

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**DOKTORA TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME PROGRAMI**

**TÜKETİCİ TERCİHLERİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI
YÖNTEMİYLE TAHMİNİ: PERAKENDE SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA**

Bahar ÇELİK

**Danışman
Doç. Dr. Pınar AYTEKİN**

MANİSA-2019

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**


**DOKTORA TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME PROGRAMI**

**TÜKETİCİ TERCİHLERİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI
YÖNTEMİYLE TAHMİNİ: PERAKENDE SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA**

Bahar ÇELİK

**Danışman
Doç. Dr. Pınar AYTEKİN**

MANİSA-2019

	T.C. MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ	Doküman Kodu	FRDR-031
	DOKTORA EĞİTİMİ FORMLARI Tez Savunma Sınavı Tutanağı	Yayınlanma Tarihi	26/03/2018
		Revizyon No/Tarih	2-/28/02/2018
		Sayfa	1/1

TEZ SAVUNMA SINAV TUTANAĞI

Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü 08/08/2019 tarih ve 27/6 sayılı toplantısında oluşturulan jürimiz tarafından Manisa Celal Bayar Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin 22. maddesi gereğince İşletme Anabilim Dalı Doktora Programı öğrencisi Bahar ÇELİK'in "Tüketici Tercihlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmini: Perakende Sektöründe Bir Uygulama" konulu tezi incelenmiş ve aday 29.08.2019 tarihinde saat 13:30'da jüri önünde tez savunmasına alınmıştır. Adayın kişisel çalışmaya dayanan tezini savunmasından sonra 90. dakikalık süre içinde gerek tez konusu, gerekse tezin dayanağı olan anabilim dallarından jüri üyelerine sorulan sorulara verdiği cevaplar değerlendirilerek tezin,

BAŞARILI olduğuna OY BİRLİĞİ
DÜZELTME yapılmasına * OY ÇOKLUĞU
RED edilmesine ** ile karar verilmiştir.

BAŞKAN

Doc. Dr. Pınar AYTEKİN

ÜYE

Prof. Dr. Gökçe AY

ÜYE

Doc. Dr. Akın ÖZGİFT

ÜYE

Prof. Dr. Özden ÜSTÜN

ÜYE

Dr. Öğrt. Üyesi Fatma İrem
(Kansızlıktan) AYDIN

Evet

Hayır

Tez, burs, ödül veya Teşvik programına (Tüba, Fullbright vb.) aday olabilir.

Tez, mutlaka basılmalıdır.

Tez, mevcut haliyle basılmalıdır.

Tez, gözden geçirildikten sonra basılmalıdır.

Tez, basımı gereksizdir.

* Bu halde adaya 6 ay süre verilir. İkinci tez savunma sınavında da başarısız olan öğrencinin Enstitü ile ilişkisi kesilir.

** Bu halde adayın Enstitü ile ilişkisi kesilir.

Hazırlayan
Enstitü Sekreteri

Onaylayan
Enstitü Müdürü

YEMİN METNİ

Yüksek Lisans / Doktora tezi olarak sunduğum “Tüketici Tercihlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmini: Perakende Sektöründe Bir Uygulama” adlı çalışmanın, tarafımdan bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin bibliyografyada gösterilen eserlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanmış olduğumu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

.../.../20..

Bahar Çelik

İmza

ÖZET

TÜKETİCİ TERCİHLERİNİN YAPAY SINIR AĞLARI YÖNTEMİYLE TAHMİNİ: PERAKENDE SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

Hızla değişen dünya ekonomisi, küresel işbirliklerinin artması, teknolojinin gelişmesiyle birlikte tüketicilerin bilgiye kolay ulaşabilmesi ve tüketicilerin isteklerinin sürekli değişmesi nedeniyle perakende sektöründe ve pazarlama alanında veri madenciliğinin önemi giderek artmaktadır. Tüketicilerin isteklerini hızlı bir şekilde anlayarak onların beklentilerini karşılayabilecek ürün veya hizmetlerin üretilmesi için; perakende mağazada yapılan alışveriş kayıtları, sosyal medya ortamında yapılan paylaşımlar, online alışveriş kayıtları, blog yazıları, online şikayet kanalları gibi bir çok kanaldan elde edilen veriler işlenerek değerli bilgiler elde edilmekte ve bu bilgiler üretim aşamasında dikkate alınmaktadır. Ayrıca mağaza yöneticileri karar alma süreçlerinde de bu bilgilerden faydalanmaktadırlar.

Bu çalışmanın amacı, perakende mağazası müşterilerinin geçmiş ürün veya hizmet satın alma davranışlarının incelenerek bir davranış modelinin ortaya çıkarılması ve bu model yardımıyla müşterilerin gelecekte satın alabileceği ürün veya hizmetlerin tahmin edilmesidir. Tahminleme modelinin oluşturulmasıyla beraber benzer davranış sergileyen tüketiciler, kümeleme analizi ile gruplandırılmıştır.

Hazırlanan çalışma beş bölümden oluşmaktadır. İlk dört bölümde kapsamlı bir literatür taraması yapılmış, son bölümde ise alan araştırması yapılmıştır. Literatür kısmında tüketici, tüketici satın alma davranışları, perakendecilik kavramı, perakende sektöründe tüketici davranışları ve veri madenciliği süreci ile ilgili yapılan çalışmalar incelenerek teorik bir alt yapı oluşturulmaya çalışılmıştır. Çalışmanın beşinci bölümünde nicel araştırma tekniklerinden birliktelik kuralları oluşturma, kümeleme ve tahminleme yöntemleri kullanılarak uygulama gerçekleştirilmiştir. Veriler işlenebilir hale getirildikten sonra kümeleme analizi yapılmış ve benzer davranış sergileyen tüketiciler gruplanmıştır. Ayrıca, Apriori Algoritması yardımıyla Pazar Sepeti Analizi yapılmış, satın alınan ürünler arasındaki ilişkiyi belirlemek üzere birliktelik kuralları oluşturulmuştur. Elde edilen birliktelik kuralları yapay sinir ağları

yardımıyla bir tahminleme modeline dönüştürülmüş ve son olarak, yapay sinir ağlarının etkinliğini ölçebilmek için Lojistik Regresyon Analizi ile kıyaslama yapılmıştır. Temel analizler (frekans dağılımı, veriyi dönüştürme, transpoze vb.), kümeleme analizi ve lojistik regresyon analizi SPSS 22 ve Visual Basic yardımı ile yapılmıştır. Birliktelik kuralı ve tahminleme modelinin kurulması ise MATLAB programı yardımı ile yapılmıştır.

Çalışmada nicel araştırma yöntemi benimsenmiştir. Araştırma evreni Kütahya'da faaliyet gösteren perakende mağazasından alışveriş yapan 18 yaş üstü tüketicilerden oluşmaktadır. Araştırma verileri perakende mağazasının veri tabanında yer alan tüketicilerin 2016, 2017 ve 2019 yıllarına ait alışveriş kayıtlarından elde edilmiştir. Araştırmada toplam 489 müşteriye ait 26.543 adet alışveriş kaydı kullanılmıştır. Alışverişler 45.650 adet satın alınan ürün, 40 adet ürün grubu ve 3.982 farklı ürün kaydından oluşmaktadır.

Çalışma sonunda 103 birliktelik kuralı oluşturulmuş, bu birliktelik kurallarından %90'nın üzerinde güven değerine sahip 26 birliktelik kuralı ve dört demografik değişken tahminleme modelinde girdi parametresi olarak kullanılmıştır. Tahmin edilmesi gereken toplam 26 birliktelik kuralı olduğundan çıktı katmanı 26 olarak belirlenmiştir. Tahminleme yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemleri kullanılarak yapılmış ve sonuçları kıyaslanmıştır. Yapay sinir ağları azami 15 iterasyon ile ortalama %99,9621'lik bir doğru tahminleme sonucu elde ederken, lojistik regresyon yöntemi azami 20 iterasyon ile ortalama %89,8305'luk bir doğru tahminleme sonucu elde etmiştir. Analiz sonuçlarına göre, yapay sinir ağları yöntemi lojistik regresyon yöntemine göre daha yüksek düzeyde doğru tahminleme sonuçları vermiştir.

Kümeleme analizinde toplam 10 küme elde edilmiştir. Ürün grupları sayısı yüksek olduğundan kümeleme kalitesi düşük düzeydedir. Verilerin kümelere dağılımı dengeli ve kümeler arası farklılıklar yüksek düzeyde bir önem derecesine sahiptir. Toplam beş değişkenden (cinsiyet, yaş, alışverişin yapıldığı ay, alışverişin yapıldığı saat, ürün grupları) oluşan kümelerde ürün gruplarının küme içindeki önem derecesi %86 iken, diğer değişkenlerin önem derecesi %100 olarak elde edilmiştir.

ABSTRACT

PREDICTION OF CONSUMER PREFERENCES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHOD: AN APPLICATION IN THE RETAIL SECTOR

In view of the rapidly developing world economy, increasing global cooperation, easy access to information by consumers thanks to technological developments and constantly changing consumer wishes, data mining in the retail sector and marketing has become more today. In order to produce products or services that can meet the expectations of consumers by understanding their demands, the data obtained from many channels such as shopping records in retail stores, actions on social media, online shopping records, blog posts, online complaint channels are processed and valuable information is obtained and this information is taken into consideration during production. Store managers also benefit from this information in decision-making processes.

This study aims to put forward a behavioral model by examining retail store customers' past product or service purchase behaviors and predict the products or services that customers can purchase in the future with the help of this model. Via the formation of prediction model, consumers with similar behavior were grouped with clustering analysis.

The study consists of five chapters. The first four chapters are comprised of a comprehensive literature search and the last chapter presents a field research.

In the literature section, studies on the concept of consumer, consumer purchase behaviors, retailing concept, consumer behaviors in retail sector and data mining process are examined to set a theoretical background.

In the fifth part of the study, the application was carried out using quantitative research techniques such as association rules, clustering and prediction model. After the data was processed, clustering analysis was performed and the consumers with

similar behavior were grouped. In addition, Market Basket Analysis was performed with the help of Apriori Algorithm and association rules were established to determine the relationship between the products purchased. The established association rules were transformed into an prediction model with the help of artificial neural networks, and finally, a comparison was made by Logistic Regression Analysis to measure the effectiveness of artificial neural networks. Basic analyzes (frequency distribution, data conversion, transpose, etc.), clustering analysis and logistic regression analysis were performed with the help of SPSS 22 and Visual Basic. The association rule and prediction model were established with the help of MATLAB program.

In this study, quantitative research method was used. The population of the study consists of the consumers aged over 18 who shop from a retail store in Kütahya. The data was collected from the 2016, 2017 and 2019 shopping records of the consumers who are in the database of the retail shop. In the study, 26.543 shopping records which belong to the 489 costumers were used. The shopping consists of 45.650 purchased products, 40 product groups, and 3.982 product records.

At the end of this study, 103 association rules were created, and 26 association rules which have over 90% confidence value and 4 demographic variables were used as input parameter in the prediction model. As there were 26 association rules to be predicted in total, the output layer was determined as 26. The prediction was conducted with the artificial neural networks and the logistic regression methods, and the results were compared. While the artificial neural networks had 99,9621% correct prediction result with the maximum of 15 iterations, the logistic regression method had 89,830% correct prediction result with the maximum of 20 iterations. It turns out from the analysis results that the artificial neural networks method gave higher level of correct prediction results when compared to logistic regression method.

In the cluster analysis, 10 clusters were obtained. Since the number of the product groups were high, the quality of clustering were low. The distribution of data into clusters is balanced, and the differences between the clusters has high level of importance. In the clusters which were composed of five variables (gender, age, the

month of the shopping, the time of the shopping, and the product groups), the level of importance of the product groups within a cluster was obtained as 86%, while the other variables had 100% level of importance.



TEŞEKKÜR

Çalışmamın her aşamasında bana destek olan, bilgi ve deneyimleri ile yol gösteren, büyük bir titizlikle ve sabırla çalışmalarına katkı sunan çok değerli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Pınar AYTEKİN'e, lisansüstü öğrenim hayatım boyunca değerli bilgi ve tecrübeleri ile beni aydınlatan, yol gösteren ve desteğini hiç eksik etmeyen, kendisini tanımaktan büyük onur duyduğum sevgili hocam Sayın Prof. Dr. İ. Canan AY'a, tezimin başından sonuna kadar bana yardımcı olan, yol gösteren, büyük bir çaba ve sabır ile çalışmalarına emek veren sevgili hocam Sayın Prof. Dr. Özden ÜSTÜN'e, her başvurduğumda bilgilerini benden esirgemeyen, hocam Sayın Doç. Dr. Akın ÖZÇİFT'e teşekkürlerimi sunuyorum.

Farklı bir alana yönelmemi sağlayarak bana yeni bir bakış açısı kazandıran değerli arkadaşım Dr. Öğr. Üyesi Sayın Derya DELİKTAŞ'a, engin bilgi ve tecrübeleriyle en zor anlarımda yanımda olan değerli arkadaşım Sayın Öğr. Gör. Ferzende TEKÇE'ye, çalışmalarım sırasında maddi ve manevi desteğini her zaman hissettiğim değerli arkadaşlarım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Bilgen AKSOY, Dr. Öğr. Üyesi Yiğit AKSOY, Öğr. Gör. Hülya AKKAŞ, Öğr. Gör. Merve KONYAR, Öğr. Gör. Elif KÖRPE, Öğr. Gör. Berrin DEMİR, Ebru YENİ, Tala ÇELİK, Burcu BATUROĞLU, Burcu TUNCA ve Mustafa BATUROĞLU'na candan teşekkür ediyorum.

Öğrenim hayatım boyunca her zaman yanımda olan, bana maddi ve manevi destek olan, moral veren çok değerli ablam Müfüde ÇAĞLAYAN ve eniştem Metin ÇAĞLAYAN başta olmak üzere canım aileme yürekten teşekkür ediyorum, eğitimim konusunda her zaman aynı heyecan ve sevinçle yanımda olan, bana destek olan canım babam CELAL ÇELİK'i rahmetle anıyorum.

Bahar ÇELİK
Manisa, 2019

İçindekiler

EKLER LİSTESİ	i
TABLOLAR LİSTESİ	ii
ŞEKİLLER LİSTESİ	iv
GİRİŞ.....	vi

BİRİNCİ BÖLÜM

TÜKETİCİ VE TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI

1.1. TÜKETİCİ KAVRAMI	2
1.2. TÜKETİCİ DAVRANIŞI KAVRAMI.....	3
1.3. TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI	6
1.4. TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER.....	9
1.4.1. Sosyal ve Kültürel Faktörler	10
1.4.1.1. Aile	10
1.4.1.2. Referans Grupları	12
1.4.1.3. Roller ve Statüler.....	13
1.4.1.4. Sosyal Sınıf	13
1.4.1.5. Kültür.....	14
1.4.2. Kişisel Faktörler	15
1.4.2.1. Yaş	15
1.4.2.2. Cinsiyet.....	16
1.4.2.3. Meslek.....	16
1.4.2.4. Eğitim	17
1.4.2.5. Gelir.....	17
1.4.2.6. Kişilik	17
1.4.2.7. Yaşam Tarzı	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
1.4.3. Psikolojik Faktörler	19
1.4.3.1. Güdüleme.....	19
1.4.3.2. Algı	21
1.4.3.3. Öğrenme	23
1.4.3.4. Tutum ve İnançlar	26
1.5. TÜKETİCİ SATIN ALMA KARAR SÜRECİ	28
1.6. TEKNOLOJİ ODAKLI TÜKETİCİ DAVRANIŞI	29

İKİNCİ BÖLÜM

PERAKENDECİLİK

2.1. PERAKENDECİLİK KAVRAMI VE TANIMI	31
2.2. PERAKENDECİLİĞİN TARİHSEL GELİŞİMİ.....	32
2.3. DÜNYADA VE TÜRKİYE’DE PERAKENDECİLİĞİN GELİŞİMİ	34
2.3.1. Dünyada Perakendecilik Kavramının Gelişimi	34
2.3.2 Türkiye’de Perakendecilik Kavramının Gelişimi	42
2.4. PERAKENDECİLİĞİN FAYDALARI	44
2.5. PERAKENDECİLİK TÜRLERİ.....	45
2.5.1. Mağazalı Perakendecilik.....	45
2.5.1.1. Gıda Perakendecileri	46
2.5.1.2. Genel Ürün Perakendecileri	47
2.5.2. Mağazasız Perakendecilik	47
2.5.2.1. Katalog ve Doğrudan Posta perakendeciliği	47
2.5.2.2. Doğrudan Satış	48
2.5.2.3. Televizyonlu Alışveriş	48
2.5.2.4. Otomatik Makineli Perakendecilik	48
2.5.2.5. İnternet Perakendeciliği	49
2.6. PERAKENDECİLİĞİN PAZARLAMA SİSTEMİ İÇİNDEKİ YERİ	50
2.7. PERAKENDECİLİKTE GÜNCEL TRENDLER	53

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ DAVRANIŞI

3.1. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ DAVRANIŞI.....	60
3.2. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI.....	63
3.2.1. Perakende Sektöründe Tüketici Satın Alma Karar Süreci	66
3.2.1.1. Yeni Ürün Satın Alma Karar Süreci	67
3.2.1.2. Yeniden Satın Alma Karar Süreci	71
3.2.2. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Faktörler	72
3.2.2.1. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Sosyal ve Kültürel Faktörler	72
3.2.2.2. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Kişisel Faktörler	76
3.2.2.3. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Psikolojik Faktörler	79
3.2.2.4. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Mağaza ile İlgili Faktörler	82
3.2.2.4.1. Dış Mağaza Atmosferi Faktörleri	83

3.2.2.4.1.1. Mağaza Girişleri	84
3.2.2.4.1.2. Erişim Engeli Olan Bireyler İçin Merdivenler, Asansörler ve Engelli Rampaları	85
3.2.2.4.1.3. Giriş Kapıları	86
3.2.2.4.1.4. Tabela ve Logo	86
3.2.2.4.1.5. Otopark	87
3.2.2.4.2. İç Mağaza Atmosferi Faktörleri	88
3.2.2.4.2.1. İç Mekan Düzenlemeleri	88
3.2.2.4.2.2. Raf ve Reyonlar	89
3.2.2.4.2.3. Renk ve Koku	89
3.2.2.4.2.4. Müzik	91
3.2.2.4.2.5. İşaretlemeler	92
3.2.2.4.2.6. Havalandırma	93
3.2.2.4.2.7. Yerleşim Alanı ve Yerleşim Planı	93
3.2.2.4.2.8. Ödeme Noktaları	94
3.2.2.4.2.9. Personel	94

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

VERİ MADENCİLİĞİ VE TAHMİNLEME

4.1. VERİ MADENCİLİĞİ KAVRAMI	96
4.2. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ	100
4.3. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN TEKNİKLER	103
4.3.1. Karar Ağaçları	103
4.3.2. Genetik Algoritmalar	104
4.3.3. Bellek Tabanlı Teknikler	106
4.3.4. Yapay Sinir Ağları	107
4.3.4.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı ve Tarihsel Gelişimi	108
4.3.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	115
4.3.4.3. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Algoritmaları	120
4.4. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN MODELLER	121
4.4.1. Tanımlayıcı Modeller	122
4.4.1.1. Kümeleme Analizi	122
4.4.1.2. İlişki Analizi ve Birliktelik Kuralları	124
4.4.1.2.1. Birliktelik Kurallarının Tanımı	125
4.4.1.2.2. Birliktelik Kurallarının Oluşturulması ve Temel Kavramları	126

4.4.2. Tahmin Edici Modeller	128
4.4.2.1. Sınıflandırma	128
4.4.2.2. Regresyon Analizi	131
4.4.2.3. Lojistik Regresyon Analizi	132
4.4.2.4. Zaman Serileri Analizi	133
4.5. PAZARLAMADA VERİ MADENCİLİĞİNİN ÖNEMİ	134
4.6. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE VERİ MADENCİLİĞİ UYGULAMALARI	138

BEŞİNCİ BÖLÜM

UYGULAMA

5.1. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ.....	141
5.1.1. Problemin Tanımlanması	142
5.1.2. Verinin Toplanması	143
5.1.3. Verinin Hazırlanması	143
5.1.4. Verinin Birleştirilmesi ve Temizlenmesi	143
5.1.5. Veriyi Dönüştürme	146
5.2. MODELİN KURULMASI	155
5.2.1. Birlikte Kurallarının Elde Edilmesi ve Pazar Sepet Analizi.....	155
5.2.2. Kümeleme Analizi.....	161
5.2.3. Tahminleme	167
5.2.3.1. Yapay Sinir Ağları ile Tahminleme	168
5.2.3.2. Lojistik Regresyon Analizi ile Tahminleme	175
5.3. MODELLERİN KIYASLANMASI.....	183
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	187
KAYNAKÇA.....	197

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

CRISP-DM: Cross Industry Standard Process Model for Data Mining

LM: Levenberg-Marquardt

LR: Lojistik Regresyon

MATLAB: Matrix Laboratory

SPSS: Statistical Packages for The Social Sciences

SRÖK: Sık Rastlanan Öğe Kümesi

MSE: Mean Squared Error

YSA: Yapay Sinir Ağları



TABLolar LİSTESİ

Tablo 1: Satın Alma Faaliyetleri

Tablo 2: Aile Yaşam Döngüsü

Tablo 3: Dünyanın En Büyük İlk On Şirketi (2018)

Tablo 4: Dünyanın En Değerli 20 Perakende Markası

Tablo 5: Türkiye'nin En Büyük İlk On Şirketi (2017)

Tablo 6: Tüketicinin Alışverişe Gitme Nedenleri

Tablo 7: Tipik Bir İşlem Verisi Kaydı

Tablo 8: Pazarlama Karması Unsurlarının Geliştirilmesine Yönelik Sorular

Tablo 9: Düzenlenmemiş Ham Veri

Tablo 10: Düzenlenmiş ve Ayıklanmış Veri

Tablo 11: Ürün Kategorileri

Tablo 12: Kategorik Verilerin Numerik Hale Dönüştürülmesi

Tablo 13: Veriler (Transpozu Alınmamış)

Tablo 14: Veriler (Transpozu Alınmış)

Tablo 15: Verilerin Normalize Edilmesi

Tablo 16: Ürün Grubu Dağılımı

Tablo 17: Apriori Algoritması Puseudo Kodu

Tablo 18: İşlem Veri Setleri

Tablo 19: Birlikte Satın Alınan Ürün Grupları

Tablo 20: Küme Dağılımları

Tablo 21: Kümeleme Dağılımı Tablosu

Tablo 22: Yapar Sinir Ağları Çalışma Özeti

Tablo 23: Gizli Katmandaki Sinir Sayısına Göre R^2 , MSE ve İterasyon Değerleri

Tablo 24: Gerçek Birliktelik Kuralları ve Tahmin Analizi ile Elde Edilen Birliktelikler

Tablo 25: Tahmin Analizi Sonucu Ortaya Çıkan Hata Payı

Tablo 26: Başlangıç -2Log Değerleri

Tablo 27: Başlangıç Sınıflandırma Tablosu

Tablo 28: Başlangıç Modeli Eşitliğinde Yer Alan Değişkenler

Tablo 29: Başlangıç Modeli Eşitliğinde Yer Almayan Değişkenler

Tablo 30: Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi

Tablo 31: Amaçlanan Modelin Özeti

Tablo 32: Hosmer ve Lemeshow Testi

Tablo 33: Gerçek Birliktelik Kuralları ve Tahmin Analizi ile Elde Edilen Birliktelikler

Tablo 34: Tahmin Analizi Sonucu Ortaya Çıkan Hata Payı

Tablo 35: Farklı Kombinasyonlara İlişkin Tahminleme Sonuçları (YSA)

Tablo 36: Farklı Kombinasyonlara İlişkin Tahminleme Sonuçları (Lojistik Regresyon)

Tablo 37: Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Lojistik Regresyon Analizlerinin Tahminleme Düzeylerine Göre Karşılaştırılması



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Kara Kutu Modeli

Şekil 2: Tüketici Davranışı Genel Modeli

Şekil 3: Maslow'un İhtiyaçlar Hiyerarşisi

Şekil 4: Herzberg'in İkili Faktör Teorisi

Şekil 5: Şekilde Ne Görüyorsunuz?

Şekil 6: Yorumlama Süreci

Şekil 7: Öğrenme Kuramı

Şekil 8: Tutum Doğrusu

Şekil 9: Tutum Bileşenleri

Şekil 10: Perakende Sektöründe Ülkelerin Doygunluk Durumu

Şekil 11: Pazar Çekiciliğine Göre Ülkeler

Şekil 12: Sanal Gerçeklik

Şekil 13: Artırılmış Gerçeklik

Şekil 14: Alışveriş, Satın Alma ve Tüketim Döngüsü

Şekil 15: Tüketici Satın Alma Karar Süreci

Şekil 16: Mağaza İç ve Dış Çevresinin Alışveriş Çıktılarına Etkisi

Şekil 17: Tipik Bir Veri Ambarı Süreci

Şekil 18: CRISP-DM Adımları

Şekil 19: Karar Ağacı Örneği

Şekil 20: Tipik Bir Genetik Algoritma Örneği

Şekil 21: En Yakın K Komşu Algoritması İle Sınıflama Örneği

Şekil 22: Bir Sinir Hücresi

Şekil 23: Bir Sinir Hücresinin Yapay Modeli

Şekil 24: Ağırlıklı Girdi Toplamı

Şekil 25: Aktivasyon Fonksiyonları

Şekil 26: Yapay Sinir Ağları Uygulama Örneği

Şekil 27: İki Tabakalı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

Şekil 28: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

Şekil 29: Denetimli Öğrenme Algoritmasına Ait İş Akış Şeması

Şekil 30: Denetimli Öğrenme Diyagramı

Şekil 31: Denetimsiz Öğrenme Örneği

Şekil 32: Destekli Öğrenme Modeli

- Şekil 33:** Veri Madenciliği Tasarımı
- Şekil 34:** Kümeleme Analizi Örneği
- Şekil 35:** Kategorize Edilmiş Kümeleme Yöntemleri
- Şekil 36:** Birliktelik Kuralları Grafiği
- Şekil 37:** Sık Görülen Öge Kümeleri (SRÖK)
- Şekil 38:** ID3 Diyagramı
- Şekil 39:** C4.5 Diyagramı
- Şekil 40:** Lineer Regresyon Örneği
- Şekil 41:** Çoklu Regresyon Örneği
- Şekil 42:** Lojistik Regresyon Örneği
- Şekil 43:** Müşteri İlişkileri Yaşam Döngüsü Modeli
- Şekil 44:** Bir Matrisin Transpozu (Devriği)
- Şekil 45:** Yaş Dağılımı
- Şekil 46:** Cinsiyet Dağılımı
- Şekil 47:** Aylara Göre Alışveriş
- Şekil 48:** Sık Görülen Öge Kümeleri
- Şekil 49:** Birliktelik Kuralı İlişki Düzeyi Grafiği
- Şekil 50:** Kümeleme Analizi Özeti
- Şekil 51:** Değişkenlerin Önem Derecesi
- Şekil 52:** Tahminleme Sürecine Ait Akış Şeması
- Şekil 53:** Çalışmaya Ait Sinir Ağı Yapısı Şekil
- 54:** Sigmoid ve Tanjant Fonksiyonları ile Yapılan YSA Değerleri
- Şekil 55:** Öğrenme Fonksiyonları R^2 Değerleri
- Şekil 56:** Tahmin Sonuçlarına İlişkin R^2 Değerleri
- Şekil 57:** Tahmin Sonuçlarına İlişkin Performans (MSE) Değerleri

GİRİŞ

Bilgi teknolojisinin gelişmesiyle birlikte Pazarlama 3.0 kavramı ele alınmış, ürün odaklı pazarlama anlayışından tüketici odaklı pazarlama anlayışına, oradan da insan odaklı pazarlama anlayışına gelinmiştir. Ancak, Sanayi Devrimi'nin 4. Evresiyle birlikte Pazarlama 3.0 kavramı yerini Pazarlama 4.0 kavramına bırakmıştır. Verinin bilgiye dönüştüğü bu evrede tüketiciler, ihtiyaçlarını ve isteklerini karşılayan üründen ziyade yaratıcılıklarını da tatmin edecek ürünler istemektedirler. Üstelik üretim sürecinin bir parçası olmak, ürünle etkileşimde olmak ve elde ettikleri deneyimleri diğer tüketicilerle paylaşmak istemektedirler. Bu aşamada pazarlama uzmanlarının görevi; tüketicilerin deneyim elde ettiği bu yolculukta onlara rehberlik etmektir (Kotler vd., 2017; Jara et al., 2012).

İşletmeler, yatırımlarını pazarlama faaliyetlerine göre değerlendirdikçe, veri madenciliği tekniklerine odaklanma eğilimi artmaktadır. Müşteriler ve bu müşterilerin belirli ürünlere yönelimleri hakkında daha fazla bilgi edinilmesi, bu bilgilerin kullanılarak müşterilere uygun seçimlerin yapılması ve hangi pazarlama stratejilerini kullanarak uzun vadeli müşteri memnuniyetinin sağlanması ve korunmasında başarılı olunabileceğini anlamak için veri madenciliği teknikleri önemli bir araçtır. Çünkü müşteriyi doğru anlamak uzun vadeli müşteri sadakatini sağlarken, müşteriyi doğru analiz edememek bir felaketle sonuçlanabilmektedir (Becker, 2002, Aktaran: Mushtaq and Kanth, 2015: 985). Piyasalardaki kısıtlar azaldıkça, bilginin yayılma hızında büyük bir değişim olmuştur. Yaptığımız hemen her şey tıpkı ormanda yürüyüş yapar gibi arkasında küçük bir miktar veri bırakmaktadır. Diş macunu satışından hayat sigortası poliçelerine kadar her etkinlik bir veridir. Eğer bu veri doğru analiz edilebilirse veri kümeleri arasındaki gizli kalıplar keşfedilerek uluslararası pazarda rekabet avantajı sağlanabilmektedir. İşte bu gizli kalıpları ortaya çıkaran sistemin arkasında dev bir endüstri yani veri madenciliği vardır (Mushtaq and Kanth, 2015: 985).

Bu çalışmanın amacı, perakende mağazası müşterilerinin geçmiş ürün veya hizmet satın alma davranışlarının incelenerek bir davranış modelinin ortaya çıkartılması ve bu model yardımıyla müşterilerin gelecekte satın alabileceği ürün veya

hizmetlerin tahmin edilmesidir. Tahminleme modelinin oluşturulmasıyla beraber benzer davranış sergileyen tüketiciler, kümeleme analizi ile gruplandırılmıştır.

Beş bölümden oluşan çalışmanın son bölümünde alan araştırması yapılmıştır. Alan araştırmasında nicel araştırma tekniklerinden birliktelik kuralları oluşturma, kümeleme ve tahminleme yöntemleri kullanılarak uygulama gerçekleştirilmiştir. Birliktelik kuralları için apriori algoritması kullanılmıştır. Birliktelik kuralı ve tahminleme modelinin kurulması MATLAB programı yardımı ile yapılmıştır. Kümeleme analizi ve lojistik regresyon ile tahminleme modelinin kurulması için ise, SPSS 22 programı kullanılmıştır.

Çalışma sonunda elde edilen birliktelik kuralları değerlendirilmiş, bu sonuçlardan hareketle hem yapay sinir ağları hem de lojistik regresyon ile tahminleme modeli oluşturulmuştur. Her iki yöntemin tahminleme gücü karşılaştırılmış ve elde edilen tahminleme sonuçları değerlendirilmiştir.

Tahminleme analizinin yanında kümeleme analizi yapılmış ve elde edilen her bir kümede yer alan değişkenlerin kümelere dağılımı ve önem derecesi değerlendirilmiştir.

Sonuç ve öneriler bölümünde; birliktelik kuralları, yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve kümeleme analizleri sonunda elde edilen bulgulara ilişkin değerlendirmeler yapılmıştır. Son olarak, bu çalışma sırasında karşılaşılan kısıtlar ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar ile ilgili öneriler geliştirilmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

TÜKETİCİ VE TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI

Tüketim ve tüketici kavramları tek başlarına basit birer kavram gibi görünseler de bir toplumun yapısını, yaşam biçimini, değerlerini ve gelişmişlik düzeyini ifade etmektedir. Dolayısıyla, bu kavramları toplumun temelini oluşturan ve o toplumu dönüştürebilen kavramlar olarak nitelemek mümkündür (Göker ve Alpman, 2011: 112).

Tüketim kavramı bireysel ihtiyaçlardan doğar. Bireyin duyduğu istek ve ihtiyaçlar zamanla tüketim olgusuna dönüşür ve birey bu istek ve ihtiyaçlarını karşılamak için tüketmeye başlar. Kişisel istek ve ihtiyaçlar zaman içerisinde değişiklik göstereceğinden her dönemin tüketim anlayışı bir önceki dönemle karşılaştırılmamalıdır (Karakaş, 2017: 247-248).

Yakın geleceğe kadar tüketici satın alma davranışları fiziksel ihtiyacın karşılanmasına yönelik iken bugün bu davranış var olmaya yönelik evrilmiştir. Bunun nedeni, kurulan devasa mağazaların ve alışveriş merkezlerinin birer yaşam ve sosyalleşme alanı haline gelmesi ile tüketicinin sürekli tüketime yönlendirilmesi ve tüketicinin ihtiyaçlarının manipüle edilmesidir (Göker ve Alpman, 2011: 112-113).

Tüketici satın alma davranışı bir süreç ve tüketici kavramı bu sürecin vazgeçilmez bir ögesidir (Okumuş, 2013: 7). Dolayısıyla, tüketicinin satın alma davranışlarını anlayabilmek için tüketicinin nasıl davrandığını, neden bu şekilde davrandığını, hangi faktörlerin bu davranışı etkilediğini irdelemek gerekmektedir. Görüldüğü gibi, tüketicinin satın alma davranışı aslında tüketicinin davranışlarından yani tüketicinin içsel dünyasından oluşmaktadır. Bu nedenle, tüketiciyi anlamak veya tanımak, onun davranışlarının nedenlerini ve ürün satın alımında nasıl bir davranış sergileyeceğini çözmek demektir.

1.1. TÜKETİCİ KAVRAMI

Teknolojinin baş döndüren bir şekilde gelişmesi, piyasadaki rakip sayısının artması ve bir işletme olarak hayatta kalmanın çok önemli olduğu günümüzde pazarlama çalışmalarının en merkezinde tüketici kavramı yer almaktadır. Çünkü tüketicinin sürekli değişen taleplerini karşılayabilmek ve tüketiciyi tatmin edebilmek yaşam boyu müşteri değeri ve dolayısıyla rekabet üstünlüğü getirecektir.

Schiffman ve Wisenblit (2015: 33) tüketiciyi; farklı psikolojik yapıya sahip, farklı sosyal istekleri olan ve ayrıca farklı istek ve önceliklere sahip karmaşık bir birey olarak tanımlamıştır. Özkazanç (1196: 28) ve İslamoğlu (2003: 3-5) ise tüketicinin; istek ve ihtiyaçlarını gidermek için ürün veya hizmet tüketen kişi olduğunu dile getirmişlerdir. Diğer bir deyişle tüketici; kendisine sunulan ürün veya hizmeti kabul veya ret eden ve dolayısıyla, işletmelerin hedef kitlesini oluşturan kişidir. Tanımdan da anlaşılacağı üzere, tüketici kavramını kullanabilmemiz için alınan ürün veya hizmetin son kullanım için satın alınması gerekmektedir (Okumuş, 2013: 7).

Tüketicinin zihni, karmaşık yapıya sahip dinamik bir sistemdir. Duruma göre tüketici; bir bilgi işlemci, davranışsal tepki aracı, durumsal tepki aracı, sembolik değiş tokuş aracı, duygusal tepki aracı, şematik işleme aracı, ritüel aracı olabilir (Nicosia, 1966; Howard ve Sheth, 1969; Howard 1977; Foxall, 1990; Belk, 1975; Umiker-Sebeok, 1987; Stayman vd., 1992; Rook 1999; East vd., 1993; Twomney, 19991). Şuana kadar, tüketicilerin kararlarını ve davranışlarını etkileyen birçok faktör tanımlanmış ve kimlik, renk, ruh hali, fiyat gibi konularda belirgin farklılıklar bulunmuştur (Smith, 2000). Bu nedenle, tedarik aşamasından nihai ürünün üretilmesi aşamasına kadar gerçekleştirilen tüm süreçlerde tüketicinin beklentilerinin incelenmesi ve davranışlarının nedenlerinin derin bir şekilde araştırılması gerekmektedir.

Tüketici, ürüne karar verdiği andan başlayarak satın alma ve değerlendirme aşamasına gelinceye kadar pek çok faktörden etkilenir. Bu faktörler içsel olabildiği gibi dış çevreden de gelebilir. Bu nedenle tüketici ile ilgili bir çalışma yapılırken tek

başına tüketicinin demografik veya kişisel özellikleri değil, içsel ve dışsal tüm faktörlerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

1.2. TÜKETİCİ DAVRANIŞI KAVRAMI

Tüketici davranışı, insan davranışından ileri gelmektedir. Tüketici, içinde bulunduğu çevre, iç dünyası ve pazar dinamiklerinin etkileşimi sonucu bir tüketim davranışı sergiler (Odabaşı ve Barış, 2003: 29-35). Tüketici davranışlarının araştırılması sayesinde, işletmeler doğru bir pazarlama karması oluşturabilir, tüketicinin satın aldığı ürüne vereceği tepki önceden kestirilebilir ve yapılan pazarlama çalışmalarının başarılı ya da başarısız olup olmadığı tespit edilebilir (Kavas vd., 1995: 3).

Amerikan Pazarlama Derneği, tüketici davranışlarını; insanların hayatlarında değişime neden olan etken ile bilişin, davranış ile çevrenin dinamik etkileşimi olarak tanımlamıştır (Peter ve Olson, 2010: 5). Tanımdan da anlaşılacağı üzere tüketici davranışı çevre ile birlikte ele alınmalıdır. Tüketici davranışları konusu pazarlama kavramının doğuşundan yaklaşık otuz yıl önce General Motors'un başkanı Alfred Sloanın, her tüketicinin aynı olmadığını, her tüketicinin farklı bir davranış sergilediğini ve firmaların farklı tüketici gruplarını tanımlayarak onlara özel ürün satması gerektiğini anlamasıyla ön plana çıkmıştır. General Motors, "Her keseye ve amaca uygun bir araba" sloganıyla farklı fiyatta ve çeşitte araba üretimine başlamıştır (Schiffman ve Wisenblit, 2015: 33).

Tüketici davranışı modeli Kurt Lewin tarafından ortaya atılmıştır. Lewin tüketici davranışını $D = f\{K < Ç\}$ şeklinde formüle edilmiştir (Arslan, 2003: 85).

D: Davranış

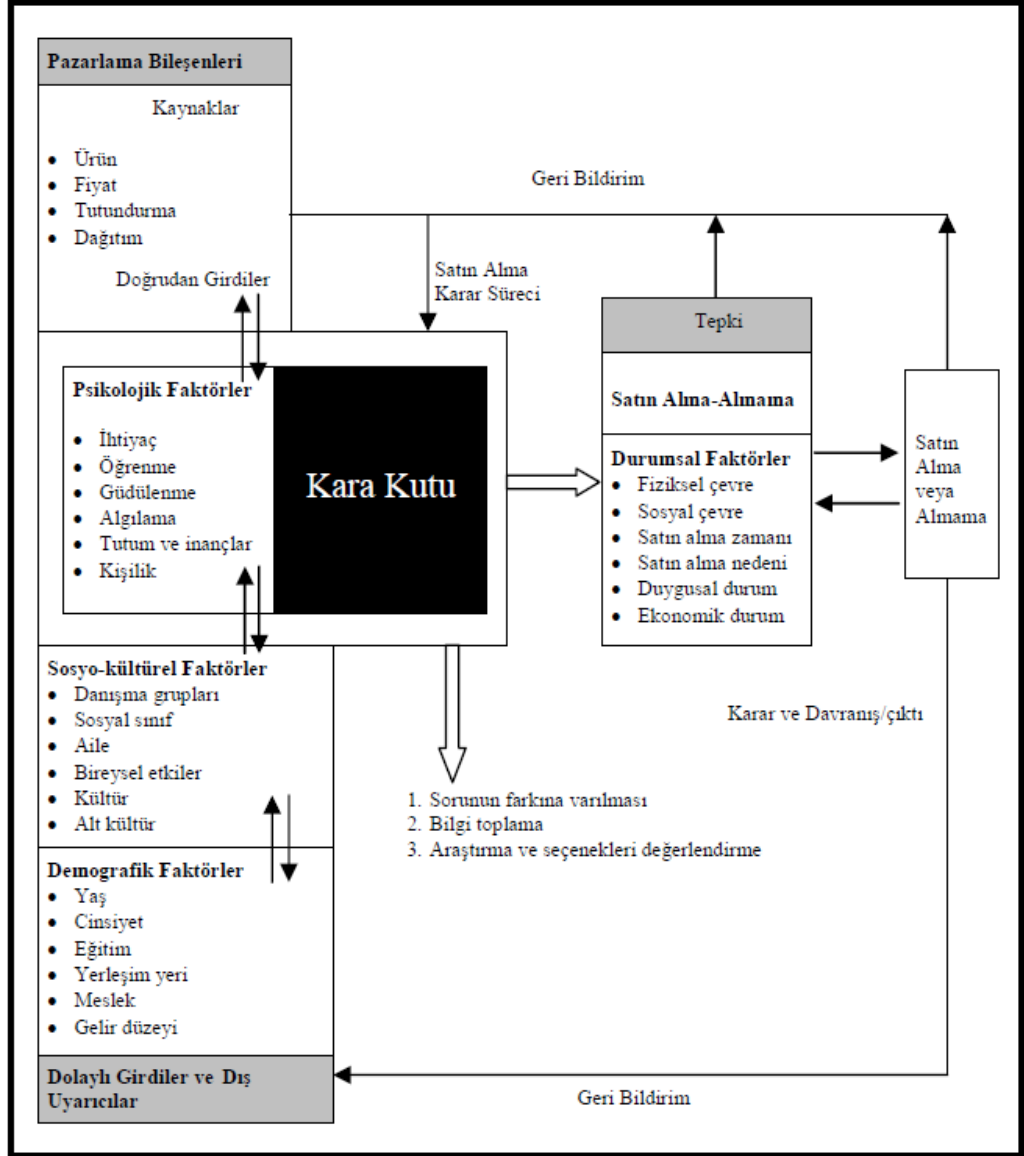
K: Kişisel etki

Ç: Çevre faktörleri

Buna göre davranış, kişisel etkilerle çevresel faktörlerin bir fonksiyonudur.

Davranış modelinden sonra uyarıcı ve tepkileri açıklayan kara kutu modeli geliştirilmiştir (Danışman ve Gündüz, 2018: 713).

Şekil 1: Kara Kutu Modeli



Kaynak: Özgen vd., 2007: 19.

Şekil 1'de yer alan modele göre, tüketici dışsal etkilere kara kutu içerisinde yer alan ve bilinmeyen kişisel, sosyal ve kültürel etmenlere göre tepkiler verir. (Danışman ve Gündüz, 2018: 713). Firmaların rekabet üstünlüğü, bu kara kutunun doğru çözümlenmesinde gizlidir. Bunun için firmalar pek çok analiz yöntemleri kullanarak tüketici hakkında daha derin bilgiler elde etmeye çalışmaktadırlar.

Özellikle gelişen teknolojiyle birlikte tüketicinin davranışları ve talepleri her gün değişmektedir. Jenerasyonlar arası uçurum daha kısa sürede daha fazla açılmakta ve firmalar her bir jenerasyonun talebini karşılamakta büyük zorluk yaşamaktadır. Talepleri karşılayabilmek için mağazalar her gün daha da büyümekte ve çeşitlenmektedir. Tüketici, ihtiyacının en hızlı şekilde ve istenen düzeyde karşılanmasını beklediği için işletmelerin hazırladığı tanıtım kampanyaları hızlı, dinamik ve tüketicinin değişen düşüncelerine göre hızla değişen bir yapıya dönüşmüştür.

Tüketici davranışlarının araştırılması, bir işletmenin yaptığı çalışmaların kalbidir. Çünkü tüketici davranışlarının doğru anlaşılması, o tüketiciye doğru ürünün sunulması, tüketicinin ihtiyacının beklediği düzeyde karşılanması ve hatta tüketicinin henüz farkında olmadığı ihtiyaçlarının ortaya çıkarılarak yeni pazar alanlarının yaratılması demektir. Bu ihtiyaçların ortaya çıkarılabilmesi ve yeni pazar alanlarının yaratılabilmesi için tüketicilerin doğru gruplara ayrılması gerekmektedir. Aynı yaş grubunda olan bireylerin benzer davranış sergileyeceğini söylemek mümkün değildir veya aynı cinsiyetteki bireylerin benzer düşüncelere sahip olması çok zor bir ihtimaldir (Yükselen, 2008: 132; Solomon vd., 2013: 3). Bu nedenle, benzer davranışı sergileyen hedef grupların tespiti için pek çok değişkenin bir arada kullanılması gerekmektedir.

İşletmeler tüketici davranışlarını incelerken tüketicinin ihtiyaçlarını karşılamasını beklediği ürünü araştırma, satın alma, kullanma ve değerlendirme çabalarını takip ederler (Schiffman ve Wisenblit, 2015: 30). Bu aşamaları gerçekleştiren tüketicinin bıraktığı çok sayıda bilgiye ulaşabilen ve doğru bir şekilde analiz edebilen firmalar önemli derecede rekabet avantajı elde ederler. Çünkü tüketici davranışlarının incelenmesi işletmelere tüketiciyi anlama ve tüketiciyle empati kurma imkanı verir (Peter ve Olson, 2010: 5) ve işletmelere doğru ürün ve hizmetlerle tüketiciye ulaşma fırsatı sunar. Ayrıca, işletme ve tüketicinin birbirini anlayarak uzun süreli ilişki kurmalarına yardımcı olur.

1.3. TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI

Geçmiş dönemlerde tüketicinin satın alma esnasında sergilemiş olduğu davranışlar incelenirken; bugün satın alma öncesi, satın alma sırası ve satın alma sonrası aşamaları, tüketicinin her bir aşamada sergilediği davranışları, almış olduğu kararları, her aşamada karşılaştığı durumlara verdiği tepkileri araştırılmaktadır. Bunun en önemli nedeni tüketicinin bilgiye kolay ulaşması nedeniyle her aşamada kararının veya düşüncesinin değişebilecek olmasıdır. İşletmeler, tüketicinin her satın alma aşamasına yönelik ayrı pazarlama bileşenleri oluşturmakta ve her birinin geri bildirim mekanizmalarını ayrı ayrı incelemektedir (Koç, 2007: 21-23).

Schiffman ve Wisenblit (2015: 30) tüketici satın alma davranışı; tüketicinin hangi ürünü nasıl, neden, ne zaman, nereden, ne sıklıkta satın aldığını, bu ürünü ne için kullandığını, ürünü kullandıktan sonra nasıl bir tepki verdiğini, yapılan reklamların satın alma eğilimini ne derece etkilediğini, bu ürünü tekrar satın alıp almayacağını irdeleyen bir araştırma alanı olarak tanımlamıştır. Kotler ve Keller (2011)'e göre tüketici satın alma davranışı; bireylerin, grupların ve kuruluşların, ihtiyaçlarını ve isteklerini karşılamak için malları, hizmetleri, fikirleri veya deneyimleri satın alma ve elden çıkarma yollarının incelenmesidir. Tüketici satın alma davranışları, bireylerin ürün satın alırken mevcut kaynaklarını (zaman, para, emek) harcamaya yönelik nasıl karar verdiklerini, bu kararların tüketimle ilgili öğeler üzerindeki etkilerini inceler (Singh vd., 2014: 17).

Tüketici satın alma davranışı, 1960'ların ortalarında yeni bir alan olarak ortaya çıkmıştır. Çünkü, bu dönemde pazarlama uzmanları tüketici davranışlarını anlayabilmek için psikoloji, sosyoloji, sosyal psikoloji, antropoloji, ekonomi gibi alanlardan faydalanmaya başlamışlardır (Singh vd., 2014: 17). Günümüzde ise mühendislik alanlarından da faydalanmaktadırlar. Mühendislik alanının da dahil olmasıyla birlikte tüketicinin satın alma davranışı ile ilgili çalışmalar sadece mevcut ürünler için değil, gelecekte üretilmesi planlanan veya yeni tasarlanan ürünlerle ilgili bilgiler verir ve yeni pazarlama stratejilerinin oluşturulmasında önemli rol oynar. Tüketici davranışlarının özelliklerini aşağıdaki gibi sıralamak mümkündür (Odabaşı ve Barış, 2002; Saygılı, 2011: 117);

- Tüketici davranışı güdülenmiş bir davranıştır; Yıldırım (2016: 217), tüketici satın alma davranışını problem çözme eylemi olarak tanımlar. Yani bir arzu ve ihtiyaç dolayısıyla problem olduğunu hisseden tüketici bu problemi çözmek üzere güdülenerek satın alma davranışı sergilemektedir.
- Tüketici davranışı karmaşıktır ve zamanlama açısından farklılık gösterir; tüketici için ürünün teknik özellikleri, fiyatı veya çok fonksiyonlu olması durumuna göre ürüne karar verme süresi değişkenlik gösterir.
- Tüketici davranışı farklı rollerle ilgilenir; her bireyin tüketim sürecindeki rolü farklıdır. Kimi birey bu aşamada etkileyici iken kimileri karar verici veya satın alıcı olabilir (Saygılı, 2011: 104).
- Tüketici davranışı çevre faktörlerinden etkilenir; bir tüketici ürün veya hizmet seçimi yaparken içinde yaşadığı kültür, bulunduğu bölgenin ekonomik durumu, teknoloji, politika gibi dışsal faktörlerden etkilenir.
- Her birey farklı demografik, sosyal, kültürel bileşenlere ve farklı kişilik özelliklerine sahip olduğundan tüketici davranışı kişiye göre farklılıklar gösterebilir;
- Tüketici davranışı çeşitli faaliyetlerden oluşur; bu faaliyetleri satın alma öncesi, sırası ve sonrası faaliyetler şeklinde sıralamak mümkündür. Akyüz (2006: 8), tüketici satın alma öncesi, sırası ve sonrası faaliyetlerini Tablo 1’de ki gibi özetlemiştir.

Tablo 1: Satın Alma Faaliyetleri

Satın Alma Öncesi Faaliyetler	Satın Alma Faaliyetleri	Alma Sonrası Faaliyetler
Mağazaları dolaşma İnternette dolaşma Diğerlerini gözlemlene Satış elemanları ile görüşme Reklamları izleme	Satın almaya karar verme Hangi marka? Ne kadar? Hangi tür? Hangi ürün? Nereden? Nasıl? Ne zaman?	Ürünü kullanıma hazırlama Ürünü kullanma Deneyimini artırma Ödemelerde bulunma Bakımın gerçekleştirilmesi Ürünü elden çıkarma
Ürünler hakkında düşünme Seçenekleri değerlendirme Bilgi kazanma Görüş sorma Önerileri alma	Ödemeleri düzenleme Ayrıntıları halletme Ürünü temin etme Nakliye-Montaj	Aileye, arkadaşlara anlatma Satıcılara şikayet Bir sonraki satın almaya hazırlanma

Kaynak: Akyüz, İlker. **Mobilya Satın Almada Tüketici Davranışlarını Etkileyen Psikolojik, Sosyo-Psikolojik ve Sosyo Kültürel Faktörlerin İncelenmesi**, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2006.

- Tüketici davranışı dinamik bir süreçtir; Tüketici, satın alma eylemini gerçekleştirirken bir satın alma karar sürecini tamamlar (Singh vd., 2014: 19).

Tüketici satın alma davranışları muğlak satın alma davranışı, uyumsuzluğu azaltan satın alma davranışı, alışılmış satın alma davranışı ve çeşitlilik arayan satın alma davranışı olmak üzere dört ayrı kategoride ele alınmaktadır.

Muğlak Satın Alma Davranışı: Bu satın alma davranışında tüketici, ürün alımına derinden kendini vermektedir. Tüketici önce ürünlerle ilgili inanç, sonra tutum ve en sonunda da satın alma davranışı gerçekleştirir. Genellikle satın alınan ürün pahalı ve sık satın alınamayan bir üründür. Burada tüketici markalar arasında farkı iyi bilmekte ve bu nedenle derinden araştırmalar yapmaktadır. Bu aşamada işletmeler, tüketicinin hangi bilgi kanalından araştırma yaptığını iyi tespit etmeli ve ürünün dikkat çekecek özelliklerini tüketiciye en iyi şekilde ulaştırmalıdır (Yücedağ, 2005:7).

Uyumsuzluğu Azaltan Satın Alma Davranışı: Bu satın alma davranışında tüketicinin aldığı ürün yine pahalı, sık satın alınamayan ve riskli bir üründür. Tüketici ürün hakkında derin bir araştırma yapmasına rağmen markalar arasında çok büyük bir fark göremez. Bu aşamada kendisine sunulan iyi bir fiyat veya satın alma kolaylığı karşısında hemen ürünü satın alma eylemine geçecektir. Ürün satın alındıktan sonra

eğer tüketici üründen memnun kalmazsa veya çevresinden farklı markalarla ilgili olumlu duyular alırsa o zaman kendi tercihinin doğruluğunu ispat etmeye yönelik tekrar ürünle ilgili detaylı bilgi araştırmasına geçecektir (Kotler, 2000: 177).

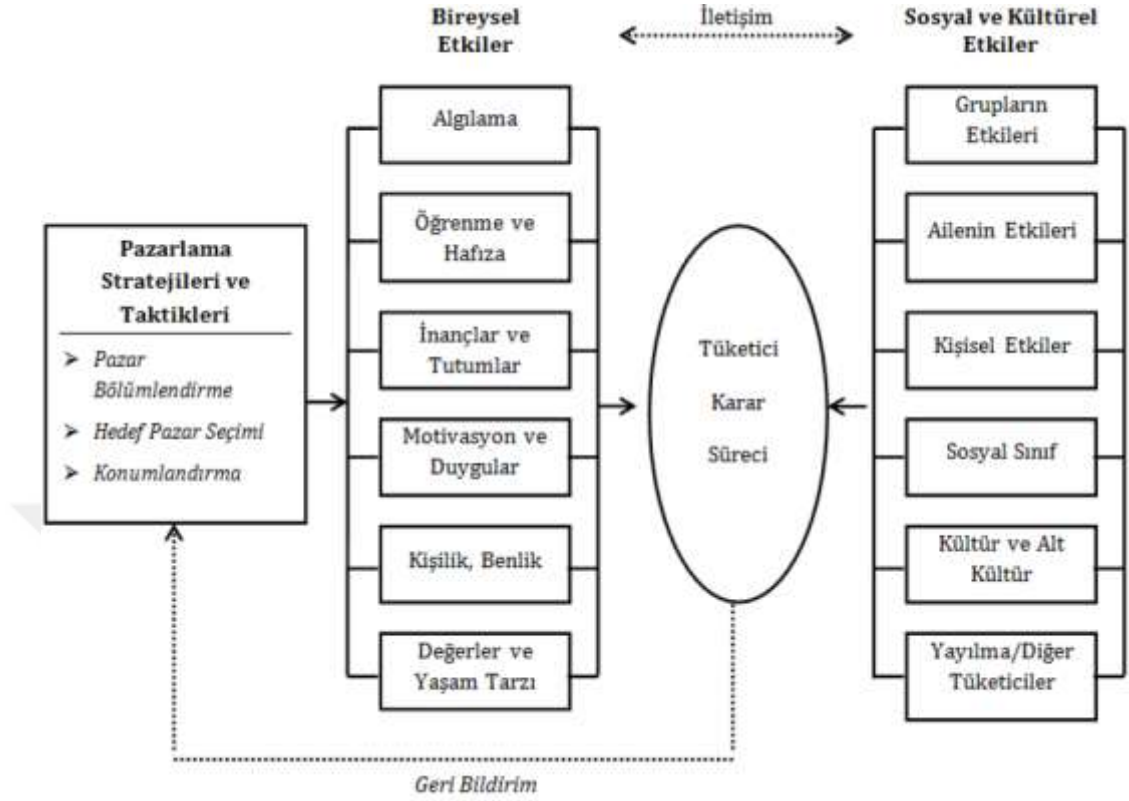
Alışılmış Satın Alma Davranışı: Alışılmış satın alma davranışı genellikle düşük fiyatlı, markalar arasında pek fark bulunmayan ürünlere yönelik gerçekleştirilen bir davranıştır. Bu davranışta, tüketicinin sürekli aynı markayı alması marka sadakatinden değil alışkanlıktan ileri gelmektedir. Tüketici, ürün üzerinde çok fazla düşünmez ve ürünle ilgili araştırma yapmaz. Ürünü satın aldıktan sonra da değerlendirme ihtiyacı hissetmez (Calp vd., 2015: 4).

Çeşitlilik Arayan Satın Alma Davranışı: Bu satın alma davranışı tipinde, ürün düşük fiyatlı, kolay bulunabilen bir ürün olmasına rağmen tüketici sırf değişiklik yapmak için farklı markaları tercih edebilir. Tüketici farklı markalarla ilgili bilgi araştırmaz. Sadece rafta bulunan farklı bir markayı alıp denemek ister. Tüketicinin farklı markaya yönelmesi bir memnuniyetsizlik göstergesi değil, bir çeşitlilik arayışıdır. Bu nedenle firmalar raflarda mutlaka ürünlerini bulundurmalı ve yoğun reklamlar vererek tüketicide bir aşinalık oluşturmalıdır (Yücedağ, 2005: 9; Calp vd., 2015: 4)

1.4. TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER

Tüketici hem bireysel hem de çevresel etmenlerle yoğrulmuş karmaşık bir yapıdır. İçinde yaşadığı sosyal çevresi, kişilik yapısı, duygu durumu gibi faktörler tüketicinin alışveriş davranışına yansımaktadır. Tüketicinin bir ürünü veya hizmeti satın alırken gösterdiği eğilim bazen anlamsız gibi görünse de aslında Şekil 2’de görüldüğü gibi bu eğilimin arkasında pek çok etmen gizli olabilir.

Şekil 2: Tüketici Davranışı Genel Modeli



Kaynak: Okumuş, 2013: 30

Tüketici, satın alma karar aşamasında hem içsel hem de dışsal pek çok faktörden etkilenir. Bu nedenle, tüketici davranışları incelenirken onu etkileyen tüm sosyo-kültürel (aile, referans grupları, sosyal sınıf, kültür vb.), kişisel (yaş, cinsiyet, meslek vb.) ve psikolojik (güdüleme, algı vb.) faktörlerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

1.4.1. Sosyal ve Kültürel Faktörler

1.4.1.1. Aile

Aile, anne, baba ve çocuklardan oluşur ve bir toplumun en küçük parçasını oluşturur. Aile bireylerin yetişmesi ve insan neslinin devam ettirilmesi gibi sosyolojik bir göreve sahiptir. Ancak bu görevinin dışında, ailedeki değişim toplumun yapısını da etkilemektedir. Örneğin, bir toplumdaki ailelerin ekonomik yapısının güçlenmesi

dolayısıyla toplumun ekonomisinin güçlenmesini sağlayacaktır (Kılıç vd., 2004: 133; Korkmaz vd., 2009: 256).

Aile, bireylerin öğrenmeye başladığı ilk noktadır. Birey, toplumun sosyal ve kültürel yapısını, tasarruf veya alışveriş alışkanlıklarını ailede öğrenir. Benzer şekilde topluma dahil olan genç bireyler de yeni gelişmeleri ve değişimleri aileye öğretir (Bahar, 2009:152).

Ailenin alışveriş davranışlarındaki değişim, toplumun alışveriş davranışlarındaki değişimi yansıtır. Örneğin, kadınların çalışma hayatında daha fazla yer alması evde alışveriş konusunda daha fazla söz sahibi olmasına neden olacak ve kadın, işletmeler için hedef grup haline gelecektir. Benzer şekilde çocukların alışveriş davranışlarını etkilediği ailelerde, hedef grup çocuklar olacak ve çocuklara yönelik tanıtım kampanyaları düzenlenecektir (Örücü ve Tavşancı, 2001: 2; Keskin ve Baş, 2015: 57).

Duvall, Tablo 2’de görüldüğü gibi aileyi sekiz evreye ayırmıştır (Aile Araştırma Kurumu, 1995: 346). Buna göre aile bireylerinin aile içinde sahip olduğu görevler sürelidir ve her bir evrede aile bireylerinin rolleri değişmektedir. Pazarlama stratejileri oluşturulurken aile yapısının bu sekiz evreye göre dikkate alınması gerekmektedir. Örneğin, genç bir tüketici, daha bireysel isteklere ve hayallere sahip iken yetişkin hale geldiğinde aileye dönük beklentilere girmekte ve ailesine öncelik vermektedir. Yaşlandıktan sonra kapıldığı yalnızlık duygusundan dolayı yine bireysel beklentilere yönelmeye başlamaktadır (Aile Araştırma Kurumu, 1995: 346).

Tablo 2: Aile Yaşam Döngüsü

Aile Yaşam Döngüsü Pozisyon	Aile İçindeki Görevi	Ailenin Kritik Gelişimsel Görevi	Evresi Süresi
Evli Çiftler (Çocuksuz)	Karı Koca	Karşılıklı doyurucu bir evlilik kurmak Hamileliğe ve annelik, babalık sözleşmesine uyum sağlamak	2 Yıl
Bebekli Aileler (30 aylık bebeği olanlar)	Karı-Anne Koca-Baba Kız çocuk-Kız kardeş Erkek çocuk-erkek kardeş	Küçük çocuğun gelişimine uyum sağlama, çocuğu cesaretlendirmek	2-5 Yıl
Okul Öncesi Dönemde Çocuğu Olan Aileler (30 ay-6 yaş)	Karı-Anne Koca-Baba Kız çocuk-Kız kardeş Erkek çocuk-erkek kardeş	Okul öncesi dönem çocuğunun kritik ilgi ve ihtiyaçlarına uyum sağlamak	3-5 Yıl
Okula Giden Çocukları Olan Aileler (6-13 yaş)	Karı-Anne Koca-Baba Kız çocuk-Kız kardeş Erkek çocuk-erkek kardeş	Okul çağında çocukları olan ailelerle uyum içinde olmak Çocukların eğitsel başarılarını cesaretlendirmek	7 Yıl
Ergenlik Çağında Çocukları Olan Aileler (13-20 yaş)	Karı-Anne Koca-Baba Kız çocuk-Kız kardeş Erkek çocuk-erkek kardeş	Özgürlük ve sorumluluk arasında denge oluşturmak	7 Yıl
Hareket Eden Merkezler Olarak Aile (Birinci çocuk evden ayrılmış, son çocuk evden ayrılıyor)	Karı-Anne-Büyükanne Koca-Baba Kız çocuk-Kız kardeş-Hala Erkek çocuk-erkek kardeş	Genç yetişkinleri iş, askerlik, okul ve evlilik için özgür bırakmak	8 Yıl
Orta Yaşlı Anne-Baba (Boşalmış evden emekliliğe)	Karı-Anne-Büyükanne Koca-Baba	Evlilik ilişkilerini tekrar inşa etmek Daha yaşlı ve daha genç yaşlı ve daha genç kuşaklarla soy bağlarını sürdürmek	15 ±
Aile Üyelerinin Yaşlanması (Emeklilikten her iki eşin ölümlüne)	Dul erkek/Dul bayan- Karı-Anne-Büyükanne- Koca-Baba-Büyükbaba	Yalnız yaşamayla baş etme, emekliliğe uyum göstermek	10-15 ±

Kaynak: T.C. Başbakanlık Aile Araştırma Kurumu Başkanlığı Aile Kurultayı. Değişim Sürecinde Aile; Toplumsal Katılım ve Demokratik Değerler, Ankara, 1995, Aktaran: Çelik, 2013: 27

1.4.1.2. Referans Grupları

Gu vd'ne (2011: 292) göre, iletişim araçları zenginleştikçe referans grupların tüketici davranışları üzerinde önemi artmaktadır. Özellikle son yıllarda sosyal medyanın popüler olması, tüketicilerin birbirleriyle rahat iletişim kurması, kullandıkları her ürünü sosyal medyada paylaşması tüketim eğilimine yön vermektedir. Tüketiciler, bir ürünü satın almaya karar vermeden önce bu ürünü kullanan bireylerin deneyimlerine başvurumaktadırlar. Online ürün satan firmaların kullanıcı forumlarında olumlu veya olumsuz yorumları, ürünü ilk defa satın alacak tüketicide de benzer bir tutuma neden olabilmektedir. Ayrıca, yeni bir iş kolu gibi görünen sosyal medya bloggerlığı önemli bir referans grubu halini almıştır. Blog

yazarları tüketicilerin sosyal sınıf düşüncelerini etkilemekte ve tüketiciler üst sınıfa dahil olabilmek için bloggerları takip etmektedirler.

1.4.1.3. Roller ve Statüler

Rol, bir bireyin toplum içindeki görevini, statü ise bireyin sahip olduğu rol, meslek, gelir gibi somut göstergeler sonucu toplum içindeki yerini belirlemektedir. Rol, bireysel rol olarak aile içinde başlar ve toplum içindeki rollerle devam eder. Özellikle, aile içindeki rollerin satın alma kararları üzerindeki etkisi büyüktür. Örneğin çocuk hane içinde alışveriş yapma görevine sahip değilken alışverişini etkileyebilmektedir. Veya bir hanede genellikle anne rolündeki birey çamaşır makinesini kullanırken baba bu makinenin markasının seçiminde etkili olabilmektedir. Roller bireyin toplumdaki statüsünü belirlediğinden bireye çeşitli sorumluluklar ve görevler yüklemektedir. Bireyler, statülerin toplum içerisinde tabakalandırma yaptıklarına inanmakta ve genellikle içinde bulunduğu tabaka veya sınıftan bir üst sınıfa yükselmeye çalışmaktadırlar. Çünkü daha üst sınıfa yükselme, yeni bir rol veya statü sahibi olmayı, güç kazanmayı ve yeni fırsatlar elde etmeyi sağlayacaktır. Daha üst sınıfa yükselme isteği bireylerin satın alma davranışlarına doğrudan etki etmektedir. Bireyin tercih ettiği markalar, gittiği mekanlar ve yaşam tarzı statüsünü ve dolayısıyla sınıfını belirlemektedir (Penpece, 2006: 37, Durmaz ve Bahar Oruç, 2011: 68.).

1.4.1.4. Sosyal Sınıf

Sosyal sınıf, benzer özelliklere sahip olan bireylerin oluşturduğu kümedir (Hacıoğlu Deniz, 2011: 250). Bireyin içinde bulunduğu sosyal sınıf onun tüketim tercihlerini de etkilemektedir. Çünkü tercih ettiği markalar tüketicinin sosyal yaşam içindeki yerini belirlemede önemli rol oynamaktadır. Özellikle son zamanlarda imaj kavramının ön plana çıkmasıyla birlikte sadece tüketim ürünleri değil, hizmetler de sosyal sınıf belirleyicisi haline gelmiştir. Örneğin, gidilen kafeler, alınan otomobiller, kullanılan telefon markaları gibi pek çok ürün ve hizmet bireyin dahil olduğu sosyal sınıfı belirlemektedir. Görüldüğü gibi, markalar ve ürünler artık sadece bir tüketim aracı değil, bir grubun sembolü haline gelmiştir ve o gruba dahil olabilmek için benzer markaların tercih edilmesi gerekmektedir (Aktuğlu ve Temel, 2006: 49). Açıkalın ve

Gül (2006: 19), farklı sosyal sınıfta yer alan veya farklı gelire sahip bireylerin tüketim amaçlarının farklı olabileceğini dile getirmişlerdir. Buna göre, gelir durumu iyi olan bir tüketici bireysel tatmini ön planda tutarak statüsünü dikey olarak yükseltmeye çalışırken, gelir düzeyi daha düşük olan bir tüketici içinde bulunduğu sınıfının en iyisi olacak şekilde satın alma davranışı gösterecektir.

Çınar ve Çubukçu (2009: 284), günümüz tüketimini gösterişçi tüketim olarak nitelendirmiş, bireylerin tüketimi tatmin olmak ya da fayda sağlamak değil, diğer bireylerin gözünde iyi görünerek dahil olduğu sosyal sınıfı atlamak ve daha üst sınıflara yükselmek için yaptıklarını söylemişlerdir.

1.4.1.5. Kültür

Kültür, bir toplumda süregelen örf, adet, gelenek, inanç, sanat, bilgi, hukuk gibi beceri ve alışkanlıklar bütünüdür (Hacıoğlu Deniz, 2011: 249-2450). Kültür soyut bir kavram olduğundan tüketiciye etki ettiği bilinen ancak rakamlarla net bir şekilde ölçülemeyen bir faktördür. Kültür, kişinin günlük davranışlarını, alışkanlıklarını, eğilimlerini, yaşamını, yeme-içme ve giyim tarzını etkileyen en temel faktörlerden biridir (Hacıoğlu Deniz, 2011: 249-2450).

Sıgır ve Tıgılı (2006: 328-329), kültürün özelliklerini şöyle tanımlamıştır;

- Kültür, bireyler tarafından gelecek nesillere aktarılmaya çalışılır,
- Kültür, bir toplumu diğer toplumdaki ayıran özelliktir,
- Bireyler, kültür sayesinde çevrelerini daha önce tanımlanmış şekilde benimser ve simgeleştirirler, dış dünyayı yeniden tanımak için çaba göstermezler,
- Kültür, değerlerin korunmaya çalışıldığı ortak bir dayanışma fonksiyonudur,
- Kültür, bireylerin sosyal ihtiyaçlarını giderir yani sosyal tatmin sağlar,

Saydan ve Kanıbir (2007: 79) kültürü, bir toplumu diğer toplumdaki ayıran, topluma bir nevi kişilik kazandıran bir unsur olarak tanımlamıştır. Dolayısıyla, her toplum kendine özgü bir karakteristik yapıya ve davranış biçimine sahiptir. Her toplum farklı yaşam tarzlarına ve beklentilere sahiptir. Bir toplumda yaşayan birey çoğu

davranışını içinde yaşadığı kültürün etkisiyle edinir. Örneğin, Türklerin döneri sevmesi veya İtalyanların pizza yemesi o toplumun kültüründen dolayı edinilmiş bir alışkanlıktır. Uluslararası alanlara açılan işletmelerin yaptığı faaliyetlerde başarı elde edememelerinin en önemli nedeni kültürün iyi araştırılmamasından ve anlaşılmasından kaynaklanmaktadır.

İşletmelerin toplum kültürünü araştırması yanında alt kültürleri de araştırması gerekmektedir. Alt kültür, bir toplum içinde yaşayan, aynı kültürü benimsemesine rağmen kendi içinde daha farklı davranışlar sergileyen küçük kümelerdir. Bu küçük alt kültür grupları çok benzer davranış sergilediğinden, pazarlamacılar için iyi bir bilgi kaynağıdır (Yeşiltaş vd., 2012: 196). Örneğin Türkiye’de pek çok etnik grup vardır. Bu etnik gruplar ülke düzeyinde aynı inanç, tutum, ahlaki değer gibi özellikleri sergilemesine rağmen, kendi içinde diğer gruplardan farklı fakat birbirine çok benzer davranış sergilemektedirler. Aynı durum bölgesel farklılıklar için de geçerlidir. Karadeniz bölgesinde yaşayan grup çoğunlukla balık tüketirken, Doğu Anadolu bölgesinde yaşayan grup çoğunlukla et tüketmektedir. Güney Doğu Anadolu’nun düğün, sünnet, nişan gibi özel günlerinde benimsedikleri gelenekler ile Ege Bölgesi’nde yaşayan grubun gelenekleri çok büyük farklılıklar arz etmektedir.

1.4.2. Kişisel Faktörler

1.4.2.1. Yaş

Yaş, pazarlama araştırmalarında dikkate alınan önemli bir unsurdur. Farklı yaş aralıkları farklı tüketim alışkanlıkları ve farklı davranış biçimlerini getirir. Yaş aynı zamanda bireyin aile içindeki rolünü, dolayısıyla alışveriş sürecindeki rolünü ve alışveriş şeklini de etkiler. On yaşındaki bir birey alışveriş yapamaz ancak yapılan alışverişi etkileyebilir (Akgün, 2008: 34).

Her yaş grubu farklı bir hedef grubu temsil etmektedir. Yirmi yaşındaki bir birey daha çok kişisel tatmine yönelik alışveriş yaparken, kırk yaşındaki bir birey ailenin ihtiyacını karşılamaya yönelik alışveriş yapar. Otuz yaşındaki bir birey toplum içindeki statüsünü düşünerek alışveriş yaparken, altmış yaşındaki diğer bir birey konfor ve rahatlığı ön planda tutacaktır (Akgün, 2008: 34).

Yaş kavramı, özellikle perakende sektöründe raf yerleştirmeden tanıtım kampanyalarına kadar pek çok süreçte etkin bir rol oynar. Örneğin çocuklara veya yaşlı tüketicilere yönelik satılan ürünler daha alt kattaki raflara yerleştirilirken, yetişkinlere yönelik ürünler daha üstlerde yer alabilir (Underhill, 2000: 16).

Yaş ayrıca toplumun gelişmişlik düzeyi ile de ilişkilidir. Gelişen toplumlarda yaşlı nüfus daha fazla iken, gelişmekte olan toplumlarda genç nüfus daha fazladır. Bu durum, uluslararası pazarlarda rekabet etmek isteyen işletmelerin ülkenin yaş ortalamasını göz önünde bulundurması gerektiğini göstermektedir.

1.4.2.2. Cinsiyet

Cinsiyet, ürünün hitabı ya da kullanım farklılıklarından dolayı göz önünde bulundurulması gereken bir etmendir. Cinsiyet, bireyin aile ve toplumdaki rolü, ürünü kullanan tüketici grubu veya bir ürüne karşı sergilediği davranış açısından önemlidir. Bazı ürünler erkeklere, bazı ürünler kadınlara yöneliktir veya bazı ürünler her iki gruba yönelik iken ilgi duydukları özellikleri farklı olabilir. Örneğin araba satın almak isteyen kadınlar genellikle tasarımına dikkat ederlerken, erkekler tasarım ve teknik özelliklerine dikkat etmektedirler (Silkü Bilgiler, 2019: 493-494).

Ranyon ve Stewart (1987), cinsiyetler açısından pazarda kadınların ve erkeklerin farklı alışveriş davranışları gösterdiğini ve her ikisinin de sürekli kullanıcı olmadığını belirtmektedirler. Özkan (2000) ise yaptığı araştırmada, ailelerde en fazla kadınların, daha sonra erkeklerin alışveriş işlemini yürüttüğünü keşfetmiştir (Okumuş ve Bulduk, 2003: 72).

1.4.2.3. Meslek

Bireyin mesleği alışveriş davranışını etkileyen bir faktördür, çünkü meslek hem gelire hem de statü ile ilişkilidir. Statü ve roller başlığında bahsedildiği gibi bireyler bir gruba dahil olabilmek için o grup üyeleriyle benzer alışveriş davranışları sergilemeye çalışmaktadırlar (Yükselen, 2008: 138).

1.4.2.4. Eğitim

Eğitim, bir bireyin sistemin sürekliliğini sağlamak üzere tabi olduğu faktördür (Ateşoğlu ve Türkkahraman, 2009: 222). Çabuk vd'ne (2008: 91), yapmış oldukları araştırmalarında eğitimin bilgi, tutum ve davranışla pozitif ilişkisi olduğu bulgusuna varmışlardır. Yani, eğitim düzeyi yüksek bir birey, satın almak istediği ürünle ilgili daha fazla araştırma yapmakta ve bilgi sahibi olmak istemektedir. Bu tüketiciyi ikna etmek oldukça zordur. Eğitim seviyesi düşük bir birey ise duygusal uyarıcılara daha fazla tepki vermekte ve daha çabuk ikna olmaktadır (Silkü Bilgiler, 2019: 494).

1.4.2.5. Gelir

Tüketiciler her ne kadar sonsuz ihtiyaçlara sahip olsalar da kısıtlı gelirlere sahiptirler. Bu nedenle, her tüketici, sahip olduğu gelir oranında alışveriş eylemlerini planlamaktadır.

Literatürde tüketiciler gelirlerine göre alt, orta ve üst gelir düzeyine sahip tüketiciler olmak üzere üç gruba ayrılmakta ve farklı gelire sahip gruplara farklı pazarlama stratejileri hazırlanmaktadır. Çünkü gelir düzeyi bireyin tüketim önceliğini etkilemektedir. Bireylerin geliri arttıkça daha fazla kişisel tatmine yönelik alışveriş yapmaktadırlar. Ayrıca, yüksek gelirli tüketiciler, eğlence ve sosyalleşmeye daha fazla pay ayırmakta, ürün seçiminde marka tercihinde daha fazla önem vermektedirler (Tarı ve Pehlivanoğlu, 2007: 193).

1.4.2.6. Kişilik

Kişilik; bireyin sahip olduğu ruhsal ve fiziksel özelliklerin bütünüdür (Taş, 2017: 59). Kişilik aile, sosyal çevre, kültür gibi faktörlerden etkilenerek şekillenir. Tüketicinin kişiliği doğrudan tüketim davranışına yansır. Örneğin, tutumlu bir tüketici daha faydacı alışveriş yaparken tam tersi bir tüketici daha hedonist bir alışveriş davranışı sergileyebilir (Taş, 2017: 59).

Pazarlama açısından farklı kişilik özelliklerine sahip tüketiciler üç başlık altında ele alınmaktadır (Yükselen, 2008: 139);

- Yenilikçi tüketiciler
- İzleyici tüketiciler
- Tutucular

Yenilikçi tüketiciler, pazarda yeniliği takip eden, yeni çıkan bir ürünü alarak öncül olmayı seven, yenilikçi yönünü diğer tüketicilere göstermeyi seven bireylerdir. Bu tüketicilerin pazardaki sayısı çok fazla değildir. Günümüzde bu tüketiciler yeni çıkan ürünleri deneyerek sosyal medya üzerinden diğer tüketicilerle deneyimlerini paylaşmaktadırlar. Bu tüketiciler blogger olarak ifade edilmektedir (Yükselen, 2008: 139).

İzleyici tüketiciler, yenilikçi tüketicileri takip eden bireylerdir. Tutucular ise yeniliği hemen kabul edemeyen, buna direnen ve reddetmeye çalışan tüketicilerdir. Bu tüketici grubu pazarlama açısından zor ikna edilen gruptur. Bu nedenle, pazarlama çalışmaları genellikle yenilikçi ve izleyici tüketicilere yönelik yapılmaktadır (Yükselen, 2008: 139).

1.4.2.7. Yaşam Tarzı

Yaşam tarzı, bir tüketicinin düşüncesine göre yaşadığı hayat modelidir (Keskin ve Baş, 2015: 57-58). Farklı yaşam tarzlarına sahip tüketicilerin hem ilgi duydukları ürünler hem de ürünü satın alma amaçları farklıdır. Her ne kadar benzer özelliklere sahip tüketiciler gruplara ayrılrsa da birbirinden farklı davranışlar sergileyebilirler. Bunun nedeni ilgileri, değerleri, yargıları ve düşüncelerinin birbirinden farklı olmasıdır (Erciş vd., 2007: 283).

Yaşam tarzları farklı olan bireylerin yapılan pazarlama kampanyalarından çıkaracakları anlam da farklı olmaktadır. Son zamanlarda farklı yaşam tarzlarını tercih eden gruplar üzerinde yapılan çalışmalar büyük önem taşımaktadır. Tüketiciler ürünleri yaşam tarzını ifade etmek üzere satın almaktadırlar (Özgül, 2011: 26). Örneğin, Vegan bir yaşam tarzını seçen tüketiciler yeni bir pazar alanını oluşturmaktadır.

1.4.2. Psikolojik Faktörler

Pazarlama çalışmaları sonucu elde edilen bulgulara göre, benzer özelliklere sahip gruplar farklı davranışlar sergilemektedirler. Bu farkı daha iyi anlayabilmek için pazarlama uzmanları tüketicilerin içsel dünyalarına yönelmeye başlamışlardır. Aynı sosyal gruba mensup tüketicilerin algıları, duygu durumları, yargıları ve tutumları farklı olabilmektedir. Literatürde insan davranışını açıklamaya çalışan pek çok teori geliştirilmiştir. Bu teorilerden Freud'un Motivasyon Teorisi, Maslow'un İhtiyaçlar Hiyerarşisi ve Herzberg'in İkili Faktör Teorisi kullanılarak bugün hala tüketicilere yönelik pazarlama çalışmaları yürütülmektedir. Ancak, insan yapısı oldukça karmaşık ve anlaşılması zor olduğundan bu teorilerin tek başına insan davranışını açıklayabileceğini söylemek mümkün değildir (Toker, 2007: 94).

1.4.2.1. Güdüleme

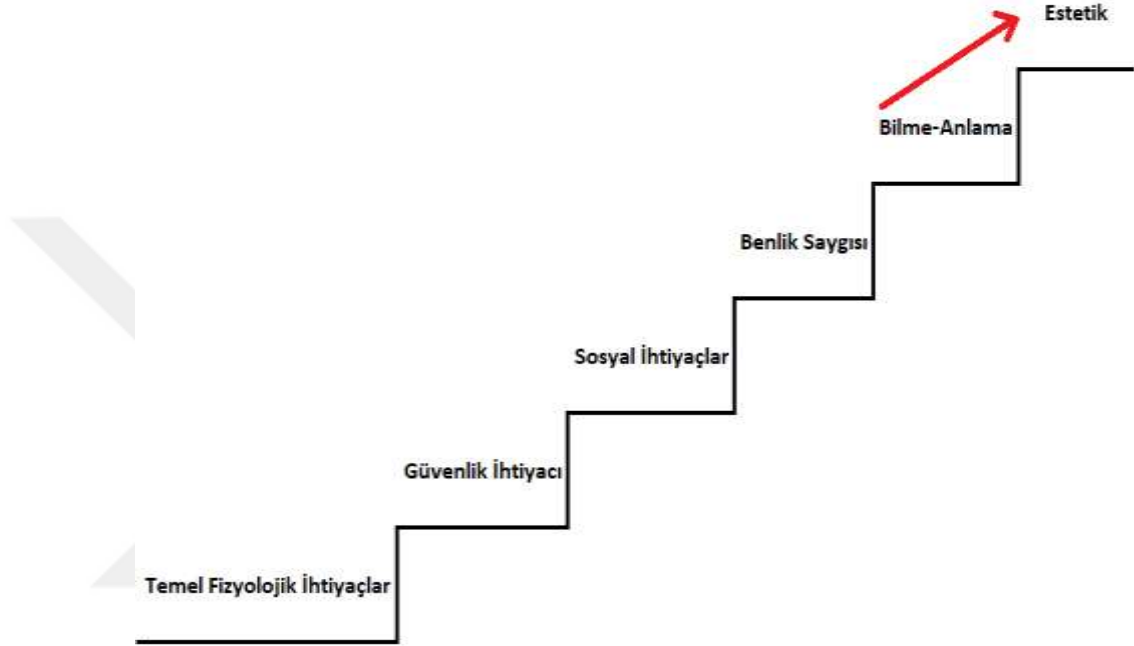
Güdüleme, hayatta kalmak üzere ihtiyaçları giderme gereksinimidir. Yükselen (2008: 140), güdülenmeyi kişinin tatmin etmeye çalıştığı uyarılmış ihtiyaç olarak tarif etmektedir. Güdüleme teorileri;

Freud'un Motivasyon (Güdülenme) Teorisi: Freud, motivasyon kaynaklarını bilinen ve bilinmeyen kaynaklar olarak ikiye ayırmıştır. Bilinen motivasyonlar, bireyin farkında olduğu ve kabul ettiği kaynaklardır. Bilinmeyen motivasyon ise bireyin farkında olmadığı, bilmediği nedenlerden ötürü güdülendiği kaynaklardır. Örneğin bir işyerinde çalışan kişi aldığı ücret, prim, servis ve yemek gibi imkanları kabul ederek çalışmaya devam ediyorsa buna bilinen motivasyon kaynakları denir. Ancak, iş yerinde iyi bir arkadaş ortamı gibi dahil olmayı sevdiği ancak farkında olmadığı kaynaklardan dolayı işe devam ediyorsa buna bilinmeyen motivasyon kaynakları denir (Şeker, 2015: 22).

Maslow'un İhtiyaçlar Hiyerarşisi: Abraham Maslow, 1965 yılında yapmış olduğu çalışmasında ihtiyaçları düşükten yükseğe doğru hiyerarşik olarak yapılandırmıştır. Buna göre düşük ihtiyaçlar giderilmeden yüksek ihtiyaçlar hissedilememektedir. Maslow, ihtiyaçları Şekil 3'te verildiği gibi; temel fizyolojik ihtiyaçlar (açlık, susuzluk gibi), güvenlik ihtiyacı, sosyal ihtiyaçlar (bağlılık), benlik

saygısı ihtiyaları (tanınma) ve kendini gerekleřtirme ihtiyaları řeklinde sıralamıřtır. Raaij ve Wandwossen (1978: 590), bu ihtiyalara bilme, anlama ve estetik ihtiyalarını da dahil etmiřtir. Ayrıca Maslow'un ihtiyalar listesini ikiye ayırarak temel fizyolojik ihtiyaları ile gvenlik ihtiyaını yoksunluk, sosyal ihtiyalar, benlik saygısı ve kendini gerekleřtirme ihtiyalarını ise byme ihtiyaı olarak tanımlamıřtır.

řekil 3: Maslow'un İhtiyalar Hiyerarřisi



Kaynak: Oral ve elik, 2013'den uyarlanmıřtır.

Herzberg'in İkili Faktr Teorisi: Herzberg, 1959 yılında bir iřyerinde yaptığı alıřmasında bireylerde tatmin edici veya tatminsizlik yaratan durumları řekil 4'de verildiđi gibi motive edici ve hijyenik faktrler olmak zere iki gruba ayırmıřtır. Motive edici faktrlerin varlıđı bireyde tatmin duygusu oluřtururken, hijyenik faktrlerin varlıđı bireyde tatmin duygusu oluřturmamakta ancak yokluđu tatminsizliđe neden olmaktadır (Ergeneli ve Eryiđit, 2001: 163-164).

Şekil 4: Herzberg'in İkili Faktör Teorisi



Kaynak: Kurt, 2005'den uyarlanmıştır.

Bu teoriler pazarlama çalışmalarına ışık tutan teorilerdir. Örneğin, Maslow'un teorisine göre bireyler gruplandırılarak her gruba uygun pazarlama ve tanıtım kampanyaları düzenlenebilir. Herzberg'in teorisine göre ürünün satışı sonrasında garanti eksikliğinin tüketicide tatminsizlik yaratacağı düşünülerek hareket edilebilir (Yükselen, 2008: 141).

1.4.2.2. Algı

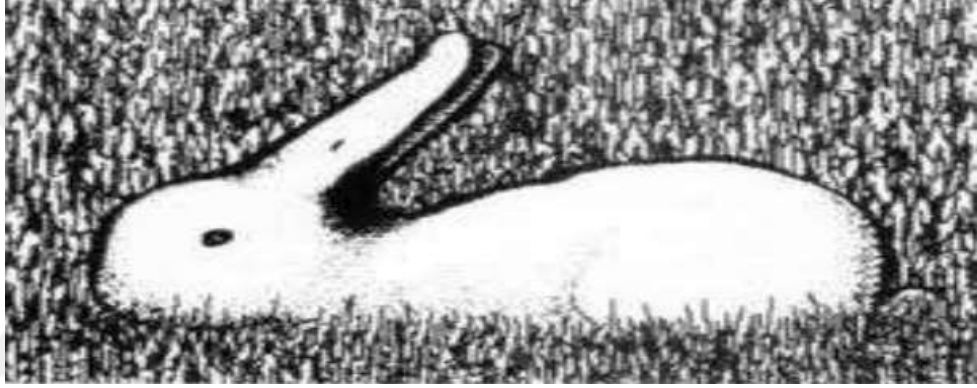
Altunışık vd'ne (2016: 130) göre algılama; tüketicinin, bir ürünün rengi, şekli, kokusu, markası, reklamı gibi beş duyusuna hitap eden kanallar yardımıyla kendisine ileilmek istenen mesajı görmesi, duyması veya hissetmesidir. Tek (1997: 209) ise algılamayı, kişinin anlamlı bir görüntü elde etmesi için kendisine gelen bilgileri düzenleme, seçme, organize etme ve yorumlama süreci olarak tanımlamıştır.

Algılama, güdülemeden sonra gelir. Güdülenmiş bir tüketicinin harekete geçmesini kişinin konuyu algılama düzeyi belirler (Tek, 1997: 209). Algılama ile ilgili yapılan çalışmalar her zaman beklenen etkiyi vermeyebilir. Algılama, kişinin o anki

ihtiyacı hissetme şiddeti, beklentisi, önceliği, tatmin edilmemiş ihtiyaçları vb. durumlara göre değişir (İslamoğlu, 2012: 122).

Zaltman (2003: 28), Şekil 5’de verilen resimdeki gibi algının kişiden kişiye değiştiğini, bazı kişiler bu resmi bir ördek olarak görürken bazılarının da tavşan olarak gördüğünü dile getirmiştir. Bu durum, pazarlama stratejilerinin hazırlanmasında önemli bir rol oynamaktadır. Bazen işletmelerin hazırladığı pazarlama kampanyaları tüketiciler tarafından farklı şekilde yorumlanabilir ve işletmenin hazırladığı bir tanıtım kampanyası tüketicide beklenen imajı yaratamayabilir.

Şekil 5: Şekilde Ne Görüyorsunuz?



Kaynak: Zaltman, 2003: 28.

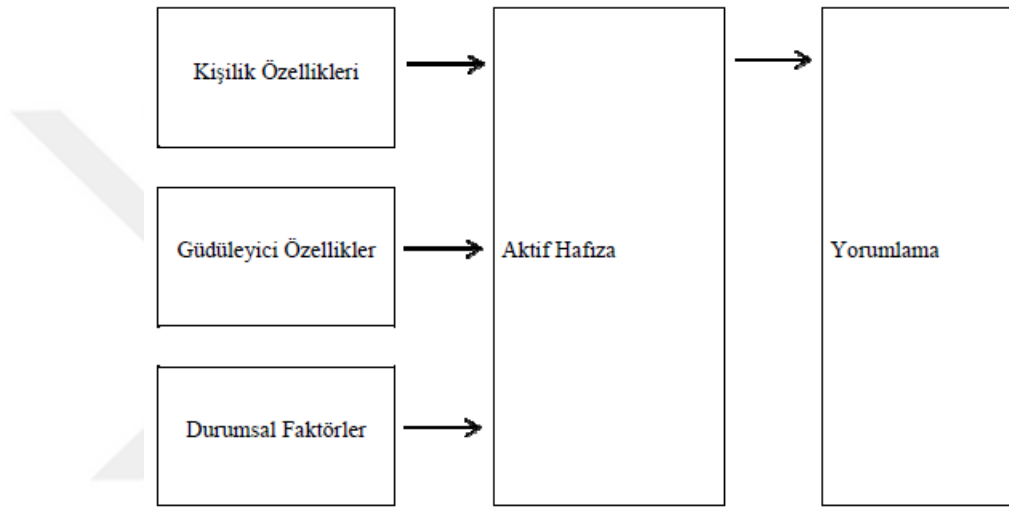
Gestalt kuramına göre tüketicilerin Şekil 5’te olduğu gibi kendisine gelen uyarınları farklı algılamasının nedeni, içinde bulunduğu duruma ve beş duyusunun hissettiklerine göre anlık karar vermesidir. Kurama göre kişi, bazı özellikleri ön plana çıkartırken bazılarını arka plana atarak kategorileştirme yapmaktadır. Yani kişi, zemin-şekil, yakınlık, benzerlik, basitlik gibi etkenlerden etkilenerek basit çıkarımlarda bulunmaktadır (Genç, 2015: 636; Bedir Erişti ve Urgun, 2016: 314). Tek’e (1997: 2010) göre bunun nedeni, algılamının seçici kabul, seçici çarpıtma ve seçici tutma olmak üzere üç farklı aşamasının olmasıdır.

Seçici kabul: Seçici kabulde tüketici, ihtiyaç duyduğu mesaja yönelir ve diğer mesajları görmezden gelir. Örneğin, onlarca reklam panosunun önünden geçen bir tüketici eğer bir ayakkabıya ihtiyaç duyuyorsa, ayakkabı reklamının olduğu pano ilgisini çekecek ve inceleyecektir. Diğer reklamları ise görmezden gelecektir. Ya da bir erkek, kadınlara yönelik ürünler için yapılan reklamlara dikkat etmezken, sevgililer

gününde kadınlara yönelik ürün reklamlarını izleyecek ve takip edecektir (Odabaşı ve Barış, 2003: 132; Uztuğ vd., 2003: 34-177).

Seçici çarpıtma, seçici çarpıtmada tüketici, dışarıdan gelen uyanları kendi ihtiyaçlarına, değerlerine veya beklentilerine göre yorumlar (Tek, 1997: 210; Odabaşı ve Barış, 2003: 132). İslamoğlu (2003: 96), Şekil 6’da görüldüğü gibi güdüleyici özelliklerin ve durumsal faktörlerin yorumlamayı etkilediğini dile getirmiştir.

Şekil 6: Yorumlama Süreci



Kaynak: İslamoğlu, 2003: 96.

Seçici tutma, bu aşamada tüketiciler kendi inanç, değer, yargı ve beklentilerine göre olan mesajları hatırlarlar. Örneğin, bir kişi özel ev aksesuarları mağazası ile ilgilenmiyorsa, bu mağazanın önünden her gün geçse bile dikkat etmeyebilir ve bir gün ihtiyaç duyduğunda o mağazanın adresini bulmakta zorlanabilir (Tek, 1997: 210).

1.4.2.3. Öğrenme

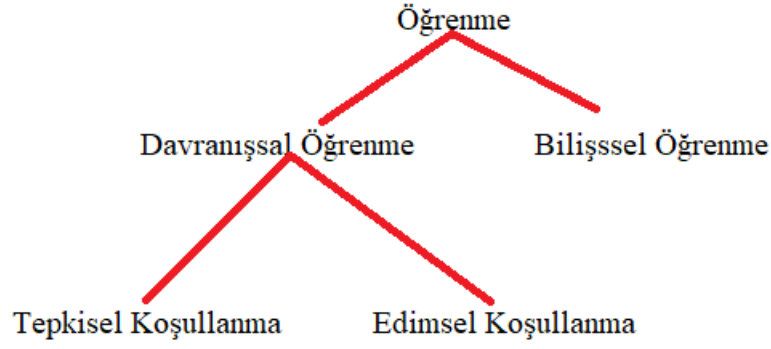
Mucuk (2014: 80) öğrenmeyi; “kişinin bilgi ve tecrübeden kaynaklanan davranış değişikliğinden oluşur” şeklinde tanımlamıştır. İslamoğlu (2002: 124) ise öğrenmeyi “yaşantı ya da uygulama sonucu, insan davranışlarında meydana gelen kalıcı değişiklikler” olarak tanımlamıştır. Öğrenme, kişinin eylemleri sonucu edindiği davranış biçimidir. Yani öğrenme, kişinin edindiği deneyimler sonucu sergilediği davranıştır (Tek, 1997: 2008).

Öğrenme, pazarlama açısından kitle davranışlarını etkilemede kullanılan önemli bir kavramdır (Elden, 2003: 2). Çünkü tüketici bir ürünü ilk defa aldığı anda bir karar aşamasını gerçekleştirir. Ancak, o ürünü ikinci defa almak istediğinde daha önce araştırma yaptığı ve ürünü seçtiği deneyimleri sonucu gerçekleşen öğrenme ile doğrudan ürün seçimini gerçekleştirir.

Kuramcılar öğrenmeyi dürtü, uyarıcı, tepki ve pekiştirme modeline dayandırmaktadır. Kişide öğrenmenin gerçekleşebilmesi için bu dört kavrama dayalı, sürekli ve değişmeyen uyarıcılarla mesajın iletilmesi gerekmektedir. Uyarıcılarda değişiklik olması halinde kişide ayırma yapma yeteneği gelişir ve öğrenme gerçekleşemez (Papatya, 2005: 225). İşte bu aşamada pazarlamacılar tüketicilerin kendi ürünlerinin öğrenilmiş ve ilk akla gelen ürün olması için çabalamaktadırlar (İslamoğlu, 2002: 124). Yani, öğrenme sürekli gerçekleşen bir etki-tepki veya pekiştirme sonucu gerçekleştiğinden, pazarlamacılar bir ürünle ilgili yoğun reklamlar vererek tüketicilerin o ürünü öğrenmesini sağlamaktadırlar (Mucuk, 2014: 80). Ancak, öğrenme olumlu davranışlara neden olduğu gibi olumsuz davranışlara da neden olabilmektedir (Elden, 2003: 2). Bu nedenle, hazırlanan reklam kampanyalarının olumlu davranışa dönüşebilmesi için kişinin demografik özellikleri ve kişilik özellikleri iyi araştırılmalıdır. Kişinin sosyo-kültürel etmenler nedeniyle kendisine elen bir mesajı olumsuz algılaması, o ürünle ilgili olumsuz davranışın ortaya çıkmasına neden olacaktır.

Şekil 7’de görüldüğü gibi öğrenme davranışsal ve bilişsel öğrenme olmak üzere ikiye ayrılabilir.

Şekil 7: Öğrenme Kuramı



Kaynak: Odabaşı, Barış, 2003: 78

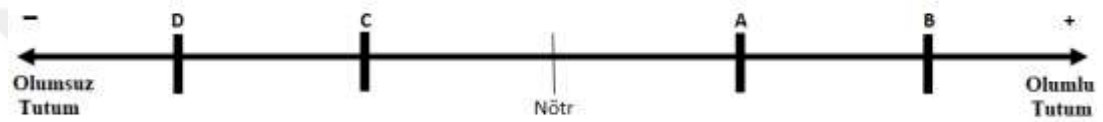
Davranışsal öğrenme, davranıştan kaynaklanan ürünü tekrar satın alma arzusu ve eğilimidir. Davranışsal öğrenme pekiştirilebilen bir öğrenme değildir. Davranışsal öğrenme kendi içinde tepkisel ve edimsel koşullanma olmak üzere ikiye ayrılır. Tepkisel koşullanmanın en iyi örneği Pavlov'un dışardan gelen uyarıcılara karşı verilen davranış çalışmasıdır. Buna göre, bir tüketici sürekli aynı reklam araçları ile uyarana maruz kaldığında bir süre sonra otomatik olarak o uyarana tepki verecektir. Ancak bu tepkide uyarın tek başına etkili değildir. Çevresel etkenler de dikkate alınmalıdır. 1950-60 yıllarında ortaya çıkan edimsel koşullanmada, beklenen davranış istenilen ürüne doğru yavaş yavaş şekillendirilir (Olkun ve Uçar, 2014: 3). Edimsel koşullanmada ise Skinner'e göre tüketici, iç dünyasında sürekli aynı uyarana maruz kalırsa bir koşullanma eğilimi gösterecektir. Yani bir tüketici ürünü aldıktan sonra tatmin duygusu yaşıyorsa o ürünü tekrar satın almak için koşullanacaktır. Edimsel koşullanma sonuçları hayvanlar üzerinde denenerek elde edildiğinden birçok araştırmacı tarafından eleştirilmektedir. Bu araştırmacılar, insanlardaki öğrenme aşamalarının hayvanların öğrenme aşamalarına paralel olmadığını savunmaktadırlar (Arpacı vd., 1992: 29-29; Tokol, 1996: 72; İslamoğlu, 2003: 63-64; Korkmaz vd., 2009: 244; (Olkun ve Uçar, 2014: 3).

Bilişsel öğrenme, bireyin zihinsel eylemleri sonucu gerçekleşir. Birey, maruz kaldığı uyarını anlar, farklı parçaları birleştirir ve o uyarana ilgili bilgiyi öğrenmiş olur. Bu aşamada tüketici öğrenmeyi bilinçli yapar. Tüketici zihni; ayırt etme, kavrama, parçaları birleştirme gibi süreçlerden geçer (İslamoğlu, 2003: 66).

1.4.2.4. Tutum ve İnançlar

Tutum, bir şeye karşı geliştirilen duruş ve davranıştır. Diğer bir deyişle tutum bir şeyi sevip sevmeme durumudur ve kişi bu duyguyu uzun süre taşıyabilir (Bagozzi vd., 1999: 185; İspir ve Suher, 2009: 6; Altunışık vd., 2016: 130). Tutumlar duygusal durumlar değil, değer yargılarıdır. İnanç ise, kişisel ve sosyo-kültürel etmenlerden kaynaklanan doğru-yanlış kanısındır. İnançlar gerçek, başkasından duyulan veya duygusal olabilir (Tek, 1997; 211; Mucuk, 2014: 80). İnanç tanımlayıcı düşünce, tutum ise düşüncelere eğilim veya değerlendirmedir (Yükselen, 2008: 143).

Şekil 8: Tutum Doğrusu



Kaynak: Altunışık vd., 2016: 131.

Şekil 8’de tutum; olumlu, olumsuz ve nötr tutum olmak üzere üç bölüme ayrılmıştır. Bir bireyin bir şeye karşı tutum geliştirebilmesi için illa ki o şeyin bilinmesi veya deneyimlenmesi gerekmemektedir. Kişi çevresinden etkilenerek de tutum geliştirebilir. Örneğin tüketici, satın almak istediği bir telefonla ilgili sosyal medyada çok fazla olumsuz yorum okursa, o telefonu daha önce hiç görmemiş veya kullanmamış olsa bile, tüketicide olumsuz bir tutum gelişir ve tutum doğrusunda C noktasına doğru bir gerileme olur. Tüketici, benzer olumsuz duyular ve deneyimlerle karşılaştıkça bu olumsuz tutum pekişir ve D noktasına doğru ilerler. Aynı süreç olumlu durumlar için de söz konusudur. Tüketici, telefonla ilgili olumlu yorumlar okudukça tutum doğrusunda A noktasına doğru bir kayma başlar. Ürünü kullandıktan sonra hala olumlu düşünüyorsa eğri B noktasına kayar ve tüketicide o ürüne, firmaya ya da markaya karşı bir sadakat başlamış olur. İşletmelerin amacı, tüketicilerin çevresel etmenlerden etkilenerek tutum geliştirmeden önce onlara ulaşmak ve olumlu tutum geliştirmelerini sağlamaktır. Bazen de hali hazırda oluşmuş olumsuz tutumu tespit ederek bunu tersi yöne çevirecek çalışmalar yapmaktır. Bu nedenle işletmeler, sürekli tüketicilerle görüşerek onların tutumlarını, düşüncelerini ve ürüne karşı yargılarını anlamaya çalışırlar (Altunışık vd., 2016: 131). Odabaşı ve Barış (2003: 158-159), inanç ve değer ilişkilerinin tutumu tek başına açıklayamayacaklarını, bu nedenle

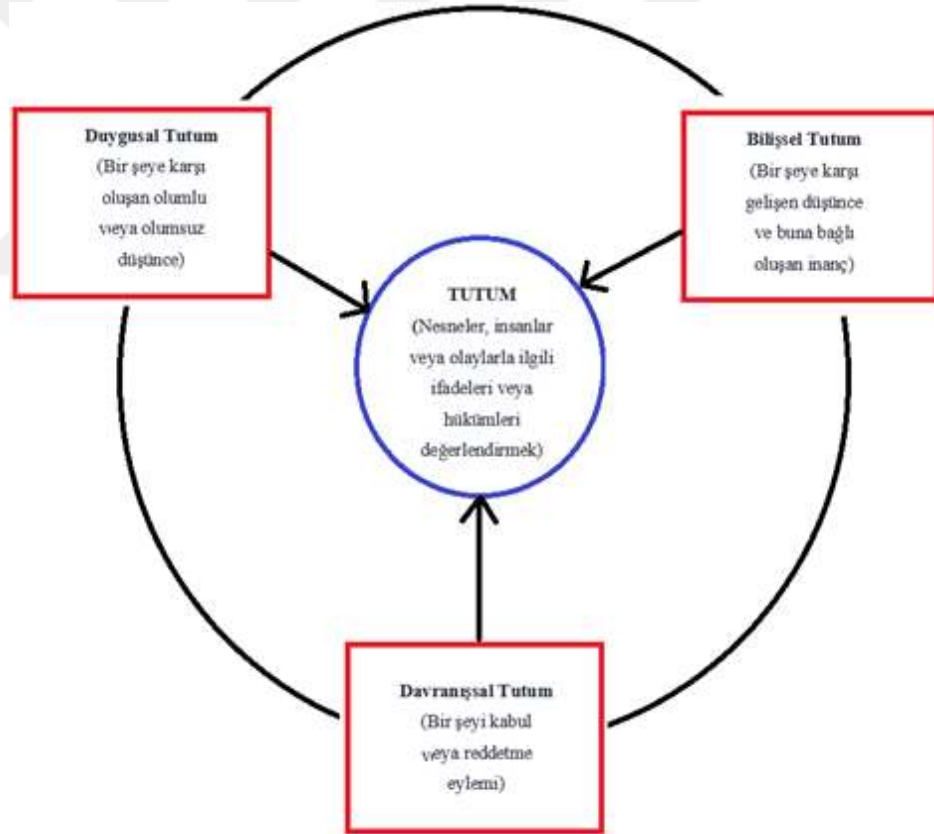
tutumun Şekil 9’da görüldüğü gibi bilişsel, duygusal ve davranışsal bileşenlerine göre açıklanması gerektiğini ileri sürmüştür.

Bilişsel bileşen, algı ve tutum arasında pozitif bir ilişki olduğunu göstermektedir. Yani bir ürüne karşı duyulan negatif duygu o ürünün kötü olduğu inancını doğurur (Özkalp ve Kırel, 2004: 73).

Duygusal bileşen, bir şeye karşı oluşan duygusal tepkiyi ifade eder (Elpeze Ergeç, 2004: 12).

Davranışsal bileşen, tüketicinin bir tutuma yönelik davranışını veya eğilimini açıklar (Odabaşı ve Barış, 2003:160).

Şekil 9: Tutum Bileşenleri



Kaynak: Busch ve Houston, 1985: 161.

1.5. TÜKETİCİ SATIN ALMA KARAR SÜRECİ

Tüketici, ürünü satın almadan önce kendisine maksimum tatmin sağlayabilecek ürünü seçebilmek için bir karar alma sürecini tamamlamaktadır. Bu süre; ihtiyacın ortaya çıkması, bilginin araştırılması, alternatiflerin değerlendirilmesi, alternatifler arasından seçim, satın alma sonrası değerlendirme aşamalarıdır. Bu karar alma süreçleri her tüketici için aynı değildir. Hatta aynı tüketicinin yaptığı her alışveriş için bile aynı değildir (Yükselen, 2008: 146). Örneğin, bir sabun alan tüketici bu sabunla ilgili maksimum tatmini yaşadıysa bu ürünü tekrar aldığına yeniden bilgi araştırmadan veya alternatifleri değerlendirmeden doğrudan karar aşamasına geçecektir. Her karar aşamasına kısaca bakacak olursak;

İhtiyacın Ortaya Çıkması: Tüketici ilk aşamada satın alınacak ürün veya hizmetle ilgili bir arzu duyar ve ihtiyaç hisseder. Erciş vd'ne (2007: 283-284) göre; ihtiyaç ortaya çıkmazsa satın alma karar süreci de ortaya çıkmaz.

Bilginin Araştırılması: İhtiyacı ortaya çıkan tüketici bu ihtiyacı karşılamak üzere araştırmalara başlar ve ihtiyacını giderebilecek ürünleri tespit etmeye çalışır.

Alternatiflerin Değerlendirilmesi: Tespit ettiği ürünleri karşılaştırarak, ihtiyacını en iyi şekilde karşılayabilecek, kendisine azami fayda sağlayacak, harcadığı paraya ve zamana değecek markayı seçmeye çalışır. Bu aşama, tüketici açısından zaman alıcı bir aşamadır çünkü, onlarca markanın arasından en yüksek kalite ve en uygun fiyata sahip ürünü bulmak kolay değildir (Erciş vd., 2007: 284).

Alternatifler Arasından Seçim: Bu aşamada tüketicinin nasıl bir karar verebileceğini kestirmek zordur çünkü tüketiciyi etkileyecek çok fazla etmen vardır. Başkalarının yorumu, ürünün fiyatı, teknik özellikleri, garanti süresi, dağıtım süreci, satış elemanının tutumu, mağaza ortamı gibi pek çok etmen tüketicinin kararının değişmesine neden olabilir. Tüketici, tüm bu etmenleri göz önünde bulundurarak alternatif markalar arasından seçim yapar (Kotler, 2000: 100).

Satın Alma Sonrası Değerlendirme: Bu aşamada tüketici satın aldığı ürünü tatmin düzeyine göre değerlendirir. Eğer ürün özellikleri beklentilerini karşılarsa

tüketici tatmin duygusu yaşar ve tüketicide ürüne karşı olumlu bir tutum gelişir. Ancak, ürün özellikleri beklediği gibi olmazsa tüketicide tatmin duygusu oluşmaz ve ürüne ve markaya karşı olumsuz bir tutum gelişir. Buchanan ve O'Connell (2006: 32), tüketicinin yaptığı tercihlerin o tüketicinin değerlerini yansıttığını belirtmiştir. Bu nedenle, bir ürün çok iyi olsa bile, her tüketicide aynı derecede tatmin duygusu oluşturamayabilir.

1.6. TEKNOLOJİ ODAKLI TÜKETİCİ DAVRANIŞI

Lawrence'a (1966: 216, 231) göre, çok markalı bir pazarda zamanla her müşteri kendine satın alabileceği bir marka seçmektedir. Bu durumu gözlemlemek için teorik bilgilerin toplanması ve yönetilebilir oranlara indirgenmesi gereklidir. Ancak, karar süreçlerinin pek çok modelinde tüketici davranışları, "A markasını satın aldı" ve "A'dan başka bir marka satın aldı" gibi ikili olarak ele alınmaktadır. Oysa davranışlardaki belirgin farklılıklar bu durumda bir risk unsuru oluşturabilir. Bu nedenle eşleştirilmiş ürün karşılaştırmaları yanıltıcıdır ve terk edilmelidir. Tüketici alımlarının geniş alanında, pazarın çoktan seçmeli durumuna izin vermek ve onu tam karmaşıklığıyla idrak edebilecek analitik yöntemler tasarlamak gerekir (Lawrence, 1966: 216, 231).

Psikolojik faktörlerde, Maslow'un İhtiyaçlar Hiyerarşisi'nde anlatıldığı gibi; bireylerin ihtiyaçları kendini gerçekleştirmenin de ötesine geçerek bilme, anlama ve estetik boyutlarına ulaşmıştır. Bunun en önemli nedenlerinden birisi hiç kuşkusuz gelişen teknoloji ile birlikte güçlü iletişim ağlarının kurulmasıdır. Sosyal medya aracılığı ile hiç tanımadığı yenilikçi tüketicileri takip eden izleyici tüketici, bu bireyleri taklit edebilmek, onlara erişebilmek belki de onları geçebilmek için artık üreticilerden çok daha fazla kriter talep etmektedir.

Gökaliler vd.'i (2011: 36), yaptıkları çalışmada tüketicilerin ürünleri ihtiyaç duymadığı halde bir statü göstergesi olarak aldığını, tüketicinin geliri yüksek olmasa bile temel ihtiyaçlarından vazgeçerek lüks ürün satın aldığını ortaya koymuşlardır. Bu durum, tüketicinin değişen dünya ile birlikte beklentilerinin de değiştiğini,

gerektiğinde Maslow'un ihtiyaçlar hiyerarşisinde belirtilen aşamaları atlayabileceğini göstermektedir.

Ürün yaşam eğrisinin yaşam döngüsü her geçen gün kısalmaktadır. İnternet ve bilgisayar çağında doğan yenilikçi veya izleyici Y ve Z kuşağının istekleri ve ihtiyaçları çok sık deęişmekte, bu beklentileri karşılamak giderek zorlaşmaktadır. Bilgiye kolayca ulaşabilen tüketici, ürün hakkında çok detaylı fikir sahibidir. Böylece, üretim sürecine dahil olarak üreticiyi yönlendirebilmektedir. İşletmeler, bu kuşağın taleplerini karşılayabilmek hatta onların ötesine geçerek taleplerine yön verecek bir güç haline gelebilmek ve rekabet üstünlüğü sağlayabilmek için teknoloji tabanlı araştırma araçlarına yatırım yapmaktadırlar. Her gün yeni algoritmalar geliştirilmekte ve dijital ortamda oluşan her türlü veri, bilgi edinmek üzere kullanılmaktadır.

Yeni nesil tüketicinin iletişim ağıları sosyal mecralar üzerinden kurulduğundan kitlesel reklam araçları beklenen sonuçları verememektedir. Çünkü tüketicinin satın alma karar süreci dijital ortamda gerçekleşmektedir. Bu nedenle, yapay zeka, yapay sinir ağıları, makine öğrenmesi, veri madenciliği gibi pek çok araçla tüketicilerin sosyal ağlar üzerinden hareketleri takip edilerek beklentileri, ihtiyaçları ve arzuları tahmin edilmeye çalışılmaktadır. Artık işletmeler, benzer davranışları sergileyen tüketicileri gruplayarak kitlesel faaliyetler yürütmek yerine, kişiye özel tanıtım kampanyaları düzenlemektedirler.

İKİNCİ BÖLÜM

PERAKENDECİLİK

1990'lı yıllardan bu yana pazardaki payı hızla artan perakendecilik sektörünün bugünkü payı altmış milyar dolar civarındadır. Bu büyük pazara her gün yeni rakipler girmekte ve bu alanda rekabet giderek zorlaşmaktadır. Özellikle perakendecilik pazarının %33'ünü oluşturan market ve mağazalar bu zorlu rekabetin en önemli paydaşlarıdır. 1990'lı yıllarda belli başlı firmaların yer aldığı sektörde bugün onlarca mağazanın yüzlerce şubesi yer almaktadır ve bazı yerlerde yan yana birden fazla mağaza görmek mümkündür (Boran, 2007). Bu durum, müşteriyi elde tutmayı zorlaştırmakta ve firmaları daha yoğun tanıtım kampanyaları hazırlamaya itmektedir.

2.1. PERAKENDECİLİK KAVRAMI VE TANIMI

Perakendecilik, ürün veya hizmetlerin ticari amaçlarla değil nihai tüketicilerin ve ailelerin ihtiyaçlarını karşılamak üzere gerçekleştirilen pazarlama faaliyetlerinin tümüne denir (Tek, 1997: 582; Gülmez ve Dörtüol, 2009: 27). Çatı (2007: 151) perakendeciliği, üretici ve tüketici arasında ürün transferi sağlayan aracılık faaliyeti şeklinde tanımlamıştır. Tek'e (1984: 1) perakendeciliği satış olarak tanımlamak doğru değildir çünkü satış, perakendecilik faaliyetlerinin sadece bir parçasıdır. Perakendecilik kavramından bahsedebilmemiz için faaliyetin nihai tüketiciye yönelik yapılmış olması gerekmektedir. Burada bahsedilen faaliyet ürün veya hizmet satışı ile satış öncesi ve sonrası faaliyetleri kapsamaktadır. Görüldüğü gibi, bir süpermarketin perakende sınıfına girmesi gibi bir hava yolu şirketi, otel veya bir avukatın verdiği hizmet de perakende sınıfına girebilir (Tek, 1997: 582; Varinli, 2008: 1-2). Varinli (2008: 2-4), perakende firmalarının bünyesinde ürün satışı barındırsa bile bunu bir hizmetle birlikte gerçekleştirdiği için mal ve hizmet işletmesi diye ayırımın kolay olmadığından bahsetmiştir.

Büyük nüfuslu şehirlerde aile yaşantısının ve alışveriş davranışlarının değişmesi nedeniyle perakende sektörü giderek önem kazanmıştır. Aynı anda binlerce çeşit ürünle mümkün olduğunca geniş kitlelere ulaşmak isteyen üreticiler için perakende

işletmeleri önemli bir kanaldır. Perakende sektörünün özelliklerini şöyle sıralayabiliriz (Cengiz ve Özden, 2002: 1-2; Varinli, 2008: 4-5; Akçay, 2011: 19; Güler, 2014: 67);

- Perakende sektörü iyi bir dağıtım ağıdır,
- Ürünün/hizmetin alıcısı nihai tüketicidir ve nihai tüketici bu ürünü/hizmeti kişisel veya ailevi ihtiyaçlarını karşılamak üzere alır,
- Tüketiciler rasyonel değil, duygusaldır ve ürünler hakkında kısmi bilgiye sahiptir,
- Genellikle alıcılar işletmelere gelerek ürün/hizmet talep ederler,
- Perakende sektörü bünyesinde çok çeşitli ürün bulundurur,
- Perakende sektörü tüketiciye karşılaştırma imkanı verir,
- Perakende sektörü aracıları aradan çıkardığı için maliyetleri düşürür,
- Perakende sektörü bünyesinde ürün ve hizmeti aynı anda barındırır,
- Perakende sektörü bünyesinde birden çok mağaza barındırır,
- Perakende sektörü tüketici ile ilişki içerisindedir.

2.2. PERAKENDECİLİĞİN TARİHSEL GELİŞİMİ

Perakendeciliğin ortaya çıkışı milattan önceki dönemlere dayanmaktadır. Pek çok antik yapılarda pazar alanlarına rastlamak mümkündür. Günümüzde olduğu gibi geçmişte de pazar alanları şehrin yapılaşmasına yön vermiştir. Genellikle şehirler pazar alanlarının etrafında kurularak gelişmiştir. 16-17. Yüzyıllarda ise zincir mağazalara rastlanılmaktadır. Ancak, günümüz zincir mağazalarına benzer bir yapı ilk defa 1859'da New York'da oluşmuştur (Akçay, 2011: 87).

Hofmann (2011: 158), perakendeciliğin tarihsel gelişimini dört aşamaya ayırarak incelemiştir;

1. **Perakendeciliğin İlk Ortaya Çıkışı:** Perakendeciliğin ilk aşamasını işportacıların tüketicileri gezerek ürünlerini satma çabasıdır. Ancak tüketicilerin daha kaliteli ürün ve güvenilir tüccar arayışı zamanla haftalık pazarların ve daha sonra yıllık fuarların oluşumuna neden olmuştur. Tüm üreticiler, ellerindeki ürünlerini sergileyerek ve

tanıtarak tüketicinin güvenini kazanmaya çalışmışlardır. Zamanla bu fuarlar gelişerek dev organizasyonlara dönüşmüştür ki bugün hala sektörel bazda çok yaygın olarak kullanılmaktadır.

2. **Perakendeciliğin Gelişim Evresi:** Tüketicinin daha fazla güven arayışı nedeniyle, pazar gezme anlayışı yavaş yavaş yerini üreticilerin iş yerine uğrayarak alışveriş yapma anlayışına bırakmıştır. Kasaplar, terziler, fırıncılar, ayakkabıcılar gibi zanaat dalları oluşmuş ve bu zanaatkarlar zamanla itibar kazanmaya başlamıştır. Alanında giderek uzmanlaşan zanaatkarlar hem güveni hem de ürün kalitesini arttırmışlardır. Zanaatkarların işyerlerini gezerek yapılan alışveriş, “alışverişe çıkmak” kavramını doğurmuştur. Bugün hala zanaatkarların ürünlerini satışı çıkardığı dükkanları vardır.
3. **Perakendeciliğin Yakın Geçmişi:** Zamanla ürün yelpazesinin genişlemesi zanaatkarların ürün portföyünü geliştirerek küçük perakendecilere dönüşmesine neden olmuştur. Ayrıca, zanaatkarlar dışında dükkanında çeşitli ürünleri bulunduran tüccarlar ve aracılar doğmuştur. Artık tüketici tek bir işletmeye giderek bütün ihtiyaçlarını karşılayabilmektedir. Bu aşamada tek bir işletmede tüketicinin ihtiyaç duyduğu tüm ürünleri bulundurmak önem kazanmıştır. Özellikle şehir merkezlerinde dükkan kavramı yerini alışveriş merkezine bırakmaya başlamıştır.
4. **Perakendecilikte Günümüz:** Bugün artık perakendecilik deyince binlerce ürünlü dev mağazalar aklımıza gelmektedir. Bu mağazalar sadece ürün satış merkezi değil birer eğlence merkezlerine dönüşmüşlerdir. Bugün tüketiciler bu mağazalara giderek hem alışveriş yapmakta, hem eğlence imkanlarından faydalanmakta hem de sosyalleşmektedirler. Çok büyük alana ihtiyaç duyan bu dev mağazalar şehir dışına yapılmaktadır. Şehir nüfusunun bu mağazalara akması şehirde bir nüfus azalmasına ve dolayısıyla esnafın ve zanaatkarların tüketicilere ulaşamamasına neden olmaktadır. Ayrıca, dev mağazalarda hem self servisin artması hem de otomasyon sisteminin gelişmesi

nedeniyle daha az çalışana ihtiyaç duyulduğundan işsizlik oranlarının artmasına da neden olmaktadır. Şimdilerde ise büyük şehirlerdeki yoğun koşturmaca, zamanın kısıtlı olması, kadınların iş hayatına daha yoğun atılması gibi nedenlerden dolayı elektronik ticaret kavramı daha fazla önem kazanmıştır. Binlerce tüketici, alışveriş merkezlerine giderek zaman kaybetmek yerine ihtiyaç duydukları ürünleri internet ortamından satın almaktadırlar. Üstelik elektronik alışveriş depo maliyetlerini düşürdüğünden aynı ürünü daha ucuza alma fırsatı sunmaktadır. Her ne kadar bilgi güvenliği, ürüne fiziksel olarak dokunamama gibi nedenlerden dolayı elektronik alışveriş beklenen düzeyde olmasa da gelecekte büyük pazar payına sahip olacağı öngörülmektedir (İzgi ve Şahin, 2013: 11-12).

2.3. DÜNYADA VE TÜRKİYE’DE PERAKENDECİLİĞİN GELİŞİMİ

Yoğun rekabet ortamında tüketicinin arzu ettiği her noktada ürüne ulaşabilmesi üreticiler açısından büyük önem arz etmektedir. Tüketicinin talep ettiği anda ürüne ulaşamaması yaşam boyu müşteri değerini azaltarak rekabet gücünü düşürecektir. Bu nedenle, dünyada ve Türkiye’de sayıları giderek artan perakendeciler, üreticiler için önemli bir dağıtım kanalıdır. Üstelik hem aracıları ortadan kaldırarak doğrudan tüketiciyle karşı karşıya gelmesi ile ürün maliyetini düşürmekte hem de bünyesinde farklı markalara ait ürünleri bulundurarak tüketiciye karşılaştırma imkanı sunmaktadır (Cengiz ve Özden, 2002: 1-2).

2.3.1. Dünyada Perakendecilik Kavramının Gelişimi

Dünyada insan sayısının artmasına paralel olarak perakendecilerin sayısı da artmakta ve rekabet etmek giderek zorlaşmaktadır. Özellikle yerel perakende işletmelerinin büyümeye başlaması, zincir mağazalara dönüşmesi ve rekabet edebilirliğinin artması, uluslararası şirketleri hem yerel tüketiciyi daha iyi tanıyacak araçlar kullanmaya hem de yeni rekabet stratejileri geliştirmeye zorlamaktadır. Düne kadar çok büyük pazar paylarına sahip yabancı sermayeli perakende işletmeleri, bugün nüfusu yoğun ve gelişmekte olan ülkelerde büyümeye başlayan perakende işletmeleri karşısında zor durumda kalmaya başlamışlardır. Gelişmekte olan ülkelerde kurulan

yerel perakendeciler, teknolojinin de verdiđi güç sayesinde bugün sektördeki büyük oyuncularla rekabet edebilir duruma gelmiştir. Bu nedenle, The Global Retail Development Index'in (GRDI) 2017 yılı raporunda perakende sektörünün geleceđi "Bulanık" olarak tabir edilmiş ve hangi oyuncunun lider olacağını kestirmenin zor olduđu ifade edilmiştir. Bu ifadeden yola çıkarak dünyadaki perakendecilik sektörünü geçmiş, bugün ve gelecek başlıkları altında incelemek daha doğru olacaktır.

Geçmiş: Dünyada uzun bir süre tüccarlık şeklinde ilerleyen ve aracı kuruluşlara hizmet eden perakende sektörü için hem sanayi devrimi sonrası hızla artan üretim hem de metropol şehirlere yapılan yoğun göç sonucu artan nüfusa ürün ulaştırabilmek için çok dükkanlı mağazalar cazip gelmeye başlamış ve üretime paralel bir şekilde büyümeye başlamıştır (Akçay, 2011: 19).

1900'lerin başında alışveriş, ailelerin işlettiđi küçük dükkanlarda yapılan, tüketicinin ürünü alabilmesi için tezgahın arka tarafında bulunan işletme sahibinden talep etmesi gereken basit bir eylem şeklindedir. Tüketici için ürünü seçmek önemli değildir. Ancak, Kaliforniya'da Frank Woolworth tarafından ilk süpermarketin kurulmasıyla sistem deđişmiş, tüketicilerin ürünleri kendi seçebileceđi bu self-servis mağaza, tüketiciyi doğrudan alışverişe dahil ederek perakendecilik sektöründe ilk yenilikçi adımı atmıştır. Avrupa'da ilk büyük ölçekli dağıtımı Fransa başlatmıştır. Almanya en gelişmiş perakende sektörüne sahip iken İngiltere en büyük zincir mağazalarına sahip ülke konumuna gelmiştir. Bunun en önemli nedeni, 1930'lu yıllarda İngiltere, asansörler ve ortak banyolar ekleyerek tüketici için alışverişini eğlenceli hale getirmiştir. Daha sonra, araba sayısının artmasıyla birlikte mesafeye bakılmadan alışverişe gitmek kolaylaşmış ve böylece 1956 yılında ilk kapalı alışveriş merkezi kurulmuştur. Sonraki yıllarda açık alışveriş merkezleri popüler hale gelmeye başlamıştır (Cengiz ve Özden, 2002: 2).

1970'lerde farklı deneyim arayan tüketicileri yakalayamayan perakende sektörü bir süre durgunluk dönemi yaşamıştır. Ancak, araçları devreden çıkararak doğrudan tüketici ile buluşan perakende sektörü, ürünlerin yanında hizmet ve eğlence kavramlarını da bünyesine eklemiştir (Akçay, 2011: 19). Böylece, zaman içerisinde perakende sektörü bünyesinde çok çeşitli ürün satışı yapan sektör kavramından uzaklaşmıştır. Yoğun üretim nedeniyle artan tüketim, bireysel yaşamın getirdiđi

küçük, kullanışlı ve farklı tasarımlara sahip ürün çeşitliliği, maliyeti düşürmek amacıyla nakliyesiz ve demonte satılan ürünler perakende sektörünü adeta bir deneyim pazarına dönüştürmüştür.

Günümüz: Dünyada perakendecilik sektörünün pazar payı giderek artmaktadır. 1988 yılında dünyanın en büyük şirketleri listesinde hiçbir perakende firması sıralamada yok iken, 2008 yılında Walmart 378 milyar 799 milyon dolar ile ilk sırada yer almaktadır (Akçay, 2011: 19). Yine Tablo 3'te Fortune 500 dergisinin 2018 yılında yayınladığı dünyanın en büyük 500 şirketinde ilk sırada, 482 milyar 130 milyon dolar ile perakende devi Walmart bulunmaktadır. Elektronik perakende mağazası Amazon ise sekizinci sırada yer almaktadır. Bu durum, dünya pazarında hem geleneksel hem de elektronik perakende sektörünün pazar payının giderek arttığını göstermektedir.

Tablo 3: Dünyanın En Büyük İlk On Şirketi (2018)

Sıra	Firma	Gelir (Milyon \$)
1	Walmart	\$500.343
2	Exxon Mobil	\$244.363
3	Berkshire Hathaway	\$242.137
4	Apple	\$229.234
5	UnitedHealth Group	\$201.159
6	McKesson	\$198.533
7	CVS Health	\$184.765
8	Amazon.com	\$177.866
9	AT&T	\$160.546
10	General Motors	\$157.311

Kaynak: Fortune 500 (<http://fortune.com/fortune500>), 2018.

Perakende sektörünün Pazar payının artması, perakendecileri birer dağıtım kanalı olmasının dışına çıkararak üreticilere rakip hale getirmiştir. Müşteri sadakatini korumak isteyen perakendeci firmalar yüksek kar marjı hedefleyen üreticilerden uzaklaşarak kendi markalarıyla ürün satmaya başlamışlardır. Ucuz ürün fırsatı sunan bu ürünler her geçen gün daha fazla talep edilmeye başlanmıştır (Savaşçı, 2003: 86). Böylece, küçük perakende işletmelerinin karşısındaki üretici konumu, üreticilerin karşısında büyük organize perakendeciler şeklinde yer değiştirmiştir (Rekabet Kurumu, 2012:1).

İngiltere menşeli çok uluslu firma WPP'nin 2018 yılında yayınlamış olduğu "BrandZ en değerli global perakende markaları" listesine göre Amazon firması ilk sırada yer alırken, Alibaba ikinci ve The Home Depot üçüncü sırada yer almaktadır. Amazon firması bir önceki yıla göre değerini %49 arttırarak 207 milyar 594 milyona yükseltmiştir. Bunun en önemli nedenlerinden biri yapay zeka uygulamasına yapmış olduğu büyük miktarda yatırımdır.

Tablo 4: Dünyanın En Değerli 20 Perakende Markası

Sıra	Perakende İşletmesi	Marka Değeri (Milyon \$)	Marka Değerindeki Değişim
1	Amazon	207.594	+%49
2	Alibaba	113.401	+%92
3	The Home Depot	47.229	+%17
4	Walmart	34.002	+%22
5	JD.com	20.933	+%94
6	Costco	18.265	+%12
7	IKEA	17.481	-%8
8	Ebay	14.829	+%20
9	ALDI	13.785	+%12
10	Lowe's	13.111	-%2
11	7-eleven	9.227	+%1
12	Tesco	9.079	+%13
13	Walgreens	8.842	-%13
14	CVS	8.450	-%13
15	Lidl	8.219	+%14
16	Target	7.620	-%12
17	Whole Foods	7.088	YENİ
18	Woolworths	6.880	+%5
19	Carrefour	6.607	-%3
20	Falabella	5.373	YENİ

Kaynak : BrandZ™ Top 100 Most Valuable Global Brands, 2018: 163.

Son birkaç yılda, teknolojinin gelişmesiyle birlikte perakende sektörü elektronik perakende mağazaları oluşturarak yeni bir boyut kazanmıştır. Evlerinden çıkmadan tüketiciye ulaşabilen perakendeciler, küresel düzeyde pazar payı elde etmişlerdir. Yoğun bir online lojistik ağ sayesinde dünyanın her yerinden tüketicilere ulaşabilmektedirler.

Gelecek: GRID'in 2017 raporuna göre özellikle yoğun nüfuslu ve gelişmekte olan ülkeler perakende sektörü için çok cazip hale gelmeye başlamıştır. Doğunun pazarlı gelişmiş ülkelerde çok fazla rakibin olması, rekabetin yoğun olması ve tüketicilerin artık geleneksel perakende işletmelerine olan ilgisinin azalmasıyla farklı harcama alanlarına yönelmesi, perakende işletmelerini geliştirmekte olan ülkelere yönlendirmeye başlamıştır. Şekil 10'da görüldüğü gibi Asya ülkeleri gıda, giyim, lüks tüketim, kişisel bakım ürünleri ve moda alanlarındaki global markalar için bir itici güç olmaya başlamıştır. Listenin ilk sırasında yer alan Hindistan, hem yoğun nüfusu, hem büyüme hızı hem de tüketime olan eğilimlerinin ve insanların organize mağaza ve global markalara olan ilgisinin artması, bu ülkeyi perakende işletmeleri için cazip hale getirmektedir.

Şekil 10: Perakende Sektöründe Ülkelerin Doğunluk Durumu

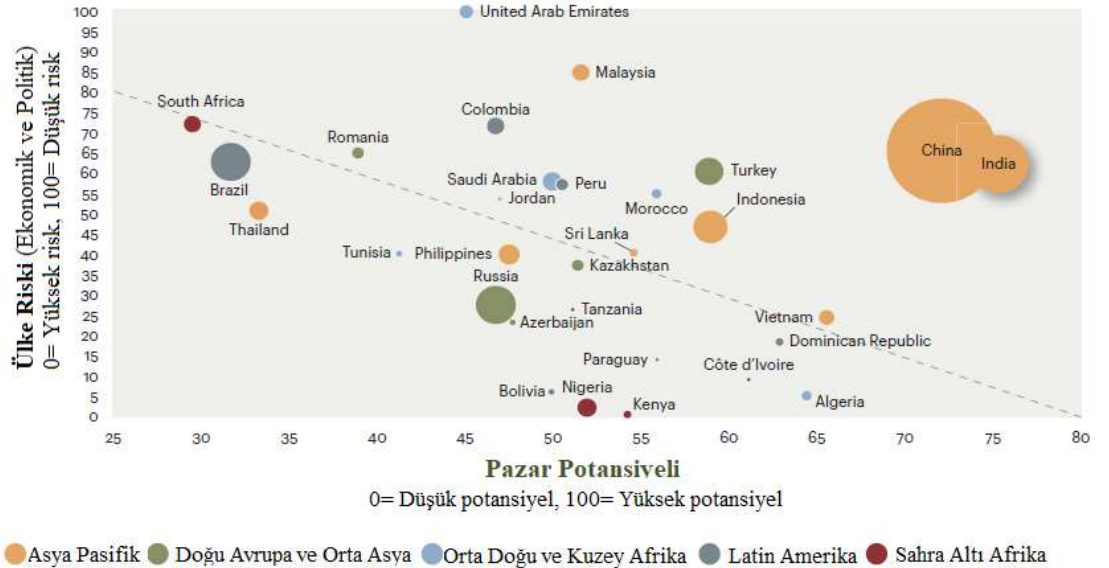
	Giriş Evresi	Yükselme Evresi	Olgunluk Evresi	Doğunluk (Gerileme) Evresi
Açıklama	Orta sınıf büyüyor, tüketiciler organize formatları keşfetmeye istekli ve hükümet kısıtlamaları gevşetiyor.	Tüketiciler organize kurumları ve global markaları talep ediyor, perakende alışveriş bölgeleri gelişiyor, uygun fiyatlı emlak (mağaza kurmak için) bulmak mümkün.	Tüketici harcamaları genişlemiş durumda, istenen gayrimenkulü bulmak daha zor ve yerel rekabet daha da karmaşıklaşmış durumda.	Tüketiciler modern perakendeye alışkın, isteğe bağlı harcamalar yüksek, yerli ve yabancı perakendeciler arası yüksek rekabet var, gayrimenkul pahalı ve uygun yer bulmak zor.
Tipik Giriş Şekli	Yerel perakendelerde düşük yatırım	Doğrudan işletilen mağazalar	İkinci veya üçüncü aşamalara yönelmiş tipik doğrudan işletilen mağazalar	Devralmalar

Kaynak: A.T. Kearney Analysis, The Global Retail Development Index (GRID) Araştırma Raporu, 2017: 3.

Şekil 10'da verilen ülkeleri Şekil 11'de verildiği gibi pazar potansiyeli ve ülkenin ekonomik veya politik risklerine göre incelersek; Asya Pasifik'te Hindistan,

Pazar potansiyeli olarak en yüksek ülkedir. Hala Pazar riski olmasına karşın, ülkenin gelişen ekonomisi sayesinde insanlar daha rahat harcama yapabilmeye başlamışlardır. Bu durum Hindistan halkını lüks tüketim ve eğlence alanına yönlendirmiştir. Çin, her ne kadar doygunluğa doğru ilerleyin ne Hindistan'ın gerisine düşen bir ülke olsa da hala e-ticaret gibi alanlarda lider konumundadır. Malezya, ekonomik sorunlarla ve enflasyonla uğraşmasına rağmen modern perakendecilikte büyüme gösteren bir ülkedir ve 2021 yılına kadar Malezya'da online perakende sektörünün yıllık %23 artacağı tahmin edilmektedir. Doğu Avrupa ve Orta Asya perakende sektörü için önemli bir pazardır ancak, beklenen düzeyde bir büyüme söz konusu değildir. Orta Doğu ve Kuzey Afrika ülkeleri ekonomik ve politik nedenlerden dolayı perakende sektöründe beklenen büyümeyi gösterememektedir. Ancak, Suudi Arabistan gibi ülkelerde yasalarda esnemelerin olması ve turistlerin ziyaret edebildiği ülkeler haline gelmeye başlamaları bu ülkelerdeki perakendecilik sektöründe hareketlilik yaratmıştır. Latin Amerika'da perakendecilikte iki boyutlu değişim gözlenmektedir. Bazı ülkelerde büyüme gözlenirken bazı ülkelerde savaş ve ekonomik koşullardan dolayı gerileme söz konusudur. Sahra Altı Afrika'da şehirleşme ve ekonomideki gelişme perakende sektöründe hareketlenmeye ve büyümeye neden olmuştur (GRID, 2017:4-23).

Şekil 11: Pazar Çekiciliğine Göre Ülkeler



Kaynak: Analysis, The Global Retail Development Index (GRID) Araştırma Raporu, 2017: 4.

Gelişmekte olan ülkelere yatırım yapmanın faydalarını kısaca sıralarsak;

- Yatırım yapmak için büyük alanlar bulmak hem kolay hem de daha ucuzdur,
- Ülkeye yabancı yatırımcıyı çekebilmek için yasalar daha esnektir,
- İşçilik daha ucuzdur,
- Piyasada çok fazla rakip yoktur,
- Yoğun nüfusun teknoloji sayesinde tüketime eğilimi yüksektir.

Dünyada teknoloji ve mobil cihazların kullanımının artması, perakende işletmelerinden yapılan alışverişin şeklini de değiştirmiştir. 2016 yılında Hindistan’da %121, Çin’de %192, Vietnam’da %151, Nijerya’da %87 oranında mobil alışverişte artış gerçekleşmiştir. Gelişmiş ülkelerde ise mobil ve online alışveriş aynı anlamda kullanılmaktadır. Teknolojinin ve mobil kullanımların artması işletmeleri farklı stratejiler geliştirmeye itmiştir. Çünkü alışverişin şeklinin değişmesi, yapılan perakende yatırımlarının yapısının da değişmesini gerektirmektedir (GRID Araştırma Raporu, 2017: 3). Schmitz 2017 yılında yayınlamış olduğu bir yazısında, e-ticaret ve mobil ticaretin hızla artması perakende sektöründe üç anahtar konu olan “İş Gücü”, “Tedarik Zinciri” ve “Fiziksel ve Dijital Dünya Arasındaki Köprü”de değişim yaratacağını söylemektedir. Buna göre;

İş Gücü: Teknoloji tabanlı perakende ortamlarının kurulması, veri yönetebilen, veriyi işleyebilen ve anlamlı bilgiler elde ederek bunu satışa dönüştürebilen iş gücü ihtiyacını doğurmuştur. Bugün hala tam olarak kurulamayan veri tabanı sistemlerinin tam anlamıyla çalışabilmesi için perakende işletmelerinin iş gücünde değişikliğe gitmesi gerekmektedir.

Tedarik Zinciri: İşgücü, aynı zamanda yeni teknolojiyi benimseyen müşteri olduğundan, onların teknolojiye ilgisi iş gücüne de yansıtacaktır. Ürünün depodan çıkış anından tüketiciye teslimi ve sonrasında yapılan geri bildirim aşamasına kadar yapılan tüm faaliyetlerde yer alan iş gücü tamamen teknoloji tabanlı ortamlarda çalışacaktır ve bundan keyif alacaktır. Hızlı ve zamanında sevkiyat, sevk edilen ürünlerin hareketlerinin izlenmesi, tüketici verilerinin kaydedilerek anlık izlenmesi ve

anlık geri bildirimlerin sağlanması, 5G kablosuz ağlar sayesinde otonom kamyonlarla ürün tesliminin sağlanması perakende sektörüne yepyeni bir iş gücü boyutu sağlayacaktır. “Daha Fazla Ürün!” anlayışından “Daha Ucuz Ürün!”e ve en sonunda “Daha iyi ürün!” anlayışına evrilen tüketici talepleri, gelecekte “Kişiselleştirilmiş Ürün!”, “Akıllı Ürün!”, “Hemen Teslim Edilen Ürün!” şeklinde olacaktır. Değişen talepler aynı şekilde tedarik zincirini de değiştirecektir.

Fiziksel ve Dijital Dünya Arasında Köprü: Perakende işletmelerinin %65’i 2021 yılına kadar stok ve tedarik zincirlerinde otomasyona yatırım yapmayı planlamaktadır. Çünkü fiziksel ürünlerin dijital dünyada takip edilebilmesi için iyi bir otomasyon sistemi gerekmektedir. Hızla değişen tüketici taleplerini karşılayabilmek için otomasyon sistemleri ve sensörler vazgeçilmez birer araç olacaktır. Bugün, teknolojiye yatırım yapmayı tüketici taleplerini takip edemeyen işletmeler hızla pazarın gerisinde kalmaktadırlar.

Assets KPMG’nin 2019 raporuna göre dünyada hüküm süren “Beş Dinamik”, perakende sektörünün değişiminde ve dönüşümünde önemli rol oynayacaktır. Bahsedilen dinamikler;

1. Tüketici deneyimi; farklı deneyimler yaşamak isteyen tüketiciler için hem geleneksel hem de dijital ortamda tüketicilerine bu deneyimi yaşatabilecek alt yapıyı kuran işletmeler rekabet avantajı elde edecektir.
2. Yapay zeka; tüketicilerin beklentilerini en iyi şekilde karşılamak ve onların tatmin düzeyini daha fazla arttırmak için yapay zeka kaçınılmaz hale gelecektir. Bugün bile perakende sektöründe yoğun olarak kullanılmaktadır.
3. Artan bilinçli tüketici; bilgiye kolay erişim sayesinde her gün daha fazla bilinçlenen tüketici, işletmelerden daha şeffaf ve etik değerlere önem veren faaliyetler beklemektedir.
4. Eş zamanlı tepki beklentisi; dijital ortamın gelişmesiyle birlikte hız çağına girdiğimiz bugünlerde tüketiciler daha hızlı geri bildirimler

beklemektedir. İş modellerini yenileyen ve bu hıza ayak uydurabilen işletmeler rekabet üstünlüğü elde edecektir.

5. Büyük Çin pazarı; kalabalık nüfusa sahip Çin, diğer işletmeler için hem bir tehdit hem de fırsat konumundadır. Nihai tüketiciye yönelik çok çeşitli ve ucuz ürünler üretmesi diğer işletmeler açısından bir tehdit iken kalabalık bir nüfusa sahip olması ve bu nüfusun yoğun bir şekilde diğer ülkeleri ziyaret etmesi, hava yolu, otel, elektronik rezervasyon işletmeleri ve daha birçok işletme için fırsat niteliğindedir.

Sonuç olarak, bu beş dinamiğe ayak uyduramayan perakende firmaları sektörün gerisinde kalacaktır.

2.3.2 Türkiye’de Perakendecilik Kavramının Gelişimi

Türkiye’de sanayi devrimi sonrası kitle üretimi daha geç başladığı için perakendecilik sektörü de geç başlamıştır. Perakende sektöründe ilk adım 1913 yılında kurulan tüketim kooperatifi ile atılmıştır. Tüketim fiyatlamasının devlet kontrolünde yapılması, liranın değerinin düşük oluşu ve etkili bir dağıtım sisteminin olmayışı nedeniyle perakendecilik sektörü, geleneksel perakende mağazalarından yani bakkallıklar, sebze-meyve satıcıları ve semt pazarlarından oluşmaktaydı. Ancak, 1950’li yıllarda ilk zincir mağaza (Migros) girişimi, ardından yabancı sermaye teşvik kanununun çıkarılması perakende sektörünü hareketlendirmeye başlamıştır. Daha sonra Migros-Türk işbirliği sayesinde paketlenmiş gıda ile tanışan Türkiye, Gima A.Ş.’nin kurulmasıyla da tüketicinin ucuz ürün alımını hedeflemiştir (Öztürk, 2006: 71, Göral ve Baş 2017: 495).

1986’dan sonra barkod sisteminin gelişmesiyle perakende sektörü önem kazanmış ve 1995’lerde yabancı sermayeli perakendecilerin de pazara girmesiyle altın çağını yaşamaya başlamıştır (Pezikoğlu, 2004: 77). Yabancı sermayeli işletmeler hem Türkiye’deki perakende rekabetini arttırmış hem de Türkiye’de yeni olan perakende sektöründe eğitimci rolü üstlenmişlerdir (Öztürk, 2006: 72).

Türkiye’de ilk modern alışveriş merkezi 1988 yılında kurulan Galeria İstanbul’dur. İlk çok uluslu perakende mağazası 1990 yılında kurulan Metro Grosmarkettir. Daha sonra, Kipa ve Fransız firması olan Carrefour piyasaya girmiştir (Pezikoğlu, 2004: 77, Öztürk, 2006: 72).

Her ne kadar Türkiye’de perakende sektörü 2001 krizinden etkilenmiş olsa da gelir düzeyindeki artış ve refah seviyesinin yükselmesiyle paralel olarak pazar payı artmaya devam etmiştir. Öncelikle yapı marketlerle kendini gösteren perakende sektörü bugün her alanda faaliyet göstermektedir.

Günümüzde, Türkiye’de Sosyo-ekonomik yapının değişmesiyle birlikte perakende sektörü de yapısını değiştirmiştir. Üretici ve tüketici arasında bağ oluşturan perakende sektöründe tüketicilerin yaşam tarzlarına uygun pek çok ürün ve hizmet imkanı sunulmaktadır (Okumus ve Karçıga, 2006 :56-58). Ayrıca perakende sektörü maliyetleri azalttığından, sanayicilerin yoğun olarak yöneldiği sektörlerden biridir (Pezikoğlu, 2004: 77). Refah seviyesinin yükselmesi ve piyasaya çok fazla rakibin girmesiyle birlikte modern perakendecilik büyümekte, geleneksel perakendecilik giderek küçülmektedir (Çatı, 2007: 156).

Türkiye’de genç nüfusun yoğun olması ve hane halkı sayısının her yıl artması perakende sektörünü dinamik tutmaktadır (Assets KPMG, 2009: 8). Tablo 5’de görüldüğü gibi Türkiye’de perakende sektörü en büyük şirketlerin arasında ilk 10’nun içinde yer almaya başlamıştır. Oysa yakın zamana kadar bu sıralamadan bahsetmek mümkün değildi.

Tablo 5: Türkiye’nin En Büyük İlk On Şirketi (2017)

Sıra	Firma	Net Satış (TL)
1	Türkiye Petrol Rafineleri A.Ş.	53.948.110.000,00
2	Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.	41.168.719.116,00
3	Petrol Ofisi A.Ş.	40.847.704.263,00
4	Türk Hava Yolları A.O.	39.779.000.000,00
5	Botaş Boru Hatları ile Petrol Taşıma A.Ş.	33.470.283.174,25
6	Opet Petrolcülük A.Ş.	28.391.084.000,00
7	Ford Otomotiv Sanayi A.Ş.	25.341.290.000,00
8	Bim Birleşik Mağazaları A.Ş.	24.779.408.000,00
9	Arçelik A.Ş.	20.840.613.000,00
10	Shell&Turcas Petrol A.Ş.	19.567.578.000,00

Kaynak: Fortune 500 Türkiye (<https://www.fortuneturkey.com/fortune500>), 2017.

2018 yılı itibariyle Türkiye’de perakende sektörünün büyüklüğünün bir trilyon TL’yi aştığı ve yaklaşık GSYH’nin %20’sini oluşturduğu hesaplanmaktadır. Tüketici davranışlarındaki değişim ve yoğun rekabet ortamı nedeniyle sektörün en güçlü aktörleri indirim mağazaları olarak tespit edilmiştir (Assets KPMG, 2019: 22). Ayrıca, dünyada olduğu gibi Türkiye’de de elektronik perakende mağazaları geleneksel perakende mağazalarına göre daha yüksek artış kaydetmektedir.

Türkiye’de perakendecilik sektörünün gidişatına bakıldığında, büyük perakende zincirlerinin küçülmeye başladığı, yerel perakende işletmelerinin (A101, BİM, ŞOK gibi) ise agresif bir şekilde büyüme gösterdiği izlenmektedir. Yakın zamanda yerel perakende işletmelerinin Türkiye’de perakende sektörünün lideri olması beklenmektedir (GRID, 2017: 11). Ancak, hızlı bir şekilde büyüme gösteren, yılda yüzlerce şube açan yerel işletmeler, müşterinin taleplerini, beklentilerini kestirmekte ve gelecekle ilgili öngörü raporları hazırlamakta zorlanmaktadır. Henüz, bakkal yapısıyla hemen hemen her sokakta ve binlerce mağaza ile alışveriş yapılmasına olanak tanıyan yerel zincir mağazaların teknolojik alt yapısı analizler için uygun değildir. Oluşturulan veri tabanlarının bilgiye dönüştürülmesi için gerekli donanım ve insan kaynağı bulunmamaktadır. Benzer şekilde, il bazında büyüme gösteren ve yerel zincir mağazalarla rekabet etmeye çalışan küçük perakende işletmeleri de benzer sorunlarla karşı karşıyadır. Bu nedenle, yerel perakende zincirlerinin lider olması beklenmekte ise de işletmelerin teknolojik değişime adaptasyonu bu süreçte önemli rol oynayacaktır.

2.4. PERAKENDECİLİĞİN FONKSİYONLARI

Perakende işletmeleri hem üreticilerle hem de tüketicilerle iletişim halindedir. Üretilen ürünlerin tüketiciye ulaşımında bir köprü görevi görmektedir. Perakende işletmeler, üreticiye yönelik bilgi toplama, ürünlerin mülkiyetini üzerine alma, ürünleri depolama faaliyetlerini yürütürken tüketiciye yönelik de ürün çeşidi bulundurma, kampanyalar ve fırsatlar oluşturma gibi faaliyetleri yürütürler (Öztürk, 2006: 71). Bu nedenle, perakendecilik sektörü ürün satışı dışında çok farklı fonksiyonlara da sahiptir diyebiliriz.

Perakende firmaları dağıtım zincirinin son aşaması olduğundan ve tüketiciyle doğrudan iletişim halinde olduğundan iyi bir geri bildirim mekanizmasıdır. Tüketicilerin memnun oldukları ya da olmadıkları durumları ve tüketicilerin beklentilerini üreticilere ulaştırarak üreticilerin yeni pazarlama kampanyaları oluşturmalarını ve yeni ürün özellikleri geliştirmelerini sağlamaktadır (Mucuk, 2014: 285). Perakendeciler, iyi birer pazarlama bilgi sistemi aracıdır.

Aradığı ürüne ulaşamayan tüketici ya o ürünün ikamesine yönelecek ya da o üründen vazgeçecektir. Bu nedenle, perakende mağazalar, ürünlerin ülkenin her yer yerindeki tüketicilere ulaşımını kolaylaştırarak yer faydası sağlamaktadırlar. Tüketiciler perakende mağazalar sayesinde günlük, haftalık ya da aylık alışverişlerini yapabilmektedirler (Ceylan, 2013: 142; Baş ve Göral, 2017: 497).

Perakende mağazalar, ürünleri depolayarak ve tüketicinin istediği her zamanda satışa sunarak zaman faydası sağlarlar. Örneğin, çay talep eden tüketiciler için, çay yapraklarını stoklayarak yılın on iki ayı tüketicinin çay almasına imkan tanırlar (Tenekecioğlu, 2004: 3).

Perakende mağazalar, üreticilerin mağazaya gidip parçalı ya da tek tek ürün satın almasını sağlayarak mülkiyet faydası sağlarlar (Mısırlı, 2009: 6).

Perakende işletmesi kurmak, üretim işletmesi kurmaktan daha kolaydır ve daha az sermaye gerektirir. Ayrıca sektör, perakende işletmesine kredi ile mal alma imkanı verir. Elbette, perakende sektörüne kolay giriş yapabilme birçok rakibin bu sektöre girmesine neden olduğundan rekabet oldukça yoğundur ve işletmelerin ayakta kalabilmesi için çok daha fazla çaba sarf etmesine neden olmaktadır (Varinli, 2008: 6-7; Mucuk, 2014: 286).

2.5. PERAKENDECİLİK TÜRLERİ

2.5.1. Mağazalı Perakendecilik

Mağazalı perakendeciler müşterilerine mağaza ortamında yani fiziksel bir yapının içerisinde fiilen hizmet vermektedirler (Kurşunluoğlu, 2009: 2175; Çakmak,

2012: 20). Bu perakendeciler kendi aralarında gıda perakendecileri ve genel ürün perakendecileri olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

2.5.1.1. Gıda Perakendecileri

Gıda perakendecileri tüketici ihtiyaçlarını karşılamak üzere düşük fiyat ve maksimum ürün çeşidi ile faaliyet gösteren mağazalardır. Gıda perakendeciliği sınıfına giren mağazalar; süpermarket, hipermarket, depo kulüpleri, kolaylık mağazaları şeklinde sıralanabilir.

Süpermarketler; içinde gıda ve gıda dışı çok çeşitli ürün bulunduran, raf, vitrin, açık alan şeklinde organize olan, çok katlı, aracısız ve düşük kar marjı ile çalışan ve satış alanı 400 metrekarenin üzerinde olan gıda perakende mağazalarıdır (Tek, 1997: 591; Duman ve Yağcı, 2006: 88).

Hipermarketler; süpermarketlere benzer şekilde çok çeşitli gıda ve gıda dışı ürün satan, süpermarketlerden farklı olarak bünyesinde eğlence alanları bulunduran ve satış alanı 2500 metrekarenin üzerinde olan dev gıda perakendesi mağazalarıdır (Boone ve Kurtz, 1995: 522; Duman ve Yağcı, 2006: 88).

Depo kulüpleri; nakit sistemi ile çalışan, ticari veya kişisel amaçla ürün alan müşterilerine sınırlı hizmet veren perakende mağazalarıdır (Kurşunluoğlu, 2009: 2176).

Kolaylık mağazaları; tüketicinin kolaylıkla ulaşabileceği, pek çok noktada bulunabilen, kolay bulunan malların satıldığı ve uzun saatler çalışan mağazalardır (Tek, 1997: 595).

Gıda perakendecileri, Türkiye’de serbestleşme yasasından sonra yabancı sermayeli organize mağazaların piyasaya girmesinden sonra hızla büyümeye başlamışlardır. Gıda perakendecileri bugün perakende sektörünün yaklaşık yarısına sahiptir. Depo, bakkal ve kolaylık mağazaları gibi gıda perakendecileri, müşteriyle birebir iletişim kuran, düşük fiyatlarla hizmet vermeye çalışan ve geleneksel yöntemlerden faydalanan gıda perakendecileri türlerindedir. Hipermarket ve Süpermarket gibi organize mağazalar ise Türkiye’ye serbestleşme yasasından sonra

yaygınlaşan, teknolojik bilgi sistemlerinden faydalanan ve farklılaşma stratejileri kullanan bu nedenle de ürün maliyetleri daha yüksek olan gıda perakendecileridir (Atılğan vd., 2012: 165; Ertuna, 2018: 288).

2.5.1.2. Genel Ürün Perakendecileri

Genel ürün perakendecileri, özellikli mağazalar, indirim mağazaları, kategori mağazaları şeklinde sıralanabilir (Tek; 1997: 595; Çakmak, 2012: 20, Kurşunluoğlu, 2009: 2176-2177).

Özellikli mağazalar; belirli ürünlerde uzmanlaşan mağazalardır.

İndirimli mağazalar; tüketicilere düşük fiyat imkanı sunan, genellikle daha eski sezon ürün gruplarını satan mağazalardır.

Kategori mağazaları; sınırlı sayıda ürünlerin çok çeşitli alt ürünlerini, düşük fiyat ve düşük düzeyde hizmetle sunan mağazalardır.

2.5.2. Mağazasız Perakendecilik

Mağazasız perakendecilik, satış işleminin mağaza dışında gerçekleştirilmesine denir. Mağazasız perakendecilikte satıcı ve alıcı yüz yüze alışveriş yapsa bile bu eylem mağaza dışında gerçekleştirilmektedir (Üster, 2014: 169; Durmuş, 2015: 206). Mağazasız perakendecilik türleri; katalog ve doğrudan posta perakendeciliği, doğrudan satış, televizyonlu alışveriş ve otomatik makineli perakendeciliktir.

2.5.2.1. Katalog ve Doğrudan Posta perakendeciliği

Katalog ve doğrudan posta perakendeciliği, bir satış elemanı veya aracı olmadan posta yoluyla müşteriye pazarlama reklamlarının veya tanıtım kataloglarının gönderilmesidir. Katalog ve doğrudan posta aracılığı ile müşteriyle uzun dönemli ilişkiler kurulabilir. İşletmeler bu yöntemler sayesinde tanıtım kampanyalarını kişiselleştirebilir ve belirli dönemlerde müşteriler mesajlar ve kataloglar göndererek ürün ve hizmetleri hakkında düzenli bilgiler verebilir. Posta mesajları, işletmenin

hazırlamış olduđu fırsatları rakiplerden gizler ve ayrıca bu pazarlama aracının sonuçları ölçülebilirdir. Ancak, her tanıtım faaliyeti belli bir harcama gerektirdiğinden maliyetli bir yöntem olarak kabul edilmektedir (Kotler vd., 2009: 749-750).

2.5.2.2. Doğrudan Satış

Doğrudan Satış Birliğı'ne göre doğrudan satış, mağaza gibi yapıların dışında, bir satış elemanı ve müşteri arasında gerçekleşen iletişimidir. Doğrudan satış evde, müşterinin işyerinde, satış partilerinin yapıldığı evlerde ve daha başka herhangi bir yerde gerçekleşebilir. Burada olması gereken tek şey müşteri ile satış elemanının yüz yüze iletişim kurarak alışveriş eylemini gerçekleştirmesidir (Peterson vd., 1989: 274).

2.5.2.3. Televizyonlu Alışveriş

Televizyonla alışveriş belli bir kitleye aynı anda ulaşabildiğinden tercih edilen bir yöntemdir. Bu yöntemde yine bir mağaza olmadan kişiye televizyon üzerinden ürün tanıtımının yapılarak satış eyleminin gerçekleştirilmesidir (Geçer, 2016: 52).

İnternet araçları gelişmeden önce oldukça yoğun kullanılan bu yöntem, daha bilinçli, alışveriş eğilimi olan tüketicilere yönelik yapılan ve özellikle konaklama işletmelerinin yoğun olarak kullanıldığı bir pazarlama eylemidir. Ancak televizyonlu alışveriş oldukça maliyetli bir yöntem olduğundan küçük işletmelerin talep edemediği bir yöntemdir. Ayrıca, tüketici her istediği anda televizyonla alışverişe ulaşamamaktadır. Bunun için, televizyonlu alışveriş zamanının gelmesini beklemeleri gerekmektedir (Ersoy ve Gülmez, 2013: 25, İnci, 2014: 14-15).

2.5.2.4. Otomatik Makineli Perakendecilik

Makineli satışta tüketicinin ürün alımı esnasında herhangi bir satıcı bulunmamakta ve tüketici ürünü doğrudan makineden satın almaktadır. Self-servis yöntemine dayanan makineli satış, genellikle kalabalık yerlerde ve sık tüketilen ürünlerde gerçekleştirilmektedir. Ancak, otomasyon sisteminin gelişmesiyle birlikte birçok perakende mağazaları, petrol ofisleri, havayolu şirketleri satış elemanı olmadan, makineler yardımıyla ürünlerini satışa sunmaktadırlar. Aracı veya satış

elemanının olmaması maliyetleri düşürmekte ve bu düşüş fiyatlara yansımaktadır (Kuşunluođlu, 2009: 2178).

2.5.2.5. İnternet Perakendeciliđi

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte talebi giderek artan internet perakendeciliđi tüketicinin karşılaştırma maliyetlerini düşürdüğünden önem arz etmektedir. Tüketici mağazaya uğramadan binlerce ürüne aynı anda ulaşabilmekte, fiyat ve teknik özelliklerini karşılaştırabilmekte ve ülkenin herhangi bir yerinden sipariş verebilmektedir. Özellikle, giderek gelişen lojistik ağları sayesinde ürüne ulaşmak daha da kolay hale gelmiştir. İnternet perakendeciliđi, aracıları ortadan kaldırarak tüketicinin doğrudan üreticiyle muhatap olmasına olanak sağladığından tüketici tarafından tercih edilen bir alışveriş yöntemidir (Barutçu, 2008: 319). İnternet perakendeciliđinin avantajları aşağıdaki şekilde sıralanabilir (Enginkaya, 2006: 11);

- İşletme maliyetlerini düşürür,
- Aynı anda binlerce tüketiciye ulaşma imkanı sağlar,
- İşletmenin tüketici için yeni ve farklı kampanya oluşturmalarına imkan verir,
- Hızlı bilgi alışverişi ve geri bildirim imkanı sunar,
- Daha düşük maliyetlerle tanıtım imkanı verir,
- Tüketicile birebir iletişim imkanı verir,
- Tüketicile özel hizmet fırsatı sunar.

İnternet perakende mağazası ile geleneksel mağaza arasında belirgin farklar bulunmaktadır. Bu farklar (Enginkaya, 2006: 11; Barutçu, 2008: 319);

- İnternet perakende mağaza atmosferi tasarım şeklinde iken, geleneksel mağazada dekor, ışık, ses şeklinde maddi özellikler söz konusudur.
- Geleneksel mağazada satış temsilcisi bulunurken internet perakende mağazada böyle bir durum söz konusu değildir.

- Geleneksel perakendecilikte ürünler bir mağaza ortamında satışa sunulurken, internet perakendecilikte ürünler depoda tutulmakta ve tüketici görsel araçlarla ürünü seçmektedir.

İlter (2009: 98), Türkiye’de elektronik perakendeciliğin ikiyüz milyon dolar civarında olduğunu, ancak bu oranın henüz daha çok düşük olduğunu, gün geçtikçe bu oranın giderek artacağını dile getirmiştir. Elektronik ticaretin istenen düzeyde olmamasının en önemli nedeni, Türkiye’de internet kullanımının düşük düzeyde olmasından kaynaklanmaktadır. Diğer nedenler ise, ürüne fiziksel olarak dokunamadan alışveriş yapmanın getirdiği güvensizlik ve internetten alışveriş yaparken kişisel ve banka hesaplarının paylaşılmasının getirdiği risk unsurlarıdır (İzgi ve Şahin, 2013: 11).

2.6. PERAKENDECİLİĞİN PAZARLAMA SİSTEMİ İÇİNDEKİ YERİ

Pazarlama; perakendecilik, mal ve hizmetlerin pazarlanması ve dağıtımında yer alan tüm faaliyetleri içerdiğinden, her türlü perakende işlemi için temel teşkil etmektedir. Perakendecilerin başarısı veya başarısızlığı, büyük ölçüde pazarlama etkinliklerine ve tüketicinin ihtiyaçlarını anlama ve sunma yeteneğine bağlıdır (Londhe, 2006: 11). Perakende sektörü pazarlama biliminin sorduğu soruları kendi müşterileri için sorar (Grewal vd., 2011: 43);

- Hedef grup kim?
- Hangi tanıtım ve fiyatlandırma modelleri kullanılmalı?
- Bu tanıtım modellerinin etkisini arttırmak için gerekli araçlar nasıl tasarlanmalı?

Bu nedenle, perakende sektöründe pazarlama uygulamalarının önemini daha iyi anlayabilmek için, sektörü pazarlama biliminin her bir çalışma alanı için incelemek daha doğru olur. Buna göre;

Perakende ve Ürün Pazarlaması: Perakende, ürünlerin doğrudan tüketiciye satıldığı bir pazarlama ambarı gibidir. Pazarlama, tüketicinin ürün farkındalığı

oluşturmanın yoludur ve ürün tanım itibariyle perakende kavramını içinde barındırır. Bu nedenle, pazarlamayı bir eldiven gibi düşünürsek, perakende bu eldivenin bir parmağıdır ve perakende kavramının pazarlamadan ayrı tanımlanması çok zordur (Cook, 2018: 1).

Perakende ve Tanıtım: Ürün sahipleri, ürünlerini daha fazla satabilmek için perakende işletmeleri üzerinden itme ve çekme stratejileri oluştururlar. İtme stratejisinde işletmeler, perakendecinin ürünü raflarda buldurması, stoklarında tutması ve daha fazla satma çabalarına girmesi için perakendeciye yönelik parasal iadeler, nakit veya nakit dışı promosyonlar, ücretsiz deneme teklifleri, yarışmalar gibi kampanyalar düzenlerler. Çekme stratejisinde ise ürün sahipleri, tüketicilerin perakende işletmelerine gelerek ürün talep etmelerini sağlamak için kuponlar, pop-up'lar, indirim çekleri, yarışmalar, deneme seansları gibi kampanyalar oluştururlar. Bazen de bu iki stratejiyi aynı anda kullanarak rakipleri müşterilerinden uzak tutmaya çalışırlar (Agarwal).

Perakende ve Dağıtım: Perakende sektörü, çok iyi bir dağıtım ağıdır. Perakende sektörü sayesinde tüketici binlerce ürüne aynı anda ulaşabilir. Üstelik meyve-sebze gibi raf ömrü çok az olan ürünleri taze bir şekilde bulabilme imkanına sahiptir. Üreticiler, ürünlerini ülkenin her bölgesinde satmaya kalkıştıklarında çok büyük bir dağıtım maliyeti ile karşı karşıya kalırlar. Bu nedenle perakende işletmeleri üreticiler için maliyetlerini düşürebileceği iyi bir dağıtım aracıdır. Ancak, perakendeciler için de tüm ürünleri aynı anda ve tüketicinin istediği zamanda ona sunabilmek hem bir dağıtım maliyeti hem de stok maliyeti gerektirir. Bu nedenle perakendeci işletmeler, iyi bir stok yönetimi kurarak minimum maliyetle tüketicinin istediği her ürünü anında temin etmeye çalışmaktadırlar.

Perakende ve Fiyatlama: Yapılan araştırmalar, perakende sektöründe dinamik fiyatlamanın daha fazla karlılık getirdiğini ortaya koymuştur. Her tüketiciye özel fiyat indirimleri, tüketicinin işletmeye olan bağlılığını arttırmaktadır (Grewal vd., 1994: 45). Ancak dinamik fiyatlamanın yapılabilmesi için müşteri bölümlendirmenin yapılması, tüketicilerin gruplara ayrılması ve tüketici davranışlarının takip edilmesi gerekmektedir. Bunun için, pazarlama alanının müşteri bölümlendirme stratejilerinden yararlanır.

Perakende ve Müşteri İlişkileri Yönetimi: Hemen hemen tüm perakende firmaları, müşteri sadakati ile müşterilerini elinde tutmayı ve böylece maliyetlerini düşürmeyi hedefler. Çünkü sadık bir müşteri fiyatlardaki değişimleri göz ardı edebilir ve farklı bir perakende firmasının sunduğu tekliflere rağmen sürekli gittiği perakende firmasını bırakmak istemeyebilir. Müşteri sadakati oluşturabilmek için iyi bir müşteri ilişkileri yönetiminin oluşturulması ve dolayısıyla pazarlama bileşenlerinin kullanılması gerekmektedir (Mohammadi, 2015: 398).

Perakende ve Tüketici Davranışları: Teknolojik yeniliklerle birlikte tüketicilerin satın alma davranışlarının değişmesi pazarlama uzmanlarını daha fazla araştırmaya itmiştir. Kompleks bir dünyadaki tüketicilerin yaşam biçimini anlamak, onlara ulaşmak, davranışlarının sebebini bulabilmek giderek zorlaşmaktadır. Benzer şekilde, tüketicilerin yaşam biçimi değiştikçe, perakende sektörünün yapısı da değişmektedir (Londhe, 2006: 18-19). Tüketicinin talep ettiği hizmeti sunabilmek için perakendeciler, bünyesinde ürün, eğlence, deneyim, sosyal alan bulduran dev organize mağazalara dönüşmüştür. Tüketimin büyük bir kısmının bu organize mağazalarda gerçekleşmesi, perakende sektörünün hem üretici hem de tüketiciyle doğrudan iletişim halinde olması ve dolayısıyla yaşanan değişimleri daha yakından takip edebilmesi nedeniyle, perakende sektörü, pazarlama dünyasının araştırma alanı haline gelmiştir (Ferne ve Sparks, 2014: 1).

Perakende ve Pazarlama Bilgi Sistemi: Perakende sektörü, binlerce ürünün ve eğlence alanlarının bulunduğu, kalabalık şehirlerde bulunan çok kültürlü topluma hizmet eden yapılardır. Bu nedenle, sürekli tüketicilerle ilgili veri toplamak, analiz etmek ve elde edilen bilgiler ışığında yeni stratejiler geliştirmek zorundadır. Sürekli değişen toplum yapısı karşısında tüketiciye en hızlı ve doğru cevabı vermek etkin bir pazarlama bilgi sisteminden geçmektedir. Son yıllarda teknolojik alt yapıların gelişmesiyle veri madenciliği algoritmaları yardımıyla tüketici verileri anlık kaydedilip analiz edilebilmektedir. İşletmeler bu algoritmalarla tüketicileri gruplayabilmekte, alışveriş davranışlarını analiz edebilmekte, tüketicinin alışveriş eğilimlerini tahmin edebilmektedir. Bilgi teknolojisini kullanarak tüketici davranışlarındaki değişime hızla ayak uydurabilen perakendeciler rekabet üstünlüğü elde etmektedirler (Ceran ve Bezirci, 2011: 105; Chamat, 2018: 1).

2.7. PERAKENDECİLİKTE GÜNCEL TRENDLER

Teknolojiyle birlikte perakende sektörü, tüketicinin hayatını kolaylaştıracak yeni uygulamalara adım atmaya başlamıştır. Perakende sektöründe kullanılmaya başlayan teknoloji tabanlı uygulamalar ile “En iyi ürünü, hemen!” sloganıyla beklentilerini dile getiren tüketicilerin bu beklentilerinin karşılanması hedeflenmektedir. Ayrıca, bu uygulamalar, tüketicilerin gelişimine de katkıda bulunmaktadır. Figliozzi (2018: 14), teknolojinin insan hayatına girmesiyle birlikte Homo Economicus (rasyonel insan) olarak tarif edilen bireylerin Homo Cyberoeconomicus'a (siber rasyonel insan) dönüştüğünü ifade etmiştir. Bugün başta Çin olmak üzere pek çok ülke, robotik ve otomasyon sistemleriyle insansız alışveriş ortamları ve sanal mağazalarla tüketicilere hizmet vermeye başlamıştır. Tüketici, almak istediği ürünü sanal mağaza, harita ve güncel stok kontrol uygulamalarıyla tarattıktan sonra doğrudan ürünün bulunduğu mağazaya giderek veya online sipariş vererek temin edebilmekte ve zamandan tasarruf edebilmektedir (Pazarlamasyon, 2017). Teknoloji ile doğmuş ve büyümüş Z kuşağının iş hayatında yer almasıyla birlikte perakende sektörünün dijital dünyaya evrileceği düşünülmektedir. Teknoloji ile birlikte perakende sektöründe Omni-Channel (çok kanallı) pazarlama, katılımsız mağazacılık, kişisel alan pazarlaması (proximity marketing), sanal gerçeklik (virtual reality), artırılmış gerçeklik, yapay zeka ve veri madenciliği uygulamaları giderek artan bir yere sahip olmaya başlamıştır. Bu kavramları kısaca tanımlayacak olursak;

Omni-Channel Pazarlama: Multi-Channel pazarlamanın gelişmiş modeli olarak kullanılan bir yöntemdir. OmniChannelExpert'te (2016), fiziksel dünya ile dijital dünyanın özelliklerinin ilişkilendirilerek tüketiciye her iki dünyada eşit hizmet sunmak için fiziksel mağaza, online mağaza ve sosyal medyanın birbirine entegre edilmesi şeklinde tanımlanmıştır. Öztürkkan (2017) ise Omnic-Channel'i, “müşteri alışveriş deneyiminin tüm kanallarda entegre olması, online ve offline kanallarda pazarlama stratejilerinin ve marka planlamasının birbirine paralel olarak devam etmesi” şeklinde ifade etmiştir. Örneğin, Elbise almak isteyen tüketici, bir firmanın mobil uygulamasından elbiseyi beğenebilir, masa üstü bilgisayarından bu ürünü sipariş verebilir. Daha sonra, ürünün bedeninden emin olamadığı için müşteri hizmetlerini arayıp siparişine bir beden daha ekletebilir. Ürün geldikten sonra eğer modelinden hoşlanmadıysa bunu sosyal medya üzerinden firmaya iletebilir. Firma

mesaj veya e-posta yoluyla talebin onaylandığını haber verebilir ve tüketici bu mesaj koduyla fiziksel mağazaya giderek üründe değişiklik yapabilir. Omni-Channel'in amacı, tüketicinin kullandığı tüm bu araçlarda aynı düzeyde hizmet vererek tüketicinin her kanaldan benzer tatmini edinmesini sağlamaktır. Omni-Channel'in faydaları (OmniChannelExpert, 2016);

- Omni-Channel, müşteri kaybını önlemek ve müşteri sadakatini sağlamak için etkin bir yöntemdir,
- Omni-Channel, tüketicinin kullandığı her bir uygulama sayesinde, tüketiciye en kolay ve hızlı yoldan kampanyalar hakkında bilgi verilmesine imkan tanımaktadır,
- Tüketici, her yoldan ürüne rahatlıkla ulaşabildiği, kontrol edebildiği, karşılaştırma yapabildiği ve istemediğinde kolaylıkla değişiklik ya da iade yapabildiği için alışveriş işlemi yarıda bırakmadan alışverişini tamamlaması teşvik edilmektedir,
- Omni-Channel, tüketici davranışlarının bir çok koldan ve farklı aşamalarda (ürüne karar verme, satın alma, değişiklik yapma, iade etme vb.) kontrol edilmesine imkan tanıdığından etkili bir tüketici davranışlarını inceleme aracıdır.

Katılımsız Mağazacılık: Perakende sektöründe en yeni teknolojilerden biri olan katılımsız mağazacılıkta tamamen self-servis bir alışveriş söz konusudur. Gelişmiş otomasyon ve robotik sistemler üzerine kurulu katılımsız mağazacılıkta, tüketici hiçbir çalışan olmadan alışveriş yapabilmekte veya kafede yiyecek ve içecek servisi alabilmektedir. Bugün artık kahve hazırlayan barista, tatlı hazırlayabilen usta veya reyonlarda yardımcı olabilecek robotlar söz konusudur. Katılımsız mağazacılıkta iki tür ödeme yöntemi söz konusudur. İlki, kredi kartı veya sanal paralarla alışveriş imkanı, ikincisi ise QR kodu, retina veya yüz tanıma sistemi ile müşteri kimliğini tanıtarak sanal hesaptan alışveriş bedelinin otomatik olarak düşmesidir. Çin'de yaygın olarak kullanılan katılımsız mağaza ayrıca ilk defa "Amazon Go" adıyla Amazon firması tarafından kullanılmaya başlanmıştır (Unattended Retail Tracker, 2018).

Kişisel Alan Pazarlaması (Proximity Marketing): Geleneksel mağazalı perakende satış firmaları, çok kanallı satış döneminde giderek düşen satış karlarıyla ayakta kalmaya çalışmaktadırlar. Her ne kadar yoğun tutundurma karması araçlarına büyük yatırım yapılsa da, satın alma kararları alışveriş esnasında verildiğinden, bu pazarlama karması elemanlarının tüketici satın alma kararları üzerindeki etkisi yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle perakende işletmeleri mağazaya giren tüketicinin o andaki kararlarını etkileyecek araçlar geliştirmeye çalışmaktadırlar. Bunun en iyi örneklerinden biri kişisel alan pazarlamasıdır. Kişisel alan pazarlaması, çok kanallı perakendenin alt bileşenlerinden biridir. Mağazanın değişik yerlerine yerleştirilen sensörler ve cep telefonuna indirilen uygulama yardımıyla çalışır. Sensörler, mağazaya yaklaşan tüketicinin uygulamasıyla iletişime geçerek müşteri bilgilerini analiz eder ve müşteri daha mağazaya girmeden müşteriye özel kampanyalar oluşturarak alışverişini teşvik eder. Kişisel alan pazarlaması, tüketiciyi doğru yerde ve doğru zamanda sunulan kampanyalarla alışverişe teşvik eder. Kişinin davranışlarını tahmin ederek, onun alışveriş eğilimini arttıracak kampanyalar hazırlar. Bu işlemleri anlık olarak hazırlayıp tüketiciye iletebildiğinden anlık satın alma davranışı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bugün bu uygulama pek çok perakende işletmesinde kullanılan bir yöntemdir. Firmalar, tüketicilerin uygulamayı indirmelerini sağlamak için uygulama üzerinden indirim kuponları göndermekte, çekiliş ve yarışmalar düzenlemektedir (Allurwar, 2016: 16360; Willems, 2017: 1).

Sanal Gerçeklik (Virtual Reality): Sanal gerçeklik, bilgisayar üzerinde üç boyutlu sanal bir dünyanın oluşturulması, gözlük yardımıyla tüketicinin bu dünyaya bağlanarak gerçek dünyayla ilişkisinin tamamen kopmasına denir. Bayraktar ve Kaleli (2007:1) sanal gerçekliği, “Katılımcılarına gerçekmiş hissi veren, bilgisayarlar tarafından yaratılan dinamik bir ortamla karşılıklı iletişim olanağı tanıyan, üç boyutlu bir benzetim modeli” olarak tanımlamıştır. Kurbanoğlu (1996: 22) sanal gerçekliği, insan ve makine arasındaki ilişkiyi arttırabilmek için bu ilişkiyi engelleyecek fiziksel nesnelerin rotadan kaldırılması olarak nitelemiştir. Stone (1991) sanal gerçekliği, insan ve makine arasındaki ilişkiyi arttıran çoklu ortam şeklinde ifade etmiştir. Oppenheim (1993) ise sanal gerçekliği, sadece görsel ve işitsel yollarla değil aynı zamanda, hissetme yoluyla da insan ve makine arasındaki iletişimi arttırma olarak tanımlamıştır. Sanal gerçeklik kavramından bahsedilebilmesi için tamamen sanal dünyanın esas alınması gerekmektedir (İçten ve Bal, 2017: 402).

Sanal gereklik ilk olarak 1929 yılında Mnih’te Spandck ve arkadařlarının iřitsel/akustik alıřmalarıyla bařlamıř, 1960’larda bilgisayar destekli programlar oluřturulmuř ve 1968 yılında Krokstad ve arkadařları tarafından geliřtirilen bir yazılımla bu grsel ve iřitsel tasarımlar birleřtirilerek geliřtirilmiřtir. 1984 yılında edebiyatı ve roman yazarı William Gibson tarafından “Neuromancer” adlı eserinde siber uzay ve robot teknolojilerinin ele alınmasıyla da edebiyat dnyasında teknolojik bir dnyanın yaratılması konusunda bir ilk yařanmıřtır. 1990’lardan sonra kiřisel bilgisayarların yaygınlařmasıyla birlikte sanal ortam bireylerin kullanabileceėi alan haline dnřmřtir. Bugn ise dinamik ve sanal mimari alanlara iřitsel zelliklerin yerleřtirilmesiyle gerek dnyadaymıř hissi verdiren alanlar oluřturulmuřtur (Kurbanoglu, 1996: 23 ; zgenel vd., 2011: 243-244).

Sanal gereklik tasarım, eėitim, arařtırma, saėlık, eėlence, perakende gibi pek ok alanda kullanılmaktadır. Ancak, sanal gereklik aralarının maliyeti yksek olduėundan henz yaygın kullanım alanı bulamamaktadır (Kurbanoglu, 1996: 25-27; Bayraktar ve Kaleli, 2007: 1).

řekil 12: Sanal Gereklik



Kaynak: SRT Strategic Research Tools, <https://srtools.com.au/market-research/market-research-tools/research-concepts>.

Artırılmış Gerçeklik: Artırılmış gerçeklik, gerçek dünya ile sanal dünya arasında iletişime geçilerek sanal nesnelerin gerçek dünya üzerinde eş zamanlı olarak kullanılmasına denir. Artırılmış gerçeklik pek çok alanda yaygın olarak kullanılan, ses, hareket, görüntü ve konum özelliklerini kullanan, görüntü ve ses kaydı ile konum özelliklerini anında etkinleştirebilen bir yeni nesil teknoloji türüdür (Küçüksaraç ve Sayımer, 2016: 80). Artırılmış gerçekliğin sanal gerçeklikten farkı, sanal objeler fiziksel dünyaya entegre edilmektedir. İlk olarak Pokemon Go oyunu ile hayatımıza giren ve oyun sektöründe yoğun olarak kullanılan artırılmış gerçeklik IKEA ve Amazon gibi perakende devi işletmeler tarafından da kullanılmaktadır. Artırılmış gerçeklik yardımıyla, tüketicilerin evinden çıkmadan reyon gezmesi, ürünleri deneyerek üzerinde görmesi veya Şekil 13'te görüldüğü gibi satın alacağı bir masanın evinde nasıl duracağını görmek için dijital masayı evinin her köşesinde denemesine imkan tanınmaktadır. Örneğin, artırılmış gerçeklik kullanan mağazalarda, tüketici mağazaya gitmeden kozmetik ürünü sanal ortamda kullanarak görünümünü test edebilmektedir. Sanal gerçeklik perakende işletmesinin deneyimini artırırken, artırılmış gerçeklik tüketici deneyimlerini arttırmaktadır (Media Trend, 2019; OmniChannelExpert, 2019). Artırılmış gerçeklik hem ürün hem de hizmetler için uygulanabilir yapıdadır.

Şekil 13: Artırılmış Gerçeklik



Kaynak: Endüstri 4.0, <https://www.endustri40.com/artirilmis-gerceklik-kullanan-7-marka>

Veri Madenciliği: Veri madenciliği, işletme için yararlı bilgilerin elde edilebilmesi için verilerin toplanması, temizlenmesi, analiz edilmesi, anlamlı bilgilerin elde edilerek raporlanması sürecidir. Görüldüğü gibi veri madenciliği kavramından bahsedebilmek için verilerden elde edilen bilgilerin uygulamada kullanılabilir ve gerçek dünya için anlam ifade edecek bilgiler olması gerekmektedir (Akgül vd., 2018: 13).

Nüfus popülasyonunun artması dolayısıyla artan tüketici ihtiyaçlarını karşılamak için bilgisayar destekli bilgi kaynakları önemli bir araç haline gelmiştir. Tüketicinin yoğun olarak kullandığı, cep telefonu, bilgisayar, sosyal medya araçlarında biriken veriler ile müşterinin alışveriş yaptığı kasalarda kaydedilen müşteri bilgileri ve alışveriş kayıtları analiz edildiğinde anlamlı ve tüketicinin davranışlarını ortaya koyan önemli bir rehber haline gelmektedir. Bu bilgiler hem mevcut durum üzerinde değişiklik yapmaya hem de tüketicinin gelecekte sergileyeceği davranışlarının tahmin edilmesine olanak tanımaktadır. Veri madenciliği yöntemleriyle perakende sektörünün yapabileceği işlemler;

- Kümeleme analizleri; benzer davranış sergileyen tüketicilerin gruplanmasına denir. Kümeleme analizinde, önceden belirlenmiş kriterlere göre birbirine çok benzeyen öğeler aynı kümede toplanır. Bu analizde küme içi elemanlar birbirine çok benzer iken kümeler arası benzerlik yok denecek kadar azdır. Perakende işletmeler kümeleme analizlerini tüketici pazarını bölümlendirme ve hedef pazar seçiminde kullanmaktadırlar. Kümeleme analizleri hem tanıtım kampanyaları maliyetlerini düşürmekte hem de doğru kampanyaların doğru tüketici grubuna yapılmasını sağlamaktadır (Taşkın ve Emel, 2010: 395-397).
- Sınıflandırma analizleri; sınıflandırma, rasyonel kararların alınmasında etkin bir yöntemdir. Sınıflandırma işlemi, kayıtlı verilerin alt kümelere ayrılarak sınıflandırılması ve sonradan gelecek verinin ilgili sınıflara gönderilmesi işlemidir. Sınıflandırma işlemi, tahminleme modellerinin temelini oluşturur. Perakende sektöründe alışveriş yapan tüketiciler kümelere ayrıldıktan sonra her bir kümenin alışveriş kayıtları sınıflara ayrılır ve ilgili grubun alışveriş eğilimleri tahmin edilmeye çalışılır.

- Birliktelik kurallarının oluşturulması; birliktelik kuralları, alışveriş kayıtları arasından ilişkiler ve örüntülerin çıkarılması işlemidir. Birliktelik kuralları, perakende sektöründe yaygın bir şekilde kullanılan pazar sepet analizinin de temelini oluşturur. Bu yöntem, tüketicinin tek bir alışverişte satın aldığı ürünler arasındaki örüntülerin tespit edilmesi, tüketiciye özel kampanyaların oluşturulması, ürünlerin birlikte ve indirimli olarak satılarak daha fazla alışverişin teşvik edilmesi veya yeniden raf düzenleme işlemlerinde kullanılır.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ DAVRANIŞI VE ETKİLEYEN FAKTÖRLER

3.1. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ DAVRANIŞI

Fransızca “retailer” kavramından gelen ve bir şeyden küçük bir parça kesmek anlamında kullanılan perakendecilik kavramı bugün, içinde tek tek binlerce ürün bulunan devasa organize mağazalar anlamına gelmektedir. Bu nedenle Trendwatching.com, günümüz perakendeciliğini “Perakende Rönesansı” olarak tarif etmektedir. Klasik ticaret anlayışından uzaklaşarak bambaşka dünyalar yaratan perakende mağazaları, içinde farklı hayatların yaşandığı yeni bir dünyaya dönüşmüştür. Binlerce tüketicinin binlerce farklı ürün seçiminde verdiği kararlar, dışardan gelen uyarıcılara verdiği tepkiler, alışveriş sonrası düşünceleri, alışveriş öncesi beklentileri çok büyük bir araştırma alanı olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle, psikologlar, antropologlar, sosyologlar, sağlık uzmanları, ekonomistler ve mühendisler gibi farklı alandan uzmanlar bu alanda pek çok araştırma yapmaktadır. Çünkü insan davranışı karmaşık bir yapıya sahiptir ve tek bir alandan incelemek araştırmacıları yanılgıya düşürecektir (Rathore, 2010: 65; Aksoy, 2011). Bu bilim dallarının tüketici davranışlarının araştırılmasındaki yerinden aşağıda kısaca bahsedilmiştir.

- **Antropoloji:** İnsan davranışlarını ve kültürünü inceleyen antropoloji, perakende sektöründeki insan davranışını incelemede ihtiyaç duyulan en önemli bilim dalıdır. Çünkü insan beyninde yaşanan karmaşık ruh hallerini inceleyen antropoloji, bu araştırmalarını belirli bir dönemle kısıtlamaz. Bir toplumda yaşayan bireyleri, içinde yaşadığı kültüre göre en eski tarihten başlayarak günümüze dek sergilediği davranışlara göre inceler (Beals ve Hoijer, 12).
- **Tüketim Sosyolojisi:** En iyi ürünü üretmek için yalnızca ürünün kimyasal içeriğini veya fiziksel duruşunu değil, o ürünü alacak tüketicinin sosyal ve psikolojik çevresini de bilmek gerekir. Tüketim toplumu olarak adlandırdığımız ortamda yaşayan tüketiciyi üründen çok sosyal çevresi

etkilemektedir. Çınar ve Çubukçu (2009: 278) tüketim toplumunu, maddesel dünyada yaşayan bireyler olarak tarif etmektedir. Buna göre, insanlar zamanla sosyal ortamlarından bile koparak maddi varlıklar peşinden koşmaya başlamışlardır. Bugün tüketim toplumunda yaşayan bireyler hayatlarını sahip oldukları eşyaya göre şekillendirmektedir ve bazen ürünün özellikleri veya diğer tüm koşulları aynı olsa bile bir markaya daha fazla para ödemeye istekli olabilmektedirler. Bu durumu açıklayabilmek için, sosyolojinin bir alt dalı olarak kurulan tüketim sosyolojisi alanı, uzun yıllardır tüketim toplumu üzerinde araştırmalar yapmaktadır. Yapılan bu araştırmalar sonucu elde edilen bulgular, günümüz perakende sektörüne ışık tutmaktadır (Patel ve Schlijper, 2004: 1; Özcan, 2007: 291; Luigi vd., 2015: 331).

- **Psikoloji:** Foxall'a (1980: 17) göre psikoloji, pazarlama dünyasına azımsanmayacak düzeyde katkı sağlamaktadır. Psikoloji, tüketicinin algı, bilişsel uyumsuzluk, kişilik özellikleri açısından inceleyerek pazarlamanın tüketiciden yola çıkarak toplumun davranışını anlamasına yardım etmektedir. Çünkü tüketim eylemi, bireyin hayat boyu gerçekleştirdiği bir eylemdir ve bireyin kişisel tüketim eylemi topluma yansımakta ve toplumun yapısını şekillendirmektedir. Bu nedenle, toplumun yapısını anlayabilmek için tüketicinin düşüncelerini, tüketim esnasında sergilediği davranışlarını ve beklentilerini irdelemek gerekmektedir. Fiziksel ve duygusal etmenlerden etkilenen tüketicinin analiz etmek kolay değildir. Özellikle tüketicinin kapalı bir kutusu olan zihinsel davranışları psikolojinin çalışma alanına girmektedir. Çünkü tüketim toplumunda yaşayan birey, küreselleşme ve kitle iletişim araçlarıyla farklı tüketicilerin yaşamını ve kültürünü öğrenmekte, benzer yaşama sahip olabilmek için Maslow'un ihtiyaçlar hiyerarşisinde yer alan basamakları atlayarak farklı ihtiyaçlarını önceleyebilmektedir. Örneğin, toplumda üst sınıfa geçmek isteyen ve imaj sahibi olmak isteyen bir tüketici temel gıda ürünlerini kıyarak franchise bir kahvecide kahve içebilir ya da marka ve çok pahalı olan bir kozmetik ürünü satın almak için daha temel ihtiyaçlarından kısıntıya gidebilir. Bu nedenle, bireylerin gerçek ve sahte ihtiyaçlarını birbirinden ayırt etmek her gün biraz daha zorlaşmakta ve psikolojik araştırmalara ihtiyaç duyulmaktadır (Tiltay, 2016: 361).

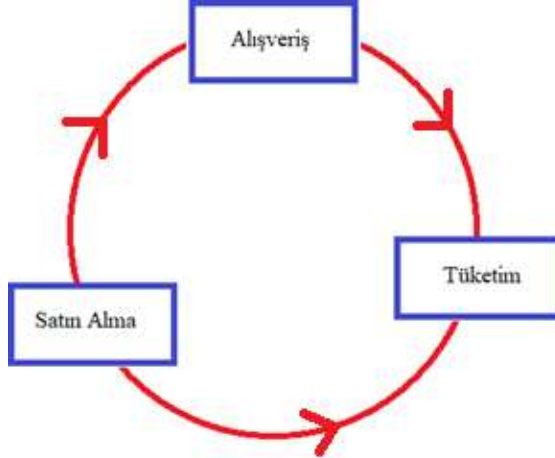
- **Ekonomi:** Bugün dünyadaki değeri 28 trilyon dolara ulaşan perakende sektörü, e-ticaret gibi yapısal değişikliğe de uğrayarak ekonomiye yön verecek düzeyde büyümeye devam etmekte ve perakende mağazaları dünyanın en büyük firmaları listesinde ilk sıralarda yer almaktadır. Marka değeri giderek artan perakende işletmelerinin hisseleri borsalarda yer edinmekte ve bu nedenle de ekonomistler için cazip bir araştırma alanı olmaktadır (Falke Information, 2016).
- **Mühendislik:** İnsanların anatomik yapıları dev organize alışveriş merkezlerinde uzun zaman geçirerek alışveriş yapmaya uygun değildir. Buna göre; insanların ellerindeki çanta gibi materyalleri bırakabilecekleri sepetler, yorulduklarında oturabilecekleri koltuklar, açlıklarını ve susuzluklarını giderebilecekleri restoranlar, lavabo, bebek odaları gibi yardımcı hizmetler tüketicinin işini kolaylaştırarak daha fazla alışveriş yapmalarını sağlamaktadır. Ayrıca, dekor, ışık, ses gibi pek çok faktör tüketici davranışlarına etki eden fiziksel faktörler olduğundan bu etkenlerin tasarımı ve yerleşimi çok önemlidir. Bu nedenle mühendislik alanı, mağaza alanının en verimli şekilde kullanılması, raf düzeni, mağazada dolaşma alanları, dekor, ışık, ses tasarımı ve diğer alışverişini kolaylaştırıcı küçük tasarımlarda pazarlamacılarla birlikte çalışmalar yaparak perakende sektörüne yol göstermektedir (Underhill, 2000, 65-74).

Pazarlama alanı birçok bilim dalıyla ortak çalışan çok geniş bir alandır. Çünkü alışveriş kavramı sadece “bir ürün satın almak” anlamına gelmekten ziyade bir eğlence aracı, deneyim, heyecan, yenilik gibi pek çok farklı anlamlara gelmektedir. Bu nedenle, yoğun rekabetin yaşandığı günümüzde perakende işletmelerinin tüketiciyi elinde tutmak için ürün ve hizmet satışının çok ötesine geçerek tüketiciye yeni bir dünya satmaları gerekmektedir. İşletmelerin yeni bir dünya yaratabilmeleri için operasyonel bir mühendislik yapmaları ve alışverişini etkileyen sayısız değişken üzerinde ayrıntılı durmaları gerekmektedir. Bunun için pek çok uzmanlık alanlarının yaptığı araştırmalar birleştirilerek ortaya yeni bir sentez çıkarılmalıdır (Fiore ve Kim, 2007: 421; Aksoy, 2011).

3.2. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE TÜKETİCİ SATIN ALMA DAVRANIŞI

Altunışık vd.'ne (2002: 72) göre, insan beyninde oluşan düşüncenin eyleme dönüşmesi davranış, belirli bir karar sonucu ürün alımına dönüşen eylem ise tüketici satın alma davranışdır. Solomon (1996: 7) perakende sektöründe tüketici satın alma davranışını, tüketicilerin bir perakende mağazasından, kişisel veya ailevi ihtiyaçlarını karşılayacak mal veya hizmeti seçmesi, alması, kullanması ve daha sonra elden çıkarması ile ilgili süreç veya faaliyetler bütünü olarak tanımlamıştır. Tauber (1972: 46), tüketici satın alma davranışlarının bütüncül bir yaklaşımla incelenmesi yerine bu kavramın “alışveriş”, “satın alma” ve “tüketim” olarak üç bölümde incelenmesi gerektiğini dile getirmiştir. Çünkü bu üç aşamada tüketiciler ayrı davranışlar sergilemektedir. Satın alma eylemi alışveriş davranışından sonra geldiğinden, alışveriş davranışını etkileyen etmenler doğal olarak satın alma eylemini de tetiklemektedir. Şekil 14’de görüldüğü gibi alışverişten alınan tatmin satın almayı, satın alım sonrası tüketimden alınan tatmin tekrar alışverişini tetiklemektedir.

Şekil 14: Alışveriş, Satın Alma ve Tüketim Döngüsü



Kaynak: Tauber, 1972: 46’den uyarlanmıştır.

Engel ve Blackwell (1982: 514), tüketicinin alışveriş davranışını incelendikten sonra satın alma davranışının incelenmesinin tüketicini daha yakından tanıma olanağı sunacağını, çünkü her tüketicinin perakende mağazasına alışverişe gitme nedeninin farklı olduğunu ifade ederek, “Tüketici neden alışveriş yapar?” sorusunu sormuşlar ve Tablo 6’da verilen faktörleri ortaya koymuşlardır. Buna göre; tüketici bazen duygusal, bazen rasyonel, bazen de sosyal sebeplerden dolayı alışverişe gidebilir. Örneğin bir

tüketici evin karar vericisi olduğundan ev için gerekli ürün ve hizmeti almak üzere alışverişe gidebilir. Bir başka tüketici ise mağaza atmosferinin onda yarattığı hisleri sevdiği için, yeni akımları takip etmek için veya sosyalleşmek için alışverişe gidiyor olabilir.

Tablo 6: Tüketicinin Alışverişe Gitme Nedenleri

TÜKETİCİ NEDEN ALIŞVERİŞ YAPAR?	
Kişisel Güdüler	Sosyal Güdüler
Roller	Evin Dışında Sosyal Deneyim Yaşamak
Eğlence	Benzer İlgileri Olan Diğer Tüketicilerle İletişime Geçmek
Kişisel Hazzın Tatmini	Referans Grubun Yönlendirmesi
Yeni Akımları Öğrenmek	Statü
Fiziksel Aktivite	Pazarlık Keyfi
Duygusal Dürtüler	

Kaynak: Engel ve Blackwell, 1982: 514'den uyarlanmıştır.

Perakende sektöründe satın alma davranışı oldukça karmaşık ve incelenmesi zor bir alandır. Çünkü bireysel farklılıktan dolayı her tüketici farklı davranış sergilemektedir. Hatta farklı tüketiciler farklı davranış sergiledikleri gibi aynı tüketici yaptığı alışverişin zamanına, amacına veya alışveriş yaptığı perakende mağazasına göre bile farklı davranış sergileyebilmektedir. Yani, tüketici kısıtlı zamana sahip iken farklı, geniş bir zamana sahip iken farklı davranış sergilemektedir. Ya da hediye almak için yaptığı alışveriş ile haftalık ev alışverişini birbirinden farklı olabilmektedir. Bu nedenle, binlerce çeşit ürünün ve tüketicinin bulunduğu organize mağazalarda tüketicilerin satın alma davranışını etkileyecek faktörleri tespit etmek ve tüketicilerin davranışlarını bu faktörler yardımıyla yönlendirebilmek kolay değildir (Rao, 1969: 328; Sarvi Hampa, 2007; Dinçer ve Dinçer 2011: 318; Gilaninia, 2013: 57).

Tüketicinin satın almak istediği şeyi satın alarak mağazadan çıkması perakende işletmesi için bir pazarlama başarısı değildir. Çünkü perakende işletmesinin gelirini arttırması ve daha fazla kazanç elde edebilmesi için mağazaya gelen tüketiciye satın almak istediği ürünün yanında başka ürünler de satabilmesi ve bunun için pek çok araç kullanarak tüketici için mağazayı çekici hale getirmesi gerekmektedir. Hatta sadece alışveriş yapacak tüketiciye yönelik değil, bu tüketiciyle birlikte mağazaya gelecek partnerin de mağazada uzun süre kalmasını sağlayacak araçlar geliştirebilmelidir. Örneğin, mağaza raflarının düzenlenerek tüketicinin ürüne rahat dokunmasını

sağlamak, iyi bir müzik, havalandırma, ışık gibi tasarımlarla tüketicinin dış dünyayı unutmasını sağlamak, tüketicinin kişisel gereksinimlerini giderebileceği ortamlar yaratarak daha uzun süre mağazada kalmasını sağlamak gibi pek çok araçlar tüketici davranışını yönlendirmede kullanılabilir. Perakende işletmelerinin tüketici davranışına uygun kampanyalar hazırlayarak tüketicileri alışverişe yönlendirebilmeleri için bu tüketicileri gruplayarak benzer davranış sergileyenleri tüketicileri aynı kümeye yerleştirmeleri gerekmektedir (Underhill, 2000: 85-97).

Günümüzde perakendecilik sektörünün gelişmesine paralel olarak tüketici satın alma davranışlarında da değişim yaşanmaktadır. PwC araştırma şirketinin 2018 yılında yapmış olduğu araştırmada; tüketicilerin perakende sektöründen farklı deneyimler talep ettiği, ödediği fiyata karşılık daha fazla değer beklediği, perakende sektöründe yaratıcı uygulamalar görmek istediği, perakende sektörünün “topluluk” kavramına önem vererek tüketici grupları oluşturması, perakende mağazalarının bir konsepti olması ve perakende sektörünün sosyal medyaya daha fazla ağırlık vermesi gerektiği bulguları elde edilmiştir (<https://www.pwc.com.tr/tr>). Ülkenin her yerinde kurulan dev organize mağazalarda binlerce çeşit ürünün sergilenmesi tüketiciye yetmemekte, tüketici artık daha fazlasını beklemektedir. Üstelik perakendecilik sektörünün ilk yıllarında kurulan perakende mağazalarında tüketici karar alma süreci çok daha kısa iken modern alışveriş mağazalarında çok daha uzundur. Çünkü perakendeciliğin ilk yıllarında çok fazla ürün çeşidinin bulunmaması ve talebin arzdan fazla olması tüketiciyi doğrudan satın alma kararına yönlendirmiştir. Oysa günümüzde yüzlerce organize mağazanın kurulmuş olması, teknolojiyle birlikte tüketicinin bilgiye kolay ulaşması, modern üretim yöntemleriyle binlerce ürünün dakikalar içinde üretilmesi nedeniyle arzın talepten fazla olması, tüketiciye seçme imkanı sunmaktadır. Çok fazla çeşit ve marka ile karşı karşıya kalan tüketici; uzun bir karar alma sürecinden geçerek ürünü satın almaktadır. Omni-channel (çok kanallı) perakendeciliğin gelişimiyle birlikte tüketici, önce online ortamda ürün hakkında bilgi edinmekte, mağazaya giderek ürünü denemekte, denediği ürünün resimlerini sosyal medyada paylaşarak aile ve arkadaşlarına danışabilmekte ve en sonunda satın almaya karar verebilmektedir. İşte burada sosyal medya üzerinden tüketicilerin birbirine danışması, perakende sektörü için önemli bir bilgi ağı boşluğunu doldurmaktadır. Perakende işletmeleri doğru bir veri ağı kurabilirlerse, bu iletişim ve arkadaşına danışma verisi önemli bir bilgiye dönüşebilir. Bu nedenle, perakende sektöründe tüketicinin

alışveriş sürecinde yaşanan değişime benzer bir şekilde değişim yaşanmış ve tüketici satın alma davranışını incelemek için işletmeler bilgi teknolojilerinden faydalanmaya başlamıştır. Sürekli yenisi geliştirilen algoritmalar yardımıyla binlerce ürünün bulunduğu ortamlarda alışveriş yapan binlerce tüketicinin davranışını incelemek daha kısa zamanda ve daha az maliyetle gerçekleştirilebilmektedir (Uusitalo, 2001: 214; DigitalTalks, 2016; Gıdahattı, 2018).

3.2.1. Perakende Sektöründe Tüketici Satın Alma Karar Süreci

Perakende sektöründe geleneksel satın alma süreci tüketicinin bir ihtiyaç hissetmesi ile başlar. İhtiyaçla dürtülen tüketici eyleme geçerek ihtiyacını giderecek ürünlerle ilgili araştırmalara başlar. İhtiyacını gidereceği ürünleri belirleyen tüketici bu ürünler arasından en iyi ve en yüksek tatmini sağlayacak ürünü belirlemeye çalışır ve bir ürüne karar vererek ürünü satın alır. Tüketici satın alma karar sürecinin ilk aşaması olan ihtiyacın farkına varılması veya ihtiyacın ortaya çıkması, tüketici için giderilmesi gereken bir problemdir. Bu nedenle, ilk aşama bazı çalışmalarda ihtiyacın ortaya çıkması şeklinde ele alınırken bazılarında ise problemin farkına varılması veya problemin ortaya çıkması şeklinde ele alınmaktadır (Terzi vd., 2006: 44; Zhang, 2007: 913-914; Emir ve Avan, 2010: 206; Özcan, 2010: 33; Öz, 2012: 2; Gupta, 2014: 133).

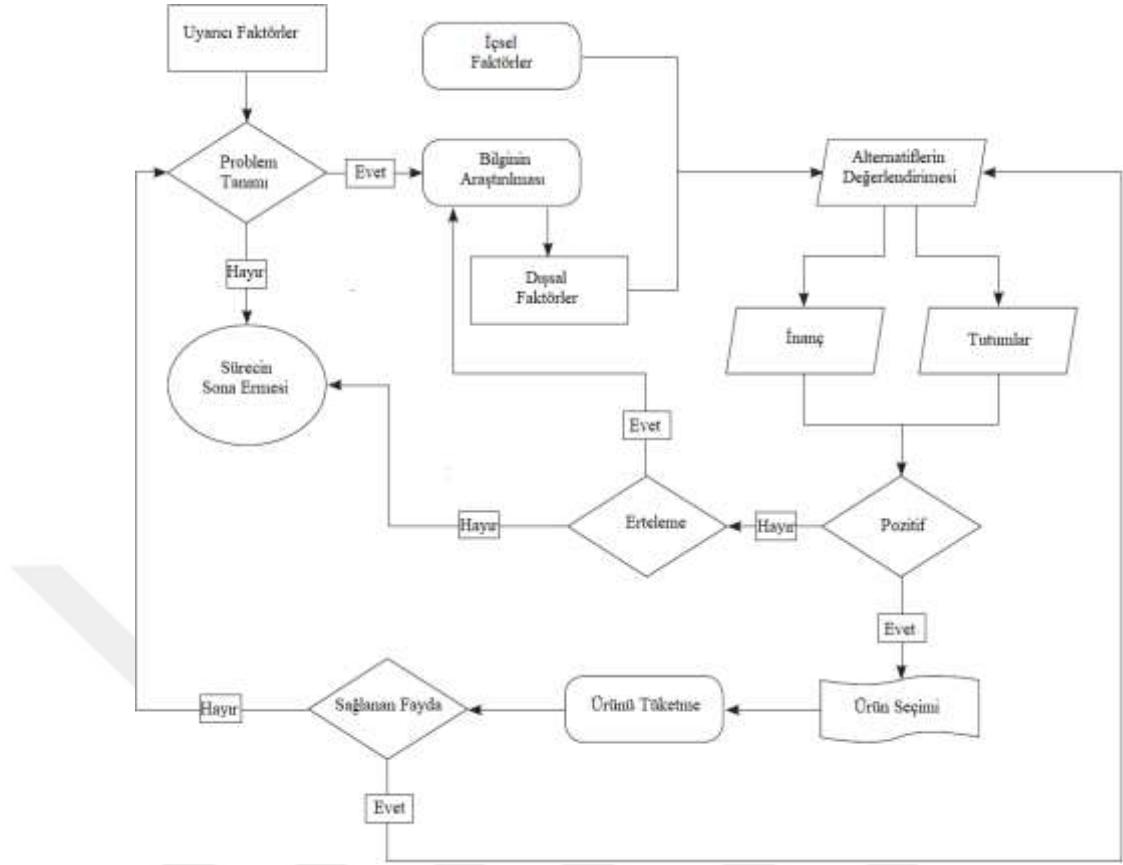
Tüketicinin ilk defa satın alacağı veya daha önce satın alarak deneyimlemiş olduğu ürünlerde satın alma davranışları birbirinden farklıdır. İlk defa satın alınan ürünlerde satın alma karar süreci daha uzun sürmektedir. Çünkü hem tüketici satın alacağı ürünle ilgili sınırlı bilgiye sahiptir hem de onlarca marka arasından bir markayı ve ürünü seçmek durumundadır. Bu nedenle tüketici, yoğun bir bilgi araştırması sürecine girerek ürün özelliklerini ve markaları birbirleriyle kıyaslar. Teknolojik alt yapı sayesinde tüketicinin ulaşabileceği çok fazla bilgi kaynağı söz konusudur. Tüketici perakende mağazasında ürünün fiziksel özelliklerini (görünümü, kokusu, ebatı vb.) inceledikten sonra ürün ve markaları kıyaslamak için; blog sayfası yazarlarının deneyimleri, online satış sitelerindeki tüketici yorumları, tüketici forumları, şikayet siteleri gibi pek çok bilgi kaynağına başvurur. Elde ettiği bilgilere göre alternatiflerden birini seçerek ürünü satın alır. Eğer tüketici üründen memnun kalırsa tekrar satın almada bilgi araştırması yapmaya gerek duymadan doğrudan alternatifleri değerlendirme eylemine geçecektir. Ancak, daha önce aldığı üründen

memnun kalmazsa yeniden bir satın alma süreci meydana gelecektir (Greenleaf ve Lehmann, 1995: 186; Peppard ve Butler, 1998; Zhang ve Zhang, 2007: 915).

3.2.1.1. Yeni Ürün Satın Alma Karar Süreci

Bir ürünü ilk defa satın alacak tüketici ürünle ilgili hiç bilgi sahibi olmadığından Şekil 15’de verilen karar alma sürecini uygular. Buna göre çeşitli uyaranlar tüketicilerde çeşitli ihtiyaçların ortaya çıkmasına neden olur. Tüketici, kendisinde ihtiyaç güdüsünü doğuran problemi tanımlar ve bu problemi çözmek için ürünleri araştırmaya başlar. Eğer o ihtiyacı giderecek bir ürün bulamazsa süreci sonlandırır. Ancak, ihtiyacı giderecek ürünü tespit etmesi halinde bu ürünle ilgili araştırmalara başlar. Ürünü üreten tüm firmaları ve markaları tespit eder. Markalar arasından en doğru seçimi yapmak üzere birçok bilgi kaynağına başvurur. Bilgi kaynaklarından elde ettiği sonuçların, içsel faktörlerin ve dışsal faktörlerin etkisiyle alternatifleri değerlendirir. Eğer tüketicide, herhangi bir marka veya ürüne karşı pozitif bir tutum ve inanç gelişmemişse, satın alma sürecini erteler. Ancak, pozitif bir tutum ve inanç gelişmişse ürünü satın alır, tüketir ve faydasını değerlendirir. Tüketim sonrası fayda sağlayamaması durumunda süreci baştan tekrar eder. Faydanın sağlanması durumunda ürünü tekrar satın alır veya farklı deneyimler yaşamak için diğer alternatifleri de değerlendirir (Hirschman 1989; Saaksjarvi, 2003: 92).

Şekil 15: Tüketici Satın Alma Karar Süreci



Kaynak: Blackwell vd., 2001 (Uyarlayan: Gómez-Díaz, 2016: 274).

Yeni ürün satın alma karar süreci; ihtiyacın hissedilmesi, bilginin araştırılması, alternatiflerin değerlendirilmesi, satın alma kararı, satın alma sonrası değerlendirme aşamalarından oluşmaktadır. Her bir aşama aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır.

İhtiyacın hissedilmesi: Tüketici, fiziksel ve duygusal faktörlerin etkisiyle bir ihtiyaç hisseder ve bunu tatmin etmek için harekete geçer. Ancak günümüzde sosyal medyanın yoğun bir şekilde kullanılması nedeniyle tüketicinin ihtiyacını ortaya çıkaran en önemli uyarıcı referans gruplarıdır. İnternet ve sosyal medya aracılığıyla çok daha geniş pazar alanlarına ulaşabilen tüketicinin ihtiyaçları da artmaktadır. Tüketici, sosyal medya üzerinden ulusal ve uluslararası düzeyde birçok kişinin hayatını takip edebildiğinden, kendi hayatını bu kişilerin hayatlarıyla karşılaştırarak kendinde olmayan şeye karşı ihtiyaç duymaktadır (Workman ve Studak, 2006: 75; Özcan, 2010).

Bilginin araştırılması: Tüketici, İhtiyacını giderebilecek ürünle ilgili hem perakende mağazasından hem de internet ve sosyal medya üzerinden araştırmalara başlar. Bilgi arama sürecinde tüketici içsel ve dışsal olmak üzere iki tür arama süreci gerçekleştirir. Buna göre tüketici içsel aramada; aradığı ürünler ile ilgili geçmiş bilgi ve deneyimine, dışsal aramada ise ürünün paketine, etiketine ve pazarlama iletişim araçlarına başvurur. Yani tüketici hem duygusal hem de fiziksel özellikler hakkında arama yapar. Ayrıca, tüketici araştırma yaparken daha önce o ürünü deneyimlemiş arkadaşlarının görüşlerinden de etkilenmektedir. Bu nedenle tüketici içsel aramada kendi deneyimini ve arkadaşlarının deneyimini birleştirerek alternatifleri değerlendirme aşamasına geçer (Mihart Kailani, 2012: 125; Punj ve Saelin, 1983: 371; Bettman ve Park, 1980: 235).

Bilginin araştırılması aşaması işletmeler için son derece önemli bir aşamadır. Çünkü tüketici, ihtiyaç duyduğu şey ile ilgili yaptığı her araştırmada arkasında küçük miktarlarda veri bırakır (Mushtaq ve Kanth, 2015: 985). Tüketici, ihtiyacı giderecek ürünlerle ilgili çok fazla kanaldan araştırma yapma fırsatına sahip olduğundan arkasında bıraktığı küçük veriler zamanla büyük bir veriye dönüşür. İşte bu veri yığınlarını analiz ederek bilgiye dönüştürebilen firmalar, tüketicinin ihtiyacını tespit edip ona en hızlı şekilde cazip kampanyalar sunacağından önemli bir rekabet avantajı elde edecektir. Tüketici araştırmaya başladığında, ürünleri tüketicinin karşısına çıkarabilmek için iyi bir blog, sosyal medya ve forum taraması yapmak gerekmektedir (Ideasoft, 2016). Günümüzde veri madenciliği ve yapay zeka yöntemleriyle tüketicilerin araştırma verileri bilgiye dönüştürülerek pazarlama kampanyaları hazırlanabilmektedir.

Alternatiflerin Değerlendirilmesi: Tüketici, araştırdığı bilgilere, yakınlarının değerlendirmelerine, eğer daha önce ürünü kullandıysa bu ürünle ilgili edindiği bilgi ve deneyime dayanarak alternatifleri değerlendirir. Tüketici bu aşamada bazen duygusal bazen ise rasyonel davranır. Rasyonel bakış açısında; karşısına çıkan ürünleri marka, fiyat, tasarım, erişilebilirlik gibi seçeneklere göre kıyaslamaya başlar. İnternette tüketici yorumlarını inceler, cazip alternatiflerin fiyat kıyaslamasını yapar, firmaların kampanyalarını değerlendirir ve mağazaya giderek ürünü dener ve fiziksel özelliklerini inceler. Duygusal bakış açısında ise, genellikle inanç ve tutumlarından etkilenir. Bir perakende mağazasında yüzlerce çeşit markanın arasında kalan tüketici

eğer bir markanın ürününün istediği gibi bir ürün olduğuna inanmışsa markaya karşı pozitif bir tutum sergiler. Burada markanın pazarlama kampanyası ile tüketicinin istediği mesajı verebilmesi ve yakın arkadaş grubu önemli bir etkidir. Örneğin, saç onarıcı krem maske almak isteyen bir tüketici için X markası doğru bir mesaj vermişse, saçların nasıl ve ne kadar yıprandığını, yıpranma sonucu yaşanan zorlukları ve bunların krem sayesinde nasıl giderilebileceğini doğru bir şekilde anlatabilirmişse tüketici, markayla arasında bir bağ kurar ve pozitif tutum sergiler. Perakende mağazasında onlarca marka arasından bu X markasını kendine yakın bulur ve tercih eder (Mihart Kailani, 2012: 125).

Satın alma kararı: Tüketici ihtiyacını giderecek ürünlerle ilgili tüm alternatifleri değerlendirdikten sonra ürünü ya satın alır ya da bundan vazgeçer. Satın almaya karar veren tüketici ürünü internette veya mağazaya giderek satın alır. Bu aşama, tüketicinin gerçeklik anıdır. Çünkü tüketici ne kadar çok araştırma yaparsa yapsın mağazada ya da internette farklı markaların pek çok cazip teklifleriyle karşılaşarak beklemediği bir markayı satın alabilir. Aksoy' (2016) göre tüketici, satın almaya karar verdiği ürünü her zaman satın almayabilir. Tüm firmalar pek çok kanaldan tüketiciye rahatlıkla ulaşabildiğinden, sürekli cazip tekliflerle tüketiciyi çekmeye çalışmaktadırlar. Örneğin karar verdiği ürünü satın almak için mağazaya giden tüketici rafta farklı markaların cazip teklifleri ile karşılaştığında hiç planlamadığı şekilde bambaşka bir ürünü satın alabilmektedir. Bu nedenle, tüketicinin ürünü satın aldığı mağaza tüketicinin kimyasının incelendiği ve tetiklendiği bir laboratuvar ortamına benzetilmektedir (Lehner, 2005: 405).

Satın alma sonrası değerlendirme: Tüketici ürünü tükettikten sonra doğru karar verip vermediğine emin olmak için ürünle ilgili araştırmalara devam eder. Ayrıca ürünü sosyal medyadan paylaşarak arkadaşlarının ve ailesinin beğenisine sunar. Online araçlar üzerinden gelen geri bildirimler tüketicide tatmin ya da tatminsizlik oluşturur. Tüketici, tatmin duygusu yaşamışsa bu alışveriş deneyimini sosyal medya ve tüketici forumları üzerinden diğer tüketicilerle paylaşır. Tatminsizlik durumunda ise tüketici doğrudan firma ile iletişime geçerek memnuniyetsizliğini dile getirmeye çalışır. Firma ile iletişime geçemediğinde ise internet ortamında şikayetini paylaşır (Ashman vd., 2015: 130).

Satın alma sonrası memnuniyet tüketicinin ürünü yeniden satın alması açısından önemlidir. Firmalar doğru stratejiler geliştirdiğinde bu aşamayı fırsata çevirebilirler. Örneğin, satın alma sonrası ürün ve hizmetle ilgili değerlendirme anketleri veya tüketicinin memnuniyetsizliği durumunda tüketicinin firma ile iletişime geçebileceği kolay iletişim araçları, tüketicinin şikayet forumlarına yönlennesini engelleyecek, müşteri sadakatini arttıracaktır. Ayrıca, tüketiciye yeni teklifler ve cazip fırsatlar sunmak çapraz satışı arttıracaktır (Ideasoft, 2016). Satın alma sonrası edindiği olumlu veya olumsuz izlenim ürünün veya hizmetin yeniden satın alma aşamasını etkilediğinden yaşam boyu müşteri değeri elde etmede büyük önem arz etmektedir.

3.2.1.2. Yeniden Satın Alma Karar Süreci

Tüketici, daha önce almış olduğu ürünü tekrar satın aldığında müşteri olarak adlandırılır. Firmalar için tüketicilerin ilk defa aldıkları üründen memnun kalarak bu ürünü tekrar satın almaları karlılık açısından çok önemlidir. Bu nedenle firmaların amacı, müşteri memnuniyetini sağlamak için ihtiyacın ortaya çıkmasından başlayarak tüketicinin ürün alımı sonrası değerlendirme aşamasına kadar müşteri memnuniyetini sağlamaya çalışmaktır (Öz, 2012: 5; Fang, 2016: 127). Bu memnuniyeti sağlamak için firmalar günümüzde pek çok teknolojik alt yapıdan faydalanarak müşterinin beklentilerini tahmin etmeye çalışmaktadırlar. Ancak teknoloji, firmalar için hem bir fırsat hem de tehdit olabilmektedir. Firmalar, teknolojik alt yapıyı kullanarak tüketicilere ürünleriyle ilgili cazip fırsatlar sunabilir, daha düşük maliyetlerle daha yoğun tanıtım kampanyaları oluşturabilir ve tüketicinin kendisine rahatlıkla ulaşmasını sağlayabilirler. Bunun yanında, firmanın yaptığı bir hata internet üzerinden kolaylıkla tüm tüketicilere ulaşabilir. Bu hata ile ilgili haberleri okuyan tüketici güven kaybına uğrayabilir ve firma müşteri sadakatini ve hatta yeni müşterilerini bile kaybedebilir. Bu nedenle firmalar, teknolojiyi sadece tanıtım için değil kamu güveni sağlamak için de kullanmaktadırlar. Çevreye zarar vermeyen ürünler, doğanın yenilenmesini sağlayacak su ve ağaç dikme projeleri, hayvanları koruyan ürün üretim ve deney teknikleri, fakir ülkelere yardım kampanyaları gibi pek çok sosyal sorumluluk kampanyalarını hazırlayıp internet ortamından tüketicilerle paylaşarak tüketicide ürüne ve markaya karşı olumlu bir inanç ve tutum gelişmesini sağlamaktadırlar. Ayrıca, hazırladıkları sosyal sorumluluk çalışmalarına tüketicileri de dahil ederek bu deneyimi onlarla paylaşmaktadırlar. Böylece ürünü ilk defa satın alan

tüketici eğer üründen memnun kalmışsa, hem sosyal sorumluluk çalışmalarına destek vermek hem de sosyal sorumluluk çalışmalarının sağladığı pozitif inanç ve tutumla ürünü tekrar satın almak isteyebilecektir (Mohani vd., 2009: 41-42).

3.2.2. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Faktörler

Yaşam tarzlarının, toplumun yapısının ve ekonomik gelirin değişmesi, tüketicilerin perakende sektörü tercihi ve perakende sektörden beklentilerini de etkilemektedir. Bu nedenle perakende sektörü, tüketiciyle her kanaldan iletişim kurarak onlara ürün, hizmet ve deneyim satmaya çalışan geniş bir pazar alanı haline gelmiştir. Özellikle organize mağazalar şeklinde yoğun olarak kurulmaya başlayan perakende işletmeleri, tüketicileri etkilemek ve müşteri sadakati sağlamak amacıyla tüketici davranışları üzerinde yoğun çalışmalar yapmaktadırlar. Tüketici davranışlarını etkileyen faktörleri irdeleyerek bu faktörler üzerinden tüketiciye yönelik pazarlama stratejileri geliştirmektedirler. Bunun nedeni, tüketici davranışındaki küçük bir değişme işletmeler için çok büyük bir kayıp demektir. Perakende işletmesinden memnun olan bir tüketici daha fazla alışveriş yapar, daha yüksek fiyatlar ödemeyi kabul eder ve çevresine işletme ile ilgili olumlu bilgiler verir. Ancak tersi durumda firma hem müşterisini kaybeder hem de tüketicinin yaydığı olumsuz imaj nedeniyle yeni müşteriler kazanamaz. Dolayısıyla tüketici davranışı ile karlılık arasında doğrusal bir ilişki vardır. Tüketicinin alışverişini pek çok faktör etkileyebilir. Bu faktörler, tüketicinin kişisel özellikleri olabildiği gibi, çevresel, mağaza ile ilgili ve hatta tüketicinin daha önce yapmış olduğu alışveriş deneyimlerinden gelen duygusal özellikler de olabilir. Bu nedenle, perakende işletmeleri tüketici davranışlarını sosyal, kültürel, psikolojik ve çevresel gibi farklı boyutlar üzerinden ele almalıdırlar (Wallace, 2004: 249; Polat ve Külter, 2007: 110).

3.2.2.1. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Sosyal ve Kültürel Faktörler

Tüketici satın alma davranışı, nihai tüketicinin satın alma davranışını ifade eder. Karar verme sürecinde, alışveriş alışkanlıklarında, satın alma davranışında, satın aldığı markalarda veya perakende mağazasını seçme sırasında birçok faktör tüketiciyi etkiler. Bir satın alma kararı, bu faktörlerin her birinin etkisi sonucu meydana gelir.

Küreselleşmenin etkisiyle tüketim anlamında hem toplumlar arası farklılıklar, hem de perakende sektörünün sunduğu ürün ve hizmet arasındaki farklılıklar giderek azalmaktadır. Birer tüketim toplumu haline dönüşen farklı ülkelerdeki bireylerin beklentileri ve tüketim davranışları benzer hale gelmeye başlamıştır. Ancak yine de tüketici; toplumun yapısı, içinde yaşadığı kültür, alt kültür, sosyal sınıf, referans grupları, gibi sosyal çevresinden etkilenmektedir. Benzer şekilde perakende mağazaları da toplumsal yapıya uygun olarak kurulmakta ve hizmet vermektedir. Küresel zincir şeklinde olan perakende mağazaları her ülkede benzer ürünleri yerel ve toplumsal yapıya uygun hizmetlerle sunmaktadır. Perakende mağazalarının rekabet edebilmeleri; toplumun yapısını, kültürünü, aile büyüklüğünü, ekonomik durumunu iyi bilmeleri ve buna uygun pazarlama mesajları hazırlamaları gerekmektedir (Rani, 2014: 52).

Perakende sektöründe tüketici davranışlarını etkileyen unsurlardan biri kültürdür. Kültür, her toplumun bir parçasıdır ve tüketicinin istek ve davranışlarının önemli bir nedenidir (Rani, 2014: 53-54). Hofstede (1980) kültürü, bir grubu diğer gruptan ayıran aklın programlaması şeklinde tanımlamıştır (Azher Ali, 2016:3). Kültür zaman içinde değişebilen, kendini yenileyebilen ve geliştirebilen dinamik ortak değerlere sahiptir (Aydın, 2007). Kültür; aynı toplumda yaşayan bireylerin öğrenerek edindikleri ortak bilgi, inanç, ahlak, değer, gelenek gibi alışkanlıklar bütünü olduğundan bireyin davranışları üzerinde önemli bir etkisi vardır. Kültürden etkilenecek davranışları şekillenen bir tüketici aynı zamanda tüketimin bir parçası olduğundan, kültürün tüketim üzerinde önemli bir etkisi vardır demek mümkündür. Çünkü kültür, bir bireyin neyi satın alıp neyi almayacağını öğretti ve zamanla bunu bireyin davranışı haline getiren etkidir (Rani, 2014: 54). Örneğin Müslüman ülkelerde domuz eti yasak olduğu için bireyin böyle bir ihtiyacının doğması ve dolayısıyla bu ihtiyacı karşılayacak arayışa girmesi söz konusu olmayacaktır (Ergezer. Net, 2018). Kültür, bir toplumda zamanla kültürel ürünlerin doğmasına ve benimsenmesine de vesile olmaktadır. Kültürel ürünler, zamanla paylaşımın ve etkileşimin bir parçası haline gelebilirler. Örneğin, bireylerin sohbet etmek ve sosyalleşmek için Türk kahvesi içmeye gitmesi kültürden kaynaklanan bir tüketim ve iletişim bütünüdür (Özsungur ve Güven, 2017: 130). Bir ülkede ortak değer ve inançların yanında etnik köken, coğrafi bölge gibi nedenlerden dolayı farklılıklar da görülebilir. Bu farklılıklar alt kültür olarak tanımlanmakta ve perakendeciler için pazar

bölümlendirme aracı olarak kullanılmaktadır. Çünkü alt kültürde, kültüre göre daha fazla benzer davranışlar sergilenmektedir (Aydın, 2007: 90-91; Azher Ali, 2016:3).

Perakende sektöründe aile, tüketici davranışını etkileyen diğer bir önemli faktördür. Ailedeki bireylerin rolleri, ailenin büyüklüğü, ailenin kadın ya da erkek egemen olması, ailedeki bireylerin yaşları perakende sektörü için önemli bir tanıtım kampanyası verisidir. Aile yapısı bölgelere göre değişiklik gösterdiğinden, her bölgede kurulu perakende mağazalarının içinde bulunduğu şehrin yapısını incelemesi gerekmektedir. Literatür araştırmaları aile ile ilgili genel bilgiler verse de yerelde daha derin araştırmaların yapılması gerekmektedir. Örneğin, çekirdek aile yapısının yoğun olduğu bölgelerde aile bireylerinin sayısı azdır ve hemen hemen her bireyin alışveriş kararları üzerinde etkisi vardır. Geniş ailede üye sayısı çok olduğundan büyük ürün paketleri ve birlikte indirimli satılan temel gıda ürünleri daha fazla ilgi görebilir. Anaerkil aile yapısında alışveriş kararlarına anne karar verdiğinden, tanıtım kampanyalarının anneye yönelik yapılması tam tersi durumda da hedef grup olarak babaların dikkate alınması tanıtım kampanyasının etkisini arttıracaktır (Moschis vd., 1986: 365-366; Kitapçı ve Dörtyol, 2009: 333).

Tüketicilerin satın alma davranışlarını etkileyen unsurlardan biri de referans gruplarıdır. Yıldırım'a (2016: 219) göre, referans gruplarının bireyin üzerinde "bilgilendirici", "normlara uymaya zorlayıcı" ve "kimliklendirici" etkisi vardır. Yakın çevresiyle etkileşim halinde olan birey, bir ürünü seçerken nelere dikkat etmesi gerektiği, nereden ve nasıl satın alması gerektiği konusunda bilgi edinir. Referans grupların bireyin belirli davranış sergilemeleri üzerinde zorlayıcı etkileri bulunmaktadır (Bearden ve Etzel, 1982: 184). Örneğin, vegan gruplara üye olan bir bireyin hayvansal ürünleri reddetmesi ya da yeşil çevreci tüketicilerin çevreye zarar veren ürün markalarına tepki göstermesi gibi. Referans grupları içindeki üyeler benzer davranış sergilerler. Yani referans gruplar üyelerin nasıl davranmaları konusunda kimlik belirleyici bir role sahiptir. Tüketicilerin hangi referans gruplarını takip ettiklerini bilmek önemlidir. Çünkü referans gruplarının doğru tespit edilememesi yanlış tanıtım kampanyalarından dolayı maddi kayıplara neden olabilir. Örneğin, sosyal medyadaki çevresinden etkilenen bir birey için alacağı ürünün reklamlarında oynayan ünlünün o ürünü tavsiye etmesi hiçbir şey ifade edemeyebilir. Çamaşır makinesi almak isteyen bir ev hanımı komşusunun önerisini dikkate alabilir. Kozmetik

ürün almak isteyen bir kadın sosyal medya ortamında ürün tanıtan bir bloggerın tavsiyesini dikkate alabilir. Cep telefonu almak isteyen bir birey telefonun özelliklerinden ziyade çevresinin yoğun olarak kullandığı markayı veya internet ortamında popüler olan bir markayı tercih etmek isteyebilir. Burada önemli olan, ürüne göre müşterileri bölümlendirerek doğru hedef grup için doğru referans gruplarını belirleyebilmektir. Günümüzde referans gruplarının etkisi moda kavramı ile bütünleşerek tüketici üzerinde daha büyük bir etki sağlamaya başlamıştır. Tüketici, sosyalleşebilmek veya başkalarıyla iletişim kurabilmek için modayı takip etmeye çalışmaktadır. Hangi ürünlerin ne zaman moda olduğunu veya sona erdiğini tespit etmek için de referans gruplarını takip eder (Park ve Lessig, 1977: 103). Ancak iletişim için takip edilen moda bazen çatışmaya da neden olabilir. Örneğin referans grubu olarak moda ikonlarını takip eden bir tüketici kullandığı ürünler nedeniyle ailesi tarafından kabul göremeyebilir. Moda nedeni ile ortaya çıkan çatışmayı önleyebilmek için perakende işletmeleri, her gruba hitap eden çok farklı ürün grupları piyasaya sunmaktadır. Her bir ürün grubu için tüketicilerin referans gruplarını belirlemek giderek zorlaşmaktadır. Bu nedenle referans gruplarının belirlenmesinde anket gibi geleneksel araştırma yöntemlerinin sonuçları gerçeği yansıtmayabilir. Dolayısıyla, teknolojik alt yapı yardımıyla tüketicinin hareketlerinin, takip ettiği grupların ve içinde bulunduğu çevrenin yapısının tespit edilmesi gerekmektedir (Aydın, 2007: 92).

Toplum yapısının değişmesiyle birlikte bireylerin aile ve toplum içindeki rolleri de değişmiştir. Örneğin çocuklar alışveriş yapmasalar da alışveriş esnasında ürün satın alım kararlarında etkili rol oynamaktadırlar. Çocuklar alışverişte bazen aktif başlatıcılar durumunda iken bazen de satın alımı etkileyici durumundadır (Kaur ve Singh, 2006: 1). Bu nedenle işletmeler, ürünlerle ilgili reklamlarını çocuklara yönelik hazırlamaya başlamışlardır. Benzer şekilde çalışan anneler çocuk bakımı, ev temizliği ve yemek gibi konularda pratik ürün ve hizmet arayışına girmişlerdir. Günümüzde çocuk bakımı, hazır yemek işletmeleri geniş bir pazar alanına sahiptir. Ayrıca perakende mağazalarında konserve yemek, pratik temizlik ürünleri gibi kadınların hayatını kolaylaştıracak pek çok ürün geliştirilmiştir (Glitsch, 2000: 179; Tekvar, 2016: 1603).

Benzer sosyal sınıflar ve statüye sahip tüketiciler benzer satın alma davranışı göstermektedirler ve satın almak istedikleri ürünler için benzer değerlendirme

kriterleri kullanmaktadır (Williams, 2002: 250). Her ne kadar kesin çizgiler olmasa da alt, orta ve üst sınıf olarak ayrılan sosyal sınıflarda alt sınıf fiyat odaklı bir yaklaşım sergilerken, üst sınıf kalite ve yenilik odaklı yaklaşım sergilemektedir. Bu farklılık yalnızca gelirden kaynaklanmamaktadır. Tüketicilerin tüketim esnasında sergilemiş oldukları davranışlar ve satın alma kalıpları, ait oldukları sosyal sınıfa göre değişmektedir. Bugün giyim, kozmetik gibi pek çok perakende işletmeleri, tüketicileri bölümlendirerek yaptıkları reklam çalışmasında, tüketicilere, kullandıkları ürünlerle bir üst sınıfa geçebilecekleri mesajını vermektedir. Bu nedenle tüketiciler sosyal sınıfları tüketimle bütünleştirerek buna göre harcama yapmaktadırlar. Örneğin bir üst sınıfın alabileceği pahalı ve marka bir ürünü alt sınıftaki bir tüketici de bütçesini zorlayarak alabilmektedir (Wood, 1998: 301-302; Kalıncara, 2016: 238; Branding Türkiye, 2018; Okumuş, 2018: 253).

3.2.2.2. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Kişisel Faktörler

Toplumun yapısının ve bireylerinin yaşam tarzlarının değişmesi, çalışan kadın sayısının artmasıyla birlikte kadınların toplum içindeki beklentilerinin ve duruşunun değişmesi toplumdaki tüketim yapısını da değiştirmiştir. Yaşam tarzı perakende işletmeleri için en önemli parametrelerden biridir. Çünkü yaşam tarzı bir bireyin dünyasının daha geniş perspektiften görülebilmesine yardımcı olur. Örneğin, yaş kavramı ile tüketiciler bölümlere ayrıldığında tüketicinin sahip olduğu fiziksel yaş ile psikolojik yaş arasındaki ayırımı yapmak mümkün olamamaktadır veya gelire göre bölümlere ayrıldığında bireyin o geliri nerede harcarken ya da neyi satın alırken keyif alacağını bilmek çok zordur. Bu nedenle, tüm parametreler yaşam tarzı ile ilişkilendirilerek tüketiciler bölümlere ayrılmakta ve onlara yönelik pazarlama mesajları oluşturulmaktadır. Günümüzde yaşam tarzlarının değişmesi ve bireysel yaşamın artmaya başlaması sonucu tüketicilerin yaşadıkları evler ve dolayısıyla ev eşyaları da küçülmüştür. Bu nedenle perakende mağazaları oturma grubu gibi ürünleri bile parçalar halinde satmaya başlamışlardır. Örneğin, IKEA gibi dev perakende mağazaları, tüm ev eşyalarını tek tek ve demonte satarak, yalnız yaşayan bireylerin evlerini daha ucuza ve istedikleri gibi tasarlamalarına imkan vermektedir. Bauhaus gibi yapı marketler bu değişimi fırsata çevirerek tadilat malzemelerini ve ekipmanlarını kiralamaya başlamışlardır. Böylece tüketiciler, sık kullanmadıkları ve

evde yer ayırmak istemedikleri bu ürünlere istedikleri zaman ulaşabilmektedirler (Oppenheimer, 1994:296; Perakende.org, 2009; Krishnan, 2011: 284).

Kalabalık şehirlerde yoğun iş temposu ile çalışan bireyler daha yakın yerlerden alışveriş yapmak istediklerinden, dev perakende mağazaları yapılarını değiştirerek yeni konseptler oluşturmaya başlamışlardır. Migros, CarrefourSA, IKEA, Metro gibi perakendeciler, küçük zincir mağazalar açarak daha geniş alanda tüketicilere ulaşmaya çalışmaktadırlar. Dev mağazalar, büyüklük kavramını bir kenara bırakarak küçük ve farklı tasarımlara sahip mağazalarla farklı beklentilere sahip tüketicilere hizmet vermeyi hedeflemektedir. Fiyat-Değer ilişkisini ve yenilikçi yaklaşımı esas alarak, tüketicinin istediği ürüne, istediği anda ulaşabilmesine imkan tanımaktadırlar (Fortune, 2015). Benzer şekilde hizmet veren perakendeci işletmeler de yapılarını tüketici taleplerine göre değiştirmişlerdir. Örneğin zincir oteller; organik otel kavramıyla çevreci tüketicilere, islami otellerle muhafazakar tüketicilere, onaltı yaş üstü otellerle çocuksuz tüketicilere yönelik hizmet vermektedirler. Tek bir alan üzerinde dev oteller yerine konsept otel kavramıyla hizmet veren işletmeler daha fazla gelir elde etmeye başlamışlardır (Kotler vd., 2009).

Eagly (1987), kadınların toplumdaki rolü nedeniyle satın alma kararları üzerinde daha büyük etkisinin olduğunu söylemiştir. Buna göre, kadın bir anne veya bir eş rolüyle evdeki her bireyin ihtiyaçları ile yakından ilgilendiğinden bireylerin ihtiyaçlarına göre hangi ürünün veya markanın alınması gerektiğine karar vermektedir. Erkek ise araba gibi daha teknik ürünlerin alımına karar vermektedir. Bu nedenle, teknik özelliklere sahip ürünler için erkeklere, kozmetik, temizlik, gıda gibi diğer ürünler için ise kadınlara yönelik reklam mesajları oluşturulmaktadır (Straughan ve Roberts, 1999: 560). Ancak günümüzde teknolojinin gelişmesiyle birlikte bireylerin birbirleriyle rahat iletişime geçmeye başlaması ve sosyal medya ortamında artan yoğun etkileşim, kadın erkek cinsiyeti arasındaki kişisel ürün tercihini arttırmıştır. Örneğin ağırlıklı olarak kadınlara yönelik hizmet veren kozmetik firmaları yapılarını değiştirerek erkeklere yönelik geniş bir ürün yelpazesi sunmaktadır. Şampundan krema kadar birçok kişisel bakım ürünlerinde erkeğe yönelik ürünler raflarda yer almaktadır. Benzer şekilde sigara firmaları kadınlara yönelik, hafif, zarif sigaralar ve farklı tasarımlara sahip sigara paketleri geliştirmişlerdir. Bu nedenle, pazarlama

mesajları deęişmiş, aynı ürün için hem kadına yönelik hem de erkeęe yönelik pazarlama mesajları oluşturulmuştur (Bardakçı vd., 2015: 622).

Bireylerin eğitim seviyesinin artması, bilgisayar teknolojisinin gelişmesi ve sosyal medya üzerinden oluşturulan forumlar yardımıyla tüketiciler; firmaların ürettięi ürünler, hazırladıkları reklamlar ve verdikleri hizmetler konusunda büyük bir hassasiyet göstermektedirler. Bu nedenle perakende işletmeleri yapılarını deęiştirerek tüketicinin hassasiyet gösterdięi konularda sosyal sorumluluk projeleri hazırlamaya başlamışlardır. Giyim firmaları, kaz tüyü, kürk gibi hayvansal ürünler yerine hayvanlara zarar vermeden elde edilen hammadde ile ürün üretmeye başlamışlardır. Temizlik firmaları çevreye duyarlı çalışmalar yürüterek temizlik ürünlerinde deęişiklikler yapmışlardır. Kozmetik firmaları tüketicilerine, hayvansal deneyler konusunda titiz davrandıklarını gösteren yoğun reklam kampanyaları düzenlemektedirler. Gıda firmaları doğayı koruyan ve tarımsal arazilerin gelişimine destek veren projelere önderlik etmektedirler. İletişim kanalları ile en uç noktadaki kişiye bile ulaşılabil-diğinden; gelir seviyesi düşük olan bireylerde bile toplumsal duyarlılığın ve hassasiyetin arttığı, bireyin ürünleri satın alırken bu hassas konuları göz önünde bulundurduğu gözlemlenmiştir (Angelovska vd., 2012: 413).

Meslek, tüketicilerin sosyal sınıflar içindeki hiyerarşisinin ve statüsünün temel göstergesidir. Mesleki saygınlık doğal olarak tüketicinin yaşam tarzına ve tüketim alışkanlıklarına yansımaktadır. Saygın ve yüksek gelirli mesleğe sahip bir tüketici kendi meslek grubundaki veya aynı saygınlığa sahip dięer meslek grubundaki bireylerle iletişim kurabilmek için bu gruplarla benzer satın alma davranışı göstermektedir. Saygın mesleğe sahip bireyler daha bireysel tatminlerine yönelik alışveriş yapmaktadırlar. Örneğin spor kulüplerine üye olmakta, marka ürün tercih etmekte veya lüks tatil ve seyahat tercihleri yapmaktadırlar (Okumuş, 2018: 254).

Yaş, perakende sektöründe önemli bir bölümlendirme aracıdır. Çünkü aynı yaş grubunda olan bireyler benzer özellikleri önceliklendirmektedirler. Örneğin, genç yaşta-ki bireyler deneyimsel bir tatil arayışı içinde iken yaşlı tüketiciler inanç turizmi veya daha sakin zaman geçirebilecekleri tatil fırsatlarını değerlendirmektedirler. Benzer şekilde genç bireyler tarzlarını yansıtacak ürünleri tercih ederlerken, daha ileri yaşta-ki tüketiciler rahatlık ve konfora önem vermektedirler. Bu nedenle, firmalar

üretimde yatay çeşitliliğe giderek her yaşa hitap edecek ürünler üretmeye çalışmaktadırlar (Yüksel, 2000: 82-83; Kotler vd., 2009: 343).

3.2.2.3. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Psikolojik Faktörler

Tüketicinin satın alma davranışı bir ihtiyacın ortaya çıkmasına dayanır. Bulunduğu durum ile arzuladığı durum arasında farklılık bulunan tüketici bu farkı gidermeye yönelik ihtiyaç duyar. Bu ihtiyaç temel ihtiyaç ve seçici ihtiyaç olarak ikiye ayrılabilir. Temel ihtiyaçlar açlık, susuzluk gibi bireyin fizyolojik durumundan doğarken, seçici ihtiyaçlar; sevmeye, sevilme, ait olma gibi bireyin duygusal durumundan ortaya çıkar. İhtiyaçlar doğrudan satın alma eylemine dönüşmez (Kotler vd., 2009: 237; Bilge ve Göksu, 2010: 139-140). Bu aşamada perakende işletmelerinin, tüketicilerin ihtiyaçlarını satın almaya çevirecek güdüleyici motivasyon araçları geliştirmeleri ve bu motivasyon araçlarını sürekli kullanarak tüketicide bir öğrenme durumu gerçekleştirmeleri gerekmektedir. Örneğin süpermarkette alışveriş yapan tüketiciler için market içindeki fırından yayılan taze ekmeğin kokusu tüketiciyi ekmeğe ve türevlerini almaya iten bir güdüdür. Perakende işletmeleri, tüketicilerin ihtiyaçlarını satın almaya yönlendirmek için pek çok güdüsel araçlar kullanırlar. Örneğin, yoğun bir şekilde WhatsApp uygulaması kullanılan günümüzde, tüketicinin iletişim kurabilmesi ve sosyalleşmesi için bu programı alması, kahve dükkanlarından yoğun kahve kokusunun yayılması, birçok uygulamanın ücretsiz indirilebilmesi için Apple bilgisayarın satın alınması gibi. Güdü, motivasyon ya da öğrenme süreçlerinden birinin üzerinde çalışılması tüketicide belli sorunların çözümüne yardımcı olabilir. Ancak bu üç durumun bir arada kullanılarak çalışma yapılması, tüketicide büyük bir boşluğun giderilmesinde ve probleminin çözülmesinde etkili olabilir (Bayton, 1958: 282).

Yapılan bilimsel çalışmalar, tüketicinin ürün satın alması sırasında bilinçli istek ve ihtiyaçlarının yanında bilinç dışı faktörlerden de etkilendiğini göstermektedir. Ürün üreticileri tüketiciye yönelik hazırlamış oldukları güdüleme araçları ile tüketiciyi etkilemekte ve tüketicinin kararını değiştirmelerine neden olmaktadır. Tüketiciler yüzlerce ürünün satıldığı mağazadan ürünü bir kez aldıktan sonra aynı mağazaya geldiğinde bu ürünü tekrar hatırlaması kolay değildir. Bu nedenle, bilinç dışı güdüsel

faktörler tekrarlanarak pekiştirilmeli, tüketicinin bu ürünü öğrenmesi sağlanmalı ve marka bağımlılığı yaratılmalıdır. Çünkü tüketicide marka bağımlılığı oluşmazsa mağazaya gittiğinde diğer firmaların yapmış olduğu güdüleme çalışmalarının etkisi ile raflarda bulunan ürünlerden birini satın alır. Marka bağımlılığı olmayan onun rakip firmaların güdüleme çalışmasıyla o firmanın ürünlerine yönelmesi oldukça kolaydır. Bu nedenle firmanın sürekli tekrar eden tanıtım çalışmalarıyla (indirim, kupon, çekiliş vb.) tüketiciyi kendi ürününe yönlendirerek tüketicinin ürünü aramasını ve zamanla ürüne bağlanmasını sağlaması gerekmektedir. Tüketici ürünü ilk defa satın alıyorsa güdüleme çalışması başarılı olmuş demektir. Hatırlatıcı tanıtım çalışmaları sonunda tüketici aynı ürünü ikinci defa satın alırsa öğrenme gerçekleşmiş demektir. Tüketici ürünü arayarak ve ısrarla talep ederek alırsa marka bağımlılığı gerçekleşmiş olacaktır. Marka bağımlılığı gerçekleşen bir tüketici ürün rafta yer aldığı sürece kolay kolay rakip ürüne yönelmeyecektir (Bargh, 2002: 281; Odabaşı ve Barış, 2017: 101-102).

Bir tüketici susadığında aklına su gelirken bir başka tüketicinin aklına gazlı bir içecek gelebilir. Ya da acıkan bir tüketici pizza isteyebilirken bir diğeri hamburger isteyebilir. Burada devreye giren şey tüketicide susuzluğun gazlı içeceklerle giderileceği algısıdır. İşletmeler, güdüleme üzerinde çalışarak tüketicilerin ihtiyaçlarını gidermeye yönelik sergiledikleri davranışları yönlendirmeye çalıştıktan sonra görsel, işitsel ve duyuşsal uyarılarla tüketicide ihtiyacın ancak bu ürünle giderilebileceği algısını geliştirmeye çalışmaktadırlar. Zamanla tüketici işletmelerin kullandığı ses, koku, renk gibi beş duyusuna hitap eden uyarılarla ihtiyaçları arasında olumlu duygular geliştirmeye başlar ve o uyarana her maruz kaldığında yaşadığı durumları hissettikleriyle bütünleştirir. Mağazada dolaşırken binlerce ürünle karşılaşan tüketicinin hepsini birden algılaması mümkün olmadığından işletmeler tüketicilerde olumlu duygular yaratabilmek için sürekli koku ve ses gibi duyulara hitap eden araçlarla tüketiciyi uyarmaya çalışmaktadırlar. Örneğin bir mağazanın rafında büyük ebatlı ürünler diğer ürünlere göre daha dikkat çekici olabilmektedir. Beyaz renk temizlik ve hijyen düşüncesini çağrıştırdığı için kişisel bakım veya temizlik malzemelerinde beyaz renk kullanılabilir. Yan yana birçok markanın ürünlerinin satıldığı reyonlarda kırmızı ya da turuncu gibi dikkat çekici renkler kullanılabilir. Ancak, tüketicilerin koku veya müzik gibi bir uyarana ilgili olumsuz duygusunun olması ihtimaline karşı mağazalarda kullanılan bu uyarılar sürekli değiştirilmektedir (Engin Öztürk, 2015: 22). İşletmeler tüketicilerde istedikleri

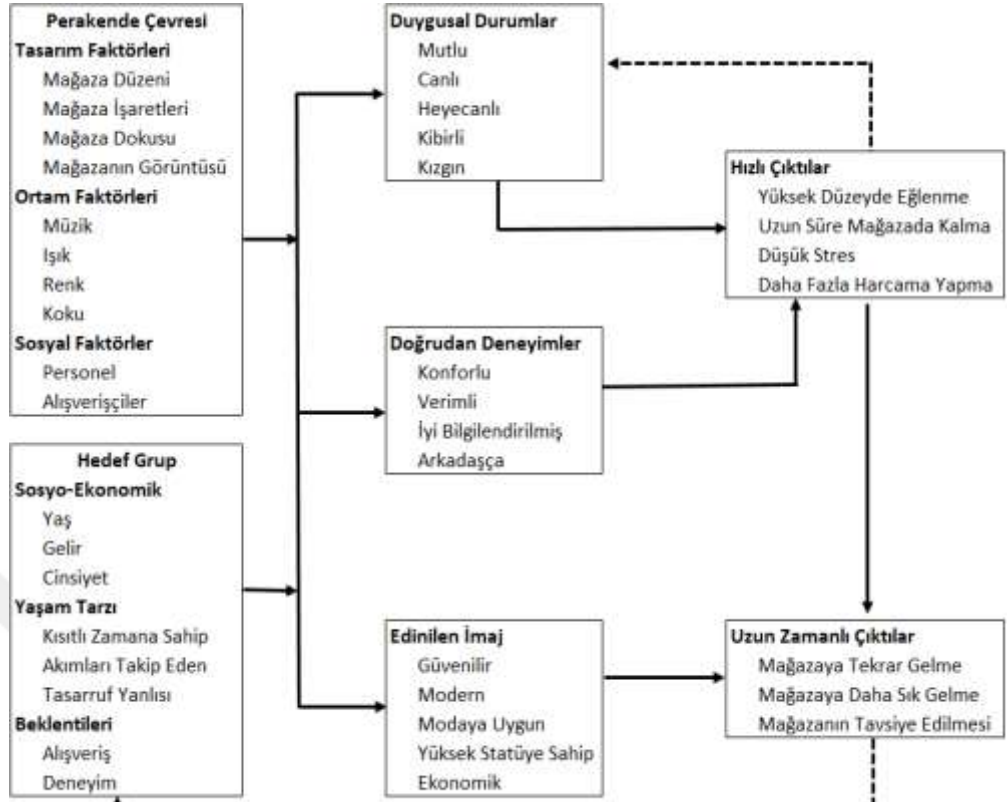
tutumların oluşmasını sağlamak için onların algısını değiştirecek bilinçaltı mesajlar kullanılmaktadır. Çünkü algılar gerçeklikten daha önemlidir ve tüketicilerin gerçek davranışlarını etkileyen algılardır. Örneğin; güçlü bir motor sesi ya da net bir müzik sesi tüketicide bu ürünün kaliteli olduğu algısını yaratabilir (Bilge ve Göksu, 2010: 140). Bu nedenle, otomobil firmaları motor sesi ile motorun gücünü ve aracın kalitesini göstermeye çalışır, elektronik alet satan bir perakendeci ekranda yayınladığı çok renkli videolarla görüntü kalitesini, hoparlörden yayınladığı ses ile de ses kalitesini göstermeye çalışır. Ancak tüketicide oluşan algı bazen önyargıya da neden olabilir. Güçlü motor sesi olan bir araba kalitelidir ve dolayısıyla pahalıdır veya ekran görüntüsü çok net olan bir televizyon pahalıdır yargısı oluşabilir. Oysa tüketici düşük fiyata yüksek değer satın almak isteyecektir. Bir satış elemanı hızlı ve yüksek sesle konuşuyorsa bazı tüketiciler bu davranışı saldırgan bulurken bazıları da bunu samimi bulabilir. Dolayısıyla perakende işletmeleri, algı ile ilgili çalışma yapmadan önce tüketicinin ne beklediğini ve nasıl bir şey istediğini iyice anladıktan sonra mesajlarını hazırlamalıdır (Chisnall, 1975: 62; Kotler vd. 239, 2009:).

Ortaya çıkan ihtiyaç sonrası güdülenen tüketici, firma tarafından hazırlanan ve algıyı etkileyen çalışmalara maruz kaldıktan sonra harekete geçer ve ürünü dener veya satın alır. Ürünü satın aldıktan sonra ihtiyacının giderilmesine göre tüketicide tutum gelişir. Tutum, tüketicinin bir sonraki satın alma davranışının gerçekleşmesinde önemli bir adımdır. Bu nedenle, tüketicide oluşturulan algı ile tüketiciye sunulan ürün veya hizmetin birbirini tamamlaması gerekmektedir. Tüketicinin almış olduğu ürün beklediği gibi olmazsa olumsuz tutum gelişir ve bu durumda tekrar satın alma gerçekleşemez. Yapılan çalışmalar, her ne kadar reklam mesajları tüketicinin algısını değiştirerek olumlu tutum geliştirmesini sağlasa da ürünü denemenin veya kullanmanın tüketicinin tutum geliştirmesinde daha etkili olduğunu göstermiştir. Yani reklam sonrası tüketicide olumlu bir tutum gelişse de ürünü deneme sonrası bu tutum rahatlıkla değişebilmektedir (Smith ve Swinyard 1983-1988, Aktaran: Chin ve Swatman, 2005: 245; Marks ve Kamins 1988, Aktaran: Chin ve Swatman, 2005: 245; Swatman, 2005: 245).

3.2.2.4. Perakende Sektöründe Tüketici Davranışını Etkileyen Mağaza ile İlgili Faktörler

Mağaza atmosferinde kullanılan ses, ışık, koku ve ortamın tasarımı tüketicinin dört duyusuna hitap eden ve tüketici alışverişe başlamadan önce genellikle tüketicide olumlu duygular uyandıran ve mağazanın tüketicinin gözünde bir imaj edinmesini sağlayan fiziksel faktörlerdir. Tüketici, alışverişe başlamadan veya ürüne dokunmadan önce mağazayı bu faktörlere göre değerlendirir. Değerlendirme sonrası olumlu bir etki hissederse ürünü ve fiyatını incelemeye başlar. Gelişen olumlu duygular tüketicinin daha eğlenceli bir alışveriş deneyimi yaşamasını ve mağazada daha fazla vakit geçirmesini sağlar (Berman ve Evans, 1998: 552; Muruganatham ve Bhakat, 2013: 152). Shamout'a (2016: 75) göre, perakende sektöründe tüketicinin bir ihtiyaç hissetmesi ve bilgi araştırma aşaması mağazaya gelmeden önce yapılırsa da satın alma kararı mağazaya geldikten sonra yapılmaktadır. Çünkü tüketici duygusal bir varlıktır ve mağaza ortamında yaratılan çevresel etmenlerden etkilenmektedir. Mağaza dışı atmosferler tüketicide mağazaya karşı olumlu bir tutum geliştirirken, mağaza içi atmosferler doğrudan tüketicinin satın alma kararına etki etmektedir. McGoldrick (2002: 466) perakende pazarlaması isimli kitabında, mağaza ortamının sadece tüketicinin ruh halini değil aynı zamanda onun mağaza içindeki davranışını, satın alma kararını ve en sonunda da tüketicinin mağazaya karşı oluşan tutumunu etkilediğini dile getirmiştir. Buna göre, Şekil 16'da görüldüğü gibi bir tüketici mağaza düzeninden etkilendiğinde bulunduğu ortamdaki keyif alacak ve mağazada daha uzun süre vakit geçirecektir ya da tüketici mağaza içinde çalan müzikten hoşlandığında kendini iyi hissedecek ve stres yaşamadan alışverişini tamamlayarak mağazadan olumlu duygularla ayrılacaktır. Uzun vadede tüketici hem mağazaya tekrar gelecek hem de ağızdan ağıza iletişim aracılığı ile mağaza hakkında olumlu bir geri bildirimlerde bulunacaktır. Ancak mağaza düzeni karışık, yüksek müzikli ve kötü kokan bir ortam söz konusu ise, tüketici kendini baskı altında hissedebilecek, agresifleşebilecek ve bir an önce mağazadan ayrılmak isteyebilecektir. Bu tüketici mağazaya bir daha uğramadığı gibi çevresine de yaşadığı olumsuz deneyimi anlatarak onların mağazaya karşı geliştirecekleri tutumu etkileyebilecektir. Ayrıca, rahat ve eğlenceli bir ortamda olmayan tüketici stres altında olacağından bu durum satış elemanı ile tüketici arasındaki iletişimi de etkileyebilecektir.

Şekil 16: Mağaza İç ve Dış Çevresinin Alışveriş Çıktılarına Etkisi



Kaynak: Baker vd., 1994; Greenland ve McGoldrick, 1994; Tai ve Fung, 1997, Aktaran: McGoldrick, 2002: 466.

Donovan ve Rossiter'e (1982: 35) göre, mağaza atmosferi sadece renk, ışık, tabela gibi fiziksel özelliklerle sınırlandırılmamalıdır. Bu özelliklerin yanında mağaza içi düzen, mağazanın alışveriş saatleri, park yerine erişebilme imkanı, ürün çeşitliliği, fiyat, personel iletişimi ve ürün dışında sunulan ekstra hizmetler de tüketicinin mağazada daha fazla zaman geçirmesi ve daha fazla ürün satın alması üzerinde önemli etkilere sahiptir. Benzer şekilde Kotler de (1973: 48) bazen bir mağazanın atmosferinin tüketicuyu satın almak istediği üründen daha fazla etkilediğini dile getirmiştir.

3.2.2.4.1. Dış Mağaza Atmosferi Faktörleri

Greenland ve McGoldrick (1994: 2) atmosfer kavramını, istenen etki veya sonuçların olasılığını artırmak için tasarlanmış ortamın uyarlanması şeklinde tanımlamıştır. Bir mağazanın tasarımı tüketicie, mağazanın sahip olduğu ürün ve hizmetleri veya mağazanın hangi yaşam tarzına sahip tüketicie hitap ettiği hakkında

bilgi verir. Mağazanın tasarımı sadece mağazanın değil bölgenin yapısı hakkında da bilgi verir. The Body Shop'un kurucusu Anita Roddick, "yüzlerce mağazanın bulunduğu büyük bir caddenin kakafonisinde (kargaşasında) kendi mağazanızın hayatta kalmasının tek yolu mazağa tasarımından geçer" demiştir (Design Council, 1997). Bu nedenle, mağazanın dikkat çekebilmesi için mağazaya girişin rahat, park alanlarının sorunsuz, çevre düzenlemesinin ilgi çekici olması gerekmektedir. Ayrıca mağaza tasarımı, tüketiciye eğlenceli bir alışveriş deneyimi imajı vermelidir (McGoldrick, 2002: 454).

Dış mağaza atmosferi; tüketicinin daha mağazaya girmeden mağazanın hangi imaja sahip olduğu konusunda (rahat, eğlenceli, modaaya uygun, indirim mağazası gibi) bilgi veren mağaza giriş tasarımı, çevre düzenlemesi, pencereler, tente gibi özellikler ile otopark imkanı, dezavantajlı bireylerin erişimini kolaylaştıracak asansör, engelli rampaları gibi unsurları kapsamaktadır (Berman ve Evans, 1998: 552).

3.2.2.4.1.1. Mağaza Girişleri

Mağaza girişleri potansiyel müşterileri mağaza içine çeken bir promosyon aracı olduğundan, girişlerin tasarımı çok önemlidir. Mine vd.'ne (2006: 62) göre, bir mağazayı diğerlerinden ayıran en önemli özellik mağazanın yenilikçi ve özgün bir şekilde düzenlenen mimari yapısıdır. Dunne vd.'ne (1992: 310) mağazayı, içinde pek çok ürün bulduran ambalaj paketine benzetmektedir ve müşterinin ambalajın içindeki ürünü satın alabilmesi için önce ambalajından etkilenerek o ürüne yönelmesi gerektiğini ifade etmektedir. Yani alışveriş daha mağazanın girişinde, vitrininde başlamaktadır ve mağazanın girişinin doğru bir şekilde tasarlanması, tüketicinin ilgisini çekerek ürünü satmayı kolaylaştırmaktadır.

Demirci (2000: 20), mağaza girişlerinin düzenlenmesinde **şeffaflık, tasarım ve tarz** kavramlarının göz önünde bulundurulması gerektiğini dile getirmiştir. **Şeffaflık** açısından mağazanın girişi camdan yapılarak tamamen açık bir şekilde veya tamamen kapalı bir şekilde düzenlenmektedir. Genellikle özellikli ürün satan ve potansiyel olmayan müşterileri mağazadan uzak tutmak isteyen işletmeler kapalı mağaza girişini tercih etmektedir. **Tarz** açısından, mağaza girişleri tente gibi araçlarla dışa doğru çıkıntılı bir şekilde veya içe doğru girintili bir şekilde düzenlenmektedir.

Tente aynı zamanda mağazanın isminin ve logosunun yer aldığı bir reklam panosu görevi görmektedir. Kalabalık bir cadde üzerinde kurulu ve girişi caddeye bakan mağazalar genellikle içe doğru gizli mağaza girişini kullanmaktadır. Böylece hem müşteri yoldan geçen bireylerin izdihamından rahatsız olmadan vitrini seyredebilmekte hem de kötü hava koşullarından korunabilmektedir. **Tasarım** açısından ise mağaza girişleri genellikle iyi bir teşhir aracı olacak şekilde güçlü ışıklarla ışıklandırılmakta, giriş kapılarında müşterinin girişini engelleyecek yükseklik, kaygan zemin, kapalı kapılar, ürün yığınları bulundurulmamaktadır. Kapılar hem müşterinin içeri girmesini engellemeyecek şekilde hem de enerji kaybına neden olmayacak şekilde tasarlanmaktadır. Bu nedenle işletmeler genellikle havalı kapılar kullanarak müşteride ferahlık hissi uyandırmaya çalışmaktadırlar (Berman ve Evans, 1998: 554).

3.2.2.4.1.2. Erişim Engeli Olan Bireyler İçin Merdivenler, Asansörler ve Engelli Rampaları

Asansör ve engelli rampaları ile merdivenler bir mağaza atmosferi unsuru olmanın yanısıra yasal bir zorunluluktur. Engelli bireylerin rahat hareket etmelerini sağlayacak, onların toplu ortamlarda rahatlıkla hareket edebilmelerini sağlayacak düzenlemelerin gelmesi ile birlikte alışveriş merkezi gibi dev organize mağazalar, erişim engeli olan bireylerin diğer tüm bireyler gibi mağaza içinde rahat hareket edebilmelerini ve eşit erişim imkanını sağlamakla yükümlü hale getirilmişlerdir. Gümrük ve Ticaret Bakanlığının 26.02.2016 tarih ve 29636 sayılı resmi gazetede yayınlanan Alışveriş Merkezleri Hakkında Yönetmeliğin Madde 4-(1)/c bendinde yer alan “İçinde en az biri büyük mağaza niteliğini taşımak şartıyla beslenme, giyinme, eğlenme, dinlenme, kültürel ve benzeri ihtiyaçların bir kısmının veya tamamının karşılandığı en az on işyerine ya da büyük mağaza niteliği taşıyan işyeri bulunmasa dahi beslenme, giyinme, eğlenme, dinlenme, kültürel ve benzeri ihtiyaçların bir kısmının veya tamamının karşılandığı en az otuz işyerine sahip olma” koşulu taşıyan alışveriş merkezleri için ilgili yönetmeliğin üçüncü bölüm Madde 6-1’de “Alışveriş merkezinde kullanımı ücretsiz olacak şekilde; sosyal ve kültürel etkinlik alanı, acil tıbbi müdahale ünitesi, ibadet yeri, bebek bakım odası, çocuk oyun alanı ve dinlenme alanları ile ortaklaşa kullanma, korunma veya faydalanma için zorunlu olan diğer alanlar oluşturulur” ifadesinden hareketle Madde 6-2’de ortak kullanım alanlarının,

engelliler ile yaşlı ve çocukların ihtiyaçları dikkate alınarak oluşturulması zorunluluğu getirilmiştir (Alışveriş Merkezleri Hakkında Yönetmelik, 2016). Alışveriş merkezi gibi bünyesinde birden fazla mağaza bulunduran yapılarda bazı sorumluluklar alışveriş merkezine bazıları da alışveriş merkezinin içindeki mağazalara aittir. Yasalar, alışveriş merkezinin maliyetini arttırmayacak makul düzeyde düzenlemeler bekleseler de bazı mağazalar, yasal yükümlülükleri dışında ve sosyal sorumluluk çerçevesinde tüm tüketicilere erişim imkanı sağlayacak uygulamalar yapmaktadırlar (Levy ve Weitz, 1998: 550; Kaufman–Scarborough, 1999: 479-480).

3.2.2.4.1.3. Giriş Kapıları

Perakende mağazalarında genellikle tek kapı veya en fazla bir giriş ve bir çıkış kapısı kullanılmaktadır. Bunun en önemli nedenlerinden biri güvenlik unsurlarıdır. Ayrıca, sınırlı girişler sayesinde hem müşterinin mağazanın içerisindeki akışı kontrol edilebilir hem de müşterinin mağazayı dolaştıktan sonra ayrılması sağlanır. Giriş kapıları, tüketicinin içeri girmesini engelleyecek bariyerlere dönüştürülmemelidir. Tüketici, kapıdan rahat bir şekilde ve engele takılmadan içeri girebilmeli ve kapıdan girerken mağazanın tümünü görebilmelidir. Bu nedenle genellikle otomatik açılan kapılar kullanılmaktadır. Ayrıca, mağaza kapılarında yer alan tanıtım afişleri camlarda sergilenen ürünlerle uyum içerisinde olmalıdır (Ebster ve Garaus, 2011: 62-107).

3.2.2.4.1.4. Tabela ve Logo

Arslan ve Ersun (2011: 232) mağaza tabelasını, “Mağazanın potansiyel müşteriler tarafından fark edilmesini sağlayan ilk tanıtım aracı” olarak tanımlamıştır. Mazağa tabelası, tüketicinin dikkatini çeken, ilgi uyandıran ve onu içeri davet eden bir tanıtım aracıdır. Mazağa tabelası, bir mağazayı diğerinden ayıran logo, renk ve şekillere sahip olmalıdır. Mağaza tabelası müşterinin kolayca fark edebileceği şekilde tasarlanmalıdır. Ebat, tasarım, şekil, ışıklandırma gibi özellikler kullanılarak mağaza tabelası görünür kılınmalıdır (Lewison ve DeLozier, 1986). Tabela, mağaza girişine yerleştirilirken diğer mağazaların konumu ve tabelalarının büyüklüğü, rengi ve şekli göz önünde bulundurulmalıdır. Yazılar okunabilir şekilde ve kısa olmalıdır. Logosu rahatlıkla mağazayı hatırlatacak şekilde tasarlanmalıdır (Arslan ve Ersun, 2011: 232). Logolar bir firmanın kurumsal kimliğini oluşturmada en önemli araçlardan biridir.

Yenipınar ve Yıldırım'a (2016) göre logo, "markanın görsel sembolü olan bir amblem ile markanın isminin ayırt edici biçimde bir araya gelmesi" şeklinde tanımlanmışlardır. Tüketicinin firmayı tekrar hatırlayabilmesi için görsel hafıza önemli teknik olduğundan, etkili bir logo tasarımı müşteriyi ilk görüşte etkilerse logo müşterinin hafızasına yerleşir ve müşteri bu logoyu her gördüğünde aklına doğrudan firma gelir. Bu nedenle logo, yaratıcı, ayırt edilebilir, kolay anlaşılabilir, mağazanın yapısına uygun, renkleri mağazanın renklerini tamamlayıcı olmalıdır (Designerkan.com, 2016; Pazarlamasyon, 2018).

3.2.2.4.1.5. Otopark

Otopark hizmeti, tüketicinin alışveriş eylemini kolaylaştıran bir mağaza dışı etmendir. Tüketicinin stres yaşamadan mağazaya rahat erişimi, alışveriş sonrası mağazadan çıkabilmesi, alışveriş arabalarını aracın bulunduğu otoparka kadar taşıyabilme imkanına sahip olması, tüketicinin rahat bir alışveriş deneyimi yaşamasını sağlamaktadır. Özellikle büyük ve kalabalık şehirlerde bulunan alışveriş merkezlerinin ve mağazaların rahat park imkanının bulunması tüketicinin alışverişe gitmesi için ayrı bir cezbedici unsurdur. Bu nedenle, IKEA, Metro, Migros gibi büyük mağazaların etrafında büyük alanlara sahip otopark imkanı bulunmaktadır (Kaş, 2017: 23; Ulusoy, 2018: 57).

Otopark imkanının bulundurulması yasalar ile de güvence altına alınmıştır. Gümrük ve Ticaret Bakanlığının 26.02.2016 tarih ve 29636 sayılı resmi gazetede yayınlanan Alışveriş Merkezleri Hakkında Yönetmeliğin Madde 4-(1)/c bendinde yer alan "İçinde en az biri büyük mağaza niteliğini taşımak şartıyla beslenme, giyinme, eğlenme, dinlenme, kültürel ve benzeri ihtiyaçların bir kısmının veya tamamının karşılandığı en az on işyerine ya da büyük mağaza niteliği taşıyan işyeri bulunmasa dahi beslenme, giyinme, eğlenme, dinlenme, kültürel ve benzeri ihtiyaçların bir kısmının veya tamamının karşılandığı en az otuz işyerine sahip olma" koşulu taşıyan alışveriş merkezleri için ilgili yönetmeliğin üçüncü bölüm Madde 6-1'de ortak kullanım alanı olarak otopark bulundurulması zorunluluğu getirilmiştir. Otopark, alışveriş merkezini kullanmayan tüketiciler için kısıtlı duruma getirilebilir veya alışveriş merkezi kullanıcıları için ücrete tabi tutulabilir (Alışveriş Merkezleri Hakkında Yönetmelik, 2016).

3.2.2.4.2. İç Mağaza Atmosferi Faktörleri

Baker vd.'ne (1994: 329) göre insanlar, yeterli bilgi sahibi değilse, çevresel ipuçlarına dayanarak odak nesne veya kişi hakkında çıkarımda bulunmaktadır. Benzer şekilde perakende mağazasına alışveriş yapmaya gelen bir tüketici mağaza, mağazada satılan ürün ve hizmetleri hakkında yeterli bilgiye sahip değilse, bu bilgileri edinmek için kısa yola yani çevresel etmenlere dayanarak çıkarımda bulunma eğilimi gösterebilmektedir. Bu nedenle, mağaza içi düzenlemeler sadece ürünü sergilemek için yapılan düzenlemeler değildir. Perakende mağazası, mağaza içi alışveriş yapanların duygusal durumlarını da etkileyen birçok ipucu, mesaj ve önerilerden oluşur. Burada bahsedilen duygusal durumlar, alışveriş yapan tüketicilerin davranışlarını etkileyen geçici değişkenlerdir. Bu geçici değişkenler, tüketicinin mağaza içi alışveriş davranışını (mağazada harcanan zaman, alışverişten alınan keyif, satın alınan ürün miktarı, mağazanın ve ürünün değerlendirilmesi, bir markanın seçilmesi açısından) ve tüketicinin mağaza ile kurabileceği uzun dönemli ilişkiyi etkilemektedir (Markin vd., 1976; Gardner, 1985: 281; Golden ve Zimmer 1986; Rook, 1987; Dawson vd., 1990: 408; Swinyard 1993: 275; Tai ve Fung, 1997: 315).

3.2.2.4.2.1. İç Mekan Düzenlemeleri

İlk izlenim ve ilk etki alışveriş için önemli bir andır. Dış mekan tasarımı ve düzeninden etkilenen tüketici içerde alışveriş yapabileceği çekicilikte ürünlerin olacağını hayal eder ve heyecanla içeri girer. İşte bu noktada iç mekan tasarımı dış mekan tasarımını tamamlayıcı ve tüketicinin ilk izlemine devam ettirici nitelikte olmalıdır. İç mekan düzenlemesi, raf ve reyonların yerleştirilmesi, görsel tasarım, müzik ve kokunun ortama kattığı hava, ortamın ferahlığı, personelin davranışı gibi pek çok unsuru içermektedir. Mağazanın iç mekan tasarımının müşterinin beklentisine uygun olması gerekmektedir. Örneğin, tüketici eğlenmek için bir mağazaya giriyorsa, ortamın eğlenceli, rahat ve göz alıcısı olmasını beklemektedir. Ancak, resmi bir hizmet alacaksa ortamın sakin, düzenli ve kuralları olan bir alan olmasını beklemektedir. Örneğin banka ortamının eğlenceli veya göz alıcı olması beklenen ortamı yansıtmadığından tüketicide olumsuz etkiye neden olabilecektir. Oysa kuaförlük hizmeti veren bir mağazanın iç mekanı aydınlık, rahat, müşterinin uzun süre bekleyebileceği bir ortam olmalıdır. Çünkü müşteri kuaförlük hizmetini rahat ve

eğlenceli bir ortamda keyif duyarak almak isteyecektir (Bolen, 1978: 105; Oyman vd., 2006: 239).

3.2.2.4.2.2. Raf ve Reyonlar

Belirli koşullarda saklanması gereken gıda ürünleri dışındaki ürünler için raf ve reyonlar, ürünlerin fiziksel farklılıklarına göre değil tüketicinin talep ettiği veya görmek istediği şekilde gruplandırılarak raflara yerleştirilmelidir. Ayrıca raflar yerleştirilirken tüketicilerin demografik özellikleri dikkate alınmalıdır. Örneğin yaşlı veya çocuk tüketiciler için satılan ürünlere alt raflarda, boyu uzun olan tüketiciler için ise üst raflarda yer verilmelidir. Çünkü yaşlı ve çocuk tüketiciler üst raflara yetişemediğinden ürünlerin alt raflara yerleştirilmesi onların kolaylıkla ürüne ulaşımını sağlamaktadır. Uzun boylu tüketiciler ise çok fazla eğilemediğinden alt raflarda yer alan ürünleri gözden kaçırabilmektedirler. Ayrıca, yoğun olarak satılan ürünler arka raflara, daha az satılan ve kolay kolay akla gelmeyecek ürünler ise ön raflara yerleştirilmesinde fayda vardır. Böylece yoğun olarak satılan ürünlere ulaşmak isteyen tüketici, tüm rafları ziyaret edeceğinden, o an aklında olmayan ama daha sonra ihtiyaç duyacağı ürünü de satın alma eğilimi gösterebilir. Banka ya da kuaför gibi hizmet işletmelerinde ise tanıtım ürünlerinin müşterinin beklediği noktalara yerleştirilmesi gerekmektedir. Çünkü içerde işleminin yapılmasını bekleyen müşteri, etrafıyla ilgilenecek ve bu ürünleri inceleyecektir. Kapı girişine yerleştirilen tanıtım materyalleri müşterinin giriş çıkışını engellemektedir. Ayrıca, mağazaya giren müşteri doğrudan yaptırmak istediği işleme yönelmek veya işlemi bitiren müşteri hemen mağazadan çıkmak isteyeceği için bu ürünleri incelemeden geçebilme ihtimali yüksektir (Bolen, 1978: 111; Underhill, 2000: 118-119).

3.2.2.4.2.3. Renk ve Koku

Renkler tüketicinin bir mağazaya çekilmesinde veya bir ürünün göze çarpmasında kullanılan ilk etkidir. Üstelik sadece ürünün rengi değil mağazada kullanılan rengin de tüketici üzerinde farklı etkileri vardır. Renkler sıcak ve soğuk renk olmak üzere iki grupta incelenmektedir. Buna göre sarı, kırmızı ve turuncu grubu sıcak renk, mavi, mor, yeşil grubu ise soğuk renk olarak adlandırılmıştır. Sıcak renklerin tüketici üzerinde ilgi çekici veya hareketi çağrıştıran etkileri varken, soğuk

renklerin sakinleştirici etkisi vardır. Bu nedenle, mağazalara tüketicilerin çekilebilmesi için sıcak renk grubundan tercihlerin yapılması gerekmektedir. Ayrıca sıcak renkler, soğuk renklere göre daha fazla dikkat çekici olduğundan özellikle kalabalık ürün grubunun olduğu mağazalarda ambalajlar için veya kalabalık caddelerde kurulacak mağazalar için sıcak renkler tercih edilmelidir (Levy ve Weitz, 2012: 491; Kınık ve Öztürk, 2017: 330).

McGoldric'e (2002: 461) göre, sıcak renkler tüketicinin harekete geçmesini ve anlık satın almayı tetiklemektedir. Bu nedenle, mağaza girişlerinde, vitrinlerde ve anlık satın alma yapılabilecek noktalarda sıcak renkler kullanılmalıdır. Ancak, tüketicinin uzun süre vakit geçirmesi gereken alanlarda daha soğuk renkler kullanılmalıdır. Çünkü sıcak renkler tüketicide heyecan duygusunu arttırdığı için tüketici hızla alışveriş yaparak mağazayı terk etmek istemektedir Levy ve Weitz, 2012: 491. Renklerin etkileri demografik özelliklere göre de değişkenlik göstermektedir. Genç yaşlarda daha canlı renkler tercih edilirken daha ileri yaşlarda gri veya siyah gibi koyu renkler tercih edilebilmektedir. Yine cinsiyete göre kadınlar daha canlı ve parlak renkleri tercih ederken erkekler daha koyu renkler tercih etmektedir. Renkler bölgeye ve kültüre göre de değişkenlik gösterebilmektedir Baykaldı, 2015: 35-44). Kültürel inançlara göre bazı bölgelerde daha canlı ve sıcak renkler tercih edilirken bazı bölgelerde bu renkler fazla canlı görülebilmektedir. Verilen hizmete göre mağazada kullanılan renkler değişiklik gösterebilmektedir. Örneğin, kahve dükkanlarında daha çok kahve tonları kullanılırken, fast food işletmelerinde kırmızı veya turuncu gibi iştah açıcı renkler kullanılmaktadır. Ayrıca mağazada açık renklerde bir tasarım ve aydınlatma, ışığı fazla yansıtacağından tüketiciyi rahatsız edebilmektedir. Ya da koyu renkli mekanlarda daha fazla aydınlatma gerekebilir ki bu da maliyetleri arttırabilir. Bu nedenle mağazada renkler kullanırken aydınlatma hususu da göz önünde bulundurulmalıdır. Gıda perakende mağazalarında, temizlik malzemelerinin satıldığı reyonlarda beyaz veya açık tonda renkler kullanılmaktadır. Bunun nedeni, beyaz rengin tüketicide temizlik ve saflık duygusu uyandırmasıdır. Karışık renkte ambalajların veya ürünlerin bulunduğu alanlarda arka fonlar daha koyu ve dikkat çekmeyen renklerle tasarlanmaktadır. Böylece tüketici sade renkli reyonlarda ürünleri daha rahat ayırt edebilir (Baykaldı, 2015: 46; Kınık ve Öztürk 2017: 330).

Renklerin verdiđi psikolojik etki her tüketicide aynı olmayabilir. Tüketicinin yaşadığı hayat, kültürü, inançları veya geçmiş anıları renklere karşı farklı duygular hissetmesine neden olabilir. Örneğin siyah bazı tüketiciler için asil bir renk olarak algılanmakta iken bazıları için kasvetli ve sıkıcı olarak algılanabilmektedir. Bu durum firmaları renk seçiminde zorlayan bir unsurdur (Altıntaş, 2000: 7).

Koku bireylerin duygularını ve ruh halini çok yüksek düzeyde etkileyen bir etmendir. Ayrıca kokular bireyin bir şeye odaklanması veya çekici bulması üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bazı mağazaların kokusu ürünle bütünleşik bir yapı sergilerken bazı mağazaların kendine has kokusu vardır. Örneğin, kozmetik mağazasından parfüm kokusu yayılırken, çanta veya ayakkabı mağazasından deri, fırınlardan ekmek kokusu yayılır. Bu tür kokular tüketici tarafından beklenen ve istenen kokulardır. Bunun gibi özellikli kokusu olmayan mağazaların ise kendine özgü hoş bir kokusu olmalıdır. Mağazalar genellikle satılan ürün özelliklerine göre koku kullanılmaktadır. Örneğin; bebek ürünleri satan bir mağazada daha çok yumuşak, bebek kokusunu andıran kokular kullanılırken, cilt bakım kremlerinin satıldığı mağazalarda lavanta kokusu, tatil paketleri satan hizmet işletmelerinde ise daha çok hindistan cevizi gibi tropikal kokular kullanılmaktadır. Koku, tüketicide yüksek düzeyde hassasiyet yarattığından iyi kokmayan bir mağaza ortamında tüketici çok fazla zaman harcamaz. Ya hemen mağazayı terk eder ya da alacağını hızla alarak çıkar. Tüketicinin mağazada daha fazla zaman geçirebilmesi için ferah, rahatlatıcı, temizlik hissi veren ve hoş anılar canlandıracak kokular kullanılmalı, mağaza havalandırılmalı ve temizlik alanlarının kokmamasına özen gösterilmelidir. Ayrıca kokular müzik ve ışıkla birleştiğinde tüketicinin zihninde hayal ettiği dünyayı yaratarak onun olumlu bir alışveriş deneyimi edinmesine yardımcı olabilir (Demirci, 2000: 35-36; McGoldrik, 2002: 463; Levy ve Weitz, 2012: 491-492).

3.2.2.4.2.4. Müzik

Müzik, çok eski çağlardan beri kullanılan, insanın üzerinde sakinleştirici, harekete geçirici, heyecanlandırıcı veya duygulandırıcı etkisi olan, toplumlarda ve gruplarda ortak hareket etme dürtüsünü uyandırmada kullanılan bir etmendir. Müzik aynı zamanda stresi azaltıcı etkisinden dolayı bir tedavi yöntemi olarak kullanılmaktadır (Batı, 2010: 780).

Kotler'e (1973-1974: 50-51) göre mzik; maęaza ortamında atmosferik bir hava yaratan sessiz bir dil gibidir. Mzik, bir maęazaya giren tketicide bazen o maęazanın sakin bir ortam olduęunu, bazen eęlenceli ve deneyimlere aık bir ortam olduęunu, bazen de duygusal bir ortam olduęunu ifade eder. Tketicide maęazadaki mzięin etkisiyle farklı duygular iine girebilir. Ancak, maęazada kullanılan mzięin ses ykseklieine ve tarzına dikkat edilmelidir. Maęazada kullanılacak mzik tketicinin demografik özelliklerine veya maęazanın hizmet trne gre farklılık gsterebilir. Tketiciler genellikle kahve dkkanlarına sohbet etmek ve sosyalleşmek iin gittiklerinden burada kullanılan mzięin hafif ve ses tonunun sohbet ortamına elverişli olması gerekmektedir. Daha genç kitlenin gittięi maęazalarda neşeli mzikler kullanılırken, ileri yaştaki bireylerin gittięi maęazalar veya resmi hizmet veren maęazalarda sakin mzikler kullanılmaktadır (Kotler, 1973-1974: 50-51).

Yalch ve Spangenberg (1990: 56), maęazaların mzik tercihi yapmadan nce mzik trlerinin tketicide üzerindeki etkisini iyi araştırmaları gerektięini vurgulamıştır. Buna gre, yavaş mziklerin endişeyi azaltma etkisi olduęundan yksek fiyatlı ve nadir satılan rnlerin bulunduęu maęazalarda bu mzik trnn tercih edilmesi doęru olacaktır. Satış elemanlarının tketicide rn satmaya alıştıęı ortamlarda bireyler arası iletişimi arttıracak trde hareketli mzikler kullanılmalıdır. Ancak, tketicinin maęazayı dolaşarak alışveriş yaptıęı ya da self servis hizmetinin verildięi ortamlarda hareketli mzik trlerinden kaınılmalıdır (Yalch ve Spangenberg, 1990: 56).

3.2.2.4.2.5. İşaretlemeler

Perakendeciler işaretleri, belirli rn fiyatlarını gstermekten ok daha fazla ama iin kullanılmaktadırlar. İşaretler aynı zamanda; tketicideyi bilgilendirmek, rn tehlikesi konusunda uyararak, rnn yanında alınabilecek dięer alternatif rnler hakkında bilgi vermek iin kullanılmaktadır. Bunların yanında işaretler, maęazanın imajı hakkında tketicideye bilgi vererek kurumsal bir kimlik oluşturmak ve tketicideyi bu imaj yardımıyla alışverişe ynlendirilmek iin de kullanılmaktadır. Maęazaya gre kullanılan işaretlemeler de deęişmektedir. rneęin, pahalı maęazalar ok parlak ışıklar yerine loş, duvarda hoş bir glge hissi verdiren işaretler kullanılmaktadırlar. Maęazanın dıřında kullanılan işaretler iin hem enerji tasarrufu saęlamak hem de hava kořullarına

dayanıklı işaretlemeler oluşturmak amacıyla kullanılan ham maddeler farklılık göstermektedir. Örneğin soğuk havalarda ışığı daha iyi yansıtması ve daha az enerji harcaması için neon renkler kullanılmaktadır. Ayrıca soğuk havalarda hava değişimine dayanıklılık gösteremeyeceğinden cıva gibi malzemeler kullanılmamaktadır. Küçük butik gibi mağazalarda genellikle el yapımı işaretler kullanılmaktadır. Bu işaretlemeler aynı zamanda tasarım amacı taşıyarak mağazanın bütünlüğünü sağlamaktadır (Bates, 1979: 134; Hasty, 1983: 149).

3.2.2.4.2.6. Havalandırma

Hasty'e (1983: 151) göre, mağazalar havalandırmasız düşünülemez. Mağaza içindeki temiz ve iklim şartlarına uygun hava tüketicinin rahatlıkla içerde uzun süre zaman geçirmesini sağlamaktadır. Tüketiciler yaz aylarında serin ve kış aylarında sıcak ortamda alışveriş yapmak istediklerinden, perakendeci mağazalar içerideki hava sıcaklığını sürekli dengede tutacak, içerisini havalandıracak sistemler kullanmalıdırlar. Havalandırma sistemi aynı zamanda içerdeki kötü ve havasız kokuyu da gidereceğinden mağaza ortamı her zaman ferahlık hissini uyandırmaktadır. Bugün mağazalar, yasalar ve maliyet nedeni ile enerji tasarrufu eğilimi gösterdiğinden genellikle havalandırma sistemini giriş kapılarının üzerine yerleştirmektedirler. Bu sistem hem mağazanın içindeki havayı daha az enerji ile temizlemekte, hem dışarıdaki kirli ve tozlu havanın içeri girmesini engellemekte hem de kapıdan içeri giren tüketici ilk olarak bu temiz havaya maruz kaldığından ferahlık hissederek içerisinin rahat ve temiz olduğu izlenimini edinerek olumlu düşünmektedir (Hasty, 1983: 151-152).

3.2.2.4.2.7. Yerleşim Alanı ve Yerleşim Planı

Mağaza içi yerleşim düzeninden bahsedilirken, raflar, soyunma odaları, lavabo, zemin, tavan gibi satışla doğrudan ilgisi olmayan ama satışı etkileyen unsurlar kast edilmektedir (Oyman vd., 2006: 239). Mağaza içi yerleşim alanı faaliyete uygun bir şekilde tasarlanmadığında, müşteri kendini baskı altında hissedeceğinden mağazayı hemen terk etmek isteyebilecektir. Mağaza içi yerleşim düzeni müşterinin rahat hareket edebileceği şekilde tasarlanmalıdır. Soyunma kabinleri yeterince geniş olmalı, kabinlerde askı ve müşterinin diğer eşyalarını koyabileceği alanlar bulunmalıdır. Banka gibi kalabalık alanlarda müşteri trafiğini önleyecek şekilde masalar ve gişeler

yerleştirilmelidir. Gıda Perakende mağazalarında ise raflar tüketicinin ürüne rahatlıkla ulaşabileceği şekilde tasarlanmalıdır. Koridorlar rahat olmalı ve kasada oluşabilecek kuyruk diğer alışveriş yapan müşteriyi engellememelidir. Mağaza içi yerleşimde hem müşteriyi cezbedecek bir ortam olmalı hem de tüm alanlar en etkin ve verimli şekilde kullanılmalıdır (Demirci, 2000: 29). Underhill'e (2000: 69) göre, mağaza içi yerleşim planlanırken tüm ürünlerin görüş alanı içerisinde olduğuna dikkat etmelidirler. Müşteri tüm ürünleri görebilmeli ancak bu ürünler müşterinin hareket kabiliyetini engellememelidir. Teşhir malzemeleri diğer ürünleri engellemeden ve müşterinin ağırlıklı olarak yönlendiği sağ ya da sol girişe konmalıdır. Başarılı bir mağaza yerleşiminde ürünler, müşterilere kendiliğinden yol çizerek tüm mağazayı gezmesini sağlamalıdır.

3.2.2.4.2.8. Ödeme Noktaları

Ödeme noktası ikinci bir alışveriş noktasıdır. Tüketicinin özellikle aramadığı, sık satılan ürünler ve aksesuarlar ödeme noktasının etrafında sergilenir. Böylece ödeme için beklerken bu ürünleri inceleyen tüketici hem beklemekten dolayı olumsuz bir duygu yaşamamakta hem de o esnada yeni bir ürün satın alma kararı verebilmektedir. Ödeme noktası, müşteriyi yormayacak şekilde rahat olmalı ve yoğunluk olduğu durumlarda tüketicinin çok fazla beklemesini önlemek amacıyla birden fazla kasa kullanılmalıdır. Ödeme noktaları genellikle çıkışa yakın bölgelerde, tüketicilerin birbirine temas etmeden rahat geçebilecekleri ve engelli ve yaşlı bireylerin rahat kullanabilecekleri şekilde konumlandırılmalıdır (Arslan, 2004:109; Ulusoy, 2018: 69).

3.2.2.4.2.9. Personel

Bir perakende işletmesinin en çok zorlandığı konulardan birisi satış personeli. Çünkü mağazanın tüm iç ve dış faktörleri tüketicinin istediği gibi düzenlenmiş olsa bile, tüketicinin satış elemanı ile yaşayacağı olumsuz bir durum tüm faktörlerin etkisini yok edebilmektedir. Satış personeli, duygularıyla hareket ettiğinden ve her gün aynı duygu durumuna sahip olamadığından işletmelerin bu konuda standardı yakalaması imkansızdır. Satış personeli dinamik bir yapıya sahiptir ve her zaman aynı performans gösteremez. Bu nedenle, hangi satış personeline hangi

eđitimin verilmesine ve hangi satıř personelinin hangi departmanda yer almasına karar verilmesi olduka zordur. Satıř personelinin tüketicile pozitif iliřki kurabilmesi için personelin mađazayı ve ürünleri içselleřtirmesi, mađazanın hedefini kendi hedefi gibi benimsemesi gerekmektedir. Bugün satıř elemanları iře alınmadan önce pek ok kiřilik testinden geirilmektedirler. Ayrıca belirli aralıklarla personelin iřletme hakkındaki düşünceleeri, beklentileeri ve yařadıkları olumsuz durumlar incelenmekte, sosyal organizasyonlar yapılarak personelin iř yerini benimsemesine alıřılmaktadır. Pazarlama alıřmalarında, satıř personeli iç müřteri olarak ele alınmakta ve iřletme sahiplerinin personellerini en az tüketici kadar dikkate alması gerektiđi ifade edilmektedir (Redinbaugh, 1976: 338).



DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

VERİ MADENCİLİĞİ VE TAHMİNLEME

4.1. VERİ MADENCİLİĞİ KAVRAMI

Bilgi teknolojisinin gelişmesiyle birlikte Pazarlama 3.0 kavramı ele alınmış, ürün odaklı pazarlama anlayışından tüketici odaklı pazarlama anlayışına, oradan da insan odaklı pazarlama anlayışına gelinmiştir. Ancak, Sanayi Devrimi'nin 4. evresiyle birlikte Pazarlama 3.0 kavramı yerini pazarlama 4.0 kavramına bırakmıştır. Verinin bilgiye dönüştüğü bu evrede tüketiciler, ihtiyaçlarını ve isteklerini karşılayan üründen ziyade yaratıcılıklarını da tatmin edecek ürünler istemektedirler. Üstelik üretim sürecinin bir parçası olmak, ürünle etkileşimde olmak ve elde ettikleri deneyimleri diğer tüketicilerle paylaşmak istemektedirler. Bu nedenle işletmeler, teknoloji yardımıyla tüketicilerin arasına katılmakta ve tüketicilerle etkileşime geçmektedir. Bu aşamada pazarlama uzmanlarının görevi; tüketicilerin deneyim elde ettiği bu yolculukta onlara rehberlik etmektir (Kotler vd., 2017; Jara vd., 2012).

IDC araştırma ve analiz şirketine (2014) göre, dünyanın dijitalleşmesi ve teknolojiyi kullanan insan sayısının artmasıyla birlikte hem teknolojik araç (telefon, bilgisayar, modem gibi) hem de veri miktarı artmaktadır. Buna göre 2020 yılına kadar oluşan bit miktarının galaksideki yıldız sayısı kadar artacağı ifade edilmektedir. Dünyada oluşan veri miktarı her yıl ikiye katlayarak artmaktadır ve 2020 yılında 4.4 Zettabytes yani 44 trillion Gigabytes verinin oluşacağı tahmin edilmektedir. Ayrıca, 2013 yılında verilerin %22'si analize uygun veri iken bunun yalnızca %5'inden faydalı bilgi elde edilmiştir. Ancak yeni algoritmaların geliştirilmesi ile birlikte 2020 yılında analize uygun verilerin %37'ye çıkması ve %10 civarında da faydalı bilgilerin elde edilmesi beklenmektedir. Büyük miktarlarda oluşan veri yığınları bilim insanlarına, mühendislere ve iş adamlarına bilimsel keşifler yapmak, endüstriyel sistemleri optimize etmek ve finansal açıdan değerli kalıpları ortaya çıkarmak için analiz edilebilecek geniş bir kaynak sağlamıştır. Büyük veri analizi projelerini yürütmek için araştırmacılar ve uygulayıcılar istatistiklerden, makine öğreniminden, sinir ağlarından, algoritmalarından yararlanarak yeni yöntemler ve veri madenciliği tekniklerini geliştirmeye başlamışlardır (Hand vd, 2001: 2).

1990'lı yıllardan bu yana görülen ve veriyi madenleyerek kıymetli bilgi çıkarmaya çalışan veri madenciliği, henüz ergenlik çağını yaşayan bir alan olarak tanımlanmaktadır. Günümüzde milyon dolarlık araştırmalara imza atan veri madenciliği ilk keşfedildiği zaman “istatistikteki kirli kelime” olarak anılmış ve pek ilgi görmemiştir. Bugün hala pek çok alanda kullanılsa da bazı alanlarda tartışma konusudur (Gorunescu, 2011: 1).

Veri madenciliği, büyük miktarlardaki verilerin işlenerek anlamlı bilgilerin veya örüntülerin ortaya çıkarılması süreci olarak tanımlanmaktadır (Özkan, 2008: 38). Veri madenciliğinden bahsedilebilmesi için geleneksel yöntemlerle analiz edilemeyecek büyüklükte verilen söz konusu olması gerekmektedir. Ancak bu kural her zaman geçerli değildir. Bazen veriler nispeten küçük bile olsa bu veriler geleneksel yollarla analiz edilemeyecek derecede karmaşık olduğundan veri madenciliği tekniklerine veya yeni yöntemlere ihtiyaç duyulabilir. Yukarıdaki tanımdan da anlaşılacağı gibi veri madenciliği bir süreçtir. Veri madenciliği sürecinde değerli bilginin elde edilebilmesi için; verinin toplanması, temizlenmesi, indirgenmesi, dönüştürülmesi, veri madenciliği tekniklerinin uygulanarak elde edilen sonuçların ve örüntülerin değerlendirilmesi gerekmektedir. (Tan vd., 2005: 1-6).

Veri madenciliği kavramı internet ve teknoloji ile doğrudan ilgili olduğu için pek çok kavramla karıştırılmakta veya araştırmacıların veri madenciliği ile ne yapmak istediği tam olarak anlaşılammaktadır. Bu nedenle Gorunescu (2011: 4), veri madenciliğinin ne olduğunu veya ne olmadığını aşağıdaki gibi özetlemiştir.

- Veri madenciliği, internette belirli bilgiler aramak (örneğin Google'da yemek tarifi aramak) değildir. Veri madenciliği, benzer bilgileri belirli bir bağlamda (örneğin Google'da bulunan Fransız mutfağı, İtalyan mutfağı gibi) bir araya getirerek gruplandırır.
- Veri madenciliği, doktor tarafından bir hastanın kaydının yapılması değildir. Bir takım spesifik semptomlara dayanarak aynı hastalığı olan hastaları gruplandırmanın veya bu semptomlara dayanarak hastalığa dair tanı koymanın bir yoludur.

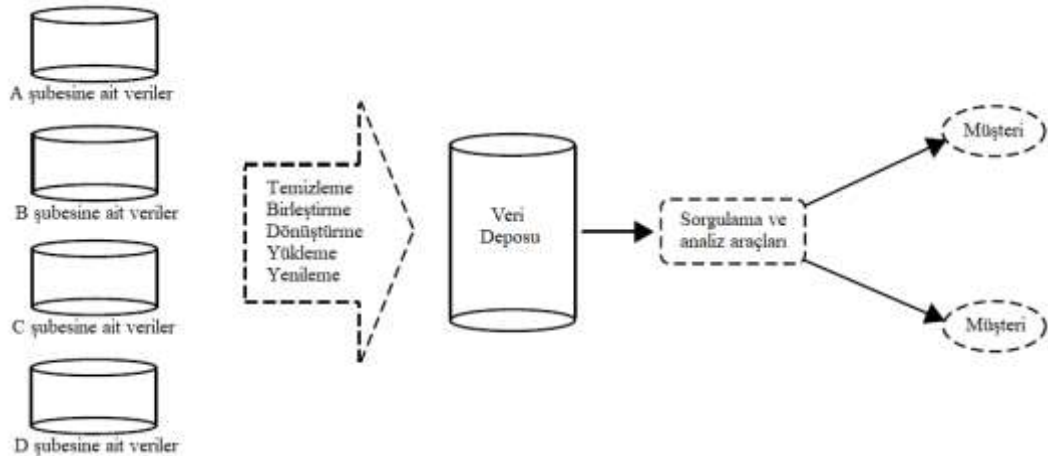
- İnternette otellerin sıralandığı listeden SPA otellerine bakmak değildir. Veri madenciliği, belirli hastalıkları tedavi etmek için daha uygun olan kaplıca merkezlerini bir arada gruplamaktır.
- Bir ticaret şirketinin mali raporundaki rakamların toplanması değildir. Veri madenciliği, müşterilerin profillerini belirlemek için şirketlerin satışla ilgili veri tabanını kullanarak müşterinin demografik özellikleri ile satışları ilişkilendirmektir.

Veri madenciliği, veriler anlamlı olduğu sürece herhangi bir veriye uygulanabilir. Özellikle son günlerde teknolojik alt yapıların gelişmesiyle birlikte işletmeler; tüketicilerinin davranışlarını ve eğilimlerini anlayabilmek, trend analizi yapabilmek, satış tahminleri yapabilmek, müşterilerini bölümlendirmek, ürün ve marka konumlandırması yapabilmek, perakende işletmelerinde ürün yerleşimi, mağaza düzenlemesi ve tüketiciye özel kampanyalar oluşturabilmek için biriken verileri analiz ederek kıymetli bilgi elde etmeye çalışmaktadırlar. Özellikle Pazar Sepeti Analizi, perakende sektöründe yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Özkan, 2008: 157). Benzer şekilde birçok sektör geleneksel yöntemlerle analiz yapmakta zorlandıkları için veri madenciliğine başvurmaktadır. Örneğin sağlık alanında; sağlık sistemlerini iyileştirmek için veri madenciliği büyük bir potansiyele sahiptir. Hastalara doğru zamanda ve hızlı bir şekilde tanılarının konması için araştırmacılar; veri kayıtları, makine öğrenmesi, yapay zeka, görselleştirme istatistik ve analitik yöntemler gibi birçok yöntem kullanarak maliyetleri düşürmeye çalışmaktadır. Veri madenciliği, her kategorideki hastalıklar için uygulanabilmektedir. Ayrıca sağlık sigortası şirketleri sigorta sahtekarlığını ve kötüye kullanımı önlemek için veri madenciliği yöntemlerini kullanmaktadır. Güvenlik sektöründe; dolandırıcılık ve sahtekarlık tespiti oldukça karmaşık ve zordur. Bu nedenle, veri madenciliğinde kullanılan algoritmalar yardımıyla sızma testleri yapılabilmekte, izinsiz girişler tespit edilebilmekte, sistem açıkları kolayca bulunarak onarılabilmekte ve sistemi kullananın insan veya robotik bir sistem olup olmadığı anlaşılabilir. Ulusal güvenlik alanında, olası tehditleri veya saldırıları tespit etmek, finans sektöründe; müşterilerin risk unsurlarını, kredi ve kredi kartı limitlerini, hayat sigortası ve sağlık sigortası oranlarını belirleyebilmek için özellikle kümeleme ve sınıflandırma yönteminden yararlanılmaktadır. Verilerin çok çeşitli olması, veri miktarının giderek artması ve birçok alanda kullanılmaya başlaması

iş dünyasını ve araştırmacıları yeni algoritmalar geliştirmeye zorlamaktadır (Alexander, 1997; Pegarkov, 2006: 204; Rajkumar, 2014).

Veri madenciliğinde madenleme yapabilmek için en temel veri formları veri tabanı sistemleri, veri ambarı verileri ve işlem verileridir. Veri tabanı sistemleri, verileri hızlı ve sistemli bir şekilde işleyen, gerektiğinde verileri değiştirebilen veya dönüştürebilen yazılım programlarıdır. Burada önemli olan, bilgilere erişebilmektir. Veri tabanında verilere hızlı ve sistematik bir şekilde erişimi kolaylaştırmak ve aynı anda birden fazla kullanıcının veriye erişimini sağlamak için ilişkisel veri tabanı yönetim sistemi kullanılmaktadır. Örneğin SQL, bir ilişkisel veri tabanı yönetim sistemidir. Veri ambarı, birden fazla kaynaktan toplanan verilerin tek bir alanda toplanarak toplu veya tek tek analiz edilebilmesine imkan veren bir depodur. Veri ambarı, Şekil 17’de görüldüğü gibi verileri bir konu etrafında toplar, özetler, işler ve depolar. Ayrıntılı ve gereksiz verileri saklamaz. Örneğin dört şubesi olan bir gıda perakendesinin verilerini ayrı ayrı tutmak ve bunları toplayarak işlemek çok zordur. Oysa veri ambarı tüm bu verileri tek bir sistemde toplayarak bu verileri hem şube bazında hem de genel olarak işlenmesine imkan verir. Örneğin, toplanan veri satış analizi için kullanılacaksa, kayıt edilen veriler buna göre depolanır, ihtiyaç duyulmayan veriler ayıklanır. İhtiyaç duyulduğunda veriler kolaylıkla sorgulanabilir ve analiz edilebilir. (Han vd., 2012: 8-10).

Şekil 17: Tipik Bir Veri Ambarı Süreci



Kaynak: Han vd., 2012: 11

İşlem verileri, anlık işlemlerden kaydedilen verilerdir. İşlem verileri, Tablo 7’de görüldüğü gibi bir mağazadan yapılan alışveriş kayıtları veya nakliye bilgileri, çalışanın sigorta masrafları, personel mesai saatleri gibi pek çok iş veya finansal bilgiyi içeren kategorik verilerden oluşabilir. Hızlı ve doğru bir şekilde kümelenebilen işlem verileri pek çok uygulama için potansiyel bilgi kaynağı olabilir. İşlem verileri boyut olarak yüksek olduğundan bu verileri hızlı ve doğru bir şekilde kayıt ederek analizini yapmak oldukça zordur. Bu nedenle, kategorik işlem verileri için genellikle k-means gibi mesafeye dayalı kümeleme yöntemlerinin yerine ROCK gibi hiyerarşik kümeleme yöntemleri kullanılmaktadır (Yang vd., 2002: 682).

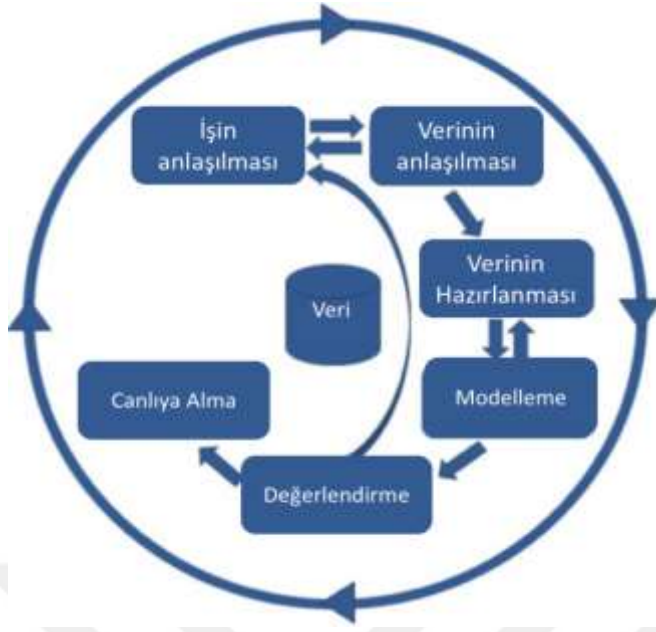
Tablo 7: Tipik Bir İşlem Verisi Kaydı

Tarih	Müşteri No	Ürün	Miktar	Miktar Cins.
01.01.2018	142561	Yumurta	1	Koli
05.01.2018	142564	Ekmek	3	Adet
08.01.2018	142567	Süt	1	Adet
01.02.2018	142561	Peynir	2	Kg
04.02.2018	142570	Zeytin	1	Kg
05.02.2018	142567	Yumurta	1	Koli

4.2. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ

Veri madenciliği, her iş veya sektör için arı bir işlem veya algoritma gerektiren karmaşık bir süreçtir. Bu nedenle, veri madenciliği analizi yapacak uzmanın hem veri madenciliğine hakim olması hem de veri madenciliğini hangi yolu izleyerek yapacağını iyi bilmesi gerekmektedir. Veri madenciliği algoritmaları sektöre veya işe göre farklılıklar gösterse de genel olarak uygulanan süreç benzerdir. Veri madenciliğinin doğru aşamalardan geçilerek yapılabilmesi için veri madenciliği süreçleri belirli başlıklar altında standarda bağlanarak bir yol haritası belirlenmiştir. Bu yol haritası, önde gelen veri madenciliği kullanıcıları ve tedarikçileri konsorsiyumu (DaimlerChrysler AG, SPSS, NCR ve OHRA) tarafından geliştirilen ve Avrupa Komisyonu tarafından desteklenen Cross Industry Standard Process Model for Data Mining (CRISP-DM) süreç modelidir. CRISP-DM, veri madenciliğini altı ana süreçte toplamaktadır. Her bir süreç, işin tanımına göre farklı alt süreçlere sahiptir (Wirth ve Hipp, 2000: 29-30; Carneiro da Rocha ve Timóteo de Sousa, 2010: 163-165; Provost ve Fawcett, 2013: 56).

Şekil 18: CRISP-DM Adımları



Kaynak: Şeker, 2018: 11

Buna göre veri madenciliği süreçleri aşağıdaki gibidir;

İşin Anlaşılması: Veri madenciliği ilk olarak işin anlaşılması ile başlamaktadır. Her işin yapısı ve tanımı farklı olduğundan, verilerin doğru bir şekilde analiz edilebilmesi için önce işin amacının, kurallarının ve neyi öğrenmek istediğinin doğru anlaşılması çok önemlidir. Aksi takdirde yanlış sorulara doğru cevaplar bulabilmek için boşa emek harcanmış olur. Bu nedenle, işin anlaşılabilmesi için üç aşamalı bir süreci takip etmek gerekir; birincil hedeflerin belirlenmesi, ikincil hedeflerin belirlenmesi ve bu hedeflere göre soru türetilmesi. Örneğin; müşterinin rakibe ne zaman geçeceğini tahmin etmek birincil hedefimizse, “ürünün X fiyatından satılması, müşterinin rakibe gitmesine neden olur mu?” sorusunun cevabı ikincil hedefimizdir (Smart Vision Europe, 2018).

Verinin Anlaşılması: Tanımlanan iş için uygun verilerin toplanabilmesi için; verilerin tanımlanması, formatının belirlenmesi, verinin hangi kaynaklardan elde edileceği, entegre edilecek veriler varsa bunun hangi sistem üzerinden ve hangi yöntemle yapılacağı, verinin kalitesinin ve miktarının belirlenmesi gerekmektedir. Doğru verilerin seçilmesi, doğru sonuçlara ulaşılmasını sağlayacaktır (Carneiro da Rocha ve Timóteo de Sousa, 2010: 164).

Verinin Hazırlanması: Bu aşama, modelleme için gerekli olacak verinin oluşturulması aşamasıdır. Veriler modelleme türüne göre Tablo, kayıt, çizelge gibi farklı türlerde olabilir. Bu aşama, veriyi temizleme ve dönüştürme aşamasını da içine alır. Veriler budama yoluyla gereksiz ayrıntılardan temizlenir, boşluklar veya eksik veriler çıkartılır, kalitesi düşük veriler ayıklanır ve analiz yapılacak programa uygun bir şekilde dönüştürülür. Örneğin, tarih istenen formata getirilebilir, veriler ondalık sayıya dönüştürülebilir veya normalize edilebilir. Veri dönüştürme dönüşüm haritası, iş akışı tanımları, şema gibi büyük miktarlarda veriyi gerektirir. (Rahm ve Do, 2000:8; Vassiliadis vd., 2000: 43; Palaniappan ve Awang, 2008: 109).

Modelleme: Veri madenciliğinin gerçek uygulaması bu aşamada başlar. Bu aşamada tanımlanan işe göre bir yöntem (sınıflama, regresyon, kümeleme gibi), algoritma (Apriori gibi) ve parametreler (satış miktarı, fiyat, cinsiyet gibi) belirlenir. İşin anlaşılması ve buna uygun verinin hazırlanması bu aşamaya önemli ölçüde hizmet eder. Çünkü analiz sonucu beklenen; bir sonucu tahmin etmekse sınıflama, müşterileri segmentlere ayırmak ise kümeleme analizi gibi yöntemler kullanılır. Analizden sonra testin başarı düzeyi elde edilen bulgulara göre incelenir ve başarı düzeyini iyi ölçen bir yöntem olup olmadığını anlamak için aynı işi yapan farklı yöntemlerle kıyaslama yapılır (Wu ve Clements-Croome, 2007: 1185).

Değerlendirme: Elde edilen bulgular görselleştirilir (şema, grafik gibi). Elde edilen bulgular, hedeflenen işe göre değerlendirilir. İşin sorumlusunun beklediği sonuçları verip vermediği değerlendirilir. Buna göre ya sonuçlar gerçek hayata uygulanır ya da süreç yeniden başlatılır (Pachidi, 2014: 3; Euromessage, 2016).

Canlıya Alma: Elde edilen çizelgelerin ve sonuçların fiili hayata uygulanması sürecidir. Veri madenciliği süreci burada sona ermemektedir. Şekil 18'de yer alan şemanın en dışındaki döngü bu sürecin sürekliliğini ifade etmektedir. Üstelik veri madenciliği sadece benzer veriler veya işler üzerinden hareket etmez. Bazen elde edilen sonuçlar yeni soruları ortaya çıkarabilir. İşte o zaman veri madenciliği yeni veriler ve yöntemlerle yeniden başlar (Koh ve Tan, 2011: 65).

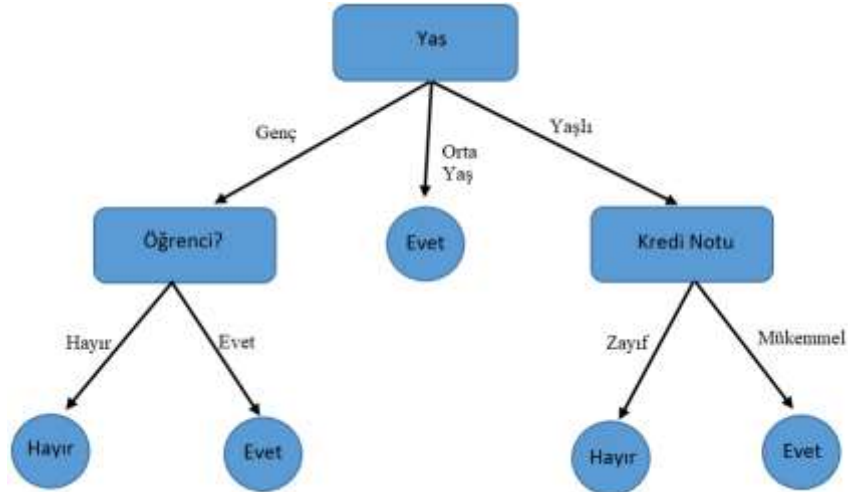
4.3. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN TEKNİKLER

4.3.1. Karar Ağaçları

Emel ve Taşkın (2005: 222) karar ağacı yaklaşımını, “hedef fonksiyonlarını yaklaşık olarak hesaplamak için kullanılan ve öğrenme fonksiyonunun karar ağacı ile gösterildiği bir yöntem” şeklinde tanımlamıştır. Karar ağaçları, verilerin belirli özelliklere göre ayrıştığı bir yöntemdir (Özkan, 2008: 53).

Karar ağaçları, kolay erişilebilen, kolay kurulabilen, fiyat olarak uygun olan ve sonuçları kolaylıkla anlaşılabilen, hata tespiti kolay yapılabilen ve algoritması kolay dökülebilen yöntem olduğu için sınıflandırmada yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Karar ağaçları Şekil 19’de görüldüğü gibi kökten başlayarak en uç yapraklara kadar dallanarak giden yapı olduğu için bu ismi almıştır. Karar ağaçlarında karar düğümlerinin sonuçları yapraklarda yer almaktadır. Karar ağacının doğru sonuçlara ulaşabilmesi için hangi düğümlerle başlanacağını, ağacın kaç düğümden oluşacağını, eşik değerlerin ne olacağını iyi belirlemek gerekir. Bu nedenle karar ağaçları kıstaslara göre kategorilendirilerek uygulanmaktadır. İlk kategori, entropiye dayalı bölümlenmeyi içeren algoritmalarından (ID3, C4.5) oluşur. İkinci kategori, sınıflandırma ve regresyon ağaçları (CART) algoritmalarından (Twoing, Cini), son kategori ise bellek tabanlı sınıflandırma algoritmalarından (K-en yakın komşu) oluşur (Özkan, 2008: 54; Uzun vd., 2012: 3; Özkan, 2016: 39-41).

Şekil 19: Karar Ağacı Örneği



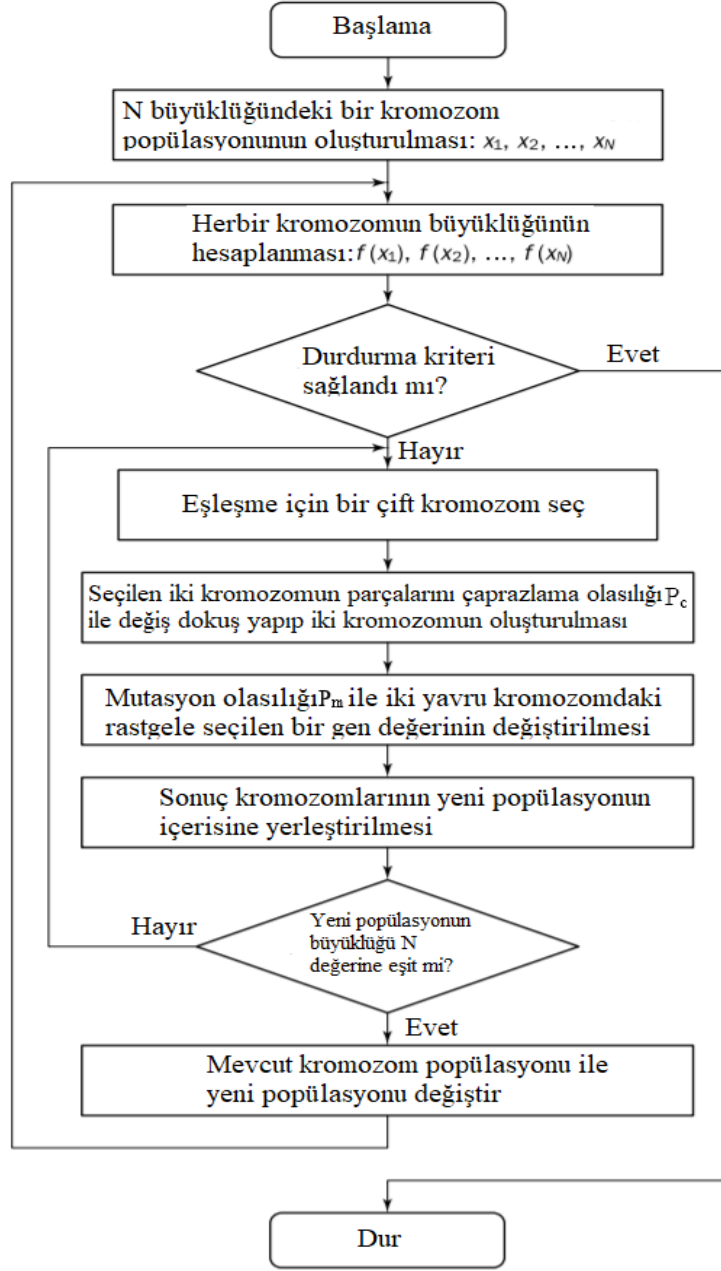
Kaynak: https://www.tutorialspoint.com/data_mining/dm_dti.htm, (15.06.2019)

4.3.2. Genetik Algoritmalar

Nabiyev (2012:602) genetik algoritmayı, “genetik algoritmaların programlara uygulanması” olarak tanımlamıştır. Maulik ve Bandyopadhyay (2000: 1455) ise genetik algoritmayı; büyük miktarda örtülü paralellik içeren, evrim ve doğal genetik prensiplerinin yönlendirdiği rastgele arama ve optimizasyon teknikleri şeklinde tanımlamıştır. Genetik algoritma çalışmalarında biyoloji alanından gelen gen, kromozom ve popülasyon kavramları benzer işlev gösterdikleri için kullanılır. Burada gen, tek başına anlamlı bilgi taşıyan en küçük birimleri ifade eder. Kromozom, en küçük birimlerin bir araya gelerek oluşturduğu dizeleri, popülasyon ise kromozomlardan oluşan olası çözüm kodları topluluğunu ifade eder (Carr, 2014: 2-4).

Genetik algoritmalar, doğal genetik diline ve biyolojik evrime dayanan bir hesaplama yöntemidir. Amacı, kromozom benzeri yapılarda meydana gelen olası problemlere çözüm geliştirebilmek için kritik bilgileri koruyarak yeniden birleştirme yapmaktır. Genetik algoritmaların uygulandığı problemler çok geniş, karmaşık ve büyük alanlar olmasına rağmen, genellikle “fonksiyon optimize edici” olarak görülürler. Şekil 20’de görüldüğü gibi genetik algoritma, arama alanındaki farklı noktaları temsil eden rastgele bir popülasyon (olası çözüm kodları) ile başlar. Her popülasyon değerlendirilir ve iyi olan popülasyonlara yeniden çoğalma şansı verilir. En uygun olanın hayatta kalma prensibine dayanarak, birkaç dizi seçilir ve her birine çiftleşme havuzuna giden bir dizi kopya atanır. Yeni nesil dizeler elde edebilmek için biyolojideki gibi çaprazlama ve mutasyonlar uygulanır. Bu işlem istenen sayıya ulaşıncaya veya işlem kendiliğinden sonlanıncaya kadar devam eder. Burada popülasyonun iyi olup olmadığını belirleyen kriter, popülasyon sayısına göre belirlenir. Genetik algoritmalar; görüntü işleme, sinir ağları, makine öğrenmesi, montaj hattı dengeleme problemi, çizelgeleme problemi, atölye planlaması, yerleştirme problemi, finans, pazarlama, gibi pek çok alanda kullanılmaktadır (Whitley, 1994: 65; Jones, 1997: 727; Morris, 1998: 1641; Maulik ve Bandyopadhyay, 2000: 1455).

Şekil 20: Tipik Bir Genetik Algoritma Örneği



Kaynak: Negnevitsky, 2005: 223.

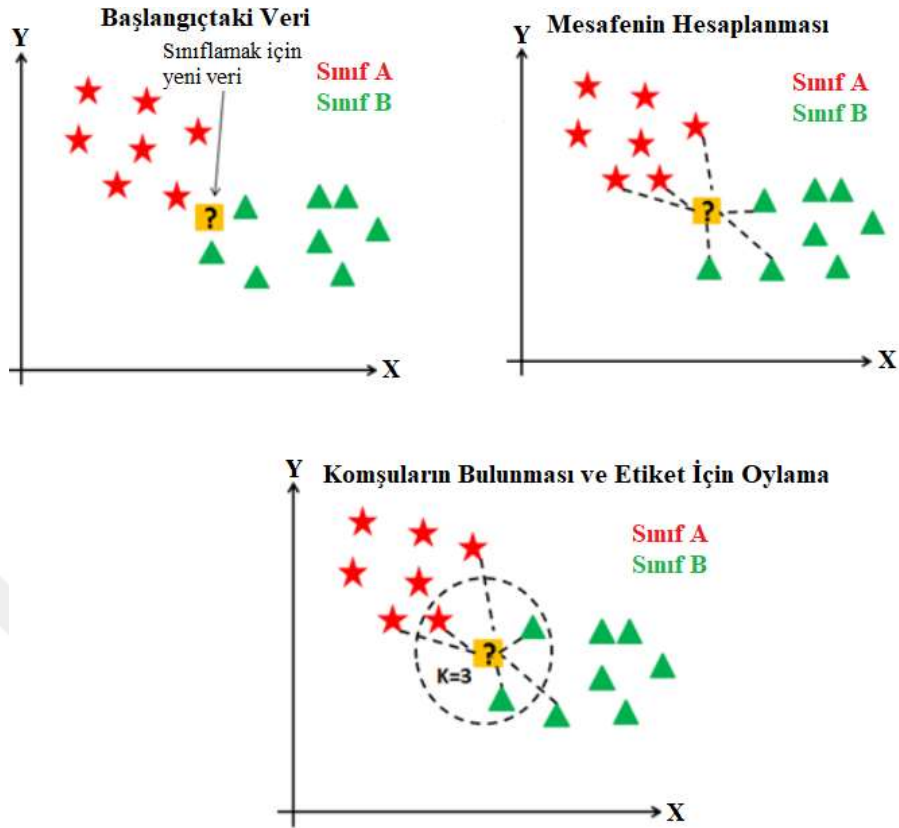
Genetik algoritmalar stokastik bir arama yöntemi kullandığından, bir popülasyonun uygunluğu, üstün bir kromozom ortaya çıkmadan önce, birkaç kuşak boyunca sabit kalabilir. Bu durum, geleneksel sonlandırma kriterlerinin uygulanmasında problem yaratabilir. Bu nedenle, genel olarak belirli bir sayıda neslin ardından genetik algoritma sonlandırılmaktadır (Negnevitsky, 2005: 223).

4.3.3. Bellek Tabanlı Teknikler

Bellek tabanlı yöntemler 1950’li yıllarda önerilmesine rağmen teknolojik gerekler nedeni ile kullanılamamıştır. Ancak bugün çok işlemcili sistemlerin yaygınlaşması, bilgisayar kapasitesinin artması ve bilgisayar kullanımının yaygınlaşması nedeni ile bellek tabanlı teknikler yoğun olarak kullanılmaktadır. Bellek tabanlı tekniklerde mevcut veriler uzaklıklarına ve benzerliklerine göre sınıflara ayrılır ve yeni gelen veriler daha önce yapılmış olan ayrıştırmalar kullanılarak dağıtılır. Bellek tabanlı teknikler makine öğrenmesi ve tahminleme temeline dayanır. Bellek tabanlı yöntemlerin en önemli özelliği verileri olduğu gibi kullanabilmesidir. Yani kayıtların formatının bu tekniğin kullanılmasının üzerinde bir etkisi yoktur. Ayrıca bellek tabanlı tekniklerde uzun süreli eğitimlere gerek kalmadan çok iyi sonuçlar alınabilmektedir. Test ve öğrenme hemen hemen aynı anda yapılmaktadır (Sharma, 2008: 78-79; Özel ve Topsakal, 2013: 46).

Bellek tabanlı tekniklerin en yaygın kullanılan yöntemi en yakın k komşu algoritmasıdır. En yakın k komşu algoritması; ilk olarak 1967 yılında Cover ve Hart tarafından ortaya atılan, kategorisinde bilinmeyen bir örneği sınıflandıran, parametrik olmayan basit bir karar prosedürü olarak tanımlanan, genellikle daha karmaşık yöntemler için temel olarak kullanılan, mesafeye ve benzerliğe dayanan bir ayrıştırma yöntemidir. Bu algoritmanın bellek tabanlı teknik olarak anılmasının sebebi, çabuk ulaşabilmek için verilerin bellekte saklanmasıdır. Algoritma, Şekil 21’de görüldüğü gibi verileri çeşitli özelliklerine göre sınıflarına ayırır ve yeni gelen verileri en yakın olan grubun içerisine dahil eder. Gelen verilerin var olan gruplardan ayrı bir özellik taşıdığını tespit ettiğinde o zaman yeniden düzenleme yapar. Algoritmada uzaklık hesaplamaları için Euclidean, Manhattan ve Minkowski olmak üzere üç tip fonksiyon kullanılmaktadır. K en yakın komşu algoritması yaygın olarak kullanılmasına rağmen çok fazla bellek gerektirdiğinden büyük veriler için uygun değildir (Eramo ve Sutter, 2004: 28; Can vd., 2012: 6; Han vd., 2012: 617; Özel ve Topsakal, 2013: 46, Dan vd., 2015: 3).

Şekil 21: En Yakın K Komşu Algoritması İle Sınıflama Örneği



Kaynak: DataCamp, <https://www.datacamp.com/community/tutorials/k-nearest-neighbor-classification-scikit-learn>, (17.05.2019).

4.3.4. Yapay Sinir Ağları

Bilgisayar tabanlı uygulamaların artmasıyla birlikte yığın haline dönüşen verilerin analiz edilerek karar verme süreçlerine dahil edilmesi neredeyse imkansız bir hal almıştır. “En iyi ürünü, Hemen!” sloganıyla talep eden müşterinin isteklerine cevap verebilmek için hızlı ve hatta anlık kararlar almak gerekmektedir. Bu nedenle veri madenciliği kavramı çok hızlı bir şekilde pazarlama alanına entegre olmuştur. Pazarlama uzmanları; veri madenciliği yardımıyla, online işlemlerden sosyal medya ortamına kadar kullanıcının erişebildiği her alandan veri madenlemekte ve anlamlı bilgiler elde etmeye çalışmaktadırlar. Özellikle moda eksenli ürün satan perakende firmalarının rekabete dayanabilmeleri ve ayakta kalabilmeleri için elde edebildikleri her türlü veriyi değerlendirmeleri gerekmektedir. Pazarlama uzmanlarının ve perakende firmalarının karar verme sürecinde yoğun olarak kullandıkları veri madenciliği yöntemlerinden biri yapay sinir ağlarıdır. Çünkü yapay sinir ağları

yardımıyla tüketicilerin davranışları modellenerek tahmin edebilmekte, tüketicilerin isteklerinin çok ötesine geçilerek onlara yeni ihtiyaçlar yaratabilmektedirler. Ayrıca, kişiye özel tasarım, fiyatlandırma, tanıtım kampanyaları ve indirim kampanyaları sayesinde müşteri ile uzun dönemli ilişki kurularak yaşam boyu müşteri değeri elde edebilmektedir (Kotler vd., 2009: 102; Salehinejad ve Rahnamayan, 2016: 1).

4.3.4.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı ve Tarihsel Gelişimi

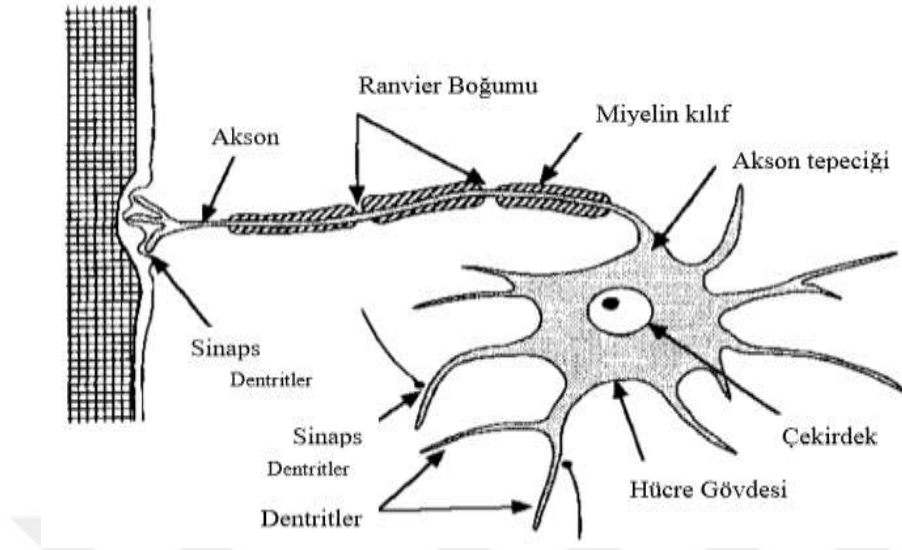
Günümüzde bilgisayarların gelişmesi sayesinde onlarca algoritma ile binlerce probleme çözüm bulunabilmektedir. Bir insanın yıllar boyu emek verse bile kolay kolay çözemeyeceği problemleri, yazılım programları saniyeler içinde yapabileme, otomasyon sistemleri saniyede binlerce alternatif çözümler sunabilmektedir. Ancak, bu programlar karmaşık ve öğrenmeyi gerektiren sorunlar için çözüm üretmekte yetersiz kalmaktadır. Çünkü bu programlar, bir insanın verdiği komutla hareket edebilmekte, bu komutun dışına çıkamamaktadır. Oysa dünyada üretilen bilgi miktarı ve bilgi türü bu otomasyonun çok ötesine evrilmiştir. İnsanların büyük ve çok karmaşık işlemleri çözebilecek, çözümün dışında farklı alternatifler sunabilecek programlara ihtiyacı bulunmaktadır. Bu nedenle; mühendisler, bilgisayar tasarımcıları, programcılar ve pek çok disiplinden uzmanlar yıllarca insan beyni gibi karmaşık yapıya sahip problemleri çözebilecek bir sistem üzerinde çalışarak beyindeki sinir hücresine benzer bir yapay model kurmaya çalışmışlardır. Burada amaç, beynin öğrenme fonksiyonlarını yapay modele adapte ederek, modelin öğrenme yoluyla problem çözme becerisini geliştirmektir (Freeman ve Skapura, 1991: 1-2).

Yapay sinir ağları, bilgisayar çağının çok öncesine dayanmaktadır. Bazı çalışmalar yapay sinir ağlarının ortaya çıkışını Aristoteles'e kadar dayandırmaktadır. Her ne kadar Aristoteles insan beyni gibi düşünebilecek bir sistem önermiş olmasa da insanın düşünce biçimini bir mantık merkezine oturtmaya çalışması ve buna bir biçim vermeye çalışması, bilişimde insan düşüncesi mekanizmalarını temel alan yapıların geliştirilmesinde inanç kaynağı olmuştur. Bu düşünceden hareketle, 14. yüzyılda Katalan bir şair ve ilahiyatçı olan Ramon Llull, 1308 yılında "Ars Generalis Ultima" isimli kitabını yayınlamıştır. Yazar kitapta, Aristoteles'in mantığına dayanarak insan aklının yeniden yaratmanın mekanik bir yolunu açıklamıştır. Alman matematikçi ve filozof Gottfried Leibniz, 1666 yılında yayınladığı "Dissertatio de Arte Combinatoria"

adlı kitabında insanın her düşüncesinin, kavramların nispeten daha basit bir kombinasyonu ile göreceli olarak uygulanabileceğini ifade etmiştir. George Boole 1854 yılında mantıksal akıl yürütme ile bir dizi sistemle denklemlerin aynı şekilde çözüldüğünü ve bu nedenle mantıksal düşünme ve hesaplama işleminin tam olarak yerine getirilebileceğine güven duyduğunu belirtmiştir. Bu düşüncelerden hareketle Alan Turing tarafından 1950 yılında Turing Testi (Taklit Oyunu) geliştirilmiştir. Turing testinde, bir kişi makine olduğunu bilmediği bir sesle konuştuğunda bir insanla mı yoksa bir makine ile mi konuştuğunu anlayamamaktadır. Bu çalışma yapay zekanın başlangıcı olarak kabul edilmektedir. Turing Testi, 1955 yılında Amerika’da kullanılmaya başlanmıştır. 1957 yılında bilim adamı Frank Rosenblatt; Warren McCulloch ve Walter Pitts’in daha önce yaptıkları çalışmalarından esinlenerek yapay sinirin bir türü olan perceptron’u (yapay sinir ağının en küçük parçası) geliştirmiştir. Daha sonra, John McCarthy (Dartmouth Üniversitesi), Marvin Minsky (Harvard Üniversitesi), Nathaniel Rochester (IBM) ve Claude Shannon (Bell Telefon Enstitüsü) bu terimi atölye çalışmalarında kullanmaya başlamışlardır. Bu çalışmalardan sonra günümüze kadar yapay zeka ve yapay sinir ağları kavramları akademik olarak ciddi bir gelişme kaydetmiştir (Nielsen, 2015: 2; Park ve Park, 2018: 596).

Yapay Sinir Ağları, biyolojik nöronların yapı ve fonksiyonlarını simüle etmeye çalışan bir bilgi işlem sistemidir. Şekil 22’de verilen biyolojik bir sinir hücresinden ilham alınarak Şekil 23’deki yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Yapay sinir ağında da biyolojik sinir hücresine benzer şekilde ağlar genellikle nöron adı verilen bir dizi birbirine bağlı işlem elemanından oluşur. Sinyaller giriş katmanından çıkış katmanına sinaps adı verilen tek yönlü bağlantılar üzerinden akar. Sinapslar her bir nöronu komşu katmanların nöronlarıyla birleştirir (Haykin, 1994; Guarnieri, 2006: 1780).

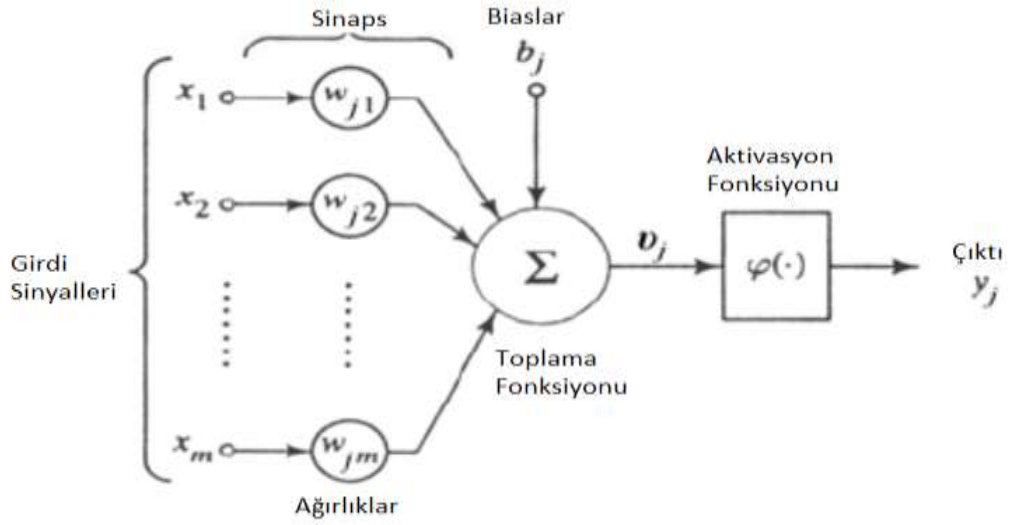
Şekil 22: Bir Sinir Hücresi



Kaynak: Freeman ve Skapura, 1991: 5.

Şekil 23'e göre giriş değerleri (x_i), sinaptik ağırlık adı verilen her bir sinaps (w_{ij}) ile ilişkilendirilmiş değerlerle ağırlıklandırılır. Tüm ağırlıklar, bias (b_j) adı verilen diğer değerlerle birlikte eklenir ve bu toplam, nöronun (v_j) aktivite seviyesini ifade eder. Bir nöronun çıktı sonucu, genellikle doğrusal veya hiperbolik-teğet fonksiyon olan bir aktivasyon fonksiyonu ($\phi(v_j)$) ile hesaplanır. Doğrusal olmayan fonksiyonun hiperbolik-teğet fonksiyon olarak kullanılması, yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan davranışları ve karmaşık kalıpları öğrenmesini sağlamaktadır (Guarnieri, 2006: 1780).

Şekil 23: Bir Sinir Hücresinin Yapay Modeli



Kaynak: Haykin, 1994 (Uyarlayan: Guarnieri vd., 2006: 1780).

Bir sinir hücresinde yer alan her bir kavram, benzer işlemleri yerine getirmek için yapay sinir hücresinde aynen tanımlanmaktadır. Buna göre; Sinaps = Ağırlıklar, Akson = Çıktı, Dendrit = Toplama Fonksiyonu, Hücre Gövdesi = Aktivasyon Fonksiyonu ve Bias = Eşik Değer kavramlarını ifade etmektedir (Flores, 2011; Şişçi, 2017: 41). Bu ifadelerin her biri aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

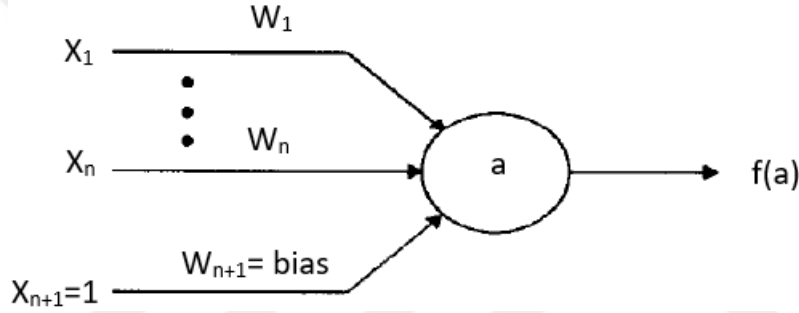
Girdi: Girdiler, Şekil 23’de verildiği gibi dış dünyadan gelen bilgileri ifade eder. Bu aşamada herhangi bir hesaplama yapılmaz. Yalnızca gelen bilgiler hesaplanmak üzere ilgili bölüme gönderilir (The Data Science Blog, 2016).

Ağırlıklar (Sinaps): Ağırlıklar, yapay sinirde hücreye giren verinin göreceli olarak kuvvetini, yani her bir verinin hücre üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlıkların belirli bir sayısı veya ağırlık derecesi yoktur. Probleme dayalı olarak değişkenlik göstermektedir. Ağırlıkların sayısının küçük ya da büyük olması, girdi olarak gelen verinin önemsiz bir veri olduğunu göstermez. Ancak, verinin pozitif veya negatif olması o girdinin etkisinin pozitif veya negatif olduğunu gösterir (Arıkan Kargı, 2015: 39).

Toplama Fonksiyonu (Dentrit): Toplama fonksiyonu, Şekil 24’de görüldüğü gibi, girdilerin ağırlıklarla çarpıldıktan sonra birleştiği noktaya denir. Bu nokta, girdilerin net değerini göstermektedir ve aşağıdaki denklem ile ifade edilmektedir (Hoskins ve Himmelblau, 1988: 882; Şişci, 2017: 42);

$$N = \sum_{i=1}^N X_i * W_i$$

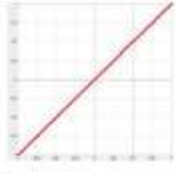

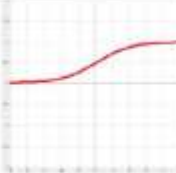
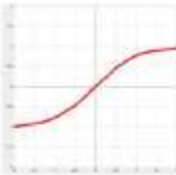
Şekil 24: Ağırlıklı Girdi Toplamı



Kaynak: Hoskins ve Himmelblau, 1988: 882..

Aktivasyon Fonksiyonu (Hücre Gövdesi): Aktivasyon fonksiyonu, genellikle karmaşık ve doğrusal olmayan fonksiyonlar için kullanılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonuna sahip sinir ağları büyük hesaplama yeteneğine sahiptir. Aktivasyon fonksiyonunun kullanılmaması, sinir ağlarında sınırlı öğrenmeye neden olur ve karmaşık gerçek dünya problemlerinde öğrenme sağlanamaz (Huang vd., 2006: 187; Karlık ve Olgaç, 2010: 111-112).

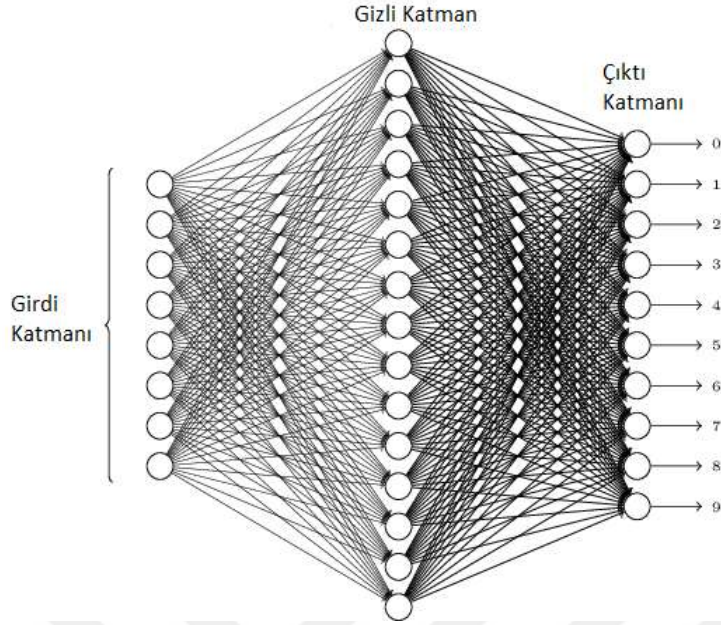
Şekil 25: Aktivasyon Fonksiyonları

Doğrusal (Lineer) Aktivasyon Fonksiyonu		$F(\text{NET})=A \cdot \text{NET}$ (A sabit bir sayı)	Doğrusal problemler çözmek amacıyla aktivasyon fonksiyonu doğrusal bir fonksiyon olarak seçilebilir. Toplama fonksiyonundan çıkan sonuç, belli bir katsayı ile çarpılarak hücrenin çıktısı olarak hesaplanır.
Adım (Step) Aktivasyon Fonksiyonu		$F(\text{Net})= \begin{cases} 1 & \text{if Net} > \text{Eşik Değer} \\ 0 & \text{if Net} \leq \text{Eşik Değer} \end{cases}$	Gelen Net girdinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerini alır.
Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu		$F(\text{Net})= \frac{1}{1+e^{-\text{Net}}}$	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu sürekli ve türevi alınabilir bir fonksiyondur. Doğrusal olmayanı dolayısıyla yapay sinir ağı uygulamalarında en sık kullanılan fonksiyondur. Bu fonksiyon girdi değerlerinin her biri için 0 ile 1 arasında bir değer üretir.
Tanjant Hiperbolik Aktivasyon Fonksiyonu		$F(\text{Net})= \frac{e^{\text{Net}} + e^{-\text{Net}}}{e^{\text{Net}} - e^{-\text{Net}}}$	Tanjant hiperbolik fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Sigmoid fonksiyonunda çıkış değerleri 0 ile 1 arasında değişirken hiperbolik tanjant fonksiyonunun çıkış değerleri -1 ile 1 arasında değişmektedir.
Eşik Değer Fonksiyonu		$F(\text{Net})= \begin{cases} 0 & \text{if Net} \leq 0 \\ \text{Net} & \text{if } 0 < \text{Net} < 1 \\ 1 & \text{if Net} \geq 1 \end{cases}$	Gelen bilgilerin 0 dan küçük-eşit olduğunda 0 çıktısı, 1 den büyük-eşit olduğunda 1 çıktısı, 0 ile 1 arasında olduğunda ise yine kendisini veren çıktılar üretilebilir.
Sinüs Aktivasyon Fonksiyonu		$F(\text{Net}) = \text{Sin}(\text{Net})$	Öğrenilmesi düşünülen olayların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır.

Kaynak: Çayıroğlu, 2015: 6.

Çıktı (Akson): Çıktı, aktivasyon fonksiyonu sonucunda elde edilen değerdir. Her sınıfa ait bir çıktı vardır. Ancak bir çıktı birden fazla birime (hücreye) bağlanabilmektedir (Foody, 1995: 531; Şişçi, 2017: 44).

Şekil 26: Yapay Sinir Ağları Uygulama Örneği



Kaynak: Nielsen, 2015: 3.

Şekil 26'da tek katmanlı bir yapay sinir ağı örneği görülmektedir. Bu modelde, giriş katmanları hariç; $15+10= 25$ nöron, $[15 \times 8] + [10 \times 8] = 200$ ağırlık ve $15+10= 25$ bias değeri olmak üzere toplamda öğrenilmesi gereken 225 parametre vardır.

Yapay sinir ağlarının en temel özellikleri aşağıda yer almaktadır (Zhang vd., 1998: 35-36; Akkurt, 2005: 6-10).

- Geçmişe ait yeterli miktarda veri bulunduğu durumlarda, veriler arasındaki ilişkilerin tanımlanması çok güç olsa bile bu ilişkileri öğrenme yeteneğine sahiptir. Bu nedenle gelecekle ilgili tahminde bulunurken yeterli miktarda geçmiş veri ile eğitilen bir ağ, bu veriler arasındaki karmaşık ilişkilerin tanımlanmasına ihtiyaç duymadan ilişkileri yüksek doğruluk düzeyinde kavrayabilir.
- Yapay sinir ağlarının genelleme özelliği, eğitim sırasında ilişkilerini kavradığı veri yığınının ait değerlerin farklı durumlar içinde de çıktı üretme yeteneği anlamına gelmektedir. Bu bağlamda, eğitim sırasında incelenen olayın ve o olayı etkileyen faktörlerin geçmiş değerlerini öğrenen ağ, eğitim sırasında hiç

karşılaşmadığı ancak geleceğe ait olan değerler için de yüksek tutarlılıkta çıktılar üretebilir ve tahminde bulunabilir.

- Yapay sinir ağları sürekli fonksiyonları kavramada yetkin olduğu gibi kesikli fonksiyonları kavramada da yetkindir. Yani yapay sinir ağları, doğrusal olmayan modelleri açıklayamayan modellere göre daha başarılıdır.

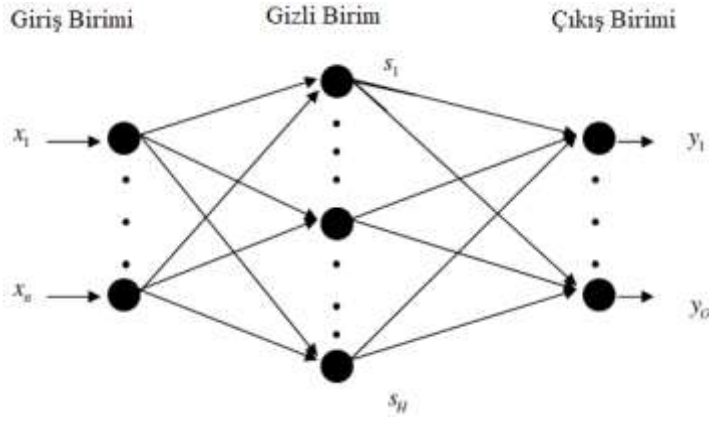
4.3.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağlarını yapılarına ve öğrenme algoritmalarına ve göre iki sınıfa ayırmak mümkündür:

Yapılarına göre yapay sinir ağları; ileri beslemeli ağlar ve geri beslemeli ağlar olmak üzere iki grupta incelenmektedir.

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Tasarlanan ilk yapay sinir ağıdır ve yapay sinir ağlarının en basit halidir. İleri beslemeli yapay sinir ağında bilgi, hiç değiştirilmeden eğer varsa gizli düğümlere, oradan da çıkış düşümlerine doğru tek yönlü hareket eder. Bu ağda, herhangi bir döngü söz konusu değildir. Şekil 27’de görüldüğü gibi ileri beslemeli sistemde, işleme elemanları farklı tabakalar halinde düzenlenir ve her bir tabaka bir önceki tabakadan girdi alarak bir sonraki tabakaya iletir. Bir nöronun kendisine doğru olan geri besleme yollarının ağırlıkları ile bir önceki katmandaki bir nöronun bir nörona olan ağırlıkları da sıfırdır. Belirli ağ mimarisine bağlı olarak ileri yollar için ağırlıklar da sıfır olabilir, ancak bu her durum için söz konusu değildir. İleri beslemeli yapay sinir ağı, sonsuz sayıda gizli üniteye sahip gerçek hayat problemlerini çözmede yetersiz kalmaktadır, çünkü bu sistemde sınırlı sayıda tabaka kullanılmaktadır (Tamura ve Tateishi, 1997; Yadav vd., 2015: 25).

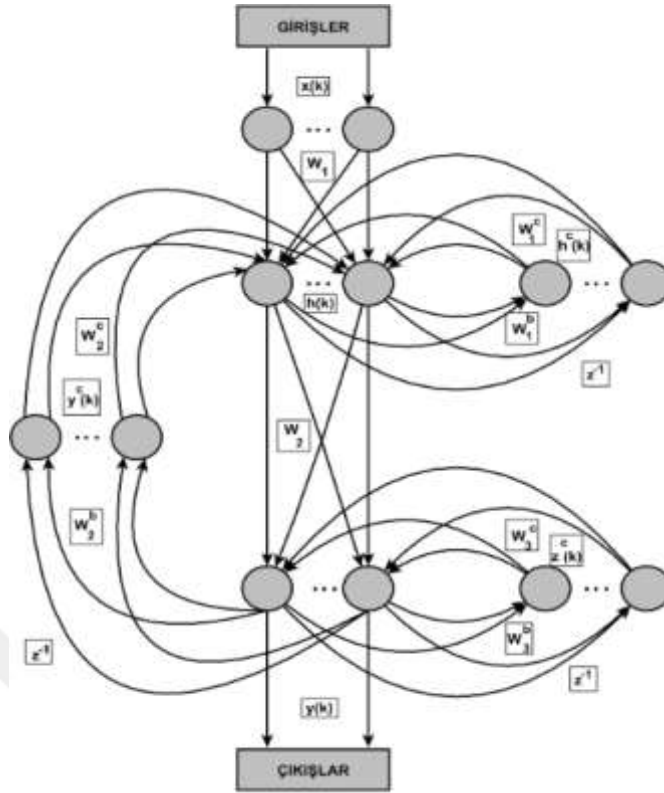
Şekil 27: İki Tabakalı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı



Kaynak: Zhang vd., 2007: 1030.

Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Geri beslemeli yapay sinir ağları Şekil 28’de görüldüğü gibi, giriş ve çıkış katmanlarının arasında geri besleme döngüsünün eklenmesiyle elde edilmektedir. Veri ilk geldiğinde besleme döngüsünde hiçbir bilgi yer almamaktadır. Çünkü veri besleme döngüsünden gizli katmana iletdikten sonra ağırlıklar hesaplanmaktadır. Çıkış değerleri aynı olmakla birlikte katmanlar arası ağırlıklar öğrenmeye göre değişiklik göstermektedir. Bir bellek gibi işlev gören besleme döngüsü, her yeni girişte bu öğrenmeye bağlı olarak ağırlıklarda değişikliğe neden olmaktadır. Elman, Hopfield ve Jordan ağları, geri beslemeli sinir ağı türleridir. Geri beslemeli ağlar, karmaşık, doğrusal olmayan ve dinamik süreçler için kullanılmaktadır (Baddari vd., 2010: 106; Aksu ve Çoban, 2014: 758, Yadav, 2015: 24-28).

Şekil 28: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

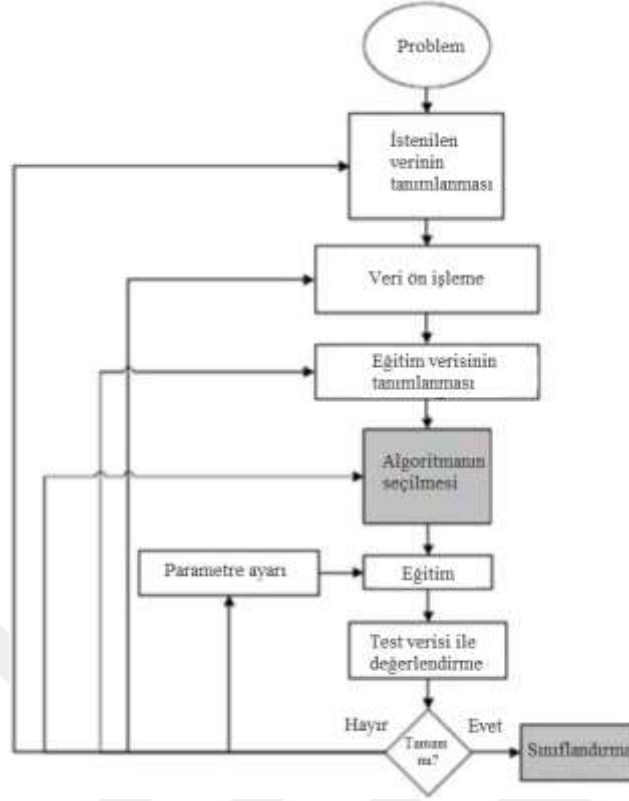


Kaynak: Aksu ve Çoban, 2014: 759.

Öğrenme algoritmalarına göre yapay sinir ağları; denetimli, denetimsiz ve destekli öğrenme olmak üzere üç grupta incelenmektedir:

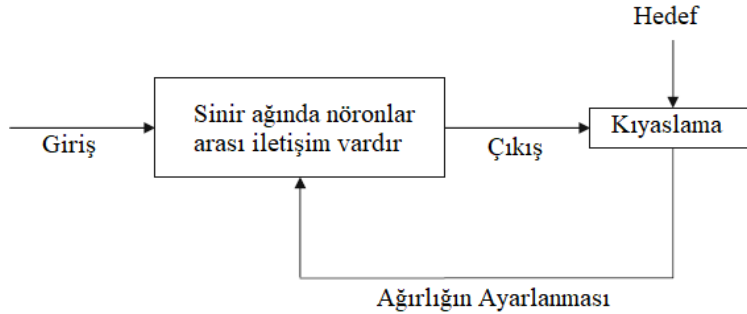
Denetimli Öğrenme: Şekil 29’da görüldüğü gibi bu ağlar, genellikle bir öğretmen tarafından eğitilmektedir. Denetimli öğrenmede öğrenme sürecinde verinin giriş ve çıkışları programa verilerek bu süreçte beklenen çıktı ağa öğretilmektedir. Ayrıca, her nokta ağı eğitmek için kullanılmaktadır. Şekil 30’da görüldüğü gibi denetimli öğrenmede ağ, çıktı ve hedefe bağlı olarak ağ çıkışı hedefle eşleşene kadar ayarlanır. Bu yöntem; karar ağaçları, naive bayes ve destek vektör sistemlerinde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Ziaei vd., 2006: 14; Sinha vd., 2010: 200; Panchal ve Panchal, 2014: 459; Dey, 2016: 1175).

Şekil 29: Denetimli Öğrenme Algoritmasına Ait İş Akış Şeması



Kaynak: Dey, 2016: 1175.

Şekil 30: Denetimli Öğrenme Diyagramı

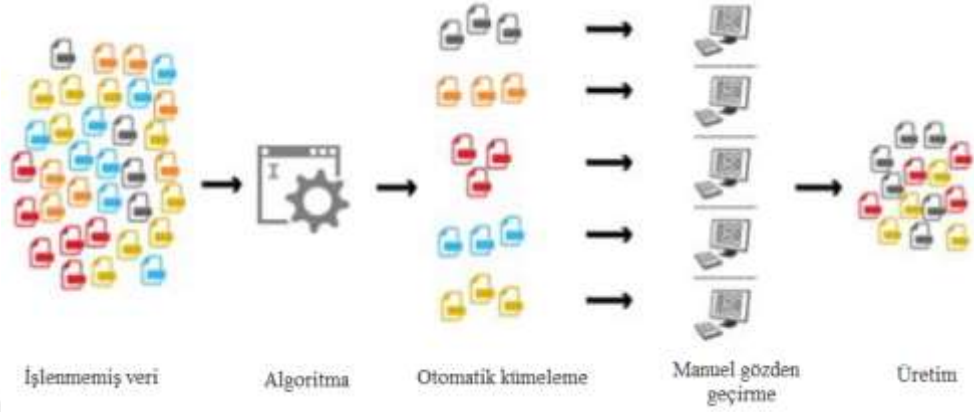


Kaynak: Sinha vd., 2010: 200.

Denetimsiz Öğrenme: Denetimsiz öğrenmede programın öğrenme sürecinde herhangi bir giriş çıkış verisi ağa öğretilmemektedir. Sistem Şekil 31’de görüldüğü gibi, girdi düzenindeki yapısal özellikleri keşfederek ve uyarlayarak kendi başına öğrenmektedir. Bu yöntemin en büyük avantajı, eğitim dahilinde sınırlar çizilmediğinden geçmiş öğrenme kurallarına dayanarak yeni gelen verileri öğrenmekte ve yeni kurallar üretebilmektedir. Ancak bu yöntemin algılama hassasiyeti ve

performansı düşüktür. Bu yöntem, kümeleme ve temel analiz bileşenlerinde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Ziaei vd., 2006: 14; Zainaddin ve Hanapi, 2013: 392; Panchal ve Panchal, 2014: 459; Dey, 2016: 1176).

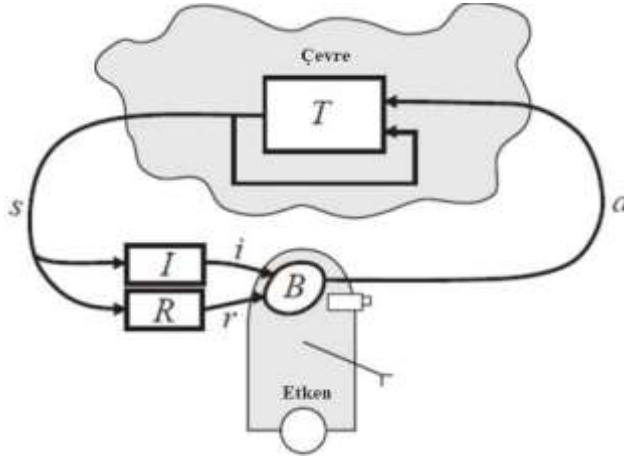
Şekil 31: Denetimsiz Öğrenme Örneği



Kaynak: Dey, 2016: 1176.

Destekli Öğrenme: Destekli öğrenme yönteminde bir öğretmen vardır, ancak ağa beklenen çıktı ile ilgili bilgi verilmemektedir. Destekli öğrenme, sonucun daha olumlu olması için hangi eylemlerin gerçekleştirilmesi gerektiğine karar veren bir öğrenme türüdür. Şekil 32’de görüldüğü gibi bir durum ortaya çıkıncaya kadar programın hangi eylemlerin gerçekleşeceğine dair bilgisi yoktur. Sadece çıktının doğru veya yanlış olduğu gösterilmektedir. Destekli öğrenme iki kritere bağlı olarak çalışmaktadır; deneme-hata arama ve gecikmeli sonuç (Panchal ve Panchal, 2014: 459; Kaynak: Dey, 2016: 1177).

Şekil 32: Destekli Öğrenme Modeli



Kaynak: Dey, 2016: 1177.

Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Algoritmaları

Geri yayılım algoritması; Geri yayılım algoritması, çok katmanlı ağlar için en çok kullanılan öğrenme algoritmalarından biridir. Bu algoritma finansal tahminler için büyük potansiyellere sahiptir. Bu yöntem, öngörülen çıktı değişkenleri ve eğitim verilerinin bilinen değerleri arasındaki hatanın belirlenmesine dayanır. Hata parametresi genel olarak tüm işlemler için hataların kök ortalama karesi olarak tanımlanır ve ağırlıkların her birine göre hataların kısmi türevlerini belirleme şeklini alır. Geri yayılım algoritması, iki farklı geçişte ilerler; ileriye doğru bir geçiş yaptıktan sonra ağırlık katmanlarında geriye doğru bir geçiş yapar. Algoritma, test verilerini tararken bunlar arasında birkaç kez geçiş yapar (Ganatra vd., 2011: 101; Philip, 2011: 4).

Geri yayılım algoritması, herhangi bir ünite için ağırlık seçiminde hem üst hem de altındaki tüm ağırlıklara bağlıdır. Herhangi bir tek ağırlığın değiştirilmesi, ağıdaki diğer tüm ağırlıkların değiştirilmesini gerektirebilir. Bu nedenle geri yayılım algoritması yavaş çalışan bir algoritmadır (Sanger, 1989: 459).

Levenberg Marquardt Geri Yayılım Algoritması; Levenberg-Marquardt algoritması, Gauss Newton yönteminin bir kombinasyonudur. Algoritma, doğrusal olmayan en küçük kareler problemleri için standart bir teknik haline gelen ve çeşitli disiplinlerde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir ve hatanın bir adımda

bulunacağını varsayar. İkinci dereceden türev optimizasyonu için eşlenik yöntemlere alternatif olan bir yinelemeli tekniktir (Lourakis ve Argyros, 2005: 2-3; Wang ve Huang, 2008: 1355; Reynaldi vd., 2012: 91; Şişçi, 2017: 52).

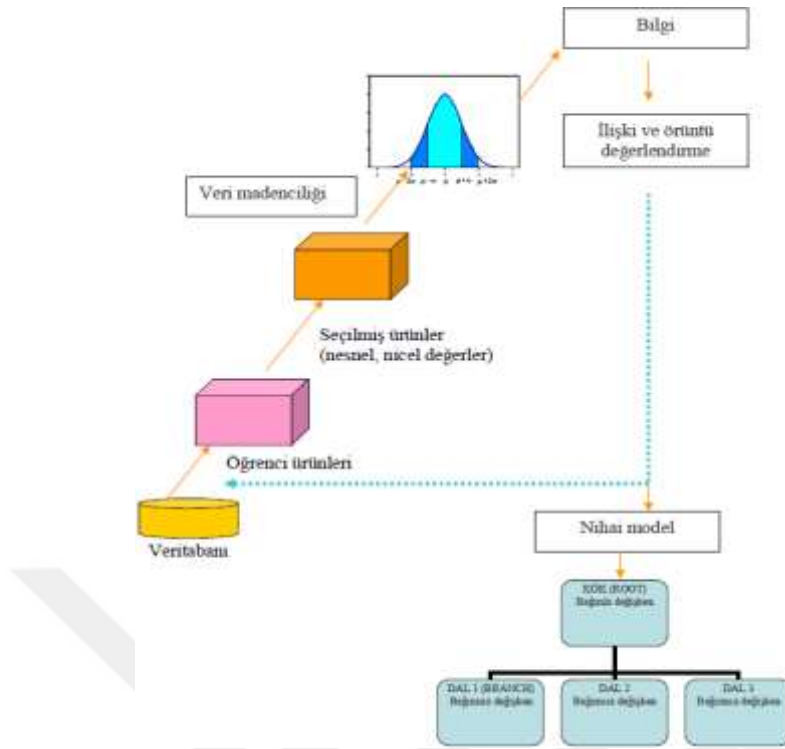
Algoritma, maliyet fonksiyonunun ikinci dereceden türevlerini kullanır, böylece daha iyi bir yakınsama davranışı elde edilebilir. Normal gradyan iniş aramalarında, yalnızca birinci dereceden türevler değerlendirilmekte ve parametre değişikliği bilgileri yalnızca maliyetin en aza indirildiği yönü içermektedir, oysa Levenberg-Marquardt tekniği daha iyi bir parametre değişim vektörü çıkarmaktadır (Wang ve Huang, 2008: 1355).

Bayesyen Düzeltme Geri Yayılım Algoritması; Bu algoritma, doğrusal olmayan regresyonu bir dizi regresyon şeklinde aktüeryal bir probleme dönüştüren matematiksel bir prosedürdür. Algoritma modellerinin güçlü olması ve doğrulama sürecinin gerekli olmaması, algoritmayı avantajlı hale getirmektedir. Ayrıca bu algoritma, karışık modelleri otomatik olarak en iyi şekilde düzenlediği için ağların karmaşık bir yapıya dönüşmesini veya gereğinden fazla modellerin oluşturulmasını engellemektedir. Parametrelerin sayısını etkili bir şekilde hesapladığından, gereksiz ağırlıkları ortadan kaldırmaktadır. Eğitimi durdurmak için etkili bir kanıt süreci oluşturduğundan, programın gereğinden fazla eğitim vermesini ve sisteme yüklenmesini engellemektedir (Burden ve Winkler, 2008: 27; Shamsavari, 2013: 153).

4.4. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN MODELLER

Veri madenciliği tek başına bir çözüm değil, ulaşmak istenen hedefe yardım eden bir destek niteliğindedir. Dolayısıyla, veri madenciliğinde doğru sonuçlar elde edebilmek ve bu bulgularla ulaşmak istenen amaca hizmet edebilmek için, Şekil 33'te görüldüğü gibi yöntemin doğru bir şekilde tanımlanması ve tasarlanması gerekmektedir (Kayri, 2008: 103).

Şekil 33: Veri Madenciliği Tasarımı



Kaynak: Kayri, 2008: 104.

Veri madenciliğinde kullanılan modeller, ulaşılmak istenen amaca göre tanımlayıcı ve tahmin edici modeller olmak üzere iki grupta incelenmektedir. Burada tanımlayıcı modeller verinin gelen özelliklerini ifade ederken, tahmin edici modeller, elde var olan ve sonuçları bilinen verilerden yola çıkarak sonucu bilinmeyen veriler için tahmin yürütme işlemini ifade etmektedir (Aydın ve Özkul, 2015: 37).

4.4.1. Tanımlayıcı Modeller

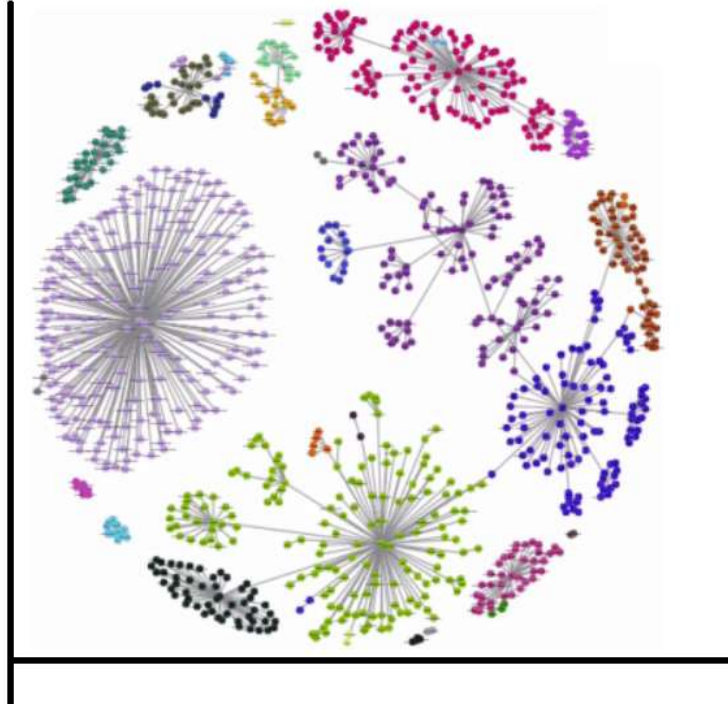
Tanımlayıcı modeller, veri tabanında kayıtlı veriler arasındaki ilişkileri, örüntüleri ve kalıpları keşfetme yöntemleridir. Tanımlayıcı modeller; kümeleme analizi, ilişki analizi ve birliktelik kuralları olarak iki başlık altında incelenmektedir (Velickov ve Solomatine, 2000: 4).

4.4.1.1. Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi, veriler arasından grupların bulunması sanatıdır. Şekil 34'de verilen grafikte ayrı ayrı görünen veri gruplarına küme, bu veri gruplarının

keşfedilmesi işlemine ise kümeleme analizi denir. Kümeleme analizi; biyologlar tarafından canlıların türlerinin gruplandırılması, astrologlar tarafından yıldız gruplarının belirlenmesi, sosyal bilimlerde insanların demografik özelliklerine göre gruplandırılması, sağlık bilimlerinde hastalık tipine göre hastaların gruplandırılması gibi birçok bilim dalı tarafından yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Kaufman ve Rouseeuw, 2005: 1).

Şekil 34: Kümeleme Analizi Örneği



Kaynak: Cambridge Intelligence, 2016, <https://cambridge-intelligence.com/keylines-network-clustering> (30.06.2019).

Diğer yöntemlerde olduğu gibi kümeleme analizinde de doğru sonuçların alınabilmesi için öncelikle amacın ve izlenecek yolun doğru bir şekilde belirlenmiş olması ve çalışmanın iskeletinin çıkarılmış olması gerekmektedir. Kümeleme analizinde izlenecek yol altı adımdan oluşmaktadır (Romesburg, 2004: 9);

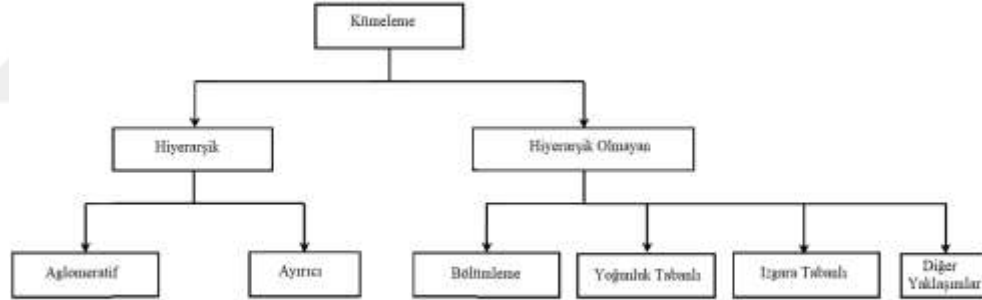
1. Verinin matrisinin alınması
2. Verinin matrisinin standartlaştırılması
3. Benzerlik matrisinin hesaplanması
4. Kümeleme yönteminin uygulanması
5. Verinin ve benzerlik matrislerinin yeniden düzenlenmesi

6. Kofenetik korelasyon katsayısının hesaplanması

Kümeleme analizinde kategori yapısı hakkında hiçbir şey bilinmemektedir. Analiz sonucu kümeler belirli özellikler çerçevesinde doğal olarak oluşmaktadır. Kümeleme analizi, diğer çalışmalar için alt yapı oluşturmaktadır (Anderberg, 1973: 2-3).

Veri madenciliğinde birçok gelişmiş kümeleme yöntemi vardır. Yöntemler küme numarasına ve kümelenecek veri niteliğine göre seçilmektedir. Şekil 35’de görüldüğü gibi küme oluşturma yöntemleri hiyerarşik kümeleme ve hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Aglomeratif ve ayırıcı yöntemler hiyerarşik kümeleme sınıfına girerken; bölünme, yoğunluk tabanlı, ızgara tabanlı ve diğer yaklaşımlar ise hiyerarşik olmayan kümeleme sınıfına girmektedir (Gülağız ve Şahin, 2017: 6).

Şekil 35: Kategorize Edilmiş Kümeleme Yöntemleri



Kaynak: Gülağız ve Şahin, 2017: 6.

Kümeleme analizi genellikle mesafeye dayalı olarak yapılmaktadır. Kümeleme analizinde, kümeler arası mesafe çok uzak iken küme içindeki veriler arası mesafe çok yakındır. Kümeleme analizi için en yakın komşu ve en uzak komşu algoritması kullanılmaktadır. Uzaklık ölçüleri; Öklid, Manhattan ve Minkowski’dir (Özkan, 2008. 131).

4.4.1.2. İlişki Analizi ve Birliktelik Kuralları

En önemli veri madenciliği problemlerinden biri ilişki analizi ve birliktelik kurallarıdır. Çünkü günümüzde bir işlemdeki bazı öğelerin varlığının aynı işlemdeki

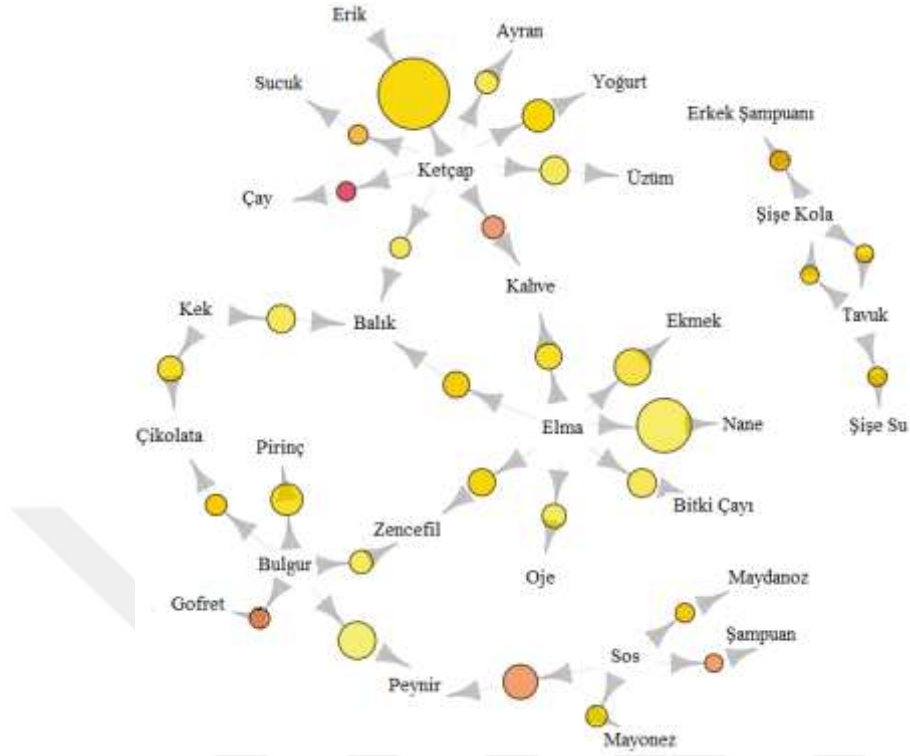
diğer öğelerin varlığını ne derecede ve nasıl etkilediğini bilmek, tahminleme gibi önemli bilimsel çalışmalara temel oluşturmaktadır. Hatta birliktelik kuralları tek başına bile önemli sorulara cevap olabilecek niteliktedir (Park, 1995: 175).

4.4.1.2.1. Birliktelik Kurallarının Tanımı

Birliktelik kuralları kavramı ilk olarak 1993 yılında Agrawal ve arkadaşları tarafından tanıtılmıştır. Birliktelik kuralları, veri tabanına kayıtlı öğe kümeleri arasındaki güçlü ilişkileri ve örüntüleri ortaya çıkaran bir veri madenciliği tekniğidir. Birliktelik kuralları, veri tabanlarındaki normalde kolay kolay fark edilemeyecek ilişkileri veya ortak olayları ayıklayarak belirli kalıpları keşfeden bir yöntemidir (Srikant vd., 1997: 67; Pasquier, 1999: 399).

Birliktelik kuralları yaygın olarak Pazar Sepeti Analizinde kullanılmaktadır. Bu kural, sık öğe kümeleri arasındaki desenlerin keşfedilerek Şekil 36’da görüldüğü gibi müşterilerin satın aldığı ürün grupları arasındaki ilişki çıkarılmaya çalışılmaktadır (Avcılar ve Yakut, 2014: 78). Pazar Sepeti Analizinde birliktelik kurallarına en güzel örnek, “bira-çocuk bezi” örneğidir. Amerika’da bir perakende firması, birbiri ile hiç alakası olmayan bu ürünleri raflarda yan yana koymaktadır. Bunun nedeni; yapılan birliktelik kuralı analizinde bebek bezi alanların yüksek oranda bira da aldıkları ve bira ile bebek bezi arasında güçlü bir ilişkinin olduğu keşfedilmiştir. Bunun nedeni araştırıldığında ise; bebeği olan ailelerde markete çoğunlukla babaların gittiği ve markete giden babaların bebek bezinin yanında sıklıkla bira da aldığı anlaşılmıştır. Bu nedenle, ürün raflarında bira ve bebek bezi yan yana konularak bira satışlarının artırılması hedeflenmiştir (Takeuchi, 2014).

Şekil 36: Birliktelik Kuralları Grafiği



Kaynak: KDnuggets, 2016, <https://www.kdnuggets.com/2016/04/association-rules-apriori-algorithm-tutorial.html>, (01.07.2019).

Şekil 36'da verildiği gibi firmalar; müşterilerinin elma aldıklarında yüksek olasılıkla zencefil de aldıklarını veya elma almadıklarında zencefil de almadıklarını bilirlerse o müşterinin potansiyel bir zencefil müşterisi olduğunu söyleyebilir ve müşterinin zencefil satın almasına yönelik strateji geliştirebilirler (Ramakrishnan, 1997: 67).

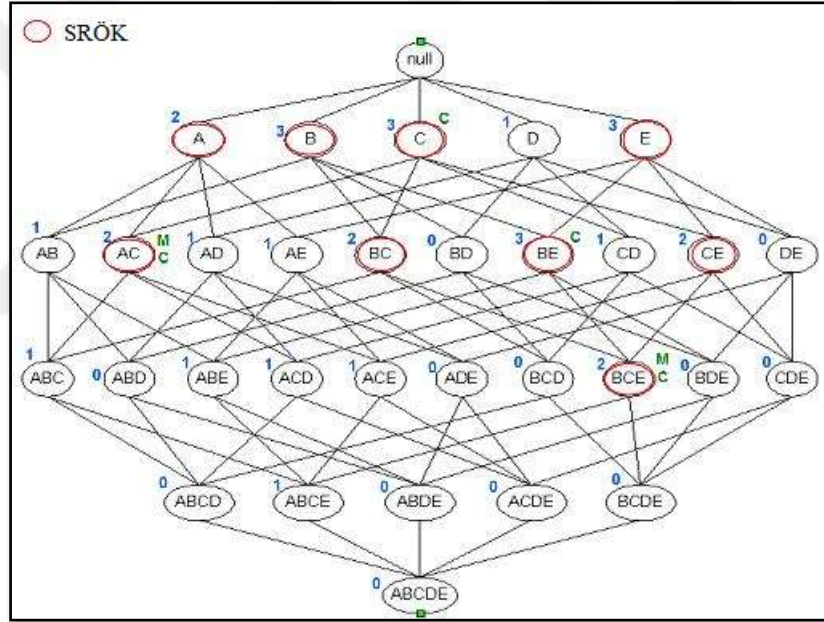
4.4.1.2.2. Birliktelik Kurallarının Oluşturulması ve Temel Kavramlar

Birliktelik kurallarında Apriori, Charm, FP-growth, Closet ve MagnumOpus algoritmaları kullanılmaktadır. Ancak Pazar Sepeti Analizinde yaygın olarak apriori algoritması kullanılmaktadır. Apriori, Christian Borgelt'in iyi bilinen bir birliktelik kuralı algoritmasıdır (Zheng, 2001: 402).

Apriori algoritması, sık geçen öğeleri keşfederek birliktelik kuralı çıkaran bir algoritmadır. İlişkiyi kurabilmek için veri tabanını defalarca tarar ve tarama esnasında

birleştirme veya budama işlemleri yapar. Apriori Algoritması, bir önceki adımdan gelen bilgileri kullandığından önceki anlamına gelen “prior” ifadesini almıştır (Güngör vd., 2013: 2). Apriori algoritması, Şekil 37’de verildiği gibi veri içerisinde sık rastlanan öge kümelerini (SRÖK) tespit etmektedir. Tespit edilen SRÖK’ler kullanılarak $X \rightarrow Y$ şeklinde birliktelik kuralları (Association Rules) oluşturulmaktadır. Bu formül X’i alan bir müşterinin Y’yi alma olasılığı olarak ifade edilmektedir. Daha sonra, elde edilen tüm SRÖK’lerin, $X \rightarrow Y$ şeklindeki alt kombinasyonları çıkartılarak asgari güven ve destek sayısına sahip olan kombinasyonlar ayıklanarak birliktelik kuralları kaydedilmektedir (Hidber, 1999: 145; Özkan, 2008: 157-158; Vidhate ve Kulkarni, 2014: 367; Kırtay vd., 2015: 174).

Şekil 37: Sık Görülen Öge Kümeleri (SRÖK)



Kaynak: CodeProject, 2012, <https://www.codeproject.com/Articles/70371/Apriori-Algorithm?msg=4917121#xx4917121xx>, (01.07.2019).

Destek (Support) ve Güven (Confidence): Destek ve güven, keşfedilen kuralların yararlılığını ve kesinliğini yansıtan iki ölçüdür. Destek, birlikte alınan ürünün alışveriş içinde kaç kere alındığını göstermektedir. Güven ise X ürününü alan müşterinin Y ürünü alma olasılığını ifade etmektedir. Örneğin; süt ve çay arasındaki ilişkinin incelendiğini varsayarsak; % 30'luk bir destek, analiz edilen tüm işlemlerin %30'unda süt ve çayın birlikte satın alındığını ifade etmektedir. %60'lık bir güven ise süt satın alan müşterilerin %60'ının çay da satın alabileceğini göstermektedir. Destek

ve Güven değerlerinin hesaplanması aşağıda verildiği gibi formüle edilebilir (Hidber, 1999: 145; Özkan, 2008: 157-158; Vidhate ve Kulkarni, 2014: 367);

$$\text{Destek } (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Sayı } (X, Y)}{N}$$

$$\text{Güven } (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Sayı } (X, Y)}{\text{Sayı } (X)}$$

Elde edilen ilişkilerin güçlü ve geçerli olduğunu belirleyebilmek için bir eşik destek ve eşik güven değeri belirlenmektedir. Bu destek ve güven eşik değerinin altındaki birliktelikler, zayıf ilişki içerdiğinden analize dahil edilmemektedir. Elde edilen bilgilerin kayda değer olup olmadığı ise lift değeri ile ölçülmektedir. Lift değeri 1 ise elde edilen bilgilerin ilginç veya değerli bilgi olmadığı anlaşılmaktadır. Lift değeri 1'den büyük veya küçük ise elde edilen birlikteliklerin kayda değer olduğu anlaşılmaktadır. Lift değerinin hesaplanması aşağıdaki gibi formüle edilmektedir (Hidber, 1999: 145; Özkan, 2008: 157-158; Vidhate ve Kulkarni, 2014: 367; Ateş ve Karabatak, 2017: 60).

$$\text{Lift } (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Destek } (X \wedge Y)}{\text{Destek } (X) \cdot \text{Destek } (Y)} = \frac{P(Y/X)}{P(Y)}$$

4.4.2. Tahmin Edici Modeller

Veri miktarının artması ile birlikte bu veriyi keşfetmek ve çıkarımlarda bulunmak insan kapasitesinin çok ötesine geçince, bu çıkarımları otomatik olarak yapabilecek yazılım programları ve veri madenciliği yöntemleri geliştirilmiştir. En yaygın tahminleme modelleri; sınıflandırma, regresyon, lojistik regresyon ve zaman serileri analizi modelleridir. (Misra ve Dehuri, 2007: 950).

4.4.2.1. Sınıflandırma

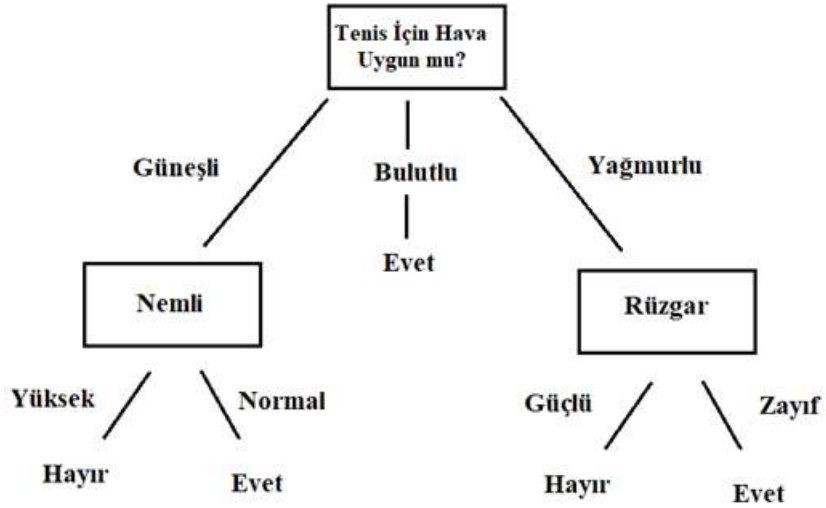
Sınıflandırma yöntemi, karar verme süreçlerinde önemli bir karar destek mekanizmasıdır. Sınıflandırma yöntemi, karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerde

en küçük hata oranı ile sınıflama ve ayrıştırma yapmaktadır. Sınıflandırma analizi, verilere çeşitli özellikler atayarak bu özelliklere göre sınıflandırma yapmaktadır (Misra ve Dehuri, 2007: 950).

Kamber ve arkadaşları (1997) sınıflandırmayı, verinin bir modelini üretmek için eğitim örneği olarak kullanılan veri tabanı dosyalarının analiz edildiği bir anahtar veri madenciliği tekniği olarak ifade etmişlerdir. Bu teknikte, her verinin daha önce belirlenen ve çeşitli özelliklere göre tanımlanan bir sınıfa ait olduğu varsayılmaktadır. Sınıflandırma modeli, gelecek verileri kategorize etmek için kullanılmaktadır. Bu modele; bankalarda kredi onayı, tıbbi tanıların konması ve ürün pazarlaması gibi pek çok yöntemde başvurulmaktadır. En yaygın sınıflandırma yöntemi karar ağaçlarıdır. “If-Then” kuralına göre, test edilen verinin nitelik değerleri karar ağaçlarında değerlendirilir. Kökten uca doğru yerleştirilen bu nitelikler, düğümlerden dallara kadar giden bir yol izleyerek verinin sınıfını tahmin etmeye çalışır. Karar ağaçlarında sıkça kullanılan yöntemler ise ID3 ve C4.5 yöntemleridir (Seyrek ve Ata, 2010: 73).

ID3 Algoritması: 1986 yılında Quinlan Ross tarafından tanıtılan ve Hunt algoritmasına dayanan bir karar ağacı algoritmasıdır. ID3, ağaç oluşturma ve budama olmak üzere iki fazdan oluşmaktadır. Bu yöntemde, ağaç modelinin oluşturulması için Şekil 38’de görüldüğü gibi sadece kategorik veriler kullanılmaktadır ve gürültülü verilerde doğru sonuç vermemektedir. Bu nedenle gürültüyü gidermek için bir ön işleme tekniği kullanılmalıdır (Lavanya ve Rani, 2011: 2).

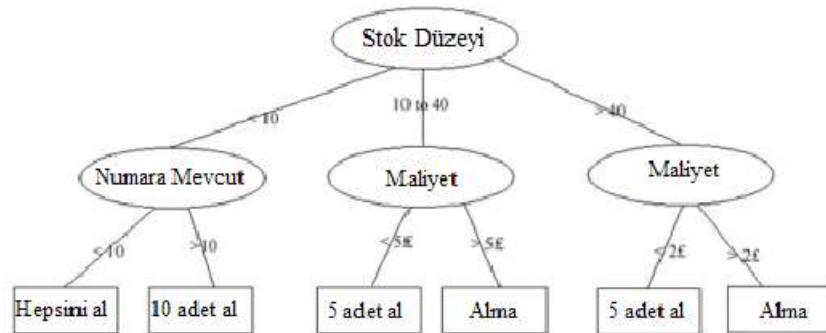
Şekil 38: ID3 Diyagramı



Kaynak: <https://sefiks.com/2017/11/20/a-step-by-step-id3-decision-tree-example> (01.07.2019).

C4.5 Algoritması: 1993 yılında Sydney Üniversitesi'nden Profesör Ross Quinlan tarafından geliştirilen karar ağacı tabanlı popüler bir algoritmadır. Bu algoritma, 1986 yılında Ross Quinlan tarafından önerilen ID3 algoritmasının gelişmiş halidir. C4.5 algoritması; eksik değerlerin ele alınması, sürekli özelliklerin sınıflandırılması, karar ağaçlarının budanması ve türetme gibi ek özelliklere sahiptir. Algoritma, tüm özellikleri göz önünde bulundurarak çok büyük bir ağaç oluşturur ve karar kuralını budama ile sonlandırır. Budama için bölmelerin istatistiksel önemine dayanan bir sezgisel yaklaşım kullanılmaktadır (Mazid vd., 2010:296).

Şekil 39: C4.5 Diyagramı



Kaynak: <https://octaviansima.wordpress.com/2011/03/25/decision-trees-c4-5>, (01.07.2019).

Tahminleme tekniklerinden biri olan sınıflandırma tekniği, öğrenmeye dayalı bir tekniktir. Öğrenme çalışması üç aşamada gerçekleşmektedir. Öncelikle mevcut veriler programa verilerek beklenen sonuçlar programa öğretilmektedir. Daha sonra yine eldeki veriler, sonuçları kullanılmadan programa verilerek programın bu sonuçları tahmin etmesi istenmektedir. Test başarılı olduğu takdirde yeni veriler programa verilerek sonuçları tahmin etmesi istenmektedir. Sınıflandırma tekniğinde, gelen veriler belirlenen özelliklere göre ilgili sınıflara gönderilerek kategorize edilmektedir. Ayrıca yeni gelen veri hiçbir sınıfa ait değil ise, sınıflandırma tekniği bu yeni veri için yeni bir sınıf tayin edebilmektedir (Seyrek ve Ata, 2010: 72-73).

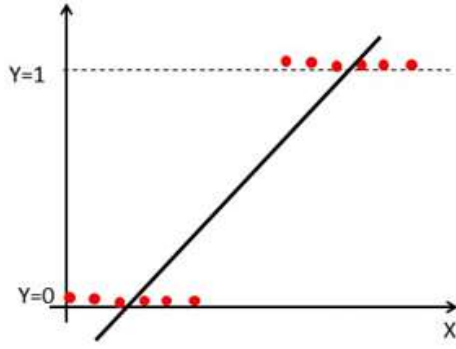
4.4.2.2. Regresyon Analizi

Regresyon analizi, bağımlı değişken ve bir veya daha fazla bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin tahminidir (Lokhande vd., 2014: 4699).

Basit regresyon bağımlı değişken ile ilgili tek bir tahminleme yaparken çoklu regresyon birden fazla tahminleme yapmaktadır. Basit doğrusal regresyon bağımsız ve bağımlı değişken olmak üzere sadece iki değişkenden oluşmaktadır ve bu ilişki; $\{(x_i, y_i): i = 1, \dots, n\}$ şeklinde ifade edilir (Wang ve Gibson, 2010: 343). Bu ilişkinin doğrusal denklemi $\hat{y}=b_0+b_1x$ şeklinde yazılmaktadır. Burada \hat{y} elde edilen tahmin değeridir. Gözelenen değer (y_i) ile tahmin edilen değer (\hat{y}_i) arasındaki fark atık değer olarak ifade edilmekte ve $\{(y_i-\hat{y}_i): i=1, \dots, n\}$ şeklinde formüle edilmektedir. Basit doğrusal regresyon denklemi aynı zamanda en küçük kareler regresyon denklemi olarak da bilinir. Bunun anlamı, atıkların karelerinin toplamının ($\sum (y_i-\hat{y}_i)^2$) minimum olması gerektiğidir (Wang ve Gibson, 2010: 343).

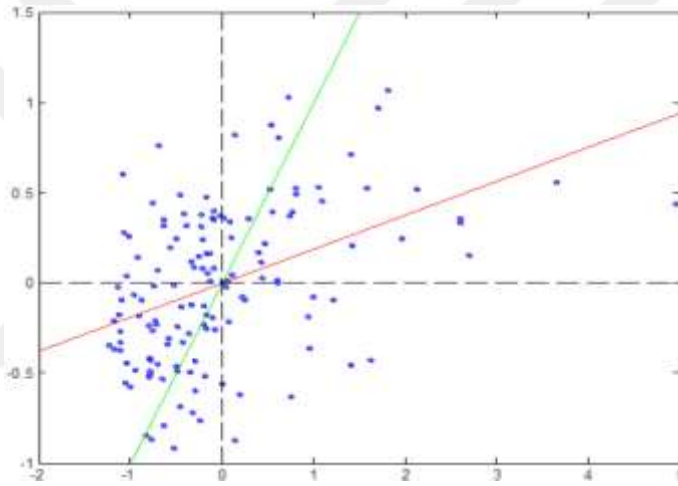
Tahminleme modellerinde veriler karmaşık ve doğrusal olmadığı için çoklu regresyon kullanılmaktadır. Örneğin, sigaranın X hastalığına olan etkisini ölçmek için basit regresyon kullanıldığında, sigara içenlerin içmeyenlere göre daha yüksek oranda X hastalığına yakalandığı sonucu elde edilmektedir. Ancak çoklu regresyon kullanıldığında, sigara içen kadınların veya erkeklerin X hastalığına daha fazla yakalandığı bulgusu elde edilmektedir. Yani çoklu regresyon X hastalığını hem sigara hem de cinsiyetle ilişkilendirmektedir (Vach, 2013: 4).

Şekil 40: Lineer Regresyon Örneği



Kaynak: <https://medium.com/datadriveninvestor/logistic-regression-18afd48779ce>, (01.07.2019).

Şekil 41: Çoklu Regresyon Örneği



Kaynak: https://www.researchgate.net/post/How_to_interpret_a_Multiple_Linear_Regression_plot, (01.07.2019).

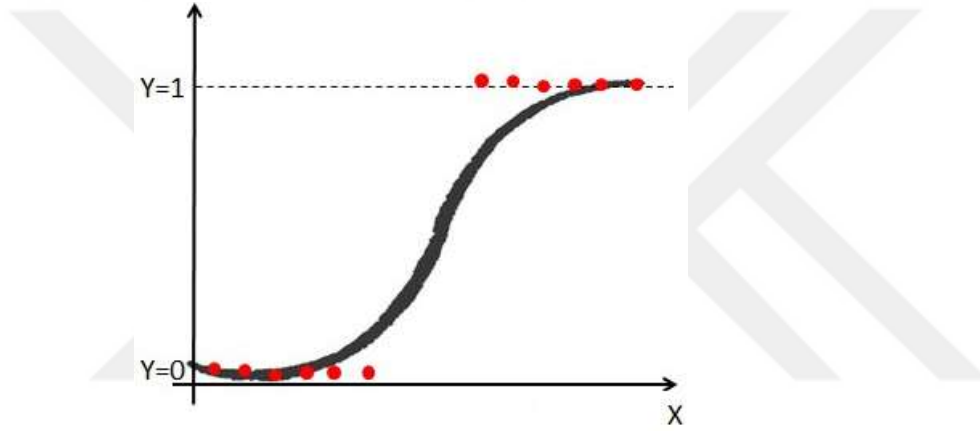
4.4.2.3. Lojistik Regresyon Analizi

Lojistik regresyon ile ilgili çalışmalar 1940'lı yıllarda Berkson tarafından yapılmaya başlanmıştır. Daha sonra 1972 yılında Finney bu regresyonu probit analizine alternatif olarak sunmuştur. 1967 yılında Truett ve arkadaşları ile 1971 yılında Halpering ve arkadaşları diskriminant analizine alternatif olarak; bu analizi önermişlerdir (Çokluk, 2010: 1360).

Lojistik regresyon, ikili kategorik (1 ve 0) yanıt değişkeni olan bir modelidir. Regresyon, Ağırlıklı En Küçük Kareler regresyonu ile beta parametrelerini tahmin eden lojit bağlantı fonksiyonlu genelleştirilmiş bir doğrusal model kullanmaktadır.

Lojistik regresyon Şekil 42’de görüldüğü gibi tahmin edicilerin gözlemleri göz önüne alındığında, cevabın belirli bir kategoriye girme ihtimalini yani verinin hangi grubun üyesi olduğunun tahmin edilmesini ifade etmektedir. Örneğin bir kişi lisanstan ya mezun olmuştur ya da olmamıştır veya bir hasta yapılan bir tedaviye ya cevap veriyordur ya da vermiyordur. Lojistik regresyona alternatif olarak diskriminant analizi, probit analizi ve logaritmik doğrusal regresyon modelleri önerilebilmektedir. Ancak her bir modelin uygulanması farklı durumlara bağlıdır. Örneğin bir model kategorik değişkene ihtiyaç duyarken diğer model sürekli değişkene ihtiyaç duyabilmektedir (Oğuzlar, 2005: 22; Sermeus vd., 2016: 145).

Şekil 42: Lojistik Regresyon Örneği



Kaynak: <https://medium.com/datadriveninvestor/logistic-regression-18afd48779ce>, (01.07.2019).

Lojistik regresyon, Gauss dağılımının hedeflerini takip ettiği varsayılan doğrusal bir modeldir. Transplantasyon x ile ilgili bir tahmin, $y(x) = w^T x$ kullanılarak yapılır. Burada w öğrenilen ağırlık vektörüdür (Decruyenaere, 2015: 3).

4.4.2.4. Zaman Serileri Analizi

Zaman serisi, eşit zaman aralıklarında (dakika başına, saat başına, gün gibi) kaydedilmiş olan bir dizi gözleme denir. Zaman serileri analizi tahminleme, kontrol (üretim süreci gibi) ve mevsime bağlı olarak değişen trend, eğilim, döngü gibi gelecek değişimleri anlamada kullanılmaktadır. Zaman serileri analizi; ekonomik tahmin, satış tahmini, bütçe analizi, borsa analizi; verim projeksiyonları, süreç ve kalite kontrolü,

envanter çalışmaları, iş yükü projeksiyonları, fayda çalışmaları, sayım analizi gibi pek çok alanda kullanılmaktadır (Han vd., 2012: 586; Engineering Statistic, 2013).

Zaman serileri tahmini, zaman serisinin gelecekteki değerlerini, mevcut ve geçmiş değerlere veya diğer dışsal değişkenlere dayanarak doğru tahmin etmektir. Ancak gerçek zaman serisi problemleri doğrusal olmadıklarından ve kaotik davranış sergilediklerinden modelleme oldukça zordur (Cao ve Gu, 2002: 67; Negnevitsky, 2005: 347).

Zaman serilerini modellemek ve tahmin etmek için; Box-Jenkins ARIMA Modelleri, Box-Jenkins Çok Değişkenli Modeller ve Holt-Winters Üstel Düzeltme (tek, çift, üçlü) Modelleri kullanılmaktadır. Her model kullanım amacına göre değişiklik göstermektedir (Engineering Statistic, 2013).

4.5. PAZARLAMADA VERİ MADENCİLİĞİNİN ÖNEMİ

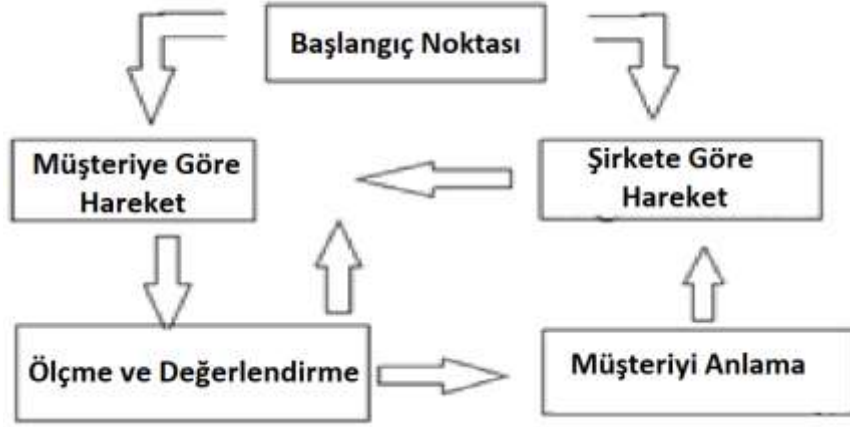
Bir disiplin olarak Pazarlama; bir ürünün araştırılması, geliştirilmesi ve halka satışının kolaylaştırılmasıdır. Uzun zamandan beri var olan pazarlama kavramı, tüketicilerin ihtiyaç ve satın alma davranışlarına göre değişmektedir. Bu nedenle, günümüzün pazarlaması birkaç yıl önceki pazarlamadan çok farklıdır. Hızla değişen dünya ekonomisi ve teknolojiye ilerleme, hızlı ve ücretsiz bilgi değiş tokuşunu sağlamıştır. Bununla birlikte yerel pazarlar; küresel işbirliği sayesinde, küreselleşmenin getirdiği maliyet ve karmaşıklığın etkisinden kurtulup daha geniş bir alanda rekabet etme şansı bulmuşlardır. Piyasalardaki kısıtlar azaldıkça, bilginin yayılma hızında büyük bir değişim olmuştur. Yaptığımız hemen her şey tıpkı ormanda yürüyüş yapar gibi arkasında küçük bir miktar veri bırakmaktadır. Dış macunu satışından hayat sigortası poliçelerine kadar her etkinlik bir veridir. Eğer bu veri doğru analiz edilebilirse veri kümeleri arasındaki gizli kalıplar keşfedilerek uluslararası pazarda rekabet avantajı sağlanabilmektedir. İşte bu gizli kalıpları ortaya çıkaran sistemin arkasında dev bir endüstri yani veri madenciliği vardır (Mushtaq ve Kanth, 2015: 985).

İşletmeler, yatırımlarını pazarlama faaliyetlerine göre değerlendirdikçe, veri madenciliği tekniklerine odaklanma eğilimi artmaktadır. Müşteriler ve bu müşterilerin

belirli ürünlere yönelimleri hakkında daha fazla bilgi edinmek, bu bilgileri kullanarak müşterilere uygun seçimler sunmak ve hangi pazarlama stratejilerini kullanarak uzun vadeli müşteri memnuniyetinin sağlanması ve korunmasında başarılı olunabileceğini anlamak için veri madenciliği teknikleri önemli bir araçtır. Çünkü müşteriyi doğru anlamak uzun vadeli müşteri sadakatini sağlarken, müşteriyi doğru analiz edememek bir felaketle sonuçlanabilmektedir. Veri madenciliği; kayıt altına alınan verilerdeki değişkenler arasında anlamlı ilişkileri tespit etmek, analiz yapmak veya verilere göre tahminde bulunmak için kullanılan istatistiksel teknikleri ve matematiksel denklemleri birleştiren teknoloji olarak tanımlanabilir (Becker, 2002, Aktaran: Mushtaq ve Kanth, 2015: 985). Veri madenciliği, yöneticilerin ham verilerde yer alan değerli bilgileri tespit etmelerine ve bu bilgiler yardımıyla önemli kararları alabilmelerine yardımcı olur.

Şekil 43'teki Müşteri İlişkileri Yaşam Döngüsü Modeli incelendiğinde şirketler iki ayrı yoldan giderek verilerden değerli bilgi elde edebilmektedirler. İlk adımda; müşteri ürünleri satın alır, satın alınan ürün bilgisi ve müşteri bilgisi kaydedilir, değerlendirilir ve ölçülür. Böylece; değerlendirilen veriler yardımıyla müşterinin ürün satın alırken gösterdiği davranış kalıpları anlaşılabilir, ayrıca bu verilerin yardımıyla şirket iş planlarını maksimize etmek veya optimize etmek için adımlarını formüle edebilir. İkinci adımda ise, firma müşteri memnuniyeti oluşturmak için bazı faaliyetler gerçekleştirir ve daha sonra müşterinin bu eylemlere verdiği tepkileri inceler. İnceleme sonucu elde edilen bulgular ışığında müşterinin davranışları anlaşılmaya çalışılır (Mazumdar, 2010: 10-11).

Şekil 43: Müşteri İlişkileri Yaşam Döngüsü Modeli



Kaynak: Al-Mudimigh vd., 2009, Aktaran: Mazumdar, 2010: 11.

Günümüzde istek ve ihtiyaçların hızla değişmesi firmaların pazarlama karması elemanlarını geliştirirken zorlamaktadır. Çok fazla rakibin bulunduğu bir ortamda müşteriyi etkileyebilmek için müşterinin isteklerinin çok iyi anlaşılması ve ondan sonra pazarlama karması elemanlarının geliştirilmesi gerekmektedir. Firmaların; doğru ürünü doğru zamanda üretip, iyi bir fiyatla fiyatlandırıp, ürünü müşteriye etkili bir şekilde tanıtmayı, onun istediği noktalarda bulundurabilmeleri için aşağıdaki sorulara cevap verebilmeleri gerekmektedir. Ancak bu sorulara cevap verebilmek için geleneksel araştırma yöntemleri yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle firmalar, veri madenciliği yöntemleri kullanarak tüm bu soruların cevaplarına anında ve yüksek derecede güvenilirlikle ulaşabilmektedirler (Pattanayak vd., 2008: 1).

Tablo 8: Pazarlama Karması Unsurlarının Geliştirilmesine Yönelik Sorular

Pazarlamada 4P	
Ürün/Hizmet	Fiyat
<ul style="list-style-type: none">• Müşteri üründen ne istiyor? Bu ürün müşterinin hangi ihtiyaçlarını karşılayacak?• Ürünün bu ihtiyaçları karşılaması için hangi özelliklere sahip olması gerekir?• Gözden kaçırılan herhangi bir özellik var mı?• Müşterinin gerçekte kullanmadığı ve maliyeti arttırıcı özellikler var mı?• Müşteri bu ürünü nasıl ve nerede kullanacak?• Ürün nasıl görünüyor? Müşteriler bunu nasıl deneyimleyecek?• Ürün hangi büyüklükte ve renklerde olmalıdır?• Bu ürüne ne denir (Nasıl adlandırılır)?• Ürün nasıl markalaştırılır?• Ürünün rakip ürünlerden farkı ne?• Sağlamak için en pahalı olanı ve hala yeterince kârlı satılan şey nedir?	<ul style="list-style-type: none">• Ürün veya hizmetin alıcı için değeri nedir?• Bu ürün veya hizmet için belirlenmiş bir fiyat var mı?• Müşteri fiyatı duyarlı mı?• Fiyattaki küçük bir düşüş ekstra pazar payı kazandırır mı? Ya da küçük bir artış ekstra kar marjı kazandırır mı?• Ticari müşterilere veya pazarınızın diğer belirli bölümlerine hangi indirimler yapılmalıdır?• Ürün fiyatı rakip ürün fiyatlarına göre nasıl karşılanacak?
Dağıtım	Tanıtım
<ul style="list-style-type: none">• Alıcılar ürün veya hizmeti almak için nerelere bakar (mağaza, butik, süpermarket, katalog, hepsi)?• Doğru dağıtım kanalları nelerdir?• Bir satış gücünün kullanılması veya fuarlara katılmak gerekir mi?• Rakipler neler yapıyor ve bu rakiplere göre nasıl bir farklılaşma stratejisi hazırlanmalı?	<ul style="list-style-type: none">• Pazarlama mesajları nerede ve ne zaman hedef pazara aktarılmalı?• Hangi pazarlama iletişim araçları kullanılmalı?• Tanıtım için en iyi zaman ne zaman? Bu ürün için mevsimsellik kavramı var mı?• Rakipler tanıtımını nasıl yapıyor? Rakiplerin tanıtım faaliyeti bu ürünün seçimini nasıl etkiler?

Khan, Rafi, Ahmad, Mushtaq, Aiman ve Kanth, Hina. **Data Mining for Marketing**, Journal of Marketing and Consumer, Volume 9, 2015, s. 18-19.

Pazarlama alanında veri madenciliği; müşterilerin satın alma örüntülerinin belirlenmesi, müşterilerin demografik özellikleri arasındaki bağlantıların bulunması, posta kampanyalarında cevap verme oranının artırılması, mevcut müşterilerin elde tutulması, yeni müşterilerin kazanılması, Pazar Sepeti Analizi (Market Basket Analysis), Müşteri İlişkileri Yönetimi (Customer Relationship Management), Müşteri Değeri Analizi (Customer Value Analysis) ve Satış Tahmini (Sales Forecasting) gibi

pek çok konuda kullanılan etkili ve yaygın bir yöntemdir. Bu analizleri yapabilmek ve Tablo 8'deki sorulara cevap verebilmek için; sınıflandırma, kümeleme, tahminleme, işlem analizleri, optimizasyon gibi pek çok veri madenciliği teknikleri kullanılmaktadır (Radhakrishnan, 2013: 41).

4.6. PERAKENDE SEKTÖRÜNDE VERİ MADENCİLİĞİ UYGULAMALARI

Perakende firmalarının kullandığı sistemlerde rekabet avantajına dönüşebilecek çok daha fazla veri birikmektedir. Firmalar bu verileri ne kadar çok yararlı bilgiye dönüştürebilirlerse rekabet avantajları o kadar yüksek olmaktadır. Ayrıca, firma, müşterilerinin kim olduğunu ve harcama modellerinin ne olacağını tahmin edebilirse, önemli miktarda zaman ve para tasarrufu sağlayabilmektedir. Veri madenciliği, perakende endüstrisinde pazarlama stratejisini geliştirme konusundaki geniş uygulanabilirliği nedeniyle büyük ilgi çekmektedir (Oracle Türkiye, 2011; Hormozi ve Giles, 2004: 62).

Barkod teknolojisindeki ilerleme ile büyük miktardaki satış kayıtlarının tutulması, online satış kayıtlarının ve müşteri bilgilerinin depolanabilmesi, müşteriye özel hazırlanan indirim kartları yardımıyla müşteri bilgilerinin depolanması perakende firmaları için çok önemli ve stratejik kararlarını etkileyebilecek düzeyde gizli bilgiler ortaya çıkarabilmektedir. Geçmiş işlem verilerinin analizi, müşteri satın alma davranışı hakkında çok değerli bilgiler sağlayabilmekte ve dolayısıyla iş kararlarının (indirim kampanyalarının hazırlanması, ürünlerin raflara yerleştirilmesi, pazarlama programlarının özelleştirilmesi gibi) kalitesini artırabilmektedir. Ancak, anlamlı bilgilerin elde edilebilmesi için veri miktarının çok büyük olması gerekmektedir (Park, 1995: 175). Burada bahsedilen büyük veriden kasıt sadece ebat olarak büyüklük değildir. Veri değeri çok yüksek olabilir, veri çok hızlı akan bir veri olabilir veya bir insanın yapılandırılmayacağı derecede karmaşık ve zor olabilir (Gobble, 2013: 64). Watters'a (2010) göre, günümüz verilerinin büyük bir çoğunluğu geleneksel araçlarla yapılandırılmayacak derecede karmaşık ve anlaşılması zordur. Yapılandırılan her veri bilgi anlamına gelmez. Elde edilen yapılandırılmış verilerin bir sonuca, gerçek bir bilgiye dönüşmesi gerekmektedir. Veri yapılandırıldıktan sonra eğer yeni iş modelleri geliştirilmesine yardımcı oluyorsa, iş süreçlerini geliştirebiliyorsa, risk ve maliyeti

düşürebiliyorsa o zaman eldeki verinin veri madenciliğine katkıda bulunduğunu söylemek mümkündür (Mckinsey Global Institute Publication, 2010).

Perakende firmaları veri madenciliğini kullanarak aşağıdaki işlemleri gerçekleştirebilmektedirler (Oracle Türkiye, 2011; Hormozi ve Giles, 2004: 63-64):

1- Pazarlama stratejileri oluşturma: “Pazar Sepeti Analizi” gibi sistemler, müşterinin memnuniyetini ve dolayısıyla perakende firmalarının kârını artırmak için ürün yerleştirme veya farklı müşteri kesimlerine farklı satış promosyonu tasarlama gibi çalışmalar açısından önemlidir. Diğer bir ifade; “Pazar Sepeti Analizi” yardımıyla verilerin birbirleriyle ilişkileri incelenebilir, müşterilerin birlikte aldığı ürünler tespit edilebilir, ürünlerin çekiciliğini arttırmak için uygun ürün yerleşimi yapılabilir, çok satılan ürünler yardımıyla diğer ürünlerin satışı arttırılabilir, bir müşterinin ortalama alışveriş tutarı hesaplanabilir, müşterilerin birlikte alım davranışına uygun pazarlama promosyonları yapılabilir ve müşterinin alım miktarı (sepetin doluluk oranı) arttırılabilir (Alkan ve Tellibayraktar, 2011; Mainali, 2016: 1).

2- “Müşteriyi Elde Tutma”, günümüzün rekabet ortamında önemi giderek artan bir konudur. Bu konu, özellikle hizmet sektörleriyle doğrudan alakalı ve çok önemlidir. Anlık değişmelerin yaşandığı bu ortamlarda veri madenciliği yöntemleri kullanılarak sezgisel bir yaklaşım oluşturmak, sapma analizleri yapmak, ilişkilendirme kurallarını belirlemek ve tüm bunlara bağlı olarak alınan erken uyarılar yardımıyla müşteri hareketlerini tahmin etmek müşteriyi elde tutmanın önemli anahtarlarıdır (Ng ve Liu, 2000: 569-570).

3- Cabena ve arkadaşları (1998) veri tabanı pazarlamasının amacını, etkin pazarlama ve tanıtım kampanyalarının gerçekleştirilebilmesi için kurumsal veri tabanlarının analiz edilmesi şeklinde tanımlanmışlardır. Bir firma; kredi kartları, sadakat kartları, garanti kartları gibi kaynaklardan müşterinin ürün tercihlerini belirleyen ve indirim kuponları, ödülleri, müşteri şikayetleri yardımıyla müşterinin yaşam tarzını ortaya koyan bir veri tabanı oluşturur. Daha sonra bu bilgi kamuya açık bilgilerle karşılaştırılır. Veri madenciliği algoritmaları, bu verileri sıraya dizer ve aynı özellikleri paylaşan (örneğin, ilgi alanları, gelirler, harcama alışkanlıkları vb) müşteri grupları oluşturabilir. Böylece, benzer gruplara uygun pazarlama kampanyaları

hazırlayarak hedef gruba ulaştırır ve tanıtım maliyetini düşürür (Hormozi ve Giles, 2004: 63).

4- Veri madenciliği, bir müşterinin şirkete olumlu ya da olumsuz katkısı olduğunu belirler. Diğer bir deyişle; veri madenciliği, müşterinin firmaya karından çok zararının olduğunu tespit ederek, firmanın bu müşteriye başka şirketlere yönlendirmesine yardımcı olabilir (Hormozi ve Giles, 2004: 67).

5- Yapılan literatür çalışmalarına göre, mevcut müşteriye satış yapmak yeni bir müşteriye satış yapmaktan daha kolay ve daha az maliyetlidir. Müşteri, ürün satın aldığı firma veya marka üzerinde genel bir izlenime sahipse veya daha önce alışveriş yaparak marka veya firma hakkında deneyim elde etmişse, o müşterinin yeni bir ürün almasını sağlamak daha kolaydır. Veri madenciliği algoritmaları, müşterinin ürünü satın alarak yaşadığı deneyim sonrası edindiği izlenimi ve firmaya karşı tutumunu belirleyebilmektedir (Orcale Türkiye, 2011).

Teknolojinin gelişmesi ile birlikte geliştirilen yazılımlar ve algoritmalar, milyonlarca ürünü binlerce tüketiciye ulaştırmaya çalışan perakende sektörü için bir vazgeçilmez bir unsur haline gelmiştir. Veri madenciliği hem hız, hem güvenlik hem de maliyet açısından perakende firmalarının güçlü bir rekabet aracıdır.

BEŞİNCİ BÖLÜM

UYGULAMA

5.1. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ

Bu uygulamada kullanılan veri seti, Kütahya’da perakende sektöründe faaliyet gösteren ve bölgenin en hızlı büyüyen bir market zincirinin 2016, 2017 ve 2019 yılı alışveriş kayıtlarıdır. Gizlilik ilkeleri gereği, alınan verilerde yer alan müşteri bilgileri gizlenmiştir.

Analizde öncelikle marketin puan kart ile kayıt altına aldıkları bilgileri kullanılmıştır. Ancak, puan kartta yer alan demografik özellikler kısıtlı olduğundan bu verilerden yeterince parametre çıkarılamamıştır. Daha sonra, marketin müşterilerine özel olarak düzenlediği market kredi kartından elde edilen alışveriş kayıtları kullanılarak analize devam edilmiştir.

Market Kredi Kartı: Bu kart, market müşterilerinin gelirleri ve harcama tutarları göz önüne alınarak limiti belirlenen, bireylerin tıpkı kredi kartı gibi sadece bu marketten alışveriş yapabildiği ve aylık olarak ödeme yaptıkları bir karttır.

Toplamda 489 müşteriye ait 26.543 adet alışveriş kaydı kullanılmıştır. Alışverişler 45.650 adet satın alınan ürün, 40 adet ürün grubu ve 3.982 farklı ürün kaydından oluşmaktadır.

Çalışmada, veriler işlenebilir hale getirildikten sonra Apriori Algoritması yardımıyla Pazar sepeti analizi yapılmış, satın alınan ürünler arasındaki ilişkiyi belirlemek üzere birliktelik kuralları oluşturulmuştur. Elde edilen birliktelik kuralları yapay sinir ağları yardımıyla bir tahminleme modeline dönüştürülmüş ve son olarak, yapay sinir ağlarının etkinliğini ölçebilmek için Lojistik Regresyon Analizi ile kıyaslama yapılmıştır. Temel analizler (frekans dağılımı, veriyi dönüştürme, transpoze vb.), kümeleme analizi ve sınıflama analizi ve lojistik regresyon analizi SPSS 22 ve Visual Basic yardımı ile yapılmıştır. Birliktelik kuralı ve tahminleme modelinin kurulması ise MATLAB programı yardımı ile yapılmıştır.

MATLAB Programı: 1985 yılında C.B. Moler tarafından geliştirilmiş ve matris içerikli matematiksel ifadelerin işlemlerinde kullanılan bir yazılım programıdır. Açılımı **MATRIX LABORATORY** olan program, önceleri yaygın olarak mühendislik alanlarında kullanılırken günümüzde geliştirilerek veri çözümlene ve grafiksel çizimlerin yapılabileceği bir hale dönüştürülmüştür. Artık bugün MATLAB ara yüzü ile teknik hesaplamalar, kontrol sistemlerinin model tasarımı, sinyal işleme ve iletişim, algoritma geliştirme, veri toplama, modelleme, benzetim, prototipleme, test ve ölçüm, finansal modelleme ve analiz gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Güvenilir olması ve kullanımının kolay olması, programın tercih edilmesini sağlamaktadır (İbrahim, 2004: 1; Yüksel, 2004: 1; Kocakoç, 2015: 1-3).

5.1.1. Problemin Tanımlanması

Verileri alınan Market, TR33 bölgesinde (Kütahya, Afyon, Uşak, Manisa) hızla büyüyen ve otuzun üzerinde şubeye sahip bir zincir perakende firmadır. Marketin tüm şubelerinden gelen veri tek bir merkezde toplanmakta ve ürün giriş çıkış kontrollerinde kullanılmaktadır.

Marketin bir pazarlama birimi bulunmamaktadır. Bu nedenle, marketten alışveriş yapan müşteriler veya aldıkları ürünlerle ilgili herhangi bir analiz yapılmamaktadır.

Merkezde toplanan çok büyük miktarda veri olmasına rağmen bu veriler pazarlama ile ilgili çalışmalarda kullanılmamaktadır. Ayrıca, veri kıymetli bilgiye dönüştürülemediği için gerekli olabilecek müşteri bilgileri belirlenememiş ve buna göre bir müşteri kaydı veri tabanı oluşturulamamıştır.

Son birkaç yılda Kütahya'da perakende sektöründe piyasaya çok sayıda rakip girmiştir. Üstelik bu rakipler ulusal düzeyde perakende zincir firmalarıdır ve hemen her sokakta bu rakip firmalardan biri yer almaktadır.

Tüm bu bilgilerden yola çıkılarak, verileri alınan market zincirinin müşteri analizi ihtiyacı ve tüketiciye özgü pazarlama kampanyaları ihtiyacı bir problem olarak

ele alınmış ve bu problemin çözümüne destek verebilecek şekilde Pazar Sepeti Analizi ve yapay sinir ağları ile tüketici satın alma davranışının tahmini analizleri yapılmıştır.

5.1.2. Verinin Toplanması

Zincir market firmasından öncelikle 2016 ve 2017 yıllarına ait toplam 185.000 veri, access formatında alınmıştır. Veriler analiz edilerek birliktelik kuralları ve tahminleme yapıldıktan sonra tekrar firmadan 2019 yılına ait veriler alınmış ve bu veriler modelin öğrenip öğrenmediğinin test edilmesinde kullanılmıştır.

5.1.3. Verinin Hazırlanması

5.1.3.1. Verinin Birleştirilmesi ve Temizlenmesi

Access tabanlı olarak yıllar itibari ile alınan veriler birleştirilerek tek bir veri kaydına dönüştürülmüştür. Toplam 185.000 adet veriden eksik bilgiye sahip olan veriler analizden çıkarılmıştır. Kalan 115.464 satır verinin içinden kurumsal müşteriler çıkarıldıktan sonra 45.650 satır veriyle analize devam edilmiştir. Tablo 9'da yer alan kategorik veriler analiz programlarının rahatlıkla okuyabileceği şekilde düzenlenmiş, yazı karakteri İngilizce karakterlere dönüştürülmüş, kısaltmalar tam isim haline getirilmiştir. Anlamsız ve boş satırlar analizden çıkarılmış ve Tablo 'da verilen şekle dönüştürülmüştür.

Tablo 9: Düzenlenmemiş Ham Veri

AD	SOYAD	TARİH	CİNSİYET	STOKAD	MİNGR	PRIS	SAAT	SMO	BLEM	BLEM2	STKOD
				TUNMENDU PETSRE 5 LT	1	390	204720	0.0	0	0	216A
				MAMAV DOMATES SALCISI KG-234	1	421	202120	0.0	0	0	201A
				MAMAV DOMATES SALCISI KG-234	1	421	202120	0.0	0	0	201B
				PEYNER 143P SEZE OYALANI	1	421	202120	0.0	0	0	5A06
				PEYNER 253P DÜZBOYAK	1	421	202120	0.0	0	0	5A02
				KIRMIZI KONDUR TUVALET KAĞIDI 2'LI	1	212	163000	0.0	0	0	196A
				DANA ENT KIYMA KOFTELİK KG-539	1	212	163000	0.0	0	0	382C
				DANA ENT ACILI ADANA KG-875	1	212	163000	0.0	0	0	301C
				ALTIN TELKE KAĞIŞI PAKET 100GR	1	212	163000	0.0	0	0	217C
				ALTIN TELKE KAĞIŞI PAKET 100GR	1	212	163000	0.0	0	0	217B
01.08.1964 E				ALTIN TELKE KAĞIŞI PAKET 100GR	1	212	163758	0.0	0	0	227C
01.08.1964 E				TORLU SÜT T.Y. 1LT	1	212	163758	0.0	0	0	192C
01.08.1964 E				TATLI İMAMLIK USTA BAKLAVA KG-478	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				ÇEREZ TÜZELİŞTİRİCİ KG-708	1	212	163758	0.0	0	0	219C
01.08.1964 E				ÇEREZ SARI (LEBİSİ) KG-723	1	212	163758	0.0	0	0	219C
01.08.1964 E				TORLU PEYNER 100GR BEYAZ (KÜLTÜREL)	1	212	163758	0.0	0	0	202C
01.08.1964 E				BEŞER PEYNER KAĞAR 80GR SAKLI	1	212	163758	0.0	0	0	205C
01.08.1964 E				TORLU SUCUK MANGAL 300GR	1	212	163758	0.0	0	0	201C
01.08.1964 E				PEYNER QUANTUM 2'LI İMAM	1	212	163758	0.0	0	0	182C
01.08.1964 E				İ. MURATDAĞ ÇAMBAZI 858	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				ÇAMBAZI S. KAY 800GR ÇAY ÇİÇEĞİ	1	212	163758	0.0	0	0	217C
01.08.1964 E				TORLU TEREYAĞ 250GR KASE	1	212	163758	0.0	0	0	202C
01.08.1964 E				H. HANCI TAHİN 475GR BİDİR	1	212	163758	0.0	0	0	211C
01.08.1964 E				STAR SAKLI TLU SÜZME 200L	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				ÜZER DİDİ ÇIK. KARE SÖFRET 300GR	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				FİST SENSATIONS YEŞİL MAM	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				ÜZER DİDİ ÇIK. KARE SÖFRET 300GR	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				ÜZER HOCEDİ KAKLAKLI BAR 50GR	1	212	163758	0.0	0	0	200C
01.08.1964 E				PEYNER 143P SEZE KAĞIŞI	1	212	163758	0.0	0	0	627C

Tablo 10: Düzenlenmiş ve Ayıklanmış Veri

TARİH	CİNSİYET	KATEGORİ	STOKAD	TARİH	MİNGR	PRIS	SAAT	BİRİ	BİRFL	MKT	TUTU	MÜS
09.12.1967	E	SARKUTERİ	SUCUK CEVHER KG-352	20.06.2016	14	209	19:02:24	2	16,5	0,084	7,99	14
25.03.1953	E	KAGITPEÇETE	YUMUŞ PEÇETE 150'LI	26.12.2016	28	57	1:50:47	1	2,99	1	2,99	58
25.03.1953	E	ÇAYSEKER	STAR BAKL. TOZ SEKER 5KG *	26.12.2016	28	57	1:50:47	1	18,75	1	18,75	91
25.01.1960	E	UNLU MAMULLERİ	EMMEK SENNA ADET 250GR	11.05.2016	34	78	11:48:55	1	0,75	1	0,75	286
18.03.1955	K	SERZE&MEYVE	MAMAV MANDALINA FİNİKE KG-234	02.01.2016	9	51	11:47:50	2	1,68	1,19	1,99	386
18.03.1955	K	SERZE&MEYVE	MAMAV MANDALINA FİNİKE KG-234	02.01.2016	9	51	11:47:50	2	1,68	1,19	1,99	386
05.01.1964	E	ÇEREZ&ÇIPS	RUFFLES PATATES ÇİPSİ SUPERİ 109GR PEYNER SOĞAN	03.10.2016	9	239	14:05:16	1	2,75	2	5,5	390
08.10.1967	E	UNLU MAMULLERİ	HAYMAANA KURABİYE 300GR TATLI	12.07.2016	8	107	14:06:57	1	3,95	1	3,95	392
26.01.1942	E	TEMİZLİK MALZEMELERİ	BANAT SÜRGER OLUKLU 5'Lİ-DİNYMA TELİ	17.01.2016	2	95	10:43:37	1	4,95	1	4,95	435
26.01.1942	E	TEMİZLİK MALZEMELERİ	BANAT SÜRGER OLUKLU 5'Lİ-DİNYMA TELİ	17.01.2016	2	95	10:43:37	1	4,95	1	4,95	435
24.12.1946	E	DIETERIAN	VERMEL. MAX YUM. FERAH. İNCL. 950ML TAZE GÜL	11.12.2016	9	238	2:15:32	1	8,9	1	8,9	468
24.12.1946	E	DIETERIAN	VERMEL. MAX YUM. FERAH. İNCL. 950ML TAZE GÜL	11.12.2016	9	238	2:15:32	1	8,9	1	8,9	468
24.12.1946	E	MESURBATLAR	ULUDAG GAZİZE ÇAM 250ML	11.12.2016	9	238	2:15:32	1	1,25	1	1,25	484
27.08.1960	E	TEMİZLİK MALZEMELERİ	GULEC BANYO- WC 2500GR.	20.03.2016	10	108	13:05:52	1	6,75	1	6,75	713
03.03.1955	E	ÇİKOLATA&SEKERLEME	LUKER SMART ÇİK. 32GR. FİNDİK VE SÜT KREMA DOLGULU	01.09.2016	21	281	20:10:50	1	1	1	1	1402
01.07.1963	E	SÜT URUNLERİ	SUTAS YOG. 18G KAYMAKSIZ	05.05.2016	30	176	14:06:25	1	4,4	1	4,4	1836
01.07.1963	E	SÜT URUNLERİ	SUTAS YOG. 18G KAYMAKSIZ	05.05.2016	30	176	14:06:25	1	4,4	1	4,4	1836
30.06.1948	E	YUMURTALAR	YUMURTA-AS 15'Lİ PAKET 63-73 (L) BEYAZ	18.01.2016	13	224	16:25:17	1	4,99	1	4,99	1948
10.01.1970	E	SARKUTERİ	PILIC BONFILE KG. 803	07.05.2016	29	287	19:01:40	2	11,8	0,998	11,78	11232
08.07.1980	E	BAKLİYAT&SKURU GIDA	CEVHER BAKL. PRINC. 18G ÖSMANCIK	26.10.2016	10	399	5:23:49	1	3,99	1	3,99	1797C
28.01.1956	K	SARKUTERİ	DANA ENT KIYMA KOFTELİK KG. 539	12.02.2016	1	225	16:44:15	2	32,50	0,59	19,24	18023
22.04.1975	E	SARKUTERİ	DANA ENT KIYMA KOFTELİK KG. 539	29.12.2016	15	13	16:03:00	2	31,8	0,546	17,42	18023
01.05.1989	E	SEKERLİ SÜT URUNLERİ	SUTAS MEYV. YOG. BU YUMUŞ 45GR ORMAN MEYVELİ	08.10.2016	25	370	18:31:35	1	0,45	1	0,45	18053
01.02.1964	E	SOSLAR	İPEK DOMATES SALCISI ÇAM 1500GR	23.03.2016	10	439	18:18:45	1	6,9	1	6,9	18496
01.02.1964	F	SOSLAR	İPEK DOMATES SALCISI ÇAM 1500GR	23.03.2016	10	439	18:18:45	1	6,9	1	6,9	18496
10.11.1985	E	MESURBATLAR	LUKER CAMLIÇA 2,5 LT SADE PVC	29.05.2016	6	40	16:37:45	1	2,75	1	2,75	18593
18.08.1987	K	YUMURTALAR	YUMURTA-AS 30'LU PAKET 63-73 (L)	21.01.2016	9	211	18:49:34	1	9,99	1,00	9,99	18813
01.01.1970	E	SERZE&MEYVE	MAMAV KAKAB. YEMERLİK KG-836	12.08.2016	16	228	16:34:49	1	1,2	1,298	1,56	20134
30.06.1984	E	BISKUVİ&EK	LUKER DANKEK 80GR 42GR DUBLE ÇIKOLATALI	26.04.2016	21	238	20:00:08	1	0,5	1	0,5	20546
15.03.1991	F	SERZE&MEYVE	MAMAV YAPRAK MİS. 75L.	27.04.2016	11	140	11:44:06	2	6,5	3,346	14,6	20371

Nihai verilerde bir eksiklik olup olmadığını kontrol etmek için SPSS 22'de Missing Value Analysis ile veriler incelenmiş ve eksik ya da yanlış yazılmış verinin olmadığı tespit edilmiştir. Ham veriler kayıtlı veri tabanında sadece stok ismiyle yazılmıştır. Hangi stokun hangi ürün kategorisine ait olduğu belli değildir. Bu nedenle,

Excel Visual Basic'te bir ürün kategorileştirme kodu yazılarak 45.650 satır ürün kategorileştirilmiştir.

Visual Basic Ürün Kategorileştirme Kodu

```
Sub Kategori()  
Dim grup_numarasi As Integer  
Dim aranan, kontrol_edilen As String  
For i = 2 To 45651  
    If Cells(i, 19) = "" Then  
        grup_numarasi = grup_numarasi + 1  
        aranan = Split(Cells(i, 6).Value, " ")  
        For y = i To 45651  
            If Cells(y, 19) = "" Then  
                sayac = 0  
                For x = LBound(aranan) To UBound(aranan)  
                    kontrol_edilen = aranan(x)  
                    kontrol_edilen = "*" & kontrol_edilen & "*"  
                    If Cells(y, 6) Like kontrol_edilen Then  
                        sayac = sayac + 1  
                    End If  
                Next x  
                If sayac > 1 Then  
                    Cells(y, 19) = grup_numarasi  
                End If  
            End If  
        Next y  
    End If  
Next i  
End Sub
```

Yukarıda verilen kod kullanılarak 45.650 satır veri kaydı kategorileştirilerek Tablo 11'de verilen 40 ürün kategorisine dönüştürülmüştür. Bu kategori başlıkları oluşturulurken Türkiye'de faaliyet gösteren tüm perakende firmalarının web sayfaları ve literatürde yapılan çalışmalar incelenmiştir (Şimşek, 2006: 147; Ay, 2009: 118).

Tablo 11: Ürün Kategorileri

Baharatlar	Meşrubatlar
Bakliyat & Kuru Gıda	Mezeler
Bal & Pekmez	Mutfak Malzemesi
Bebek Malzemeleri	Oda Kokusu
Bisküvi & Kek	Oyun
Bijuteri	Pasta Malzemeleri
Çay & Şeker	Sabunlar
Çerez & Cips	Sakızlar
Çikolata & Şekerleme	Şarküteri
Deterjan	Sebze & Meyve
Diğer	Şekerli Süt Ürünleri
Donmuş Gıda	Sigara
Ev Gereçleri	Soslar
Giyim & Tekstil	Su
Hazır Gıda	Süt Ürünleri
Kâğıt & Peçete	Temizlik Malzemeleri
Kahve Ve Türevleri	Unlu Mamulleri
Kırtasiye	Yağlar
Konserveler	Yumurtalar
Kozmetik & Kişisel Bakım	Zeytinler

5.1.3.2. Veriyi Dönüştürme

Kategorik, sürekli, ondalık ve tarihsel gibi birbirinden farklı veri türleri analizi zorlaştıracığından verilerin hepsi önce Tablo 12’de verildiği şekilde numerik veri haline getirilmiştir.

Tablo 12: Kategorik Verilerin Numerik Hale Dönüştürülmesi

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	YAS	DTARI	CINSIY	KATEGORI NO	STOKAD	AY	TARİH	MAGZ	PFISZ	SAA	BIRI	BIRFI	MIKT	TUTA	MUSI
2	50	489	1	30	947	6	364	14	209	19	2	16,5	0,484	7,99	5
3	64	488	1	16	24	12	364	28	57	1	1	2,99	1	2,99	5
4	64	488	1	7	1003	12	364	28	57	1	1	18,75	1	18,75	5
5	58	485	1	17	1132	5	363	34	78	11	1	0,75	1	0,75	28
6	62	484	0	22	1968	1	363	9	51	11	2	1,68	1,19	1,99	38
7	62	484	0	22	1968	1	363	9	51	11	2	1,68	1,19	1,99	38
8	54	483	1	8	1256	10	363	9	239	14	1	2,75	2	5,5	39
9	50	482	1	17	2478	7	363	8	107	14	1	3,95	1	3,95	38
10	76	481	1	16	3704	1	362	2	95	10	1	4,95	1	4,95	43
11	76	481	1	16	3704	1	362	2	95	10	1	4,95	1	4,95	43
12	71	480	1	10	117	12	362	9	238	2	1	8,9	1	8,9	46
13	71	480	1	10	117	12	362	9	238	2	1	8,9	1	8,9	46
14	71	480	1	11	184	12	362	9	238	2	1	1,25	1	1,25	46
15	57	479	1	16	2647	3	362	16	108	13	1	6,75	1	6,75	71
16	62	478	1	9	205	9	361	21	281	20	1	1	1	1	140
17	54	477	1	15	870	5	361	30	176	14	1	4,4	1	4,4	183
18	54	477	1	15	870	5	361	30	176	14	1	4,4	1	4,4	183
19	69	476	1	19	32	1	360	13	224	16	1	4,99	1	4,99	194
20	48	421	1	10	1427	5	353	29	287	19	2	11,8	0,908	11,78	1121
21	17	373	1	2	3477	10	343	16	399	5	1	3,99	1	3,99	1797
22	62	372	0	10	1385	2	343	1	225	18	2	12,50	0,59	10,14	1802
23	42	371	1	10	3385	12	343	15	13	16	2	11,9	0,546	17,42	1803
24	48	370	1	11	888	10	342	25	370	18	1	0,45	1	0,45	1805
25	54	369	1	11	2408	3	342	10	439	18	1	6,9	1	6,9	1849
26	54	369	1	11	2408	3	342	10	439	18	1	6,9	1	6,9	1849
27	32	368	1	21	441	5	342	6	40	16	1	2,75	1	2,75	1859
28	10	359	0	19	30	1	334	9	211	16	1	9,99	1,00	9,99	1881
29	48	295	1	22	1989	8	295	16	228	16	2	1,2	1,298	1,56	2013
30	13	289	1	5	386	4	293	21	238	20	1	0,5	1	0,5	2014
31	17	241	1	13	1024	8	288	11	149	13	3	6,5	3,346	16,6	2033

Aynı fiş numarasında tekrar eden ürünlerin bir defa yazılması için 45.650 alışveriş içinden tekrar eden ürünler tek bir satıra indirgenmiştir. İşlem sonrası 45.650 alışveriş 28.363 satıra düşmüştür. Bu uygulama için Visual Basic'te aşağıdaki kod kullanılmıştır;

Sub tek()

For x = 2 To 28364

If Cells(x, 3) = Cells(x + 1, 3) And Cells(x, 6) = Cells(x + 1, 6) And Cells(x, 12) = Cells(x + 1, 12) Then

If Cells(x, 3) = "" Then

Exit For

End If

Cells(x, 10) = Cells(x, 10) + Cells(x + 1, 10)

Cells(x, 11) = Cells(x, 11) + Cells(x + 1, 11)

Rows(x + 1).Select

Selection.Delete Shift:=xl

x = x - 1

End If

Next x

End Sub

Şekil 45’de verildiği gibi 28.363 alışverişin içinde aynı fiş üzerinde birlikte alınan ürünlerin belirlenmesi için sütunun transpozu alınarak satıra dağıtılmıştır.

Transpoz (Devrik): Şekil 44’de görüldüğü gibi bir matrisin satır ve sütunlarının yer değiştirmesi ile elde edilen matrise denmektedir (Bayrak, 2010: 6).

Şekil 44: Bir Matrisin Transpozu (Devriği)

Transpoz

✳ $\mathbf{A} = (a_{ij})$ nin transpozu $\mathbf{A}^T = (a_{ji})$ dir.

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{m1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{m2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & a_{2n} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

✳ Örnek,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix}$$

Kaynak: http://web.itu.edu.tr/~altuger/Dersler/Mat201_files/Dif_Hafta13.pdf, (01.07.2019).

Alt alta yazan ürün gruplarının satırlara dağıtılması için aşağıdaki kod kullanılmıştır;

```
Sub kategori()  
Dim a, b As String  
Dim sayac As Integer  
sayac = 22  
a = Cells(1, 6)  
Cells(2, sayac) = a  
For x = 3 To 30000  
    If Cells(x, 6) = "" Then  
        Exit For  
    End If
```

```

    If a <> Cells(x, 6) Then
    sayac = sayac + 1
    Cells(1, sayac) = Cells(x, 6)
    a = Cells(x, 6)
End If
Next
End Sub

```

Aynı fiş üzerinde alınan ürünlere “1”, alınmayan ürünlere ise “0” denilmiştir. Bunun için yine Visual Basic’te aşağıdaki kod kullanılmıştır;

```

Sub kategori()
For x = 2 To 30000
If Cells(x, 3) = "" Then
Exit For
End If
Cells(x, 12 + Cells(x, 3)) = 1
Next
End Sub

```

```

Sub kategori()
Dim a, b As String
Dim sayac As Integer
sayac = 2
a = Cells(2, 14)
Cells(2, 22) = a
For x = 2 To 30000
If Cells(x, 6) = "" Then
Exit For
End If
If a <> Cells(x, 14) Then
sayac = sayac + 1
Cells(sayac, 22) = Cells(x, 14)
a = Cells(x, 14)

```

End If

For y = 23 To 63

If Cells(x, 6) = Cells(1, y) Then

Cells(sayac, y) = 1

Exit For

End If

Next

Next

End Sub

Tablo 45: Veriler (Transpozu Alınmamış)

1	2	3	4	5
1	URUNGRUBU	KATEGORI NO	STOKAD	PFISNO
2	ÇİKOLATA&SEKERLEME	9	ULKER COKOMLIK SUTLU NUGA 27GR	395
3	BISKUVI&KEK	5	ULKER KURABIYE HANIMELLER 180GR FINDIKLI	242
4	ÇAY&SEKER	7	STAR BAKL.TOZ SEKER 2KG.	1004
5	CEREZ&CIPS	8	LAYS PATATES CIPSI SUPER 309GR YOGURT MEVSM YESI.	2113
6	EY GEREÇLERİ (YARDIMCI MALZEMELER)	13	TILLO OTO FIRÇASI SAPLI 1608-T	691
7	MESRUBATLAR	21	SPIRITE 1LT*4 MULTIPACK	1033
8	SARIZLAR	29	TEKLI SAKIZ	777
9	SARKUTERİ	30	DANA ENT KIYMA KOFTELIK KG. 539	3385
10	SEBZE&MEYVE	22	MANAV SALATALIK KG -246-	1942
11	SEKERLI SUT URUNLERI	31	PINAR CILGIN MEYV. ICEC.UHT 200ML PORT. AHMUT ELMA	1405
12	SU	34	TURKMENSU PET SISE 3,5 LT	595
13	SUT URUNLERI	35	SUTAS PEYNIR KASAR 700GR	884
14	TEMIZLIK MALZEMELERİ	36	BANAT MICROFİBER 3'LU TEMIZLIK BEZI	3707
15	UNLU MAMULLERİ	37	EKMEK SEMA KOY ADET	3128
16	YAĞLAR	38	APAY TEREYAG 250GR RULO	3849
17	YUMURTALAR	39	YUMURTA AS 15'LI PAKET 63-73 (L) KAHVERENGI	31
18	BAKLIYAT&KURU GIDA	2	YERINDEN BAKL.PIRINC 2,5KG OSMANCIK	53
19	BISKUVI&KEK	5	COMCAK ISLAK KURABIYE 300GR	3401
20	ÇAY&SEKER	7	STAR BAKL.TOZ SEKER 5KG.*	1003
21	CEREZ&CIPS	8	STAR CER.CEKIRDEK 500GR SIYAH TUZSUZ	984
22	ÇİKOLATA&SEKERLEME	9	ULKER DO.TOFFE-MINI-AKIDE-BONBON-LOKUM. CST KG-122	362
23	EY GEREÇLERİ (YARDIMCI MALZEMELER)	13	JOWOO MUTFAK CAKMAGI JW-1514	2385
24	HAZIR GIDA	15	ETI YULAF EZMESI LIFALIF 500GR	2874
25	KAGIT&PECETE	16	TENO PECETE 100 LU	702
26	KAHVE VE TUREVLERİ	17	NESCAFE TEK ICIM 3 IN 1 7'LI POSET	1786
27	KONSERVELER	19	TUKAS MISIR KONSERVESİ 215GR 3 AL 2 ODE	598
28	KOZMETİK&KİSİSEL BAKIM	20	KOMILI ISLAK HAVLU SENSITIVE 90'LU 2LI	2206
29	MESRUBATLAR	21	ULUDAG GAZOZ 1LT EFSANE SEKERSIZ	188
30	MUTFAK MALZEMESİ	24	SEZER PACK PLS BARDAK 10LU	1132
31	SABUNLAR	28	CELİKBİLEK YESİL SABUN PRIMA 900GR	3522
32	SARKUTERİ	30	SUCUK CEVHER KG.352	947
33	SEBZE&MEYVE	22	MANAV PORTAKAL 3 KG LİK TORBA-BAYSARI	1949
34	SOSLAR	33	İPEK DOMATES SALSASI CAM 1500GR	2408
35	SU	34	TURKMENSU PET SISE 5 LT	594
36	SUT URUNLERI	35	EKER YOGURT 200GR KOVA	3148
37	TEMIZLIK MALZEMELERİ	36	GLADE MINI JEL 70GR CLEAN LINEN (ALL JOY)	2709

Tablo 14: Veriler (Transpozu Alınmış)

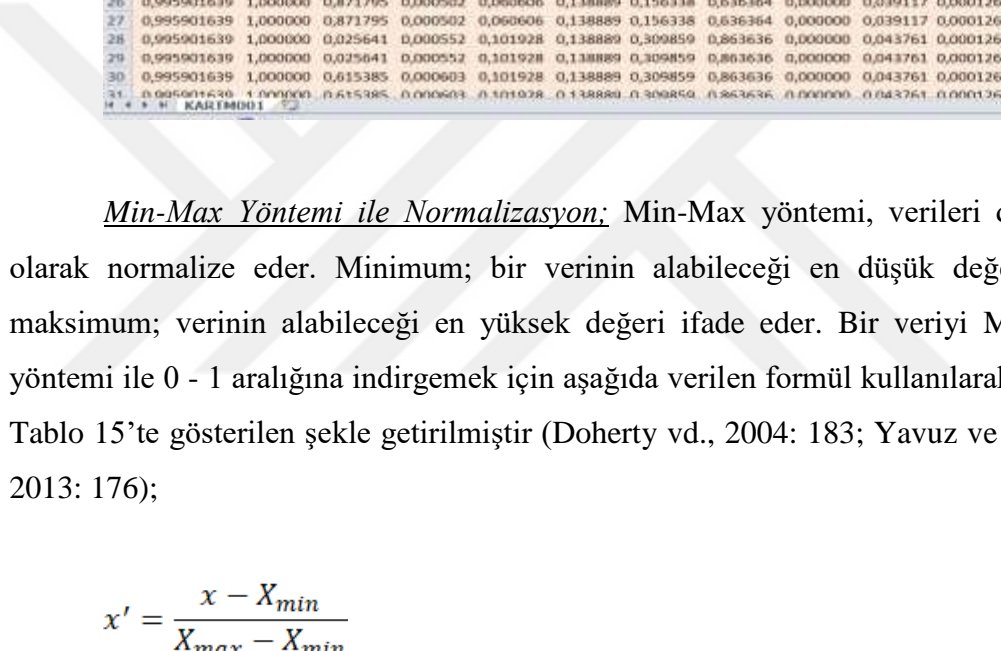
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	PFISNO	BAHARATLAR	DARLIYATA&KURU GIDA	BALS&PEKMEZ	BEBEK MALZEMELERİ	BISKUVİ&KEK	ÇAY&SEKER	CEREZ&CIPS	CIKOLATA&SEKERLEME	DETER
1	2								1	
2	2					1	1	1		
3	4		1			1	1	1	1	
4	5	1	1							1
5	6	1	1	1		1			1	1
6	7				1	1		1	1	
7	8	1	1		1		1	1	1	1
8	9	1	1		1	1	1	1	1	1
9	10	1	1	1		1	1	1	1	1
10	11		1	1		1	1	1	1	
11	12		1			1	1	1	1	
12	13	1	1		1	1	1	1	1	
13	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14	15	1	1			1	1	1	1	
15	16		1						1	
16	17		1						1	
17	18		1			1	1		1	
18	19		1	1		1	1		1	1
19	20	1			1	1			1	
20	21		1					1	1	1
21	22		1		1	1			1	
22	23								1	
23	24		1		1			1	1	
24	25		1			1			1	1
25	26						1			
26	27	1			1	1	1	1	1	1
27	28				1	1	1	1	1	1
28	29									
29	30		1				1	1		
30	31					1		1	1	
31	32							1	1	
32	33	1			1		1		1	1
33	34					1				
34	35		1				1	1	1	
35	36					1		1	1	
36	37		1			1	1	1	1	1
37	38					1	1		1	
38	39		1				1	1	1	1
39	40		1		1		1	1	1	1
40	41		1			1	1	1	1	1
41	42		1			1	1	1	1	1
42	43	1				1	1	1	1	1
43	44		1			1	1	1	1	1
44	45	1				1	1	1	1	1
45	46		1			1	1	1	1	1
46	47	1				1	1	1	1	1
47	48		1			1	1	1	1	1
48	49	1				1	1	1	1	1
49	50		1			1	1	1	1	1

Transpozu alınan verilerden model üzerinde etkisi olmayacak düzeyde az alışveriş kalemine sahip toplam 17 Kategori analizden çıkarılmıştır. Tüm bu işlemlerin sonunda; yaş, cinsiyet, alışveriş tarihi, alışveriş saati ve müşteri numarası ile transpozu alınan alışveriş kayıtları da dâhil toplam 28 adet değişken elde edilmiştir.

Değişkenler arası ağırlıkların dengelenebilmesi için normalizasyon yapılmıştır. Normalizasyon işlemi için Min-Max yöntemi kullanılarak veriler Tablo 15'te verilen şekle dönüştürülmüştür.

Tablo 15: Verilerin Normalize Edilmesi

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	DTARİH	CİNSİYET	ÜN GRUPL	STOKAD	TARİH	MAGNO	PFİSNO	SAAT	BİRİM	BİRFİAT	MİKTAR	TUTAR	MUSNO
2	1	1,000000	0,615385	0,000000	0,471074	0,361111	0,145775	0,818182	1,000000	0,170193	0,000061	0,058363	0,000000
3	1	1,000000	0,615385	0,000000	0,471074	0,361111	0,145775	0,818182	1,000000	0,170193	0,000061	0,058363	0,000000
4	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000050	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,030757	0,000126	0,021795	0,002049
5	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000050	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,030757	0,000126	0,021795	0,002049
6	0,99795082	1,000000	0,717949	0,000100	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,071628	0,000126	0,050757	0,002049
7	0,99795082	1,000000	0,717949	0,000100	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,071628	0,000126	0,050757	0,002049
8	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000151	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,193415	0,000126	0,137058	0,002049
9	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000151	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,193415	0,000126	0,137058	0,002049
10	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000201	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,050986	0,000055	0,015944	0,002049
11	0,99795082	1,000000	0,615385	0,000201	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,050986	0,000055	0,015944	0,002049
12	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000201	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,050986	0,000063	0,018065	0,002049
13	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000201	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,050986	0,000063	0,018065	0,002049
14	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000251	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000126	0,008630	0,002049
15	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000251	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000126	0,008630	0,002049
16	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000251	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000126	0,008630	0,002049
17	0,99795082	1,000000	0,282051	0,000251	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000126	0,008630	0,002049
18	0,99795082	1,000000	0,717949	0,000301	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000505	0,034740	0,002049
19	0,99795082	1,000000	0,717949	0,000301	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,012179	0,000505	0,034740	0,002049
20	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000351	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,017339	0,000126	0,012287	0,002049
21	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000351	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,017339	0,000126	0,012287	0,002049
22	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000402	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,366292	0,000066	0,137570	0,002049
23	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000402	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	1,000000	0,366292	0,000066	0,137570	0,002049
24	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000452	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,205284	0,000126	0,145469	0,002049
25	0,99795082	1,000000	0,025641	0,000452	0,986226	0,750000	0,038732	0,000000	0,000000	0,205284	0,000126	0,145469	0,002049
26	0,995901639	1,000000	0,871795	0,000502	0,060606	0,138889	0,156338	0,636364	0,000000	0,039117	0,000126	0,027719	0,004098
27	0,995901639	1,000000	0,871795	0,000502	0,060606	0,138889	0,156338	0,636364	0,000000	0,039117	0,000126	0,027719	0,004098
28	0,995901639	1,000000	0,025641	0,000552	0,101928	0,138889	0,309859	0,863636	0,000000	0,043761	0,000126	0,031010	0,004098
29	0,995901639	1,000000	0,025641	0,000552	0,101928	0,138889	0,309859	0,863636	0,000000	0,043761	0,000126	0,031010	0,004098
30	0,995901639	1,000000	0,615385	0,000603	0,101928	0,138889	0,309859	0,863636	0,000000	0,043761	0,000126	0,031010	0,004098
31	0,995901639	1,000000	0,615385	0,000603	0,101928	0,138889	0,309859	0,863636	0,000000	0,043761	0,000126	0,031010	0,004098



Min-Max Yöntemi ile Normalizasyon: Min-Max yöntemi, verileri doğrusal olarak normalize eder. Minimum; bir verinin alabileceği en düşük değer iken, maksimum; verinin alabileceği en yüksek değeri ifade eder. Bir veriyi Min-Max yöntemi ile 0 - 1 aralığına indirmek için aşağıda verilen formül kullanılarak veriler Tablo 15’te gösterilen şekle getirilmiştir (Doherty vd., 2004: 183; Yavuz ve Devenci, 2013: 176);

$$x' = \frac{x - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x = Girdi değerini,

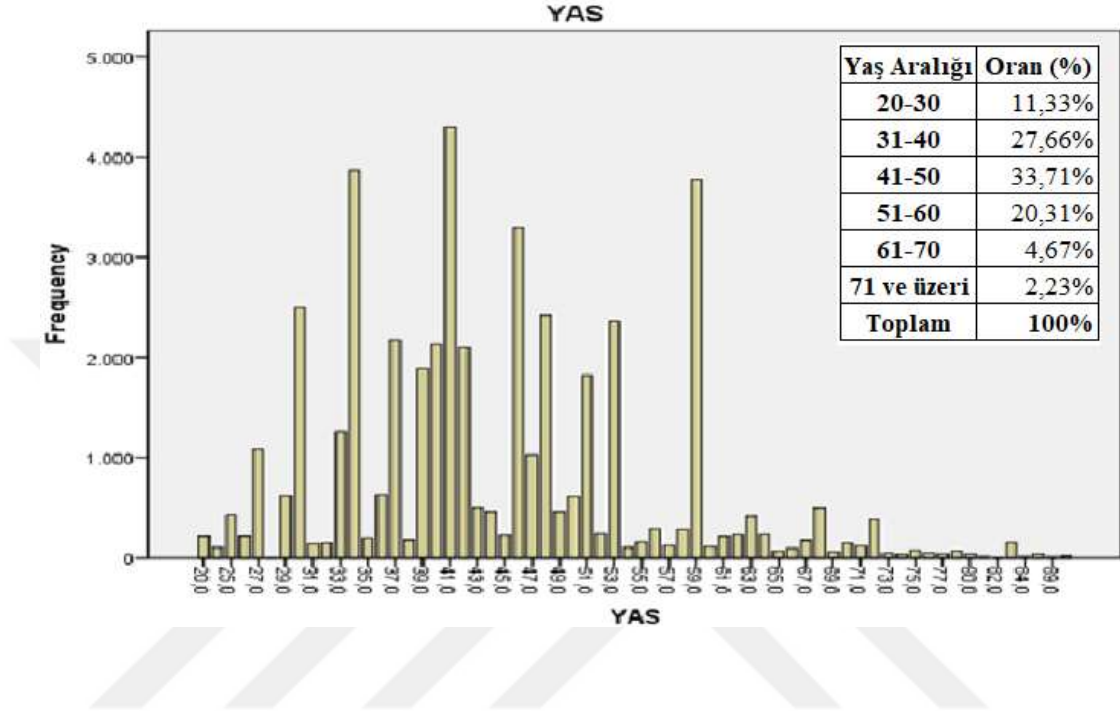
X_{min} = Girdi seti içerisinde yer alan en küçük sayıyı,

X_{max} = Girdi seti içerisinde yer alan en büyük sayıyı ifade etmektedir.

Müşterilerin Frekans Dağılımı:

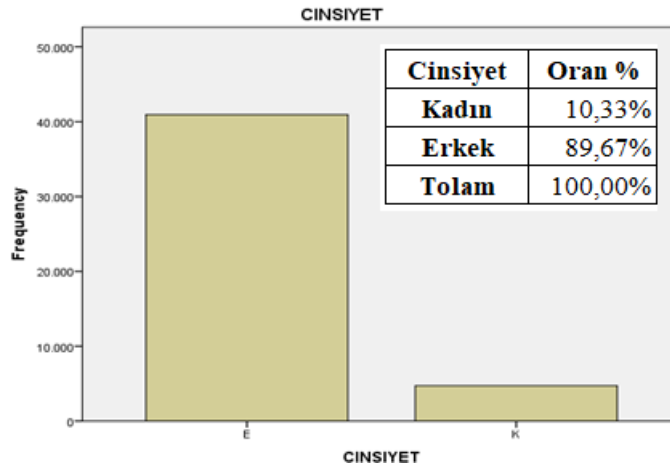
Yaş: Şekil 46’da alışveriş yapan müşterilerin yaş dağılımına bakıldığında, 30-50 yaş arası tüketicilerin yoğunlukta olduğu görülmektedir.

Şekil 46: Yaş Dağılımı



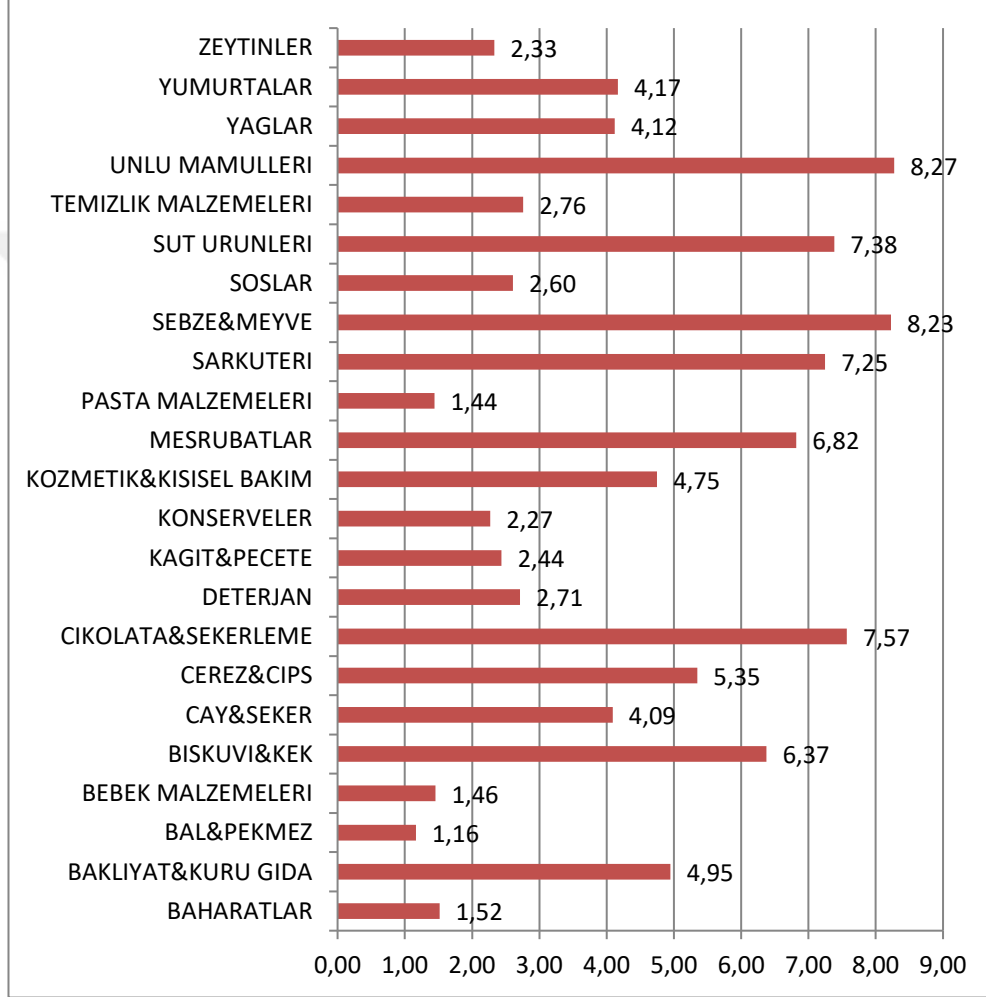
Cinsiyet: Şekil 47’te verilen cinsiyet dağılımına bakıldığında erkek tüketici oranının %89,9 olduğu görülmektedir. Farkın bu kadar büyük olmasının nedeni market kredi kartını genelde Kütahya’nın yerel halkının kullanıyor olması, kadınların genelde ev hanımı olması nedeni ile kartın çalışan eş adına çıkarılmış olmasıdır.

Şekil 47: Cinsiyet Dağılımı



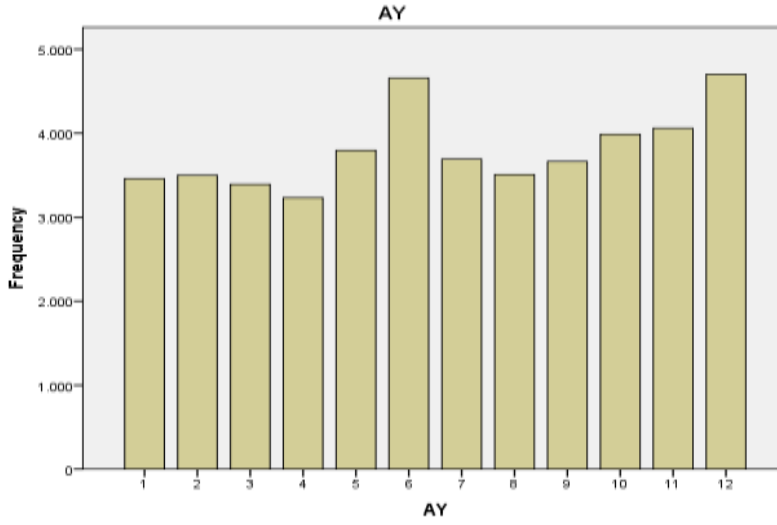
Alınan Ürün Grubu: Tablo 16’da verilen ürün grubunda “SEBZE&MEYVE”nin yoğun olarak alındığı, bunu sırasıyla “ÇİKOLATA&ŞEKERLEME”, “BİSKÜVİ&KEK”, “UNLU MAMÜLLERİ” ve “SÜT ÜRÜNLERİ”nin takip ettiği görülmektedir.

Tablo 16: Ürün Grubu Dağılımı



Alışveriş Yapılan Aylar: Şekil 48’e bakıldığında genel olarak aylarda eşit dağılım görülürken Haziran ve Aralık aylarında daha yoğun olarak alışveriş yapıldığı gözlemlenmiştir.

Şekil 48: Aylara Göre Alışveriş



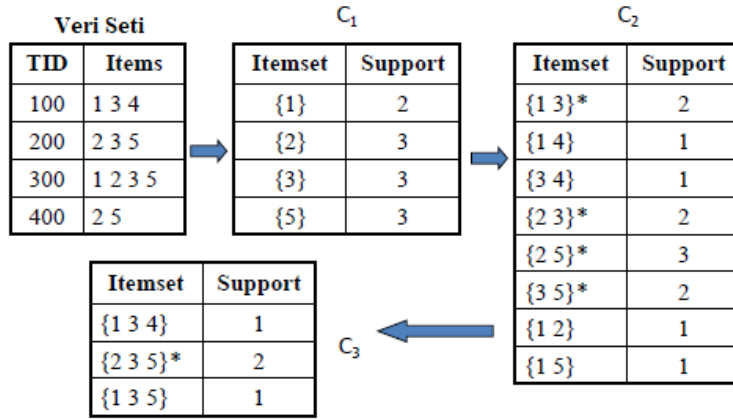
5.2. MODELİN KURULMASI

Bu aşama, veri madenciliğinin tam olarak kullanıldığı aşamadır. Bu aşamada verilen kararlar modelin sonunda elde edilecek çıktılar açısından çok önemlidir. Çünkü modelin doğru bir şekilde kurulamaması ve çıktılardan neyin hedeflendiğinin tam olarak belirlenememesi çıktılar elde edildikten sonra bu çıktıların herhangi bir alanda kullanılmamasına neden olmaktadır (Wu ve Clements-Croome, 2007: 1185).

5.2.1. Birliktelik Kurallarının Elde Edilmesi ve Pazar Sepet Analizi

Birliktelik kurallarını oluşturabilmek için Apriori Algoritması kullanılmıştır. Apriori algoritması için Şekil 49'da verildiği gibi veri içerisinde sık rastlanan öge kümeleri (SRÖK) tespit edilmiştir. Tespit edilen SRÖK'ler kullanılarak $A \longrightarrow B$ şeklinde birliktelik kuralları (Association Rules) oluşturulmuştur. Daha sonra, elde edilen tüm SRÖK'lerin, $A \longrightarrow B$ şeklindeki alt kombinasyonları çıkartılarak asgari güven ve destek sayısına sahip olan kombinasyonlar ayıklanmış ve birliktelik kuralları kaydedilmiştir.

Şekil 49: Sık Görülen Öge Kümeleri



Kaynak: https://www.saedsayad.com/association_rules.htm, (06.07.2019).

Çalışmada, Tablo 17’de verilen, Pang-Nig Tan, Michael Steinbach ve Vipin Kumar’ın yazmış olduğu “Introduction to Data Mining” kitabında yer alan ve ayrıca, Takeuchi’nin 2014 yılında uygulamış olduğu “Apriori ile Pazar Sepeti Analizi” pseudo kodu kullanılmıştır.

Tablo 17: Apriori Algoritması Puseudo Kodu

```

transactions=transactions';
items = unique([transactions{:}]);

itemset = {'BAHARATLAR','BAKLIYAT_KURU GIDA','BAL_PEKMEZ','BEBEK
MALZEMELERİ','BISKUVI_KEK','CAY_SEKER','CEREZ_CIPS','CIKOLATA_SEKERLEM
E','DETERJAN','KAGIT_PECETE','KONSERVELER','KOZMETIK_KISISEL
BAKIM','MESRUBATLAR','PASTA
MALZEMELERİ','SARKUTERİ','SEBZE_MEYVE','SOSLAR','SUT URUNLERİ','TEMIZLIK
MALZEMELERİ','UNLU MAMULLERİ','YAGLAR','YUMURTALAR','ZEYTINLER'};

fprintf('Itemset: {%s, %s, %s}\n', itemset{:})
cols = ismember(items,itemset);
N = size(T,1);
fprintf('Number of transactions = %d\n',N)
supportCount = sum(all(T(:,cols),2)); fprintf('Support Count for this itemset =
%d\n',supportCount)
itemSetSupport = supportCount/size(T,1);

```

```

fprintf('Support = %.2f (= support count / number of transactions)\n',itemSetSupport)
ante = {'SARKUTERI'CIKOLATA_SEKERLEME'};
conseq = setdiff(itemset,ante);
fprintf('Itemset: {%s, %s, %s}\n', itemset{:})
fprintf('Ante : {%s, %s}\n',ante{:})
fprintf('Conseq : {%s}\n',conseq{:})
fprintf('Rule : {%s, %s} => {%s}\n', ante{:},conseq{:})
cols = ismember(items,ante);
anteCount = sum(all(T(:,cols),2));
fprintf('Support Count for Ante = %d\n',anteCount)
anteSupport = anteCount/N;
fprintf('Support for Ante = %.2f\n',anteSupport)
confidence = itemSetSupport/anteSupport;
fprintf('Confidence = %.2f (= itemset support / ante support)\n',confidence)
cols = ismember(items,conseq);
conseqCount = sum(all(T(:,cols),2));
fprintf('Support Count for Conseq = %d\n',conseqCount)
conseqSupport = conseqCount/N;
fprintf('Support for Conseq = %.2f\n',conseqSupport)
lift = itemSetSupport/(anteSupport*conseqSupport);
fprintf('Lift = %.2f (= itemset support / (ante support x conseq support))\n',lift)
minSup = 0.60;
[F,S] = findFreqItemsets(transactions,minSup);
fprintf('Minimum Support : %.2f\n', minSup)
fprintf('Frequent Itemsets Found: %d\n', sum(arrayfun(@(x) length(x.freqSets), F)))
fprintf('Max Level Reached : %d-itemsets\n', length(F))
fprintf('Number of Support Data : %d\n', length(S))
minConf = 0.90;
rules = generateRules(F,S,minConf);
fprintf('Minimum Confidence : %.2f\n', minConf)
fprintf('Rules Found : %d\n\n', length(rules))
for i = 1:length(rules)
    disp([sprintf('{%s}',items{rules(i).Ante}),' => ',...
        sprintf('{%s}', items{rules(i).Conseq}),...
        sprintf(' Conf: %.2f ',rules(i).Conf),...
        sprintf('Lift: %.2f ',rules(i).Lift),...
    ])
end

```

```

sprintf('Sup: %.2f',rules(i).Sup)]
end
ante = arrayfun(@(x) length(x.Ante), rules);
conseq = arrayfun(@(x) length(x.Conseq), rules);
AdjMat = sparse(ante,conseq,ones(1,length(ante)),length(items),length(items));
graph = biograph(AdjMat,items);
view(graph)

```

Buna göre, öncelikle birliktelik kurallarını oluşturabilmek için birlikte en çok satın alınan ürün grupları belirlenmiştir. Ürün gruplarını belirlemek için toplam 534 adet işlem veri seti (transaction data set) kullanılmıştır. İşlem verileri bir alışveriş fişi üzerinde yer alan ürün kayıtları kullanılarak elde edilmiştir.

Tablo 18: İşlem Veri Setleri

```

Transactions= {'BAHARATLAR','BISKUVI&KEK',
'SEBZE&MEYVE','UNLU MAMULLERI'}...
{'BAKLIYAT&KURU GIDA','BAL&PEKMEZ','BEBEK
MALZEMELERI','CAY&SEKER','KONSERVELELER'}...
{'BEBEK MALZEMELERI','BISKUVI&KEK','CIKOLATA&SEKERLEME'}...
{'BISKUVI&KEK','CAY&SEKER','CEREZ&CIPS','KAGIT&PECETE','SEBZE&MEYVE'
,'SUT URUNLERI'}...
{'BISKUVI&KEK','CEREZ&CIPS','CIKOLATA&SEKERLEME','MESRUBATLAR','SEB
ZE&MEYVE'}...
{'CAY&SEKER','CIKOLATA&SEKERLEME','DETERJAN','MESRUBATLAR'}...
{'CEREZ&CIPS','DETERJAN','MESRUBATLAR','SEBZE&MEYVE','SUT
URUNLERI','UNLU MAMULLERI'}...
{'CIKOLATA&SEKERLEME','KAGIT&PECETE','SEBZE&MEYVE','UNLU
MAMULLERI'}...
{'KOZMETIK&KISISEL BAKIM','SEBZE&MEYVE','SUT URUNLERI','UNLU
MAMULLERI'}...
.
.
{'MESRUBATLAR','SARKUTERI','SUT URUNLERI','UNLU
MAMULLERI','YUMURTALAR','ZEYTINLER'};

```

Çalışmada, **Güven Değeri (G.D.)** %90 olarak ele alınmış ve bu değerlerin altındaki kurallar analizden çıkarılmıştır. Çünkü güven değeri çok yüksek olduğunda önemli bazı kurallar gözden kaçabilmekte iken bu değer çok düşük olduğunda beklenen örüntülerin oluşmasından uzaklaşabilmektedir. Yapılan araştırmalar en yüksek hassasiyetin yani en doğru birlikteliğin %80-90 güven aralığında oluştuğunu göstermektedir. Güven değerinin yanında hem **Destek Değeri (D.D.)** alınarak birlikteliklerin alışveriş kayıtlarında gerçekleşme sıklığı hem de **Lift (L)** değerleri alınarak bu birlikteliklerin kayda değer birliktelikler olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır (Lin, 2002: 98; Öztürk ve Tanrısevdi, 2017: 142; Uslu, 2018; Aydemir ve Yavuz, 2019: 26).

Apriori algoritması ile yapılan analiz sonucu toplam 26 adet birliktelik kuralı elde edilmiştir. Tablo 19'a bakıldığında, örneğin "ÇİKOLATA&ŞEKERLEME" ve "MEŞRUBATLAR" grubundan ürün alan müşterilerin %91'inin "SEBZE&MEYVE" grubundan da ürün satın aldığını göstermektedir. Bu bireyler toplam müşterilerin %61'ni oluşturmaktadır. Bu sık rastlanan öge kümeleri yapay sinir ağlarında tahmin edilecek çıktı öğeleri olarak kullanılacaktır. 23 ürün kategorisinden sık tekrarlanan ve birlikte alınan öge kümeleri ile bu ürünleri alan tüketicilerin bilgileri kullanılarak tüketicinin perakende firmasında birlikte alabileceği ürün grupları tahmin edilmeye çalışılacaktır.

Tablo 19: Birlikte Satın Alınan Ürün Grupları

ÖNCÜL		ARDIL	G.D.	D.D.	L.
{CIKOLATA&SEKERLEME}{MESRUBATLAR}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,91	0,61	1,01
{CIKOLATA&SEKERLEME}{MESRUBATLAR}	=>	{SUT URUNLERI}	0,90	0,61	1,04
{CIKOLATA&SEKERLEME}{MESRUBATLAR}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,61	1,05
{CIKOLATA&SEKERLEME}{SARKUTERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,91	0,65	1,02
{CIKOLATA&SEKERLEME}{SARKUTERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,91	0,65	1,06
{CIKOLATA&SEKERLEME}{SARKUTERI}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,65	1,05
{CIKOLATA&SEKERLEME}{SUT URUNLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,90	0,68	1,00
{CIKOLATA&SEKERLEME}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,91	0,68	1,02
{CIKOLATA&SEKERLEME}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,90	0,67	1,05
{MESRUBATLAR}{SARKUTERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,62	1,03
{MESRUBATLAR}{SARKUTERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,91	0,61	1,05
{MESRUBATLAR}{SARKUTERI}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,92	0,62	1,06
{MESRUBATLAR}{SUT URUNLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,63	1,02
{MESRUBATLAR}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,65	1,03
{MESRUBATLAR}{SEBZE&MEYVE}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,65	1,05
{MESRUBATLAR}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,90	0,63	1,04
{MESRUBATLAR}{SUT URUNLERI}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,63	1,05
{SARKUTERI}{SUT URUNLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,91	0,68	1,01
{SARKUTERI}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,69	1,02
{SARKUTERI}{SEBZE&MEYVE}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,69	1,05
{SARKUTERI}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,90	0,67	1,04
{SARKUTERI}{SUT URUNLERI}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,90	0,67	1,05
{SUT URUNLERI}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,70	1,02
{SARKUTERI}{SUT URUNLERI}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SEBZE&MEYVE}	0,92	0,62	1,02
{SARKUTERI}{SEBZE&MEYVE}{UNLU MAMULLERI}	=>	{SUT URUNLERI}	0,90	0,62	1,04
{SARKUTERI}{SEBZE&MEYVE}{SUT URUNLERI}	=>	{UNLU MAMULLERI}	0,91	0,62	1,05

Şekil 50’de verilen grafiğe bakıldığında “ÇİKOLATA_ŞEKERLEME”, “BAKLİYAT_KURU GIDA” ve “BİSKÜVİ_KEK” arasında kuvvetli bir ilişki görülmektedir.

Şekil 50: Birliktelik Kuralı İlişki Düzeyi Grafiği



5.2.2. Kümeleme Analizi

Birbirine çok benzeyen ancak farklı özelliklere sahip grupları belirleyebilmek için kümeleme analizi yapılmıştır. Kümeleme analizi için SPSS 22 programı kullanılmıştır. Kümeleme analizi için “yaş”, “cinsiyet”, “alışveriş tarihi”, “alışveriş saati” ve “ürün grubu” değişkenleri kullanılmıştır. Değişkenlerde kategorik ve sürekli gibi farklı türde veriler bulunduğu için hiyerarşik olmayan iki aşamalı kümeleme yöntemi kullanılmıştır. Çünkü bu yöntem hem farklı türdeki verileri, hem önceden küme sayısı bilinmeyen verileri hem de büyük miktardaki verileri kolaylıkla işleyebilen bir yöntemdir. Kümeleme için mesafe ölçümünde logaritmik benzetim (log-likelihood) fonksiyonu kullanılmıştır (Çelik, 2013: 182; Ceylan vd., 2017: 481).

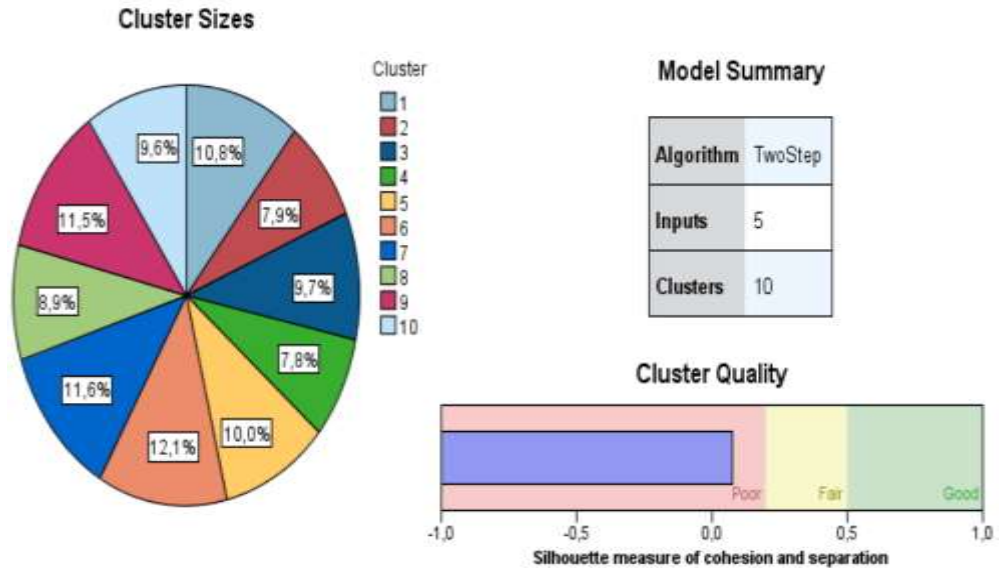
Analiz sonunda küme sayısı belirlenmediğinde beş küme elde edilmiştir. Küme kalitesi % 10 (düşük) olarak elde edilmiştir. Bu nedenle kümeleme işlemine elle müdahale edilmiş, iki kümeden başlayarak on kümeye kadar deneme yapılmıştır. Onuncu kümede küme kalitesinde değişiklik olmamasına rağmen, Tablo 20’de görüldüğü gibi her bir değişkenin küme içerisindeki önem derecesi artmış ve değişkenler küme içerisinde dengeli dağılım göstermiştir. Ayrıca, ürün grubu birliktelik kuralları ve tahminleme analizi için önemli bir değişken olduğundan ürün grubunun öneminin yüksek olduğu onuncu küme kayda değer küme olarak ele alınmıştır.

Tablo 20: Küme Dağılımları

Küme Sayısı	Küme	Küme Kalitesi (1-10)	KÜME DAĞILIMLARI															
			Ürün Grubu			Cinsiyet			Yaş			Alışveriş Yapılan Ay			Alışveriş Yapılan Saat			
			Sık Frekans Kategorisi	Oran Derecesi	Dağılım Sıklığı	Sık Frekans Kategorisi	Oran Derecesi	Dağılım Sıklığı	Sık Frekans Kategorisi	Oran Derecesi	Dağılım Sıklığı	Sık Frekans Kategorisi	Oran Derecesi	Dağılım Sıklığı	Sık Frekans Kategorisi	Oran Derecesi	Dağılım Sıklığı	
2	1. Küme	0,1	70,69%	Bisküvi&Kek	0,01	14,95%	E	0,16	85,30%	42	0,16	10,10%	8. Ay	1,00	13,10%	18	0,66	14,60%
	2. Küme		29,49%	Bisküvi&Kek	0,01	19,90%	E	0,16	92,40%	52	0,16	11,50%	12. Ay	1,00	14,00%	17	0,86	8,70%
3	1. Küme	0,1	87,20%	Bisküvi&Kek	0,01	15,10%	E	1,00	100,00%	40	0,24	9,50%	8. Ay	1,00	12,00%	18	0,82	15,30%
	2. Küme		12,20%	Bisküvi&Kek	0,02	20,10%	E	1,00	94,90%	52	0,24	11,50%	12. Ay	1,00	14,20%	17	0,82	8,90%
4	3. Küme	0,1	9,10%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,02	14,20%	K	1,00	100,00%	42	0,85	30,10%	8. Ay	1,00	11,50%	19	0,82	12,90%
	1. Küme		33,40%	Bisküvi&Kek	0,14	20,20%	E	1,00	100,00%	40	1,00	13,60%	1. Ay	1,00	19,90%	18	0,87	16,50%
	2. Küme		31,40%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,14	14,00%	E	1,00	100,00%	60	1,00	10,80%	8. Ay	1,00	24,50%	19	0,87	18,30%
	3. Küme		26,10%	Bisküvi&Kek	0,14	19,90%	E	1,00	84,90%	52	1,00	11,80%	12. Ay	1,00	18,00%	17	0,87	9,60%
5	4. Küme	0,1	9,10%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,14	14,30%	K	1,00	100,00%	42	1,00	30,10%	8. Ay	1,00	11,50%	19	0,87	12,90%
	1. Küme		26,10%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,26	15,00%	E	1,00	100,00%	60	1,00	11,90%	8. Ay	1,00	26,80%	19	0,93	16,10%
	2. Küme		24,70%	Bisküvi&Kek	0,26	16,20%	E	1,00	84,20%	52	1,00	11,80%	12. Ay	1,00	19,70%	17	0,93	10,10%
	3. Küme		23,40%	Bisküvi&Kek	0,26	16,10%	E	1,00	100,00%	37	1,00	15,70%	1. Ay	1,00	27,40%	18	0,93	17,90%
	4. Küme		16,60%	Bisküvi&Kek	0,26	24,90%	E	1,00	100,00%	40	1,00	18,00%	4. Ay	1,00	20,40%	17	0,93	16,30%
6	5. Küme	0,1	9,10%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,26	14,30%	K	1,00	100,00%	42	1,00	30,10%	8. Ay	1,00	11,50%	19	0,93	12,90%
	1. Küme		25,90%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,27	15,70%	E	1,00	100,00%	60	1,00	12,00%	8. Ay	1,00	27,10%	19	1,00	19,40%
	2. Küme		22,20%	Bisküvi&Kek	0,27	16,40%	E	1,00	100,00%	37	1,00	15,70%	1. Ay	1,00	28,80%	18	1,00	17,70%
	3. Küme		18,30%	Bisküvi&Kek	0,27	18,50%	E	1,00	91,70%	52	1,00	10,90%	12. Ay	1,00	54,30%	17	1,00	10,70%
	4. Küme		18,80%	Bisküvi&Kek	0,27	23,30%	E	1,00	100,00%	40	1,00	34,90%	4. Ay	1,00	26,90%	17	1,00	17,50%
	5. Küme		9,00%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,27	14,80%	K	1,00	100,00%	42	1,00	30,40%	8. Ay	1,00	11,70%	19	1,00	13,10%
7	6. Küme	0,1	8,80%	Bisküvi&Kek	0,27	24,40%	E	1,00	100,00%	52	1,00	14,00%	10. Ay	1,00	78,90%	14	1,00	10,80%
	1. Küme		18,50%	Bisküvi&Kek	0,68	16,10%	E	1,00	100,00%	37	1,00	17,80%	1. Ay	1,00	32,60%	18	1,00	17,90%
	2. Küme		18,30%	Bisküvi&Kek	0,68	18,60%	E	1,00	91,70%	52	1,00	10,90%	12. Ay	1,00	54,30%	17	1,00	10,80%
	3. Küme		17,00%	Selçuk&Meyve	0,68	22,90%	E	1,00	100,00%	60	1,00	11,80%	8. Ay	1,00	19,70%	18	1,00	16,60%
	4. Küme		14,10%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,68	36,30%	E	1,00	100,00%	41	1,00	15,50%	3. Ay	1,00	21,00%	17	1,00	20,40%
	5. Küme		13,90%	Bisküvi&Kek	0,68	24,40%	E	1,00	100,00%	40	1,00	26,40%	4. Ay	1,00	29,80%	17	1,00	16,90%
	6. Küme		9,00%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,68	14,50%	K	1,00	100,00%	42	1,00	30,40%	8. Ay	1,00	11,70%	19	1,00	13,10%
8	7. Küme	0,1	8,40%	Bisküvi&Kek	0,68	24,00%	E	1,00	100,00%	52	1,00	14,40%	10. Ay	1,00	80,10%	12	1,00	11,80%
	1. Küme		17,60%	Bisküvi&Kek	0,70	17,30%	E	1,00	100,00%	37	1,00	17,30%	1. Ay	1,00	13,60%	18	1,00	18,20%
	2. Küme		17,00%	Selçuk&Meyve	0,70	22,00%	E	1,00	100,00%	60	1,00	12,00%	8. Ay	1,00	21,80%	18	1,00	16,60%
	3. Küme		14,20%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,70	36,10%	E	1,00	100,00%	41	1,00	15,40%	3. Ay	1,00	20,90%	17	1,00	20,50%
	4. Küme		13,80%	Bisküvi&Kek	0,70	24,10%	E	1,00	100,00%	40	1,00	36,70%	4. Ay	1,00	10,00%	17	1,00	16,70%
	5. Küme		11,20%	Bisküvi&Kek	0,70	22,40%	E	1,00	86,40%	48	1,00	13,00%	11. Ay	1,00	47,60%	16	1,00	12,70%
	6. Küme		9,00%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,70	26,10%	E	1,00	99,30%	52	1,00	26,10%	12. Ay	1,00	59,00%	17	1,00	10,60%
	7. Küme		8,90%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,70	14,60%	K	1,00	100,00%	42	1,00	31,00%	8. Ay	1,00	11,40%	19	1,00	13,20%
9	8. Küme	0,1	8,90%	Bisküvi&Kek	0,70	24,00%	E	1,00	100,00%	52	1,00	12,90%	10. Ay	1,00	81,70%	12	1,00	12,20%
	1. Küme		15,30%	Selçuk&Meyve	0,77	23,60%	E	1,00	100,00%	60	1,00	12,20%	8. Ay	1,00	34,00%	18	1,00	16,60%
	2. Küme		13,00%	Bisküvi&Kek	0,77	21,00%	E	1,00	100,00%	37	1,00	20,80%	1. Ay	1,00	10,30%	18	1,00	20,80%
	3. Küme		12,60%	Bisküvi&Kek	0,77	21,90%	E	1,00	100,00%	40	1,00	29,50%	4. Ay	1,00	28,50%	17	1,00	28,50%
	4. Küme		12,60%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,77	35,80%	E	1,00	100,00%	41	1,00	16,90%	3. Ay	1,00	20,70%	17	1,00	16,90%
	5. Küme		10,00%	Bisküvi&Kek	0,77	22,70%	E	1,00	86,00%	48	1,00	13,10%	11. Ay	1,00	46,80%	16	1,00	13,10%
	6. Küme		10,60%	Selçuk&Meyve	0,77	15,20%	E	1,00	100,00%	37	1,00	40,70%	9. Ay	1,00	25,10%	19	1,00	10,70%
	7. Küme		8,90%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,77	14,60%	K	1,00	100,00%	42	1,00	31,00%	8. Ay	1,00	11,40%	19	1,00	31,00%
	8. Küme		8,00%	Bisküvi&Kek	0,77	24,80%	E	1,00	100,00%	52	1,00	13,00%	10. Ay	1,00	84,20%	12	1,00	13,00%
10	9. Küme	0,1	8,00%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,77	29,80%	E	1,00	99,20%	42	1,00	27,90%	12. Ay	1,00	55,70%	17	1,00	27,90%
	1. Küme		12,10%	Bisküvi&Kek	0,86	22,00%	E	1,00	100,00%	30	1,00	20,90%	1. Ay	1,00	32,70%	18	1,00	30,40%
	2. Küme		11,60%	Bisküvi&Kek	0,86	24,10%	E	1,00	100,00%	40	1,00	38,70%	4. Ay	1,00	10,50%	17	1,00	17,70%
	3. Küme		11,50%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,86	27,60%	E	1,00	100,00%	41	1,00	17,60%	7. Ay	1,00	20,90%	17	1,00	23,90%
	4. Küme		10,80%	Bisküvi&Kek	0,86	22,90%	E	1,00	85,90%	48	1,00	13,20%	11. Ay	1,00	46,80%	19	1,00	12,90%
	5. Küme		10,00%	Meyve&Ballar	0,86	22,70%	E	1,00	100,00%	60	1,00	16,10%	5. Ay	1,00	44,50%	19	1,00	23,70%
	6. Küme		9,70%	Selçuk&Meyve	0,86	14,70%	E	1,00	100,00%	37	1,00	13,50%	9. Ay	1,00	22,90%	16	1,00	14,70%
	7. Küme		9,60%	Selçuk&Meyve	0,86	31,10%	E	1,00	100,00%	40	1,00	13,20%	6. Ay	1,00	12,10%	18	1,00	27,90%
	8. Küme		8,90%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,86	14,60%	K	1,00	100,00%	42	1,00	31,00%	8. Ay	1,00	11,40%	19	1,00	13,20%
	9. Küme		7,90%	Bakliyat&Kuruy Gıda	0,86	29,60%	E	1,00	99,20%	52	1,00	28,00%	12. Ay	1,00	66,00%	17	1,00	12,00%
10. Küme	7,80%	Bisküvi&Kek	0,86	25,10%	E	1,00	100,00%	52	1,00	13,40%	10. Ay	1,00	86,20%	12	1,00	10,90%		

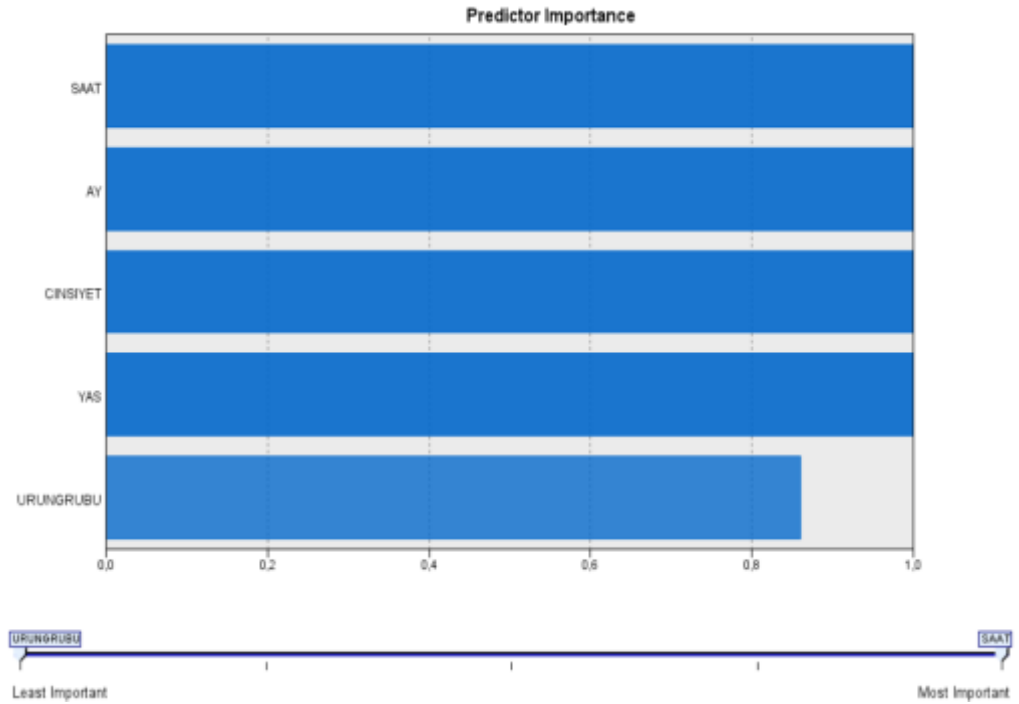
Şekil 51’de kümeleme analizi sonunda elde edilen on kümeye ait özet tablosu verilmiştir. Buna göre, kümeleme için beş değişken kullanılmış ve küme kalitesi %10 olarak elde edilmiştir. Kümeler arası dengeli dağılım söz konusudur.

Şekil 51: Kümeleme Analizi Özeti



Şekil 52’da yer alan kümeleme dağılımının önem derecelerine bakıldığında, tüm değişkenlerin yüksek düzeyde önem derecesine sahip olduğu görülmektedir. En yüksek önem derecesi olarak “ürünün satın alındığı saat” dikkate alınmıştır ve önem derecesi %100’dür. En düşük önem derecesi olarak “ürün grubu” dikkate alınmıştır ve önem derecesi %86’dır.

Şekil 52: Değişkenlerin Önem Derecesi



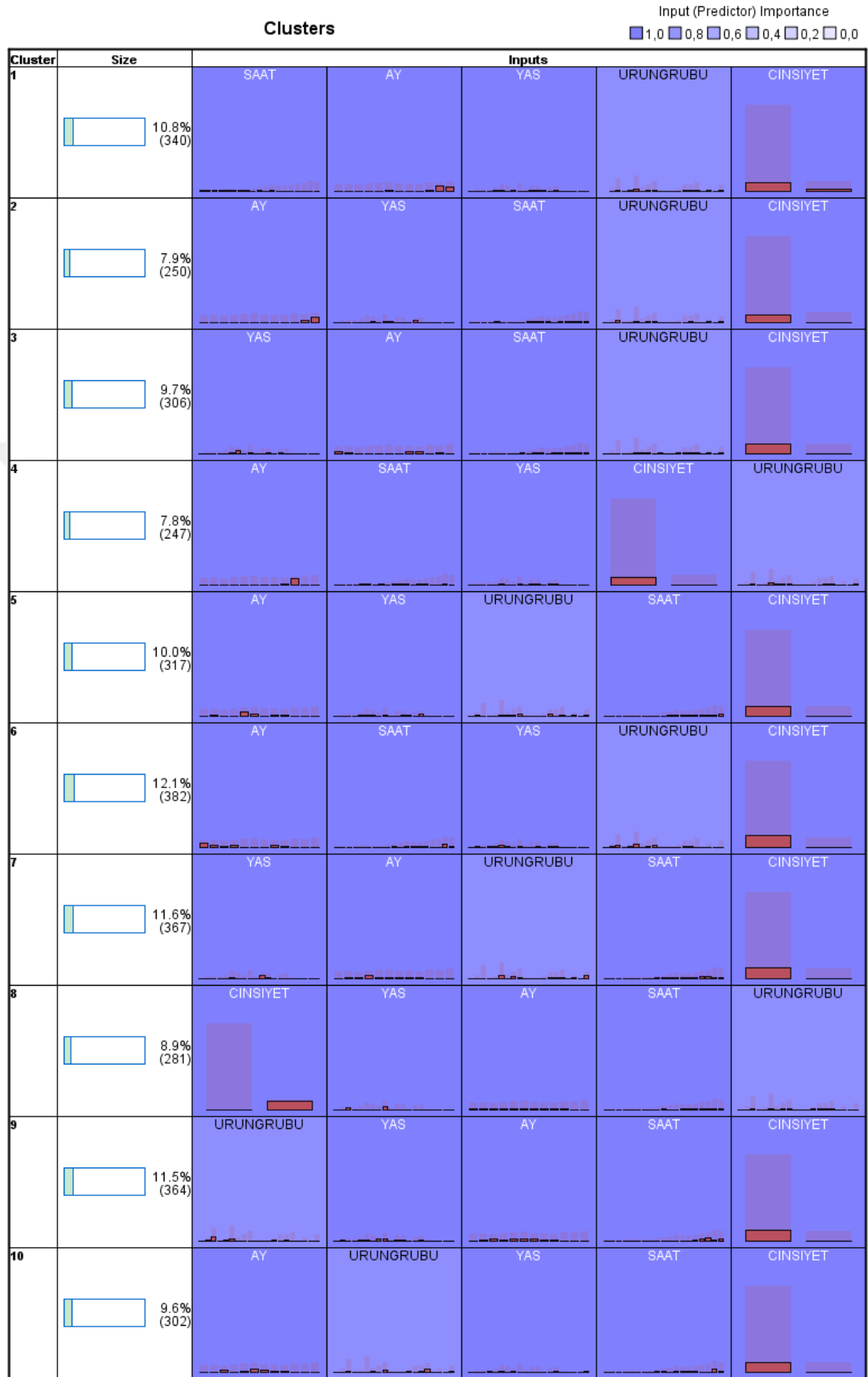
Tablo 21’de yer alan kümeleme dağılımı tablosuna göre alışverişin yapıldığı ayların kümelerine göre dağılımına bakacak olursak; birinci kümede Ocak ayı, ikinci kümede Nisan, üçüncü kümede Temmuz, dördüncü kümede Kasım, beşinci kümede Mayıs, altıncı kümede Eylül, yedinci kümede Haziran, sekizinci kümede Haziran, dokuzuncu kümede Aralık ve onuncu kümede Ekim ayı en yüksek önem derecesine sahiptir. Cinsiyetin kümelerine göre dağılımında yedinci kümede kadın tüketici en yüksek önem derecesine sahip iken diğer tüm kümelerde erkek tüketici en yüksek önem derecesine sahiptir. Alışverişin yapıldığı saatlere göre dağılımda genel olarak mesai bitimine denk gelen saatler (17:00, 18:00, 19:00) en yüksek önem derecesine sahip iken onuncu kümede öğle saati (12:00) en yüksek önem derecesine sahiptir. Yaş dağılımına baktığımızda ise birinci kümede 35 yaş, ikinci kümede 40 yaş, üçüncü kümede 41 yaş, dördüncü kümede 48 yaş, beşinci kümede 60 yaş, altıncı kümede 37 yaş, yedinci kümede 40 yaş, sekizinci kümede 42 yaş, dokuzuncu kümede 52 yaş ve onuncu kümede 52 yaş en yüksek önem derecesine sahiptir.

Değişkenlerin kümeler üzerindeki etkisine baktığımızda; birinci kümede alışverişin yapıldığı saat, ikinci dördüncü, beşinci, altıncı ve onuncu kümede alışverişin yapıldığı ay, üçüncü ve yedinci kümede yaş, sekizinci kümede cinsiyet ve dokuzuncu kümede ise ürün grubu en yüksek düzeyde öneme sahiptir. Benzer şekilde birinci, ikinci, üçüncü, beşinci, altıncı, yedinci, dokuzuncu ve onuncu kümelerde cinsiyet en düşük düzeyde önem derecesine sahip iken dördüncü ve sekizinci kümelerde ürün grubu en düşük öneme sahiptir.

Her bir değişkenin kümelerdeki dağılım dengesine baktığımızda; birinci kümede alışverişin yapıldığı saat, yaş ve ürün grubu normal dağılım gösterirken, alışverişin yapıldığı aylarda Kasım ve Aralıkta, cinsiyette ise erkek tüketicilerde yoğunluk görülmektedir. İkinci kümede alışverişin yapıldığı saat, yaş ve ürün grubu normal dağılım gösterirken alışverişin yapıldığı aylarda Kasım ve Aralıkta, cinsiyette ise erkek tüketicilerde yoğunluk görülmektedir. Üçüncü kümede cinsiyette sadece erkek tüketiciler yer alırken diğer değişkenler normal dağılım sergilemiştir. Dördüncü kümede alışverişin yapıldığı saat, yaş ve ürün grubu normal dağılım gösterirken, alışverişin yapıldığı aylarda Ekim ayında yoğunluk görülürken, cinsiyette sadece erkek tüketiciler yer almaktadır. Beşinci kümede alışverişin yapıldığı saat, yaş ve ürün grubu normal dağılım gösterirken, alışverişin yapıldığı aylarda Mayıs ve Haziran

aylarında yoğunluk görülürken, cinsiyette sadece erkek tüketiciler yer almaktadır. Altıncı yaş ve ürün grubu normal dağılım gösterirken, alışverişin yapıldığı aylarda Ocak, Şubat ve Nisan aylarında yoğunluk görülürken alışverişin yapıldığı saatlerde 17:00-18:00 arası yoğunluk görülmektedir. Cinsiyette ise sadece erkek tüketiciler yer almaktadır. Yedinci kümede alışverişin yapıldığı saat ve ürün grubunda normal dağılım gözlemlenirken Nisan ayında alışveriş yapan 52 yaşındaki tüketicilerde yoğunluk görülmektedir. Cinsiyette ise sadece erkek tüketiciler yer almaktadır. Sekizinci kümede ürün grubu, alışverişin yapıldığı aylar ve saatte normal dağılım gözlemlenirken 30, 42 ve 52 yaşındaki tüketicilerin ağırlıkta olduğu ve bu kümenin sadece kadın tüketicilerden oluştuğu görülmektedir. Dokuzuncu kümede yaş, alışverişin yapıldığı aylar ve saatte normal dağılım gözlemlenirken ürün grubunda Bakliyat&Kuru Gıda'da yoğunluk görülmektedir. Küme sadece erkek tüketicilerden oluşmaktadır. Son kümede ise alışverişin yapıldığı ay ve ürün grubunda normal dağılım görülürken genellikle saat 18:00'de alışverişin yoğunlaştığı, 52 yaşındaki tüketicilerin yaptığı alışverişin ağırlık gösterdiği ve kümenin sadece erkek tüketicilerden oluştuğu gözlemlenmiştir.

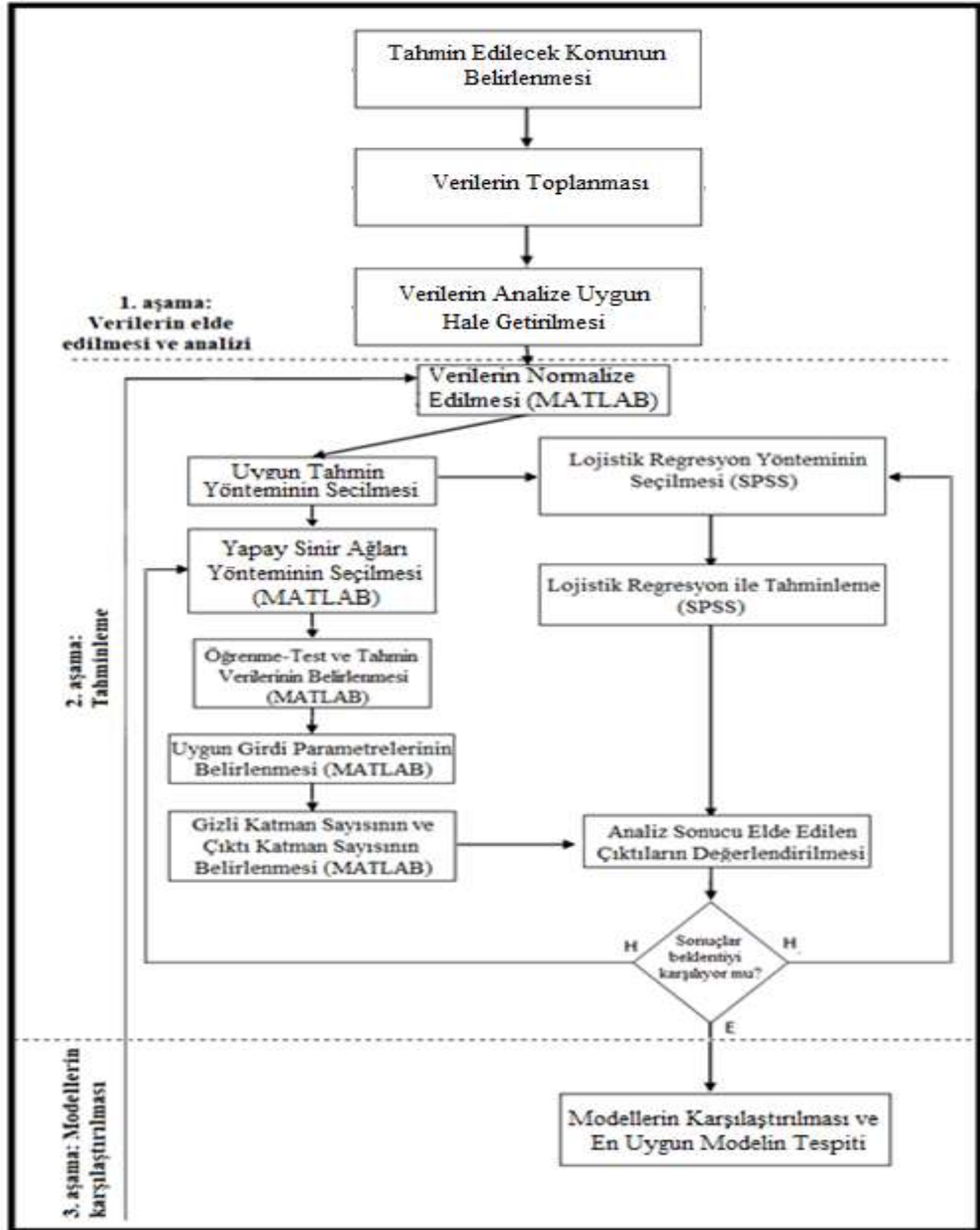
Tablo 21: Kümeleme Dağılımı Tablosu



5.2.4. Tahminleme

Şekil 53'te tahminleme sürecine ilişkin özet tablo verilmiştir. Tahminleme sürecinin ilk aşaması tahmin edilecek konunun belirlenmesi ile başlamaktadır. Bu çalışmada mağazaya gelen tüketicilerin demografik özelliklerine göre birlikte satın alabileceği ürünleri tahmin etmektedir. Böylece elde edilecek sonuçlar kullanılarak tüketicilerin alışveriş davranışları izlenecektir. Tahminleme için mağazadan alışveriş yapan tüketicilere ilişkin demografik veriler ve geçmiş alışveriş kayıtları alınmış, veri madenciliği sürecinden geçilerek analize uygun hale getirilmiştir. Geçmiş alışveriş kayıtlarından faydalanılarak apriori algoritması ile birliktelik kuralları oluşturulmuştur. Bu birliktelik kuralları hem eğitim verisi hem de tahminleme modelinin doğru işleyip işlemediğini anlayabilmek için test verisi olarak kullanılacaktır. İkinci aşamada tahminleme yapılacak yönteme karar verilmiştir. Yöntem olarak yapay sinir ağları seçilmiştir. Ayrıca bu yöntem sonunda elde edilen sonuçların beklenen düzeyde olup olmadığını anlayabilmek için veriler lojistik regresyon yöntemi ile analiz edilmiştir. Her iki yöntem sonunda elde edilen veriler test edilmiş ve sonuçlarının yüksek olduğu tespit edilmiştir. Son aşamada ise her iki yöntem kıyaslanmıştır.

Şekil 53: Tahminleme Sürecine Ait Akış Şeması



5.2.4.1. Yapay Sinir Ağları ile Tahminleme

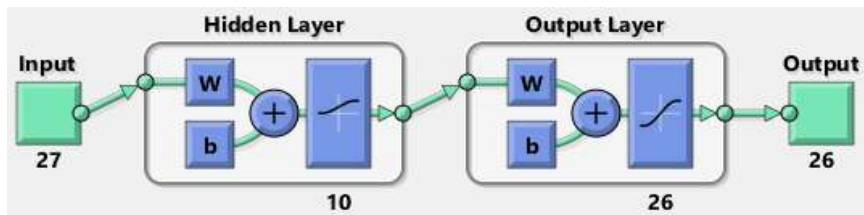
Apriori algoritması ile oluşturulan birliktelik kuralları ve kümeleme sonucu oluşan gruplar kullanılarak yeni birlikte alınacak ürün gruplarının tahmini için çok katmanlı yapay sinir ağları kullanılmıştır. Tahminleme için MATLAB r2016a yazılımı kullanılmıştır. Çalışmada geçmiş alışveriş ve müşteri bilgisi kullanılarak birlikte alınması muhtemel ürün grupları tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Girdi parametresi olarak yaş, cinsiyet, tarih, saat ve ürün kategorisi alınmıştır. 41 adet ürün kategorisi içinden örnekleme doğru temsil edemeyecek düzeyde az alışveriş satırına sahip olan ürün kategorileri analizden çıkarılmıştır. Böylece toplam 23 adet ürün kategorisi girdi parametresi olarak kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarında girdilerin doğru belirlenmesi konusu modelin başarılı sonuç vermesi açısından çok önemlidir (Partal vd., 2008: 76).

Birliktelik kuralları analizi sonucu 26 adet birliktelik elde edildiğinden, tahminleme modelinde 26 adet tahmin edilmesi gereken çıktı olması gerekmektedir. Bu nedenle, çıktı katman sayısı 26 olarak belirlenmiştir. Çıktı katman sayısına uygun ağırlıkların belirlenebilmesi için de 26 adet gizli katman nöron sayısına karar verilmiştir. Analizde ağırlıkların dengelenebilmesi için cinsiyet, yaş, alışveriş saati ve alışveriş yapılan tarihin normalize edilmiş hali kullanılmıştır.

Şekil 54’de görüldüğü gibi 27 adet girdi parametresi, 26 adet saklı katmanda nöron sayısı ve 26 adet çıktı katmanındaki nöron sayısı mevcuttur. Ayrıca katman sayısı 2 olarak belirlenmiştir. Yani modelde, giriş ve çıkış katmanlarının yanında 2 adet gizli katman bulunmaktadır.

Şekil 54: Çalışmaya Ait Sinir Ağı Yapısı

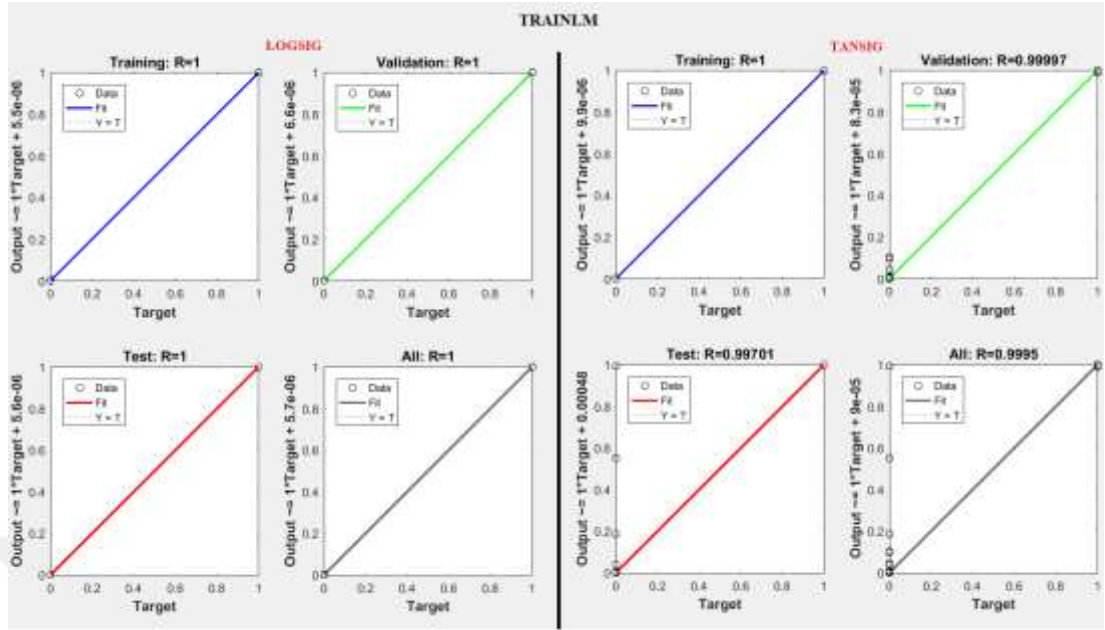


Tablo 22: Yapay Sinir Ağları Çalışma Özeti

Yapay Sinir Ağı Algoritması:	İleri Beslemeli Geriye Yayılımlı Yapay Sinir Ağı
Öğrenme Fonksiyonu:	Levenberg-Marquardt (LM)
Performans Fonksiyonu:	Mean Squared Error (MSE)
Gizli Katman Sayısı:	2
Girdi Katmanındaki Nöron Sayısı:	27
Saklı Katmandaki Nöron Sayısı:	10
Çıktı Katmanındaki Nöron Sayısı:	26
Aktivasyon Fonksiyonu:	Log Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

Tablo 22’de verilen Yapay Sinir Ağları çalışma özetine bakıldığında; literatürde tahminleme çalışmalarında en sık kullanılan algoritma olduğu için İleri Beslemeli Geriye Yayılımlı Yapay Sinir Ağı tercih edilmiştir (Fadlalla ve Lin, 2001: 115-116; Diler, 2003: 69-70; Alp ve Cıgızoğlu, 2004: 82; Partal vd., 2008: 77-78; Okkan ve Mollamahmutoğlu, 2010: 34; Şişçi, 2017: 69-70). Performans fonksiyonu olarak ortalama karesel hata (Mean Squared Error (MSE)) kullanılmıştır. MSE, belirli bir gözlem için tahmin edilen değer o gözlemin gerçek değerine ne kadar yakın olduğunu göstermektedir. Bu yöntem, regresyon için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Wang ve Bovik, 2009: 99). Aktivasyon fonksiyonu olarak; tanım aralığı genellikle 0-1 arasında olan Sigmoid Fonksiyonu kullanılmıştır (Okkan ve Mollamahmutoğlu, 2010:35). Ayrıca, Şekil 55’te görüldüğü gibi Sigmoid fonksiyonunun Tanjant Fonksiyonundan daha etkin sonuçlar verdiği görülebilir.

Şekil 55: Sigmoid ve Tanjant Fonksiyonları ile Yapılan YSA Değerleri



Gizli katmandaki sinir sayısı Tablo 23’te verildiği gibi deneme yanılma yolu ile elde edilmiştir. Yapay sinir ağlarında farklı sinir sayısında yapılan eğitimlerde en iyi regresyon, MSE ve iterasyon sayısı 10. sinirde elde edildiğinden gizli katmandaki sinir sayısı 10 olarak belirlenmiştir.

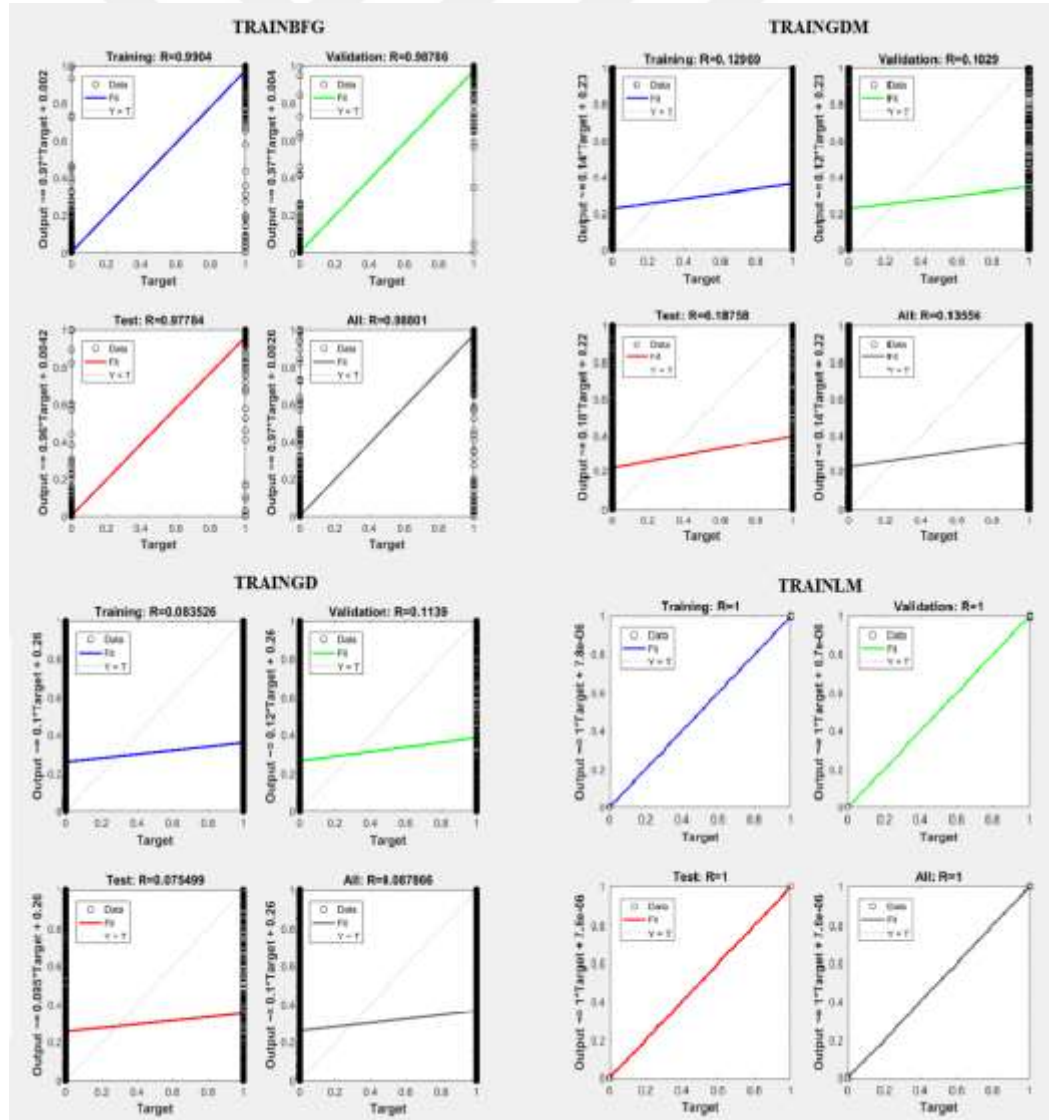
Tablo 23: Gizli Katmandaki Sinir Sayısına Göre R², MSE ve İterasyon Değerleri

Nöron Sayısı	R2	MSE	İterasyon Sayısı
2 Nöron	0,7296	0,0172	6
5 Nöron	0,9998	0,0004	10
10 Nöron	1,0000	0,0000	11
15 Nöron	1,0000	0,0000	14
20 Nöron	1,0000	0,0000	13
26 Nöron	1,0000	0,0002	13
30 Nöron	1,0000	0,0001	10

Tahminleme yapılırken bir müşterinin aynı anda aldığı ürünler, saklı katmandaki nöron sayısı, tarih ve yaş değiştirilen parametrelerdir. Tahminleme için alışveriş satırları random olarak üçe ayrılmış ve tahminleme üç aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk olarak randomize bir şekilde üçe ayrılan verilerin birinci kısmına 27 adet girdi parametresi input, 26 adet birliktelik kuralı da output olarak verilerek öğrenme

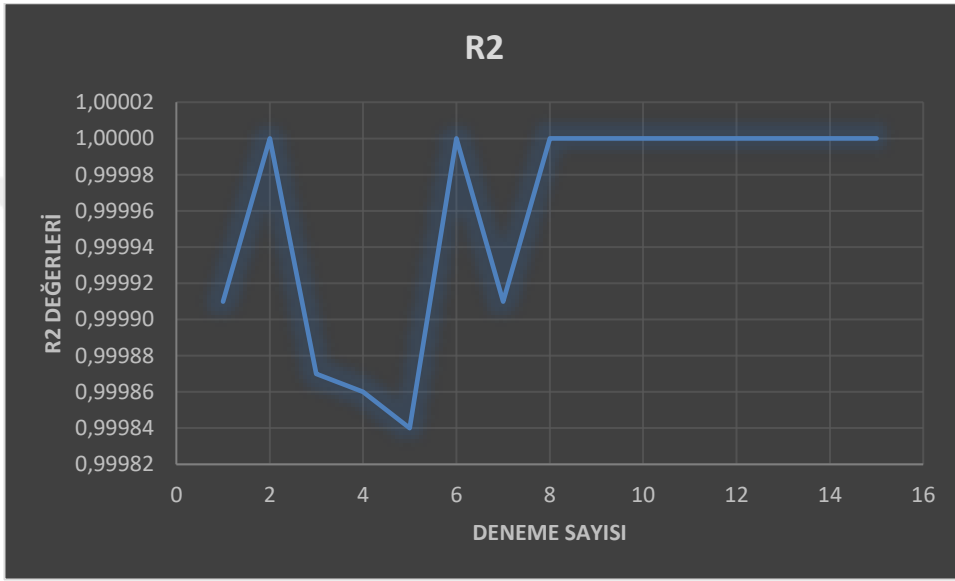
gerçekleştirilmiştir. Öğrenme fonksiyonu olarak literatürde en çok kullanılan dört fonksiyon (TRAINLM, TRAINGD, TRAINGDM ve TRAINBFG) denenmiş ve Şekil 56'da ki değerlere göre en iyi R^2 performans değerine sahip olan TRAINLM (Levenberg-Marquardt) fonksiyonunun kullanılmasına karar verilmiştir (Baday, 2016). Ayrıca, yapay sinir ağlarında her bir modelde eğitim için çok fazla döngü gerekmektedir. Yüzlerce model için binlerce döngü gerekeceği düşüncesinden hareketle literatür çalışmasında en çok kullanılan algoritma olduğu ve her yineleme için çok az hesaplama zamanı gerektiren etkili bir algoritma olduğu için de Levenberg-Marquardt tercih edilmiştir (Ataseven, 2013: 111, Sönmez vd., 2015: 19, Şişçi, 2017: 53).

Şekil 56: Öğrenme Fonksiyonları R^2 Değerleri



Analiz için iterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmesine rağmen, her denemede 15 iterasyonu geçen analiz olmamıştır. Tahmin değerleri için 15 deneme yapılmıştır. Deneme sonuçlarına ait R^2 değerleri ve performans (MSE) değerlerine ait grafikler Şekil 57 ve Şekil 58’de verilmiştir. Buna göre her denemede R^2 değerleri yükselmiş ve bir süre sonra bu değer 1’de sabitlenmiş, yani her denemede modelin tahminleme performans düzeyi yükselmiştir.

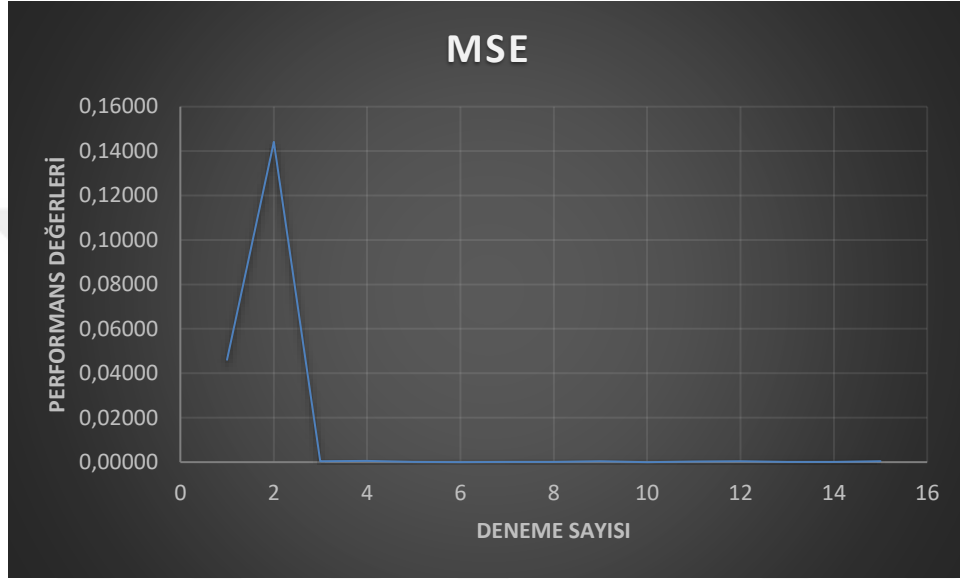
Şekil 57: Tahmin Sonuçlarına İlişkin R^2 Değerleri



Tablo 24’de tahminleme sonucu elde edilen değerler ile gerçek değerlere bakıldığında doğruluk payının çok yüksek olduğu görülebilmektedir.

Şekil 58’de görüldüğü gibi her denemede analizin performans değeri (MSE) artmış ve hata payı sıfıra yakın bir değer almaya başlamıştır. Dolayısıyla, tahminleme için kullanılan öğrenme yönteminin belirlenen veri seti üzerindeki performansının iyi olduğu, yöntemin ürettiği tahminlerin gerçek sonuçlarla yüksek düzeyde örtüştüğü söylenebilir.

Şekil 58: Tahmin Sonuçlarına İlişkin Performans (MSE) Değerleri



5.2.4. Lojistik Regresyon Analizi ile Tahminleme

Bu çalışmada yapay sinir ağlarına alternatif bir yöntem olarak lojistik regresyon seçilmiştir. Lojistik regresyon ile cinsiyet, yaş, alışveriş saati, alışveriş yapılan ay ve apriori algoritması yardımıyla elde edilen 23 adet birliktelik kuralları kullanılarak yeni birlikteliklerin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Tahmin edilecek birliktelikler 0-1 şeklinde ikili (binary) yapıda olduğundan, binary lojistik regresyon yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca lojistik regresyon, kolay çalışan, sonuçları rahat analiz edilebilen ve büyük miktarda verilerde daha doğru sonuçlar verdiği için bu yöntem tercih edilmiştir (Önder ve Cebeci, 2002: 106).

Tahminleme sonucunda kullanılan “0” herhangi bir birlikteliğin olmadığını ifade ederken “1” birlikte alınan ürün grubunun varlığını ifade etmektedir. Burada

kullanılan “1”, daha önce apriori sonucu elde edilen birliktelikleri ifade etmekte ve her bir birliktelikte farklı ürün gruplarını temsil etmektedir.

Lojistik regresyon analizinde gerçek değerlere uygulandığında daha iyi sonuç veren İleriye Doğru Olabilirlik Oranı (Forward Likelihood Ratio-Forward:LR) yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca, geriye doğru eleme ve adımsal yöntemleri test edilmiş, ileri doğru lojistik regresyon yönteminin daha iyi sonuç verdiği desteklenmiştir. Test sonuçlarına göre ileriye doğru lojistik regresyon %90, geriye doğru eleme lojistik regresyon % 86 ve adımsal lojistik regresyon % 56 oranında sonuçları doğru tahmin etmiştir.

Lojistik regresyon analizi sonucu elde edilen bulgulara bakıldığında; başlangıç -2 Log değerlerinin (Tablo 26) yüksek olduğu görülmektedir. Mükemmel uyuma sahip bir modelin -2 Log değerlerinin sıfır olması gerekmektedir. Analiz sonrası oluşacak adımlarda bu değerlerin sıfıra yakın bir değer alması beklenmektedir (Er, 2016: 148). Burada kullanılan -2 Log değerleri, yapay sinir ağlarında yapılan analiz sonuçları elde edilen regresyon değerleri ile aynı anlamı ifade etmektedir.

Tablo 26: Başlangıç -2Log Değerleri

BİRLİKTELİKLER	BAŞLANGIÇ -2 LOG OLASILIĞI
B1	716,061
B2	738,317
B3	643,708
B4	880,589
B5	934,907
B6	797,907
B7	880,589
B8	836,457
B9	800,584
B10	728,593
B11	713,503
B12	643,708
B13	772,469
B14	718,601
B15	718,601
B16	655,662
B17	655,662
B18	982,468
B19	951,735

B20	951,735
B21	930,915
B22	930,915
B23	1003,882
B24	730,274
B25	730,274
B26	730,274

Tablo 27’de görüldüğü gibi lojistik regresyon analizi sonucu model, öncelikle tüm değerleri başarısız olarak sınıflamıştır. Yani tüm sonuçları sıfır olarak değerlendirmiş ve minimum %93’lük bir doğru sınıflama oranı elde etmiştir. Her bir birliktelik kuralları için bu oran %93,00-%96,10 arasında değişiklik göstermektedir.

Tablo 27: Başlangıç Sınıflandırma Tablosu

	Gerçek/Gözlenen Durum			Doğru Sınıflandırma		Gerçek/Gözlenen Durum			Doğru Sınıflandırma		Gerçek/Gözlenen Durum			Doğru Sınıflandırma
	0	1				0	1				0	1		
B1	Başarısız (0)	3007	0	100,0	B10	Başarısız (0)	3002	0	100,0	B19	Başarısız (0)	2937	0	100,0
	Başarılı (1)	149	0	0,0		Başarılı (1)	154	0	0,0		Başarılı (1)	219	0	0,0
	Toplam (%)			95,3		Toplam (%)			95,1		Toplam (%)			93,1
B2	Başarısız (0)	2998	0	100,0	B11	Başarısız (0)	3008	0	100,0	B20	Başarısız (0)	2937	0	100,0
	Başarılı (1)	158	0	0,0		Başarılı (1)	148	0	0,0		Başarılı (1)	219	0	0,0
	Toplam (%)			95,0		Toplam (%)			95,3		Toplam (%)			93,1
B3	Başarısız (0)	3033	0	100,0	B12	Başarısız (0)	3033	0	100,0	B21	Başarısız (0)	2947	0	100,0
	Başarılı (1)	123	0	0,0		Başarılı (1)	123	0	0,0		Başarılı (1)	209	0	0,0
	Toplam (%)			96,1		Toplam (%)			96,1		Toplam (%)			93,4
B4	Başarısız (0)	2960	0	100,0	B13	Başarısız (0)	2983	0	100,0	B22	Başarısız (0)	2947	0	100,0
	Başarılı (1)	198	0	0,0		Başarılı (1)	173	0	0,0		Başarılı (1)	209	0	0,0
	Toplam (%)			93,8		Toplam (%)			94,5		Toplam (%)			93,4
B5	Başarısız (0)	2933	0	100,0	B14	Başarısız (0)	3006	0	100,0	B23	Başarısız (0)	2935	0	100,0
	Başarılı (1)	223	0	0,0		Başarılı (1)	150	0	0,0		Başarılı (1)	221	0	0,0
	Toplam (%)			92,9		Toplam (%)			95,2		Toplam (%)			93,0
B6	Başarısız (0)	2994	0	100,0	B15	Başarısız (0)	3006	0	100,0	B24	Başarısız (0)	3022	0	100,0
	Başarılı (1)	162	0	0,0		Başarılı (1)	150	0	0,0		Başarılı (1)	134	0	0,0
	Toplam (%)			94,9		Toplam (%)			95,2		Toplam (%)			95,8
B7	Başarısız (0)	2960	0	100,0	B16	Başarısız (0)	3029	0	100,0	B25	Başarısız (0)	3022	0	100,0
	Başarılı (1)	198	0	0,0		Başarılı (1)	127	0	0,0		Başarılı (1)	134	0	0,0
	Toplam (%)			93,8		Toplam (%)			96,0		Toplam (%)			95,8
B8	Başarısız (0)	2979	0	100,0	B17	Başarısız (0)	3029	0	100,0	B26	Başarısız (0)	3022	0	100,0
	Başarılı (1)	177	0	0,0		Başarılı (1)	127	0	0,0		Başarılı (1)	134	0	0,0
	Toplam (%)			94,4		Toplam (%)			96,0		Toplam (%)			95,8
B9	Başarısız (0)	2993	0	100,0	B18	Başarısız (0)	2921	0	100,0					
	Başarılı (1)	163	0	0,0		Başarılı (1)	235	0	0,0					
	Toplam (%)			94,8		Toplam (%)			92,6					

Forward:LR yöntemi ile analizde adım adım tahminleme yapılmaktadır. İlk adımda girdilerin bir kısmı analize dâhil edilmekte bir kısmı ise bekletilmektedir. Analizin anlamlılık düzeyi ve doğru tahmin oranına göre diğer parametreler

mükemmel uyumu yakalayınca kadar eklenmeye devam etmektedir. Tablo 28’de verildiği gibi başlangıç model eşitliğinde yer alan değişkenlere göre ilk adımda anlamlı tahminleme sonuçlarının elde edilmesine rağmen mükemmel veya mükemmel yakın bir uyumun söz konusu olmadığı, standart hatasının ve wald değerinin düşürülerek mükemmel uyumun yakalanabilmesi için diğer parametrelerin de eklenmesi gerektiği görülmektedir. Tabloda yer alan β değeri, bu değere ilişkin standart hata, değişkenin anlamlılığını ifade eden wald değeri, bu değere ait serbestlik derecesi ve sigma anlamlılık düzeyi ve Odds oranı yani üstel lojistik regresyon katsayısına (Exp (β)) genel olarak bakıldığında değişkenler arasında çoklu bağlantı probleminin olmadığı, serbestlik derecesinin (sd) beklendiği gibi bir dağılım gösterdiği görülmektedir (Çokluk, 2010: 1379).

Tablo 28: Başlangıç Modeli Eşitliğinde Yer Alan Değişkenler

Başlangıç Modeli Eşitliğinde Yer Alan Değişkenler							
		β	Std. Hata	Wald	sd	p (Sig.)	Exp(β)
Adım: 0	Sabit	-3,005	0,084	1281,740	1	0,000	0,050
		-2,943	0,082	1300,060	1	0,000	0,053
		-3,205	0,092	1214,311	1	0,000	0,041
		-3,205	0,092	1214,311	1	0,000	0,041
		-2,577	0,069	1375,869	1	0,000	0,076
		-2,917	0,081	1307,477	1	0,000	0,054
		-2,715	0,074	1354,865	1	0,000	0,066
		-2,823	0,077	1331,644	1	0,000	0,059
		-2,910	0,080	1309,264	1	0,000	0,054
		-2,970	0,083	1292,204	1	0,000	0,051
		-3,012	0,084	1279,558	1	0,000	0,049
		-3,205	0,092	1214,311	1	0,000	0,041
		-2,847	0,078	1325,737	1	0,000	0,058
		-2,998	0,084	1283,892	1	0,000	0,050
		-2,998	0,084	1283,892	1	0,000	0,050
		-3,172	0,091	1226,247	1	0,000	0,042
		-3,172	0,091	1226,247	1	0,000	0,042
		-2,520	0,068	1381,327	1	0,000	0,080
		-2,596	0,070	1373,550	1	0,000	0,075
		-2,596	0,070	1373,550	1	0,000	0,075
-2,646	0,072	1366,588	1	0,000	0,071		
-2,646	0,072	1366,588	1	0,000	0,071		
-2,586	0,070	1374,742	1	0,000	0,075		
-3,116	0,088	1245,693	1	0,000	0,044		
-3,116	0,088	1245,693	1	0,000	0,044		

		-3,116	0,088	1245,693	1	0,000	0,044
--	--	--------	-------	----------	---	-------	-------

Tablo 29’da verilen model eşitliğinde yer almayan değişkenlere ilişkin değerlere bakıldığında, ki-kare hata istatistiği anlamlı düzeydedir. Bu durum, modelde yer almayan bağımsız değişkenlerin katsayılarının anlamlı derecede farklılık sergilediğini ve dolayısıyla değişkenlerin modele anlamlı etkiler sağladığını göstermektedir. Her bir birlikteliğe ait değişkenlerin skorları farklılık göstermektedir. Örneğin birinci birliktelikte (B1) en yüksek skora sahip değişkenin 567,290 ile V29 olduğu görülmektedir. Böylece adimsal yöntemde analize ilk giren değişken V29 değişkeni olacaktır (Er, 2016: 149).

Tablo 29: Başlangıç Modeli Eşitliğinde Yer Almayan Değişkenler

Değişkenler	B1			B2			B3			B4			B5		
	Skor	sd	Sig.	Score	df	Sig.	Score	df	Sig.	Score	df	Sig.	Score	df	Sig.
Adım 0	V17	69,500	1,000	89,946	1,000	73,700	1,000	68,097	1,000	113,726	1,000				
	V18	170,812	1,000	183,539	1,000	81,398	1,000	195,810	1,000	200,598	1,000				
	V19	66,641	1,000	42,266	1,000	29,631	1,000	95,891	1,000	127,375	1,000				
	V20	16,776	1,000	19,818	1,000	23,382	1,000	26,770	1,000	9,820	1,000				
	V21	176,535	1,000	193,771	1,000	113,402	1,000	183,052	1,000	216,902	1,000				
	V22	82,997	1,000	163,757	1,000	44,652	1,000	160,438	1,000	289,195	1,000				
	V23	159,471	1,000	160,533	1,000	97,731	1,000	114,602	1,000	94,065	1,000				
	V24	474,749	1,000	504,936	1,000	388,547	1,000	634,418	1,000	728,457	1,000				
	V25	87,499	1,000	99,653	1,000	19,696	1,000	118,842	1,000	164,586	1,000				
	V26	142,510	1,000	205,522	1,000	34,678	1,000	150,976	1,000	193,298	1,000				
	V27	58,258	1,000	71,714	1,000	11,956	1,001	49,772	1,000	68,727	1,000				
	V28	64,163	1,000	87,134	1,000	41,382	1,000	124,670	1,000	184,417	1,000				
	V29	567,290	1,000	603,362	1,000	464,285	1,000	75,990	1,000	67,864	1,000				
	V30	299,337	1,000	88,707	1,000	50,805	1,000	400,011	1,000	80,906	1,000				
	V31	76,707	1,000	86,807	1,000	28,142	1,000	84,180	1,000	97,775	1,000				
	V32	100,134	1,000	108,444	1,000	60,358	1,000	595,333	1,000	683,579	1,000				
	V33	70,200	1,000	125,213	1,000	28,376	1,000	61,125	1,000	168,928	1,000				
	V34	152,535	1,000	416,279	1,000	50,471	1,000	179,510	1,000	600,553	1,000				
	V35	78,827	1,000	109,504	1,000	38,146	1,000	131,511	1,000	173,710	1,000				
	V36	20,996	1,000	5,646	1,017	232,664	1,000	40,811	1,000	22,761	1,000				
V37	114,465	1,000	188,041	1,000	54,950	1,000	180,978	1,000	367,089	1,000					
V38	61,407	1,000	70,880	1,000	37,889	1,000	81,223	1,000	106,107	1,000					
V39	56,290	1,000	79,933	1,000	14,998	1,000	88,082	1,000	169,931	1,000					
YAŞ	1,187	1,276	,026	1,871	2,538	1,111	1,627	1,202	,002	1,96					
AY	,256	1,613	,011	1,916	,974	1,324	1,540	1,215	2,576	1,10					
CİN.	,199	1,656	1,483	1,223	7,138	1,008	,018	1,893	,134	1,71					
SAAT	,425	1,514	2,006	1,157	,165	1,685	,002	1,968	4,544	1,03					
Ki-kare Hata İstatistiği (X2 β0)	1130,208	27,000	1209,806	27,000	945,214	27,000	1284,783	27,000	1495,278	27,000					

Tablo 30’da yer alan Omnibus testinin sonuçlarına bakıldığında, her adımda ki-kare değerlerinin anlamlı olduğu, değişkenler arasında anlamlı bir ilişkinin söz konusu olduğu ve her bir işlem adımında eklenen değişkenlerle bu anlamlılığın devam ettiği görülmektedir.

Tablo 30: Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi

		Ki-Kare	sd	Sig.			Ki-Kare	sd	Sig.			Ki-Kare	sd	Sig.			Ki-Kare	sd	Sig.		
B1	Adım 1	Adım	484,620	1	,000	B4	588,325	1	,000	B7	588,325	1	,000	B10	501,960	1	,000	B13	568,573	1	,000
		Blok	484,620	1	,000		588,325	1	,000		588,325	1	,000		501,960	1	,000		568,573	1	,000
		Model	484,620	1	,000		588,325	1	,000		588,325	1	,000		501,960	1	,000		568,573	1	,000
	Adım 2	Adım	321,560	1	,000		457,126	1	,000		457,126	1	,000		397,520	1	,000		409,779	1	,000
		Blok	806,179	2	,000		1045,452	2	,000		1045,452	2	,000		899,480	2	,000		978,352	2	,000
		Model	806,179	2	,000		1045,452	2	,000		1045,452	2	,000		899,480	2	,000		978,352	2	,000
	Adım 3	Adım	394,501	1	,000		423,463	1	,000		423,463	1	,000		331,074	1	,000		362,691	1	,000
		Blok	1200,680	3	,000		1468,914	3	0,000		1468,914	3	0,000		1230,553	3	,000		1341,043	3	,000
		Model	1200,680	3	,000		1468,914	3	0,000		1468,914	3	0,000		1230,553	3	,000		1341,043	3	,000
B2	Adım 1	Adım	515,889	1	,000	B5	676,802	1	,000	B8	527,267	1	,000	B11	481,161	1	,000	B14	488,081	1	,000
		Blok	515,889	1	,000		676,802	1	,000		527,267	1	,000		481,161	1	,000		488,081	1	,000
		Model	515,889	1	,000		676,802	1	,000		527,267	1	,000		481,161	1	,000		488,081	1	,000
	Adım 2	Adım	363,222	1	,000		547,078	1	,000		391,664	1	,000		377,240	1	,000		355,869	1	,000
		Blok	879,110	2	,000		1223,879	2	,000		918,931	2	,000		858,401	2	,000		843,951	2	,000
		Model	879,110	2	,000		1223,879	2	,000		918,931	2	,000		858,401	2	,000		843,951	2	,000
	Adım 3	Adım	375,095	1	,000		387,829	1	,000		444,793	1	,000		336,262	1	,000		362,732	1	,000
		Blok	1254,206	3	,000		1611,709	3	0,000		1363,725	3	,000		1194,664	3	,000		1206,683	3	,000
		Model	1254,206	3	,000		1611,709	3	0,000		1363,725	3	,000		1194,664	3	,000		1206,683	3	,000
B3	Adım 1	Adım	395,674	1	,000	B6	479,737	1	,000	B9	482,888	1	,000	B12	395,674	1	,000	B15	488,081	1	,000
		Blok	395,674	1	,000		479,737	1	,000		482,888	1	,000		395,674	1	,000		488,081	1	,000
		Model	395,674	1	,000		479,737	1	,000		482,888	1	,000		395,674	1	,000		488,081	1	,000
	Adım 2	Adım	277,703	1	,000		357,179	1	,000		352,839	1	,000		298,557	1	,000		355,869	1	,000
		Blok	673,378	2	,000		836,916	2	,000		835,727	2	,000		694,231	2	,000		843,951	2	,000
		Model	673,378	2	,000		836,916	2	,000		835,727	2	,000		694,231	2	,000		843,951	2	,000
	Adım 3	Adım	366,005	1	,000		440,728	1	,000		447,745	1	,000		345,151	1	,000		362,732	1	,000
		Blok	1039,382	3	,000		1277,645	3	,000		1283,472	3	,000		1039,382	3	,000		1206,683	3	,000
		Model	1039,382	3	,000		1277,645	3	,000		1283,472	3	,000		1039,382	3	,000		1206,683	3	,000
Adım 4	Adım																				
	Blok																				
	Model																				

Tablo 31’de işlem adımlarına ilişkin özet bilgiler yer almaktadır. Buna göre, üçüncü işlem adımı sonunda -2 log olasılığının sıfıra kadar indirildiği ve modelde mükemmel uyumun yakalandığı görülmektedir. Nagelkerke R² değeri 1’i yakalamış, Cox&Snell R² değeri de sıfıra yaklaşmıştır. Örneğin birinci birliktelikte (B1) Nagelkerke R² değeri her adımda sırasıyla varyansın %45,00, %71,20 ve %100’ünü açıklarken Cox&Snell R² değeri her adımda sırasıyla varyansın %14,20, %22,50 ve %31,60’ını açıklamaktadır. Üç işlem adımı sonucunda Nagelkerke R² değeri 1’i yakalamış, Cox&Snell R² de 1’e yaklaşmıştır.

Tablo 31: Amaçlanan Modelin Özeti

	Adım	(-2) Log Olasılığı	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2		(-2) Log Olasılığı	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2		(-2) Log Olasılığı	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2		(-2) Log Olasılığı	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
B1	1	716,061	,142	,450		836,457	,154	,439		718,601	,143	,451		930,915	,175	,454
	2	394,501	,225	,712		444,793	,253	,720		362,732	,235	,738		514,919	,277	,718
	3	0	,316	1,000	B8	0	,351	1,000	B15	0	,318	1,000	B22	0	,386	1,000
B2	1	738,317	,151	,480		800,584	,142	,425		655,662	,122	,425		1003,88	,172	,433
	2	375,095	,243	,741		447,745	,233	,696		366,911	,198	,693		540,338	,286	,717
	3	0	,328	1,000	B9	0	,334	1,000	B16	0	,286	1,000	B23	0	,388	1,000
B3	1	643,708	,118	,420		728,593	,147	,455		655,662	,122	,425		730,274	,113	,382
	2	366,005	,192	,685		331,074	,248	,768		366,911	,196	,693		488,901	,178	,602
	3	0	,281	1,000	B10	0	,323	1,000	B17	0	,286	1,000	B24	272,851	,233	,786
B4	1	880,589	,170	,457		713,503	,141	,449		982,468	,196	,478		730,274	,113	,382
	2	423,463	,282	,758		336,262	,238	,756		552,705	,299	,726		488,901	,178	,602
	3	0	,372	1,000	B11	0	,315	1,000	B18	0	,411	1,000	B25	272,851	,233	,786
B5	1	834,907	,193	,483		643,708	,118	,420		951,735	,183	,483		730,274	,113	,382
	2	387,829	,321	,804		345,151	,197	,704		509,226	,290	,733		488,901	,178	,602
	3	0	,400	1,000	B12	0	,281	1,000	B19	0	,396	1,000	B26	272,851	,233	,786
B6	1	797,907	,141	,424		772,469	,185	,478		951,735	,183	,483				
	2	440,728	,233	,700		362,691	,267	,770		509,226	,290	,733				
	3	0	,333	1,000	B13	0	,346	1,000	B20	0	,396	1,000				
B7	1	880,589	,170	,457		718,601	,143	,451		930,915	,175	,454				
	2	423,463	,282	,758		362,732	,235	,738		514,919	,277	,718				
	3	0	,372	1,000	B14	0	,318	1,000	B21	0	,386	1,000				

Tablo 32’de yer alan Hosmer ve Lemeshow testinde yer alan sigma değerinin 0,05’ten büyük olması, lojistik regresyon sonucu ortaya çıkan modelin bir bütün olarak uyumlu olduğunu ve gözlenen değerlerle tahmin edilen değerler arasında anlamlı bir farkın olmadığını dolayısıyla yüksek düzeyde doğru sonuçların tahmin edildiğini göstermektedir.

Tablo 34: Tahmin Analizi Sonucu Ortaya Çıkan Hata Payı

0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
0,0024	-0,00021	-0,00016	-0,00018	-0,00017	-0,00016	-0,00014	-0,00016	0,00025	0,00026	0,00027	0,00023	0,00024
0,0000	-0,00021	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00014	0,00000	-0,00021	0,00000	-0,00021	-0,00023	0,00024
0,0000	0,00000	-0,00016	-0,00018	-0,00017	-0,00016	-0,00014	-0,00016	-0,00015	-0,00015	-0,00016	-0,00015	-0,00014
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	-0,00016	0,00000	0,00000	-0,00016	0,00000	0,00000	-0,00015	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0025	-0,00018	-0,00021	0,00021	-0,00018	-0,00021	0,00000	-0,00016	-0,00025	0,00026	-0,00021	-0,00023	0,00000
0,0000	0,00000	-0,00020	0,00000	0,00000	-0,00020	-0,00018	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	-0,00018	-0,00017	0,00000	0,00000	-0,00016	0,00000	-0,00015	-0,00016	0,00000	0,00000
0,0024	-0,00021	0,00000	-0,00018	-0,00017	0,00000	0,00000	-0,00016	-0,00025	0,00026	0,00027	-0,00023	-0,00022
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00015	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00014	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00014
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00014	-0,00016	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00015	-0,00014
0,0017	-0,00018	-0,00021	0,00021	0,00024	-0,00021	-0,00019	0,00023	0,00000	-0,00015	-0,00016	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	-0,00016	0,00000	0,00000	-0,00016	0,00000	0,00000	0,00025	-0,00025	-0,00021	-0,00023	-0,00019
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	-0,00021	-0,00016	0,00000	-0,00017	-0,00016	-0,00014	0,00000	0,00025	-0,00025	0,00027	-0,00023	0,00024
0,0000	-0,00018	0,00022	-0,00025	0,00024	0,00022	0,00022	-0,00019	-0,00015	0,00000	-0,00016	0,00000	-0,00014
0,0000	-0,00021	-0,00016	0,00000	-0,00017	-0,00016	-0,00014	0,00000	0,00025	-0,00025	0,00027	-0,00023	0,00024
0,0000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0000	-0,00018	0,00000	0,00000	-0,00020	0,00000	-0,00019	-0,00019	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
0,0025	0,00027	-0,00020	-0,00020	-0,00020	-0,00020	0,00022	0,00023	-0,00021	-0,00022	-0,00021	0,00023	0,00024

5.3. MODELLERİN KIYASLANMASI

Tablo 38’de yapay sinir ağları ve lojistik regresyon modellerinin tahminleme analizine ilişkin tahmin edilen birliktelik sayısı, doğru tahmin edilen birliktelik sayısı, yanlış tahmin edilen birliktelik sayısı, doğru tahminleme oranı ve hata payları verilmiştir. Buna göre apriori algoritması sonucu elde edilmiş 3156 adet satır farklı birliktelik değerlerine sahip 26 adet birliktelik kuralının [26*3156=82.056 adet birliktelik sayısı] tahminlemesinde her iki yöntemin sonuçları aşağıda değerlendirilmiştir.

Yapay sinir ağlarında, öncelikle tahminlemede kullanılmayan 3200 adet birliktelik ile öğrenme gerçekleştirilmiş, 1052 adet birliktelik ile öğrenme test edilmiştir. Test sonunda 82.056 adet birliktelik ile tahminleme gerçekleştirilmiştir. Tahminleme sonuçlarının güvenilirliğini test edebilmek için 25.974 adet birliktelikten oluşan 10 adet farklı veri kombinasyonları rast gele oluşturulmuş ve her bir kombinasyon için tahminleme yapılmıştır. Çünkü uzay düzleminde tek nokta üzerinden sonsuz doğru geçeceğinden tek tahminleme sayısının kesin sonucu vermesi mümkün olmayabilmektedir. Benzer şekilde iki nokta üzerinden tek doğru geçtiğinden

iki tahminleme sonucu farklı sonuçları görmemizi engelleyebilmektedir. Modelin doğruluğunu görebilmek için en az üç ve üzerinde tekrar sayısının yapılması gerekmektedir. Bu nedenle çalışmaya ait veriler rastsal olarak seçilerek 25.974 [$999 \times 26 = 25.974$] adet birliktelik kurallarından oluşan 10 ayrı veri grubu oluşturulmuştur. Her veri grubu ile tahminleme analizi tekrar yapılmış, elde edilen sonuçlar birbirileri ile kıyaslanmıştır. Sonuçlar arasında kayda değer farklılıklar oluşmadığından 10. tekrardan sonra tahminleme işlemi sonlandırılmıştır (Tortum, 2005: 61; Çınar, 2007: 34-35; Ardiç, 2014: 11).

10 adet kombinasyondan sonra 82.056 adet birlikteliklerin tümü kullanılarak tahminleme yapılmıştır. Tablo 35’te görüldüğü gibi her bir tahminleme işleminde yüksek düzeyde doğru tahminleme sonuçları elde edilmiştir. Buna göre ortalama doğru tahmin oranı %99,9621 olarak elde edilmiştir. Ortalama hata payı 0,0379 düzeyindedir.

Tablo 35: Farklı Kombinasyonlara İlişkin Tahminleme Sonuçları (YSA)

TEKRAR SAYISI	BİRLİKTELİK KURALI SAYISI	DOĞRU TAHMİN SAYISI	YANLIŞ TAHMİN SAYISI	DOĞRU TAHMİN ORANI (%)	HATA PAYI (%)
1	25974	25972	2	99,9923	0,0077
2	25974	25973	1	99,9961	0,0039
3	25974	25967	7	99,9730	0,0270
4	25974	25968	6	99,9769	0,0231
5	25974	25970	4	99,9846	0,0154
6	25974	25972	2	99,9923	0,0077
7	25974	25970	4	99,9846	0,0154
8	25974	25974	0	100,0000	0,0000
9	25974	25970	4	99,9846	0,0154
10	25974	25974	0	100,0000	0,0000
11	82056	81809	247	99,6990	0,3010
ORTALAMA DOĞRU TAHMİN ORANI				99,9621	0,0379

Lojistik regresyonda, binary lojistik regresyonunda Forward:-LR yöntemi kullanılmış ve öğrenme üç adımda gerçekleştirilmiştir. Öğrenme sonunda elde edilen sınıflama modeline göre 82.056 adet birliktelik kuralı daha önce gerçekleştirilen öğrenmeye göre “0” veya “1” şeklinde oluşan iki sınıfa dağıtılmıştır. Kısıtlı değişken ile başlayan sınıflama işlemi daha sonra diğer değişkenlerin eklenmesi ile devam etmiş ve üçüncü adımda istenen düzeye ulaştığından işlem sonlanmıştır. Yalnızca 25. ve 26. birlikteliklerde işlem dört adımda sonlanmıştır. Yapay sinir ağları yönteminde olduğu gibi tahminleme analizinin doğru sonuçlar verip vermediğini görebilmek için veriler

rastasal olarak seçilerek 25.974 [$999*26= 25.974$] adet birliktelik kurallarından oluşan 10 ayrı veri grubu oluşturulmuştur. Her veri grubu ile tahminleme analizi tekrar yapılmış, elde edilen sonuçlar birbirileri ile kıyaslanmıştır. Sonuçlar arasında kayda değer farklılıklar oluşmadığından 10. tekrardan sonra tahminleme işlemi sonlandırılmıştır. Tablo 36’da verildiği gibi, işlem sonunda hem 10 adet veri grubuna ait 25.974 adet birlikteliğin hem de 82.056 adet birlikteliğin hangi sınıfa ait olduğu ortalama %89,8305 oranında doğru tahmin edilmiştir. Hata payı ise 10,1695 düzeyindedir.

Tablo 36: Farklı Kombinasyonlara İlişkin Tahminleme Sonuçları (Lojistik Regresyon)

TEKRAR SAYISI	BİRLİKTELİK KURALI SAYISI	DOĞRU TAHMİN SAYISI	YANLIŞ TAHMİN SAYISI	DOĞRU TAHMİN ORANI (%)	HATA PAYI (%)
1	25974	23235	2739	89,4548	10,5452
2	25974	23397	2577	90,0785	9,9215
3	25974	23344	2630	89,8745	10,1255
4	25974	23235	2739	89,4548	10,5452
5	25974	23380	2594	90,0131	9,9869
6	25974	23319	2655	89,7782	10,2218
7	25974	23273	2701	89,6011	10,3989
8	25974	23510	2464	90,5136	9,4864
9	25974	23266	2708	89,5742	10,4258
10	25974	23354	2620	89,9130	10,0870
11	82056	73752	2620	89,8800	10,1200
ORTALAMA DOĞRU TAHMİN ORANI				89,8305	10,1695

Her iki model kıyaslandığında yapay sinir ağlarının lojistik regresyona göre daha iyi bir tahminleme performansına sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca, yapay sinir ağları daha düşük iterasyon sonucunda daha yüksek düzeyde doğru tahminleme gerçekleştirmiştir. Dolayısıyla işletmenin veri tabanında kayıtlı milyonlarca satır veride daha hızlı ve etkili sonuçlar elde etmek mümkün olabilecektir.

Tablo 37: Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Lojistik Regresyon Analizlerinin Tahminleme Düzeylerine Göre Karşılaştırılması

Model	Tahmin Edilen Birliktelik Sayısı	Deney Sayısı	Ortalama Doğru Tahminleme Oranı	Ortalama Hata Payı
YSA	82.056	11	99,9621%	0,0379
Lojistik Regresyon	82.056	11	89,8305%	10,1695

Tablo 37'ye bakıldığında, Yapay Sinir Ağları yöntemi ile yapılan tahminleme analizinde 82.056 adet birliktelikteliğin ortalama %99,9621'i doğru tahmin edilmiştir. Ortalama hata payı %0.0379 düzeyindedir. Lojistik Regresyon yöntemi ile yapılan tahminleme analizinde ise 82.056 adet birlikteliğin ortalama %89,8305'i doğru tahmin edilmiştir. Ortalama hata payı %10.1695 düzeyindedir. Her iki yöntem için öncelikle 82.056 birlikteliğin hepsi kullanılarak tahminleme yapılmıştır. Daha sonra tahminleme sonuçlarında farklılık olup olmayacağını görebilmek için 25.974 birliktelikten oluşan 10 farklı veri kümesi rastsal olarak seçilmiş ve tahminleme analizi tekrar edilmiştir. Toplam 11 adet deney sonunda sonuçlar arasında kayda değer bir farklılık görülmemiştir.



SONUÇ VE ÖNERİLER

Teknolojinin kullanımının artmasıyla birlikte tüketicinin alışveriş alışkanlıklarının değişmesi, daha kişisel deneyimlere yönelmesi, firmadan farklı ürün, dağıtım, tanıtım, fiyat ve tasarım beklentisinin artması, teknoloji tabanlı uygulamalar yardımıyla firmalar ve markalar arası kolay kıyaslama yapabilmesi, akımlara paralel olarak istek ve ihtiyaçlarının hızla boyut değiştirmesi firmaları tüketicilerin beklentilerini karşılama konusunda oldukça zorlamaktadır. Bu nedenle işletmeler, pazarlama faaliyetleri ile ilgili kararlarını verirken teknoloji tabanlı uygulamalardan destek almaktadır.

Benzer şekilde perakende firmaların dev organize mağazalara dönüşmesi, bünyelerinde binlerce çeşit marka ve milyonlarca çeşit ürün bulundurmaları, rekabet üstünlüğü sağlayabilmek için değişen tüketici taleplerini karşılamaya çalışmaları onları teknoloji tabanlı uygulamalara itmektir. Tüketicinin mağazadan içeri girmeden önce, girdikten sonra ve mağazadan ayrıldıktan sonra memnuniyetini izleyebilmek, onlara anlık kampanyalar sunabilmek, tüketicinin binlerce marka arasında kaybolmadan istediği özellikteki ürünlere kolayca ulaşabilmesini sağlamak, alışveriş sonrası hızlı geribildirimlerde bulunabilmek ve tüketicilerin tekrar mağazaya gelerek alışveriş yapabilmesini sağlayabilmek yaşam boyu müşteri değerini sağlama ve rekabet üstünlüğü sağlama konusunda önem arz etmektedir. Her ne kadar IKEA gibi zincir mağazalar veya uluslararası mağazalar bu avantajları yaratabilecek teknolojik altyapıyı sağlamış olsalar da küçük ve yerel perakende mağazalarında teknoloji tabanlı uygulamalar henüz yaygınlaşmamıştır. Üstelik bu mağazalar tutabildikleri kayıtları ihtiyaca uygun bir şekilde işleyememekte ve anlamlı bilgi elde edememektedirler (GRID, 2017: 11).

Veri madenciliği kavramının yaygınlaşması ile birlikte perakende firmalarının kullanabileceği yazılımlar ve algoritmalar yardımıyla milyonlarca Gigabyte veri toplanarak tüketici hakkında daha detaylı ve derin bilginin elde edilmesi amaçlanmaktadır. İşletmeler veri madenciliği yardımı aşağıdaki uygulamaları yapılabilmektedir.

- Tüketicileri kümeleyerek belirli davranış özelliklerine sahip tüketicileri tek bir grupta toplamakta, bu gruba yönelik pazarlama kampanyaları geliştirmekte ve maliyeti düşürmektedirler. Kümelemede en önemli kısım, tüketicilerin demografik özelliklerinin çok ötesine geçerek demografik, kişisel ve sosyal davranışlarının incelenmesi ve buna göre gruplama yapılmasıdır.
- Tüketicileri sınıflayarak hangi tüketicilerin hangi gelir grubu, sosyal statü, alt kültür grubu gibi gruplara dahil olduğunu tespit edebilmekte ve buna göre pazarlama stratejileri oluşturabilmektedirler. Binlerce çeşit ürünün bulunduğu bir mağazada tüketicileri inceleyerek onlara uygun pazarlama stratejilerinin oluşturulması sınıflama algoritmaları sayesinde kolaylıkla yapılabilmektedir.
- Ülkenin veya bölgenin tüketici davranışını inceleyerek tüketiciler arasında hangi ürün veya hizmetlerin popülerleştiğini, tüketicilerin davranışlarının ne sıklıkta değiştiğini, bu davranış değişikliklerinin hangi demografik özelliklerde ve nasıl değiştiğini analiz edebilmektedirler.
- Tüketicilerin geri bildirimlerini anlık olarak alarak onlara anlık geri bildirimde bulunabilmektedirler.
- Sosyal medya ve internet ortamında tüketicilerin hangi ürün ve marka hakkında nasıl düşündüğünü kolaylıkla tespit edebilmektedirler.
- Tüketicilerin online yaptıkları aramalar sayesinde onların ilgilerini ve ihtiyaçlarını tespit edebilmektedirler.
- Tüketicilerin özellikle online ortamda karşılaşılabilecekleri riskleri hızlıca tespit ederek çözebilmekte ve tüketicinin güvenini kazanabilmektedirler.
- Yapay sinir ağları ve regresyon gibi yöntemlerle tüketicilerin yakın veya uzak gelecekte ihtiyaçlarının nasıl değişeceğini, ne tür yeni ihtiyaçların doğabileceğini ve tüketici davranışlarındaki değişimi tahmin edebilmektedirler.
- Tüketicie mağazaya gitmeden ürün deneme, ürün tasarlama, ürünü sanal gerçeklik ortamında test etme, artırılmış gerçeklik ile online mağazayı gezerek alışverişini planlama imkanı verebilmektedir.
- Müşterinin gelirine veya alışveriş eğilimine göre potansiyelini ölçebilmekte, yaşam boyu değer sağlayabilecek müşterileri tespit edebilmektedirler.

Tüm bu bilgilerin elde edilebilmesi için verilerin uygun değişkenlere göre kaydedilmesi, bu veriler için doğru yazılımların ve algoritmaların seçilebilmesi ve elde edilen analiz sonuçlarını yorumlayabilecek uzmanların varlığı son derece önemlidir. Doğru bilgiye ulaşabilmek, doğru zamanda doğru verilerin toplanarak doğru bir şekilde işlenmesi ve doğru yorumlanması gerekmektedir. ICD'nin 2014 yılında yapmış olduğu araştırmalara göre kayıt altına alınan verilerin yalnızca %22'sinin analize uygun bir şekilde depolandığı ve bu miktarın da yalnızca %5'nin faydalı bilgiye dönüştürülebildiği tespit edilmiştir. Dolayısıyla, daha fazla yararlı bilgilerin elde edilebilmesi için yeni algoritmalara ve yazılımlara ihtiyaç duyulmaktadır.

Tüketicinin bilgiye kolay ulaşabilmesi ve beklentilerinin hemen karşılanmasını talep etmesi, perakende sektöründe veri madenciliği kavramının önemini arttırmaktadır. Dünyada ve perakende sektöründe yaşanan bu teknoloji tabanlı değişiklikler nedeniyle bu çalışmanın literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bu düşünceden hareketle sırasıyla aşağıdaki adımlar gerçekleştirilmiştir:

1. Konu ile ilgili detaylı bir literatür çalışmasının yapılması,
2. Yapılacak uygulamanın, kullanılacak yazılım programlarının ve algoritmaların belirlenmesi
3. Uygulamada kullanılacak verilerin toplanması,
4. Verilerin veri madenciliği sürecinden geçirilerek analize uygun hale getirilmesi,
5. Birliktelik kurallarının oluşturulması,
6. Yapay sinir ağları ile tahminleme modelinin oluşturulması,
7. Lojistik regresyon ile tahminleme modelinin oluşturulması,
8. İki tahminleme modelinin kıyaslanması ve değerlendirilmesi

Çalışma beş bölümden oluşmaktadır. İlk dört bölümünde literatür çalışmasına yer verilmiş, son bölümde çalışmaya ait uygulamaya yer verilmiştir. Literatür çalışmasının ilk bölümünde; tüketici davranışları ile ilgili kavramsal çerçeve çizilmiş, kişisel, sosyal ve psikolojik faktörlerin tüketici davranışları üzerindeki etkileri incelenmiş ve teknoloji odaklı tüketici davranışları ele alınmıştır. İkinci bölümde; perakendecilik kavramı tanımlanmış, dünyada ve Türkiye'de perakendecilik sektörünün gelişimi incelenmiş, perakendeciliğin pazarlama içindeki önemi

vurgulanmış ve perakende sektöründe yaşanan güncel gelişmeler ele alınmıştır. Üçüncü bölümde; perakende sektöründe tüketici davranışları ele alınmış ve mağaza atmosferinin tüketici davranışları üzerindeki etkileri incelenmiştir. Dördüncü bölümde; veri madenciliği kavramı, veri madenciliğinin gelişimi, veri madenciliği süreci, veri madenciliğinde kullanılan yöntemler incelenmiş ve bu yöntemlerin kullanım alanları vurgulanmış, veri madenciliğinin pazarlama ve perakende sektöründeki önemine değinilmiştir. Son bölümde ise çalışmanın uygulamasına ve sonuçlarına yer verilmiştir.

Çalışmaya başlamadan önce veri madenciliğinin pazarlama alanında ve perakende sektöründeki yerini ve önemini anlayabilmek, hangi veri madenciliği yöntemlerinin nasıl kullanıldığını tespit edebilmek ve elde edilen sonuçları doğru bir şekilde yorumlayabilmek için Türkiye'nin veri madenciliği konusunda uzman akademisyenlerinden üç aylık örgün, 64 saatlik online eğitim alınmıştır. Daha sonra, dünya çapında yüzlerce mağazaya sahip ve veri madenciliğinde ileri düzeyde alt yapıya sahip bir perakende mağaza ile görüşülerek yaptıkları uygulamalar ile ilgili detaylı bilgi alınmıştır. Ayrıca, yerel ve ulusal perakende mağazaların yazılımcıları ve varsa pazarlama uzmanları ile görüşülmüş ve karşılaştıkları problemler gözlemlenmiştir. Tüm bu çalışmalardan yola çıkılarak yapılacak uygulamaya karar verilmiştir. Bu çalışmanın; Türkiye'de faaliyet gösteren perakende mağaza yöneticilerin, perakende sektör yazılım uzmanlarının ve pazarlama stratejileri geliştiren uzmanların dikkatini çekmesi beklenmektedir.

Çalışmada 2016, 2017 ve 2019 yılında alışveriş yapan 489 müşteriye ait veriler veri madenciliği sürecinden geçirilerek birliktelik kuralları oluşturulmuş, kümeleme analizi yapılarak benzer davranış sergileyen müşteriler gruplanmış, yapay sinir ağları ve lojistik regresyon ile tahminleme yapılarak sonuçlar kıyaslanmıştır. Tahminleme analizinde hem iki farklı yöntemin kıyaslanması hem de kullanılan verilerin rastgele oluşturulan 10 ayrı veri grubu şeklinde tekrar tekrar analiz edilmesi ile çalışmanın daha güçlü bir yapıya ulaştığı düşünülmektedir.

Uygulamanın ilk bölümünde yer alan birliktelik kurallarının oluşturulmasında Pazar sepeti analizinde yaygın bir şekilde kullanılan apriori algoritması kullanılmış, tahminleme kısmında ise ara yüz kullanılarak modeller oluşturulmuştur.

Tahminlemenin gücünü arttırabilmek için 2016 ve 2017 verileri eğitim ve test verisi olarak kullanılmış, 2019 verileri ise tahminlemede kullanılmıştır. Bu çalışmaya ait tahminleme modelleri 2019 yılında oluşturulduğu için verilerin güncelliğini sağlamak amacı ile tahminlemede 2019 yılına ait veriler kullanılmış, 2018 yılı verileri analiz dışı bırakılmıştır.

Toplam 489 müşteriye ait 45.650 adet satın alınan ürün, 40 adet ürün grubu ve 3.982 farklı ürün kaydından oluşan çalışmaya ait bulguları uygulama başlıklarına göre aşağıdaki gibi özetlemek mümkündür.

Demografik Değişkenlere İlişkin Bulgular

Alışveriş kaydı alınan müşterilerin %89,67'si erkek, %10,33'ü ise kadındır. Demografik farkın bu kadar yüksek olmasının nedenini öğrenebilmek için verilerin alındığı ve Kütahya'da faaliyet gösteren perakende firması ile görüşülmüştür. Görüşme sonunda; mağaza kredi kartının genellikle Kütahya'nın yerli halkı tarafından kullanılması, kartın geri ödemesinin yıllık yapılması ve düşük gelirli müşterilere yönelik bu imkanın sağlanması nedeniyle kartın büyük oranda ailenin çalışan bireyi olan erkek tüketici tarafından kullanılmasından kaynaklandığı öğrenilmiştir.

Tüketicilerin yaş dağılımlarına bakıldığında 41-50 yaş aralığına sahip tüketicilerin yoğunlukta olduğu ancak yaş dağılımının 30-60 yaş arasında gerçekleştiği ve 30 yaş altı ve 60 yaş üstü tüketicilerin oldukça düşük düzeyde kaldığı tespit edilmiştir. Alışveriş yapılan aylara bakıldığında genel olarak eşit bir dağılım görünmesine rağmen her yıl Haziran ve Aralık aylarında alışveriş oranının arttığı gözlemlenmiştir.

Satın alınan ürün dağılımına bakıldığında ise en yüksek düzeyde sebze ve meyvenin alındığı, bunu sırasıyla çikolata-şekerleme, bisküvi-kek, unlu mamüller ve süt ürünlerinin takip ettiği görülmektedir.

Birliktelik Kurallarına İlişkin Bulgular

Tahminleme çalışmasının temelini birliktelik kuralları oluşturmaktadır. Yapılan literatür çalışmasında birliktelik kurallarının genellikle pazar sepet analizi ve raf

düzenlemesinde kullanıldığı görülmüştür. Dolayısıyla bu çalışmada birliktelik kurallarının tahminleme modelinin oluşturulmasında kullanılmasının kavramsal çerçeveye katkı sağlayacağı söylenebilir.

Birliktelik kurallarının oluşturulmasında apriori algoritması kullanılmıştır. Analiz için 40 adet ürün grubu ve dört adet demografik değişken kullanılmıştır. Analiz esnasında 17 ürün grubunun sonuçlara etkisinin olmadığı gözlemlenmiş ve çalışma süresinin kısaltılabilmesi için bu ürün grupları analizden çıkarılmıştır. Birliktelik kurallarında her alışveriş fişinde yer alan ürün grupları değerlendirilmiş, 534 farklı işlem verileri denenmiş ve 103 adet birliktelik kuralı elde edilmiştir. Bu kurallardan %90'ın üzerinde güven düzeyine sahip 26 adet birliktelik kuralı tahminleme için kullanılmıştır. Birliktelik kurallarında sebze-meyve, çikolata-şekerleme, bisküvi-kek, unlu mamülleri ve süt ürünlerinin yoğun bir şekilde yer aldığı gözlemlenmiştir.

Kümeleme Analizine İlişkin Bulgular

Kümeleme analizi sonunda beş farklı küme elde edilmiştir. Analiz sonucu elde edilen kümeler benzer davranış sergileyen tüketicilerin bir araya getirildiği gruplardır. Kümeleme analizinde; “ürünün satın alındığı ay”, “cinsiyet” ve “yaş” değişkenleri yüksek düzeyde önem derecesine sahip iken, “alışveriş yapılan saat”ın kayda değer bir öneme sahip olmadığı gözlemlenmiştir. En yüksek önem derecesi olarak “ürünün satın alındığı ay” dikkate alınmıştır. Kümeler arası dağılıma bakıldığında, birinci kümede alışverişin yapıldığı 1, 6, 7 ve 8. aylar arasında yakın dağılım söz konusu iken en yüksek önem derecesine sahip ay altıncı aydır. Birinci kümede alışveriş yapan müşterilerin yaş ortalaması otuz dokuzdur. Bu küme erkek müşterilerden oluşmaktadır. İkinci kümede 2,4 ve 5. aylar arasında yakın dağılım söz konusu iken en yüksek önem derecesine sahip ay beşinci aydır. Yaş ortalaması otuz dört olan müşteriler erkek grubundan oluşmaktadır. Üçüncü kümede 3, 9 ve 12. aylar arasında yakın dağılım söz konusu iken en yüksek önem derecesine sahip ay on ikinci aydır. Yaş ortalaması kırk sekiz olan müşteriler erkek grubundan oluşmaktadır. Dördüncü kümede 10 ve 11. aylar birbirine yakın dağılım gösterirken, onuncu ay yüksek önem derecesine sahiptir. Bu gruptaki müşteriler yaş ortalaması otuz dört olan erkek müşterilerden oluşmaktadır. Son kümede ise aylar eşit dağılım göstermektedir. Kadın müşteri grubundan oluşan kümenin yaş ortalaması kırk ikidir.

Yapay Sinir Ağları ile Tahminleme Yöntemine İlişkin Bulgular

Yapay sinir ağları için MATLAB programının yapay sinir ağları ara yüzü kullanılmıştır. Tahminleme süreci üç aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada veriler normalize edilerek analize uygun hale getirilmiştir. İkinci aşamada; 2016 ve 2017 yılına ait verilerden elde edilen birliktelik kuralları rastgele üç bölüme ayrılmış, ilk bölüm programın eğitiminde, ikinci bölüm programın test edilmesinde ve üçüncü bölüm ise tahminlemede kullanılmıştır. Üçüncü aşamada ise 2019 yılına ait verilerden oluşturulan birliktelik kuralları ile tahminleme yapılmıştır. Tahminleme sonucunun güvenilirliğini test edebilmek için 25.974 adet birliktelikten oluşan rastgele seçilmiş 10 ayrı veri grubu ile analiz tekrarı yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar toplamda 82.056 birliktelikten oluşan tek tahminleme sonucu ile kıyaslanarak modelin güvenilir olduğu anlaşılmıştır. Analiz sonunda %99'un üzerinde bir doğru tahminleme oranı elde edilmiştir. 0,05'ten küçük düzeyde hata payı ve 1'e yakın bir R^2 değeri elde edilmiştir.

Lojistik Regresyon ile Tahminleme Yöntemine İlişkin Bulgular

Yapay sinir ağlarının tahminleme sonuçlarının kıyaslanabilmesi için binary lojistik regresyon ile tahminleme analizi yapılmıştır. Binary lojistik regresyon analizi ile tahminleme yönteminin seçilmesinin nedeni; birliktelik kurallarının 0-1 şeklinde ikili olması ve dolayısıyla tahminleme sonunda 0-1 şeklinde ikili tahmin sonuçlarının beklenmesidir. Binary lojistik regreyson yöntemi, kategorik ve ikili tahminleme için uygun bir yöntemdir (Önder ve Cebeci, 2002: 106).

Lojistik regresyonda, yapay sinir ağları yönteminde kullanıldığı gibi 82.056 adet birliktelik kullanılmıştır. Yine bu birliktelikler 10'ar adet farklı veri gruplarına rastgele olarak bölünmüş ve tahminlemenin benzer sonuçlar verip vermediği gözlemlenmiştir. Analiz sonunda %85'in üzerinde bir doğru tahminleme sonucu elde edilmiştir. 0.05'ten büyük bir hata payı ve sıfır düzeyinde -2 log değeri elde edilmiştir.

Tahminleme Modellerinin Kıyaslanmasına İlişkin Bulgular

Bu çalışma sonunda elde edilen tahminleme modellerinin doğruluk yüzdesinin yüksek olması gelecekte yapılacak çalışmalara temel oluşturacağından oldukça

önemlidir. Bu nedenle 0,05 hata payına göre hem yapay sinir ağı hem de lojistik regresyon sonuçları incelendiğinde yapay sinir ağlarından daha yüksek düzeyde doğru tahmin sonuçları elde edildiği söylenebilmektedir. Ayrıca yapay sinir ağı maksimum 15 iterasyonda doğru sonuçları elde ederken lojistik regresyon minimum 20 iterasyonluk 3 döngüde doğru sonuçları elde etmektedir. Milyonlarca verinin analiz edilerek binlerce tüketiciye anlık pazarlama kampanyasının oluşturulacağı bir perakende mağazasının düşünülürse 1 iterasyon bile çok büyük zaman kaybına neden olmaktadır. Veri madenciliği ve tahminleme çalışmasında önemli olan en kısa sürede en yüksek düzeyde tahmin sonuçlarına erişebilmektir. Bu nedenle, yapay sinir ağlarının tahminleme çalışmalarında kullanılması daha uygun olmaktadır.

Uygulama Sonucu Elde Edilen Bulguların Kullanım Alanlarına İlişkin Öneriler

Bu çalışma sonucu elde edilen bulgular perakende sektöründe çok farklı amaçlarda kullanılabilir. Çalışma alanlarını aşağıdaki gibi sıralamak mümkündür.

- Birliktelik kuralları yardımıyla perakende mağazasının raflarına ve alışveriş sepetlerine yerleştirilecek sensörler yardımıyla müşterinin mağaza içindeki hareket haritası oluşturulabilir. Müşterinin hangi rafta kaç saniye durduğu, buradan ürün satın alıp almadığı, mağazaya girdikten sonra ilk olarak mağazanın hangi yönüne yöneldiği, mağazada hiç uğramadığı bölümlerin neler olduğu konusunda bir haritalandırma yapıldıktan sonra müşterinin daha yoğun kullandığı alanlara daha az satılan ürünler yerleştirilerek bu ürünlerin satış oranlarının artıp artmadığı test edilebilir. Ayrıca kapı girişlerine konulan kampanya ürünleri ve satın alma noktaları müşterinin mağazaya ilk girdiğinde yoğun olarak yöneldiği yöne göre düzenlenerek bu ürünlerin satın alma miktarı arttırılabilir.
- Birliktelik kuralları yardımıyla müşterilerin yoğun olarak birlikte satın aldığı ürünler raflarda yan yana konarak satılabilir veya bu ürünler birlikte kampanyalı ürün grubu olarak satılabilir. Müşterinin ağırlıklı olarak satın aldığı ürünler mağazanın arka tarafına yerleştirilerek onun tüm mağazayı gezmesi sağlanabilir.
- Tahminleme modeli ile alışveriş sepetine küçük tabletler yerleştirilerek müşterilerin bu sensörlere kartlarını okutması sağlandıktan sonra müşterinin

demografik bilgilerine ve alışveriş kayıtlarına ulaşılabilir, müşterinin daha önce yapmış olduğu alışveriş davranışına göre anlık olarak indirim ve tanıtım kampanyaları oluşturulabilir. Müşterinin sepetine attığı her ürün sonunda anlık olarak birlikte satın alabileceği ürünlere ilişkin iskonto oluşturulabilir.

- Müşterinin ürünleri kullanım süreleri hesaplanarak bitmeye yakın ürünlere ilişkin anlık olarak iskonto veya kampanya oluşturularak müşteri mağazadan çıkmadan o ürünü satın alması sağlanabilir.
- Mağazaya özel uygulama (application) oluşturulduktan sonra beacon teknolojisi yardımıyla bu uygulamayı kullanan mağaza içi ve mağaza dışı müşterilere erişilerek anlık pazarlama kampanyaları oluşturulabilir. Beacon teknolojisi, bir alan içerisinde farklı noktalara yerleştirilen, belirli bir uzaklıktaki uygulamalara erişebilen bir akıllı sensör teknolojisidir (Sichitiu ve Ramadurai, 2004:174). Bu sensör yardımıyla müşterinin satın alma eğilimi gösterebileceği ürünler tahmin edilerek anlık olarak uygulamaya kampanya gönderilebilir.
- Müşterinin özel günlerde nasıl bir alışveriş davranışı sergilediği analiz edilerek bu özel günlerde alabileceği ürünler tahmin edilebilir ve buna uygun kampanyalar oluşturulabilir.
- Müşterinin satın aldığı ürün miktarı, ürün türü ve demografik özellikleri birlikte analiz edilerek müşterinin yaşam döngüsü tahmin edilebilir ve bu yaşam döngüsüne uygun ürün kampanyaları oluşturulabilir.
- Kümeleme ve tahminleme yardımıyla daha önce mağazadan hiç alışveriş yapmamış müşterinin alışveriş davranışları tahmin edilebilir ve anlık kampanyalar oluşturulabilir. Benzer şekilde tahminleme modeli bir sınıflama yöntemine dayandığı için müşterilerin hangi segmente ait olduğu tahmin edilerek buna uygun fiyat veya özellikte ürün önerileri hazırlanabilir.

Çalışmanın Kısıtlarına İlişkin Öneriler

Çalışma için ihtiyaç duyulan verilerin toplanması ve analiz edilmesi sürecinde çeşitli kısıtlar ve problemler ile karşı karşıya gelinmiştir. Bu nedenle çalışmayı gelecekte kullanmak isteyen araştırmacıların daha iyi sonuçlar elde edebilmeleri için aşağıda yer alan problemleri göz önünde bulundurmaları önerilmektedir.

- Çalışma için kullanılan veriler Kütahya'da faaliyet gösteren yerel bir perakende mağazasından alınmıştır. Mağaza henüz veri madenciliği sürecini uygulamadığı için demografik değişkenler oldukça kısıtlıdır. Bu nedenle modelin daha geniş değişkenlerle tekrar analiz edilmesi daha güçlü birlikteliklerin ve daha yüksek düzeyde tahmin sonuçlarının elde edilmesine olanak sağlayacaktır.
- Marketin kredi kartı normal market kartına göre daha fazla değişkene sahip olduğundan veriler market kredi kartından alınmıştır. Ancak bu kredi kartını kullanan tüketici sayısı kısıtlı olduğundan daha geniş tüketici kitlesine ulaşabilmek için müşteri sayısı yüksek verilerle bu modelin tekrar çalıştırılması farklı alışveriş davranışı sergileyen müşteri kümelerinin oluşturulmasını sağlayacaktır.
- Alışveriş kayıtları alınan tüketiciler ağırlıklı olarak Kütahyalı olduğundan farklı coğrafi bölgelerde yaşayan ve farklı kültürlere sahip müşterilere ilişkin verilerle bu analizin yapılması alt kültür gruplarına yönelik tahminleme imkanı sağlayacaktır.
- Müşteri cinsiyeti arasındaki farkın yüksek olması nedeniyle cinsiyetin eşit sayıda alınmasının kümeleme ve tahminleme sonuçlarına etkisinin irdelenmesi gerekmektedir.

Yukarıda sıralanan tüm kısıtlar, perakende mağaza yöneticileri veya uygulayıcıları için bir öneri olarak dikkate alınabilir. Henüz veri madenciliği süreci uygulamayan veya veri tabanını yeni oluşturan perakende mağazalar, bu öneriler ve kısıtlara göre veri tabanı kaydı oluşturduklarında daha geniş değişkenlerle daha detaylı analiz imkanı bulabileceklerdir. Ayrıca, uzun yıllar kayıt altına alınan verilerin birer yığın haline gelmesinden ziyade değerli bilgiye dönüşmesi fırsatını elde edeceklerdir.

Bu çalışma sonucu elde edilen bulguların ve önerilerin hem yapay sinir ağları konusunda çalışacak araştırmacılara hem de veri madenciliği sürecini yürüten veya yürütmek isteyen perakende mağazalarına yol gösterici olması temenni edilmektedir.

KAYNAKÇA

Abdul, Mohani, Ismail, Hashanah, Hashim, Haslina and Johari, Juliana. **Consumer Decision Making Process in Shopping for Halal Food in Malaysia**, China-USA Business Review, Volume 8, Number 9, (Serial No.75), 2009, pp. 40-47.

Açıklalın, Sezgin ve Gül, Ekrem. **Sosyal Sınıflarda Tüketimin Sınıf Belirleyicilik Rolü**, Selçuk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi, Cilt 6, Sayı 12, 2006, ss. 15-28.

Agarwal, Rohan, Retail Promotion Strategy: Push, Pull and Mixed Strategy, **Your Article Library**, <http://www.yourarticlelibrary.com/retailing/retail-promotion-strategy-push-pull-and-mixed-strategy/48375>, (02.06.2019).

Agrawal, R., Imielinski, T. and Swami, A. **Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases**, Proceeding of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data, 1993, pp. 207-216, Aktaran: Srikant, Ramakrishnan, Vu, Quoc and Agrawal, Rakesh. **Mining Association Rules with Item Constraints**, KDD-97 Proceedings, American Association for Artificial, 1997, pp. 67-73.

Akçay, Hamit. **Gıda Perakendeciliğinde İş Yeri Ve İş Gücü Verimliliği**, Başlık Yayın Grubu, 1. Baskı, İstanbul, 2011.

Akgül, Erdal, Üstündağ, Mutlu, Tahsin Ve Tanrıverdi, Mustafa. **Perakende Sektöründe Kampanya Yönetimine Yönelik İş Zekası Uygulaması**, Gazi Akademik Yayıncılık Yapay Zeka Çalışmaları, Cilt 4, Sayı 1, ss. 8-25.

Akgün, Özlem, V. **Modern Alışveriş Merkezlerinin Tüketici Davranışları Üzerindeki Etkisi ve Konya İlinde Bir Uygulama**, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya, 2008.

Akkurt, Abdullah. **Yapay Sinir Ağları Ve Türkiye Elektrik Tüketimi Tahmin Modeli**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2005.

Aksoy, Temel, Perakende Rönesansı, **Temelaksoy Blog**, 19.09.2011, <https://www.temelaksoy.com/Perakende-Ronesansi>, (06.06.2019).

Aksoy, Temel, Alışverişçi Nasıl Davranır? **Temelaksoy Blog**, 26.09.2011, <https://www.temelaksoy.com/alisverisci-nasil-davranir>, (06.06.2019).

Aksoy, Temel, Satın Alma Yolculuğu Nedir? **Temelaksoy Blog**, 22.03.2016, <https://www.temelaksoy.com/satin-alma-yolculugu-nedir>, (08.06.2019).

Aksu, İneyet, Özge ve Çoban Ramazan. **Çok Katmanlı-Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (MFLNN) ve Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO) Kullanarak Bir DC Motor Tanılaması**, Eleco 2014 Elektrik Elektronik Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu, 27-29 Kasım 2014, Bursa.

Aktuğlu, Işıl, Karpat, Temel, Ayşen, **Tüketiciler Markaları Nasıl Tercih Ediyor? Kamu Sektörü Çalışanlarının Giysi Markalarını Tercihini Etkileyen Faktörlere Yönelik Bir Araştırma**, Sayı 15, 2006, ss. 43-59.

Akyüz, İlker. **Mobilya Satın Almada Tüketici Davranışlarını Etkileyen Psikolojik, Sosyo-Psikolojik ve Sosyo Kültürel Faktörlerin İncelenmesi**, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2006.

Alexander, Doug. “Data Mining”, **The University of Texas at Austin College of Liberal Art**, 14.07.1997, https://www.laits.utexas.edu/~anorman/BUS.FOR/course.mat/Alex/#Top_of_Page, (27.06.2019).

Alkan ve Tellibayraktar, “Veri Madenciliği ile Perakende Sektöründe Rekabet Avantajı Kazanın”, **Oracle Türkiye Online Köşe Yazısı**, 09.12. 2011, <http://itadviser.com.tr/veri-madenciligi-ile-perakende-sektorunde-rekabet-avantaji-kazanın>, (01.07.2019).

Allurwar, Navalkrushna, Nawale, Balasaheb and Patel, Swapnesh. **Beacon for Proximity Target Marketing**, International Journal Of Engineering And Computer Science, Volume 5, Issue 5 2016, pp. 16359-16364.

Al-Mudimigh, Abdullah, Farrukh and Ullah, Saleem, Zahid. **Efficient Implementation of Data Mining: Improve Customer's Behavior**, 2009 IEEE, 2009, pp.7-10, Aktaran: Mazumdar, Aniruddha. **Predicting Customer Purchase in an Online Retail Business, A Data Mining Approach**, Thesis Report, National Institute of Technology Rourkela, Department of computer Science & Engineering, Rourkela, 2010, p. 11.

Alp, Murat ve Cıgızođlu, H., Kerem. **Farklı Yapay Sinir Ađı Metodları ile Yađış-Akış İlişkinin Modellenmesi**, İstanbul Teknik Üniversitesi (İTÜ) Mühendislik Dergisi, Cilt 3, Sayı 1, 2004, ss. 80-88.

Altıntaş, Murat, Hakan. **Tüketici Davranışları**, Alfa Kitabevi, Bursa, 2000.

Altunışık, Remzi, Özdemir, Şuayıp ve Torlak, Ömer. **Modern Pazarlama**, Deđişim Yayınları, 2. Baskı, İstanbul, 2002.

Altunışık, Remzi, Özdemir, Şuayıp ve Torlak, Ömer. **Pazarlama İlkeleri ve Yönetimi**, Beta Yayıncılık, 2. Baskı, İstanbul, 2016.

Anderberg, Michael, R. **Cluster Analysis for Applications: Probability and Mathematical Statistics**, Academic Press, Inc, New York, 1973.

Angelovska, Julijana, Sotiroska, Snezana, Bilic, Angelovska, Nina. **The Impact of Environmental Concern and Awareness on Consumer Behaviour**, Journal of International Environmental Application and Science, Volume 7, Issue 2, 2012, pp. 406-416.

Ardıç, Sinan. **Yapay Sinir Ađları Kullanılarak Santrifüj Pompalarda Performans Tayini**, Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, 2014.

Arıkan, Kargı, Sinem. **Yapay Sinir Ağ Modelleri ve Bir Tekstil Firmasında Uygulama**, Ekin Basım Yayın Dağıtım, Bursa, 2015.

Arpacı, Tamer, Tuncer, Doğan, Ayhan, Doğan, Yaşar, Böge, Erinç ve Üner, M., Mithat., **Pazarlama**, Gazi Yayınları, Ankara, 1992.

Arslan, İ., Kahraman. Otomobil Alımında Tüketici Davranışlarını Etkileyen Faktörler, İstanbul Ticaret Üniversitesi Dergisi, Sayı 3, 2003-6, ss. 83-103.

Arslan, Kahraman ve Ersun, Nur. **Moda Sektöründe Faaliyet Gösteren Mağazalarda Müşterilerin Mağaza Tercihinde Mağaza Tasarımının Önemi Ve Tasarım Kriterleri**, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Yıl 10, Sayı 19, 2011, ss. 221-245.

Ashman, Rachel, Solomon, Michael R., & Wolny, Julia. **An Old Model for A New Age: Consumer Decision Making in Participatory Digital Culture**. Journal of Customer Behaviour, Volume 14, Issue 2, 2015, pp. 127–146.

Ataseven, Burçin. **Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi**, Öneri Dergisi, Cilt. 10, Sayı. 39, 2013, ss. 101-115.

Ateş, Yalçın ve Karabatak, Murat. **Nicel Birliktelik Kuralları İçin Çoklu Minimum Destek Değeri**, Fırat Üniv. Müh. Bil. Dergisi, Cilt 29, Sayı 2, 2017, ss. 57-65.

Ateşoğlu, İrfan ve Türkkahraman, Mimar. **Çocukların Tüketici Olarak Sosyalleşmesi**, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 14, Sayı 3, 2009, ss. 215-228.

Atılğan, Özcan, Oskay, Cansel ve Çiçek, Ercan. **Tüketicilerin Gıda Perakendeciliğinden Memnuniyetlerine Göre Bölümlendirilmesi: Bölümler Arası Demografik ve Sosyo-Ekonomik Farklılıkların İncelenmesi**, Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 14, Sayı 1, 2012, ss. 163-177.

Assets KPM, “Sektörel Bakış: Perakende”, 2019, <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/tr/pdf/2019/03/sektorel-bakis-2019perakende.pdf>.

Avcılar, Mutlu, Yüksel and Yakut, Emre. **Association Rules in Data Mining: An Application on a Clothing and Accessory Specialty Store**, Canadian Social Science, Volume 10, Number 3, 2014, pp. 75-83.

Ay, Derya. **Veri Madenciliği Ve Apriori Algoritması ile Süpermarket Analizi**, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2009.

Aydemir, Emrah ve Yavuz, Mehmet. **Mevsimplere Göre İlaç Satış Verilerinin Birliktelik Analizi ile İncelenmesi**, Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi, Cilt 3, Sayı 1, 2019, ss. 23-30.

Aydın, Kenan, **Perakende Yönetiminin Temelleri**, Nobel Yayın Dağıtım, 2. Baskı, Ankara, 2007.

Aydın, Sinan ve Özkul, Ali, Ekrem, **Veri Madenciliği ve Anadolu Üniversitesi Açıköğretim Sisteminde Bir Uygulama**, Eğitim ve Öğretim Araştırmaları Dergisi, Cilt 4, Sayı 3, 2015, ss. 36-44.

Azher, Ali, Syed. **Factors Influencing Consumer Buying Behaviour: A Review**, Pune Research World An International Journal of Interdisciplinary Studies, Volume 1, Issue 1, 2016, pp. 1-6.

Baddari, Kamel, Djarfour, Nouredine, Aïfa, Tahar and Ferahtia, Jalal. **Acoustic Impedance Inversion by Feedback Artificial Neural Network**, Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 71, 2010, pp. 106–111.

Bagozzi, Richard, P., Gopinath, Mahesh and Nyer, Prashanth, U. **The Role of Emotions in Marketing**, Journal of the Academy of Marketing Science, Vol 27, No 2, 1999, pp. 184-206.

Bahar, Halil, İbrahim. **Sosyoloji**, USAK Yayınları, 3. Baskı, Ankara, 2009.

Baker, Julie, Grewal, Dhruv and Parasuraman, A. **The Influence of Store Environment on Quality Inferences and Store Image**, Journal of the Academy of Marketing Science, Volume 2, Issue Number 4, 1994, pp. 328-339.

Bardakçı, Hasan, Özçelik, Oğuzhan ve Kılıç, Serpil. **Cinsiyet İle Tüketici Davranışları Arasındaki İlişkinin İncelenmesi ve Ampirik Bir Uygulama**, Uluslararası Sosyal Araştırmalar Dergisi, Cilt 8, Sayı 40, 2015, ss. 620-626.

Bargh, John, A. **Losing Consciousness: Automatic Influences on Consumer Judgment, Behavior, and Motivation**, Journal of Consumer Research, Volume 29, Issue 2, 2002, pp. 280–285.

Barutçu, Süleyman. **Perakendecilik Sektöründe Teknolojik Değişim: E-Perakendecilik, E-Mağaza Bağlılığı ve E-Mağaza Bağlılığını Etkileyen Faktörler**, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Cilt 13, Sayı 1, 2008, ss. 317-334.

Batı, Uğur, **Hedef Kitle Davranışını Etkileyen Bir Unsur Olarak Reklamlarda Müzik Kullanımı Konusundaki Yazının İncelenmesi**, Uluslararası İnsan Bilimleri Dergisi, Cilt 7, Sayı 2, 2010, ss. 778-808.

Bates, Albert, D. **Retailing and Its Environment**, D. Van Nostrand Company, New York, 1979.

Baykaldı, Rasim. **Tüketicilerin Mağaza Atmosferi Faktörlerinden Renk, Müzik ve Kokuya Karşı Tutumları**, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2015.

Bayrak, Temel. **Harita Mühendisleri İçin Sayısal Çözümleme**, Gümüşhane, 2010, Elektronik Versiyon: <http://193.255.101.90/~sdoganalp/yayinlar/sayisal.pdf> (01.02.2019).

Bayraktar, Erkan ve Kaleli, Fatih, “Sanal gerçeklik ve uygulama alanları”, **Akademik Bilişim Konferansı**, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya, 31 Ocak-2 Şubat 2007, ss. 1-6.

Bayton, James, A. **Motivation, Cognition, Learning: Basic Factors in Consumer Behavior**, Journal of Marketing, Volume 22, Issue 3, 1958, 282-289.

Beals, Ralph, Leon ve Hoijer, Harry. **Antropolojinin Konusu ve Alanı**, (Çev. Gürbüz Erginer), Ankara Üniversitesi Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi Dergisi, Cilt 35, Sayı 2, 1991, ss. 9-34.

Bearden, William, O., and Etzel, Michael, J. **Reference Group Influence on Product and Brand Purchase Decisions**, Journal of Consumer Research, Volume 9, Number 2, 1982, 183-194.

Bedir, Erişti, Suzan, Duygu ve Urgan, Görkem. **Görsel Algı Kuramlarına Göre Reklam İçerikli Tasarımların Değerlendirilmesi**, Art-e Sanat Dergisi, Cilt 9, Sayı 17, 2016, ss. 313-342.

Becker, 2002, Aktaran: Mushtaq, Aiman. and Kanth, Hina. **Data Mining For Marketing**, International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, Volume 3, Number 3, 2015, pp. 985.

Belk, R, W. **Situational Variables and Consumer Behavior**, Journal of Consumer Research, 1975, pp. 157-164, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Berman, Barry and Evans, Joel, R. **Retail Management A Strategic Approach**, Prentice Hall, Seventh Edition, New Jersey, 1998.

Bettman, James, R., and Park, C., Whan. **Effects of Prior Knowledge and Experience and Phase of the Choice Process on Consumer Decision Process: A Protocol Analysis**, Journal of Consumer Research, 1980, pp. 234-248.

Bilge, Atıl ve Göksu, Nusret. **Tüketici Davranışları**”, Gazi Kitabevi, Meslek Yüksekokulları Serisi, Ankara, 2010.

Blackwell, Roger, D., Miniard, Paul., W. and Engel, James, F. **Consumer Behavior**, 9th ed, Mason, OH: South-Western, 2001, Aktaran: Gómez-Díaz, Javier, Andrés. **Reviewing a Consumer Decision Making Model in Online Purchasing: An ex-post fact Study with a Colombian Sample**, Avances en Psicología Latinoamericana, Bogotá (Colombia), Volume 34(2), 2016, p. 274.

Bolen, William, H. **Contemporary Retailing**, Prentice-Hall, INC, New Jersey, 1978.

Boone, Louis, E. and Kurtz, David, L. **Contemporary Marketing**, The Dryden Press, Orlando, 1995, Aktaran: Kurşunluoğlu, Emel. **Mağazalı Perakendeciler Ve Müşteri Servisleri**, Journal of Yasar University, Cilt 4, Sayı 14, 2009, s. 2176.

Boran, Şebnem. **Perakendecilik Sektörüne Genel Bakış**, İzmir Ticaret Odası Ocak Ar-Ge Bülteni, Alındığı Adres: http://www.izto.org.tr/Portals/0/IztoGenel/Dokumanlar/perakendecilik_sektorune_genel_bakis_s_boran_26.04.2012%2021-59-33.pdf (25.06.2019), 2007.

Buchanan, Leigh and O'Connell, Andrew. **A Brief History Of Decision Making**, Harvard Business Review, Vol 84, Issue 1, 2006, pp. 32–41.

Burden, Frank and Winkler, Dave. **Bayesian Regularization of Neural Networks**, Artificial Neural Networks, 2008, pp. 23–42.

Cabena, P., Hadjinian, P., Stadler, R., Verhees, J., and Zanasi, A. **Discovering Data Mining, From Concept to Implenmentation**, Prentice Hall, New Jersey, 1998, Aktaran: Hormozi, Amir, M. and Giles, Stacy. **Data Mining: A Competitive Weapon**

for Banking and Retail Industries, Information Systems Management, Volume 21, Numer 2, 2004, pp. 63.

Calp, M., Hanefi, Dođan, Ahmet, Özköse, Hakan ve Arı, Setaç, **Müşteri İlişkileri Yönetiminin Tüketici Davranışları Üzerine Etkisi**, Akademik Bilişim Konferansı, Eskişehir, 2015.

Can, Mehmet, Berkay, Çamur, Eren, Kuru, Mine, Özkan, Ömer ve Rzayeva, Zeynep. **Veri Kümelerinden Bilgi Keşfi: Veri Madenciliđi**, Başkent Üniversitesi Tıp Fakültesi 14. Öğrenci Sempozyumu, Ankara, 2012.

Cao, Lijuan and Gu, Qingming. **Dynamic Support Vector Machines for Non-Stationary Time Series Forecasting**. Intelligent Data Analysis, Value 6, Number 1, 2002, pp. 67–83.

Carneiro da Rocha, Bruno and Timóteo de Sousa Júnior, Rafael. **Identifying Bank Frauds Using CRISP-DM and Decision Trees**, International journal of computer science & information Technology (IJCSIT), Volume 2, Number 5, 2010, pp. 162-169.

Carr, Jenna. “An Introduction to Genetic Algorithms”, **Academic Document**, 16.05.2014, pp. 1-40, <https://www.whitman.edu/Documents/Academics/Mathematics/2014/carrjk.pdf>, (29.06.2019).

Cengiz, Emrah ve Özden, Berna. **Perakendecilikte Büyük Alışveriş Merkezleri ve Tüketicilerin Büyük Alışveriş Merkezleri ile İlgili Tutumlarını Tespit Etmeye Yönelik Bir Araştırma**, Ege Akademik Bakış Dergisi, Cilt 2, Sayı 1, 2002, ss. 1-15.

Ceran, Yunus ve Bezirci, Muhammet. **Pazarlama Bilgi Sistemi-Muhasebe Bilgi Sistemi İlişkisine Stratejik Bir Yaklaşım: Stratejik Pazarlama Muhasebesi**, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı 26, 2011, ss. 103-115.

Ceylan, Hasan, Hüseyin. **Perakende Sektöründe Konjoint ve Kümeleme Analizi ile Fayda Temelli Pazar Bölümlendirme**, Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Yönetim Ve Ekonomi Dergisi, Cilt:20, Sayı:1, 2013, ss. 141-154.

Ceylan, Zeynep, Gürsev, Samet ve Bulkan, Serol. **İki Aşamalı Kümeleme Analizi ile Bireysel Emeklilik Sektöründe Müşteri Profiline Değerlendirilmesi**, Bilişim Teknolojileri Dergisi, Cilt 10, Sayı 4, 2017, ss. 475-485.

Chamat, Ramzi. Marketing Strategy: Part 1, **8 Ways Media**, 05.12.2018, <https://www.8ways.ch/en/digital-news/5-benefits-data-mining-your-marketing-strategy-part-1>, (02.06.2019).

Chin, Carolyn, Ye-Phern and Swatman, Paula, M., C. **The Virtual Shopping Experience: Using Virtual Presence to Motivate Online Shopping**, AJIS Volume 13, Number 1, 2005, pp. 239-253.

Chisnall, Peter, M. **Marketing a Behavioural Analysis**, McGraw-Hill Book Company (UK) Limited, England, 1975.

Chui, Michael, Loffler, Markus, and Roberts, Roger, “The Internet of things”, **McKinsey Quarterly**, March 2010, https://www.mckinseyquarterly.com/The_Internet_of_Things_2538, Aktaran: Gobble, MaryAnne, M. **Big Data: The Next Big Thing in Innovation**, Research-Technology Management, Volume 56, Number 1, 2013, p. 64.

Cook, Jim, What is the difference between retail and marketing? Which is more beneficial?, **Quora**, 30.03.2018, <https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-retail-and-marketing-Which-is-more-beneficial>, (02.06.2019).

Cover, T., M. and Hart, P. E. **Nearest Neighbor Pattern Classification**, IEEE Transactions on Information Theory, Volume 13, Number 1, 1967, pp. 21–27.

Çabuk, Serap, Nakıboğlu, Burak ve Keleş, Ceyda. **Tüketicilerin Yeşil (Ürün) Satın Alma Davranışlarının Sosyo-Demografik Değişkenler Açısından İncelenmesi**,

Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 17, Sayı 1, 2008, ss. 85-102.

Çakmak, Ali, Çağlar. Outlet Alışveriş Merkezlerinden Alışveriş Yapanların Bu Alışveriş Merkezleriyle İlgili Algılamaları: Safranpark Outlet Alışveriş Merkezi Örneği, Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 8, Sayı 15, 2012, ss. 19-36.

Çatı, Kahraman. **Süpermarketlerin Tercih Edilmesinde Etkili Olan Faktörlerin Belirlenmesine Yönelik Bir Araştırma**, Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 6, Sayı 22, 2007, ss. 150-168.

Çayıroğlu, İbrahim, “İleri Algoritma Analizi-5: Yapay Sinir Ağları”, www.ibrahimcayiroglu.com, 2015, <http://www.ibrahimcayiroglu.com/Dokumanlar/IleriAlgoritmaAnalizi/IleriAlgoritmaAnalizi-5.Hafta-YapaySinirAglari.pdf>, (30.06.2019).

Çelik, Şenol. **Kümeleme Analizi İle Sağlık Göstergelerine Göre Türkiye’deki İllerin Sınıflandırılması**, Doğu Üniversitesi Dergisi, Cilt 14, Sayı 2, 2013, ss. 175-194.

Çınar, Didem. **Hidroelektrik Enerji Üretiminin Hibrid Bir Model İle Tahmini**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2007.

Çınar, Recai ve Çubukcu, İhsan. **Tüketim Toplumunun Şekillenmesi ve Tüketici Davranışları Karşılaştırmalı Bir Uygulama**, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 13, Sayı 1, 2009, ss. 277-300.

Çokluk, Ömay. **Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama**, Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri, Cilt 10, Sayı 3, ss. 1357-1407.

Dan, Songjian, Yang, Simon, X., Tian, Fengchun and Den, Lie. **Classification of Orange Growing Locations Based on the Near-infrared Spectroscopy Using Data**

Mining, Intelligent Automation and Soft Computing, Volume 22, Number 2, 2015, pp. 229–236.

Danışman, Ali, Şahin ve Gündüz, Şafak. **X ve Y Kuşaklarının Dışarıdan Kahvaltı Satın Alma Davranış Farklılıkları**, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı 22 (Özel Sayı), 2018, ss. 707-728.

Dawson, Scott, Bloch, Peter, H. and Ridgway, Nanacy, M. **Shopping Motives, Emotion States, and Retail Outcome**, Journal of Retailing, 66, 1990, pp. 408–27.

Decruyenaere, Alexander, Decruyenaere, Philippe, Peeters, Patrick, Vermassen, Frank, Dhaene and Couckuyt, Ivo. **Prediction of Delayed Graft Function After Kidney Transplantation: Comparison Between Logistic Regression And Machine Learning Methods**, BMC Medical Informatics and Decision Making Volume 15, Number 83, 2015, pp. 1-10.

Demirci, Fatma, **Perakendecilikte Mağaza Düzenlemesi**, Beta Basım Yayım Dağıtım A.Ş., 1. Baskı, İstanbul, 2000.

Design Council, “Design in Britain 1997-98”, **Design Council**, London, 1997, Aktaran: McGoldrick, Peter, **Retail Marketing**, The McGraw-Hill Companies, Second Edition, Berkshire, 2002, p. 454.

Kocakoç, Deveci, İpek, **MATLAB ve İstatistiksel Veri Analizi**, 3. Basım, Nobel Yayınları, Ankara, 2015.

Dey, Ayon, **Machine Learning Algorithms: A Review**, (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, Volume 7, Number 3, 2016, pp. 1174-1179.

DigitalTalks, Alışveriş Deneyiminizi Değiştirecek 3 Trend, 01.04.2016, **Basın Bülteni**, <https://www.digitaltalks.org/2016/01/04/alisveris-deneyimimizi-degistirecek-3-trend/>, (07.06.2019).

Diler, Ali İhsan. **İMKB Ulusal-100 Endeksinin Yönünün Yapay Sinir Ağlarıyla Hata Geriye Yayma Yöntemi İle Tahmin Edilmesi.** İMKB Dergisi, Sayı 7, 2003, ss. 66-81,.

Dinçer, Banu ve Dinçer, Caner. **Tüketicilerin Alışveriş Merkezi Ziyareti Ve Davranışı: Üniversite Öğrencileri Üzerine Bir Araştırma,** Selçuk Üniversitesi İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi, Cilt: 15, Sayı: 21, 2011, ss. 317-331.

Disney, Andrew, “Network Clustering”, **Cambridge Intelligence**, 11.01.2016, <https://cambridge-intelligence.com/keylines-network-clustering>, (30.06.2019).

Doherty, K., A., J., Adams R., G. and Davey, N. **Non-Euclidean Norms and Data Normalisation, European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium),** ESANN'2004 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium), d-side publi., 28-30 April 2004, pp. 181-186.

Donovan, R., J. and Rossiter, J., R. **Store Atmosphere: An Environmental Psychology Approach,** Journal of Retailing, 58, pp. 34–57.

Duman, Teoman ve Yağcı, Mehmet, İsmail. **Süpermarket Müşterilerinin Devamlı Alışveriş Niyetlerini Etkileyen Faktörler: Bir Model Denemesi,** ODTÜ Gelişme Dergisi, Sayı 33, 2006, ss. 87-116.

Dunne, Patrick, Lusch, Robert, Gable, Myron and Gebhardt, Randall. **Retailing,** South Western Publishing Company, USA, 1992, Aktaran: Aksulu, İkbal, **Mağaza Atmosferinin Müşteri Sadakati Oluşturmadaki Rolü: Büyük Ölçekli Gıda Perakendeciliğinde Bir Araştırma,** Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir, s. 32.

Durmaz, Yakup ve Reyhan Bahar Oruç. **Tüketicilerin Satın Alma Davranışları Üzerinde Sosyolojik Faktörlerin Etkisinin İncelenmesine Yönelik Bir Çalışma,** Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt:10, Sayı:37, 2011, ss. 60-77.

Durmuş, Abdullah. **Doğrudan Satış Yöntemlerinden Çok Katlı Pazarlama (Network Marketing) ve Fıkıhî Değerlendirmesi**, İstanbul Üniversitesi İlahiyat Fakültesi Dergisi, Sayı 33, 2015, ss. 205-228.

East, R, Lomax, W., Wilson, G. and Hars, P. **Decision making and habit in shopping times**, European Journal of Marketing, Vol 28, No 4, 1993, pp. 56-71, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Ebster, Claus and Garaus, Marion. **Store Design and Visual Merchandising, Creating Store Space That Encourages Buying**, Business Expert Press, LLC, New York, 2011, https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=1kg8S3LuzCQC&oi=fnd&pg=PP9&dq=%22store+atmosphere+doors&ots=9eHem2ASxO&sig=3qtUKY9VEbpZviX0RVC94WRQBvM&redir_esc=y#v=onepage&q=door&f=false, (01.06.2019).

Elden, Müge. **Hedef Kitle Davranışlarını Etkileyen Psikolojik Bir Faktör Olarak Öğrenme: Öğrenme ve Reklam İlişkisi**, Gazi Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi, Sayı 18, 2003, ss. 1-29.

Elpeze, Ergeç, Nüket. **Televizyon Reklamlarına Yönelik Şüphe, İkna Bilgi Modelinin Yorumlanması**, Anadolu Üniversitesi İletişim Bilimleri Fakültesi Yayınları, No 1553, Eskişehir, 2004.

Emel, Gül, Gökay ve Taşkın, Çağatan, **Veri Madenciliğinde Karar Ağaçları Ve Bir Satış Analizi Uygulaması**, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 6, Sayı 2, Bursa, 2005, ss. 221-239.

Emir, Oktay ve Avan, Ali. **Yabancı Turistlerin Satın Alma Karar Sürecinde Kültürel Varlıkların Etkisi: Konya Örneği**, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı 24, 2010, ss. 203-2019.

Engel, James, F. and Blackwell, Roger, D. **Consumer Behavior**, The Dryden Press, Fourth Edition, New York, 1982.

Engin, Öztürk, Merve, Büşra, **Tüketici Davranışları**, Ekin Basım Yayın Dağıtım, Bursa, 2015.

Engineering Statistik Handbook, “NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods”, **Engineering Statistik**, <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>, date, (01.07.2019).

Enginkaya, Ebru. **Elektronik Perakendecilik Elektronik Alışveriş**, Ege Akademik Bakış Dergisi, Cilt 6, Sayı 1, 2006, ss. 10-16.

Er, Orhan. **Yapay Sinir Ağları, Lojistik Regresyon ve Karar Ağaçları Uygulamaları İle Kariyer Başarısı Tahmini: Akademisyenler Üzerine Bir Araştırma**, Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta, 2016.

Eramo, Mark, D. and Sutter, Christopher, M. **Automated Psychological Categorization Via Linguistic Processing System**, Thesis, Naval Postgraduate School, California, 2004.

Erciş, Aysel, Ünal, Sevtap, Can, Polat. **Yaşam Tarzlarının Satın Alma Karar Süreci Üzerindeki Rolü**, Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt 21, Sayı 2, 2007, ss. 281-311.

Ergeneli, Azize ve Eryiğit, Mehmet. **Öğretim Elemanlarının İş Tatmini: Ankara’da Devlet ve Özel Üniversite Karşılaştırması**, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 19, Sayı 2, 2001, ss. 159-178.

Ergezer, Çağrı, “Tüketici Davranışı Nedir?”, **Ergezer.net**, 10.10.2018, <https://ergezer.net/tuketici-davranisi.html>, (11.06.2019).

Ersoy, Aslı ve Gülmez, Mustafa, **Doğrudan Pazarlama Araçlarının Konaklama İşletmelerinde Kullanımı: Antalya İli Örneği**, Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi, Cilt 24, Sayı 1, 2013, ss. 23 – 40.

Ertuna, Derya, Güneş. **Gıda Perakendeciliği Örneğinde Müşteri Memnuniyetinin Müşteri Sadakati Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi**, Uluslararası Akademik Yönetim Bilimleri Dergisi, Cilt 4, Sayı 5, 2018, ss. 277-306.

Euromesaage, “CRISP Nedir? CRISP Sürecinde Kullanılan 6 Aşama”, **Euromessage**, 09.11.2016, <https://blog.euromsg.com/crisp-nedir-crisp-surecinde-kullanilan-6-asama>, (27.06.2019).

Fadlalla, Adam and Lin Chien-Hua. **An Analysis of the Applications of Neural Networks in Finance**, Interfaces, Volume 31, Number 4, 2001, pp. 112-122.

Falke Information, Overview and Evolution of the Global Retail Industry, **Global industry report (sample)**, Sao Paulo, April 2016, <http://falkeinformation.org/wp-content/uploads/2016/04/EN-Falke-Global-Industry-Report-Retail-2016-sample.pdf>, (15.06.2019).

Fang, Jiaming, Wen, Chao, George, Benjamin and Prybutok Victor, R. **Consumer Heterogeneity, Perceived Value, and Repurchase Decision-Making in Online Shopping: The Role of Gender, Age, and Shopping Motives**, Journal of Electronic Commerce Research, Volume 17, Number 2, 2016, pp. 116-131.

Fernie, John and Sparks, Leigh. **Retail logistics: changes and Challenges**, Logistics and retail management, 2014, pp. 1-25, <https://www.researchgate.net/publication/241410437>.

Fiore, Ann, Marie and Kim, Jihyun. **An integrative framework capturing experiential and utilitarian shopping experience**, International Journal of Retail and Distribution Management, Volume 35, Issue 6, 2007, pp. 421–442.

Flores, J., A. **Focus on Artificial Neural Networks**, Nova Science Publishers, 2011, pp. 174 177, Aktaran: Şişçi, Merve. **Yapay Sinir Ağları ile Hisse Senedi Kapanış Fiyatlarının Tahmini ve Portföy Optimizasyonu**, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, 2017, s. 41.

Foody, Giles, M. **Land Cover Classification by An Artificial Neural Network with Ancillary Information.** International Journal of Geographical Information Systems, Volume 9, Number 5, 1995, pp. 527–542.

Fortune, “Perakende sektöründe neler oluyor?”, 15.05.2015, **Basın Bülteni**, <https://www.fortuneturkey.com/perakende-sektorunde-neler-oluyor-12993>, (11.06.2019).

Fortune 500 Türkiye, **Türkiye Sıralaması Listesi**, 2017, (<https://www.fortuneturkey.com/fortune500>), (26.05.2019).

Fortune 500, **World Ranking of Companies**, 2018, (<http://fortune.com/fortune500/2018/>), (26.05.2019).

Foxall, Gordon, R. **Consumer Behaviour (RLE Consumer Behaviour) A Practical Guide**, 1st Edition, Routledge, London, 1980, eBook Published: 05.12.2014, <https://www.taylorfrancis.com/books/9781315736082> (21.06.2019).

Foxall, Gordon, R. **Consumer Psychology in Behavioural Perspective**, Routledge, London, 1990, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Freeman, James, A. and Skapura, David, M., **Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques**, Addison-Wesley Publishing Company, USA, 1991.

Ganatra, Amit, Kosta, Y., P., Panchal, Gaurang and Gajjar, Chintan. **Initial Classification Through Back Propagation In A Neural Network Following Optimization Through GA to Evaluate the Fitness of an Algorithm**, International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT), Volume 3, Number 1, 2011, pp. 98-116.

Gardner, Meryl. **Mood States and Consumer Behaviour: A Critical Review**, Journal of Consumer Research, 12, 1985, pp. 218–300.

Geçer, Türkan. **Ürün Pazarlamasında Doğrudan Pazarlama Gelişme Potansiyeli ve Tutundurma Karması İçerisindeki Önemi: Eskişehir İlindeki İşletmelerde Doğrudan Pazarlama Uygulamalarına İlişkin Çalışma**, Siirt Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İktisadi Yenilik Dergisi, Cilt: 3, Sayı: 2, 2016, ss. 46-71.

Genç, Serdar, **Tecrübe Ve Deneyimin Takipçilerin Liderlik Algısı Üzerindeki Etkisi: Birleşmiş Milletler UNIFIL Uygulaması**, 23. Ulusal Yönetim ve Organizasyon Kongresi, Muğla, 2015, ss. 635-646.

Moschis, George, P., Andjali, E., Prahasto and Linda, G., Mitchell. **Family Communication Influences on the Development of Consumer Behavior: Some Additional Findings**, in NA-Advances in Consumer Research Volume 13, eds. Richard, J., Lutz, Provo, Association for Consumer Research, 1986, pp. 365-369.

Gıdahattı, Perakende sektöründe değişimin tetikleyicisi tüketici beklentileri!, **Basın Bülteni**, 26.08.2018, <https://www.gidahatti.com/perakende-sektorunde-degisimin-tetikleyicisi-tuketici-beklentileri-72494>, (07.06.2019).

Gilaninia, Shahram, Taleghani, Mohammad and Azizi, Nadia. **Marketing Mix and Consumer Behavior**, Kuwait Chapter of Arabian Journal of Business and Management Review, Volume 2, Number 12, 2013, pp. 53-58.

Glitsch, Kristina. **Consumer Perceptions of Fresh Meat Quality: Cross-National Comparison**, British Food Journal, Volume 102, Issue 3, 2000, pp. 177–194.

Gobble, MaryAnne, M. **Big Data: The Next Big Thing in Innovation**, Research-Technology Management, Volume 56, Number 1, 2013, pp. 64–67.

Golden, Linda, L. and Zimmer, Mary, R. **Relationship Between Affect, Patronage and Amount Of Money Spent on Affect Scaling and Measurement**, Advances in Consumer Research, Volume 13, 1986, pp. 53–57,

<http://www.acrwebsite.org/search/view-conference-proceedings.aspx?Id=6461>,
(14.06.2019).

Gómez-Díaz and Javier, Andrés. **Reviewing a Consumer Decision Making Model in Online Purchasing: An ex-post fact Study with a Colombian Sample**, Avances en Psicología Latinoamericana, Bogotá (Colombia), Volume 34(2), 2016, pp. 273-292.

Greenland, Steven, J. and McGoldrick, Peter, J. **Atmospherics, Attitudes and Behaviour: Modelling the Impact of Designed Space**, The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research, Volume 4, Issue 1, 1994, pp. 1-16.

Grewal, Dhruv, Kusum Ailawadi, L., Gauri, Dinesh, Hall, Kevin, Kopalle, Praveen and Robertson, Jane, R. **Innovations in Retail Pricing and Promotions**, Journal of Retailing, Vol 87, No 1, 2011, pp. 43-52.

Gorunescu, Florin, **Data Mining Concepts, Models and Techniques**, Intelligent System Reference Library, Volume 12, Springer-Verlag, Berlin, 2011.

Goto, Osamu, Portell, Greg, and Warschun, Mirko. **The 2017 Global Retail Development Index™, The Age of Focus**, Research Report, The Global Retail Development Index'in (GRID), 2017.

Gökaliler, Ebru, Aybar, Ayda, Sabuncuoğlu ve Gülay, Göker. **Bir Statü Tüketimi Göstergesi Olarak Iphone Markalı Akıllı Telefon Algısı: Üniversite Öğrencileri Üzerine Bir Araştırma**, Selçuk İletişim, Cilt 7, Sayı 1, 2011, ss. 36-48.

Göker, Göksel ve Polat S., Alpman. **Tüketim Toplumuna Sinemasal Bir Yaklaşım: Fight Clup**, Atatürk İletişim Dergisi, Cilt:1, Sayı:1, 2011, ss. 111-130.

Göral, Selin ve Baş, Mehmet. **Tüketicilerin Perakende Markalarına Bakışı: Kooperatif Marka Örneği**, Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi, 52 Özel Sayı, 2017, ss. 492-514.

Greenleaf , Eric A. and Lehmann, Donald R., **Reasons for Substantial Delay in Consumer Decision Making**, Journal of Consumer Research, Volume 22, Number 2, 1995, pp. 186-199.

Gu, Rui, Higa, Kunihiko and Moodie, Douglas, R. **Study on Communication Media Selection: Comparing the Effectiveness of the Media Richness, Social Influence, and Media Fitness**, Journal of Service Science and Management, Issue 4, 2011, pp. 291-299.

Guarnieri, Ricardo, A., Pereira, Enio, B. and Chou, Sin, Chan. **Solar Radiation Forecast Using Artificial Neural Networks In South Brazil**, Proceedings of 8 ICSHMO, Foz do Iguaçu, INPE, Brazil, 24-28.04.2006, pp. 1777-1785.

Gupta, Alok, Su, Bo-chiuan and Walter, Zhiping. **An Empirical Study of Consumer Switching from Traditional to Electronic Channels: A Purchase-Decision Process Perspective**, International Journal of Electronic Commerce, Volume 8, Issue 3, 2004, pp. 131-161.

Gülağız, Fidan Kaya and Şahin, Suhap. **Comparison of Hierarchical and Non-Hierarchical Clustering Algorithms**, International Journal of Computer Engineering and Information Technology, Volume 9, Number 1, 2017, pp. 6–14.

Güler, Yunus, Bahadır, **Perakendecilik Sektöründe İşletme ve Müşteri Pazarlama Etik Bakış Açılarının Karşılaştırılması**, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı: 31, 2014, ss. 65-75.

Gülmez, Mustafa ve Dörtyol, İbrahim, Taylan. **Perakendecilik Sektöründe İş Gören (Çalışan) Tatminini Etkileyen Faktörler ve Bir Araştırma**, Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Cilt 7, Sayı 2, 2009, ss. 27-44.

Gümrük ve Ticaret Bakanlığı, Alışveriş Merkezleri Hakkında Yönetmelik, Sayı 29636, Tarih 26.02.2016, <http://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2016/02/20160226-17.htm>, (25.06.2019).

Güngör, Emre, Yalçın, Nesibe ve Yurtay, Nilüfer. **Apriori Algoritması ile Teknik Seçmeli Ders Seçim Analizi**, Akdeniz Üniversitesi Hukuk Fakültesi, Akademik Bilişim Konferansı, Antalya, 2013.

Hacıoğlu, Deniz, Müjgan. **Markalı Ürün Tercihlerinin Satın Alma Davranışları Üzerindeki Etkisi**, Sosyal Siyaset Konferansları, Sayı: 61/2, 2011, ss. 243–268.

Han, Jiawei, Kamber, Micheline and Pei, Jian. **Data Mining Concepts and Techniques**, Morgan Kaufmann, Third Edition, USA, 2012.

Hand, David, Mannila, Heikki and Smyth, Padhraic. **Principles of Data Mining**, The MIT Press, London, 2001.

Hasty, Ronald, W. **Retailing**, Harper and Row Publishers, Thir Edition, New York, 1983.

Haykin, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Macmillan College Publishing Company, New York, 1994, Aktaran: Guarnieri, Ricardo, A., Pereira, Enio, B. and Chou, Sin, Chan. **Solar Radiation Forecast Using Artificial Neural Networks In South Brazil**, Proceedings of 8 ICSHMO, Foz do Iguaçu, INPE, Brazil, 24-28.04.2006, p. 1780.

Hidber, Christian. **Online association rule mining**, ACM SIGMOD Record, Volume 28, Number 2, 1999, 145–156.

Hirschman, Elizabeth C. **Consumer Behavior Theories As Heroic Quest**, NA - Advances in Consumer Research, Volume 16, eds. Thomas K. Srull, Provo, UT: Association for Consumer Research, 1989, pp. 639-646, <http://www.acrwebsite.org/volumes/6928/volumes/v16/NA-16>, (10.06.2019).

Hofmann, Georg, Rainer. Quality, **Pricing and Success in Electronic Retailing – What Makes An E-Shop Successful?**, World Review of Entrepreneurship, Management and Sust. Development, Vol. 7, No. 2, 2011 pp. 155-173.

Hormozi, Amir, M. and Giles, Stacy. **Data Mining: A Competitive Weapon for Banking and Retail Industries**, Information Systems Management, Volume 21, Numer 2, 2004, pp. 62-71.

Hoskins, J., C. and Himmelblau, D., M. **Artificial Neural Network Models of Knowledge Representation in Chemical Engineering**, Computers & Chemical Engineering, Volume12, Number 9-10, 1988, 881-890.

Howard, J., A. and Sheth, J., N. **A Theory of Buyer Behavior**, Wiley, New York, 1969, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

IDC Research and Advisory Services, “Data Growth, Business Opportunities, and the IT Imperatives”, **Executive Summary**, April 2014, <https://www.emc.com/leadership/digital-universe/2014iview/executive-summary.htm>, (27.06.2019).

İbrahim, Doğan. **A’dan Z’ye MATLAB ile Çalışmak**, Bileşim Yayınevi, İstanbul, 2004.

İçten, Tarık ve Bal, Güngör, **Artırılmış Gerçeklik Teknolojisi Üzerine Yapılan Akademik Çalışmaların İçerik Analizi**, Bilişim Teknolojileri Dergisi, Cilt: 10, Sayı: 4, ss. 401-415.

İlter, Burcu. **E-Perakendecilikde E-Hizmet Kalitesi, Müşteri Memnuniyeti ve Müşteri Sadakati İlişkisi: İşletme Fakültesi Öğrencileri Üzerine Bir Araştırma**, Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, Cilt 10, Sayı 1, 2009, ss. 97-117.

İnci, Burcu. **Bir Online Perakendecilik Yöntemi Olarak “Özel Alışveriş Sitesi” İş Modeline Yönelik Tüketici Alguları Ve Satın Alma Davranışları**, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2014.

İslamoğlu, Ahmet, Hamdi. **Pazarlama İlkeleri**, Beta Basım, İstanbul, 2002.

İslamoğlu, Ahmet, Hamdi. **Tüketici Davranışları**, Beta Basım, İstanbul, 2003.

İspir, N., Bilge ve Suher, H., Kemal. **SMS Reklamlarına Yönelik Tüketici Tutumları**, Selçuk İletişim, Cilt 5, Sayı 4, 2009, ss. 5-17.

İzgi, Berna ve Balcı, Şahin, İrem. **Elektronik Perakende Sektörü ve İnternet Alışverişi Tüketici Davranışı: Türkiye Örneği**, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi, Cilt 2, Sayı 1, 2013, ss. 9-27.

Jácome, Gabriel, **Question**, 05.07.2016, https://www.researchgate.net/post/How_to_interpret_a_Multiple_Linear_Regression_plot, (01.07.2019).

Jone,Gareth, Willett, Peter, Glen, Robert, C., Leach, Andrew, R. and Taylor, Robin. **Development and Validation of a Genetic Algorithm for Flexible Docking**, Edited by F. E. Cohen. Journal of Molecular Biology, Volume 267, Number 3, 1997, pp. 727–748.

Kamber, Micheline, Winstone, Lara, Gong, Wan, Cheng, Shan and Han, Jiawei. **Generalization and Decision Tree Induction: Efficient Classification in Data Mining**, Proceedings Seventh International Workshop on Research Issues in Data Engineering, High Performance Database Management for Large-Scale Applications, 1997.

Kantar Millward Brown, BrandZ™ Top 100 Most Valuable Global Brands 2018, **WPP**, https://brandz.com/admin/uploads/files/BZ_Global_2018_DL.pdf.

Karakaş, Mehmet. **Bir Zihniyet Olarak Tüketim Kültürü ve İhtiyaçların Yabancılaşması**, 2nd International Congress on Political, Economic and Social Studies (ICPESS), 19-22 May 2017, ss. 246-262.

Karlık, Bekir and Olgac, A., Vehbi. **Performance Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks**, International Journal of Artificial Intelligence And Expert Systems (IJAE), Volume 1, Issue 4, 2010, pp. 111-122.

Kaş, İlkey. **Tüketicilerin Mağaza Atmosferi Algılarına Göre Anlık Satın Alma Davranışlarına İlişkin Farklılıkların Belirlenmesi**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2017.

Kaur, Pavleen and Singh, Raghbir. **Children In Family Purchase Decision Making In India And The West: A Review**, Academy of Marketing Science Review, Number 8, 2006, pp. 1-30.

Kaufman–Scarborough, Carol. **Reasonable Access for Mobility-Disabled Persons is More Than Widening the Door**, Journal of Retailing, Volume 75, Issue 4, 1999, pp. 479-508.

Kaufman, Leonard and Rousseeuw, Peter, J. **Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis**, John Wiley and Sons, Inc, New Jersey, 2005.

Kayri, Murat. **Elektronik Portfolyo Değerlendirmeleri İçin Veri Madenciliği Yaklaşımı**, Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Eğitim Fakültesi Dergisi, Cilt 5, Sayı 1, 2008, ss. 98-110.

Keskin, Sena, Baş, Mehmet. **Sosyal Medyanın Tüketici Davranışları Üzerine Etkisinin Belirlenmesi**, Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 17, Sayı 3, 2015, ss. 51 – 69.

Khan, Rafi, Ahmad, Mushtaq, Aiman and Kanth, Hina. **Data Mining for Marketing**, Journal of Marketing and Consumer, Volume 9, 2015, p. 17-28.

Kılıç, Levend, Yazıcıoğlu, Yahşi ve Erdoğan, Samiye. **Aile Ekonomisi**, Anadolu Üniversitesi AÖF Yayınları, 3. Baskı, Eskişehir, 2004.

Kınık, Mustafa, Öztürk, Mahmut, Sami. **Tipografik Tasarımda Rengin Okunurluğa Etkisi Konusunda Öğrenci Görüşlerinin İncelenmesi**, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı 37, 2017, ss. 327-335.

Kırtay, Sider, Hazal, Ekmekçi, Nevzat, Halıcı, Tuğba, Ketenci, Utku, Görkem, Aktaş, Mehmet, S. ve Kalıpsız Oya. **Pazar Sepet Analizi için Örneklem Oluşturulması ve Birlikte Kurallarının Çıkartılması**, UYMS 2015 - Turkish National Software Engineering Symposium, İzmir, 2015, ss. 172-183.

Kitapçı, Olgun ve Dörtyol, Taylan. **Tüketici Satın Alma Karar Sürecinde Aile Bireylerinin Etkileri: Kadının Değişen Rolü Sivas İlinde Bir Uygulama**, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 18, Sayı 2, 2009, ss. 331-348.

Kocakoç, Deveci, İpek, **MATLAB ve İstatistiksel Veri Analizi**, 3. Basım, Nobel Yayınları, Ankara, 2015.

Koç, Erdoğan, **Tüketici Davranışı ve Pazarlama Stratejileri: Global ve Yerel Yaklaşım**, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2007.

Koh, Hian, Chye and Tan, Gerald. **Data Mining Applications in Healthcare**, Journal of Healthcare Information Management, Volume 19, Number 2, 2011, pp. 64-72.

Korkmaz, Sezer, Eser, Zeliha, Öztürk, Sevgi, Ayşe ve, Işın, F., Bahar. **Pazarlama Kavramlar, İlkeler, Kararlar**, Siyasal Kitabevi, Ankara, 2009.

Kotler, Philip. **Atmospherics as A Marketing Tool**, Journal of Retailing, Volume 49, Number 4, 1973-1974, pp. 48-64.

Kotler, Philip. **Marketing Management**, Pearson Custom Publishing, Millenium (Tenth) Edition, New Jersey, 2000.

Kotler, Philip, **Pazarlama Yönetimi**, Muallimoğlu, Nejat, (Çev.), Beta Yayıncılık, 10. Baskı, İstanbul, 2000.

Kotler, P. and Keller, K. **Marketing Management**, Pearson Education, 14th edition, London, 2011, Aktaran: Singh, Ankit, Dhayal, Neetu and Shamim, Amir. **Consumer Buying Behaviour**, International Research Journal of Management Sociology and Humanity, Vol 5, Issue 12, 2014, p. 17.

Kotler, Philip, Keller, Kevin, Lane, Brady, Mairead, Goodman, Malcolm, Hansen, Torben. **Marketing Management**, Pearson Education Limited, First Published, England, 2009.

Kotler, Philip, Kartajaya, Hermawan and Setiawan, Iwan. **Marketing 4.0 Moving from Traditional to Digital**, John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, 2017.

Kurbanoglu, S., Serap. **Sanal Gerçeklik: Gerçek mi? Değil mi?**, Türk Kütüphaneciliği, Cilt 10, Sayı 1, 1996, ss. 21-31.

Kurşunluoğlu, Emel. **Mağazalı Perakendeciler Ve Müşteri Servisleri**, Journal of Yasar University, Cilt 4, Sayı 14, 2009, s. 2173-2184.

Kurt, Türker, **Herzberg'in Çift Faktörlü Güdüleme Kuramının Öğretmenlerin Motivasyonu Açısından Çözümlemesi**, Gazi Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, Cilt 25, Sayı 1, 2005, ss. 285-299.

Küçüksaraç, Banu ve Sayımer, İdil. **Deneyimsel Pazarlama Aracı Olarak Artırılmış Gerçeklik: Türkiye'deki Marka Deneyimlerinin Etkileri Üzerine Bir Araştırma**, İstanbul Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi, Sayı 51, 2016, ss. 73-95.

Lavanya, D. and Rani, K., Usha. **Performance Evaluation of Decision Tree Classifiers on Medical Datasets**, International Journal of Computer Applications, Volume 26, Number 4, 2011, pp. 1-4.

Lawrence, R. **Models of Consumer Purchasing Behaviour**, Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics), Vol 15, No 3, 1966, pp. 216-233.

Lehner, Matthias. **Retail Store Influence on Sustainable Consumption Behaviour**, International Journal of Quality and Service Sciences, Volume 7, Issue 4, 2015, pp. 404-423.

Levy, Michael and Weitz, Barton, A. **Retailing Management**, Irwin McGraw-Hill, Third Edition, U.S., 1998.

Levy, Michael and Weitz, Barton, A. **Retailing Management**, Irwin McGraw-Hill, International Edition, U.S., 2012.

Lewison D. ve Delozier, W. **Retailing**, Merill Publishing Company, 2nd edition, Ohio, 1986, Aktaran: Arslan, Kahraman ve Ersun, Nur. **Moda Sektöründe Faaliyet Gösteren Mağazalarda Müşterilerin Mağaza Tercihinde Mağaza Tasarımının Önemi Ve Tasarım Kriterleri**, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Yıl 10, Sayı 19, 2011, s. 232.

Lin, Weiyang, Alvarez, Sergio, A. and Ruiz, Carolina. **Efficient Adaptive-Support Association Rule Mining for Recommender Systems**, Editors: Kohavi, Masand, Spiliopoulou, Srivastava, Data Mining and Knowledge Discovery, Volume 6, 2001, pp. 83-105.

Lokhande, R., D., Murthy, V., M., S., R. and Singh, K., B. **Predictive Models for Pot-Hole Depth In Underground Coal Mining-Some Indian Experiences**, Arab J Geosci, Volume 7, 2014, pp. 4697–4705.

Londhe, B., R. **Retail and Distribution Management Theory and Cases**, Nirali Prakashan, First Edition, Pune, 2006.

Lourakis, Manolis, L. A., & Argyros, Antonis, A. **Is Levenberg-Marquardt the Most Efficient Optimization Algorithm for Implementing Bundle Adjustment?** Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1, 2005, pp. 1-6.

Luigi, Cembalo, Lombardi, Alessia, Pascucci, Stefano, Dentoni, Domenico, Migliore, Giuseppina, Verneau, Fabio and Schifani, Giorgio. **“Rationally Local”: Consumer Participation in Alternative Food Chains**. Agribusiness an International Journal, Volume 31, Issue 3, 2015, pp. 330–352.

Maheshwari, Vineet, “Logistic Regression”, **Medium Data Driven Investor**, 21.12.2018, <https://medium.com/datadriveninvestor/logistic-regression-18afd48779ce>, (01.07.2019).

Mainali, S. **Market Basket Analysis**, Tribhuvan University Institute of Science and Technology, Project Report, Nepal, 2016.

Markin, Narayana and Lillis. **Social-Psychological Significance of Store Space**, Journal of Retailing, 52, pp. 43–53, Aktaran: Tai, Susan, H., C. and Fung, Agnes, M., C. **Application of an Environmental Psychology Model to In-Store Buying Behaviour**, The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research, Volume 7, Issue 4, 1997, p. 315.

Marks, L., J. and Kamins, M., A. **The Use of Product Sampling and Advertising: Effects of Sequence of Exposure and Degree of Advertising Claim Exaggeration on consumers’ Belief Strength, Belief Confidence, and Attitudes**, Journal of Marketing Research, Volume 25, 1988, pp. 266-281, Aktaran: Aktaran: Chin, Carolyn, Ye-Phern and Swatman, Paula, M., C. **The Virtual Shopping Experience: Using Virtual Presence to Motivate Online Shopping**, AJIS Volume 13, Number 1, 2005, p. 245.

Maulik, Ujjwal and Bandyopadhyay, Sanghamitra. **Genetic Algorithm-Based Clustering Technique**, Pattern Recognition, Volume 33, Number 9, 2000, pp. 1455–1465.

Mazid, Mohammed, M., Ali, Shawkat, A., B., M. and Stickle, K. **Improved C4.5 Algorithm for Rule Based Classification**, AIKED’10 Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, Wisconsin, 2010.

Mazumdar, Aniruddha. **Predicting Customer Purchase in an Online Retail Business, A Data Mining Approach**, Thesis Report, National Institute of Technology Rourkela, Department of computer Science & Engineering, Rourkela, 2010.

McGoldrick, Peter. **Retail Marketing**, The McGraw-Hill Companies, Second Edition, Berkshire, 2002.

Mısırlı, Murat. **Türkiye İçin Rekabetçi Bir Model Önerisi**, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2009.

Mihart, Kailani, Camelia. **Impact of Integrated Marketing Communication on Consumer Behaviour: Effects on Consumer Decision – Making Process**, International Journal of Marketing Studies, Volume 4, Number 2, 2012, pp. 121-129.

Misra, B., B. and Dehuri, S. **Functional Link Artificial Neural Network for Classification Task in Data Mining**, Journal of Computer Science, Volume 3, Number 12, 2007, pp. 948-955.

Mohammadi, Somayeh, Malek, **Exploring the relationships between retail brands and consumer store loyalty**, Uncertain Supply Chain Management, No 3, 2015, pp. 397–402.

Morris, Garrett, M., Goodsell, David, S., Halliday, Robert, S., Huey, Ruth, Hart, William, E., Belew, Richard, K. And Olson, Arthur, J. **Automated Docking Using a Lamarckian Genetic Algorithm and an Empirical Binding Free Energy Function**, Journal of Computational Chemistry, Volume 19, Number 14, 1998, pp. 1639–1662.

Mucuk, İsmet. **Pazarlama İlkeleri**, Türkmen Kitabevi, 20. Baskı, İstanbul, 2014.

Muruganantham, G. and Bhakat, Ravi, Shankar. **A Review of Impulse Buying Behavior**, International Journal of Marketing Studies, Volume 5, Number 3, 2013, pp. 149-160.

Mushtaq, Aiman. and Kanth, Hina. **Data Mining For Marketing**, International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, Volume 3, Number 3, 2015, pp. 985-991.

Nabiyev, Vasif, Vagifođlu, **Yapay Zeka İnsan-Bilgisayar Etkileşimi**, 4. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2012.

Navlani, Avinash, “KNN Classification using Scikit-learn”, **DataCamp**, 02.08.2018, <https://www.datacamp.com/community/tutorials/k-nearest-neighbor-classification-scikit-learn>, (17.05.2019).

Negnevitsky, Michael. **Artificial Intelligence A Guide to Intelligent Systems**, Second Edition, Pearson Education Limited, England, 2005.

Annalyn, Ng, “Association Rules and the Apriori Algorithm: A Tutorial”, **KDnuggets**, April 2016, <https://www.kdnuggets.com/2016/04/association-rules-apriori-algorithm-tutorial.html>, (01.07.2019).

Ng, Kiansing and & Liu, Huan. **Customer Retention via Data Mining**, Artificial Intelligence Review, Volume 14, 2000, pp. 569–590.

Nicosia, F., M. **Consumer Decision Processes**, Prentice-Hall, New Jersey, 1966, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Nielsen Michael. “Using neural nets to recognize handwritten digits”, **Neural Networks and Deep Learning**, 2015, <http://static.latexstudio.net/article/2018/0912/neuralnetworksanddeep-learning.pdf>, (30.06.2019).

octavian's blog, Decision Trees-C4.5, **Wordpress**, 25.03.2011, <https://octaviansima.wordpress.com/2011/03/25/decision-trees-c4-5>, (01.07.2019).

Odabaşı Yavuz ve Barış Gülfidan. **Tüketici Davranışı**, MediaCat Akademi, Esen Ofset, İstanbul, 2002.

Odabaşı, Yavuz ve Barış, Gülfidan. **Tüketici Davranışı**, Mediacat Kitapları, 2. Baskı, İstanbul, 2003.

Odabaşı, Yavuz ve Barış, Gülfidan. **Tüketici Davranışı**, Mediacat Kitapları, 17. Baskı, İstanbul, 2017.

Oğuzlar, Ayşe. **Lojistik Regresyon Analizi Yardımıyla Suçlu Profiline Belirlenmesi**, Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt 19, Sayı 1, 2005, ss. 21 – 35.

Okkan, Umut ve Mollamahmutoğlu, Ayşe. **Yiğitler Çayı Günlük Akımlarının Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi ile Modellenmesi**, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, Sayı 23, 2010, ss. 33-48.

Okumuş, Abdullah ve Karçığa, Bahar. **Yapı Market Müşterilerinin Mağaza Hizmet Kalitesine Yönelik Değerlendirmeleri**, Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, Cilt 7, Sayı 2, 2006, ss. 55-75.

Okumuş, Abdullah. **Tüketici Davranışı Teorik ve Uygulamalı Bir Yaklaşım**, Türkmen Kitabevi, İstanbul, 2013.

Okumuş, Bendegül, Aras ve Bulduk, Sıdıka. **Tüketicilerin Süpermarketlerdeki Ürün Seçimini Etkileyen Etmenler**, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt:5, Sayı: 4, 2003, ss. 70-83.

Olkun, Sinan ve Uçar, Zülbiye, **İlköğretimde Etkinlik Temelli Matematik Öğretimi**, Eğiten Kitap, 6. Baskı, Ankara, 2014.

Omnichannelexpert, Omnichannel (Çok Kanallı) Pazarlama Nedir?, **Propera**, 06.06.2016, <https://www.propera.com.tr/blog/omnichannel-pazarlama-nedir> (03.06.2019).

Omnichannelexpert, Alışverişin Geleceği ve Yeni Perakende Teknolojileri, **Propera**, 10.01.2019, <https://www.propera.com.tr/blog/alisverisin-gelecegi-yeni-perakende-teknolojileri>, (04.06.2019).

Oppenheim, Charles, **Virtual Reality and the Virtual Library**, Information Services and Use, 13, 1993, pp. 215-227, Aktaran: Kurbanoglu, S., Serap. **Sanal Gerçeklik: Gerçek mi? Değil mi?**, Türk Kütüphaneciliğı, Cilt 10, Sayı 1, 1996, s. 22.

Oppenheimer, Valerie, Kincade. **Women's Rising Employment and the Future of the Family in Industrial Societies**, Population and Development Review, Volume 20, Issue 2, 1994, pp. 293-342.

Oral, Saime ve Çelik, Ayşe. **Türkiye'yi Ziyaret Eden Turistlerin Estetik Deneyimleri Üzerine Bir Araştırma**, İşletme Araştırmaları Dergisi, Cilt 5, Sayı 4, 2013, ss. 170-190.

Oruç, Erkan, "Logo Tasarımın Önemi Nedir?", **Designerkan.com**, 2016, <https://designerkan.com/logo-tasarimin-onemi-nedir>, (13.06.2019).

Oyman, Mine, Arslan, Müge ve Bayçu, Sevil. **Mağaza Atmosferi**, Anadolu Üniversitesi Açıköğretim Fakültesi Yayınları, 1. Baskı, Eskişehir, 2006.

Oypan, Sinan, Adım Adım Tüketicilerin Satın Alma Süreçleri, **Ideasoft**, 28.08.2016, <https://www.ideasoft.com.tr/tuketicilerin-satin-alma-surecleri>, (08.06.2019).

Örücü, Edip, Tavşancı, Savaş. **Gıda Ürünlerinde Tüketicinin Satın Alma Eğilimini Etkileyen Faktörler ve Ambalajlama**, Muğla Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Sayı 3, 2001.

Önder, Hasan ve Cebeci, Zeynel. **Lojistik Regresyonlarda Değişken Seçimi**, Çukurova Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi, Cilt 17, Sayı 2, 2002, ss. 105-114.

Önemli, Savaş. Artırılmış gerçeklik bu yıl hangi alanlarda yaygınlaşacak?, **Media Trend**, 30.05.2019, <https://www.digitalbursa.com/artirilmis-gerceklik-yil-hangi-alanlarda-yayginlasacak>, (04.06.2019).

Öz, Murat, **İş Hayatında Başarımın İki Temel Koşulu: Tüketici Davranışlarını Anlayabilmek Ve Müşteri Memnuniyetini Sağlamak**, Akademik Bakış E-Dergisi,

Sayı 33, 2012, ss. 1-13, <http://www.acarindex.com/dosyalar/makale/acarindex-1423867893.pdf>, (06.06.2019).

Özcan, Burcu. **Sosyolojik Olarak Tüketim ve Boş Zaman: İstanbul Olivium Outlet Center Ve Galleria Alışveriş Merkezi Örnekleri**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul 2007.

Özcan, Sami, Ozan. **İnternet Pazarlama Faaliyetlerinde Tüketici Satın Alma Karar Süreci**, IUVD'2010, 1(2), http://www.journalagent.com/iuyd/pdfs/IUYD_1_2_29_39.pdf (08.06.2019).

Özel, Cengiz, Topsakal, Alper. **Veri Madenciliği Kullanarak Beton Basınç Dayanımının Belirlenmesi**, Cumhuriyet Üniversitesi Fen Fakültesi Fen Bilimleri Dergisi (CFD), Cilt 35, No 1, 2014, pp. 43-57.

Özgen, Özlen, Emiroğlu, Haluk, Yıldız, Mustafa Taş, Ayşe, Sezen ve Purutçuoglu, Eda, **Tüketiciler ve Modern Biyoteknoloji: Model Yaklaşımlar**, Ankara Üniversitesi Biyoteknoloji Enstitüsü Yayınları, Ankara Üniversitesi Basımevi, Ankara, 2007.

Özgül, Engin. **Tüketicilerin Sosyo-Demografik Özelliklerinin Hedonik Tüketim ve Gönüllü Sade Yaşam Tarzları Açısından Değerlendirilmesi**, Ege Akademik Bakış, Cilt: 11, Sayı: 1, 2011, ss. 25-38.

Özkalp, Enver ve Kirel, Çiğdem. **Örgütsel Davranış**, Anadolu Üniversitesi AÖF Yayınları, 2. Baskı, Eskişehir, 2004.

Özkan, Burhan. **Tüketicilerin Perakendeci Seçimi ve Satın Alma Davranışları**, Pazarlama Dünyası, Cilt 14, Sayı 4, 2000, ss. 52-57, Aktaran: Okumuş, Bendegül, Aras ve Bulduk, Sıdıka. **Tüketicilerin Süpermarketlerdeki Ürün Seçimini Etkileyen Etmenler**, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt:5, Sayı: 4, 2003, s. 72.

Özkan, Yalçın. **Veri madenciliği Yöntemleri**, 1. Basım, Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul, 2008.

Özkan, Yalçın. **Veri madenciliği Yöntemleri**, 3. Basım, Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul, 2016.

Özkazanç, Önder. **İktisadi Analiz**, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Cilt 1, Sayı: 959, Eskişehir, 1996.

Özoğul, Erkan, Mert. Perakendecilikte Yeni Trendler: Yapay Zekâ, Sanal Gerçeklik ve Artırılmış Gerçeklik, **Pazarlamasyon**, 03.07.2017, <https://pazarlamasyon.com/perakendecilikte-yeni-trendler-yapay-zeka-sanal-gerceklik-artirilmis-gerceklik>, 03.06.2019.

Özsungur, Fahri ve Güven, Seval. **Tüketici Davranışlarını Etkileyen Sosyal Faktörler ve Aile**, International Journal Of Eurasian Education And Culture, Cilt 2, Sayı 3, 2017, pp. 127-142.

Öztürk, İlknur. **Türkiye’de Perakende Sektörü**, Çağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 3, Sayı 1, 2006, ss. 69-81.

Öztürk, Gözde ve Tanrısevdi, Abdullah. **Uluslararası Kruvaziyer Ziyaretçilerine Ait Özelliklerin Birliktelik Kuralı Modeli İle Analizi**, Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Özel Sayı 1, 2017, ss. 149-163.

Öztürkkan, Alper. Nedir Bu OmniChannel?, **Gri Gündem**, 25.08.2017, <https://grigundem.com/nedir-bu-omnichannel-de6e6161d0a4?gi=b3498f28db20>, (03.06.2019).

Pachidi, Stella, Spruit, Marco and Van de Weerd, Inge. **Understanding Users’ Behavior with Software Operation Data Mining**, Computers in Human Behavior, 30, 2014, pp. 583–594.

Palaniappan, Sellappan and Awang, Rafiah. **Intelligent heart disease prediction system using data mining techniques**, 2008 IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications, 2008, pp.108-115.

Panchal, Foram and Panchal, S., Mahesh. **Review on Methods of Selecting Number of Hidden Nodes in Artificial Neural Network**, International Journal of Computer Science and Mobile Computing (IJCSMC), Volume 3, Issue 11, 2014, pp. 455 – 464.

Papatya, Nurhan. **Tüketici Davranışları ile İlgili Motivasyon Modelleri: Bir Perakende İşletmesinde Temizlik ve Kişisel Bakım Ürünlerine Bağlı Bir Araştırma**, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 10, Sayı 1, 2005, ss. 221-240.

Park, C., Whan and Lessig, V., Parker. **Students and Housewives: Differences in Susceptibility to Reference Group Influence**, Oxford Journals, Journal of Consumer Research, Volume 4, Number 2, 1977, pp. 102-110.

Park, Jong, Soo, Chen, Ming-S Yan and Yu, Philip, S. **An Effective Hash-Based Algorithm For Mining Association Rules**, Proceedings of the 1995 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data - SIGMOD '95, 1995, pp. 175-186.

Park, Wook Joo and Park, Jun-Beom. **History and Application of Artificial Neural Networks in Dentistry**, European Journal of Dentistry, Volume 12, Issue 4, 2018, pp. 594-601.

Partal, Turgay, Kahya, Ercan ve Cıgızoğlu, Kerem. **Yağış verilerinin yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri ile tahmini**, İstanbul Teknik Üniversitesi (İTÜ) Mühendislik Dergisi, Cilt 7, Sayı 3, 2008, ss. 73-85.

Pasquier, Nicolas, Bastide, Yves, Taouil, Rak and Lakhal, Lot. **Discovering Frequent Closed Itemsets for Association Rules**, Database Theory-ICDT'99, 1999, pp. 398–416.

Patel, Shail and Schlijper, Antoine. **Models of Consumer Behaviour**, 49th European Study Group with Industry (OCIAM), Mathematical Institute of University of Oxford, Oxford, UK, 23 March-02 April 2004, p. 1.

Pattanayak, Prasad, Dash, Sujata and Mohanty, Ranjit. **Data Mining in Marketing Applications**, In book: Globalization: Opportunities and Challenges, Edition: First, Chapter: 11, <https://www.researchgate.net/publication/306350452>, (30.06.2019).

Pegarkov, Daniel, D. **National Security Issues**, Nova Science Publishers, Inc., New York, 2006, Google Book: https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=HFyR99SkNk4C&oi=fnd&pg=PA201&dq=%22data+mining+use+sectors&ots=tvEy7im8w-&sig=HuMwSXWFJ_oNkBb-JbzUNXcmQff4&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false, (27.06.2019).

Penpece, Dilek. **Tüketici Davranışlarını Belirleyen Etmenler: Kültürün Tüketici Davranışları Üzerindeki Etkisi**, Yüksek Lisans Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kahramanmaraş, 2006.

Peppard Joe and Butler, Patrick. **Consumer Purchasing on the Internet:: Processes and Prospects**, European Management Journal, Volume 16, Issue 5, 1998, Electronic Version: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=9F83FE1A6ADA97125749D0884497A904?doi=10.1.1.466.1213&rep=rep1&type=pdf>, (10.06.2019).

Perakende.org, “Bauhaustan Makine Kiralama Servisi”, **Basın Bülteni**, 03.04.2009, <https://www.perakende.org/bauhaustan-makine-kiralama-servisi-1238745536h.html> (11.06.2019).

Peter, J., Paul and Olson Jerry C. **Consumer Behavior and Marketing Strategy**, McGraw-Hill/Irwin, Ninth Edition, New York, 2010.

Peterson, A., Robert, Albaum, Gerald and Ridgway, Nancy, M. **Research Note: Consumers Who Buy From Direct Sales Companies**, Journal of Retailing, Vol 65, No 2, 1989, pp. 273-286.

Pezikoglu, Filiz, Ergun, M., Emin ve Erkal, Süleyman, **Taze Meyve-Sebze Pazarlama Zincirinde Modern Perakendecilerin Durumu**, Bahçe Dergisi, Cilt 33, Sayı 1, 2004, ss. 75-84.

Philip, Adewole, Adetunji, Taofiki, Akinwale, Adio and Bidemi, Akintomide, Ayo. **Artificial Neural Network Model for Forecasting Foreign Exchange Rate**, World of Computer Science and Information Technology Journal (WCSIT), Volume 1, Number 3, 2011, pp. 110-118.

Provost, Foster and Fawcett, Tom. **Data Science and Its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making**, Mary Ann Liebert, Inc., Volume 1, Number 1, 2013, pp. 51-59.

Punj, Girish and Staelin, Richard. **A Model of Consumer Search Behavior for New Automobiles**, Journal of Consumer Research, 1983, Volume 9, Number 4, pp. 366-380.

Raaij, W., Fred, van, and Wandwossen, Kassaye. **Motivation-Need Theories and Consumer Behavior**, Advances in Consumer Research, Volume 05, 1978, pp. 590-595.

Radhakrishnan, B., Shineraj G. and Anver, Muhammed, K., M. **Application of Data Mining In Marketing**, IJCSN International Journal of Computer Science and Network, Volume 2, Issue 5, 2013, pp. 41-46.

Rahm, Erhard and Do, Hong, Hai. **Data Cleaning: Problems and Current Approaches**, Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering, IEEE Computer Society, Volume 23, Number 4, 2000, pp. 3-13.

Rajkumar, p. "Top 14 Useful Applications for Data Mining", **BigDataMadeSimple**, 20.08.2014, <https://bigdata-madesimple.com/14-useful-applications-of-data-mining>, (10.06.2019).

Rani, Pinki. **Factors Influencing Consumer Behaviour**, International Journal of Current Research and Academic Review, Volume 2, Issue 9, 2014, pp. 52-61.

Ranyon, E., K. and Stewart, D., W., **Consumer Behaviour**, Ohio: Merritt Publishing Company, 1987, Aktaran: Okumuş, Bendegül, Aras ve Bulduk, Sıdıka. **Tüketicilerin Süpermarketlerdeki Ürün Seçimini Etkileyen Etmenler**, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt:5, Sayı: 4, 2003, s. 72.

Rao, Tanniru. R. **Consumer's Purchase Decision Process: Stochastic Models**, Journal of Marketing Research, Volume 6, Issue 3, 1969, pp. 321–329.

Rathore, Nisha. **A Study On Consumer Behavior Towards Organized And Unorganized Retailing**, National Monthly Refereed Journal of Reasearch in Commerce and Management, Volume 1, Issue 8, 2010, pp. 65-69.

Redinbaugh, Larry, D. **Retailing Management**, McGraw-Hill Book Company, U.S., 1976.

Rekabet Kurumu, **“Türkiye HTM Perakendeciliği Sektör İncelemesi Nihai Raporu”**, 2012, <https://www.rekabet.gov.tr/Dosya/sector-raporlari/6-hizli-tuketim-mallari>.

Reynaldi, Arnold, Lukas, Samuel and Margaretha, Helena. **Backpropagation and Levenberg-Marquardt Algorithm for Training Finite Element Neural Network**, 2012 Sixth UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation, 2012, pp. 89-94.

Romesburg, Charles. **Cluster Analysis for Researchers**, Lulu Press, North Carolina, 2004.

Rook, D., W. **Impulse Buying**, Journal of Consumer Research, 14, 1987, pp. 189–99, Aktaran: Tai, Susan, H., C. and Fung, Agnes, M., C. **Application of an Environmental Psychology Model to In-Store Buying Behaviour**, The International

Review of Retail, Distribution and Consumer Research, Volume 7, Issue 4, 1997, p. 315.

Rook, D, '**Ritual**' in Earl, P. and Kemp, S, (eds). The Elgar Companion to Consumer Research and Economic Psychology, Edward Elgar, Cheltenham, 1999, pp. 506-511, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Saaksjarvi, Maria. **Consumer Adoption of Technological Innovations**, European Journal of Innovation Management, Volume 6, Issue 2, 2003, pp. 90–100.

Salehinejad, Hojjat and Rahnamayan, Shahryar. **Customer Shopping Pattern Prediction: A Recurrent Neural Network Approach**, Computational Intelligence (SSCI), 2016 IEEE Symposium Series on IEEE, 2016, pp 1–6.

Salem, Omar, Gameel, “Apriori Algorithm”, Codeproject, 10.08.2012, <https://www.codeproject.com/Articles/70371/AprioriAlgorithm?msg=4917121#xx4917121xx>, (01.07.2019).

Sanger, Terence, D. **Optimal Unsupervised Learning in a Single-Layer Linear Feedforward Neural Network**, Neural Networks, Volume 2, 1989, pp. 459-473.

Sarvi Hampa, H. **The effect of valuable variable on willingness to buy responsive environment (test models of consumer behavior)**, Master's Thesis, University of Beheshti, Tehran, iran, 2007, Aktaran: Gilaninia, Shahram, Taleghani, Mohammad and Azizi, Nadia. **Marketing Mix and Consumer Behavior**, Kuwait Chapter of Arabian Journal of Business and Management Review, Volume 2, Number 12, 2013, p. 57.

Savaşçı, İpek. **Perakendecilikte Yeni Eğilimler: Perakendeci Markaların Gelişimi ve Türkiye’de ki Uygulamalar**, Celal Bayar Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Yönetim ve Ekonomi Dergisi, Cilt 10, Sayı 1, 2003, ss. 85-102.

Sayad, Saed, “Association Rules”, **Rutgers School of Arts and Sciences**, 2013-2019, https://www.saedsayad.com/association_rules.htm, (06.07.2019).

Saydan, Reha ve Kanbir, Hüseyin. **Global Pazarlamada Toplumsal Kültür Farklılıklarının Önemi Çokuluslu Şirket Ve Yerel Kültür Örnekleri**, Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 6, Sayı 22, 2007, ss. 74-89.

Saygılı, Ali. **Gençlerin Tüketim Davranışlarını Etkileyen Sosyo-Kültürel Faktörler: Sakarya Üniversitesi ve Kırgızistan-Türkiye Manas Üniversitesi Örneği**, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sakarya, 2011.

Schiffman, Leon, G. and Wisenblit, Joseph. **Consumer Behavior**, Pearson Education Limited, Global Edition, England, 2015.

Schmitz, Jeff. “The Evolution Of Retail: Past, Present And Future”, **Retail Touch Points**, 28.11.2017, Basın Bülteni, <https://www.retailtouchpoints.com/features/executive-viewpoints/the-evolution-of-retail-past-present-and-future>, (01.06.2019).

Serengil, Şefik, İlkin, “A Step by Step ID3 Decision Tree Example”, **Developer Log’s**, 20.11.2017, <https://sefiks.com/2017/11/20/a-step-by-step-id3-decision-tree-example>, (01.07.2019).

Sermeus, Walter, Procter, Paula, M. and Weber, Patrick. **Nursing Informatics 2016 eHealth for All: Every Level Collaboration-from Project to Realization**, IOS Press, Netherlands, 2016.

Seyrek, İbrahim, Halil ve Ata,H., Ali. **Veri Zarflama Analizi ve Veri Madenciliği ile Mevduat Bankalarında Etkinlik Ölçümü**, BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar, Cilt:4, Sayı 2, 2010, ss. 67-84.

Shahsavari, S., Bagheri, G., Mahjub, R., Bagheri, R., Radmehr, M., Rafiee-Tehrani, M. and Dorkoosh, F. **Application of Artificial Neural Networks for Optimization of Preparation of Insulin Nanoparticles Composed of Quaternized Aromatic Derivatives of Chitosan**, Drug Research, Volume 64, Number 03, 2013, pp. 151–158.

Shamout, Mohamed, Dawood. **The Impact of Promotional Tools on Consumer Buying Behavior in Retail Market**, International Journal of Business and Social Science, Volume 7, Number 1, 2016, pp. 75-85.

Sharma, Sumana, **An Integrated Knowledge Discovery and Data Mining Process Model**, PhD Thesis, Virginia Commonwealth University, Virginia, 2008.

Sıđrı, Ünsal ve Tıđlı, Mehmet. **Hoftede'nin "Belirsizlikten Kaçınma" Boyutunun Yönetmel-Örgütsel Süreçlere ve sPazarlama Açısından Tüketici Davranışlarına Etkisi**, Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt 21, Sayı 1, 2006, ss. 327-342.

Sichitiu, Mihail L. and Ramadurai, Vaidyanathan. **Localization of Wireless Sensor Networks with a Mobile Beacon**, IEEE International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Systems, 2004, pp. 174-183.

Silkü, Bilgiler, Hidaye, Aydan, **Y Kuşađının İnternetten Alışverişe Yönelik Tutumları: Nicel Bir Araştırma**, Erciyes İletişim Dergisi, Cilt 6, Sayı 1, 2019, ss. 487-512.

Singh, Ankit, Dhayal, Neetu and Shamim, Amir. **Consumer Buying Behaviour**, International Research Journal of Management Sociology and Humanity, Vol 5, Issue 12, 2014, pp. 17-21.

Sinha, Shivam, Singh, T., N., Singh, V., K., and Verma, A., K. **Epoch Determination for Neural Network by Self-Organized Map (SOM)**, Comput Geosci, Volume 14, 2010, pp. 199–206.

Smart Vision Europe, "What is the CRISP-DM methodology?", 23.09.2018, <https://www.sv-europe.com/crisp-dm-methodology/#datapreparation>, (01.06.2019).

Smith, R., E. and Swinyard, W., R. **Cognitive Response to Advertising and Trial: Belief Strength, Belief Confidence and Product Curiosity**, Journal of Advertising,

Volume 17, Number 3, 1988, pp. 3-14, Aktaran: Chin, Carolyn, Ye-Phern and Swatman, Paula, M., C. **The Virtual Shopping Experience: Using Virtual Presence to Motivate Online Shopping**, AJIS Volume 13, Number 1, 2005, p. 245.

Solomon, Michael, R. **Consumer Behavior Buying**, Having And Being, Prentice Hall International Editions, Third Edition, New Jersey, 1996 Aktaran: Erciř, Aysel, Ünal, Sevtap, Can, Polat. **Yařam Tarzlarının Satın Alma Karar Süreci Üzerindeki Rolü**, Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt 21, Sayı 2, 2007, s. 283.

Solomon, Michael, Russell-Bennett, Rebekah and Previte, Josephine. **Consumer Behavior Buying Having Being**, Pearson Australia Group Pty Ltd., Third Edition, Australia, 2013.

Srikant, Ramakrishnan, Vu, Quoc and Agrawal, Rakesh. **Mining Association Rules with Item Constraints**, KDD-97 Proceedings, American Association for Artificial, 1997, pp. 67-73.

SRT Strategic Research, Stand Out From the Competition, **Research Concepts**, <https://srtools.com.au/market-research/market-research-tools/research-concepts> (06.06.2019).

Stayman, Douglas, M., Alden, Dana, L, and Smith, Karen, H, **Some effects of schematic processing on consumer expectations and disconfirmation judgements**, Journal of Consumer Research 19, 1992, pp. 241-255, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Stone, Robert, J., Virtual Reality and Cyberspace: From Science Fiction to Science Fact, Information Services and Use, 11, 1991, pp. 283-300, Aktaran: Kurbanođlu, S., Serap. **Sanal Gerçeklik: Gerçek mi? Deđil mi?**, Türk Kütüphaneciliđi, Cilt 10, Sayı 1, 1996, s. 22.

Swinyard, William, R. **The effects of mood, involvement, and quality of store experience on shopping intentions**, Journal of Consumer Research, Volume 20, Number 2, 1993, pp. 271–280.

Şeker, Sadi, Evren. **Motivasyon Teorisi (Motivation Theory)**, YBS Ansiklopedisi, Cilt 2, Sayı 1, 2015, ss. 22-26.

Şeker, Sadi, Evren. **CRISP-DM: Endüstriler Arası Standart İşleme – Veri Madenciliği için (Cross Industry Standard Processing – Data Mining)**, YBS Ansiklopedisi, Cilt 5, Sayı 2, 2018, ss. 10-16.

Şimşek, Bahtiyar, “Tüketici Davranışları Odağında Sosyal Sınıf Ve Reklam İncelemeleri”, Branding Türkiye, 14.07.2018, <https://www.brandingturkiye.com/tuketici-davranislari-odaginda-sosyal-sinif-ve-reklam-incelemeleri>, (11.06.2019).

Şimşek, Umman, Tuğba. **Veri Madenciliği ve Müşteri İlişkileri Yönetiminde (CRM) Bir Uygulama**, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2006.

Şişçi, Merve. **Yapay Sinir Ağları ile Hisse Senedi Kapanış Fiyatlarının Tahmini ve Portföy Optimizasyonu**, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, 2017.

Tai, Susan, H., C. and Fung, Agnes, M., C. **Application of an Environmental Psychology Model to In-Store Buying Behaviour**, The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research, Volume 7, Issue 4, 1997, pp. 311-337.

Takeuchi, Toshiaki, “Market Basket Analysis with MATLAB”, **GitHub**, 28.09.2014, <https://github.com/toshiakit/apriori>, (01.07.2019).

Tamura, Shin’ichi and Tateishi, Masahiko. **Capabilities of A Four-Layered Feedforward Neural Network: Four Layers Versus Three**. IEEE Transactions on Neural Networks, Volume 8, Number 2, 1997, pp. 251–255.

Tan, Pang-Ning, Steinbach, Michael and Kumar, Vipin. **Introduction to Data Mining**, Pearson Education Limited, 2005.

Tarı, Recep ve Pehlivanođlu, Ferhat. **Kocaeli İlinde Tüketici Davranışlarının Gelir-Harcama Grupları İlişkisi Açısından Analizi (Tüketim Harcamaları Profili)**, Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi Cilt: 13, Sayı: 1, 2007, ss. 192-210.

Taş, Canan. **Tüketim Rasyonalitesi Açısından Kent-Köy Karşılaştırılması: Bartın İli Örneđi**, Yüksek Lisans Tezi, Bartın Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bartın, 2017.

Taşkın, Çağatan ve Emel, Gül, Gökay. **Veri Madenciliğinde Kümeleme Yaklaşımları Ve Kohonen Ağları İle Perakendecilik Sektöründe Bir Uygulama**, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 15, Sayı 3, 2010, ss. 395-409.

T.C. Başbakanlık Aile Araştırma Kurumu Başkanlığı Aile Kurultayı. **Değişim Sürecinde Aile; Toplumsal Katılım ve Demokratik Değerler**, Ankara, 1995, Aktaran: Çelik, Bahar. **Mağaza Atmosferinin Hedonik Tüketim İle İlişkisi Sera Kütahya Alışveriş Merkezi'nde Bir Uygulama**, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kütahya, 2003, s. 27.

Tek, Ömer, Baybars. **Perakende Pazarlama Yönetimi**, Üçel Yayımcılık ve Dağıtımcılık, İzmir, 1984.

Tek, Ömer, Baybars. **Pazarlama İlkeleri Global Yönetimsel Yaklaşım Türkiye Uygulamaları**, Cem Ofset, 7. Baskı, İzmir, 1997.

Tekvar, Sırma, Oya. **Tüketici Davranışlarının Demografik Özelliklere Göre Tanımlanması**, İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi, Cilt: 5, Sayı: 6, 2016, ss. 1601-1616.

Tenekeciođlu Birol, “Pazarlama Yönetimi”, **Pazarlama Konusu ve Pazarlama Yönetimi**, (Ed. Birol Tenekeciođlu), 2. Baskı, Anadolu Üniversitesi Yayını, Eskişehir, 2004, s. 3.

Terzi, Ümit, Hacalođlu, Sinan, Emre, Aladađ, Zerrin. **Otomobil Satın Alma Problemi İin Bir Karar Destek Modeli**, İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, Yıl: 5, Sayı 10, 2006/2, ss. 43-49.

Tiltay, Muhammet, Ali. **Tüketim: Bireysel Eylemin Toplumsal Dönüşümü** (Torlak, Ömer (2016), İnkılab Yay.; İstanbul, ISBN: 978-605-419-498-8, 208 Sayfa), Sosyoloji Konferansları, No: 54, 2016-2, ss. 361-364.

Toker, Boran, **Demografik Deđişkenlerin İş Tatminine Etkileri: İzmir’deki Beş ve Dört Yıldızlı Otellere Yönelik Bir Uygulama**, Dođuş Üniversitesi Dergisi, Cilt 8, Sayı 1, 2007, ss. 92-107.

Tokol, Tuncer. **Pazarlama Yönetimi**, Uludađ Üniversitesi Yayınları, 7. Baskı, Bursa, 1996.

Tortum, Ahmet, Yayla, Nadir ve Gökdađ, Mahir. **Yapay Sinir Ağları Ve Birleştirilmiş Sinirsel Bulanık Sistemler İle Şehirlerarası Yük Taşımaları Tür Seçiminin Modellenmesi**, 6. Ulaştırma Kongresi, İstanbul, 23-25 Mayıs 2005, ss. 56-66.

Tutorialspoint, “Data Mining-Decision Tree Induction”, **Data Mining Tutorial**, https://www.tutorialspoint.com/data_mining/dm_dti.htm, (15.06.2019).

Türkiye Alışveriş ve Perakendeciler Federasyonu (TAMPF), Dönüşürken Büyüyen Türkiye Perakende Sektörü, **PWC**, <https://www.pwc.com.tr/tr/publications/industrial/retail-consumer/pdf/donusurken-buyuyen-turkiye-perakende-sektoru-raporu.pdf>, (06.06.2019).

Türkiye'nin Endüstri 4.0 Platformu, Artırılmış Gerçeklik Kullanan 7 Marka, **Basın Bülteni** <https://www.endustri40.com/artirilmis-gerceklik-kullanan-7-marka>, (06.06.2019).

Türkmen, Büşra, “2018 Logo Trendlerini Yakalayın”, **Pazarlamasyon**, 23.03.2018, <https://pazarlamasyon.com/2018-logo-trendlerini-yakalayin>, (13.06.2019).

Twomney, P. '**Habit**' in Earl, P and Kemp, S, (Eds). The Elgar Companion to Consumer Research and Economic Psychology, Edward Elgar, Cheltenham, 1999, pp. 270-275, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Ulusoy, Gürkan. **Gıda Perakendeciliği Sektöründe Tüketicilerin Yeniden Satın Alma Kararları Üzerinde Mağaza Atmosferi Unsurlarının Etki Düzeyi Farklılıklarının Belirlenmesi: EEG Ve Göz İzleme Yöntemlerine Dayalı Deneysel Bir Araştırma**, Yüksek Lisans Tezi, Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Çorum, 2018.

Umiker - Sebeok, J., ed. **Marketing and Semiotics: New Directions in the Study of Signs for Sale**, Mouton de Gruyter, Berlin, 1987, Aktaran: Smith, Andrew, Peter. Consumers' Product Choice Behaviour: An Application of Chaos Theory, PhD Thesis, University of Stirling, 2000, p. 43.

Unattended Retail Tracker, **Reis & Irvy's Finds an Unattended Way to Sell Soft-Serve Treats**, 2008, <http://www.gennextbrands.com/wp-content/uploads/pr/04-18-Unattended-Retail-Tracker-April-2018.pdf>, (03.06.2019).

Underhill, Paco, **İnsanlar Neden Alışveriş Yapar?**, Çev. Ekin Duru, Sabah Kitapları, İstanbul, 2000.

Ujjwalkarn, “A Quick Introduction to Neural Networks”, **The Data Science Blog**, 09.08.2016, <https://ujjwalkarn.me/2016/08/09/quick-intro-neural-networks>, (30.06.2019).

Uslu, Metin, “Birliktelik Kuralları Analizi (Association Rules Analysis)”, **Veribilimi**, 04.09.2018, from <https://www.veribilimi.co/associationrulesanalysis>, (08.07.2019).

Uusitalo, Outi. **Consumer Perceptions of Grocery Retail Formats and Brands**, International Journal of Retail and Distribution Management, Volume 29, Issue 5, 2001, pp. 214–225.

Uztuğ, Ferruh, Gürgen, Haluk, Kırel, Çiğdem ve Orhon, Nezih. (2003), **Halkla İlişkiler ve İletişim**, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Eskişehir, 2003.

Uzun, Erdinç, Agun, H., Volkan, ve Yerlikaya, Tarık. **Web Content Extraction by Using Decision Tree Learning**, 2012 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Muğla, 18-20.04.2012, pp. 1-4.

Üster, Zeynep, **Elektronik Ortamda Alışveriş Yapan Tüketicilerin Kontrolsüz Satın Alma Eğilimlerinin İncelenmesi: İnteraktif Bir Uygulama**, Uluslararası İşletme ve Yönetim Dergisi, Cilt 2, Sayı 2, 2014, ss. 168-187.

Vach, Werner. **Regression Models as a Tool in Medical Research**, CRC Press Taylor & Francis Group, Florida, 2013.

Varinli, İnci. **Marketlerde Pazarlama Yönetimi**, Detay Yayıncılık, 2. Baskı, Ankara, 2008.

Vassiliadis, Panos, Vagena, Zografoula, Skiadopoulos, Spiros, Karayannidis, Nikos and Sellis, Timos. **ARKTOS: A Tool For Data Cleaning and Transformation in Data Warehouse Environments**, Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering, IEEE Computer Society, Volume 23, Number 4, 2000, pp. 42-47.

Velickov, Slavco and Solomatine, Dimitri. **Predictive Data Mining: Practical Examples**, Artificial Intelligence in Civil Engineering. Proc. 2nd Joint Workshop, Cottbus, Germany, March 2000, pp. 1-17.

Vidhate, Deepak, A. and Kulkarni, Parag. **Improvement In Association Rule Mining By Multilevel Relationship Algorithm**, International Journal of Research in Advent Technology, Volume 2, Issue 1, 2014, pp. 366-373.

Wallace, David, W., Giese, Joan, L. and Johnson, Jean, L. **Customer Retailer Loyalty in the Context of Multiple Channel Strategies**, Journal of Retailing, Volume 80, Issue 4, 2004, pp. 249–263.

Wang, Xi-Ping and Huang, Yuan-Sheng. **Predicting Risks of Capital Flow Using Artificial Neural Network and Levenberg Marquardt Algorithm**, 2008 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Kunming, 12-15 July 2008, pp. 1353-1357.

Wang, Zhou and Alan, C., Bovik. **Mean squared error: Love It or Leave it? A New Look at Signal Fidelity Measures**, IEEE Signal Processing Magazine, Volume 26, Number 1, 2009, pp. 98–117.

Wang, Yu-Ren and Gibson, G. Edward. **A Study of Preproject Planning and Project Success using ANNs and Regression Models**. Automation in Construction, Volume 19, Number 3, 2010, pp. 341–346.

Watters, Audrey, “The Age of Exabytes: Tools and Approaches for Managing Big Data”, **Slideshare**, 11.10.2010, <http://www.slideshare.net/readwriteweb/exabytes-rww-final> (01.06.2019).

Whitley, Darrell. **A Genetic Algorithm Tutorial**, Statistics and Computing, Volume 4, 1994, pp. 65-85.

Williams, Terrell, G. Social class influences on purchase evaluation criteria. Journal of Consumer Marketing, Volume 19, Issue 3, 2002, pp. 249–276.

Willems, Kim, Brengman, Malaikaand van de Sanden, Stephanie. **In-store proximity marketing: experimenting with digital point-of-sales Communication**,

International Journal of Retail and Distribution Management, Volume 45, Issue 7/8, pp. 910-927.

Wirth, Rüdiger and Hipp, Jochen. **CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining**, Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining, 2000, pp. 29–39.

Wood, Michael. **Socio-Economic Status, Delay of Gratification, and Impulse Buying**. Journal of Economic Psychology, Volume 19, Issue 3, 1998, pp. 295–320.

Workman, Jane, E. and Studak, Cathryn, M. **Fashion Consumers and Fashion Problem Recognition Style**, International Journal of Consumer Studies, Volume 30, Issue 1, 2006, pp. 75–84.

Wu, Shaomin and Derek, Clements-Croome. **Understanding the indoor environment through mining sensory data-A case study**, Energy and Buildings, Volume 39, Number 11, 2007, pp. 1183-1191.

Yadav, Neha, Yadav, Anupam and Kumar, Manoj. **An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations**. SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology, Poland, 2015.

Yalch, Richard and Spangenberg, Eric. **Effects of Store Music on Shopping Behavior**, Journal of Consumer Marketing, Volume 7, Issue 2, 1990, pp.55-63.

Yang, Yiling, Guan, Xudong and You, Jinyuan. **CLOPE: A Fast and Effective Clustering Algorithm for Transactional Data**, Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Canada, 23-26 July 2002, pp. 682-687.

Yenipinar, Uysal ve Yıldırım, Oya. **Destinasyon Markalaşmasında Yerel Simgelerin Logo ve Amblemlerde Kullanılması: Muğla Araştırması**, Art-e Sanat Dergisi, Cilt 13, Sayı 1, 2016, ss. 29-46.

Yeşiltaş, Mehmet, Cankül, Duran ve Temizkan, Rahman. **Otel Seçiminde Dini Hayat Tarzlarının Etkisi**, Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 11, Sayı 39, 2012, ss. 193-217.

Yıldırım, Yıldırım. **Tüketicinin Satın Alma Karar Sürecinde Bilgi Kaynakları ve Güvenirlikleri: Referans Grubu Olarak Yakın Çevrenin Etkisinin İncelenmesi**, Akademik Yaklaşımlar Dergisi, Cilt: 7, Sayı: 1, 2016, ss. 214-231.

Yücedağ, Kerem, İ. **Tüketici Davranışı, İnsana Özgü İhtiyaçlar ve Hedonik Tüketim**, Yüksek Lisans Tezi, Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Aydın, 2005.

Yüksel, İbrahim. **MATLAB ile Mühendislik Sistemlerinin Analizi ve Çözümü**, 2. Baskı, Vıpaş A.Ş., Bursa, 2000.

Yükselen, Cemal. **Pazarlama, İlkeler-Yönetim-Örnek Olaylar**, Detay Yayıncılık, 7. Baskı, Ankara, 2008.

Zainaddin, Dahlia, Asyiqin, Ahmad and Hanapi, Zurina, Mohd. **Hybrid of Fuzzy Clustering Neural Network Over NSL Dataset for Intrusion Detection System**, Journal of Computer Science, Volume 9, Number 3, 2013, pp. 391-403.

Zaltman, Gerald. **Tüketici Nasıl Düşünür?** Mediacat, Kapital Medya Hizmetleri A.Ş., Çeviren: A. Semih Koç, İstanbul, 2003.

Zhang, Guoqiang, Patuwo, B., Eddy and Hu, Michael, Y. **Forecasting with Artificial Neural Networks**, International Journal Of Forecasting, Volume 14, Number 1, 1998, pp. 35-62.

Zhang, Tao and Zhang, David. **Agent-Based Simulation of Consumer Purchase Decision-Making and the Decoy Effect**, Journal of Business Research, Volume 60, Issue 8, 2007, pp. 912-922.

Zhang, Jing-Ru, Zhang, Jun, Lok, Tat-Ming and Lyu, Michael, R. **A Hybrid Particle Swarm Optimization–Back-Propagation Algorithm For Feedforward Neural Network Training**. Applied Mathematics and Computation, Volume 185, Number 2, 2007, pp. 1026–1037.

Zheng, Zijian, Kohavi, Ron and Mason, Llev. **Real World Performance of Association Rule Algorithms**. Proceedings of the Seventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining - KDD '01, 2001.

Ziaei, L., Mehri, A., R. and Salehi, M. **Application of Artificial Neural Networks in Cancer Classification and Diagnosis Prediction of a Subtype of Lymphoma Based on Gene Expression Profile**, Journal of Research in Medical Sciences, Volume 11, Number 1, 2006, pp. 13-17.