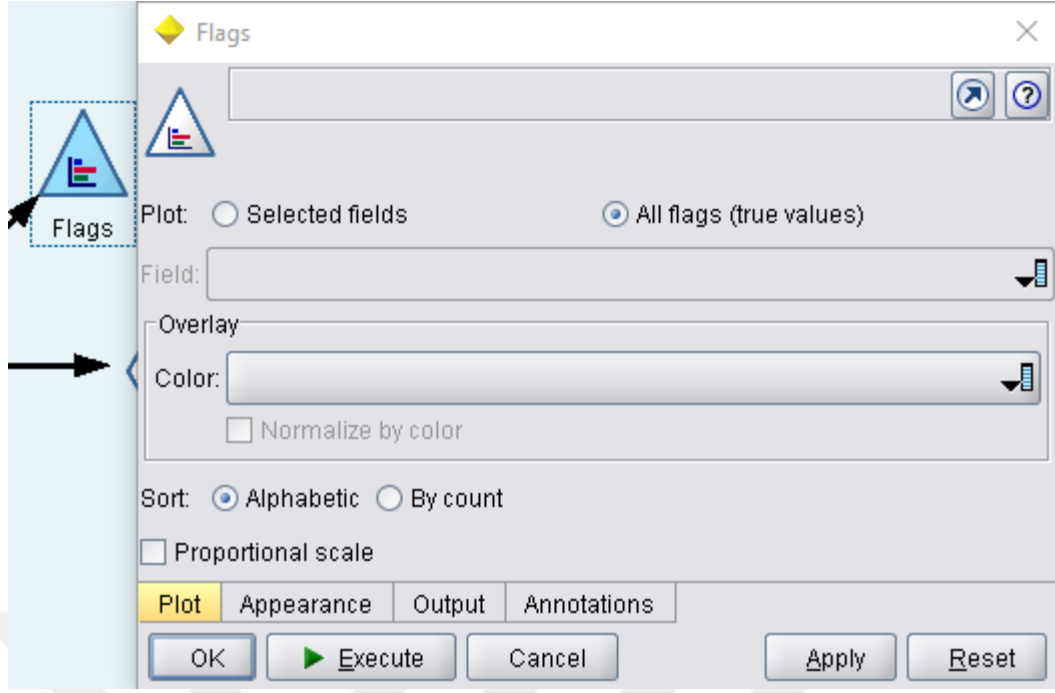
- Temizlik kağıtları, süt ve sigara ürünlerini satın alan müşteriler %99,18 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %12,2'dir.
- Temizlik kağıtları, şekerleme ve sigara ürünlerini satın alan müşteriler %99,1 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10'dur.

- Temizlik kağıtları, süt ve sebzeler ürünlerinden satın alan müşteriler %99,083 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,9'dur.
- Peynir paket, dondurma ve şekerleme ürünlerinden satın alan müşteriler %99,052 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %13,72'dir.
- Temizlik kağıtları, süt ve meyveler ürünlerini satın alan müşteriler %99,47 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,49'dur.
- Temizlik kağıtları ve şekerleme ürünlerinden satın alan müşteriler %99,045 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,47'dir.
- Temizlik kağıtları, süt ve bisküvi ve gofret ürünlerinden satın alan müşteriler %99,038 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,43'dür.
- Temizlik kağıtları, süt ve işletici unlu mamuller ürünlerinden satın alan müşteriler % 98,995 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,95'tir.
- Temizlik kağıtları ve süt ürünlerinden satın alan müşteriler %98,982 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %12,77'dir.
- Temizlik kağıtları, süt ve çikolata ürünlerini satın alan müşteriler %98,971 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,69'dur.

- Temizlik kağıtları, süt ve gazlı içecekler ürünlerinden satın alan müşteriler %98,97 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,68'dir.
- Temizlik kağıtları, çikolata ve sigara ürünlerinden satın alan müşteriler %98,967 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %13,55'dir.
- Dondurma şekerleme ve ithal meyveler ürünlerinden satın alan müşteriler %98,853 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %17,44'tür.
- Çerez işletici, peynir paket ve sebzeler ürünlerini satın alan müşteriler %98,846 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,4'tür.
- Temizlik kağıtları, gazsız içecekler ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %98,837 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,18'dir.
- Çerez işletici, peynir paket ve meyveler ürünlerini satın alan müşteriler %98,833 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,28'dir.
- Temizlik kağıtları, bisküvi ve gofret ve sigara ürünlerinden satın alan müşteriler %98,83 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %14,53'tür.
- Paketli unlu mamuller, yoğurt ve ithal meyveler ürünlerinden satın alan müşteriler %98,828 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,9'dur.

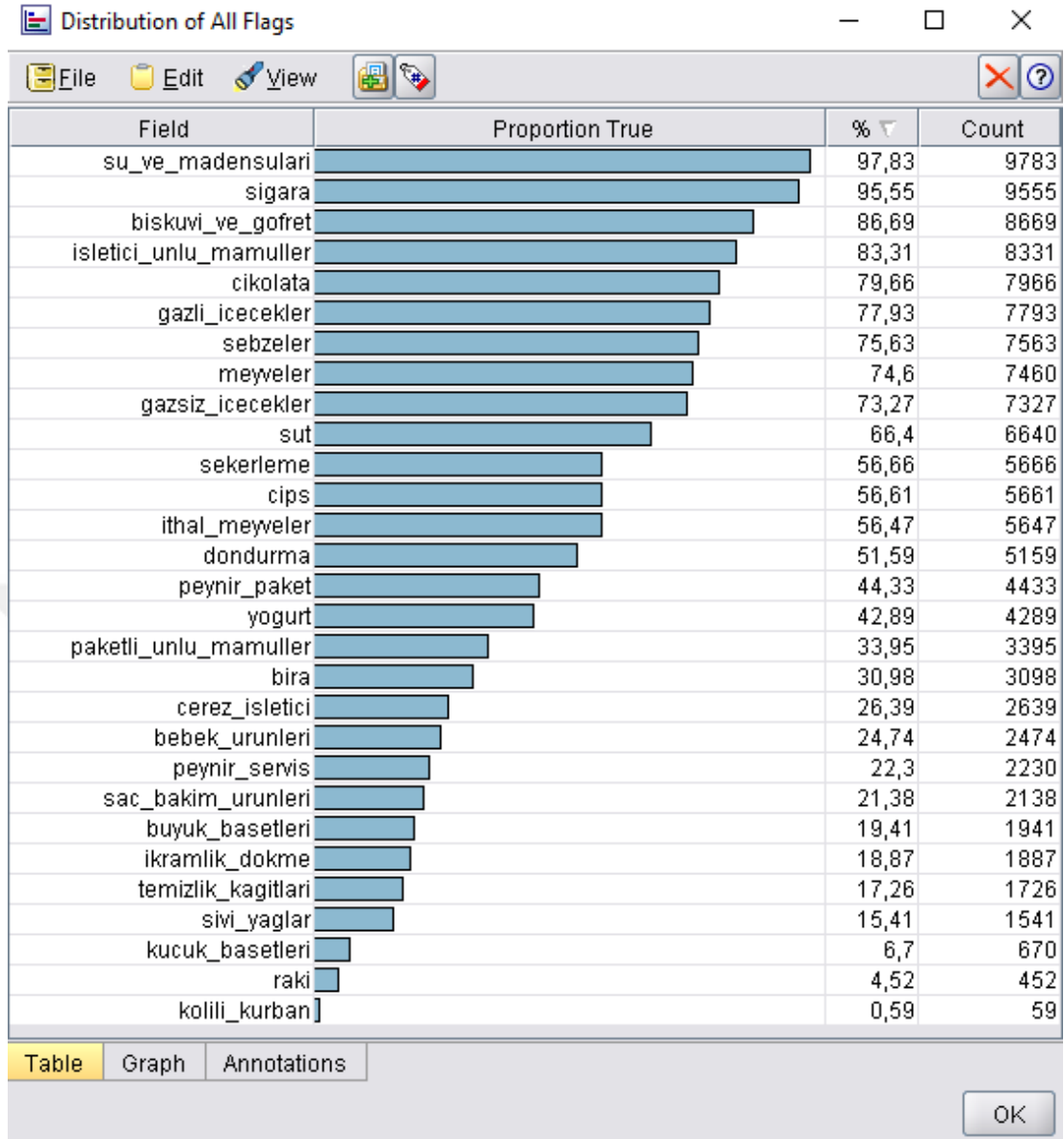
- Temizlik kağıtları, gazsız içecekler ve sigara ürünlerinden satın alan müşteriler %98,819 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %12,7'dir.
- Temizlik kağıtları, çikolata ve bisküvi ve gofret ürünlerinden satın alan müşteriler %98,812 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %12,63'tür.
- Temizlik kağıtları, gazlı içecekler ve çikolata ürünlerinden satın alan ürünler %98,812 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,78'dir.
- Temizlik kağıtları ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %98,805 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %14,23'tür.

En çok satın alınan ürünleri belirlemek ve görselleştirebilmek adına SPSS Clementine programında bulunan grafik seçeneklerinden biri olan “distribution” modülü kullanılmıştır. Şekil 6.13'te modülün girdi ara yüzü görülmektedir.



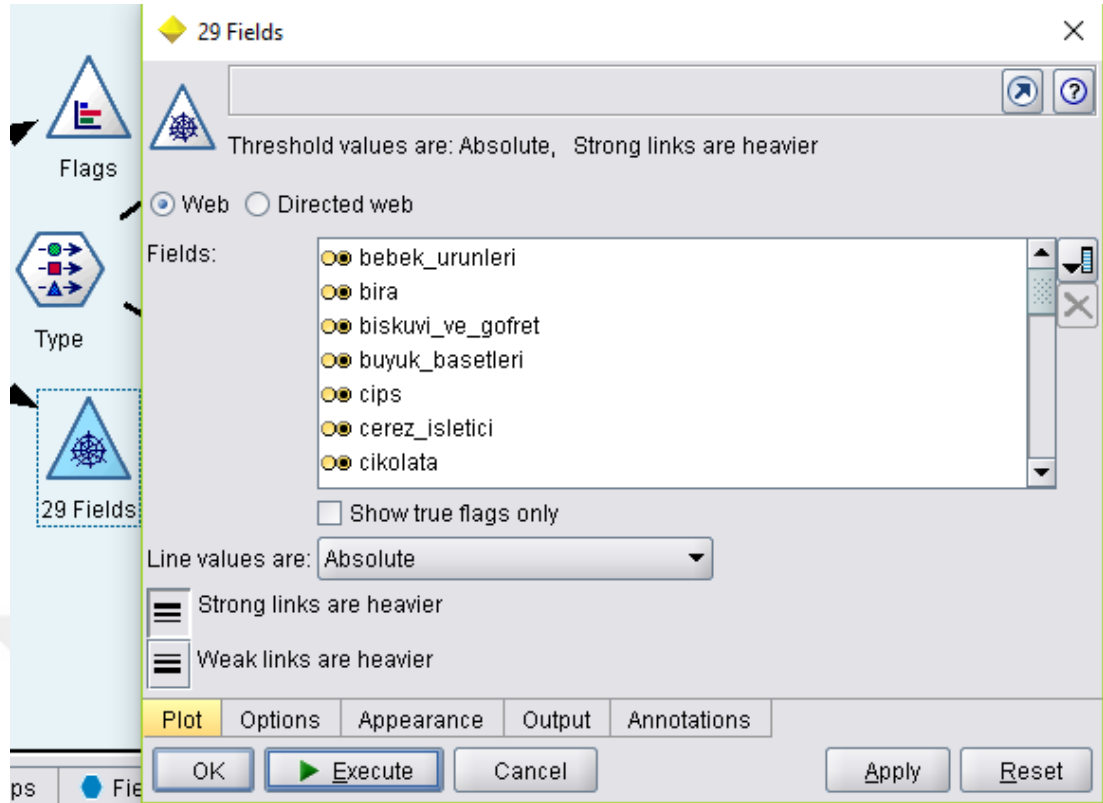
Şekil 6. 13. SPSS Clementine, Distribution Modülü Ekranı, A Mağazası

Şekil 6.14’te görülen analiz çıktıları incelendiğinde, en çok satın alınan ürünlerin, %97,83 oranla su ve maden suları, %95,55 oranla sigara, %86,69 oranla bisküvi ve gofret şeklinde sıralandığı görülmektedir. Buradan, çoğunlukla Ankara’nın Keçiören mevkiinde yaşayan ve A mağazasından alışveriş yapan müşterilerin özellikle yaz aylarında en çok satın almayı tercih ettiği ürün grubunun su ve maden suları olduğu yönünde bir bilgi elde edilebilmektedir.



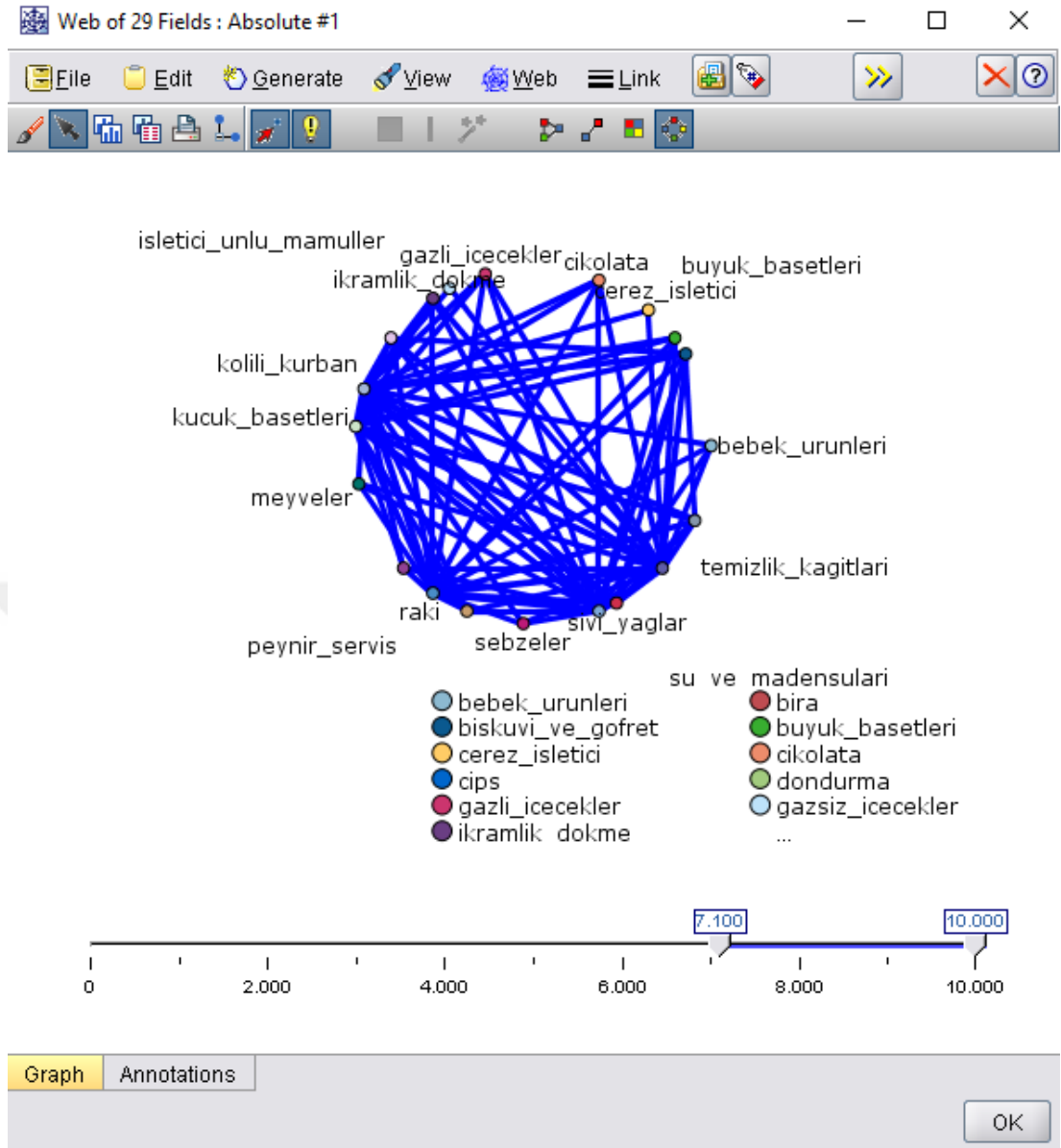
Şekil 6. 14. Ürün kategorilerindeki dağılım, A Mağazası

Birliktelikler arasındaki ilişki düzeyini görüntüsel olarak belirleyebilmek adına SPSS Clementine programında grafik seçenekleri arasından Web modülü kullanılmaktadır. Tercihe göre talep edilen belirli ürün grupları arasındaki güçlü veya zayıf ilişki bu analiz ile görselleştirilebilmektedir.

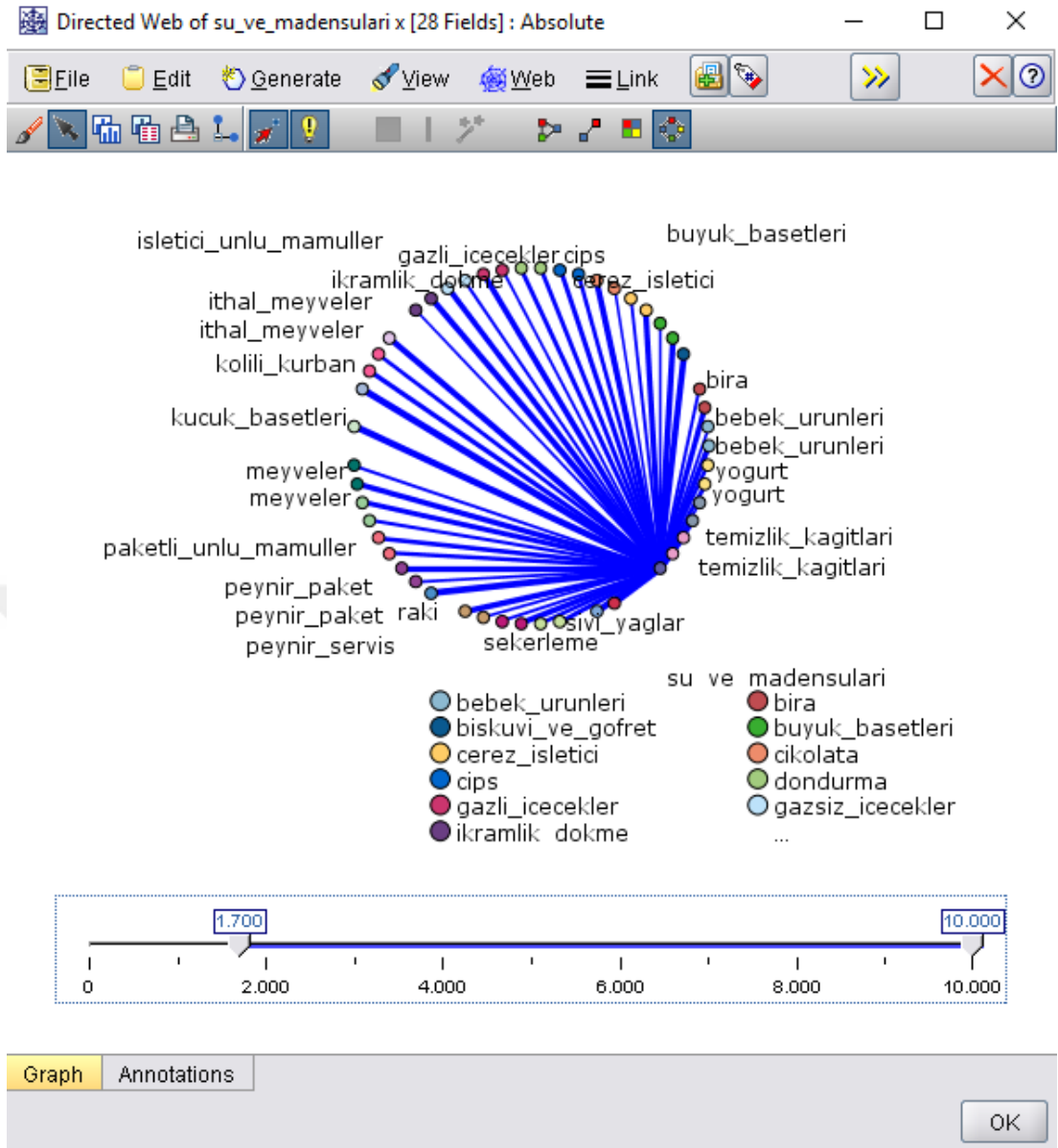


Şekil 6. 15. SPSS Clementine Web Modülü Ekranı, A Mağazası

A mağazası için çalıştırılan web modülü ekranı ve çıktısı Şekil 6.15 ve Şekil 6.16’da görülmektedir. Ayrıca en çok satın alınan ürün grubu olan su ve maden suları grubu baz alınarak yapılmış web modülü çıktısı da Şekil 6.17’de eklenmiştir.

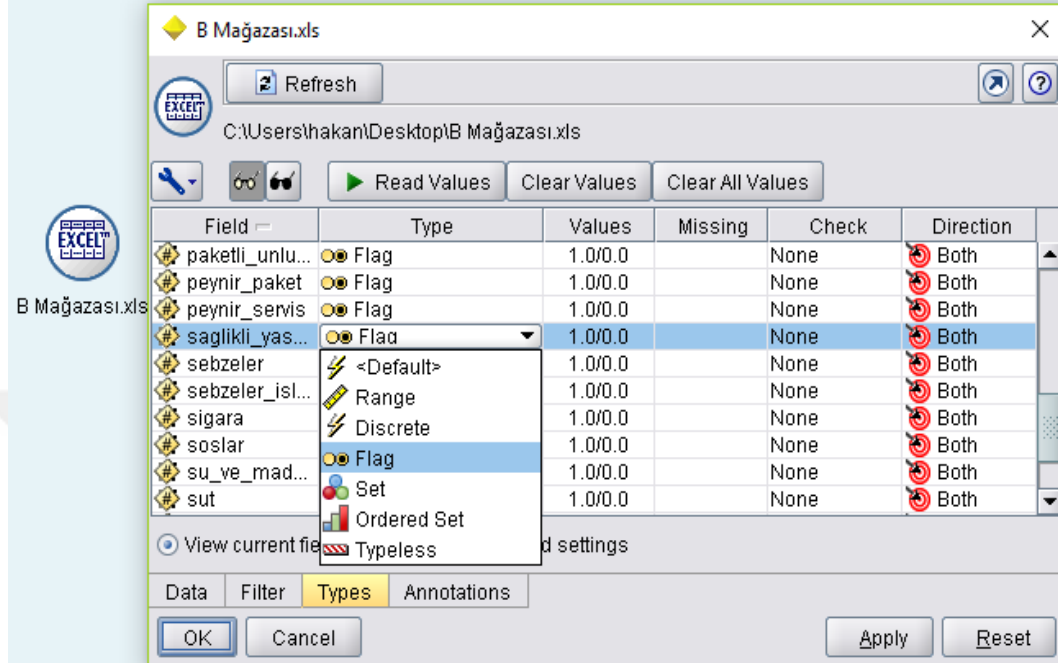


Şekil 6. 16. SPSS Clementine, Web Modülü Çıktısı Ekranı, A Mağazası



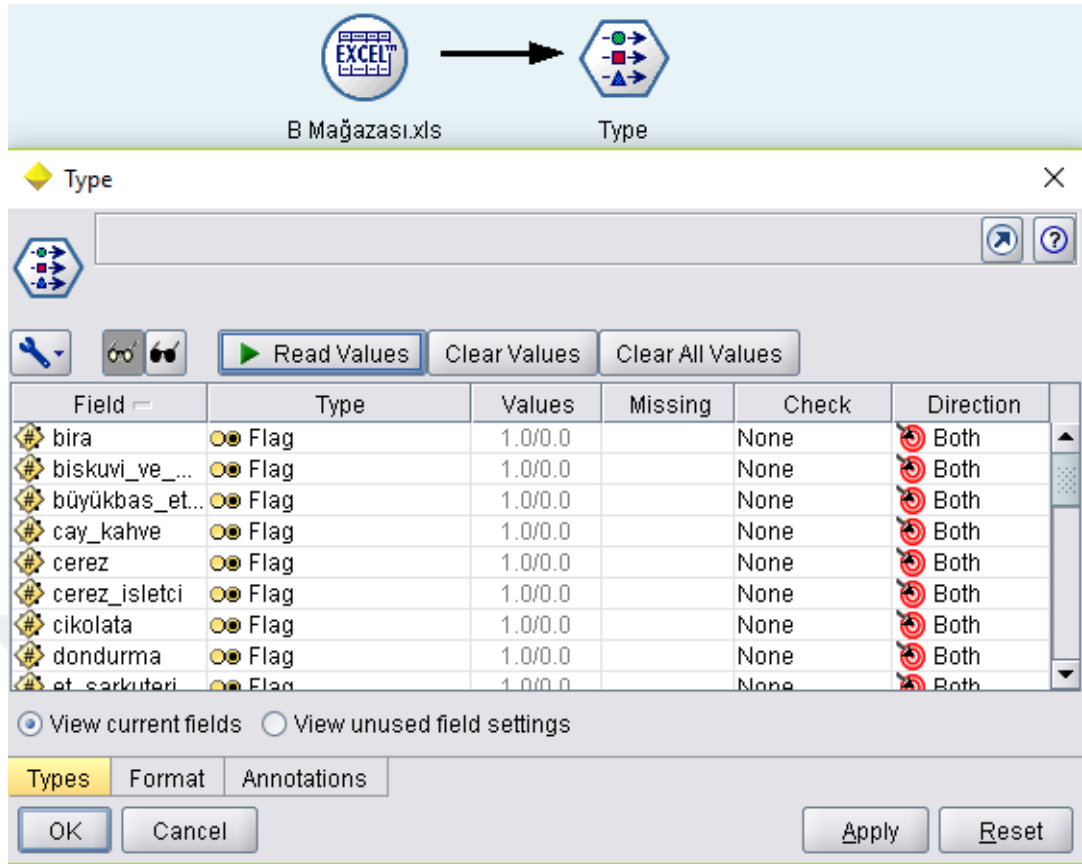
Şekil 6. 17. SPSS Clementine, Ürün Bazlı Web Modülü Çıktısı Ekranı, A Mağazası

Yapılan bütün işlemler, B Mağazası için de yapılmıştır. Ekran görüntüleri sırayla eklenmiştir.



Şekil 6. 18. SPSS Clementine Veri Türü ve Yönü Belirleme Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.18’de, kaynak modüllerinden biri olan Excel modülü kullanılarak veriler içeri alındığı görülmektedir. Types penceresinden yararlanılarak girdilerin tipi ve çıktılarının yönü belirlenmiştir.



Şekil 6. 19. SPSS Clementine Type Modül Ekrani, B Mağazası

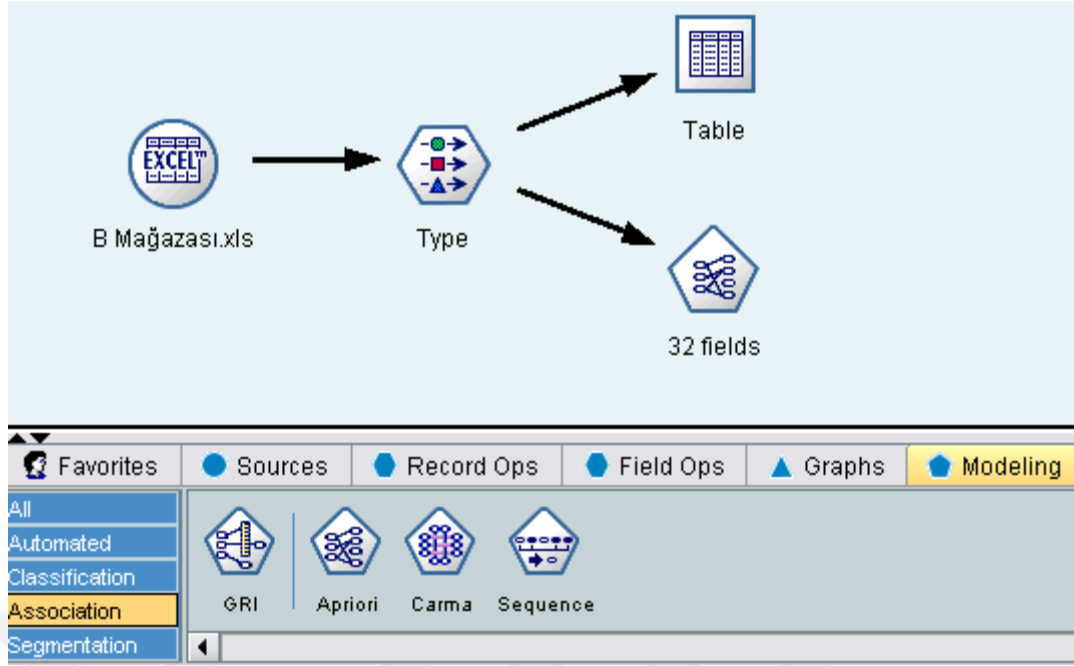
Şekil 6.19'de, type modülü ile ara geçişin sağlandığı görülmektedir. Read values butonu ile okunan veriler bu modül sayesinde tekrar incelenmiş, girdilerin tipi ve çıktılarının yönü tekrar kontrol edilmiştir.

The screenshot shows the SPSS Clementine Table interface. At the top, there is a workflow diagram with three icons: 'Excel' (B Mağazası.xls), 'Type', and 'Table'. Below this, the window title is 'Table (32 fields, 10.000 records)'. The main area displays a data table with 10 columns and 18 rows. The columns are labeled: bira, biskuvi_ve_gofret, büyükbas_etleri, cay_kahve, cerez, cerez_isletci, cikolata, dondurma. The rows contain numerical values (1.0, 0.0) representing data points.

	bira	biskuvi_ve_gofret	büyükbas_etleri	cay_kahve	cerrez	cerrez_isletci	cikolata	dondurma
1	1.0...	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
2	1.0...	1.000	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000
3	1.0...	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000
4	0.0...	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
5	0.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
6	0.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
7	0.0...	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000
8	1.0...	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	1.000	0.000
9	1.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
10	0.0...	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
11	0.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
12	0.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
13	1.0...	1.000	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	0.000
14	0.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
15	0.0...	1.000	0.000	1.000	1.000	0.000	1.000	0.000
16	1.0...	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
17	1.0...	1.000	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	1.000
18	1.0...	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	1.000	1.000

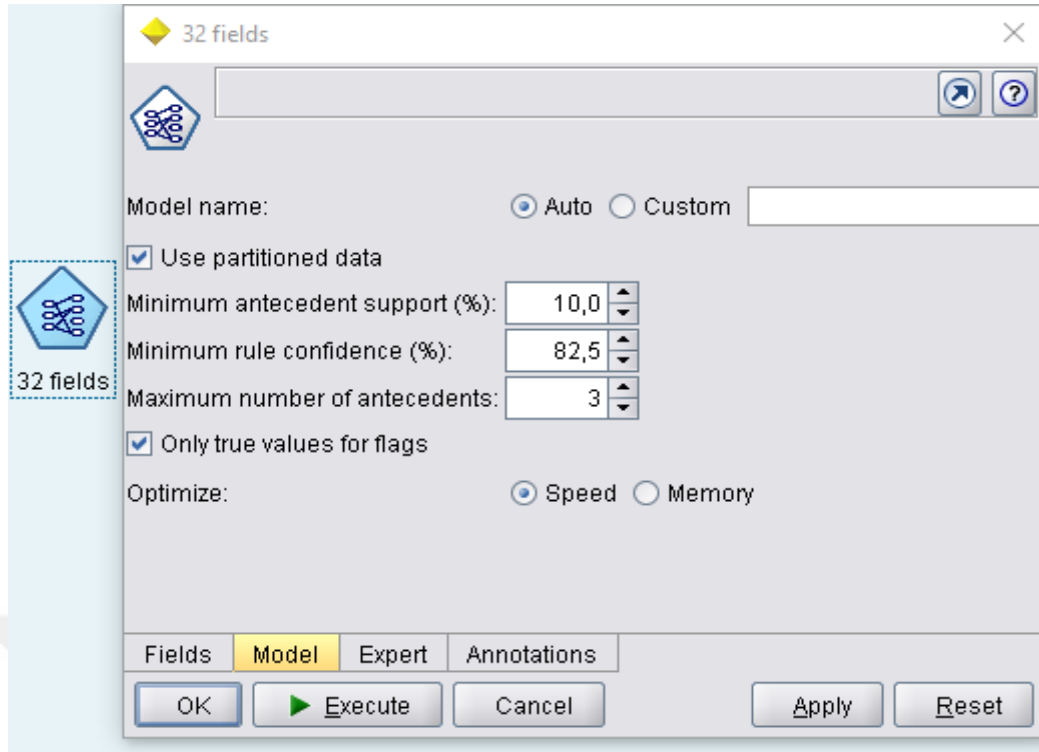
Şekil 6. 20. SPSS Clementine Table Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.20’de table modülü ekranı görülmektedir. İçeri alınan B Mağazası verileri burada Excel formatına benzer bir şekilde görülmektedir. Bu modül yanlış veya eksik girilen verilerin görülmesine yardımcı olmaktadır.



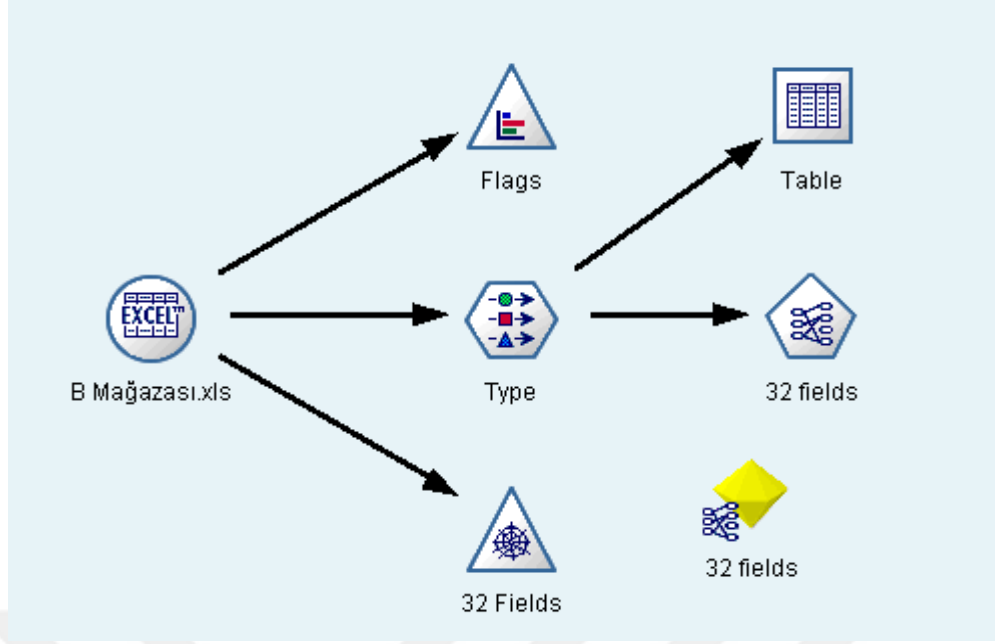
Şekil 6. 21. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.21’de model seçim ekranı görülmektedir. Oluşturulan SPSS Clementine modelinde birliktelik analizi için yine Apriori Algoritması kullanılmıştır



Şekil 6. 22. SPSS Clementine Algoritma Seçimi Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.22’de minimum güven, minimum destek ve maksimum öncül değerlerinin belirlendiği ekran görülmektedir. Minimum destek ve güven değerleri belirlenirken deneme yanılma yöntemleri kullanılmıştır. Veri setleri farklı olduğundan ilişkiler belirlenirken aynı güven değeri kullanmak doğru sonuç vermemektedir. B Mağazası veri seti için uygun minimum destek değeri %10, minimum güven değeri %82,5 ve maksimum öncül ürün değeri 3 olarak belirlenmiştir. Minimum güven değeri değiştirilmesi ile elde edilecek birliktelik kuralları değişkenliği görülmesi adına farklı olarak güven değeri %80,5 ile değiştirilerek problem tekrar analiz edilmiştir ve sonuç eklenmiştir.



Şekil 6. 23. SPSS Clementine Modeli, B Mağazası

Şekil 6.23’de çalıştırılan 32 ürün başlığından oluşan verilerin çıktı ara yüzü görülmektedir.

32 fields

File Generate

Sort by: Confidence % 21 of 21

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici	14,75	85,017
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici su_ve_madensulari	11,51	84,97
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis gazli_icecekler	11,34	84,568
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici biskuvi_ve_gofret	11,17	84,423
biskuvi_ve_gofret	paketlenunlu_mamul... sut cikolata	10,19	83,906
biskuvi_ve_gofret	paketlenunlu_mamul... sebzeler_isletici cikolata	10,66	83,583
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis su_ve_madensulari	16,4	83,537
biskuvi_ve_gofret	paketlenunlu_mamul... meyveler_isletici cikolata	10,7	83,271
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sigara su_ve_madensulari	10,4	83,269
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis meyveler_isletici	11,71	83,262
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis	21,21	83,215
biskuvi_ve_gofret	paketlenunlu_mamul...		

Model Settings Summary Annotations

OK Cancel Apply Reset

Şekil 6. 24. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %82,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.24'te, minimum %10 destek ve minimum %82,5 güven değerleri ile analizi yapılmış B mağazası veri setinden elde edilen sonuç tablosu görülmektedir. 21 adet birliktelik kuralı elde edilmiştir.

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici	14,75	85,017
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici su_ve_madensulari	11,51	84,97
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis gazli_icecekler	11,34	84,568
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sebzeler_isletici biskuvi_ve_gofret	11,17	84,423
biskuvi_ve_gofret	paketlen_unlu_mamul... sut cikolata	10,19	83,906
biskuvi_ve_gofret	paketlen_unlu_mamul... sebzeler_isletici cikolata	10,66	83,583
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis su_ve_madensulari	16,4	83,537
biskuvi_ve_gofret	paketlen_unlu_mamul... meyveler_isletici cikolata	10,7	83,271
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis sigara su_ve_madensulari	10,4	83,269
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis meyveler_isletici	11,71	83,262
isletici_unlu_mamull...	peynir_servis	21,21	83,215
biskuvi ve gofret	paketlen_unlu_mamul...		

Şekil 6. 25. SPSS Clementine Apriori Algoritması, %80,5 Güven Değeri ile Sonuç Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.25’de, minimum destek değeri %10 ve değiştirilmiş minimum güven değeri %80,5 olarak analiz edilmiş veri seti sonucu görülmektedir. Değiştirilen güven değeri ile hesaplanan birliktelik sayısı artmış ve 115 adet birliktelik kuralı elde edilmiştir.

Minimum destek değeri %10 ve minimum güven değeri %82,5 olarak belirlenen ve analizi yapılan verilerden elde edilen 21 adet birliktelik kuralı Çizelge 6.5’de görülmektedir.

Çizelge 6. 5. Güven değeri %82,5’in üzerinde kalan birliktelikler, B Mağazası

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sebzeler_isletici = 1,0	14,75	85,017
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sebzeler_isletici = 1,0 and su_ve_madensulari = 1,0	11,51	84,970
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	11,34	84,568
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sebzeler_isletici = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,17	84,423
biskuvi_ve_gofret = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sebzeler_isletici = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0 and cikolata = 1,0	10,19	83,906
biskuvi_ve_gofret = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sebzeler_isletici = 1,0 and cikolata = 1,0 and paketli_unlu_mamuller = 1,0 and sut = 1,0	10,66	83,583
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and su_ve_madensulari = 1,0	16,4	83,537
biskuvi_ve_gofret = 1,0	peynir_servis = 1,0 and su_ve_madensulari = 1,0 and paketli_unlu_mamuller = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0 and cikolata = 1,0	10,7	83,271
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sigara = 1,0 and su_ve_madensulari = 1,0	10,4	83,269
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0	11,71	83,262

isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0	21,21	83,215
biskuvi_ve_gofret = 1,0	paketlen_unlu_mamuller = 1,0 and cikolata = 1,0 and su_ve_madensulari = 1,0	13,23	83,144
su_ve_madensulari = 1,0	cerez = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,74	82,964
su_ve_madensulari = 1,0	cerez = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	10,62	82,957
su_ve_madensulari = 1,0	cerez = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0 and cikolata = 1,0	10,31	82,929
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sigara = 1,0	13,59	82,929
biskuvi_ve_gofret = 1,0	paketlen_unlu_mamuller = 1,0 and cikolata = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	12,32	82,792
su_ve_madensulari = 1,0	cerez = 1,0 and meyveler_isletici = 1,0	14,99	82,722
isletici_unlu_mamuller = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sut = 1,0	11,02	82,577
su_ve_madensulari = 1,0	cerez = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	10,2	82,549
biskuvi_ve_gofret = 1,0	paketlen_unlu_mamuller = 1,0 and cikolata = 1,0	16,87	82,513

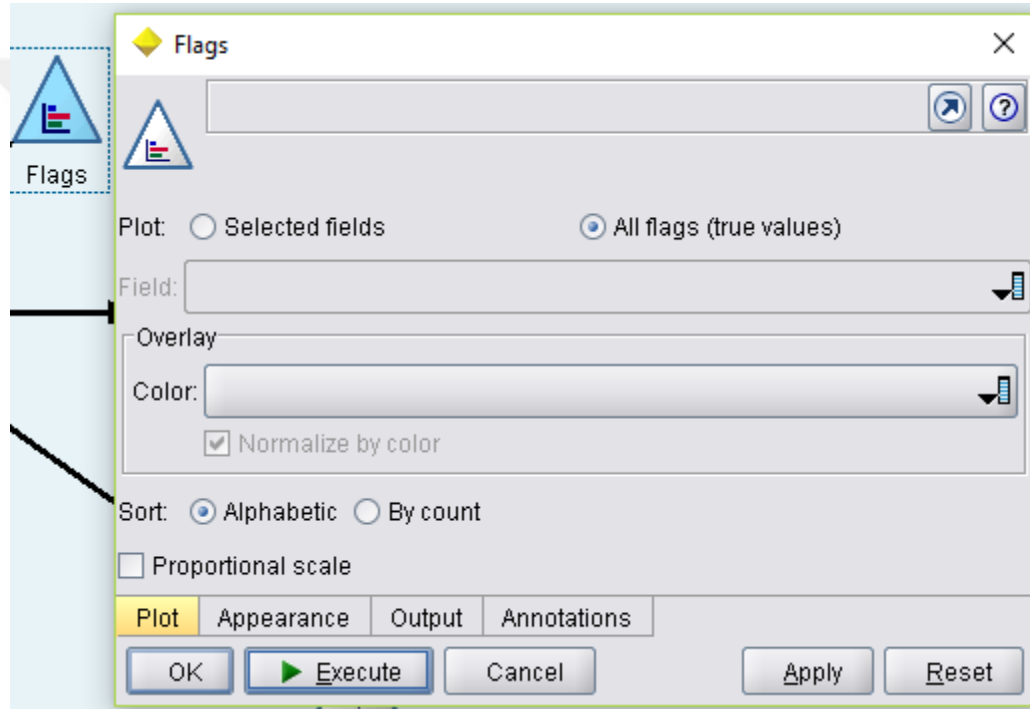
Çizelge 6.5’de görülen B mağazası için analiz sonucu elde edilen birlikteliklerin yorumlaması şu şekildedir:

- Peynir servis ve sebzeler işletici ürünlerinden satın alan müşteriler %85,017 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %14,75’dir.
- Peynir servis, sebzeler işletici ve su ve maden suları ürünlerinden satın alan müşteriler %84,970 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,51’dir.

- Peynir servis ve gazlı içecekler ürünlerinden satın alan müşteriler %84,568 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,34'tür.
- Peynir servis, sebzeler işletici ve bisküvi ve gofret ürünlerinden satın alan müşteriler %84,423 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,17'dir.
- Paketli unlu mamuller, süt ve çikolata ürünlerini satın alan müşteriler %83,906 olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,19'dur.
- Paketli unlu mamuller, sebzeler işletici ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %83,583 olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,66'dır.
- Peynir servis ve su ve maden suları ürünlerinden satın alan müşteriler %83,537 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %16,4'dür.
- Paketli unlu mamuller, meyveler işletici ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %83,271 olasılıkla olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,7'dir.
- Peynir servis, sigara ve su ve maden suları ürünlerinden satın alan müşteriler %83,269 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,4'tür.
- Peynir servis ve meyveler işletici ürünlerinden satın alan müşteriler %83,262 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,71'dir.

- Peynir servis ürünlerinden satın alan müşteriler %83,215 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %21,21'dir.
- Paketli unlu mamuller, çikolata ve su ve maden suları ürünlerinden satın alan müşteriler %82,144 olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %13,23'tür.
- Çerez, meyveler işletici ve bisküvi ve gofret ürünlerini satın alan müşteriler %82,964 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,74'dir.
- Çerez, meyveler işletici ve işletici unlu mamuller ürünlerinden satın alan müşteriler %82,957 964 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,67'dir.
- Çerez, meyveler işletici ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %82,929 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,31'dir.
- Peynir servis ve sigara ürünlerini satın alan müşteriler %82,929 964 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %13,59'dur.
- Paketli unlu mamuller, çikolata ve işletici unlu mamuller ürünlerini satın alan müşteriler %82,792 olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %12,32'dir.
- Çerez ve meyveler işletici ürünlerinden satın alan müşteriler %82,722 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %14,99'dur.
- Peynir servis ve süt ürünlerinden satın alan müşteriler %82,577 olasılıkla işletici unlu mamuller ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %11,02'dir.

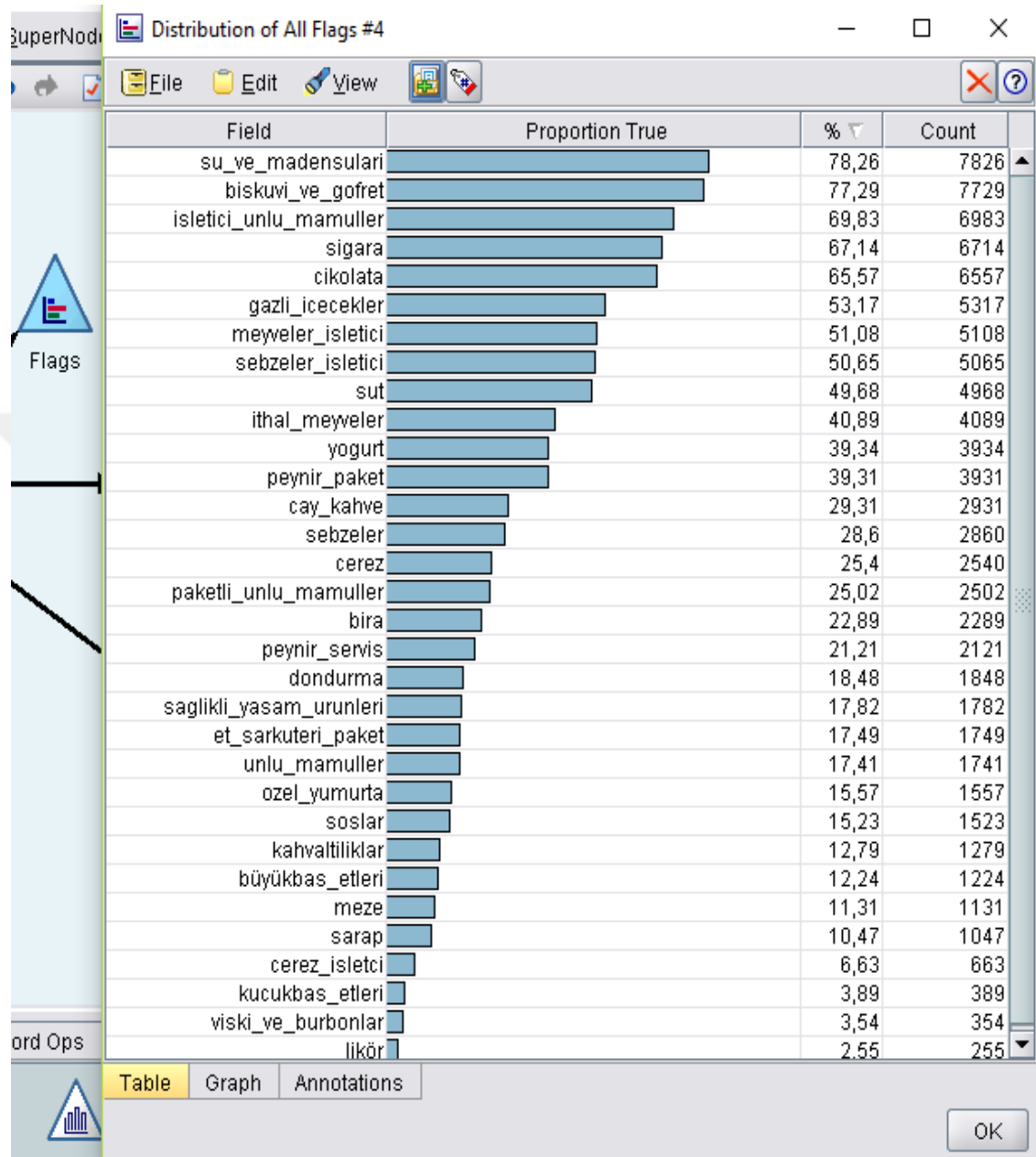
- Çerez, gazlı içecekler ve işletici unlu mamuller ürünlerinden satın alan müşteriler %82,549 olasılıkla su ve maden suları ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %10,2'dir.
- Paketli unlu mamuller ve çikolata ürünlerinden satın alan müşteriler %82,513 olasılıkla bisküvi ve gofret ürünlerinden de satın almaktadır ve genel bir yorum ile bu ürünlerin alışveriş fişinde beraber bulunma olasılıkları %16,87'dir.



Şekil 6. 26. SPSS Clementine Distribution Modülü Ekranı

En çok satın alınan ürün gruplarının ve örneklem kütle üzerindeki yüzdelerinin belirlenebilmesi için grafiklerden biri olan distribution modülü kullanılmıştır. Modülün ara yüzü ve çıktısı ve Şekil 6.26 ve Şekil 6.27'de görülmektedir. Çıktı tablosu incelendiğinde, en çok satın alınan ürün gruplarının %78,26 oranla su ve maden suları, %77,29 oranla bisküvi ve gofret, %69,83 oranla işletici unlu mamuller olduğu ve bu şekilde devam ettiği görülmektedir. Buradan B mağazasından alışveriş

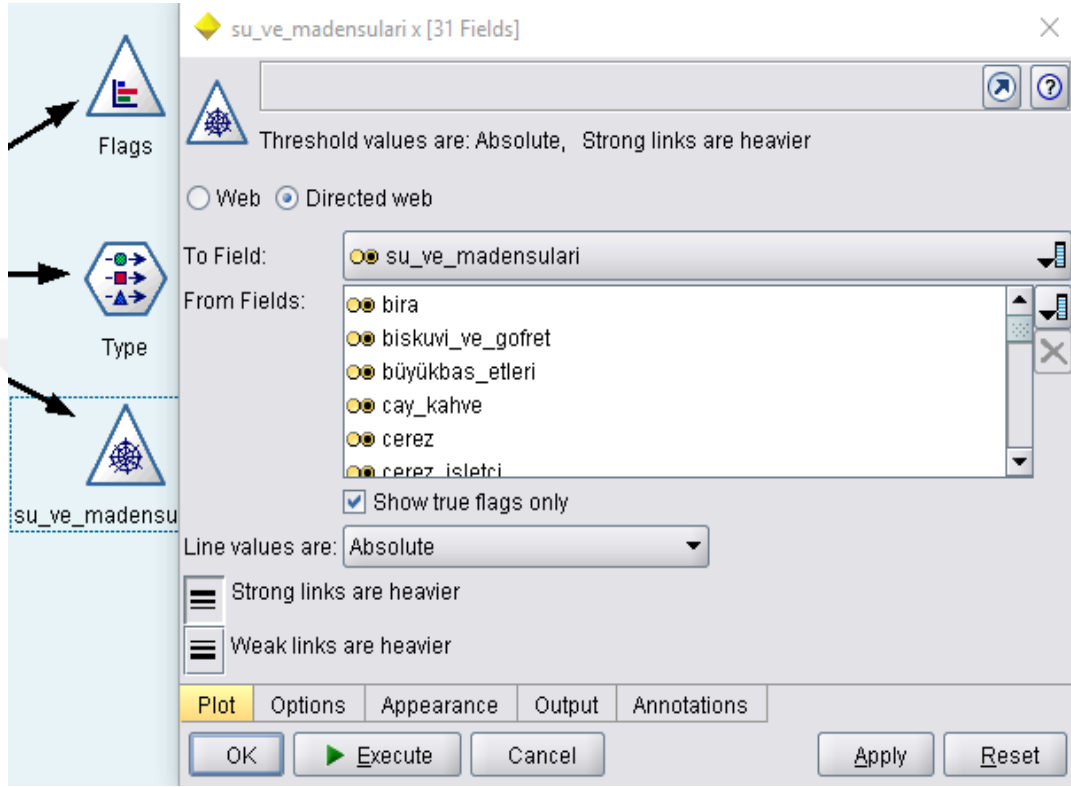
yapan müşteriler yaz aylarında çoğunlukla su maden suyu ürünlerinden satın almaktadır gibi bir çıkarım yapılabilir.



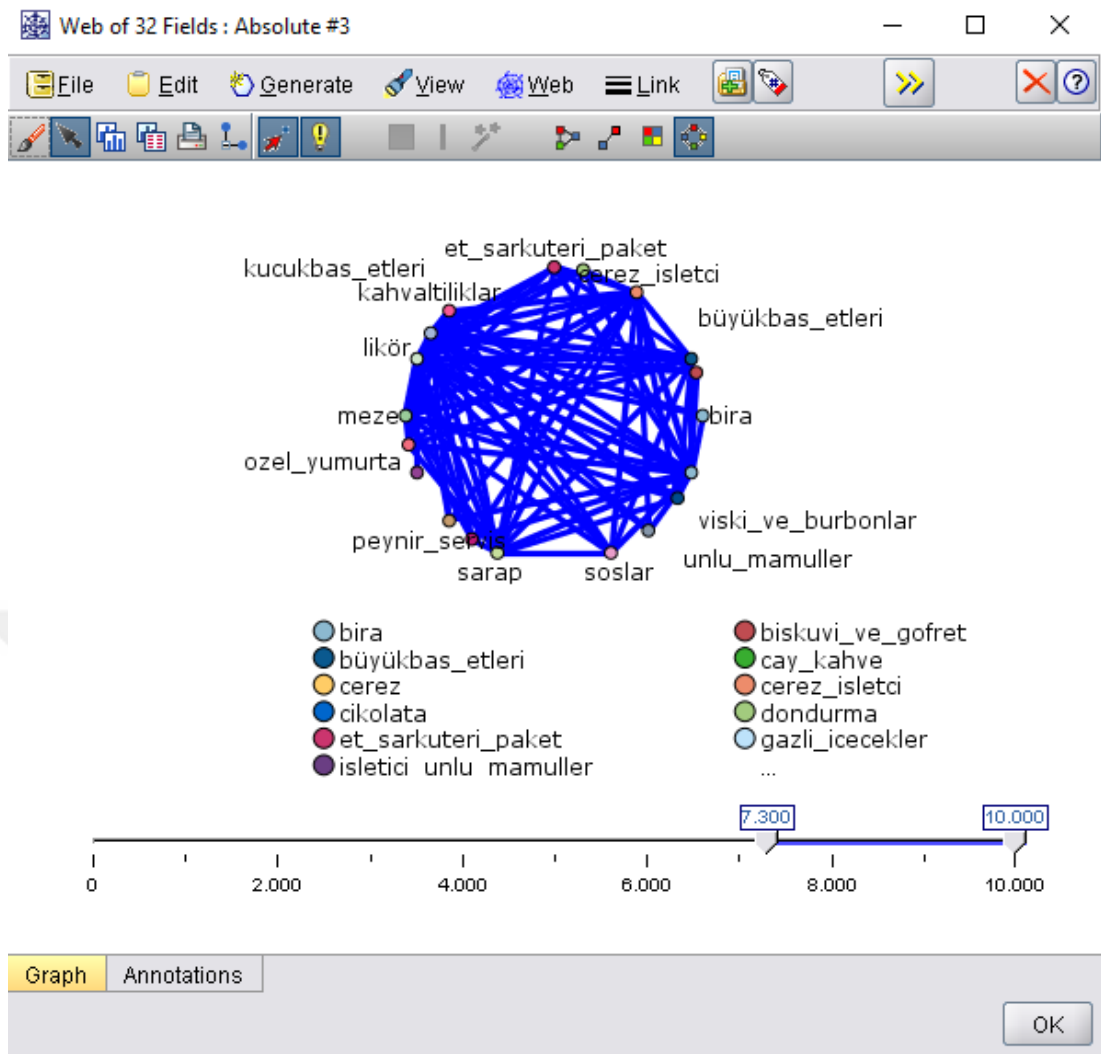
Şekil 6. 27. Ürün kategorilerindeki dağılım, B Mağazas

B mağaza verileri kullanılarak yapılan analizde elde edilen ürünler arasındaki güçlü birliktelikleri görselleştirebilmek adına Web Modülü kullanılmıştır. Modül ekranı ve çıktısı Şekil 6.28 ve Şekil 6.29’da görülmektedir. Web modülü çıktısında çizgilerin kalınlık durumundan birlikteliklerin gücü hakkında yorum yapılabilir. Ancak

veri setinin büyük ve ürünler arasındaki birlikteliklerin fazlaca çıktığı bir analizde web modülünden faydalanarak belirli ve mantıklı sonuçlar elde edilemeyebilmektedir.

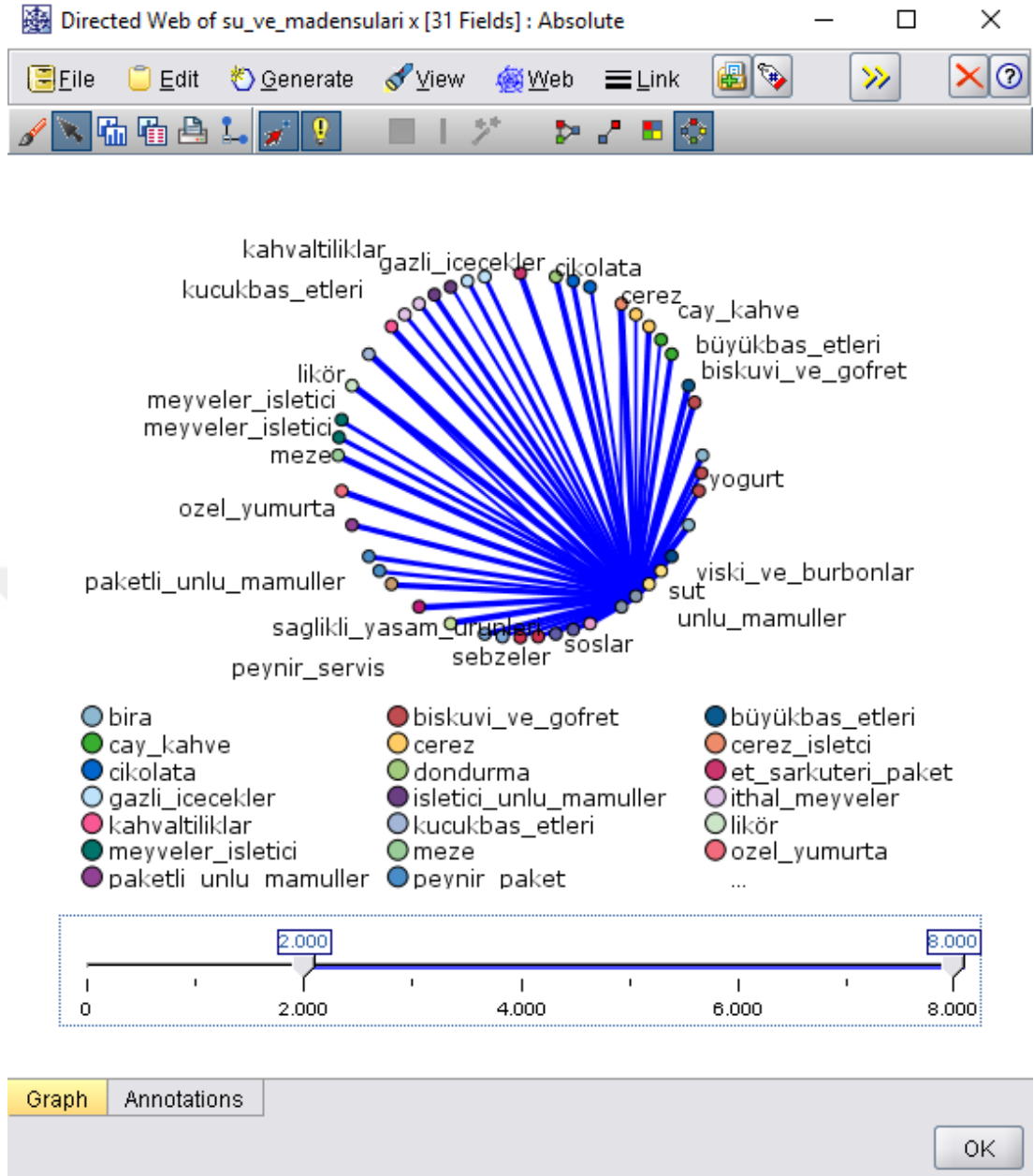


Şekil 6. 28. SPSS Clementine, Web Modülü Giriş Ekranı



Şekil 6. 29. SPSS Clementine, Web Modülü Çıktısı Ekranı, B Mağazası

Şekil 6.30'da, en çok satın alınan ürün grubu olan su ve maden suları grubu baz alınarak yapılan diğer web modülü ekran görüntüsü görülmektedir.



Şekil 6. 30. SPSS Clementine, Ürün Bazlı Web Modülü Çıktısı Ekranı, B Mağazası

7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Gelişen teknoloji, küreselleşme ve artan nüfus gibi kavramlar yalnızca veri artışı ve çözüm arayışında değil, gelişmekte olan toplumu ve tüketici davranışlarının da etkilenip şekillenmesinde büyük rol oynamaktadır. Üretim ve tüketim çağı her geçen gün kendini daha da belli etmeye başlamıştır. Geçmişte tüketiciler, üretilen ürüne veya hizmete talep gösterirken, günümüzde; gelişen teknoloji ve sanayileşme ile beraber tüketiciler, taleplerine göre ürün ve hizmet beklemektedirler. Geçmişte talepler büyük ölçüde ihtiyaçlar doğrultusunda iken, günümüzde talep kavramı tamamen değişerek, belirli faktörlerden etkilenerek şekillenmektedir. Kültürel faktörler, kişisel faktörler, sosyal faktörler ve psikolojik faktörler olmak üzere tüketici davranışlarına etkiler olarak incelenmektedir. Bu faktörler, tüketicilerin ürün ve hizmet tercihi sırasında karar verme ve satın alma sürecini de etkilemektedir. İnsan yaşayabilmek için, içinde bulunduğu topluma ayak uydurmak ve adapte olmak zorundadır. Günümüz tüketim çağında bu her alanda görülebilmektedir. Sosyal statü, gelir düzeyi ve eğitim seviyesi yani en genel hali ile sosyal katmanlar, tüketici davranışlarının oluşmasının temel zinciridir.

Artan, depolanabilen ve günümüz teknolojileri ile analizi yapılan veriler sayesinde, her konuda olduğu gibi tüketici davranışları hakkında da bilgi sahibi olunabilmektedir. Tüketicilerin ne zaman, nerede, ne için, ne satın aldıkları sorusunun cevabı ise, veri madenciliği ile tüketici davranışlarının analizi sonucu elde edilmektedir.

Bu çalışmada, günümüz tüketim toplumu için büyük önem taşıyan, farklı sosyal katmanlarda bulunan tüketicilerin davranışlarının keşfedilmesi amaçlanmıştır. Çalışmanın aşamaları kısaca şu şekilde özetlenmektedir:

- Firma tarafından sağlanan yığın veriler Excel programı kullanılarak düzenlenmiştir. Fazla ve kirli veri temizliği yapıldıktan sonra alt sınıf belirlenmesi için Pareto analizi kullanılmıştır. Pareto analizi sonucunda kullanılacak veri içindeki ürün grupları belirlenmiştir.

- Ürün grupları ve matrisin boyu belirlendikten sonra veri madenciliğinde birliktelik kuralları yapılabilmesi için veriler SPSS Clementine programına aktarılmıştır. Elde edilen veriler her iki Mağaza için beraber satın alınan ve satın alınma eğilimi gösteren ürünler ve ürün grupları belirlenmiştir.
- Belirlenen ürün gruplarından sonra sosyal katmanlara göre değişen tüketici davranışlarının veriler ve analizleri üzerindeki etkileri incelenmiştir.

SPSS Clementine programında her iki veri seti için yapılan veri madenciliği birliktelik kuralı çalışmasından belirli sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlardan bazıları:

Ekonomik, kültürel ve sosyal yapı göz önünde bulundurularak incelendiğinde,

- Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarında yani belirlenmiş yaz aylarında, müşterilerin en çok hangi ürün grubunu satın aldıkları veya satın alma eğilimi gösterdikleri,
- Belirli ürün gruplarından sonra hangi ürün gruplarının satın alındığı veya satın alınma eğilimi gösterdiği,
- Örneklem kütle üzerinden, belirli satın alınmış ürün gruplarının beraber bir müşteri alışveriş fişinde yüzde kaç ihtimalle beraber bulunduğu,
- Satın alınan ürünler hakkında edinilmiş bilgi sayesinde farklı iki kesimdeki müşterilerin sosyal, kültürel ve ekonomik durumları hakkında ön bilgiler edinildiği

Gibi sonuçlar elde edilmiştir.

İki mağaza, elde edilen beraber satın alınmış veya alınma potansiyeli gösteren ürün ve ürün grupları dikkate alınarak daha somut bir şekilde değerlendirilecek olursa;

- A mağazası için;
 - Örneklem kütle üzerinden, yaz ayları süresince en çok satın alınan ürünler şu şekilde sıralanmaktadır:

- Su ve maden suları,
 - Sigara,
 - Bisküvi ve gofret,
 - İşletici unlu mamuller,
 - Çikolata,
- Fişlerin neredeyse tamamında bulunduğu için SPSS Clementine'den elde edilen birlikteliklerde yüksek oranda bağıntı, “su ve maden suları” ürünleriyle olmaktadır.
 - Yapısal bakımdan, satın alınan ürünler çoğunlukla aile yaşantısını temsil etmektedir.
 - Keçiören ilçesinde sigara tüketimi oldukça fazladır. Yaşayan kesimin özellikleri dikkate alınrsa, hayat koşulları olarak günümüz ekonomisinde süreklilik sağlayabilmek oldukça zordur. Bu zorluk, gelir düzeyi orta ve alt segmentte kalan bir kişi veya aile için stres faktörünü ortaya çıkarmaktadır. Stres, insanlarda sigara kullanım oranını artıran önemli etkenlerden biridir.
 - Edinilmiş alışkanlık olarak kendini en çok belli eden tercihlerden biri de alkol tercihi ve kullanım oranıdır. Örnekleme göre %30 oranında bira ve %4,5 oranında rakı kullanımı mevcuttur. Alkol kullanımı Türkiye'nin her yerine olabilmektedir ve ulaşılması oldukça kolaydır. Toplumsal konum olarak fark etmeksizin (esnaftan bürokratlara kadar her kesimden) kişiler alkol tüketimine devam etmektedir. Ancak bu durum yorumlanırsa, ülke genelinde, gelir düzeyi yüksek ve sosyalleşme eylemini başarı ile gerçekleştirebilen bir kişi veya aile alkol tüketimini evde tercih etmemektedir. Ekonomik yönden, alkol satın almak ile alkollü bir mekana gidip tatmin olma eylemini gerçekleştirmek arasında büyük fark vardır.

- B mağazası için;

- Örneklem kütle üzerinden, yaz ayları süresince en çok satın alınan ürünler şu şekilde sıralanmaktadır:

- Su ve maden suları,
 - Bisküvi ve gofret,
 - İşletici unlu mamuller,
 - Sigara,
 - Çikolata,
- SPSS Clementine'den edinilen bilgilerde, örneklem kütesine göre en çok satın alınan ürün su ve maden suları çıkmıştır. Birlikteliklerde de bu sonuç görülebilmektedir.
 - Sigara kullanımı A mağazasına göre daha azdır.
 - Alkol satışı A mağazasına oranla daha azdır ve tercih edilen alkol çeşitleri de farklılık göstermektedir. Burada A mağazasında bahsedilen konu devreye girmektedir. Alkol kullanma şekilleri farklılık göstermektedir.
 - Örneklem üzerindeki ürün grubu dağılımına bakıldığında sağlıklı yaşam ve özel yumurta gibi göze çarpan bazı farklı ürünler bulunmaktadır. Bu ürünleri satın alma eğilimi, akla, sosyolojik olarak tüketici davranışlarına etki eden sosyal faktörleri getirmektedir. İnsanların etki altında kaldıkları, tüketim ve alışveriş konusunda birbirlerini etkiledikleri, referans grubu olarak adlandırılan bu toplumlarda, zaman zaman popülerliği artan bazı ürün ve hizmetler bulunmaktadır. Organik ürün tüketmek gibi bazı yaklaşımlar, kişinin kendi kararlarından ziyade topluma uyum sağlama ve etkilenme şeklinde ilerleme gösterebilmektedir.

Müşterilerin ekonomik, sosyal ve kültürel seviyeleri baz alınarak seçilen ve marketten elde edilen verilerin analizi sonucunda, müşteri memnuniyeti ve satış performansı artışı için firmaya önerilecek bazı stratejiler şunlardır:

- Market içi planın değiştirilerek belirlenen birlikte satın alınan ürünlerin buldukları reyonları birbirine yaklaştırmak,
- Tercih edilen markalar ve ürünlere göre satın alınan ürünlere kampanyalar düzenlemek,

- Birlikte satın alınan ürünler belirlendikten sonra, ürünleri bir hat üzerine yerleştirmek ve ara hatlar üzerine yeni ürünler ekleyerek ürün tanıtımı yapmak, müşteriyi satın almaya teşvik etmek.

Elde edilen sonuçlara göre taslak şeklinde örnek tesis planlaması her iki mağaza için de yapılmıştır (Ek 2 ve Ek 3).

Yapılan çalışma, pazarlama ve sosyoloji bilimleri daha ön plana alınarak, elde edilmiş ürün grupları için yapılacak olan markasal bir çalışmaya ön hazırlık olarak gösterilebilmektedir. Günümüzde tüketiciler için, sadece neyi ne zaman aldığı sorusu değil, hangi markayı neden tercih ettiği sorusu hizmet ve ürün satan ve pazarlayan firmalar için daha büyük önem taşımaktadır. Artık tüketime yönelim, üretici ne üretiyor değil, tüketici ne istiyor şeklinde devam etmektedir.

EK 1. A MAĞAZASI BİRLİKTEKİLİK KURALLARI VERİ ÇIKTILARI

Ardıl (Consequent)	Öncül (Antecedent)	Destek (Support) %	Güven (Confidence) %
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and sigara = 1,0	12,2	99,180
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sigara = 1,0	10	99,100
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and sebzeler = 1,0	10,9	99,083
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and sekerleme = 1,0	13,72	99,052
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and meyveler = 1,0	10,49	99,047
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sekerleme = 1,0	10,47	99,045
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,43	99,038
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	10,95	98,995
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0	12,77	98,982
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and cikolata = 1,0	10,69	98,971
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sut = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	10,68	98,970
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0 and sigara = 1,0	13,55	98,967
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	17,44	98,853
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and sebzeler = 1,0	10,4	98,846
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,18	98,837

su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and meyveler = 1,0	10,28	98,833
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0 and sigara = 1,0	14,53	98,830
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and yogurt = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	11,09	98,828
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and sigara = 1,0	12,7	98,819
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,63	98,812
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,78	98,812
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0	14,23	98,805
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,66	98,799
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and sigara = 1,0	13,32	98,799
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,39	98,789
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	10,68	98,783
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cikolata = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	12,28	98,779
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sut = 1,0	18,7	98,770
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	11,3	98,761
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sebzeler = 1,0 and cikolata = 1,0	12,02	98,752
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,83	98,732
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,61	98,731

su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sigara = 1,0	16,5	98,727
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and cikolata = 1,0	10,21	98,727
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	26,66	98,725
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and meyveler = 1,0	10,89	98,714
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0	13,99	98,713
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sigara = 1,0	10,1	98,713
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	12,42	98,712
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0	17,83	98,710
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sebzeler = 1,0 and sigara = 1,0	13,84	98,699
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and sebzeler = 1,0	12,3	98,699
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and cikolata = 1,0	21,35	98,689
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0	23,61	98,687
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and yogurt = 1,0 and peynir_paket = 1,0	10,65	98,685
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sigara = 1,0	19,76	98,684
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	15,18	98,682
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	12,14	98,682
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and sigara = 1,0	13,65	98,681

su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0 and sebzeler = 1,0	11,34	98,677
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sebzeler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,76	98,668
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	18,76	98,667
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0 and sigara = 1,0	14,22	98,664
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	17,18	98,661
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	11,17	98,657
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0	13,35	98,652
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sebzeler = 1,0	21,46	98,649
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0 and cikolata = 1,0	26,37	98,635
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	28,53	98,633
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and cips = 1,0 and cikolata = 1,0	16,79	98,630
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0 and sebzeler = 1,0	26,96	98,628
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and cips = 1,0	10,19	98,626
su_ve_madensulari = 1,0	bebek_urunleri = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sigara = 1,0	13,8	98,623
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sebzeler = 1,0	26,11	98,621
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and meyveler = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	11,6	98,621
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and cikolata = 1,0	19,52	98,617

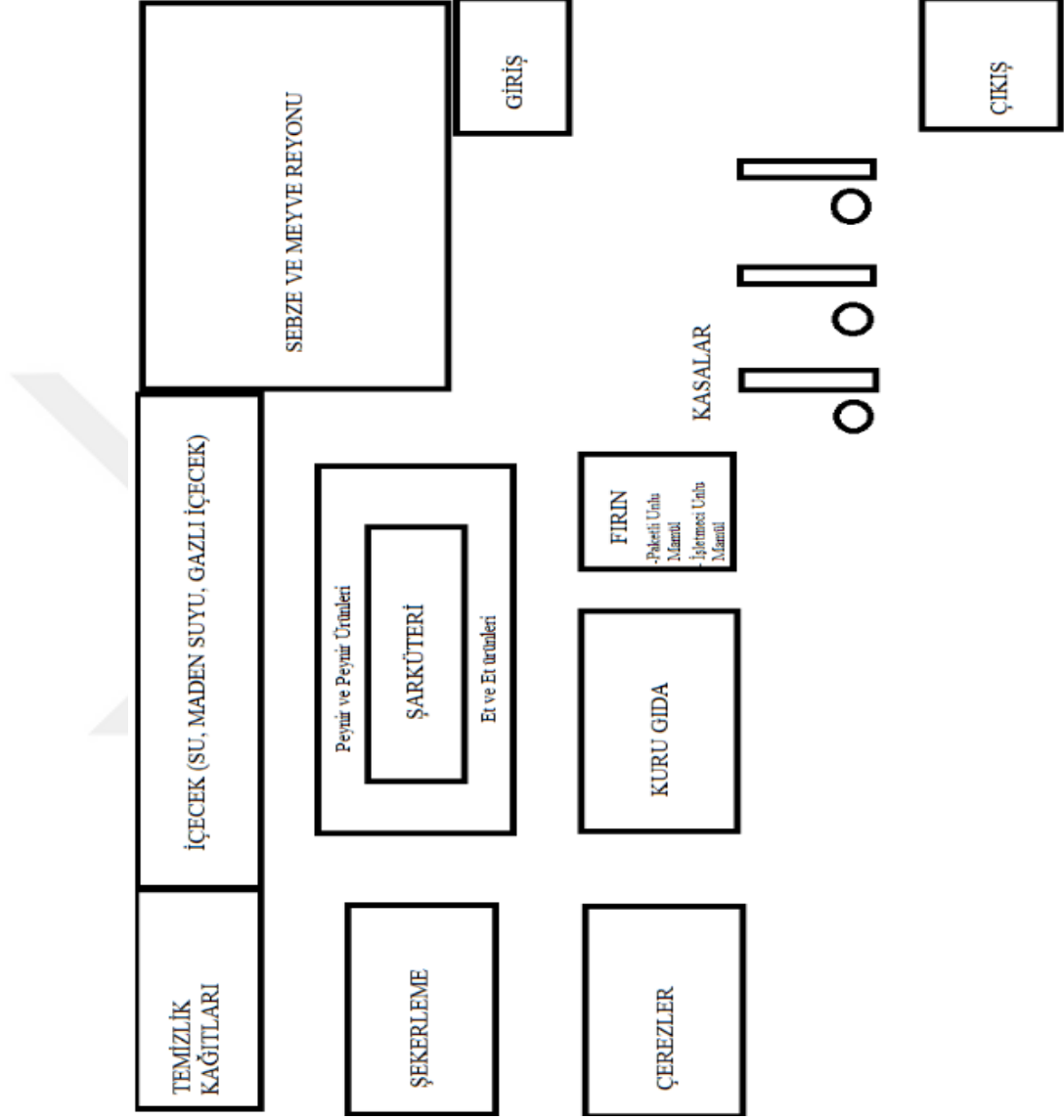
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0	12,27	98,615
su_ve_madensulari = 1,0	bebek_urunleri = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	12,27	98,615
su_ve_madensulari = 1,0	bebek_urunleri = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,97	98,612
su_ve_madensulari = 1,0	yogurt = 1,0 and dondurma = 1,0 and sut = 1,0	16,57	98,612
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and sut = 1,0	17,27	98,610
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0	17,26	98,610
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	11,46	98,604
su_ve_madensulari = 1,0	bebek_urunleri = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	12,14	98,600
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sebzeler = 1,0	12,85	98,599
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	14,99	98,599
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	14,24	98,596
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	27,68	98,591
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sebzeler = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	12,03	98,587
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sut = 1,0	20,51	98,586
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	18,35	98,583
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	10,58	98,582
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazziz_icecekler = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	11,28	98,582

su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	22,54	98,580
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and meyveler = 1,0	26,71	98,577
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sebzeler = 1,0	11,24	98,577
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	10,45	98,565
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0	10,45	98,565
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	15,99	98,562
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sebzeler = 1,0	11,77	98,556
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and cips = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	12,44	98,553
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0	15,88	98,552
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and meyveler = 1,0	20,69	98,550
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and sebzeler = 1,0	14,47	98,549
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	22,03	98,547
su_ve_madensulari = 1,0	yogurt = 1,0 and sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	15,13	98,546
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	17,83	98,542
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	20,56	98,541
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sigara = 1,0	30,84	98,541
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and dondurma = 1,0 and sigara = 1,0	17,13	98,541

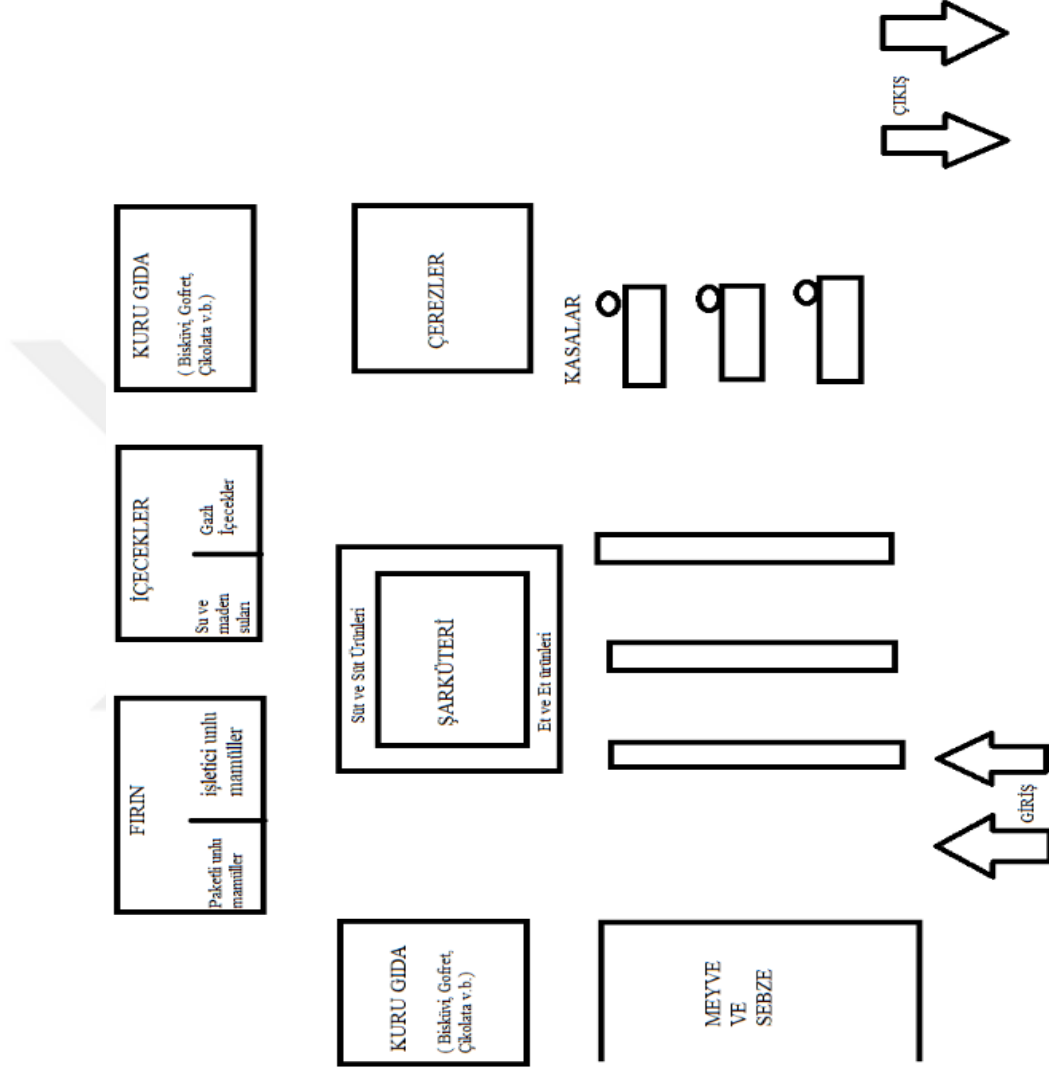
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and peynir_paket = 1,0 and sigara = 1,0	11,63	98,538
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	12,99	98,537
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0 and sigara = 1,0	30,7	98,534
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0	22,5	98,533
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and sut = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	27,92	98,532
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	12,24	98,529
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sigara = 1,0	24,48	98,529
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sebzeler = 1,0	17,64	98,526
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	33,92	98,526
su_ve_madensulari = 1,0	ithal_meyveler = 1,0 and sut = 1,0 and cikolata = 1,0	32,5	98,523
su_ve_madensulari = 1,0	temizlik_kagitlari = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	14,87	98,521
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sut = 1,0	21,62	98,520
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and cikolata = 1,0	24,32	98,520
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	27	98,519
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and sekerleme = 1,0 and biskuvi_ve_gofret = 1,0	11,47	98,518
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0 and cikolata = 1,0	33,06	98,518
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0 and isletici_unlu_mamuller = 1,0	20,18	98,513

su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sekerleme = 1,0	25,53	98,512
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and sekerleme = 1,0 and gazsiz_icecekler = 1,0	11,42	98,511
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_servis = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	13,43	98,511
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and dondurma = 1,0	23,49	98,510
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0 and meyveler = 1,0	26,15	98,509
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0	20,76	98,507
su_ve_madensulari = 1,0	dondurma = 1,0 and sekerleme = 1,0 and sut = 1,0	20,72	98,504
su_ve_madensulari = 1,0	sekerleme = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and sut = 1,0	23,39	98,504
su_ve_madensulari = 1,0	peynir_paket = 1,0 and sut = 1,0	32,03	98,501
su_ve_madensulari = 1,0	paketli_unlu_mamuller = 1,0 and ithal_meyveler = 1,0 and gazli_icecekler = 1,0	16,68	98,501
su_ve_madensulari = 1,0	cerez_isletici = 1,0 and yogurt = 1,0 and meyveler = 1,0	10	98,500

EK 2. A MAĞAZASI İÇİN ÖRNEK TESİS PLANI



EK 3. B MAĞAZASI İÇİN ÖRNEK TESİS PLANI



KAYNAKLAR

<https://kod5.org/veri-madenciligi/>

- [1] Berry M., ve Linoff G., “The Art and Science of Customer Relationship Management”, Wiley Computer Publishing, U.S.A., 2000.
- [2] Gürgen, G. "Birliktelik Kuralları ile Sepet Analizi ve Uygulaması." MÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstatistik Bilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 2008.
- [3] Baysal, A. C. “Bayi Değerlendirmesi İçin Veri Madenciligi Uygulaması.” Diss. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2008.
- [4] Timor, M., ve Şimşek, U. T. “Veri Madencilğinde Sepet Analizi ile Tüketici Davranışı Modellemesi.”, Yönetim, 19 (59), 3-10, 2008.
- [5] Albayrak, S., Yılmaz Ş. "Veri Madenciligi: Karar Ağaci Algoritmaları Ve İmkb Verileri Üzerine Bir Uygulama." Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi 14.1: 31-52, 2009.
- [6] Bozkır, A. S. "OLAP ve Veri Madenciligi Teknolojilerinden Yararlanılarak Web Tabanlı Bir Karar Destek Sisteminin Gerçekleştirilmesi." Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2009.
- [7] Gülce A., “Veri Madenciliginde Apriori Algoritması ve Apriori Algoritmasının Farklı Veri Kümelerinde Uygulanması” , Yüksek Lisans Tezi, Trakya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, 2010.
- [8] Seyrek, İ. H., Ata, H. A. "Veri Zarflama Analizi ve Veri Madenciligi ile Mevduat Bankalarında Etkinlik Ölçümü." Journal of BRSA Banking & Financial Markets 4.2, 2010.

- [9] Bulut, F. "Detecting Students at Risk of Substance Abuse by Using Data Mining Classification Algorithms." MSc, Fatih University Graduate School of Technical Sciences, Istanbul, 2010.
- [10] Gülçe, G. "Veri ambarı ve veri madenciliği teknikleri kullanılarak öğrenci karar destek sistemi oluşturma." MS thesis. Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2010.
- [11] Timor, M., Ezerçe, A., Gürsoy, U. T. "Müşteri Profili Ve Alışveriş Davranışlarını Belirlemede Kümeleme Ve Birliktelik Kuralları Analizi: Perakende Sektöründe Bir Uygulama." İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi 22.68, 2011.
- [12] Ekim, U." Veri madenciliği algoritmalarını kullanarak öğrenci verilerinden birliktelik kurallarının çıkarılması." Diss. Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2011.
- [13] Savaş, S , Topaloğlu, N , Yılmaz, M . "Veri Madenciliği ve Türkiye'deki Uygulama Örnekleri". İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi 11: 1-23, 2012.
- [14] Durdu, M., "Müşteri İlişkileri Yönetiminde Veri Madenciliği Uygulaması : Bir Perakende Mağazasında Market Sepet Analizi" Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Ana Bilim Dalı, 2012.
- [15] Çınar, A., Silahtaroglu G. "Veri Madenciliği Teknikleri ile Müşteri Memnuniyetine Etki Eden Gizli Nedenlerin Keşfi." Marmara Üniversitesi İİB Dergisi 33.2 : 309-330, 2012
- [16] Aydın, T., and M. F. Alaeddinoglu. "Spatio-Temporal Data Mining with Association Rules for Lake Van." World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering 9.6: 1603-1607, 2012.

- [17] Ertuğrul, İ., Arzu O., Şavlı, A. "Veri madenciliği uygulamasına ilişkin PAÜ hastanesinde hasta profilinin belirlenmesi." Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi 19.2 : 97-103, 2013.
- [18] Akturk, Y. What is the model of the best manager?: A data mining approach. Türkiye Alim Kitaplar, 2016.
- [19] Şengür, D., Tekin A. "Öğrencilerin mezuniyet notlarının veri madenciliği metotları ile tahmini." Bilişim Teknolojileri Dergisi 6.3 : 7-16, 2013.
- [20] Yakut, E., Elmas B. "İşletmelerin Finansalbaşarısızlığının Veri Madenciliği Ve Diskriminant Analizi Modelleri İle Tahmin Edilmesi." Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi 15.1 : 261-280, 2013.
- [21] Karacan, İ., Günel M. M. "Data mining for simulation input modeling", Yüksel Lisans Tezi, Deniz Harp Okulu Komutanlığı / Deniz Bilimleri ve Mühendisliği Enstitüsü, 2014.
- [22] Bükey, F. Ö. "Data Mining Applications In Customer Relationship Management And A Comparative." Diss. Marmara University, 2014.
- [23] Duran, E. A., Pamukcu, A., Bozkurt, H. "Comparison of data mining techniques for direct marketing campaigns." Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences 32 : 142-152, 2014.
- [24] Alkan, A., Fıglalı, A. "Gezgin satıcı problemi için veri madenciliği tabanlı bir model önerisi." Doktora Tezi, Kocaeli Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Kocaeli, 2014.
- [25] Kaya, M., Özel, S., A. "Açık Kaynak Kodlu Veri Madenciliği Yazılımlarının Karşılaştırılması." presented 14th Acad. Inform. Conf. 2014.
- [26] Alagöz, A., Öge, S., Ortakarpuz, M.. "Bir Kurumsal Zekâ Teknolojisi Olarak Veri Madenciliği ile Muhasebe Bilgi Sistemi İlişkisi." Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi : 1-21, 2014.

- [27] Sağlam, İ.,E., Efendigil, T. “Perakende Sektörü İçin Veri Madenciliği Teknikleriyle Bütünleştirilmiş Bir Metodoloji.” Yıldız Teknik Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı / Endüstri Mühendisliği Bilim Dalı, İstanbul, 2015.
- [28] Dağ, B.,K., Canıyılmaz, E. “Veri madenciliği ve hizmet sektöründe bir uygulama.” Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Kayseri, 2015.
- [29] DOĞRUL, G., Akay, D., Kurt M. "Trafik Kazalarının Birlikte Kuralları İle Analizi." Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi (GMBD) 1.2 : 265-283, Ankara, 2016.
- [30] Gülmez, B., Kulluk, S. “Yapay sinir ağlarının yeni metasezgisel algoritmalar ile eğitimi ve veri madenciliğinde sınıflandırma alanında kullanımı.” Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Kayseri, 2016.
- [31] Karalök, S. S., Ersöz, S., Aktepe, A. “An Application in SPSS Clementine Based on the Comparison of Association Algorithms in Data Mining”. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, Dec. 2016, pp. 234-8, doi:10.18201/ijisae.2016Special Issue-146980.
- [32] Eker, E., M., Oktaş, R. “Veri Madenciliğinde Apriori Algoritmasının Sınav Verileri Üzerinde Uygulanması.”, Yüksek Lisans Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Samsun, 2016.
- [33] Duraloğlu, Y., Sazak, H., S. “CRM Alanında Veri Madenciliği Uygulamaları.” Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / İstatistik Anabilim Dalı, İzmir, 2017.
- [34] Özçalıcı, M. "Veri Madenciliğinde Birlikte Kuralları ve İkinci El Otomobil Piyasası Üzerine Bir Uygulama." ODÜ Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi (ODÜSOBİAD) 7.1 : 45-58, 2017.

- [35] Bastem, Kader, and Şadi Evren ŞEKER. "Veri Madenciliği Yöntemleri İle Twitter Üzerinden MBTİ Kişilik Tipi Analizi." YBS Ansiklopedisi 4.2 : 3-10, 2017.
- [36] Orakcı, M., Cıylan, B. "Veri Madenciliği Ve Makine Öğrenmesi Kullanılarak Suç Analizi." Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi / Bilişim Enstitüsü / Adli Bilişim Anabilim Dalı, Ankara, 2017.
- [37] Kılıçalan, M., B., Aladağ, Ç., H. "Hanehalkı İşgücü Araştırma Verileri İle Veri Madenciliği Yöntemlerinin Uygulanması Ve Modellerin Karşılaştırılması." Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / İstatistik Anabilim Dalı, Ankara, 2018
- [38] Deveci, M., A., Kaynar, O. "Müşteri İlişkileri Yönetiminde Veri Madenciliği Ve İş Zekâsı Uygulamaları." Yüksek Lisans Tezi, Cumhuriyet Üniversitesi / Sosyal Bilimler Enstitüsü / Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, Sivas, 2018.
- [39] Aksoy, B., Boztosun, D. "İşletmelerde finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması: BIST'de bir uygulama." Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi / Sosyal Bilimler Enstitüsü / İşletme Anabilim Dalı, Kayseri, 2018.
- [40] Yıldırım, P., Birant, D. "Bulut Bilişimde Veri Madenciliği Tekniklerinin Uygulanması: Bir Literatür Taraması." Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi 24.2 : 336-343, 2018.
- [41] Budak, V., Ö., Kartal, E., Gülseçen, S. "Site-içi Aramalar ve Apriori Algoritması Kullanılarak Web Sitesi Ziyaretçilerinin İhtiyaç Tespitine Yönelik Bir Örnek Olay İncelemesi." Bilişim Teknolojileri Dergisi 11.2 : 211-222, 2018.
- [42] Yalçın, L., Aytulun, S.,K. "Sağlık sektöründe veri madenciliği.", Yüksek Lisans Tezi, Milli Savunma Üniversitesi / Hezarfen Havacılık ve Uzay

Teknolojileri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı / Endüstri, İstanbul, 2019.

- [43] İpek, Y., O., Ensari, M., Ş. “Şirket misyon ve vizyon bilgilerinin veri madenciliği yöntemiyle incelenerek işletme performansı göstergeleri ile ilişkilendirilmesi.” Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi / Sosyal Bilimler Enstitüsü / İşletme Bilim Dalı, İstanbul, 2019.
- [44] Karaatlı, M., Altıntaş, E. "Borsa İstanbul İşletmelerinin Veri Madenciliği İle Kümelenmesi." Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi : 871, 2019.
- [45] Yıldız, H., Aytulun, S., K. “Finans sektöründe veri madenciliği kredi skorlama.” Yüksek Lisans Tezi, Milli Savunma Üniversitesi / Hezarfen Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü / Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı / Endüstri Mühendisliği Bilim Dalı, İstanbul, 2019.
- [46] Zorlu, A.,” Modern Tüketime Tarihinden Tüketim Araştırmalarına Tüketim Sosyolojisi”, Glocal Yayınları, Ankara, 2004.
- [47] Satıcı, Ö., “Tüketici Pazarları ve Alıcı Davranışları, Tüketici Satınalma Davranışlarını Etkileyen Faktörler”, Ankara, 1998
- [48] http://mail.baskent.edu.tr/~20410964/DM_1.pdf/ Erişim Tarihi: 14.07.2019
- [49] <https://www.sistembul.com/makale/detay/veri-tabani-vs-veri-ambari> / Erişim Tarihi: 14.07.2019
- [50] Ersöz S., Ersöz O., Ö. “İşletmelerde Bilgi Sistemleri - Uygulamalı Örneklerle”, Nobel Akademik Yayıncılık, 33-34, 2015.
- [51] Gökçen, H. “Yönetim Bilgi/Bilişim Sistemleri: Analiz ve Tasarım”, Genişletilmiş 2.Baskı, Ankara, 2011.
- [52] Yıldız, M., Şeker, Ş., E. “Veri Madenciliği Araçları (Data Mining Tools)”, YBS Ansiklopedi, Cilt 3, Sayı 4, 2016.

- [53] Agrawal, R. Imelinski, T., Swami, A., “Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Database”, In ACM SIGMOD record, 22 (2): 207-216, 1993.
- [54] Rao, B., S., S., Shield, B., “Diaper – Beer Syndrome”, Forbes LLC, 161(7), 128 – 130, 1998.
- [55] <https://www.migroskurumsal.com/userfiles/image/pdf/migros-fr-2018-gk.pdf>
/ Eriřim Tarihi: 14.07.2019
- [56] Soylu, N., Tunga, M., A. “Market- sepet analizi yöntemiyle promosyonların belirlenmesi.” Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgi Teknolojileri Anabilim Dalı, İstanbul, 2019.